

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

PLANIFICACIÓN ÓPTIMA DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN DE BOMBEO AMAZONAS DEL OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A.

**TRABAJO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
CIENCIAS ECONÓMICAS Y FINANCIERAS**

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

JENNY ALEXANDRA BERMEJO JAUREGUI

jenny.bermejo@epn.edu.ec

JESSICA GABRIELA RAMOS PEÑA

jessica.ramos@epn.edu.ec

DIRECTOR: DR. RAFAEL TIBERIO BURBANO RODRIGUEZ

rafael.burbano@epn.edu.ec

Quito, junio 2021

DECLARACIÓN

Nosotras, Jenny Alexandra Bermejo Jauregui y Jessica Gabriela Ramos Peña, declaramos bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de nuestra autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que hemos consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Jenny Alexandra Bermejo Jauregui

Jessica Gabriela Ramos Peña

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Jenny Alexandra Bermejo Jauregui y Jessica Gabriela Ramos Peña, bajo mi supervisión.

Dr. Rafael Tiberio Burbano Rodríguez
DIRECTOR

DEDICATORIA

Ha sido un camino muy largo para cumplir esta meta, por lo que dedico este trabajo a mis padres, Luis y María, por todo su apoyo, sacrificio, esfuerzo, y estar a mi lado en todo momento.

A mis abuelitos, Camila, Vicenta y Manuel, que partieron cuando menos lo esperaba y ahora son mis tres angelitos en el cielo, quienes soñaron con presenciar este momento. Gracias a sus consejos, amor y enseñanzas, hicieron que los años junto a ustedes sean únicos y todos esos recuerdos los llevo siempre en mi corazón. Gracias por guiar mi camino y darme la fuerza para cumplir con esta meta, esto es por ustedes que cuidan de mí y me envían su bendición. Espero que desde el cielo sigan sintiéndose orgullosos de mí. Les prometí terminar mi carrera y hoy estoy feliz de poder cumplir con la promesa que les hice.

Jenny Alexandra Bermejo Jauregui

DEDICATORIA

A mi madre Isabel Peña y a mi padre Vicente Ramos. Este logro es de ustedes.

A mi amada familia, representan la unión y la amistad en mi vida.

A mi abuelita María, desde el cielo guía mi camino.

Jessica Gabriela Ramos Peña

AGRADECIMIENTO

A Dios y a la Virgencita del Quinche, por guiar mi camino, por darme la fuerza para continuar a pesar de los obstáculos y no dejarme caer, por ayudarme a nunca perder la fe y cumplir con esta meta.

A María, gracias mami por acompañarme en este largo camino de manera incondicional, por enseñarme que con humildad y esfuerzo, se logra cualquier cosa que nos propongamos. A Luis, gracias papi por todo su apoyo, por inculcarme valores que me ayudaron a convertirme en la persona y profesional que soy hoy. Les agradezco desde el fondo de mi corazón a los dos por su trabajo, sacrificio y nunca dejarme sola. Gracias a su apoyo y amor pude cumplir con mi sueño.

A mis hermanos Patricia, Luis Miguel y Brytany, por estar conmigo en los buenos y malos momentos, este triunfo también es de ustedes, porque son los mejores hermanos del mundo.

Gracias familia por su amor y por demostrarme que a pesar de las circunstancias que nos ha tocado vivir, con momentos de felicidad y tristeza, siempre nos hemos apoyado para salir adelante y nunca darnos por vencidos.

A mis abuelitos, por todos sus consejos, cariño y sabias palabras mientras estuvieron junto a mí.

A mis amigos que conocí a lo largo de los años y en la universidad, en especial a Jessica R, Katherine R y Jenny F, gracias por todos los momentos compartidos, porque entre alegrías, tristezas y estudio, ahora tenemos una gran amistad.

A mi amiga Jessica, por compartir este proyecto juntas, porque a más del apoyo mutuo durante el desarrollo de este proyecto, pude conocer el gran ser humano que eres. Gracias por escucharme, por tus consejos y apoyo cuando más lo necesitaba.

Al Doctor Rafael Burbano por su apoyo, confianza y tiempo para guiar el presente trabajo, así como en mi formación académica.

A la empresa Oleoductos de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A, por permitirnos realizar esta investigación, en especial a los Ingenieros Wagner Carrera y Hugo Cuenca por su apoyo.

Jenny Alexandra Bermejo Jauregui

AGRADECIMIENTO

A Dios y a la Virgen, por ser mi fortaleza y mi guía en cada momento.

A mis padres que con su amor, consejos, ejemplo y apoyo incondicional permitieron que este objetivo se haga realidad. Gracias por enseñarme a nunca rendirme y por la confianza depositada en mí.

A mis hermanos Fernando y Diego, gracias por motivarme a seguir triunfando y espero lo mismo para ustedes.

A la empresa OCP, en especial a los ingenieros Wagner Carrera y Hugo Cuenca, ya que sin su apoyo y tiempo este trabajo no hubiera sido posible.

A nuestro director de tesis, Dr. Rafael Burbano por compartir sus conocimientos e interesa en el desarrollo de este trabajo.

A mis queridos compañeros y amigos Jenny B, Katy R, Olguita I y Andrés F, por acompañarme durante mi vida universitaria tanto dentro como fuera de las aulas, gracias por tantos gratos momentos.

Un agradecimiento especial a mi compañera de tesis, Jenny, por compartir esta experiencia conmigo hasta su feliz culminación.

A mi querida universidad “La Poli” por permitirme ser parte de tan prestigiosa institución.

Jessica Gabriela Ramos Peña

Índice

Resumen	9
Abstract	10
Preámbulo	11
I. Introducción	13
1.1. Planteamiento del problema	13
1.2. Objetivos de la investigación	16
1.2.1. Objetivo general	16
1.2.2. Objetivos específicos	16
1.3. Producción Petrolera	16
1.3.1. Antecedentes	16

ÍNDICE

1.4. La empresa OCP Ecuador S.A.	20
1.4.1. Estaciones de bombeo	20
1.4.2. Estaciones reductoras de presión	22
1.4.3. Terminal Marítimo	23
1.4.4. Sistemas de Seguridad	27
1.4.5. Problemas ambientales	27
II. Marco Teórico	30
2.1. Series de Tiempo	30
2.1.1. Estacionariedad	31
2.1.2. Test de Raíz Unitaria	33
2.1.3. Modelo mixto Autorregresivo-Media móvil (<i>ARMA</i>)	35
2.1.4. Procesos Integrados (<i>I</i>)	37
2.1.5. Modelos Autorregresivos Integrados de Promedios Móviles (<i>ARIMA</i>)	38
2.1.6. Metodología de Box y Jenkins	38

ÍNDICE

2.1.7. Modelo Autorregresivos Integrados de Promedios Móviles con variables exógenas (<i>ARIMAX</i>)	42
2.2. Organización Industrial	46
2.2.1. Caso de estudio	51
III. Pronóstico del consumo de diésel para la estación Amazonas de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., mediante la utilización de modelos econométricos	53
3.1. Datos	53
3.1.1. Tratamiento de datos.	54
3.2. Descripción de variables	54
3.3. Modelos de series de tiempo univariados (<i>ARIMA</i>)	62
3.3.1. Transformaciones previas a la serie consumo de diésel	63
3.3.2. Identificación de los modelos <i>ARIMA</i>	64
3.3.3. Especificación de los Modelos Identificados para la Serie Consumo de Diésel	65
3.3.4. Análisis post-estimación	67
3.3.5. Pronósticos de los modelos <i>ARIMA</i>	68

ÍNDICE

3.4. Modelos de series de tiempo con variables exógenas (<i>ARIMAX</i>)	69
3.4.1. Verificación de estacionariedad de las variables	70
3.4.2. Análisis de causalidad en el sentido de Granger	71
3.4.3. Análisis de correlación	72
3.4.4. Regresión lineal múltiple	73
3.4.5. Análisis de residuos	75
3.4.6. Pronóstico del Consumo de Diésel	79
3.5. Resultados	80
IV. Conclusiones y Recomendaciones	82
4.1. Conclusiones	82
4.2. Recomendaciones	83
Anexos	87
A.	88

Índice de tablas

2.1. Lineamientos Generales	39
3.1. Pruebas de raíz unitaria Dickey-Fuller Aumentada (<i>DFA</i>)	63
3.2. Información estadística del Modelo (3) ARIMA (6,1,1)	66
3.3. Comparación de Modelos	66
3.4. Test de Raíces Unitarias Dickey-Fuller Aumentada Para Series Originales . . .	70
3.5. Test de raíces unitarias <i>DFA</i> para series diferenciadas	71
3.6. Test de Causalidad de Granger	72
3.7. Matriz de Correlación para Variables Exógenas	73
3.8. Resultados econométricos del Modelo 4	74

ÍNDICE DE TABLAS

3.9. Información Estadística del Modelo (5)	76
3.10. Estadísticos de calidad de los modelos	80
3.11. Pronóstico mensual de consumo de diésel	80
3.12. Gasto mensual en base al consumo pronosticado y precios actuales del diésel .	81
A.1. Información Estadística del Modelo (1) ARIMA (1,1,1)	88
A.2. Información Estadística del Modelo (2) ARIMA (2,1,1)	88
A.3. Información Estadística del Modelo (3) ARIMA (6,1,1)	89
A.4. Test VIF de Multicolinealidad del Modelo (4)	90

Índice de figuras

1.1. Estación de bombeo Amazonas	21
1.2. Estación Páramo	22
1.3. Estación Reductora de Presión Puerto Quito	23
1.4. Tanques de almacenamiento Terminal Marítimo	24
1.5. Mangueras Flotantes (Terminal Marítimo)	25
1.6. Perfil del OCP	26
3.1. Consumo de Diésel (En galones)	55
3.2. Volumen bombeado de petróleo (Miles de barriles)	56
3.3. Grados API (En grados)	57

ÍNDICE DE FIGURAS

3.4. Presión de Descarga (En libra por pulgada cuadrada)	58
3.5. Viscosidad (En centiStokes)	59
3.6. Sedimentos básicos y agua (BS&W) (Porcentaje de volumen del crudo)	60
3.7. Temperatura de Entrada (En grados Fahrenheit)	61
3.8. Temperatura de Salida (En grados Fahrenheit)	62
3.9. Diagrama de Autocorrelaciones Parciales (<i>fap</i>) y Autocorrelación (<i>fas</i>)	64
3.10. Predicción del Modelo 3 y Valores Reales Periodo Julio 2019 - Diciembre 2019	69
3.11. FAS y FAP de los Residuos del Modelo (4)	75
3.12. <i>fas</i> y <i>fap</i> de los Residuos del Modelo (5)	78
3.13. Comparación de Predicciones del Modelo 5 con Valores Reales, Periodo Julio 2019-Diciembre 2019	79
A.1. Correlograma de los Residuos para el Modelo 3 <i>ARIMA</i> (6,0,1)	89
A.2. Test Jarque-Bera Modelo (3)	90
A.3. Multicolinealidad del Modelo (4)	91
A.4. Normalidad de los Residuos del Modelo (5)	91

Resumen

Incorporar el pronóstico en la gestión de compra de una empresa es importante para la planificación eficiente de insumos. En este caso la empresa OCP Ecuador S.A., enfrenta los desafíos relacionados con la gestión de compras de diésel para la estación de bombeo Amazonas, lo cual deja abierta la optimización de actividades y recursos. Para resolver este problema se proponen dos modelos: *ARIMA* y *ARIMAX* utilizando datos del periodo enero 2014 a diciembre 2019. En ambos modelos se adopta el enfoque de modelado iterativo en cuatro etapas de Box-Jenkins.

Primero se realiza un modelo *ARIMA*, sin embargo, al realizar la proyección no muestra tener un buen ajuste con los datos reales. Posteriormente, se consideran variables exógenas en la construcción del modelo. Se concluye que las variables: grados API, temperatura de salida y volumen bombeado inciden en el consumo de diésel de la estación Amazonas. También se realiza la proyección, la cual tiene un ajuste aceptable comparado con los datos reales.

El resultado del estudio sugiere que el mejor modelo para resolver este tipo de problemas es el modelo *ARIMAX*, ya que considera la inclusión de variables exógenas al modelo y mejora el pronóstico del consumo de diésel en el corto plazo.

Palabras clave: series temporales univariados (*ARIMA*), series temporales con variables exógenas (*ARIMAX*), metodología Box-Jenkins, gestión de compras.

Abstract

Incorporating the forecast in the purchasing management of a company is important for efficient planning of supplies. In this case, the company OCP Ecuador S.A. faces the challenges related to the management of diesel purchases for the Amazonas pumping station, which leaves open the optimization of activities and resources. To solve this problem, two models are proposed: *ARIMA* and *ARIMAX* using data from the period January 2014 to December 2019. In both models the iterative modeling approach in four stages of Box-Jenkins is adopted.

First, an *ARIMA* model is performed, however, when performing the projection, it does not show a good fit with the real data. Subsequently, exogenous variables are considered in the construction of the model. It is concluded that the variables: API degrees, outlet temperature and pumped volume affect the diesel consumption of the Amazonas station. The projection is also carried out, which has an acceptable fit compared to the actual data.

The result of the study suggests that the best model to solve this type of problem is the *ARIMAX* model, since it considers the inclusion of exogenous variables to the model and improves the forecast of diesel consumption in the short term.

Keywords: univariate time series (*ARIMA*), time series with exogenous variables (*ARIMAX*), Box-Jenkins methodology, purchasing management.

Preámbulo

El pronóstico en general y de la demanda de suministros de las empresas en particular es parte integral en la toma de decisiones, contribuye a la elección de las mejores fuentes de abastecimiento, tomando en cuenta la cantidad, precio, situación y locación de los proveedores. Además, permite que los administradores financieros se puedan anticipar a los hechos antes de que estos ocurran.

Para la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A, el tener datos más exactos del requerimiento mensual del volumen de diésel necesario para el bombeo del crudo, le permitirá mejorar sus procesos, mediante la planificación eficiente y organizada de los pedidos, provocando una disminución en los costos operativos y a la vez mantener el control continuo del stock operacional, evitando paradas no programadas que pudieran generarse.

La presente investigación tiene por objeto diagnosticar y evaluar la situación actual de la adquisición de diésel de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., para así encontrar un método eficiente de proyección mensual del consumo de diésel mediante una modelación *ARIMA* o *ARIMAX* que se ajuste a sus necesidades.

Este trabajo se compone de cuatro capítulos. En el Capítulo I, se presenta la problemática de no disponer de una herramienta estadística eficiente que permita proyectar el consumo de diésel en las cantidades correctas y en el momento oportuno. Luego, se da a conocer los objetivos que se pretenden alcanzar en este estudio, un análisis descriptivo de la empresa Oleoductos de Crudos

Pesados (OCP) Ecuador S.A., y la descripción del funcionamiento de las estaciones de bombeo, estaciones reductoras de presión y terminal marítimo. También, se hace constar los problemas ambientales comunes que enfrentan las empresas transportadoras de crudo y en particular OCP Ecuador S.A.

El Capítulo II describe la teoría que sustenta la realización de esta investigación: la teoría de la Organización Industrial que muestra los tipos de metodología que se utiliza para la implementación de pronósticos aplicados a la demanda de suministros de las empresas; y, la teoría de modelos de series de tiempo univariados, *ARIMA*, y de modelos de series de tiempo con variables exógenas, *ARIMAX*.

En el Capítulo III, se presentan los datos proporcionados por la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., específicamente del departamento de Operaciones y Mantenimiento, y se describen las variables. Además, se exponen los resultados de los modelos *ARIMA* y *ARIMAX* y se determina el modelo con mejor ajuste. Finalmente se realiza el pronóstico mensual del consumo de diésel (en galones) y el gasto (en dólares) para los meses de julio 2019 a diciembre 2019.

El Capítulo IV, se exponen las conclusiones y recomendaciones derivadas de la investigación realizada, con la finalidad de que la empresa u otros interesados puedan tomarlas en consideración en problemas que involucren la adquisición de combustible diésel para el bombeo de fluidos en un oleoducto.

Capítulo I

Introducción

1.1. Planteamiento del problema

Oleoducto de Crudos Pesados Ecuador S.A. (también referida como OCP Ecuador) es una empresa privada ecuatoriana cuyo objetivo es la construcción y operación del Oleoducto de Crudos Pesados (OCP), además presta el servicio de transporte de hidrocarburos. La empresa se estableció el 15 de febrero del 2001 para viabilizar el “Contrato para la Construcción y Operación del Oleoducto de Crudos Pesados y Prestación del servicio Público de Transporte de Hidrocarburos”. Es el segundo oleoducto que opera en Ecuador y el único dedicado al transporte exclusivo de crudo pesado.

El OCP cuenta con cuatro estaciones de bombeo que son: Amazonas y Cayagama ubicadas en la provincia de Sucumbíos, Sardinias en la provincia de Napo, y, Páramo entre las provincias de Napo y Pichincha. Las dos estaciones reductoras de presión son: Puerto Quito y Chiquilpe, ubicadas en la provincia de Pichincha, además cuenta con el Terminal Marítimo, ubicado en la provincia de Esmeraldas.

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

La operación de transporte del crudo pesado a través del OCP, se inicia con el arribo del hidrocarburo de los diferentes campos petroleros, por medio de oleoductos secundarios, a la estación Amazonas. Al llegar a esta estación, pasa por un sistema de ingreso y medición del crudo, en donde se cuantifica el volumen del producto que entrega cada empresa. Luego de este proceso, el crudo es enviado a uno de los cuatro tanques de almacenamiento que dispone la estación Amazonas, cuya capacidad máxima es de 1.200.000 barriles.

De los tanques de almacenamiento inicial, el crudo pasa por las bombas de refuerzo denominadas booster, luego pasa por el sistema de calentamiento a través de los intercambiadores de calor por donde fluye el aceite térmico que permite incrementar la temperatura del crudo a transportar, finalmente en la bombas principales el crudo recibe la presión requerida para alcanzar a la siguiente estación denominada Cayagama, en donde se incrementa la presión en las bombas principales para permitirle llegar a la siguiente estación. Así llega a la estación Sardinias, donde también se recibe crudo que llega por otros oleoductos secundarios. Desde Sardinias, el OCP tiene la capacidad para transportar un volumen sostenible de 450.000 barriles por día. La estación Páramo da el impulso para ascender al punto más alto: 4.062 metros sobre el nivel del mar. A partir de allí, el crudo fluye por gravedad. Al bajar la cordillera se requieren dos estaciones que reducen la presión del crudo, que son: Chiquilpe y Puerto Quito. Una vez que el crudo pasa por las estaciones reductora de presión, continua el recorrido hasta llegar al Terminal Marítimo de OCP ubicado en Punta Gorda, a 15 kilómetros de Esmeraldas donde finaliza su viaje (OCPEcuador, 2007).

