

**IDENTIFICACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS FACTORES DETERMINANTES EN
LA DEMANDA DE EQUIPOS DE GENERACIÓN DE ENERGÍA
ELÉCTRICA TEMPORAL EN EL MERCADO COLOMBIANO**

Alain Julián Páez Herrera

ID: 0000039152



Proyecto de Tesis

Maestría en Gestión y Diseño de Procesos

Director Tesis: M.Ed. Segundo López

Universidad de la Sabana

Facultad de Ingeniería

Maestría en Gestión y Diseño de Procesos

Bogotá

Noviembre

2020

Nota de Aprobación

Jurado

Jurado

Jurado

Agradecimientos

En primer lugar quiero agradecer a mi familia, por la paciencia y apoyo incondicional, convirtiéndose en mi principal motivación para llevar a buen término mis estudios de Maestría. Este logro es dedicado especialmente a Mariana, Bibian y Leo; mi hija, mi esposa y mi madre.

Quiero agradecer al profesor Segundo López Orozco, por su permanente disposición y asesoramiento experto, sin lo cual este proyecto de investigación no hubiese podido llevar a buen término.

Al profesor William Guerrero Rueda, quien siempre ha estado atento al avance de este proyecto de investigación y ha jugado ese rol motivador, que sólo aquellos líderes y verdaderos mentores del sector educativo saben desempeñar.

Por último, quiero agradecer a la Universidad La Sabana, una institución de la cual tengo la fortuna de hacer parte como estudiante de posgrado, pero a la que hoy le debo mi evolución como ingeniero. Reconociendo además, el excelente equipo docente y administrativo que nos ayuda a transitar este camino de excelencia profesional y educativa.

Contenido

Capítulo 1 Introducción	10
1.1.	Estado del arte..... 10
1.1.1.	<i>Análisis y pronóstico de la demanda de energía eléctrica</i> 10
1.2.	Marco Teórico 13
1.2.1.	<i>Planeación y pronósticos</i> 13
1.2.2.	<i>Econometría</i> 16
1.2.3.	<i>Modelos Autorregresivos</i> 18
1.2.4.	<i>Antecedentes metodología VAR</i> 18
1.2.5.	<i>Vectores Autorregresivos (VAR)</i> 19
1.2.6.	<i>Procesos No Estacionarios</i> 21
1.2.7.	<i>Estacionariedad</i> 22
1.2.8.	<i>Prueba de Raíz Unitaria</i> 23
1.2.9.	<i>Análisis de Causalidad</i> 24
1.2.10.	<i>Diagnóstico de un Modelo</i> 25
1.2.11.	<i>Variables Econométricas</i> 27
1.3.	Pregunta de Investigación 28
1.4.	Objetivos 28
1.4.1.	<i>Objetivo General</i> 28
1.4.2.	<i>Objetivo Especifico</i> 29
1.5.	Estructura de Documento 29
Capítulo 2 Estudios Preliminares	23
2.1.	Herramientas de software 23
2.2.	Transformación de escala 23

2.3.	Análisis de Estacionariedad.....	24
2.3.1.	<i>Análisis de la demanda</i>	24
2.3.2.	<i>Análisis Precio del Dólar</i>	31
2.3.3.	<i>Análisis Precio del Barril BRENT</i>	33
Capítulo 3 Análisis de Factores Determinantes.....		37
3.1.	Estimación de parámetros de modelo VAR (Demanda y Precios del Dólar)	37
3.1.1.	<i>Diagnóstico del Modelo</i>	41
3.1.2.	<i>Análisis de Impulso Respuesta</i>	43
3.1.3.	<i>Descomposición de Varianzas</i>	45
3.1.4.	<i>Pronóstico</i>	48
3.2.	Estimación de parámetros de modelo VAR (Demanda, Precios del Dólar y Precios del barril de petróleo)	50
3.2.1.	<i>Diagnóstico del modelo</i>	54
3.2.2.	<i>Análisis de Impulso Respuesta</i>	56
3.2.3.	<i>Descomposición de Varianzas</i>	58
3.2.4.	<i>Pronostico</i>	62
3.3.	Análisis de causalidad	64
3.3.1.	<i>Demanda y el Precio del Dólar</i>	64
3.3.2.	<i>Demanda y el Precio del Barril de Petróleo BRENT</i>	65
Conclusiones Generales.....		67
Bibliografía.....		71
Capítulo 4 Anexos		76
4.1.	Datos.....	76
4.2.	Series diferenciadas segundo grado	76
4.3.	Datos de estimación modelo VAR.....	78

Índice de figuras

2.1. Comportamiento de las variables, Elaboración propia	23
2.2. Gráfico de la demanda, Elaboración propia	24
2.3. Comparación anual de la demanda, Elaboración propia	25
2.4. Gráfico de Autocorrelación de la demanda, Elaboración propia	26
2.5. Gráfico de autocorrelación variable estocástica estacionaria, Elaboración propia	26
2.6. Gráfico de la demanda serie diferenciada, Elaboración propia.....	28
2.7. Gráfico de autocorrelación serie diferenciada, Elaboración propia.....	29
2.8. Gráfico de serie de precio del dólar y función de autocorrelación, Elaboración propia	31
2.9. Gráfico de serie diferenciada grado 2 de precio del dólar y función de autocorre- lación, Elaboración propia	33
2.10. Gráfico de serie diferenciada grado 2 de precio del dólar y función de autocorre- lación, Elaboración propia	34
3.1. Gráfica de resultado de modelo VAR para la primera ecuación, Demanda Elabo- ración propia.....	40
3.2. Gráfica de resultado de modelo VAR para la segunda ecuación, Precio del dó- lar,Elaboración propia.....	41
3.3. Gráfica de comportamiento de Ruptura.....	44
3.4. Análisis de Impulso - Respuesta para la demanda, respuesta del modelo VAR	45
3.5. Análisis de Impulso - Respuesta para el precio del Dólar, respuesta del modelo VAR.....	46

3.6. Gráfico de Descomposición de Varianzas	47
3.7. Gráfica de predicción para las dos variables analizadas, Elaboración propia	50
3.8. Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la primera ecuación, Demanda, Elaboración propia	53
3.9. Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la segunda ecuación, Precio del dólar, Elaboración propia	54
3.10. Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la tercera ecuación, Precio barril BRENT, Elaboración propia	55
3.11. Comportamiento de las sumas acumulativas para los residuos de las varia- bles, Elaboración propia	57
3.12. Gráfica Impulso respuesta de la demanda, Elaboración propia	58
3.13. Gráfico Impulso respuesta de precio del Dólar, Elaboración propia	58
3.14. Gráfico Impulso respuesta variable precio BRENT, Elaboración propia	59
3.15. Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia	60
3.16. Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia	64
3.17. Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia	64
3.18. Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia	64

Índice de tablas

2.1. Resultados de las pruebas para las serie normal variable demanda, Elaboración propia	27
2.2. Resultados de las pruebas para las serie normal y diferenciadas variable demanda, Elaboración propia	30
2.3. Resultados de las pruebas para las serie normal y diferenciadas variable precio dólar, Elaboración propia.....	32
2.4. Resultados de las pruebas para las serie normal y diferenciadas variable Precio Brent, Elaboración propia	35
2.5. Tabla resumen de las variables	36
3.1. Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD para la Demanda, Elaboración propia	48
3.2. Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD para los precios del dólar, Elaboración propia	49
3.3. Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para la demanda, Elaboración propia.....	61
3.4. Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para precio del dólar, Elaboración propia	62
3.5. Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para precio del petróleo, Elaboración propia	63
3.6. Tabla con los resultados de causalidad para demanda (2) y precios del dólar(2), Elaboración propia	65

3.7. Tabla con los resultados de causalidad para demanda (2) y precios del barril de petróleo(2), Elaboración propia	66
4.3. Datos en Dólares de la variable Precios del Barril BRENT	74
4.1. Datos en KW de la variable Demanda.....	75
4.2. Datos en COP de la variable Precios del dólar.....	75
4.4. Series diferenciadas en orden 2 de la variable DemandaElaboración propia	76
4.5. Series diferenciadas en orden 2 de la variable Precio del dólar Elaboración propia	77
4.6. Series diferenciadas en orden 2 de la variable Precio del BRENT Elaboración propia	78
4.7. Vectores de predicción, resultados del modelo, variable demanda	80
4.8. Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del Dólar, Elaboración propia	81
4.9. Vectores de predicción, resultados del modelo variable Demanda, Modelo 2 Elaboración propia	82
4.10. Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del Dólar, Modelo 2 Elaboración propia	83
4.11. Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del BRENT, Modelo 2 Elaboración propia	84

Capítulo 1

Introducción

1.1. Estado del arte

1.1.1. Análisis y pronóstico de la demanda de energía eléctrica

Existen varios proyectos de investigación en los cuales se han aplicado diversos tipos de modelos para describir o gestionar la demanda en diversos sectores. En cuanto a la aplicación de modelos y técnicas explicativas del comportamiento de la demanda se tiene referencias de su uso en el sector energético, principalmente en la predicción de niveles de consumo de energía eléctrica a nivel regional. A continuación se muestran las aplicaciones que mayor grado de utilidad muestran hacia el proyecto de investigación:

NOMBRE DEL ARTICULO	AUTOR	FECHA PUBLICACIÓN	APLICADO A
Forecasting residential electric power consumption for Bogotá Colombia using regression models	Carlos Peña Guzmán, Juliana Rey	2020	Modelo de pronóstico del consumo de energía para Bogotá mediante uso de modelos econométricos de regresión lineal
Combining Machine Learning with Visual Analytics for Explainable Forecasting of Energy Demand in Prosumer Scenarios	Ana I. Grimaldo, Jasminko Novak	2020	Pronostico de demanda de energía a corto plazo en mercado de prosumidores basado en machine learning
Power demand forecasting for demand-driven energy production with biogas plants	Celina Dittmer, Johannes Krümpel, Andreas Lemmer	2020	Propuesta de modelo de pronóstico de la demanda de energía generada con plantas de biogás basado en método ARIMA

Relative evaluation of regression tools for urban area electrical energy demand forecasting	Nils Jakob Johannesen, Mohan Kolhe, Morten Goodwin	2019	Pronostico de demanda de energía eléctrica regional a corto plazo mediante el uso de la herramienta de regresión
Electricity price forecasting in the short term hybridising fundamental and econometric modelling	Rodrigo A.de Marcos, Antonio Bello, Javier Reneses	2019	Modelo híbrido - econométrico de pronóstico del precio de la energía eléctrica en el corto plazo basado en
Long-term energy planning and demand forecast in remote areas of developing countries: Classification of case studies and insights from a modelling perspective	Fabio Riva, Annalisa Tognollo, Francesco Gardumi, Emanuel Colombo	2018	Clasificación de estudios de planificación energética rural en países en vía de desarrollo
Electricity consumption forecasting in Brazil: A spatial econometrics approach	Joilson de Assis Cabralab, Luiz Fernando Loureiro Legey, Maria Viviana de Freitas Cabralla	2017	Método de pronóstico de la demanda eléctrica en Brasil basado en correlación espacial mediante empleo de técnica ARIMA
On the use of robust regression in econometrics	Markus Baldauf, J.M.C. Santos Silva	2015	Análisis del caso en cual los errores son sesgados. Aplicación de regresión robusta en modelos econométricos.

Tabla 1.1 Estado del Arte. Fuente: Autor

A pesar que no se pudo encontrar artículos científicos relacionados a la predicción de la demanda de equipos eléctricos para el sector de generación de energía, se logró identificar proyectos que pueden contribuir al proyecto de investigación ya que tratan de forma particular los distintos componentes que hacen parte del proyecto, estos son: Modelos econométricos y de regresión lineal múltiple.

Las técnicas estadísticas han sido estudiadas y aplicadas para determinar incluso niveles eficientes de inventario para casos donde el entorno de manufactura juega un papel determinante, incluso se demostró que la aplicación técnicas econométricas combinada con redes neuronales puede mejorar los resultados esperados. Keith B. Church, Stephen P. Curram. (2006)

En primer lugar debe mencionarse que no se registran investigaciones orientadas al análisis de variables macroeconómicas y a su relación con la demanda de energía eléctrica temporal y mucho menos para el caso colombiano. Sin embargo, se hallaron trabajos cuyo objetivo es la generación de herramientas de pronóstico basadas en diferentes técnicas. Dentro de estas publicaciones resalta “Forecasting residential electric power consumption for Bogotá Colombia using regression models”, un estudio que presenta tres modelos de regresiones lineales múltiples para pronosticar la demanda de energía. El primero es una regresión lineal múltiple simple, el segundo modelo tiene una interpretación económica de coeficientes (modelo econométrico), mientras que el tercer modelo se desarrolla en forma de regresión económica de doble logaritmo. El estudio y modelo se desarrolló a partir de los seis estratos socioeconómicos de la ciudad de Bogotá. El segundo modelo se muestra superior al modelo de regresión lineal múltiple con enfoque climático y al modelo econométrico de doble logaritmo en términos de precisión en el cálculo de la demanda de energía eléctrica, como se evidencia en las herramientas de evaluación del modelo utilizadas, como el coeficiente de determinación, con valores superiores a 0,9 excepto en el estrato 5. [1]