Los generadores eléctricos, bombas booster, hornos y vehículos que se emplean en la estación Amazonas, en promedio consumen 30.000 galones de diésel mensuales y en términos monetarios bordea los \$68.000 dólares en comparación con las estaciones Cayagama, Sardinias y Páramo que consumen alrededor de 10.000 galones cada una, mientras que las estaciones Puerto Quito, Chiquilpe y Terminal Marítimo consumen menor cantidad. Cabe mencionar que en la estación Amazonas el consumo y gasto de diésel por año alcanza los 370.000 galones con un costo alrededor de \$830.000 dólares, rubro que ha ido incrementándose a partir del año 2018 debido a las características del crudo que se está transportando. A este costo económico hay que añadir el impacto ambiental negativo que genera por la quema del diésel en motores y bombas. Por

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

esta razón es que se considera importante realizar un estudio sobre la planificación óptima del consumo de diésel en la estación de bombeo Amazonas.

En lo que respecta a los pedidos de diésel, estos son realizados por el personal encargado de la estación, una vez verificado el stock de dicho combustible. Sin embargo, muchas veces los pedidos no se hacen con la debida anticipación, lo que provoca que los despachos no se realicen de la terminal más cercana, sino de la que disponga de combustible en ese momento. Esto genera un aumento de costos y del impacto ambiental, debido a la enorme distancia que debe recorrer el carro tanque hasta la Estación Amazonas. Por ello, es importante que la Empresa OCP cuente con una administración efectiva de las adquisiciones de combustible, en las cantidades correctas, a precios adecuados, en el momento oportuno y sobre una base continua, lo que contribuirá significativamente a la economía de la Empresa y a la disminución del impacto ambiental negativo.

Actualmente, la empresa OCP no dispone de una herramienta estadística eficiente que permita proyectar el consumo de diésel y elaborar el presupuesto anual para el área de Operaciones y Mantenimiento. Como muchas empresas operadoras de oleoductos, OCP Ecuador S.A enfrenta “la escena de abastecimientos rápidamente cambiante, con ciclos de abundancia y escasez, con precios variables, tiempos de producción y disponibilidades” (Leenders, 2005).

De esta manera, se vuelve necesario la implementación de nuevas herramientas para la proyección del consumo de diésel para el bombeo del crudo en la estación Amazonas, a partir de una visión global e integral de los procesos, que se oriente a la optimización de actividades y recursos, reducción de tiempos de repuesta, para con ello controlar y disminuir los costos dentro del área de Operaciones y Mantenimiento de la empresa OCP Ecuador S.A y reducir la huella ambiental del OCP.

1.2. Objetivos de la investigación

1.2.1. Objetivo general

Implementar una herramienta de proyección de consumo de diésel para el aseguramiento de la fiabilidad, disponibilidad, eficiencia y logística en la gestión de compra de combustible de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

1.2.2. Objetivos específicos

- Diagnosticar y evaluar la situación actual de la adquisición de diésel de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
- Analizar y validar los métodos de proyección del consumo y gasto de diésel, mediante una modelación ARIMA y ARIMAX que se ajuste a las necesidades de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
- Determinar del gasto mensual en base al consumo pronosticado y precios actuales del diésel.

1.3. Producción Petrolera

1.3.1. Antecedentes

A comienzos de la década de los años 60, la economía ecuatoriana venía desarrollándose a partir de un modelo agroexportador, es decir, la economía se basaba en la producción y comercialización de bienes agrícolas tropicales. De acuerdo con Báez (1989), a partir de la

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

década de los 70, la economía empieza a experimentar una serie de modificaciones en su patrón de funcionamiento que definen un punto de inflexión debido a la penetración del modo de producción capitalista más dinámico y que toma una fuerza impresionante a partir de 1972 por la confirmación de la existencia de petróleo en el Ecuador.

Entre 1928 y 1957, el país exportó 42 millones de barriles de crudo, igual al volumen exportado solo en 1972, año en que se inaugura la era del ‘boom petrolero’ (ElComercio, 2012). El 26 de junio de 1972, se inaugura el Sistema de Oleoducto Transecuatoriano (SOTE), construida por la compañía norteamericana William Brothers, diseñado para transportar 410.000 mil barriles de petróleo diarios (bpd) de 30° API. Ese año se exportaron cerca de 25 millones de barriles, lo que significó un incremento de 46.9% en los ingresos del Gobierno Central (Baquero y Mieles, 2015).

A mediados de los años 80, en el gobierno del presidente León Febres Cordero, se firmaron nuevos contratos de exploración y explotación de petróleo que permitieron los hallazgos de nuevos yacimientos principalmente en la región Amazónica. Este nuevo petróleo contaba con características distintas, su composición era más pesada, de alta densidad y, por lo tanto, más difícil de transportar. Además, la capacidad de transporte del SOTE fue saturándose paulatinamente por la demanda creciente de cupos de las contratistas privadas (OCPEcuador, 2013).

Hay que hacer notar que, por falta de un oleoducto de crudos pesados el país perdía cientos de millones de dólares cada mes, por lo que, con el advenimiento del Gobierno del presidente Gustavo Noboa, se propuso la realización de esta gran obra de infraestructura que se volvía indispensable para el país. Sin embargo, el Gobierno no tenía la capacidad legal de disponer de fondos públicos para la construcción del nuevo oleoducto, porque la ley prohibía la inversión privada directa en el sector del transporte de hidrocarburos, pues este sector había sido calificado como “estratégico”. A su vez, el país no contaba con los recursos económicos suficientes para emprender en un proyecto de esta dimensión, además la decisión de hacerlo con recursos públicos estaba en manos del Congreso Nacional (OCPEcuador, 2013).

A pocos días de haber asumido el poder, el presidente Noboa propuso una reforma legal

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

que fue intensamente difundida y debatida por el Congreso Nacional para la aprobación de la Ley para la Transformación Económica del Ecuador (Cuervo, 2000), denominada “Ley Trole”, publicada con el número 2000-4 en el Suplemento del Registro Oficial 34 afirmando lo siguiente:

Artículo.3.- El transporte de hidrocarburos por oleoductos, poliductos y gasoductos, su refinación, industrialización, almacenamiento y comercialización serán realizados por Petroecuador (...) o por empresas nacionales o extranjeras de reconocida competencia en esas actividades, legalmente establecidas en el país, asumiendo la responsabilidad y riesgos exclusivos de su inversión y sin comprometer recursos públicos. . .

Gracias a la aprobación de esta nueva Ley, el Gobierno resolvió que toda la inversión para la construcción del nuevo oleoducto y sus correspondientes riesgos estuvieran a cargo de capitales privados. El 16 de noviembre del año 2000, el Gobierno autorizó la construcción de un oleoducto capaz de transportar crudo pesado a partir de los 15° API.

De esta manera, seis firmas constituyeron en las Islas Caymán la compañía Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ltd., consorcio que tras cumplir con todos los requisitos establecidos por la Ley y por las autoridades correspondientes, recibió el permiso necesario para “construir un oleoducto de crudos pesados y operarlo, prestando el servicio público de transporte de hidrocarburos, sin ninguna exclusividad. . .”, según estableció el Decreto Ejecutivo 969, publicado en el Registro Oficial el 23 de noviembre de 2000. Adicionalmente, en este Decreto Ejecutivo, se dispuso que la empresa debía constituir una sociedad anónima ecuatoriana, de la cual sería su accionista, y cuyo capital pagado debía ser al menos igual al 5 % de la inversión presupuestada para la ejecución de la obra. En cumplimiento a esa obligación se constituyó la compañía Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., inscrita en el Registro Mercantil el 15 de enero de 2001, con un capital social de 55 millones de dólares (OCPEcuador, 2013).

El 26 de junio del 2001 comenzó la construcción del oleoducto de crudos pesados, proyecto que contó con un riguroso plan de prevención ambiental debido a que el trayecto atravesado incluía una amplia variedad de accidentes geográficos, clima, ecosistemas, etcétera, pues el

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

OCP inicia en la selva amazónica, cruza la cordillera de los Andes y llega hasta las costas del océano Pacífico. También se debía tomar en cuenta la instalación estratégica de las Estaciones de Bombeo y de las Reductoras de Presión.

El 11 de noviembre del 2003, OCP Ecuador S.A. obtuvo el permiso de operación por parte del Ministerio de Energía y Minas y, dos días después, se extiende la Licencia Ambiental para la Fase de Operación por el Ministerio del Ambiente. Una vez terminada la soldadura del oleoducto, el 14 de noviembre del mismo año, el OCP inició sus operaciones permitiendo que las exportaciones de crudo aumentaran un 40%. A fines del 2003, al aumentar la capacidad de transporte de crudo, la producción nacional de crudo también creció a 153.539 millones de barriles, mismos que fueron transportados por oleoductos desde el Oriente hacia Esmeraldas alcanzando un total de 140.666 millones barriles transportados en ese año, de los cuales 119.986 millones de barriles se transportaron por el SOTE, 2.489 millones de barriles por el OTA¹ y 18.190 millones de barriles por el OCP (Petroecuador, 2017).

A partir del 2013 OCP Ecuador S.A. transporta crudo proveniente del Sur de Colombia, de acuerdo al convenio impulsando por los gobiernos de Colombia y Ecuador, que promueve la integración hidrocarburífera entre ambos países. Cabe mencionar que, en noviembre de 2015, OCP transportó los primeros 5 millones de barriles de crudo colombiano recibidos a través de los descargaderos binacionales ubicados en Lago Agrio y la interconexión de oleoductos que viene del sur de Colombia (OCPEcuador, 2013).

Una vez que finalice el período de operación, que contractualmente fue fijado en 20 años (plazo que concluirá en 2023) la totalidad de la infraestructura del Oleoducto de Crudos Pesados pasará, sin costo alguno, a manos del Estado por medio de la transferencia de las acciones de la compañía OCP Ecuador S.A., en un solo paquete completo y sin gravámenes. Sin embargo, OCP podrá recuperar su inversión mediante el cobro de tarifas de transporte a los usuarios del oleoducto, manteniendo una tarifa preferencial para el Estado (OCPEcuador, 2013).

¹El Oleoducto Trasandino (OTA), ubicado en Colombia. EP Petroecuador está conectado a dicho sistema con un ramal de 26 km cubriendo la ruta Lago Agrio- San Miguel (frontera con Colombia). Se construyó en 1987 a causa de un terremoto que destruyó la línea del SOTE, desde entonces presta servicio adicional de transporte de petróleo únicamente cuando se requiere (EP. Petroecuador, 2017).

1.4. La empresa OCP Ecuador S.A.

Para describir el funcionamiento de las Estaciones de Bombeo, Reductoras de Presión y Terminal Marítimo se toma en cuenta la información de la página oficial de la empresa (OCPEcuador, 2020), explicado a continuación.

1.4.1. Estaciones de bombeo

El OCP cuenta con 4 estaciones de bombeo descritas a continuación.

Amazonas (PS-1)

La estación Amazonas está ubicada a 5 kilómetros de la ciudad de Nueva Loja en la provincia de Sucumbíos, aquí los usuarios entregan el hidrocarburo a través de oleoductos secundarios para empezar con la operación de transporte. Al inicio, una vez que el crudo es recibido en la estación Amazonas, este pasa por un proceso de filtrado para que los sólidos que vienen el fluido no afecten a los equipos, posteriormente, para iniciar el transporte el crudo es calentado a través de intercambiadores de calor para reducir su viscosidad; luego, el crudo ingresa a las bombas centrífugas, las que le proporcionan la energía necesaria para que el fluido sea desplazado a la siguiente estación.



Figura 1.1: Estación de bombeo Amazonas
Fuente: www.ocpecuador.com

Cayagama (PS-2)

La segunda estación de bombeo es Cayagama, que también se encuentra en la provincia de Sucumbíos en el cantón Gonzalo Pizarro. Una vez que el crudo llega a la estación Cayagama, se recupera la caída de presión del crudo producido por el ascenso para que pueda continuar con el recorrido hacia la siguiente estación de bombeo.

Sardinas (PS-3)

La tercera estación de bombeo es Sardinas ubicada en la provincia de Napo, en el Valle de Quijos. Una de las características de esta estación es que se puede recibir crudo por medio de la estación colindante de AGIP, y a su vez calentarlo de ser necesario gracias a los hornos y bombas con los que cuenta. Dado que en esta estación también se recibe crudo, la capacidad de bombeo aumenta a 450.000 barriles por día.

Páramo (PS-4)

La última estación de bombeo es Páramo (PS4), ubicada en la provincia de Napo, en Papallacta. Esta estación tiene como objetivo dar el último impulso al crudo pesado para que pueda superar el punto más alto del sector de la Virgen que se encuentra a 4.064 metros sobre el nivel del mar.



Figura 1.2: Estación Páramo
Fuente: www.ocpecuador.com

1.4.2. Estaciones reductoras de presión

Una vez que el crudo logra superar el tramo de Papallacta inicia el descenso, por lo que es necesario un proceso de reducción de presión que se logra gracias a las dos estaciones instaladas de forma estratégica, que son:

Chiquilpe (PRS-1) y Puerto Quito (PRS-2)

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

La estación Chiquilpe y Puerto Quito se ubican en la provincia de Pichincha. En estas estaciones se controla la energía que desarrolla el fluido producido por la gravedad con la que desciende el crudo, por tanto, se requiere controlar la energía mediante el uso de válvulas reductoras, es decir, se hace pasar el fluido por la válvula reductora misma que en su parte interna tiene discos con laberintos, que al pasar el crudo logra que se vaya disipando la presión. Al pasar por las dos estaciones reductoras de presión, el crudo continúa con el recorrido hasta llegar a la zona de almacenamiento y carga del Terminal Marítimo.



Figura 1.3: Estación Reductora de Presión Puerto Quito

Fuente: www.ocpecuador.com

1.4.3. Terminal Marítimo

El Terminal Marítimo de OCP se ubica en Punta Gorda, a 15 kilómetros de la ciudad de Esmeraldas. En esta estación existen cinco tanques de almacenamiento de 750.000 barriles cada uno, con capacidad de recibir el crudo y almacenar hasta 3'750.000 barriles de petróleo en sus instalaciones. Los tanques de almacenamiento son considerados como uno de los más grandes de Sur América.



Figura 1.4: Tanques de almacenamiento Terminal Marítimo
Fuente: www.ocpecuador.com

Además, el Terminal Marítimo de OCP cuenta con un área marina, utilizada para cargar crudo a los buques de hasta 325.000 toneladas de capacidad.

En tierra, se encuentran la tubería que conecta los tanques de almacenamiento con las válvulas de cierre de emergencia y control de flujo, desde allí se conectan con el PLEM (Pipeline end Manifold). Desde el PLEM ² salen dos mangueras submarinas que se conectan cada una con una boya: Charlie o Papa. Desde cada monoboya parten mangueras flotantes que conectan los buques tanqueros. Conectadas las mangueras, se abren las válvulas para dar inicio a la carga, proceso que en promedio dura 24 horas.

²Un PLEM es una estructura submarina diseñada para dirigir fluidos, se utiliza para conectar una línea de flujo y dividir el producto en múltiples rutas con otras estructuras submarinas.



Figura 1.5: Mangueras Flotantes (Terminal Marítimo)
Fuente: www.ocpecuador.com

El Terminal Marítimo está calificado por la Organización Marítima Internacional como Puerto Seguro, que lo convierte en un puerto receptor de buques al que pueden acceder como cualquier otro Puerto Seguro del mundo.

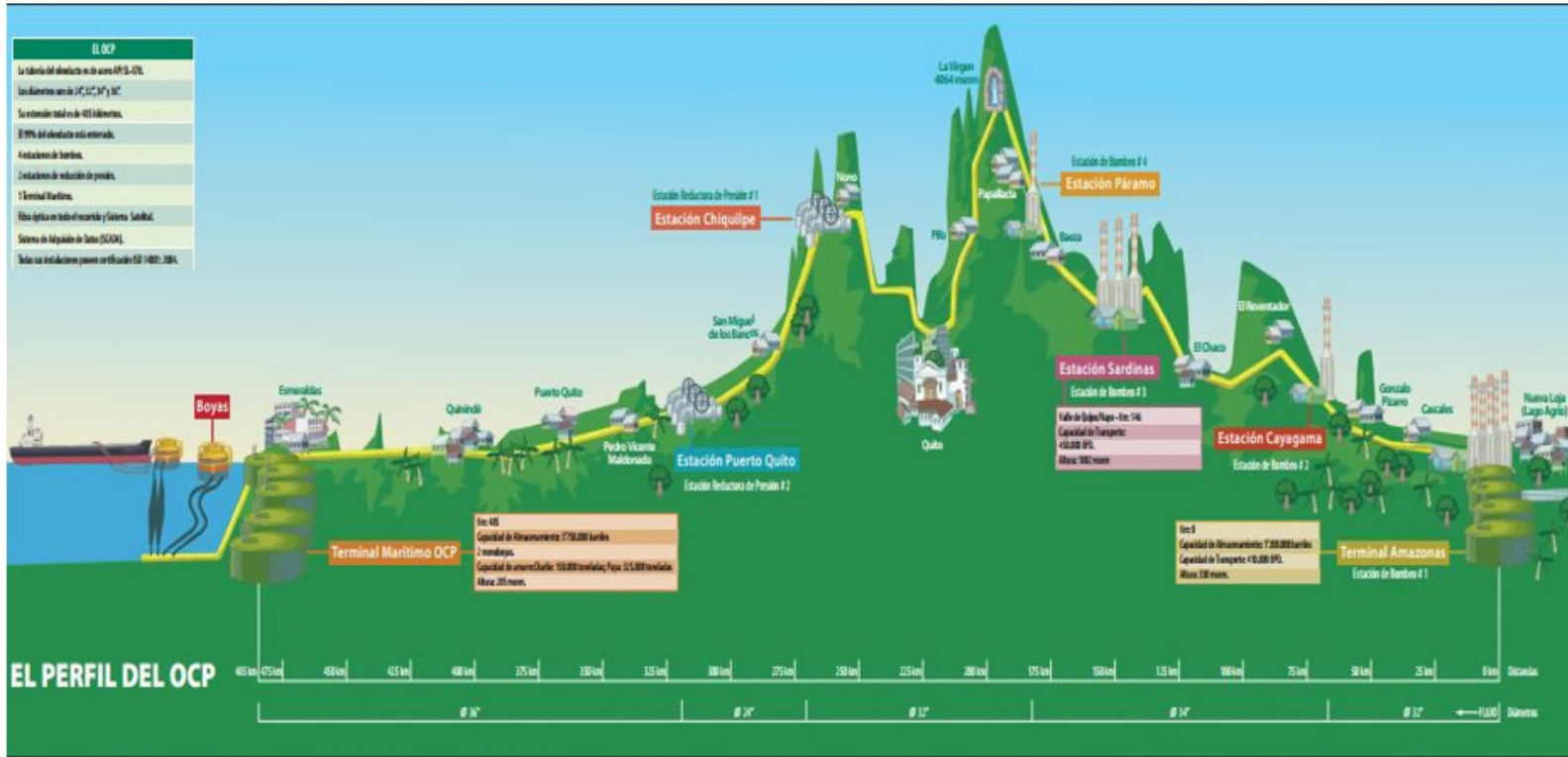


Figura 1.6: Perfil del OCP
Fuente: www.ocpecuador.com

1.4.4. Sistemas de Seguridad

La empresa dispone de un sistema de controles automáticos de seguridad, en forma de sistemas electrónicos de detección, tanto contra incendios como contra cualquier potencial anomalía en el funcionamiento. Además, OCP Ecuador S.A. cuenta con 25 válvulas de bloqueo que se utilizan ante cualquier emergencia cerrándose automáticamente impidiendo el flujo del petróleo. Otro circuito de seguridad es el llamado “Sistema de Control y Adquisición de Datos” (SCADA), que recibe datos proporcionados por sensores de presión, temperatura y otros instalados a lo largo del OCP y se complementa con un sistema de comunicación satelital. Todos los datos son transmitidos por fibra óptica garantizando la transmisión en tiempo real (OCPEcuador, 2013).