De igual forma, se hallaron modelos de pronósticos basados en técnicas de inteligencia artificial para la estimación de la demanda de consumo de energía de corto plazo, combinando el aprendizaje automático explicable y el análisis visual para facilitar la previsión y el análisis de la oferta y la demanda de energía de una manera que se pueda utilizar para pequeñas empresas de servicios públicos que no estén acostumbrados a enfoques analíticos complejos. Aplica un algoritmo de k_{NN} (k-vecino más cercano) para pronosticar la demanda y el suministro de energía y presenta los resultados en un tablero visual interactivo que permite al usuario analizar diferentes alternativas de pronóstico, comprender cómo se relacionan con los parámetros de entrada e identificar el consumo y la producción. Teniendo como principal parámetro de medición de desempeño del modelo el MAPE (Error Porcentual Medio Absoluto) [2], por lo que se entiende que el principal objetivo de este tipo de investigaciones es la generación de herramientas de pronóstico con la mayor exactitud posible. Otra técnica comúnmente utilizada para pronosticar demanda de energía es ARIMA (Modelo Autoregresivo de Promedio Móvil) [3], los cuales si bien están basados en construcción y análisis de series de tiempo, muestran altos desempeños en dichas predicciones en relación al error del pronóstico medido a través del MAPE. [4]

Por otra parte, se encontraron documentos y trabajos científicos más relacionados con el objetivo del presente proyecto de investigación, aunque cabe indicar que no puede considerarse idéntico. En este grupo se encuentran aquellas investigaciones y propuestas científicas que buscan, al igual que los antes mencionados, pronosticar la demanda de energía eléctrica o en casos particulares los precios de dicha energía basándose en el uso de la herramienta de regresión para el pronóstico de carga eléctrica regional al correlacionar el nivel categórico distintivo más bajo (estación, día de la semana) y los parámetros climáticos, exponiendo la utilidad de este tipo de modelos para la predicción de energía eléctrica en el largo plazo [5], una gran diferencia encontrada con otros modelos como aquellos basados en series de tiempo, que mostraron un mejor desempeño en el corto plazo [6]. Sin embargo se encontraron propuestas de solución a esto último, es decir la posibilidad de pronosticar la demanda de energía eléctrica en el corto plazo utilizando técnicas econométricas. Para esto algunos autores proponen combinar redes neuronales con modelos econométricos con el fin de cubrir todos los aspectos relevantes para la previsión del consumo de electricidad, ésta combinación ha mostrado resultados positivos para horizontes de mediano y corto plazo. [7]

Por último cabe indicar que no se encontraron artículos o producción científica directamente orientada a la evaluación de variables que determinen el consumo de energía eléctrica, lo anterior se fundamenta en una evaluación de más de 130 estudios y trabajos de investigación científica, donde se categorizaron dichos productos científicos en 5 categorías, siendo todas estas metodologías de pronóstico de la demanda más no de análisis de variables econométricas determinantes de los niveles de consumo [8] y menos aún, para el mercado Colombiano.

1.2. Marco Teórico

1.2.1. Planeación y pronósticos

Existe un tiempo o demora entre el día de hoy y la sola existencia de un evento, un suceso o la realización del mismo. Este tiempo, o lead time es la razón de la planificación y pronóstico. Si este espacio de tiempo o lead time es cero, no existe la necesidad de la planificación. Sin embargo, cuando los factores de dicho evento o meta son identificables y el resultado esperado es una salida relevante de gran peso para las organizaciones, la planificación juega

un papel importante. En dichas situaciones los pronósticos son necesarios para determinar cuál será el horizonte de tiempo más probable en que ocurra dicho evento y de esta forma tomar las mejores decisiones en la realización del mismo. [9]

Los pronósticos se pueden definir como una aproximación, cálculo cualitativo o cuantitativo de variables incidentes a un evento futuro de interés, teniendo en cuenta el comportamiento histórico de dichas variables [10]. El pronóstico cualitativo, es aquel fundamentado en el juicio, criterio o experiencia basado en sucesos o hitos históricos de la variable de interés, no requiere una manipulación o análisis de datos extenso, el proceso radica en análisis sencillos a cargo del pronosticador. Los pronóstico cuantitativos son aquellos que requieren de manipulación de datos, procesos más complejos de cálculo, aunque consisten en procesos mecánicos produciendo resultados.

El pronóstico es el referente de la planificación y proyección de la organización a mediano y corto plazo, es de gran utilidad para diferentes departamentos que existen en la organización ya que pueden tomarlo para realizar las respectivas previsiones, ya sea presupuestos en el área financiera o análisis de capacidad de personal para periodos futuros desde el área de ingeniería. Los pronósticos a menudo son utilizados para poder predecir la demanda del consumidor de productos o servicios, aunque se pueden predecir una amplia gama de sucesos futuros que pudieran de manera potencial influir en el éxito de las organizaciones.

La mayoría de las técnicas o métodos de pronóstico que se utilizan se desarrollaron desde el siglo XIX, como por ejemplo los análisis regresivos. Gracias al desarrollo de la computadora y la creciente complejidad en los cálculos de los pronósticos, estos, recibieron más atención durante los últimos años. Los gerentes, administradores o aquellos encargados de la planeación pasaron de desarrollar pronósticos a comparar los diversos métodos a través de la tecnología [11]. Existen diversos métodos de pronóstico, sin embargo, la clave es entender primero el objetivo del pronóstico. Cuando se quiere establecer una estrategia a largo plazo o un análisis de alto nivel de la demanda el tipo de pronóstico utilizado es el pronóstico estratégico, sin embargo, cuando se quiere conocer el comportamiento de la demanda para unas cuantas semanas o meses se trata en un pronóstico táctico [12]. A Largo plazo los pronósticos establecen el curso general de la organización convirtiéndose en el

objetivo particular de la alta dirección. A Corto plazo son objetivo de los administradores de rango medio y nivel inferior de planeación para satisfacer los requerimientos del ambiente inmediato. Otro enfoque, de clasificación de los pronósticos depende del ambiente donde están enmarcados, por magnitud de sus variables como en horizonte de tiempo, es decir, micro pronósticos vs macro pronósticos, en donde el primero son proyecciones que una empresa realiza y desea conocer la cantidad de horas requeridas para las siguientes 2 semanas de trabajo, vs una organización que necesite proyectar las unidades que se venderán semanal o mensualmente durante los próximos 2 años.

Pronostico Macroeconómico

Cada vez, es más relevante e interesante las proyecciones y fiabilidad aplicadas a la economía de una nación, los pronósticos evaluados sobre la economía global son denominados pronósticos macroeconómicos. En donde mejorar el asertividad de los resultados de los mismos y la efectividad con respecto a los sucesos reales se ha vuelto de bastante interés. Aquí los métodos de pronóstico pueden dividirse en dos enfoques. El primero, métodos poco estructurados que se enfocan a las estadísticas de las mediciones históricas, y tomarlas como referente de los cálculos respectivos. Y el segundo, métodos definidos a través de métodos de análisis de series de tiempo.

Sin embargo, dichos análisis generan un “aislamiento” empresarial frente a las proyecciones, esto debido a que toda organización pertenece a un ambiente empresarial, motivo por el cual no solo los indicadores empresariales servirán como base para realizar los pronósticos, sino que, además, conocer dicho ambiente, sus límites y grados de incidencias facilitarán y darán mayor precisión a las proyecciones realizadas. Dicho esto, los pronósticos macroeconómicos sirven como fundamento para calcular los pronósticos, siendo este otro de los instrumentos para las decisiones empresariales y de la misma manera, el comportamiento microeconómico sirve, en parte, como base de las proyecciones macroeconómicas. [13].

1.2.2. Econometría

Es una rama de la economía que tiene como fundamento métodos estadísticos y matemáticos junto con la teoría de decisión y programación lineal para analizar, inferir y hacer predicciones sobre sistemas económicos. Es un campo de estudio que se centra en el desarrollo de métodos numéricos destinados a estimar las relaciones económicas, analizar teorías económicas, evaluar y poner en práctica políticas gubernamentales y de negocio. La aplicación más utilizada en este campo es la estimación o proyección de variables macroeconómicas relevantes como la tasa de inflación, el producto interno bruto o la tasa de interés. [14].

El objetivo es explicar una variable en función de otras, por eso se establecen modelos econométricos permitiendo agregar los parámetros y restricciones necesarias para establecer y comparar los resultados empíricamente. Dentro de los tipos de modelos, existen de tipo deterministas y no deterministas o estocásticos. Estos últimos permiten modelar la relación de las variables exógenas y endógenas a pesar de la existencia de un grado de error aleatorio.

Dichos modelos están formados por:

- Una o varias ecuaciones o relaciones estructurales en las que la variable explicada o endógena depende de una o de diferentes variables independientes o explicativas.
- Las variables explicativas
- Los parámetros a estimar o coeficientes de la ecuación
- Conjunto de observaciones o datos necesarios para el proceso de estimación.

Algunos de los modelos econométricos:

1. Modelos de regresión lineal por mínimos cuadrados:

$$y = mX + s_t \quad (1.1)$$

En donde la variable X es la denominada variable Exógena, variable independiente e influyente sobre la variable Endógena Y (pero causante de ella). mX una función conocida de parámetros a ser calculados, el término s_t representa los errores cometidos con el modelo y se considera que son completamente aleatorios

2. Modelo lineal uniecuacional:

En la práctica la situación más usual cuando se está trabajado con datos, es tener una muestra de una variable y :

$$y_1, y_2, y_3 \quad (1.2)$$

En donde se requiere utilizar técnicas estadísticas en la estimación del modelo **Uniecuacional** general:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_i x_i + s_i \quad (1.3)$$

y en notación matricial, muy parecido al modelo lineal básico e inicial

$$y = \mathbf{X}\beta + s \quad (1.4)$$

En este modelo se verifica que las variables independientes x_i influyen sobre la variable de interés y y no son influidas por ésta. Adicionalmente los coeficientes $\beta_0, \beta_1 \dots \beta_i$ son constantes para las observaciones. El número de datos n es superior al de parámetros a estimar.