1.4.5. Problemas ambientales

A lo largo de la historia, los oleoductos han sido constantemente el método de transporte masivo de líquidos más eficientes. Sin embargo, en el último siglo el diseño, la construcción y la operación se han vuelto los puntos clave para que este tipo de transporte sea considerado como seguro y confiable para transportar grandes cantidades de hidrocarburos a largas distancias (Ryder et al., 2016).

A pesar de que las empresas transportadoras de crudo a través de oleoductos mantengan buenas prácticas operacionales, se debe tomar en cuenta que la industria del petróleo, en todas las etapas de su operación, presenta riesgos constantes que podría tener consecuencias negativas irrecuperables para el medio ambiente, así como lo mencionan Ryder et al. (2016), “los impactos ambientales adversos como resultado de la alteración de la superficie terrestre, suelen ser inevitables” (p.324). El principal riesgo de un oleoducto son los derrames, ya sea por rupturas accidentales o por goteo rutinario debido al envejecimiento de la tubería. Además, dependiendo del diseño del oleoducto, se destruye la capa de suelo fértil, se excavan zanjas y pilotes que aceleran el proceso de erosión del suelo, se cambia el relieve de las montañas, etc. Cualquier

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

accidente en el oleoducto que cruce ríos y vías fluviales, puede resultar en la contaminación del agua afectando a la fauna acuática y fundamentalmente a los organismos que viven en el fondo de los ríos y lagos (Huseynzade y Aliyev, 2015). Con respecto a países que presentan fallas geológicas, gran actividad sísmica o volcánica, deslizamiento de tierra, la construcción de oleoductos es especialmente peligrosa (Bravo, 2017).

Por esto, se debe tener en cuenta medidas de mitigación, ya que un oleoducto puede atravesar territorios sensibles, reservas naturales y arqueológicas, parques nacionales y áreas verdes. Además, se deben tomar medidas que garanticen la libre migración de los habitantes marinos, las aves y los animales y se evite el impacto negativo en la pesca y la navegación (Huseynzade y Aliyev, 2015).

El Oleoducto de Crudos Pesados (OCP), no está exento de presentar los problemas mencionados anteriormente, ya que atraviesa por zonas ecológicas altamente sensibles como son: zona del volcán Reventador, bosque protector Mindo-Nobillo, Reserva Cayambe-Coca, Reserva ecológica Antisana, Papallacta, Esmeraldas, etc.

En efecto, el 25 de febrero de 2009 en el cantón El Chaco, parroquia de Santa Rosa, ubicado a treinta kilómetros de la ciudad de Baeza, la tubería del oleoducto sufrió una ruptura causada por movimientos del suelo, haciendo que el tubo no resistiera el peso de la tierra y dejara escapar 11.070 mil barriles de petróleo que se dispersó por las aguas del río Santa Rosa hasta llegar al río Quijos y por él al río Coca. Los trabajos de remediación duraron hasta septiembre del mismo año oficialmente aceptada por el Ministerio del Ambiente (OCPEcuador, 2013).

La segunda ruptura ocurrió el 8 de abril del 2013, en la provincia de Esmeraldas, parroquia de San Mateo, al cabo de varios días de lluvias torrenciales ocurrió un asentamiento súbito y masivo de la tierra que causó que el ducto se rompiera dejando escapar 12.690 mil barriles de petróleo. Esto sucedió a cincuenta metros de un estero que deriva en el río Esmeraldas y desemboca en el Océano Pacífico. Para lograr que el crudo derramado no llegue hasta el río Esmeraldas, fue necesaria la construcción de catorce diques en tres puntos básicos de contención. El proceso de remediación duró hasta el 30 de junio del mismo año (OCPEcuador, 2013).

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

El 7 de abril del 2020, la erosión regresiva del cauce del Río Coca, ubicado entre el límite de las provincias de Napo y Sucumbíos provocó la ruptura de la tubería del OCP, motivo por el cual las operaciones de bombeo de crudo tuvieron que ser suspendidas hasta terminar con la construcción de una variante de 1.7 kilómetros que duró casi un mes después del evento de fuerza mayor. En cuanto a los trabajos de remediación ambiental, se inició con la contención del crudo derramado mediante la ubicación de barreras a lo largo del río, en tres puntos clave: la toma de agua potable de el Coca, en el Cañón de los Monos y el tercero en Puerto Madero (OCPEcuador, 2020).

Capítulo II

Marco Teórico

2.1. Series de Tiempo

Las series temporales, son un conjunto de observaciones sobre los valores de una variable en diferentes momentos en el tiempo con información recopilada en intervalos regulares, es decir; diaria, semanal, mensual, trimestral, anual, etc. (Gujarati y Porter, 2010). Matemáticamente, puede ser expresada por los valores de y_1, y_2, \dots, y_T , de una variable y en los momentos t_1, t_2, \dots, t_T . Es decir, y es una función de t y se simboliza por $y = F(t)$.

De acuerdo a Enders (2014) las series temporales sirven para desarrollar modelos razonablemente simples capaces de pronosticar, interpretar y probar hipótesis sobre datos económicos, además el estudio de las series temporales tiene como objetivos los siguientes:

- Describir las características de la serie, en términos de sus componentes de interés.
- Conocer el comportamiento pasado de la variable. Analizan observaciones históricas.
- Efectuar análisis comparativos de unas series con otras.

- Modelar un mecanismo para pronosticar el comportamiento futuro, a fin de llevar a cabo una planeación y toma de decisiones.

En este sentido, el pronóstico de series de tiempo es uno de los modelos cuantitativos más importantes en el que se recopilan y analizan observaciones históricas de una misma variable (Khashei y Bijari, 2012).

Los modelos de series temporales se basan en la noción de que las series se generan a partir de un proceso estocástico ¹, con una estructura que puede caracterizarse o describirse, es decir, un modelo de series de tiempo proporciona una descripción de la naturaleza aleatoria del proceso que generó la muestra de observaciones en estudio. La descripción no se da en función de una relación causa y efecto (como sería el caso de un modelo de regresión) sino en función de como esta incorpora la aleatoriedad en el proceso (Pindyck y Rubinfeld, 2001). En la sección 2.1.1 se explicará esta última parte.

2.1.1. Estacionariedad

Según Novales (1993), la estacionariedad captura la idea de que las características de un proceso (medias, varianzas y covarianzas) no cambian en absoluto a lo largo del tiempo. De modo que el espacio de probabilidad subyacente es constante, lo que implica que no importa qué parte de la muestra de observaciones se usa para estimar los parámetros del proceso.

Un proceso estocástico es estacionario en sentido estricto si todos sus momentos ², indepen-

¹Es una familia de variables aleatorias que se asocian a momentos sucesivos del tiempo, es decir, se asume que cada valor de y_1, y_2, \dots, y_t en la serie, es extraído al azar de una distribución de probabilidad. Al modelar dicho proceso, se intenta describir las características de su aleatoriedad, lo cual ayudará a inferir algo sobre las probabilidades asociadas con valores futuros alternativos de la serie (Pindyck y Rubinfeld, 2001).

²Los momentos de un proceso estocástico son definidos con respecto a la distribución de las variables aleatorias y_1, \dots, y_T . El primer momento viene dado por el conjunto de las medias de todas las variables aleatorias del proceso: $\mu_t = E(y_t), \forall t$. El segundo momento se considera el conjunto de las varianzas de todas las variables aleatorias del proceso representada por: $V(y_t) = E[y_t - \mu_t^2] = \sigma_t^2, \forall t$ (González, 2009).

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

dientemente del orden, son invariantes en el tiempo. Suponiendo que $\tau \neq s$, que T es arbitrario y P es la función de probabilidad conjunta. El proceso estocástico de tiempo discreto y_t es estrictamente estacionario si:

$$P(y_{\tau+1}, y_{\tau+2}, \dots, y_{\tau+T}) = P(y_{s+1}, y_{s+2}, \dots, y_{s+T}) \quad (2.1)$$

La ecuación 2.1 representa la estacionariedad estricta, pues la función de probabilidad conjunta para la secuencia de variables aleatorias de longitud T , que comienza en el tiempo $\tau + 1$, es la misma que la secuencia que inicia en $s + 1$. Esto significa que no importa en qué porción de la secuencia se observa, todas se generan por la misma estructura de probabilidad inmutable (González, 2009).

Un proceso es estacionario en sentido débil si su media y su varianza son constantes en el tiempo y, además el valor de la covarianza entre dos periodos depende solamente de la distancia o rezago entre dos periodos de tiempo, pero no depende del tiempo en el cual se calculó la covarianza (Gujarati y Porter, 2010).

Si un proceso es estacionario en sentido débil tendrá las siguientes propiedades:

I Esperanza: $E(y_t) = \mu$, es constante.

II Varianza: $var(y_t) = E(y_t - \mu)^2 = \sigma^2$, es constante.

III Covarianza: $\gamma_k = E[(y_t - \mu)(y_{t+k} - \mu)]$, es invariante para todo k .

γ_k , es la covarianza (o autocovarianza) entre los valores de y_t y y_{t+k} , es decir, separados k periodos entre dos valores de y .

Dado que estas condiciones se aplican solo a los momentos de primer y segundo orden del proceso, esto se conoce como estacionariedad débil o de segundo orden.

Ros (2010), explica que los procesos que son débilmente estacionarios no pueden ser estrictamente estacionarios en virtud de la inexistencia de sus momentos, además, la estacionariedad estricta (con segundos momentos finitos) implica una estacionariedad débil, lo contrario no se cumple. Por otra parte, sí una serie es débilmente estacionaria y normalmente distribuida, entonces también es estacionaria en sentido estricto.

De aquí en adelante, el término estacionariedad siempre se referirá a la estacionariedad débil.

2.1.2. Test de Raíz Unitaria

Los modelos de series de tiempo analizados, se basan en el supuesto que son estacionarias, pero en la práctica, muchas de las series de tiempo no lo son. No obstante, para determinar si una serie de tiempo sigue un proceso estacionario, es necesario realizar una prueba de raíz unitaria para lo cual se va a tomar en cuenta el trabajo de Wooldridge (2010) para presentar las diferentes pruebas que sirven para detectar la presencia de raíz unitaria.

Una prueba es la presentada por Dickey y Fuller (DF), la cual considera el siguiente modelo:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \mu_t, \quad \forall_t \quad (2.2)$$

Con $|\rho| < 1$ y μ_t es un proceso ruido blanco. La idea general es realizar la regresión 2.2 y averiguar si $\hat{\rho}$ (ρ estimado) es estadísticamente igual a 1, pero el inconveniente que hay es que no se puede estimar la ecuación 2.2 por *MCO* y probar la hipótesis de $\rho = 1$ mediante el estadístico t pues no sigue una distribución *t-student*. Sin embargo, Dickey-Fuller probaron mediante simulaciones de Monte Carlo que el estadístico t sigue una simulación especial y lo denotaron τ . Por consiguiente, si se resta a cada lado de la ecuación 2.2 el término $y_{(t-1)}$ se tiene:

$$\Delta y_t = \delta y_{t-1} + \mu_t \quad (2.3)$$

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

Donde, Δ es el operador de primeras diferencias y $\delta = \rho - 1$.

Finalmente, la prueba de Dickey-Fuller consiste en contrastar la siguiente hipótesis:

$$H_0 : \delta = 0 \text{ (tiene raíz unitaria, } \rho = 1)$$

La hipótesis alternativa a una cola es:

$$H_1 : \delta < 0 \quad \text{o} \quad (\rho < 1)$$

Por lo tanto, si se rechaza H_0 la serie es estacionaria.

Otra prueba muy utilizada es la de Dickey y Fuller aumentada (DFA) que se basa en que el término de error μ_t está correlacionado, lo que contrariamente sucede con la prueba de Dickey-Fuller el cual supone que el término de error no está correlacionado.

La prueba DFA implica aumentar los valores rezagados de la variable dependiente Δy_t y consiste en estimar la siguiente regresión:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t \quad (2.4)$$

Donde ϵ_t es un término de error puro de ruido blanco y $\Delta y_{t-1} = (y_{t-1} - y_{t-2})$, $\Delta y_{t-2} = (y_{t-2} - y_{t-3})$, etc. El número de términos de diferencia rezagados que se debe incluir, a menudo se determina de manera empírica, para conseguir que el término de error no esté serialmente relacionado y se obtenga una estimación insesgada de δ . La prueba de hipótesis a contrastar es la misma que se utiliza en el test de DF ya que sigue la misma distribución asintótica.

2.1.3. Modelo mixto Autorregresivo-Media móvil (ARMA)

El modelo *ARMA* es la unión de dos componentes, cada uno de los cuales ayuda a modelar un cierto tipo de patrón.

El componente *AR* o autorregresivo es la representación de un proceso aleatorio, donde la variable de interés depende de sus observaciones pasadas, por esta razón recibe el nombre de autorregresivo. El proceso autorregresivo de orden p , *AR* (p), satisface

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \epsilon_t \quad (2.5)$$

Donde los parámetros $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ y δ son constantes, mientras que ϵ_t es un proceso de tipo ruido blanco ³ Generalmente un proceso *AR* (p) expresa a y_t en función de su pasado hasta el retardo $t - p$ más una innovación⁴ contemporánea.

En términos del operador de rezagos ⁵, la ecuación 2.5 puede escribirse como:

$$y_t = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots + \phi_p L^p) \epsilon_t$$

Para que un modelo *AR* sea estacionario, el módulo de las raíces de su polinomio, ϕ_p , deben estar fuera del círculo de la unidad (González, 2009).

³Un proceso ruido blanco es una sucesión de variables aleatorias con media cero, varianza constante y no está serialmente correlacionada. Así:

- $E[\epsilon_t] = 0, \forall t$
- $Var[\epsilon_t] = \sigma^2, \forall t$
- $cov(\epsilon_{(t_i)}, \epsilon_{(t_j)}) = 0, \forall t_i \neq t_j$

Un proceso ruido blanco gaussiano se denota por $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, es decir, las variables aleatorias ϵ_t son independientemente e idénticamente distribuidas como una distribución normal de media cero y una varianza σ^2 (Gujarati y Porter, 2010).

⁴De acuerdo Camps (2002) una innovación es una parte de la serie temporal que no puede predecirse a partir de su propio pasado.

⁵El operador de rezago o retroceso L mueve el índice de tiempo un periodo hacia atrás definido por la siguiente transformación: $Ly_t = y_{(t-1)}$

Por otro lado, el componente de medias móviles *MA* representa un proceso estocástico como una suma finita ponderada de choques aleatorios, es decir, se expresa en términos de los valores actuales y pasados procedentes de una perturbación de tipo ruido blanco. El proceso de medias móviles de orden q , *MA* (q), se representa como:

$$y_t = \mu + \epsilon_t + \theta_1\epsilon_{t-1} + \theta_2\epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q\epsilon_{t-q} \quad (2.6)$$

En términos del operador de rezagos:

$$y_t = (1 - \theta_1L - \theta_2L^2 - \dots - \theta_qL^q)\epsilon_t \longrightarrow y_t = \theta_q(L)\epsilon_t$$

Donde parámetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ y μ son constantes, al igual que en los modelos *AR*, ϵ_t es el término de error estocástico (Gujarati y Porter, 2010)

Para el caso de la estacionariedad de los modelos *MA*, todos los modelos de medias móviles finitos son siempre estacionarios para cualquier valor de sus parámetros (González, 2009).

Pindyck y Rubinfeld (2001) explican que los procesos aleatorios estacionarios no pueden modelarse como promedios móviles puros o como autorregresivos puros, ya que tienen las cualidades de ambos proceso. Por esto, se especifican los modelos *ARMA*, que son una generalización de los modelos *AR* y *MA* y sirven para el análisis empírico de series temporales. Un modelo *ARMA* de orden (p, q) se representa mediante la ecuación:

$$y_t = \delta + \phi_1y_{t-1} + \dots + \phi_py_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1\epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q\epsilon_{t-q} \quad (2.7)$$

En general, el proceso mixto *ARMA*(p, q), tienen p términos autorregresivos y q términos de medias móviles, δ representa el término constante. Además, este modelo se puede escribir en términos del operador de retardos como sigue:

$$(1 - \phi_1L - \dots - \phi_pL^p)y_t = \delta + (1 - \theta_1L - \dots - \theta_qL^q)\epsilon_t$$

$$\phi_p(L)y_t = \delta + \theta_q(L)\epsilon_t$$

Donde $\phi_p(L)$ es el polinomio autorregresivo y $\theta_q(L)$ es el polinomio de medias móviles.

Un proceso *ARMA* (p,q) es estacionario sí y solo sí el módulo de las raíces del polinomio autorregresivo $\phi_p(L)$ está fuera del círculo de la unidad, pues las condiciones de estacionariedad del modelo *ARMA* (p,q) vienen impuestas por la parte autorregresiva, dado que la parte de medias móviles finita siempre es estacionaria (González, 2009).

2.1.4. Procesos Integrados (*I*)

Estos procesos no estacionarios a menudo pueden transformarse en procesos estacionarios mediante un número mínimo de veces que es necesario realizar la transformación de primera diferencia para llegar a una serie estacionaria, al realizar la siguiente transformación (Johnston y DiNardo, 1997).

$$\Delta x_t = x_t - x_{t-1}$$

Donde, Δ se conoce como el operador de primeras diferencias. Si tenemos una serie de tiempo cuya media está aumentando, es decir, es no estacionaria se puede aplicar el operador de diferencias suficientes para volver estacionaria a la serie. De acuerdo con Levendis (2018), si una serie necesita ser diferenciada una vez para volverla estacionaria, entonces se dice que la serie está “integrada de orden 1”, simbolizada mediante $I(1)$, cuando necesita ser diferenciada dos veces se dice que es “integrada de orden 2” y es $I(2)$, En general, si una serie necesita ser diferenciada d veces, se dice que está “integrada de orden d ” denotada como $I(d)$.