3. Modelos con variables retardadas

En economía, la dependencia de una variable Y (la variable dependiente) respecto de otra u otras variables X (variables explicativas) pocas veces es instantánea. Con frecuencia Y responde a X en un lapso, el cual se denomina **rezago**. Este modelo que explica las interrelaciones de la variable endógena actual a partir de los retrasos o rezagos de la misma variable y la variable exógena. La ecuación que define modelos con variables exógenas retardadas.

$$y_t = a + \beta_0 x_{t-1} + \dots + \beta_r x_{t-r} + s_t \quad (1.5)$$

Modelo con variable endógena y exógena retardada

1.2.3. Modelos Autorregresivos

Autocorrelación

Implica que los valores en la variable dependiente en un periodo están relacionados linealmente con los valores de la variable dependiente en otro periodo o implica también que los errores del modelo no son independientes entre sí, es decir, están relacionados existiendo un patrón entre ellos.

Autorregresión

Una manera de encargarse de la autocorrelación serial es modelar directamente mediante la asociación de los distintos periodos de retrasos en la variable dependiente tomándolos como variables independientes explicativas para los futuros valores de la variable. Siendo entonces un modelo Autorregresivo (AR) un proceso aleatorio, en el que la variable de interés depende de sus observaciones pasadas.

1.2.4. Antecedentes metodología VAR

En el trabajo presentado por [16] para optar al título de Magister en Economía de la Pontificia Universidad Javeriana la autora realiza un análisis de la relación entre variables macroeconómicas y la curva de rendimientos en Colombia, en donde utiliza el modelo VAR como una de las herramientas importantes para establecer dichas relaciones en el desarrollo de su trabajo. Como resultado encuentra la existencia de una relación bidireccional entre las variables de la curva de rendimientos y las variables macroeconómicas analizadas gracias al desarrollo del modelo VAR y los respectivos análisis que este con lleva.

En otros modelos como los que se observan en [17] se estudian las políticas económicas en Japón conocidas como “Abecomics” y el impacto sobre el turismo, especialmente con los países de mayor flujo viajero a Japón como Corea del Sur. En este análisis de se encuentran la relación positiva existente entre dichas políticas y el crecimiento del turismo desde Corea del Sur además de encontrar una relación importante en la dependencia de este flujo turístico

sobre el PIB de Corea del Sur, el PIB de Japón, precios relativos y la tasa de cambio. Donde se hace evidente la gran utilidad del modelo VAR para el análisis de múltiples variables en un sistema o modelo económico concreto de estudio.

En el artículo de innovación [18] se realiza el análisis entre la variación de los precios de petróleo y el comportamiento sobre el tipo de Cambio en Colombia en el periodo 2008-2015. Para lograr este análisis se realizó un modelo econométrico VAR en donde se identificó que al aplicar los shocks sobre la variable de los precios del petróleo, los cambios responden a través de una devaluación de la divisa colombiana en el corto plazo.

En diferentes textos científicos de carácter investigativo y en diferentes contextos del mercado como se evidencio anteriormente se encuentra que en un método autorregresivo apropiado para el análisis de series de tiempo donde se incluyan variables macroeconómicas es a través de los vectores autorregresivos, además de los análisis que gracias a él se pueden llevar a cabo, como la función de impulso respuesta y los análisis causales de las variables analizadas.

1.2.5. Vectores Autorregresivos (VAR)

La primera aproximación del modelo VAR fue presentado por primera vez en la conferencia de la investigación de los ciclos de negocios en noviembre de 1975 patrocinado por la Reserva Bancaria Federal de Minneapolis. Se dio a conocer como un trabajo en conjunto de Sargent y Sims titulado "Business cycle modelling without pretending to have too much a priori economic theory" [19]. El titulo se enfocaba en la oposición que tenían con respecto a una práctica muy común existente, asumir que a priori los modelos estructurales estaban bien definidos y formulados. Sims y Sargent Señalaron que muchos de estos modelos carecían fundamentos teóricos y soporte empírico. Según Sims, gran cantidad de las restricciones que sustentan los modelos son falsos debido a dos principales razones, la primera, no existe conocimiento suficiente dentro de la teórica económica que permita organizar o clasificar las variables endógenas de las exógenas de la misma forma que no es posible establecer a priori el grado de causalidad o influencia de las mismas dentro de los modelos de ecuaciones simultaneas y la segunda, a priori es difícil establecer restricciones tipo cero. El modelo VAR da respuesta en este sentido

ya que, los autores formulan un sistema de ecuaciones autorregresivas, en donde las variables incidentes no se distinguen de las características endógenas o exógenas previamente mencionadas asumiendo que cada una de ellas afecta y afectada por las demás. [20].

El modelo VAR se construye a partir de un conjunto de ecuaciones autorregresivas que por medio de un vector de variables estando en función de los rezagos de la misma variable y de las demás en cuestión [21]. Se han convertido en uno de los modelos más útiles para el análisis práctico o empírico de las series de tiempo económicas ya que cuenta con 2 propiedades importantes: 1) Tiene un enfoque teórico, es decir, no supone conocimientos teóricos suficientes para realizar una clasificación de las variables en endógenas y exógenas y 2) Es capaz de formular y explicar el vector de las variables a través de su pasado mediante variables autorregresivas.

Un modelo autorregresivo de orden 1, se expresa de la siguiente manera.

$$y_t = b_{10} - b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + s_{yt} \quad (1.7)$$

$$z_t = b_{20} - b_{21}y_t + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + s_{zt} \quad (1.8)$$

Expresándolo de manera vectorial, el modelo sencillo de orden 1 es:

$$\begin{pmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_t \\ z_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{pmatrix} \quad (1.9)$$

Teniendo en cuenta que cada una de las representaciones puede asociarse a una variable se obtiene

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1x_{t-1} + s_t \quad (1.10)$$

Donde B se refiere a la matriz de coeficientes de efectos contemporáneos del vector x_t , x_t es el vector que identifica las variables endógenas, Γ_1x_{t-1} contiene la matriz de coeficientes de efectos pasados sobre el vector de variables y finalmente el vector que contiene los efectos estocásticos o aleatorios s que afectan al vector de variables.

La estimación realizada para las ecuaciones para cada variable dentro del Modelo VAR se realiza a través de OLS (Ordinary Least Squares) Método de mínimos cuadrados ordinarios.

Donde el vector de la variable y_t es vector endógeno de tamaño $K \times 1$ y s_t representa un término de ruido o alteración en la misma magnitud o dimensión. La matriz de coeficientes tiene tamaño $K \times K$. Es posible calcular también las constantes de tendencia o deriva en caso de que la serie demuestre dicho comportamiento. [22]

1.2.6. Procesos No Estacionarios

Procesos estocásticos también denominados como caminatas aleatorias, moviéndose en el tiempo t en una distancia aleatoria u_t de manera indefinida. Se expresa de la siguiente manera:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad (1.11)$$

Sin embargo, para efectos de análisis posteriores esta debe ser formulada de la siguiente manera:

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + u_t \quad (1.12)$$

$$\Delta Y_t = Y_{t-1}(\rho - 1) + u_t \quad (1.13)$$

Donde $(\rho - 1) = \delta$ obteniendo así la siguiente ecuación general para caminata aleatoria:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \quad (1.14)$$

Es así como el coeficiente Gamma, es la clave para las pruebas de estacionariedad.

$$\delta = (\rho - 1) \quad (1.15)$$

Están definidas en 3 tipos de caminatas aleatorias según su comportamiento:

1. Y_t es una caminata aleatoria:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \quad (1.16)$$

El componente aleatorio es otorgado por un choque en el tiempo por la variable aleatoria

u_t

2. Y_t es una caminata aleatoria con deriva:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t + \beta_1 \quad (1.17)$$

Donde β_1 es una constante encargada de agregar la magnitud para que la serie tenga deriva.

3. Y_t es una caminata aleatoria con deriva y tendencia determinista:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t + \beta_1 + \beta_2 t \quad (1.18)$$

En donde el coeficiente β_2 a través del tiempo agrega la condición estacionaria para esta serie no estacionaria

Los análisis realizados son tomados de [23]

1.2.7. Estacionariedad

Una de las características más importantes del Modelo VAR es que este requiere que el comportamiento de las variables sea de carácter estacionario. Se dice que una serie es estacionaria si cumple con las siguientes dos condiciones:

■ **Condición 1:**

Tanto la media como la varianza no cambian en función del tiempo histórico así.

$$E(Y_t) = \mu_t = \text{media de } Y_t \quad (1.19)$$

$$E(Y_t - \mu_t)^2 = E(Y_t - \mu_t)(Y_t - \mu_t) = \sigma^2 = \text{variancia de } Y_t \quad (1.20)$$

■ **Condición 2:**

Se caracteriza también, porque la covarianza entre dos variables aleatorias en t y $t + k$ solo sea en función del retardo relativo k , es decir, que la covarianza sea independiente del proceso histórico. De la siguiente manera:

$$E[(Y_t - \mu_t)(Y_s - \mu_s)] = \gamma_{t,s} = \text{covariancia de } Y_t, Y_s \quad (1.21)$$

Estableciendo $\sigma^2 = \gamma_0$, la covarianza puede ser expresada por

$$\text{COV}(Y_t, Y_s) = \gamma_{t,s} = \gamma_k \quad (1.22)$$

El siguiente marco referencia fue tomado de [24].