Cabe mencionar, que ciertas series no se podrá obtener la estacionariedad mediante las diferencias. Por ejemplo: si una serie tiene una tendencia exponencial, se deberá realizar una transformación logarítmica (Uquillas y González, 2017).

2.1.5. Modelos Autorregresivos Integrados de Promedios Móviles (*ARIMA*)

El análisis clásico de series de tiempo se basa en la teoría de los procesos estocásticos estacionarios, y esto se refleja en el enfoque *ARIMA*, donde la no estacionariedad se maneja mediante diferenciación y un modelo seleccionado a partir de un análisis de las series diferenciadas (Harvey, 1993). A saber, los modelos *ARIMA* son modelos paramétricos que tratan de obtener la representación de la serie en términos de interrelación temporal de sus elementos.

El modelo general de una serie de tiempo estacionaria es *ARIMA* (p,d,q) , donde p denota el número de términos autorregresivos, d el número de veces que la serie debe diferenciarse para hacerse estacionaria y q el número de términos promedios móviles (Gujarati y Porter, 2010). En términos del operador de rezagos tiene la siguiente expresión:

$$\phi_p(L)\Delta^d Y_t = \delta + \theta_q(L)\epsilon_t$$

Donde $\phi(L)$, es el polinomio autorregresivo estacionario, el invertible de medias móviles es $\theta_q(L)$, Y_t es la variable dependiente en el periodo t , Δ^d denota la diferencia de d grados y finalmente ϵ_t es el proceso de ruido blanco (González, 2009).

2.1.6. Metodología de Box y Jenkins

El modelo popularizado por Box-Jenkins (BJ), marcó el comienzo de una nueva generación de herramientas de pronóstico, técnicamente conocida como la metodología *ARIMA*. El interés en estos modelos está en el análisis de las propiedades probabilísticas, o estocásticas, de las series de tiempo.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

Para construir modelos lineales basados en la metodología de Box Jenkins se debe seguir los siguientes pasos (Gujarati y Porter, 2010):

1) Identificación de las especificaciones

En la etapa de identificación, como primer paso se debe verificar que la serie de tiempo cumpla con la condición de estacionariedad, mediante la aplicación de la prueba de Dickey Fuller.

En caso de ser no estacionaria, se debe diferenciar la serie tantas veces sea necesaria hasta conseguir la estacionariedad.

Para determinar el orden p del componente AR y el orden q del componente MA , se examina visualmente la gráfica denominada correlograma donde se encuentra la función de autocorrelación ⁶ (fas) y la función de correlación parcial ⁷ (fap). El trabajo de Gujarati y Porter (2010) explican los lineamientos generales a considerarse, explicados a continuación:

Tabla 2.1: Lineamientos Generales

Tipo de modelo	Patrón típico (fas)	Patrón típico (fap)
$AR(p)$	Decrece exponencialmente	Se anula a partir de los primeros p retardos.
$MA(q)$	Se anula a partir de los primeros q retardos.	Decrece exponencialmente.
$ARIMA(p, q)$	Decrece exponencialmente	Decrece exponencialmente

Fuente: Gujarati y Porter (2010)
Elaborado por: Las Autoras

Según la inspección gráfica del correlograma, si la serie de tiempo en estudio se ajusta a

⁶La función de autocorrelación simple de un proceso estocástico y_t , es una función que, para cada instante t y cada entero k toma un valor, denotado por $\rho_k(t)$, igual a la correlación entre y_t y $y_{(t-k)}$. Así (Novales, 1993):

$$\rho_k(t) = \frac{cov(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{V(y_t)V(y_{t-k})}} = \frac{\gamma_k}{\sqrt{V(y_t)}\sqrt{V(y_{t-k})}}$$

⁷La función de autocorrelación parcial de un proceso estocástico y_t , es una función que, para cada instante t y cada entero k toma un valor, denotado por $\rho_{k(t)}$, igual a la correlación entre y_t y $y_{(t-k)}$, ajustada por el efecto de los retardos intermedios $y_{(t-1)}, y_{(t-2)}, \dots, y_{(t-k-1)}$ (Novales, 1993).

alguno de los patrones descritos en la Tabla 2.1, tomando en cuenta la longitud del rezago y la banda de confianza del 95%, se determinan las órdenes p y q del modelo tentativo, al cual se debe aplicar pruebas de diagnóstico para determinar si el modelo seleccionado *ARMA* es razonablemente preciso.

Cabe mencionar que, uno de los problemas usuales en este paso es que se puede llegar a identificar más de un modelo válido, para esto, Box-Jenkins sugiere escoger aquel que contenga un menor número de parámetros, esto es, el modelo más simple tomando en cuenta el principio de parsimonia (Camps, 2002).

2) Estimación de los parámetros

Una vez seleccionada la especificación tentativa para el modelo de serie de tiempo; es decir se han escogido los valores p , d , q para el modelo *ARIMA*, se debe estimar los p parámetros autorregresivos $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ y los q parámetros de medias móviles $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$. Para esto, hay varios paquetes estadísticos que permiten realizar procedimientos de estimación.

Entre los métodos de estimación más frecuentes, según Gujarati y Porter (2010) se tienen: 1) mínimos cuadrados ordinarios (*MCO*) y 2) máxima verosimilitud (*MV*).

El método de *MCO* se usa generalmente para estimar los parámetros de un modelo de regresión múltiple, se caracteriza por ser más intuitivo y matemáticamente más sencillo. Este método proviene del hecho de que las estimaciones minimizan la suma de los residuales cuadrados y permite conseguir estimadores insesgados, consistentes y otras propiedades estadísticas. La estimación mide el efecto parcial de la variable independiente sobre la variable dependiente, manteniendo constantes todas las demás variables independientes.

La estimación por *MV* parte del principio de máxima verosimilitud, pues se basa en elegir valores posibles para que la verosimilitud de los datos observados sea mayor. La estimación de *MV* suele ser consistente y, en ocasiones, insesgada. El método de estimación por *MV* tiene una aplicación más extensa, pues se aplica también a modelos de regresión no lineales en los parámetros. En este último caso, *MCO* generalmente no se utiliza.

Según el supuesto de normalidad, los estimadores de *MCO* y *MV* de los parámetros del intercepto y de la pendiente del modelo de regresión son idénticos. Sin embargo, los estimadores de *MCO* y *MV* de la varianza de μ_i son diferentes. No obstante, en muestras grandes, estos dos estimadores convergen.

3) Diagnóstico de la adecuación del modelo

La identificación y la estimación determinan los modelos *ARIMA* candidatos. El siguiente paso es el análisis de los modelos de series temporales que consiste en comprobar la bondad de ajuste de la ecuación resultante.

Cuando se estima el modelo *ARIMA* es esencial llevar a cabo un análisis de los coeficientes y residuos del modelo, con el objetivo de detectar posibles indicios de mala especificación. Respecto a los coeficientes, estos deben satisfacer las condiciones de estacionariedad e invertibilidad. Así mismo, debe examinarse los residuos resultantes hasta conseguir que sigan el proceso de ruido blanco (Novales, 1993). Si todos los modelos estimados son rechazados se debe volver al primer paso.

Una vez que los modelos escogidos hayan pasado las pruebas estadísticas respecto a los coeficientes y residuos, se escoge el modelo que tenga mayor poder predictivo *MAPE* (Mean Absolute Percent Error) o la mayor cantidad de información utilizando los criterios de información *AIC*, *BIC* y *Hannan-Quinn* presentados a continuación.

Criterio de Información *Akaike* (*AIC*), se basa en la penalización a los modelos que no son adecuadamente parsimoniosos. Funciona mejor en muestras pequeñas, pero tiene una tendencia a escoger modelos que están sobre parametrizados.

$$AIC(p,q) = \lg(\hat{\sigma})^2 + \frac{2(p+q)}{T} \quad (2.8)$$

Criterio de Información Bayesiano (*BIC*), es más restrictivo y por lo tanto escoge modelos más parsimoniosos que *AIC*, además *BIC* es consistente asintóticamente. El modelo con el *BIC* más bajo se considera como el mejor modelo.

$$BIC(p,q) = \lg(\hat{\sigma})^2 + (p+q) \frac{\lg T}{T} \quad (2.9)$$

Criterio de Información Hanan-Quinn (*HQ*), es una medida de bondad de ajuste que está más relacionado con el criterio de información *Akaike*. Al igual que *AIC*, el *HQ* introduce un término de penalización para el número de parámetros del modelo. *HQ* conducen a estimaciones consistentes asintóticamente

$$HQ(p,q) = \lg(\hat{\sigma})^2 + (p+q)c \frac{\lg(\lg T)}{T}, \quad c > 2 \quad (2.10)$$

4) **Pronóstico**

En esta etapa se centra en el pronóstico de los valores futuros de un proceso de series temporales, es decir, en el tiempo t se pronostica el valor futuro de la variable dependiente y en el tiempo $t+1$, o y_{t+1} . El periodo a ser pronosticado puede corresponder a un año, un trimestre, un mes, una semana o incluso un día.

Para realizar el pronóstico de la serie de tiempo se va a hacer uso de los programas estadísticos *Eviews* y *Stata*, mismos que permitirán obtener los pronósticos en términos probabilísticos de los valores futuros de la variable. También, se evalúa la capacidad predictiva del modelo.

2.1.7. Modelo Autorregresivos Integrados de Promedios Móviles con variables exógenas (ARIMAX)

Los modelos *ARIMAX*, que es el acrónimo de *autoregressive integrated moving-average with exogenous variables*, discutido por primera vez por Tiao y Box (1975). Este tipo de modelos es conveniente especificar cuando se cree que una representación adecuada de la estructura estocástica del término de error en un modelo de regresión lineal general entre la variable dependiente y las variables explicativas x precisa de una modelización *ARIMA*.

Además, según lo señalan Uquillas y González (2017), mediante estos modelos se puede inferir causalidad donde el análisis univariado no lo haría. La metodología propone trabajar con series estacionarias para evitar correlaciones espurias, por ejemplo, variables con tendencia temporal creciente. Si las variables que se pretende relacionar no son estacionarias, sus funciones de correlación cruzada, autocorrelación y autocorrelación parcial, no decaerán rápidamente hacia cero. Por tanto, es necesario transformar mediante diferencias para lograr estacionariedad.

De acuerdo a Novales (1993), un modelo *ARIMAX* – Función de Transferencia tiene varias ventajas:

1. Permite una representación parsimoniosa, es decir, basada en un número reducido de coefi-

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

cientos de relaciones dinámicas.

2. Dispone de una estrategia sencilla y gradual para la especificación de un modelo dinámico de relación que capture adecuadamente el efecto de X sobre Y .
3. Proporciona instrumentos para comprobar que se utilizaron como variables endógenas y exógenas variables que tienen análogas características de estacionariedad, de modo que los residuos del modelo son estacionarios.

Para la especificar la ecuación general de un modelo *ARIMAX*-función de transferencia se van a utilizar los trabajos de Andrews et al. (2013) y Novales (1993) tomando en cuenta una sola variable exógena X , sin embargo, el modelo a estimar incluye más de una variable explicativa.

La forma general de un *ARIMAX* (p, d, q) toma la siguiente expresión:

$$Y_t = C + v(B)X_t + N_t \quad (2.11)$$

Donde:

Y_t es la variable dependiente,

C es un término constante,

X_t es la variable exógena en el tiempo t ,

B es el operador de retardos infinito,

N_t , es la alteración estocástica del modelo que admitirá una representación *ARIMA* plausible para identificar mediante la metodología de Box y Jenkins (1976):

$$N_t = \frac{\theta(B)\Theta(B)}{\phi(B)\Phi(B)}\mu_t \quad (2.12)$$

Donde los polinomios $\theta(B)$ y $\Theta(B)$ son el comportamiento estacional de los polinomios de medias móviles y autorregresivos, respectivamente. μ_t es el término del error, un ruido blanco gaussiano e independiente de X . Los polinomios autorregresivos $\theta(B)$ y $\Theta(B)$ deben poseer raíces de módulo no mayores a 1.

$v(B)X_t$ es la función de transferencia (o la función de respuesta al impulso), misma que

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

permite que X_t inflencie a Y_t a través de un retardo distribuido. Los coeficientes de v_j se denominan pesos de respuesta de impulso y corresponden al polinomio de retardos de $v(B)$ expresados a continuación:

$$v(B) = v_0 + v_1(B) + v_2(B)^2 + \dots \quad (2.13)$$

Cuanto mayor sea el valor absoluto de cualquier peso v_j , mayor es la respuesta de Y_t a un cambio de X_t .

La función de transferencia es un polinomio de orden infinito y puede escribirse como el cociente de dos polinomios de orden finito. Así:

$$v(B)X_t = \frac{\omega_h(B)B^b}{\delta_r(B)} X_t \quad (2.14)$$

Donde:

$$\omega_h(B) = \omega_0 B^0 + \omega_1 B + \omega_2 B^2 + \dots + \omega_h B^h \quad (\text{polinomio de medias móviles}).$$

$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1(B) - \delta_2(B^2) - \dots - \delta_r(B^r) \quad (\text{polinomio autorregresivo}).$$

B^b incorpora el tiempo muerto.

Según Uquillas y González (2017), para identificar un modelo de función de transferencia se obtienen los valores aproximados de los coeficientes de la función de respuesta al impulso $v(B)X_t$, para que se puedan utilizar las ordenes r y h de los polinomios $\delta_r(B)$ y $\omega_h(B)$ respectivamente, así como el tiempo muerto.

En lo referente al tiempo muerto, la serie Y_t , puede no reaccionar inmediatamente a un cambio de la serie X_t , así algunos pesos iniciales pueden ser cero, a esto se lo llama tiempo muerto ($v_j = 0$ para $j < b$).

Por otro lado, Andrews et al. (2013) indican que hay cinco supuestos que deben ser examinados para garantizar que el modelo ARIMAX resultante sea válido en cada etapa de su evolución. Los pasos a seguir son los siguientes:

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

1. La serie temporal debe ser estacionaria, esto requiere que la variable dependiente Y_t y las variables exógenas X_{ti} sean estacionarias para $i = 1, 2, \dots, n$. En caso de no cumplir se debe convertir las series en estacionarias.
2. La variable exógena debe mostrar una relación causal significativa con la variable dependiente sin que la variable dependiente muestre una relación causal con ella ($X_{ti} \rightarrow Y_t$), es decir que la variable dependiente X_{ti} cause a la Granger a Y_t . La prueba de causalidad implica la estimación de dos regresiones:

$$X_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_i X_{t-i} + \mu_{1t} \quad (2.15)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^n \delta_i X_{t-i} + \mu_{2t} \quad (2.16)$$

Donde X_t y Y_t son dos variables estacionarias con $t = 1, \dots, T$ y las perturbaciones μ_{1t} y μ_{2t} no están correlacionadas, es decir $\text{corr}(\mu_{1t}, \mu_{2t}) = 0$.

Para determinar la existencia de causalidad para que la variable X causa el movimiento de la variable Y , se contrasta la siguiente hipótesis:

$H_0 = X$ no causa a la Granger a la variable Y

$H_1 = X$ causa a la Granger a la variable Y

3. Realizar un análisis de correlación de variables exógenas restantes. Esto se realiza mediante la construcción de una matriz de correlación, donde se presenta el coeficiente de correlación de las variables exógenas con valores comprendidos entre -1 a 1, siendo -1 una correlación negativa perfecta, 1 como una correlación positiva perfecta y 0 indica que no existe correlación entre dos variables. En valor absoluto, se considera correlación baja a valores por debajo de 0.3, mientras que valores comprendidos entre 0.3 a 0.7 tiene una correlación moderada y se considera correlación alta a valores por encima de 0.7.

Si existe un par de variables con una correlación mayor a 0.7 se remueve la variable que menos correlación tenga con la variable dependiente Y .

4. Las variables exógenas sobrevivientes que integran el modelo final deben ser significativas y sin presencia de multicolinealidad. Esta prueba se realiza mediante el factor de inflación de

varianza, denotada por:

$$VIF = \frac{1}{[1 - R^2]}$$

Un *VIF* de 10 o menos generalmente se considera que indica un nivel aceptable de correlación entre las variables exógenas.

5. Los residuos del modelo no deben estar correlacionados, para esto se utiliza la prueba de Ljung-Box para evaluar estadísticamente el grado en que los residuos están correlacionados en serie. Mediante el análisis del estadístico *Q* presente en el correlograma de los residuos del modelo, se verifica la siguiente hipótesis:

H_0 = Los datos se distribuyen de forma independiente.

H_1 = Los datos no se distribuyen de forma independiente.

Si existe correlación significativa entre los residuos se puede reducir agregando términos *AR* y/o *MA*, identificándolas a partir de las funciones de autocorrelación simple (*fas*) y autocorrelación parcial (*fap*). En este punto se utiliza la metodología de Box y Jenkins para establecer el modelo adecuado.

Estos supuestos estadísticos que deben cumplirse para garantizar que un modelo *ARIMAX* sea válido.

2.2. Organización Industrial

Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) es una empresa ecuatoriana, que según su organización pertenece a una sociedad anónima, es decir, se constituye con capital de varias personas. Según Varian (2010), los propietarios de una sociedad anónima definen el objetivo que deben seguir sus directivos y garantizar que este se cumpla, pues dicho objetivo la mayoría de veces es la maximización del beneficio.

En este sentido, se va hacer uso de la fundamentación teórica de la economía industrial, ya que

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

es de gran importancia para el estudio de la organización de las empresas, porque principalmente brinda hipótesis acerca de la estructura de los mercados, analiza la conducta y el desempeño de las mismas. El estudio de la economía industrial se realiza en respuesta a un conjunto específico de problemas y circunstancias (Stigler, 1968). Además, la economía industrial estudia la forma en que actúan las fuerzas del mercado, un concepto central en microeconomía, el comportamiento de sus agentes y los resultados concretos que estos obtienen (Tirole, 1988).

Una empresa que se centra en maximizar su beneficio, incorpora naturalmente el concepto de “eficiencia”, que a su vez puede explicarse por factores tecnológicos, por un lado, y capacidades de gestión específicas de la empresa, por el otro (Gantumur y Stephan, 2010).

En cuanto a las capacidades de gestión de la empresa, se encuentra la "gestión de materias primas", que principalmente son todas las actividades (adquisición, compra, refinación, desarrollo de materias primas) referentes a materias primas adquiridas a una calidad y precio aceptables para garantizar que se logren los objetivos operativos de la empresa. La gestión eficaz de las materias primas significa realizar todas estas actividades más rápido, con mayor calidad, mejor precio, menos insumos y menos obstáculos que los competidores. Todo esto debe hacerse teniendo en cuenta tanto el entorno competitivo de la empresa como las fortalezas y debilidades internas (Florén et al., 2018).

Investigaciones previas han contribuido significativamente a comprender cómo las empresas deben enfrentar los desafíos relacionados con las materias primas. Más específicamente, la investigación ha aportado conocimientos sobre el manejo de materias primas para mitigar los riesgos de suministro (Achzet y Helbig, 2013). Muchas de las veces estas investigaciones recurren a métodos estadísticos para obtener conclusiones apropiadas sobre la estructura y desempeño de las industrias, a partir de la información estadística disponible, presentando resultados desde perspectiva institucional más amplia.

La selección de un método estadístico es un asunto de mucha importancia para enfrentar la incertidumbre y mejorar el desempeño de la cadena de abastecimiento de una empresa, ya que depende de la exactitud del pronóstico obtenido para determinar las estrategias de

aprovisionamiento y facilitar el proceso de la toma de decisiones en lo referente a presupuesto y operación.

Además, desarrollar y mantener pronósticos constituye una parte fundamental para la operación y planificación de la empresa, porque se considera como una herramienta básica para la toma de decisiones y en particular permite anticiparse a las variaciones de la cadena de suministro (gestión de stocks, aprovisionamiento, transporte, etc.).

Para la selección de una metodología que permita la implementación de pronósticos aplicados a la demanda de suministros, se toma en cuenta el trabajo de Ross (2015) donde destaca tres tipos de metodología básica para pronóstico, que son: 1) cualitativo o crítico, 2) proyección histórica y 3) causales, explicados a continuación

1. Método cualitativo

También conocido como método de juicio, que generalmente se utilizan al desarrollar pronósticos de nivel estratégico, es decir utiliza el juicio humano basado en el análisis para convertir datos recopilados, patrones de relaciones externas o la analogía histórica en un pronóstico de eventos probables. Este método se utiliza cuando no existe o no son suficientes los datos disponibles y se utilizan fuentes como: encuestas, métodos de investigación, intuición basada en la experiencia práctica, técnicas comparativas para generar estimados, entre otros.

Sin embargo, el método cualitativo tiene una ventaja importante que es desarrollar pronósticos cuando las variaciones son dramáticas que muchas veces se hace imposible determinar patrones y relaciones históricas estables. Por otro lado, entre las desventajas se puede mencionar las siguientes:

- Falta de evidencia de respaldo para pronosticar decisiones.
- Exceso de confianza en los elementos utilizados y en los resultados de la previsión.

- Posibilidad de conformidad excesiva.

2. Método de proyección histórica

El supuesto fundamental de la predicción cuantitativa es que el futuro puede extrapolarse con precisión a partir de los sucesos del pasado. El principio operativo es relativamente simple: el pronosticador utiliza los datos acumulados de desempeño histórico para obtener una estimación de la tasa actual de actividad y la rapidez con la que esta tasa aumenta o disminuye. Una vez que se determina esta tasa, se emplean varias técnicas estadísticas para calcular el pronóstico basado en el supuesto de que los patrones históricos de demanda continuarán en el futuro.

Entre los métodos de proyección histórica, existen numerosas técnicas que pueden utilizarse y se presentan a continuación:

- Ajuste exponencial.
- Promedio móvil simple y ponderado.
- La descomposición clásica de las series de tiempo.
- Modelo Box Jenkins o ARIMA.

Desafortunadamente, es muy difícil desarrollar pronósticos precisos utilizando datos brutos porque los cambios en las tasas de actividad no son directamente observables. Los ciclos, las tendencias, la estacionalidad y otros factores crean variaciones dentro de los datos.

Se ha escrito mucho sobre el uso real de los tipos de pronóstico cualitativo versus el histórico. En realidad, ambos tipos de pronóstico poseen ventajas y desventajas individuales. Los pronósticos históricos son claramente más ventajosos cuando se trata de objetividad, consistencia, cálculo repetitivo y costo de ejecución. Por el contrario, los pronósticos históricos son superiores

cuando faltan datos históricos, la información privilegiada o el conocimiento es fundamental y la facilidad de evaluación y modificación es primordial (Ross, 2015).

3. Método causal

Este método utiliza una regresión múltiple, es decir incorpora una o más variables independientes para pronosticar el valor de la variable dependiente o de respuesta. “El propósito de los modelos causales es describir la forma de relación entre las variables y usarla para predecir valores futuros de la variable” (Contreras et al., 2016).

Los métodos históricos simplemente detallan las relaciones matemáticas de eventos ocurridos en el pasado. En contraste, los métodos causales explican por qué estos eventos ocurrieron. La información proporcionada por los métodos de pronóstico causal ayuda a las empresas a utilizar mejor sus pronósticos cuantitativos al iluminar conocimientos clave sobre los patrones de demanda.

Para el caso de pronósticos causales los requisitos de datos son mayores que los requeridos para los modelos de proyección histórica, por lo general lleva más tiempo desarrollar y se ve más afectado por cambios en las relaciones subyacentes que el caso empleando un modelo de proyección histórica.

De manera general, se dice que los métodos causales son más costosos de desarrollar que los otros métodos debido a los costos adicionales derivados de la recopilación de datos externos y el tiempo dedicado al análisis. En su mayor parte, los métodos causales rara vez se utilizan en los pronósticos a corto plazo.

Dentro de los métodos causales más utilizados se encuentran las técnicas de regresión y las técnicas econométricas.

La previsión es una parte necesaria dentro del proceso de planificación empresarial. Quizás

ninguna otra actividad tenga un efecto tan inmediato y de largo alcance en las operaciones de la cadena de suministro como la previsión. Un pronóstico eficaz puede mejorar drásticamente la rentabilidad, la productividad y el servicio al cliente de todo el canal y garantizar una ventaja competitiva.

La previsión eficaz también es fundamental para el bienestar de las empresas individuales y las redes de suministro. Un buen pronóstico ayuda a las empresas a eliminar el desperdicio en forma de exceso de inventario; reducir la escasez, las ventas perdidas, la pérdida de clientes y la expedición costosa; y proporcionar visibilidad para controlar los requisitos de capacidad, como el tamaño de la planta, la mano de obra, el equipo y el transporte (Ross, 2015).

2.2.1. Caso de estudio

La empresa OCP Ecuador S.A., debe enfrentar los desafíos relacionados con la gestión de compras de diésel, pues la forma en que la empresa maneja las compras de diésel afecta en gran medida tanto las ganancias a corto plazo como al largo plazo. Por ejemplo, desde una perspectiva a corto plazo, cuando el suministro de diésel es fluido, los volúmenes de producción pueden mantenerse. Sin embargo, cuando se interrumpe este suministro, el impacto en la empresa es inmediato y severo. En segundo lugar, desde una perspectiva a largo plazo, los precios del transporte de diésel afectan los costos promedio a largo plazo, los costos marginales y la rentabilidad.

Por esto, se hace indispensable el uso de métodos estadísticos descritos anteriormente para desarrollar una técnica que permita obtener un pronóstico más exacto de la demanda de diésel y así encontrar oportunidades de mejora que permitan una la planeación de requerimientos futuros.

Al contar con un eficiente método de pronóstico, permitirá a la empresa un importante nivel de disminución de costos a nivel de compras de diésel. A su vez, se logrará una ventaja competitiva, ya que en la actualidad las grandes, medianas y pequeñas empresas cuentan con

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

una fuerte estructura organizacional con áreas dedicadas al desarrollo eficiente de la gestión de compras.

Así mismo, desde el punto de vista del transporte del combustible, al contar con un adecuado pronóstico de demanda de diésel, se podrá prever el despacho del combustible desde la terminal más cercana a la estación Amazonas, permitiendo un considerable ahorro económico para la empresa y a su vez se podrá mitigar el impacto ambiental negativo debido a las largas distancias que debe recorrer el carrotanque hasta llegar a su destino, pues en los últimos años el tema ambiental se ha vuelto un aspecto clave para el rendimiento operativo de las empresas. Así como lo mencionan Florén et al. (2018), algunas materias primas tienen un mayor impacto en el medio ambiente que otras, lo cual es importante tener en cuenta al tomar decisiones relacionadas con la gestión competente de materia primas.

Capítulo III

Pronóstico del consumo de diésel para la estación Amazonas de la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., mediante la utilización de modelos econométricos

3.1. Datos

Para realizar el pronóstico del consumo de diésel en la Estación Amazonas se analizan los datos proporcionados por la empresa Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A., específicamente del departamento de Operaciones y Mantenimiento. La mayoría de los datos provienen del Sistema de Control y Adquisición de Datos (SCADA), donde se recibe datos proporcionados por sensores de presión, temperatura y otros instalados a lo largo del OCP. Los datos son transmitidos por fibra óptica garantizando la transmisión en tiempo real. A través de una aplicación informática, se generan los reportes sobre los parámetros operacionales del oleoducto que están disponibles para todas las estaciones del OCP.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

Para este caso, se tomaron los datos de series temporales correspondientes a la estación Amazonas (PS1) de periodicidad mensual desde enero 2014 a diciembre 2019 con un total de 72 observaciones.

3.1.1. Tratamiento de datos.

Las variables: consumo de diésel, volumen bombeado, grados API, presión de descarga, temperatura de entrada, temperatura de salida, viscosidad y, sedimentos básicos y agua, se tomaron de los reportes sobre los parámetros operacionales del oleoducto presentados con periodicidad mensual. En cuanto a los datos faltantes se recurrió a la imputación con interpolación, que consiste en hallar un dato dentro de los límites de un intervalo de medición, en el que conocemos los valores en los extremos.

Los datos correspondientes al gasto de diésel fueron obtenidos del reporte mensual de gasto de combustibles. En este caso no se obtuvo datos perdidos.

3.2. Descripción de variables

Consumo de Diésel: Es la cantidad de galones de diésel consumidos en la estación Amazonas, medida en galones (gal). El consumo de combustible se relaciona con el funcionamiento de las bombas principales, bombas booster, generadores eléctricos, hornos y carros. La cantidad de diésel ha ido aumentando principalmente por la cantidad y calidad del crudo.

En la Figura 3.1 se aprecia la variación del consumo de diésel, se evidencia una evolución creciente a lo largo del tiempo, esto significa que la serie no presenta un valor medio constante en todo el periodo muestral, es decir, no oscila en torno a un mismo valor.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

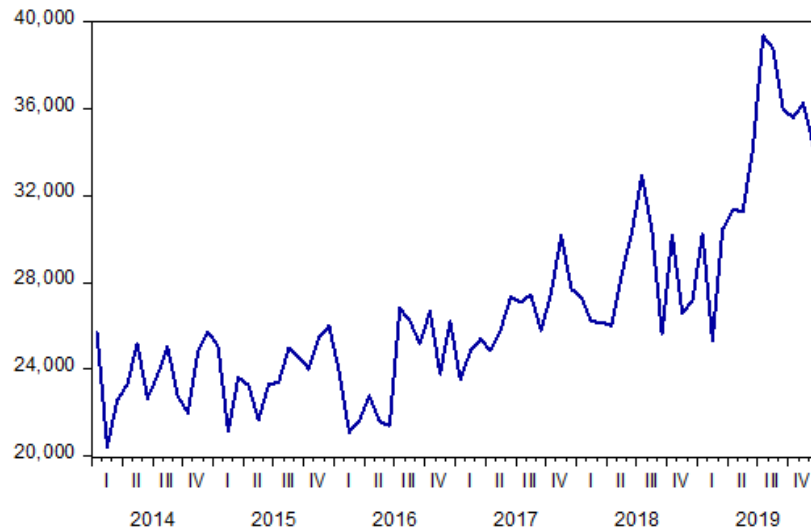


Figura 3.1: Consumo de Diésel (En galones)
Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
Elaborado por: Autoras

Volumen Bombeado de Petróleo: Cantidad de barriles de petróleo (Bbl) mensual bombeados desde la estación Amazonas. Se puede observar en la Figura 3.2, un comportamiento relativamente estable con una pequeña tendencia creciente al final. El punto más bajo es 4,1 miles de barriles que se registró en febrero del 2016 y el punto más alto es 6,5 miles de barriles en agosto 2019.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

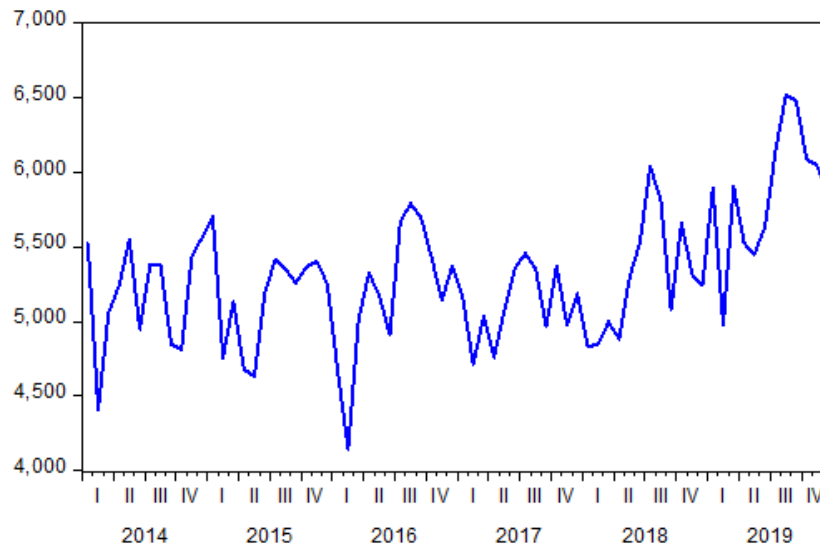


Figura 3.2: Volumen bombeado de petróleo (Miles de barriles)

Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

Elaborado por: Autoras

Grados API: Es la medida de densidad del crudo. Se denomina crudo pesado a aquellos con un grado API inferior a 20° y aquellos por encima de los 40° API son livianos.

Para observar la evolución de los grados API, se presenta la Figura 3.3, donde se observa una tendencia decreciente en la curva a partir del 2017, esto debido a las características más pesadas del crudo, pues según el informe de Petroamazonas EP (2017), a partir de la producción de los yacimientos del bloque 43, también conocido como ITT ¹ las características de este crudo llegan a los 15° API lo que significa además que la calidad baja.

¹El proyecto ITT hace referencia a los campos de producción petrolera Ishpingo-Tambococha y Tiputini ubicados en el Parque Nacional Yasuní, que fueron explotados a partir de agosto del 2016.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS

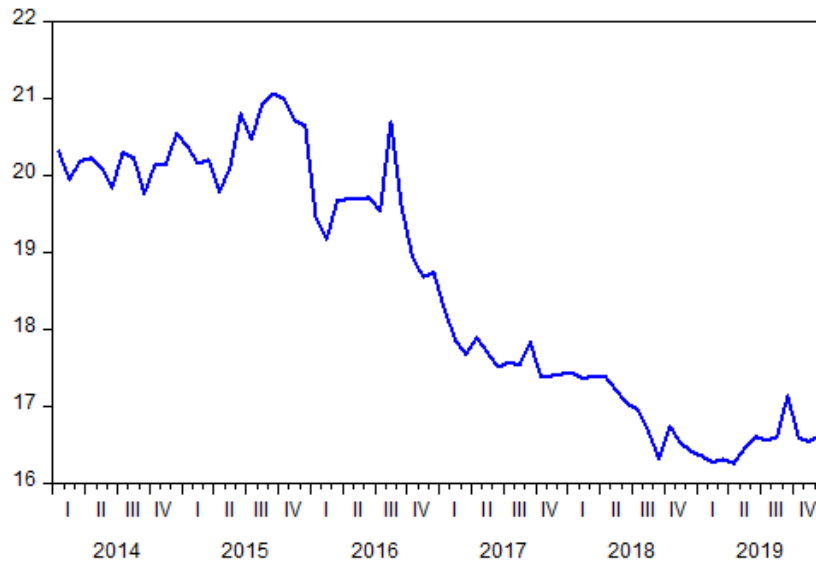


Figura 3.3: Grados API (En grados)

Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

Elaborado por: Autoras

Presión de descarga: Es la presión de salida al sistema de bombeo, medida en libra por pulgada cuadrada (psig). La variable presión de descarga del crudo en la estación Amazonas es estable hasta septiembre 2016, a partir de enero 2017 se observa una tendencia creciente, llegando a un nivel de presión de 1.451 (psig) en abril 2019, el cual es el más alto; tal como se observa en la Figura 3.4.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS

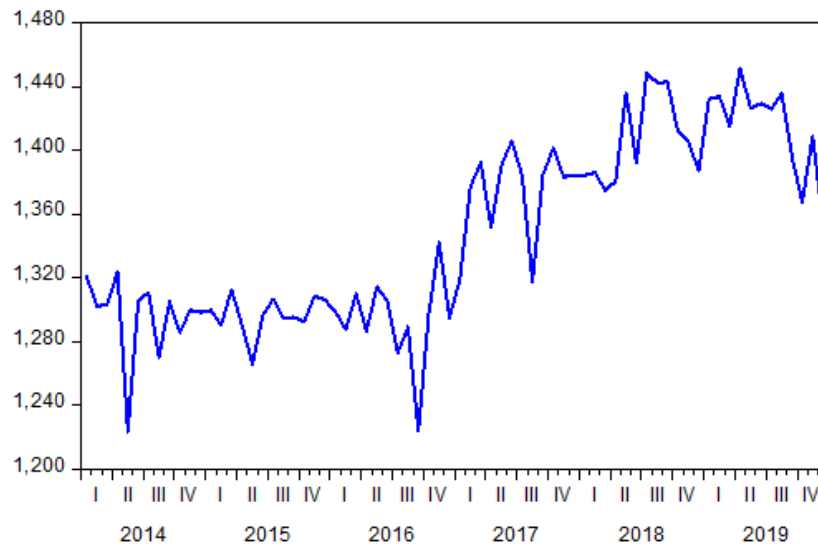


Figura 3.4: Presión de Descarga (En libra por pulgada cuadrada)

Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

Elaborado por: Autoras

Viscosidad: Representa características de fluidez del crudo, medida en centiStokes (cSt). La densidad del crudo es importante para evaluar el valor del recurso y estimar el rendimiento y los costos de refinación. La propiedad del fluido que más afecta la productibilidad y la recuperación es la viscosidad del petróleo. Los crudos pesados tienden a ser más viscosos que los crudos convencionales (Alboudware et al., 2006).

El comportamiento de la variable viscosidad se observa en la Figura 3.5, la cual muestra una tendencia creciente a partir del año 2016.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMÉTRICOS

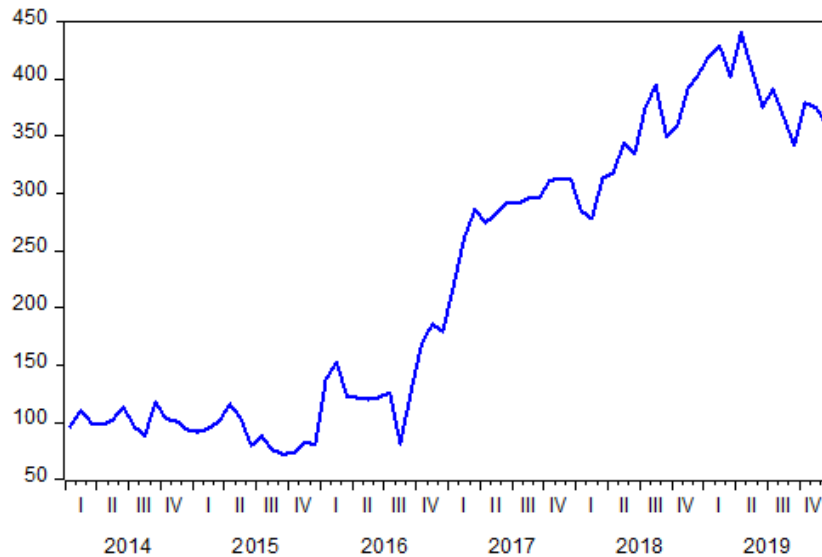


Figura 3.5: Viscosidad (En centiStokes)

Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

Elaborado por: Autoras

Sedimentos básicos y agua: Son los sedimentos básicos (limo, arena) y el contenido de agua libre no disuelta que trae el crudo; se mide por el porcentaje respecto del volumen del crudo y se nota por BSW (Basic Sediments and Water). Luego del tratamiento (quitar el agua, sales y otros contaminantes del crudo) es esencial que su valor sea bajo, con esto en el procesamiento del crudo se evita suciedades y dificultades. El objetivo de medir BSW del crudo es conocer el porcentaje de agua en la producción y determinar la cantidad real de crudo producido. El porcentaje adecuado de BSW no debe exceder el 10% para que el sistema funcione adecuadamente y no haya problemas (Gutiérrez, 2013).

La variable BSW a partir del 2018 tiene un aumento significativo en su valor, pero estos valores están dentro de los parámetros adecuados al ser menores al 10% (Figura 3.6).

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS

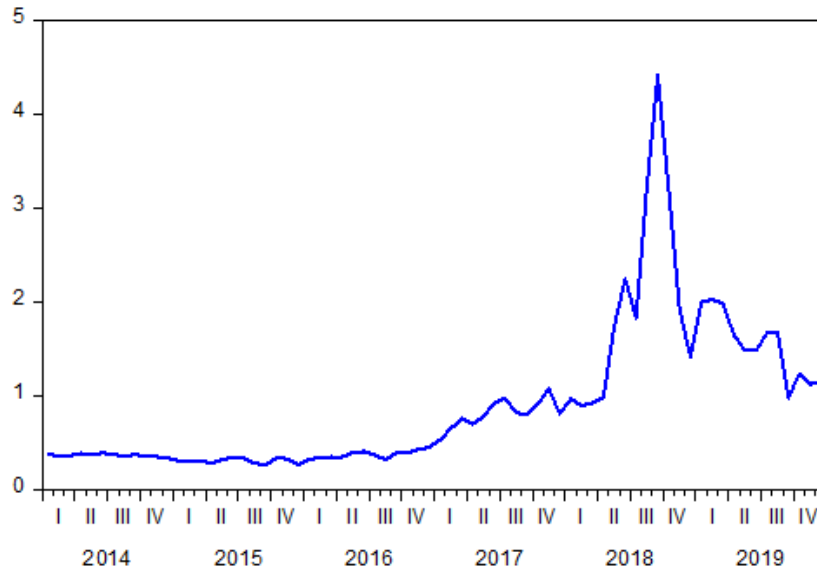


Figura 3.6: Sedimentos básicos y agua (BS&W) (Porcentaje de volumen del crudo)
Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
Elaborado por: Autoras

Temperatura de entrada: Es la temperatura del crudo al ingreso del sistema de bombeo, medida en grados Fahrenheit ($^{\circ}$ F). La variable tiene una tendencia creciente como se muestra en la Figura 3.7.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMÉTRICOS

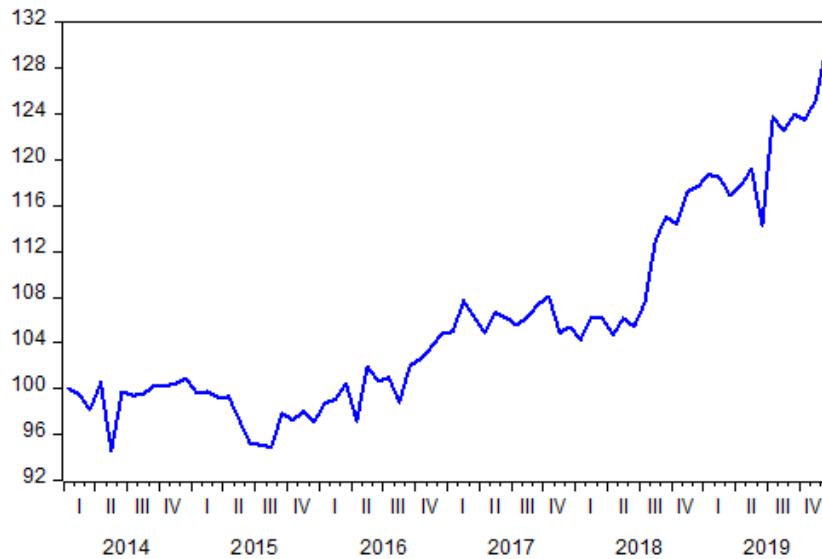


Figura 3.7: Temperatura de Entrada (En grados Fahrenheit)
Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
Elaborado por: Autoras

Temperatura de salida: Es la temperatura del crudo al salir del sistema de bombeo, medida en grados Fahrenheit (°F). La Figura 3.8 muestra que la serie temperatura de salida tiene una tendencia creciente.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMÉTRICOS

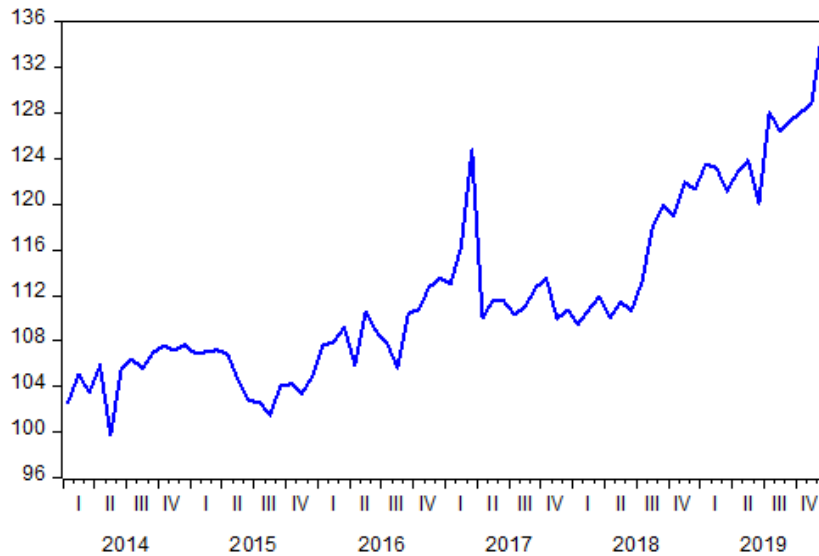


Figura 3.8: Temperatura de Salida (En grados Fahrenheit)
Fuente: Oleoducto de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.
Elaborado por: Autoras

3.3. Modelos de series de tiempo univariados (*ARIMA*)

Los modelos *ARIMA* brindan la posibilidad de proporcionar intervalos de confianza en sus predicciones con una base estadística fiable. Además, son modelos ampliamente difundidos en ámbitos de predicción económica, mediante la utilización de herramientas informáticas para su desarrollo. Para el modelamiento se utilizan los datos desde enero 2014 hasta junio 2019, el resto de datos se guardará para la verificación de la capacidad predictiva del modelo.

Para realizar el modelo *ARIMA* se sigue la metodología de Box Jenkins y se utiliza únicamente la variable consumo de diésel (Con_Diésel).

3.3.1. Transformaciones previas a la serie consumo de diésel

Test de raíz unitaria

Este test se utiliza para determinar si la serie es o no estacionaria. Para este análisis se procede a aplicar la prueba de raíces unitarias de Dickey Fuller Aumentada (*DFA*), para poder determinar si la serie presenta o no raíces unitarias que expliquen la tendencia observada en la Figura 3.1, para lo cual se utiliza el *software Stata*. En la Tabla 3.1 se muestra el resultado de la prueba de Dickey Fuller Aumentada (*DFA*), que analiza la presencia de raíz unitaria y tiene como hipótesis el siguiente planteamiento:

$$H_0 = \text{la serie tiene raíz unitaria}$$

$$H_1 = \text{la serie no tiene raíz unitaria}$$

Al realizar el test *DFA* se observa un p-valor mayor al 5%, por lo tanto, no se rechaza la hipótesis nula (existencia de raíz unitaria, es decir, la serie es no estacionaria).

Para corregir la no estacionariedad se aplica la primera diferencia y se repite el test, donde se rechaza la hipótesis nula y se determina que la serie es estacionaria, por tanto, es integrada de orden uno, $I(1)$.

Tabla 3.1: Pruebas de raíz unitaria Dickey-Fuller Aumentada (*DFA*)

Variable	Mackinnon approximate p-value for $Z(t)$	
	Sin Diferenciar $I(0)$	Primera Diferencia $I(1)$
Con_Diésel	0,8034	0,0000

Elaborado por: Autoras

3.3.2. Identificación de los modelos *ARIMA*

El siguiente paso es analizar la función de autocorrelación (*fas*) y la función de autocorrelación parcial (*fap*) de la serie diferenciada, para determinar cuál es el modelo inicial apropiado para representar la dependencia dinámica de dicha transformación estacionaria. Para determinar el orden del modelo *ARIMA* (p,d,q), se utiliza el diagrama de las funciones de autocorrelación (*fas*) y de autocorrelación parcial (*fap*).

Para el caso de *fap*, ubicada al lado izquierdo, se muestra los picos que determinan el orden p de los modelos *AR*. Al lado derecho, se encuentra el *fas*, que muestra los picos que determinan el orden q de un modelo *MA*.

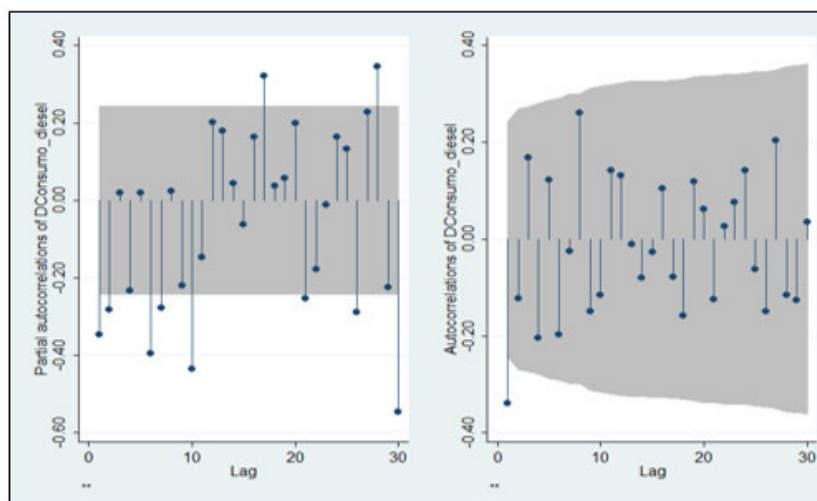


Figura 3.9: Diagrama de Autocorrelaciones Parciales (*fap*) y Autocorrelación (*fas*)
Elaborado por: Autoras

La Figura 3.9 muestra el diagrama de la función de autocorrelación parcial (*fap*), donde se puede observar cuatro valores no nulos en los 12 primeros rezagos, lo cual nos indica que la serie pudiese ser modelada a través de un modelo $AR(1)$, $AR(2)$, $AR(6)$ y $AR(10)$. En la parte de la función de autocorrelación (*fas*) se puede identificar un $MA(1)$, ya que tiene un solo pico que

pasa la banda.

3.3.3. Especificación de los Modelos Identificados para la Serie Consumo de Diésel

Luego de identificar el orden p y q del modelo, es necesario estimar los parámetros. Gracias al análisis de las autocorrelaciones realizadas en el paso anterior evidenciado en la Figura 3.9, se pueden especificar los siguientes modelos: Modelo (1) $ARIMA(1,1,1)$, Modelo (2) $ARIMA(2,1,1)$ y Modelo (3) $ARIMA(6,1,1)$.

A continuación, para cada uno de los modelos propuestos se realiza la estimación y se determina a cuál de los tres modelos se adapta mejor la serie consumo de diésel. Para esto, primero se procede con la estimación del Modelo (1), Modelo (2) y Modelo (3). Los coeficientes del Modelo (1) y Modelo (2) son estadísticamente significativos al 95 % de confianza, a excepción de la parte autorregresiva AR . (véase Anexo A.1 y Anexo A.2)

Para el caso del Modelo (3), se puede ver en la Tabla 3.2 que los coeficientes AR y MA son estadísticamente significativos con un 95 % de confianza.

El componente autorregresivo $AR(6)$ muestra que el efecto de hace seis meses persiste en el tiempo, es decir la cantidad consumida de diésel depende de lo que se consumió en el periodo $t-6$. Por otro lado, la componente de medias móviles $MA(1)$ indica que hace un mes apareció un efecto aleatorio que le afectó en ese instante pero no persistió en el tiempo.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMÉTRICOS

Tabla 3.2: Información estadística del Modelo (3) ARIMA (6,1,1)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
C	115,1042	39,8617	2,9126	0,0050
AR(6)	-0,3372	0,1515	-2,2246	0,0298
MA(1)	-0,7915	-0,0799	-9,8959	0,0000
R^2 -ajustada=0,292	BIC: 18,184			
AIC: 18,051	HQ: 18,103			
Durbin-Watson: 1,603				

Elaborado por: Autoras

Posteriormente, se realiza el análisis complementario con el fin de considerar los criterios información, Akaike Information Criterion (*AIC*), Bayesian Information Criterion (*BIC*) y Hannan-Quinn Information Criterion (*HQ*) . Según los resultados de la Tabla 3.3, el modelo que minimiza los criterios de información *AIC* y *BIC* es el Modelo (3) especificado por el modelo *ARIMA* (6,1,1).

Tabla 3.3: Comparación de Modelos

Modelos	AIC	BIC	HQ
Modelo 1 ARIMA (1,1,1)	18,0981	18,2319	18,1509
Modelo 2 ARIMA (2,1,1)	18,1462	18,2800	18,1990
Modelo 3 ARIMA (6,1,1)	18,0510	18,1848	18,1038

Elaborado por: Autoras

Para verificar que el modelo seleccionado tiene buen ajuste se procede a realizar el análisis post estimación de los residuos.

3.3.4. Análisis post-estimación

Se busca verificar si los residuos del modelo estimado se aproximan al comportamiento de un ruido blanco. Se puede analizar la normalidad de los residuos mediante un histograma o usando un test de normalidad para determinar si los residuos tienen varianza constante, se observa los *fas* y *fap* para comprobar si están o no correlacionados.

Los residuos del Modelo (3) se pueden considerar ruido blanco, ya que todos los *P-valor* de los coeficientes son significativos por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula ($H_0 = \text{ruido blanco}$). También en el gráfico de los valores de la función de autocorrelación no son significativos en ningún retardo, debido a que todos se encuentran dentro del intervalo de confianza, por lo que se puede afirmar que no hay correlación. (Véase Anexo A (Figura A.1)).

Al aplicar la prueba de Ljun-Box, se pudo determinar que, para los residuos del Modelo (3), el *p-valor* de cada uno de los retardos es superior al 0,05; por lo tanto la serie es independiente dado que no se rechaza la hipótesis nula ($H_0 = \text{Los datos se distribuyen de forma independiente}$)(Véase Anexo A (Figura A.1)).

Además, se analiza la prueba de bondad de ajuste para comprobar si la muestra de datos tiene la asimetría y curtosis de una distribución normal. El estadístico Jarque-Bera es un test de bondad de ajuste que testea los coeficientes de curtosis y asimetría de una muestra. Se distribuye asintóticamente como una distribución chi-cuadrado con dos grados de libertad y se usa para probar la hipótesis nula de que los datos pertenecen a una distribución normal (Borgnino, 2014).

Según el test de Jarque-Bera realizado, no se rechaza la hipótesis de normalidad de los residuos del Modelo (3) (Véase Anexo A (Figura A.2)).

Por todo lo expuesto anteriormente se puede concluir que el modelo no presenta problemas de normalidad, siendo sus residuos a la vez ruido blanco. Con los resultados obtenidos se puede realizar la predicción.

3.3.5. Pronósticos de los modelos *ARIMA*

Después de realizar el análisis se encuentra que el Modelo (3) tienen buenas propiedades para describir a los datos de consumo de diésel, se pasará a la última etapa de la metodología Box-Jenkins que es la predicción. Se realizó pronósticos dinámicos, donde a partir del segundo periodo se utiliza el valor estimado y no el valor real del período precedente.

El modelo se lo utiliza para comparar los valores de predicción con los valores verdaderos que se guardaron para la validación del modelo (julio 2019-diciembre 2019). Para analizar si el modelo realiza buenas predicciones a corto plazo. Se grafica conjuntamente para verificar la predicción.

En la Figura 3.10 se presenta la predicción del Modelo (3) correspondiente a seis meses posteriores (julio 2019 hasta diciembre 2019), aquí se puede observar que la predicción presenta un error amplio con los datos reales del consumo de diésel.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS

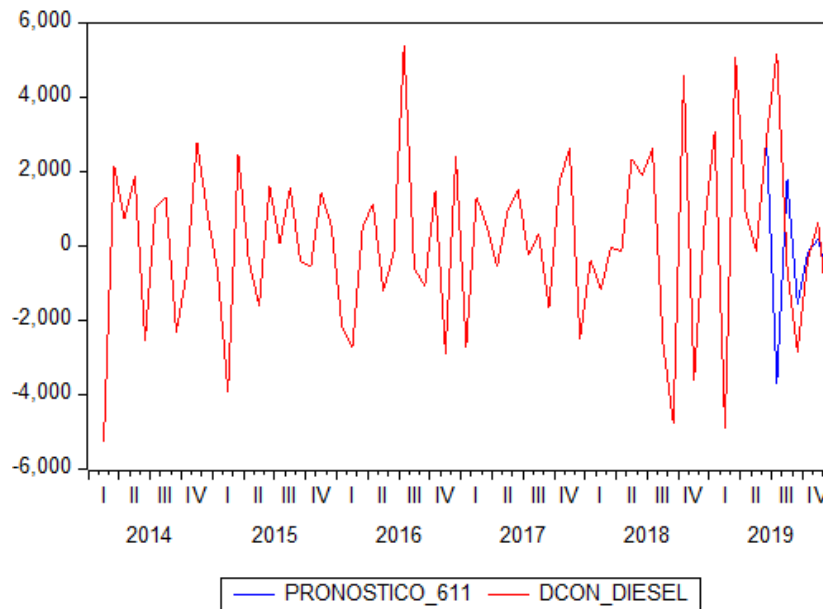


Figura 3.10: Predicción del Modelo 3 y Valores Reales
Periodo Julio 2019 - Diciembre 2019
Elaborado por: Autoras

3.4. Modelos de series de tiempo con variables exógenas (*ARIMAX*)

Cuando un modelo *ARIMA* incluye como variable explicativa otra serie temporal distinta a la que queremos modelar, recibe el nombre de *ARIMA* con variables exógenas, o más conocido como *ARIMAX*. Las variables exógenas que se van a utilizar son: consumo de diésel (Con_Diésel), Volumen, grados API(API), presión de descarga (Pdescarga), Viscosidad, sedimentos básicos y agua (BSW), temperatura de entrada (Tentrada) y temperatura de salida (Tsalida). Para especificar el modelo *ARIMAX* se utilizan los 65 datos de la estación Amazonas (PS1) desde enero 2014 hasta junio 2019, los datos restantes que corresponden a julio 2019 hasta diciembre 2019 se guardará para la verificación de la capacidad predictiva del modelo. Se utilizan los programas estadísticos Stata y Eviews 8.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

A continuación, se verifica los seis supuestos que deben ser examinados para garantizar que el modelo *ARIMAX* resultante sea válido en cada etapa de su evolución (Andrews et al., 2013).

3.4.1. Verificación de estacionariedad de las variables

Se analiza la estacionariedad de las series originales a través de la prueba de raíz unitaria Dickey Fuller Aumentada (*DFA*). En la Tabla 3.4 se muestra los resultados de la prueba de raíz unitaria, si la probabilidad es menor a 0,05 (95 % de confianza), para la serie en análisis se puede rechazar la hipótesis nula (H_0 : la serie presenta una raíz unitaria), y concluir que no posee una raíz unitaria y que la serie es estacionaria. De acuerdo a los resultados, la variable Volumen es estacionaria, pero para las siete variables restantes no se rechaza la hipótesis nula, y se realiza una diferencia no estacional.

Tabla 3.4: Test de Raíces Unitarias Dickey-Fuller Aumentada Para Series Originales

Variable	t-Statistic	Mackinnon approximate p-value for Z(t)
Con_Diésel*	-0,852	0,8034
Volumen	-3,949	0,0017
API	-0,347	0,9186
Pdescarga	-0,405	0,9092
Viscosidad	-0,017	0,9571
BSW	-1,285	0,6360
Tsalida	-0,754	0,8324
Tentrada	-0,245	0,9329

*Variable dependiente

Elaborado por: Autoras

Al realizar el test de *DFA* a las siete variables con una diferencia, se rechaza la hipótesis nula por lo tanto no poseen raíz unitaria. Con los resultados obtenidos en la Tabla 3.4 y Tabla 3.5 se puede concluir que las series son estacionarias con una diferencia, excepto la variable Volumen que no necesita ser diferenciada.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

Tabla 3.5: Test de raíces unitarias *DFA* para series diferenciadas

Variable	Test Statistic	Mackinnon approximate p-value for Z(t)
DCon_Diésel*	-5,483	0,0000
DAPI	-4,833	0,0000
DPentrada	-6,464	0,0005
DPdescarga	-6,560	0,0000
DViscosidad	-4,486	0,0002
DBSW	-4,906	0,0000
DTsalida	-5,481	0,0000
DTentrada	-4,293	0,0000

*Variable dependiente

Elaborado por: Autoras

3.4.2. Análisis de causalidad en el sentido de Granger

Para el análisis de causalidad se realiza el test de causalidad a la Granger, para contrastar la siguiente hipótesis nula:

$$H_0 = \text{La variable 1 no causa a la Granger a la variable 2}$$

$$H_1 = \text{La variable 1 causa a la Granger a la variable 2}$$

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

Tabla 3.6: Test de Causalidad de Granger

Variable 1	Variable 2	Prob >chi2
DCon_Diésel	Volumen	0,225
Volumen	DCon_Diésel	0,011 *
DCon_Diésel	DAPI	0,001 *
DAPI	DCon_Diésel	0,371
DCon_Diésel	DPdescarga	0,017 *
DPdescarga	DCon_Diésel	0,000 *
DCon_Diésel	DTentrada	0,305
DTentrada	DCon_Diésel	0,119
DCon_Diésel	DTsalida	0,171
DTsalida	DCon_Diésel	0,009 *
DCon_Diésel	DBSW	0,009 *
DBSW	DCon_Diésel	0,723
DCon_Diésel	DViscosidad	0,003 *
DViscosidad	DCon_Diésel	0,265

Elaborado por: Autoras

Los resultados de la Tabla 3.6 muestran la prueba de causalidad de Granger, para las variables Volumen, DAPI, DTsalida, DBSW y DViscosidad se rechaza la hipótesis nula. Por lo tanto, presentan causalidad unidireccional a la Granger con la variable DCon_Diésel. Por otro lado, la variable DPdescarga presenta causalidad bidireccional² a la Granger con la variable DCon_Diésel (a un nivel de significancia del 5%).

Por lo tanto, las series con efecto bidireccional como la variable DPdescarga y las que no presenten ningún efecto como la DTentrada no se las toma en cuenta para la construcción del modelo ya que estamos interesados en los efectos que ellas tengan sobre la serie DCon_diésel.

3.4.3. Análisis de correlación

Al analizar las relaciones entre las variables, generalmente se habla de correlación entre las variables. El coeficiente de correlación mide la proporción en la que una variable está explicada por la influencia lineal de otra variable. Se procede a construir la matriz de correlaciones para las

² y_t causa en el sentido de Granger a x_t y x_t causa en el sentido de Granger a y_t .

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

variables exógenas.

En la Tabla 3.7 se observa que ninguna variable está altamente correlacionada, por lo tanto, no se descarta ninguna de las variables restantes para la construcción del modelo.

Tabla 3.7: Matriz de Correlación para Variables Exógenas

	Volumen	DTsalida	DAPI	DViscosidad	DBSW
Volumen	1,0000				
DTsalida	0,0178	1,0000			
DAPI	0,1608	-0,3417	1,0000		
DViscosidad	-0,0772	0,3894	-0,6999	1,0000	
DBSW	-0,0164	0,1199	-0,1901	-0,1361	1,0000

Elaborado por: Autoras

3.4.4. Regresión lineal múltiple

El objetivo es explicar el comportamiento del consumo de diésel de la estación Amazonas (PS1), utilizando factores como Volumen bombeado, DTsalida, DAPI, DBSW y DViscosidad, que pueden influir en el aumento o disminución del mismo.

Se inicia con un modelo de regresión múltiple con cinco variables explicativas. Al realizar la estimación, las variables DAPI, DBSW y DViscosidad no resultaron significativas al 5%.

Sin embargo, un estudio indica que el crudo pesado contiene como principal característica valores de API bajos, en el contexto mundial valores menores a 23°. Esta alta densidad proporciona mucha dificultad para su extracción y manejo, puesto que son crudos altamente viscosos y su composición química es compleja ya que su contenido de compuestos como sales, ácidos orgánicos, residuos de carbono, metales y contenido de nitrógeno promueven el uso de métodos y tratamientos especiales en comparación al crudo convencional, en consecuencia, los costos y

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMÉTRICOS

tiempos de producción y transporte aumentan significativamente (Peralta et al., 2017).

Por lo tanto, considerando los estudios realizados y la importancia de la calidad del hidrocarburo es importante incluir la variable DAPI en el modelo *ARIMAX*, la variable DAPI indica si el crudo es pesado (entre 10° y 22,3°) o liviano (con gravedad mayor a 31,1°), los crudos pesados genera complejidad para realizar las operaciones de extracción, manejo y transporte, ya que se requiere mayor energía para transportarlo. En la Tabla 3.8 se evidencia el modelo estimado al cual llamaremos Modelo (4).

Tabla 3.8: Resultados econométricos del Modelo 4

Variable	Coficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
DTsalida	-168.818	82.411	-2.048	0.044
Volumen	3.243	0.633	5.119	0.000
DAPI	664.100	695.438	0.954	0.343
C	-16720.90	3321.276	-5.034	0.000

R^2 -ajustada=0,338 BIC: 18,088
AIC: 17,954 HQ: 18,007
Durbin-Watson: 2,447

Elaborado por: Autoras

La variable grados API, no tiene el signo esperado y no es significativa al 95 % de confianza.

Para el análisis del test de Durbin-Watson se utiliza $d_U=1,69$, $d_L=1,48$ considerando las 65 observaciones, 3 variables explicativas y un nivel de significancia del 5 %. Por lo tanto, la zona donde no existe autocorrelación está entre 1.69 y 2.31. Los resultados de la Tabla 3.8 muestran que el Durbin-Watson del Modelo (4) es 2.447, es decir está en la zona de indecisión.

Además, se procede con el análisis de multicolinealidad que básicamente analiza la correlación alta entre más de dos variables explicativas.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS

Para el análisis de multicolinealidad se realiza el test factor de inflación de la varianza *VIF*, que cuantifica la intensidad de la multicolinealidad en un análisis de regresión normal de mínimos cuadrados. Para este modelo el *VIF* es menor a 10, por lo tanto, no hay problema de colinealidad. De la misma forma se puede ver que la dispersión de las variables no es de forma lineal, por lo tanto, no hay problema de multicolinealidad (Veáse Anexo A (Tabla A.4 y Figura A.3)).

3.4.5. Análisis de residuos

Se realiza la representación gráfica de las funciones de autocorrelación (*fas*) y autocorrelación parcial (*fap*), para verificar si los residuos del Modelo (4) se comportan como un ruido blanco, es decir, si los residuos son no correlacionados, centrados y gaussianos.

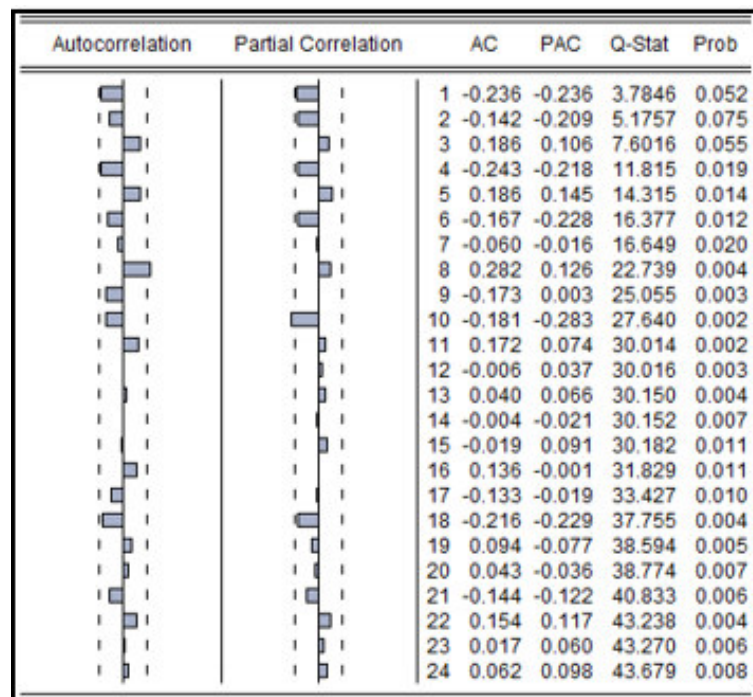


Figura 3.11: FAS y FAP de los Residuos del Modelo (4)
Elaborado por: Autoras

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRICOS

La Figura 3.11 indica que los errores no son ruido blanco, puesto que se salen de las bandas de confianza. Para que los residuos sea ruido blanco, agregamos términos autorregresivos (*AR*) y términos media móvil (*MA*), para lo cual se plantea un nuevo modelo con la metodología de Box Jenkins.

Mediante el correlograma de los residuos del Modelo (4), se decidió incluir los coeficientes *AR*(2), *AR*(4), *MA*(1) y *MA*(6) los cuales resultaron significativos. Por lo tanto, se realiza las pruebas estadísticas para obtener un nuevo modelo al cual lo llamaremos Modelo (5).

Tabla 3.9: Información Estadística del Modelo (5)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
DTsalida	-286.409	73.530	-3.895	0.000
Volumen	1.872	0.402	4.654	0.000
DAPI	-208.309	632.653	-3.329	0.004
C	-9556.58	2089.454	-4.573	0.000
AR(2)	-0.397	0.142	-2.789	0.007
AR(4)	-0.517	0.149	-3.449	0.001
MA(1)	-0.339	0.111	-3.575	0.000
MA(6)	-0.600	0.444	-3.403	0.002
R^2 -ajustada=0,567		BIC: 17.972		
AIC: 17,670		HQ: 17,789		
Durbin-Watson: 2,224				

Elaborado por: Autoras

En cuanto a las tres variables explicativas y los términos autorregresivos del Modelo (5) son estadísticamente significativas al 95 % de confianza. Además, el R^2 -ajustado que el modelo explica el 56 % de la variabilidad en el incremento del consumo de diésel de la estación Amazonas (PS1) (Tabla 3.9).

Con respecto al test de Durbin-Watson del Modelo (5) da como resultado 2,224; por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula ($H_0 = no\ existe\ autocorrelación$), es decir el modelo no presenta autocorrelación.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

Considerando la metodología *ARIMAX*, el Modelo (5) puede ser escrito de la siguiente manera:

$$DCon_diesel_t = \frac{-286,409}{1 - 0,397B^2 - 0,517B^4} DTsalida_t + \frac{1,872}{1 - 0,397B^2 - 0,517B^4} Volumen_t - \frac{208,309}{1 - 0,397B^2 - 0,517B^4} DAPI_t + \frac{-0,399B - 0,600B^2}{-0,397B^2 - 0,517B^4} \mu_t$$

La variable temperatura de salida tiene un efecto negativo y significativo al 95 % de confianza, esto quiere decir que ante un aumento en una unidad en la temperatura de salida, el consumo de diésel disminuirá en promedio 286.409 manteniendo el resto de factores constantes. El volumen, tiene un efecto positivo y significativo, es decir, ante un incremento en el volumen bombeado, el consumo de diésel aumentara en promedio 1.872 manteniendo el resto de factores constantes.

En lo concerniente a los grados API, tal como se esperaba tiene un efecto negativo y significativo al 95 % de confianza, esto significa que ante el aumento de una unidad en los grados API, el consumo de diésel disminuirá en promedio 208.309 manteniendo el resto de factores constantes. Es decir, que mientras más pesado sea el crudo aumenta el consumo de diésel de la estación Amazonas (PS1).

Luego, se ha estimado el aumento del consumo de diésel rezagado dos periodos *AR(2)* el cual tiene un impacto negativo promedio de 0.397 y rezagado cuatro periodos *AR(4)* que tiene un impacto promedio negativo de 0,517. Esto ayuda a explicar el aumento del consumo de diésel, manteniendo el resto de variables constantes.

El impacto de los errores del incremento del consumo de diésel de uno y seis periodos atrás son negativos y significativos.

En cuanto a los criterios de información *AIC*, *BIC* y *HQ* se lograron minimizar.

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

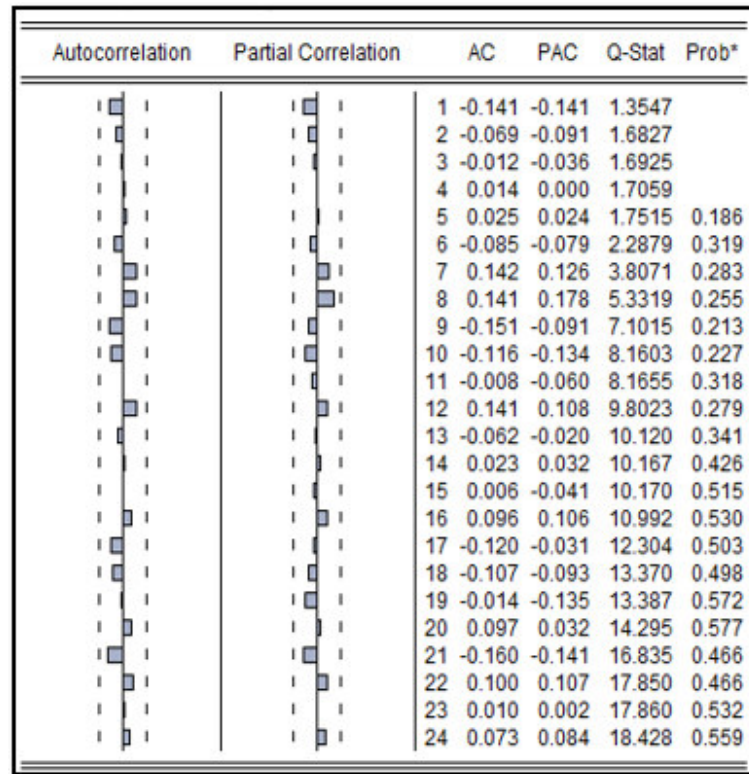


Figura 3.12: fas y fap de los Residuos del Modelo (5)
Elaborado por: Autoras

Por otra parte, en la Figura 3.12 se observa que los residuos estimados del Modelo (5) se comportan como ruido blanco al estar dentro de la banda de confianza. También la prueba de Ljun-Box para los residuos muestran que el p-valor de cada uno de los retardos es superior al 0,05; por lo tanto la serie es independiente dado que no se rechaza la hipótesis nula ($H_0 = Los\ datos\ se\ distribuyen\ de\ forma\ independiente$).

Además, se analizó la normalidad de los residuos, donde la probabilidad es mayor al 5% y el test de Jarque-Bera es menor al 5,99 (Alatorre y Reyes, 2011). Por lo tanto, los residuos del Modelo (5) son normales al estar dentro del intervalo (Véase Anexo A (Figura A.4)).

3.4.6. Pronóstico del Consumo de Diésel

Finalmente, al encontrar el mejor modelo que describe el consumo de diésel de la estación Amazonas (PS1), se lo utiliza para realizar el pronóstico dinámico y se validó con la comparación de los datos reales de los últimos seis meses (julio 2019-diciembre 2019).

Se observa en la Figura 3.13 que el Modelo (5) estimado mediante la metodología *ARIMAX* es un buen modelo para pronosticar el consumo de diésel de la estación Amazonas.

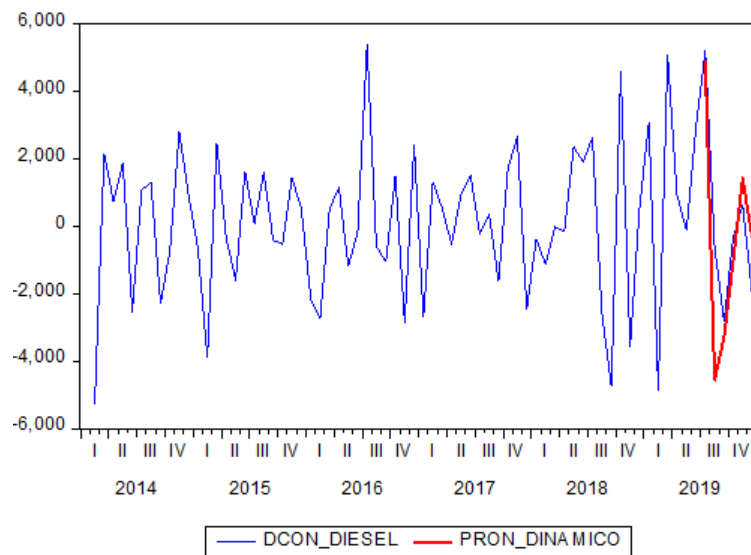


Figura 3.13: Comparación de Predicciones del Modelo 5 con Valores Reales, Periodo Julio 2019-Diciembre 2019

Elaborado por: Autoras

En conclusión, el modelo que tiene menos errores de predicción y describe de manera más adecuada a los datos mensuales reales es el modelo *ARIMAX*, ya que al incluir variables exógenas al modelo mejora el pronóstico del consumo de diésel en el corto plazo.

3.5. Resultados

En la Tabla 3.10 se muestra los indicadores estadísticos de calidad de los dos modelos propuestos. Se observa que el Modelo (5) logra minimizar todos los criterios de información, y el test de Durbin Watson está dentro de la zona de no rechazo, por lo tanto se utiliza para calcular los galones de diésel a consumir.

Tabla 3.10: Estadísticos de calidad de los modelos

Variable	Modelo 4	Modelo 5
Dcon_Diésel	xxx	xxx
Dtsalida	xxx	xxx
DAPI	xxx	xxx
Volumen	xxx	xxx
AR(6)		xxx
AR(2)		
AR(4)		xxx
MA(1)		xxx
MA(6)		xxx
R^2 -ajustada	0,338	0,567
AIC	17,954	17,670
BIC	18,088	17,972
HQ	18,007	17,789
Durbin-Watson	2,447	2,224

Elaborado por: Autoras

En base a los resultados obtenidos del pronóstico del consumo de diésel mediante la utilización del modelo *ARIMAX*, la cantidad de galones a consumir en los meses entre julio y diciembre de 2019(M7 a M12), se presentan a continuación en la Tabla 3.11:

Tabla 3.11: Pronóstico mensual de consumo de diésel

2019M7	2019M8	2019M9	2019M10	2019M11	2019M12
39039	34485	31171	30174	31600	31290

Elaborado por: Autoras

CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE DIÉSEL PARA LA ESTACIÓN AMAZONAS DE LA EMPRESA OLEODUCTO DE CRUDOS PESADOS (OCP) ECUADOR S.A., MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS

Para obtener los valores monetarios, se toma en cuenta el sistema de precios para los combustibles dispuestos por la Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables (ARC), el cual toma en cuenta las fluctuaciones de los mercados y fija las bandas que serán actualizadas el 10 de cada mes.

El precio del diésel 2 que se toma en cuenta para esta investigación, corresponde al publicado el 11 de noviembre del 2020 fijado entre un mínimo de \$ 1,00 dólar y un máximo de \$ 1,245 dólares. Se debe tomar en cuenta que a los precios se debe incluir el Impuesto al Valor Agregado (IVA) y el margen de ganancia que cada empresa expendedora de combustible establezca en su precio sin sobrepasar el precio máximo establecido.

En este sentido, se toma el precio máximo del diésel y se multiplica por la cantidad de consumo mensual (en galones) para obtener los gastos por concepto de combustible diésel de cada mes. A continuación, en la Tabla 3.12 se presentan los resultados.

Tabla 3.12: Gasto mensual en base al consumo pronosticado y precios actuales del diésel

2019M7	2019M8	2019M9	2019M10	2019M11	2019M12
\$48.603,74	\$42.934,36	\$38.808,00	\$37.567,09	\$39.341,48	\$38.955,9

Elaborado por: Autoras

A este resultado del gasto mensual por consumo de diésel de la estación Amazonas, se debe sumar los gastos por concepto de transporte, el cual depende del contrato que OCP Ecuador S.A mantenga con la empresa proveedora del combustible.

Capítulo IV

Conclusiones y Recomendaciones

4.1. Conclusiones

Para realizar la planificación óptima de consumo combustible diésel de la estación de bombeo Amazonas de Oleoductos de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A, se procedió a realizar el primer modelo *ARIMA* basado en proyección historia del consumo de combustible. En función de los resultados obtenidos se puede descartar la predicción del modelo *ARIMA* considerando que no tiene el ajuste indicado o esperado a la serie de tiempo.

En cuanto al modelo *ARIMAX*, muestra que la implementación de variables exógenas en la predicción, puede potenciar los resultados de estimación y permite obtener un pronóstico aceptable en el corto plazo. Se encontró evidencia que el consumo de diésel puede ser estimado mediante la inclusión de un término autorregresivo *AR(2)*, *AR(4)*, y términos media móvil *MA(1)*, *MA(6)*. El consumo de diésel es afectado de forma negativa por las variables: temperatura de salida y grados API, que son características del crudo pesado que OCP transporta. Por otro lado, la variable volumen tiene un impacto positivo en el consumo de diésel.

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Al analizar los dos modelos propuestos, la predicción del modelo *ARIMAX* es más aceptable ya que tiene un mejor ajuste con los datos reales comparados. Gracias a estos resultados se puede cumplir con el objetivo de esta investigación que es tener una herramienta de proyección del consumo de diésel para el aseguramiento de la fiabilidad, disponibilidad, eficiencia y logística en la gestión de compra de combustible de la empresa Oleoductos de Crudos Pesados (OCP) Ecuador S.A.

En base al consumo pronosticado se puede realizar una planeación de requerimientos futuros del combustible diésel, de esta manera se mitigará riesgos de suministro permitiendo que este sea fluido y sin interrupciones, a su vez se garantizara que los objetivos operativos de la empresa se cumplan.

Mediante la utilización del modelo resultante y los precios actuales del diésel se logró determinar el gasto mensual que la empresa incurrirá a nivel de compras de diésel. Al contar con un eficiente método de pronóstico, se logrará una disminución de costos a nivel de compras de diésel. Por consiguiente, se obtendrá una ventaja competitiva, ya que en la actualidad las grandes, medianas y pequeñas empresas cuentan con una fuerte estructura organizacional con áreas dedicadas al desarrollo eficiente de la gestión de compras.

4.2. Recomendaciones

Para futuros estudios similares en torno a la proyección de consumo de diésel es importante que la estimación de los modelos sea retroalimentada con la inclusión de más información histórica, para tener un estimativo más confiable a medida que pase el tiempo.

OCP Ecuador S.A, puede implementar esta herramienta de pronóstico y hacerla de manera automática ya que, al contar con el Sistema de Control y Adquisición de Datos (SCADA) que genera datos en tiempo real, se lograría automatizar el sistema de predicción.

REFERENCIAS

- Alatorre, J., y Reyes, O. (2011). Métodos y técnicas del análisis del cambio climático. *División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos CEPAL*.
- Alboudware, H., Badry, R., Baker, A., Beshry, M., Brown, G., Calvo, R., ... West, C. (2006). La importancia del petróleo pesado. *Oilfield Review*.
- Andrews, B., Dean, M., Swain, R., y Cole, C. (2013). Building ARIMA and ARIMAX Models for Predicting Long-Term Disability Benefit Application Rates in the Public/Private Sectors. *University of Southern Maine*.
- Baquero, D., y Mieles, J. (2015). Los booms petroleros: ¿Qué cambió en los últimos 40 años? *Foro de Economía Ecuador*.
- Borgnino, J. (2014). Testeando simetría y kurtosis sobre los residuos de un modelo de datos en panel agrícola.
- Box, G., y Jenkins, G. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day, 1970.
- Bravo, E. (2017). Los impactos de la explotación petrolera en ecosistemas tropicales y la biodiversidad. *Acción ecológica*, 35-42.
- Báez, R. (1989). Petróleo, Capitalismo y Dependencia. En (p. 143-153). ILDIS.
- Camps, G. (2002). *Predicción de series temporales*.
- Contreras, A., Zuñiga, C., Flores, J., y Sánchez, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. *Estudios Gerenciales*, 387-396.
- Cuervo, J. (2000). Ley 4. ley para la transformación económica del ecuador. *Congreso Nacional*.

- ElComercio. (2012, junio). Breve reseña sobre la historia petrolera del Ecuador. *Grupo El Comercio*.
- Florén, H., Frishammar, J., Löf, A., y Ericsson, M. (2018). Raw Materials Management in Iron and Steelmaking Firms. *Mineral Economics*, 39-47.
- Gantumur, T., y Stephan, A. (2010). Do External Technology Acquisitions Matter for Innovative Efficiency and Productivity? *German Institute for Economic Research*.
- González, M. (2009). *Análisis de series temporales: Modelos ARIMA*. Lejona: Universidad del País Vasco.
- Gujarati, D., y Porter, D. (2010). *Econometría*. México: Mc Graw-Hill.
- Gutiérrez, R. (2013). Mejoramiento del sistema de medición de prueba de pozos y bsw en las plataformas del bloque 16 de repsol.
- Harvey, A. (1993). *Time Series Models*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Huseynzade, R., y Aliyev, A. (2015). Experience of Azerbaijan in Construction of Main Oil and Gas Pipelines in the Caspian Sea Region: Environmental Aspects. *Springer International Publishing*, 169-195.
- Johnston, J., y DiNardo, J. (1997). *Econometrics Methods*. New York: McGraw-Hill.
- Leenders, M. (2005). *Administración de Compras y materiales*. México: Continental.
- Levendis, J. (2018). *Time Series Econometrics*. New Orleans: Springer Texts in Business and Economics.
- Novalés, A. (1993). *Econometría*. Madrid: McGraw-Hill.
- OCPEcuador. (2007). *Memoria de Sostenibilidad (Inf. Téc.)*. Quito: OCP Ecuador.
- OCPEcuador. (2013). OCP: Diez años después. *OCP Ecuador S.A.*
- OCPEcuador. (2020). *Misión ocp*. <https://ocpecuador.com/es/ocp/mision>.
- Peralta, A., Blanco, J., Reina, J., y Mantilla, L. (2017). Transporte de crudo pesado por oleoductos usando el método de dilución: Un enfoque práctico para modelar la caída de presión y la precipitación de asfaltenos. *El Reventón Energético*, 17.
- Petroecuador. (2017). Informe estadístico 1972-2017. *EP. Petroecuador*.
- Pindyck, R., y Rubinfeld, D. (2001). *Econometría: Modelos y pronósticos*. México, D.F.: McGraw-Hill.

- Ros, S. (2010). *Introduction to Probability Models*. Los Angeles, California: Elsevier.
- Ross, D. (2015). *Distribution Planning and Control*. Chicago: Springer.
- Ryder, A., Rapson, S., y Domeneq, R. (2016). Pipeline Technology and the Environment. En (p. 320-373). New York: Springer, Cham.
- Stigler, G. (1968). *The Organization of Industry*. Homewood Illinois: Richard D. Irwin Inc.
- Tiao, G., y Box, E. (1975). Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70-79.
- Tirole, J. (1988). *The Theory of Industrial Organization*. London, England: The MIT Press.
- Uquillas, A., y González, C. (2017). Determinantes macro y microeconómicos para pruebas de tensión de riesgo de crédito: Un estudio comparativo entre Ecuador y Colombia basado en la tasa de morosidad. *Ensayos sobre política económica*, 245-249.
- Varian, H. (2010). *Microeconomía intermedia: Un enfoque actual*. Barcelona: Antoni Bosch.
- Wooldridge, J. (2010). *Introducción a la econometría. Un enfoque moderno*. México, D.F.: Cengage Learning Editores, S.A.

Anexos

Anexo A

Tabla A.1: Información Estadística del Modelo (1) ARIMA (1,1,1)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
C	117.5807	35.5334	3.30901	0.0016
AR(1)	0.2625	0.18162	1.44553	0.1534
MA(1)	-0.9070	0.08694	-10.4315	0.0000
R^2 -ajustada=0,2511	BIC: 18,2319			
AIC: 18,0981	HQ: 18,1509			
Durbin-Watson: 1,8064				

Elaborado por: Autoras

Tabla A.2: Información Estadística del Modelo (2) ARIMA (2,1,1)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
C	115.7924	39.5206	2.9299	0.0048
AR(1)	-0.61363	0.1260	-4.8696	0.0000
MA(2)	-0.75865	0.1064	-7.1279	0.0000
R^2 -ajustada=0,2764	BIC: 18,2014			
AIC: 18,0676	HQ: 18,1204			
Durbin-Watson: 1,7792				

Elaborado por: Autoras

Tabla A.3: Información Estadística del Modelo (3) ARIMA (6,1,1)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	t-Estadístico	Significancia
C	115.1042	39.8617	2.9126	0.0050
AR(6)	-0.61363	0.1260	-4.8696	0.0000
MA(1)	-0.7915	0.0799	-9.8959	0.0000

R^2 -ajustada=0,2922 BIC: 18,1848

AIC: 18,0510 HQ: 18,1038

Durbin-Watson: 1,6037

Elaborado por: Autoras

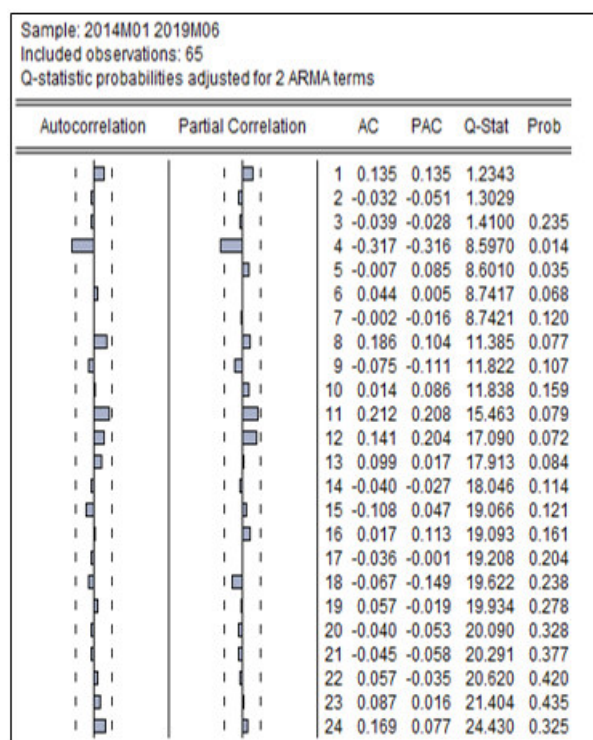


Figura A.1: Correlograma de los Residuos para el Modelo 3 ARIMA (6,0,1)

Elaborado por: Autoras

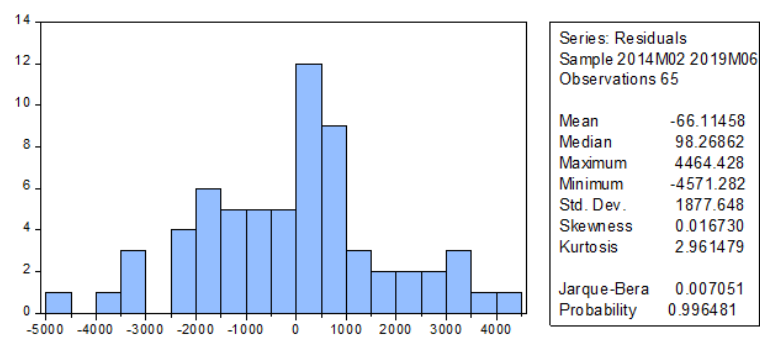


Figura A.2: Test Jarque-Bera Modelo (3)
Elaborado por: Autoras

Tabla A.4: Test VIF de Multicolinealidad del Modelo (4)

Variable	VIF	1/VIF
DTsalida	1.14	0.877
Volumen	1.03	0.968
DAPI	1.17	0.855
Mean VIF	1.11	

Elaborado por: Autoras

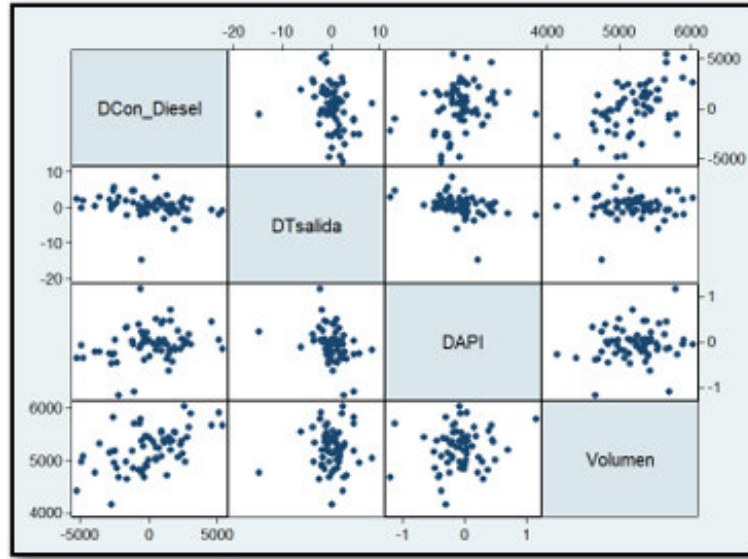


Figura A.3: Multicolinealidad del Modelo (4)
Elaborado por: Autoras

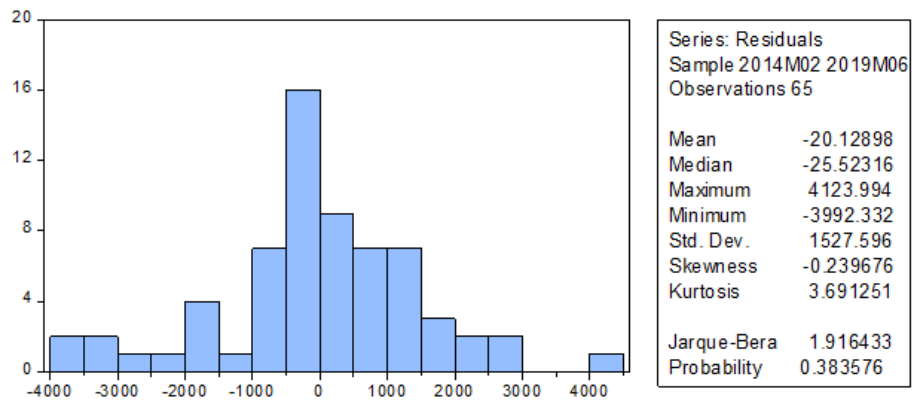


Figura A.4: Normalidad de los Residuos del Modelo (5)
Elaborado por: Autoras