No se debe confundir la estacionariedad con la estacionalidad, donde este último es la característica que describe los patrones periódicos ya sean, mensuales, trimestrales o anuales dentro de la serie de tiempo. Para efectos de la construcción del modelo VAR basta con que la media y la varianza sean constantes a través del tiempo, considerándose un proceso estocástico débilmente estacionario. Aquella distribución de datos en donde los parámetros son constantes a través del tiempo se considera como un proceso estocástico estrictamente estacionario [23].

1.2.8. Prueba de Raíz Unitaria

Una de las formas de comprobar la estacionariedad dentro de la serie de tiempo es a través de la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller. Se basa en la hipótesis nula de $\delta = 0$ es decir $\rho = 1$ de la ecuación (1.15). Indicando la presencia de la raíz unitaria significando que la serie en consideración es **no estacionaria** [25]. Es decir que la ecuación (1.14) al ser $\rho = 1$ pasara a tener la siguiente forma:

$$\Delta Y_t = u_t \quad (1.23)$$

Es decir, un proceso no estacionario al pasar el tiempo t

En caso de rechazar la hipótesis nula se dice que la serie es estacionaria. Para esta prueba se calcula el estadístico τ y ρ propuesto por Dickey y Fuller en 1979

$$\hat{\tau} = (\hat{\rho} - 1)S_e^{-1} \left(\sum_{t=2}^n Y_{t-1}^2 \right)^{1/2} \quad (1.24)$$

$$\hat{\rho} = \left(\sum_{t=1}^n Y_{t-1}^2 \right)^{-1} \left(\sum_{t=1}^n Y_t Y_{t-1}^2 \right) \quad (1.25)$$

La ecuación y cálculos son obtenidos de la bibliografía de Dickey y Fuller [26]. Adicionalmente los valores críticos instalados en las diversas bases de datos de las herramientas estadísticas son los que se encuentran en el apéndice D, tabla D.7 de [23]. Los cuales son base para la comparación de las pruebas. Cabe resaltar que la prueba debe ser realizada para los 3 tipos de ecuaciones (1.16), (1.17) y (1.18) a partir de los datos obtenidos empíricamente.

1.2.9. Análisis de Causalidad

Para el análisis de causalidad de las variables trabajadas se realiza los test de causalidad de Granger bi-variados en ambos sentidos para así determinar bajo las variables previamente analizadas la relación existente. El test de causalidad, es basado en un test de Wald simple en donde se compara el modelo irrestricto, donde la variable Y_t es explicada por los rezagos (de un orden mayor) de Y y X y viceversa para X . La hipótesis nula implica que la demanda no causa en el sentido de Granger a los precios del dólar por lo cual, un p – *value* no existe dicha causalidad. Es decir, que si se encuentra dentro de los resultados de las pruebas un p – *value* inferior a 5 % se rechaza la hipótesis nula, indicando la presencia de causalidad.

El procedimiento de este test es muy similar a un test *anova*. Puede ser tomado como punto de referencia un estadístico F o el estadístico asintótico *Chi – cuadrado*

$$F = x/k \quad (1.26)$$

sí k es la diferencia en grados de libertad.

Los test realizados en este documento están realizados sobre un test tipo F de Causalidad de Granger y el segundo es tipo Wald. Teniendo en cuenta la ecuación del modelo VAR (1.9)

la hipótesis nula de que el vector y_t no causa z_t se define como: $a_{zy,i} = 0$ para $i = 1, 2, \dots, p$, en donde de manera alternativa se tendría: $a_{zy,i} \neq 0$ para $i = 1, 2, \dots, p$, el estadístico de prueba se distribuye como $F(pK_1K_2, KT - n^*)$ con n^* igual al número de parámetros en el modelo VAR.

La hipótesis nula que define causalidad se define por $H_0 : C\sigma = 0$, donde C es $(NXK(K + 1)/2)$

Tomado de los estudios realizados por C.W.J Granger y Hafner [27] [28]

1.2.10. Diagnóstico de un Modelo

Correlación serial en los residuales

El estadístico Portmanteau para testear la ausencia de perturbaciones o errores correlacionados en serie en el modelo VAR estable se define como:

$$Q_h = T \sum_{j=1}^h \text{tr}(\hat{C}_j^* \hat{C}^{\sigma^{-1}} \hat{C}_j \hat{C}^{\sigma^{-1}}) \quad , \quad (1.27)$$

dónde:

$$\hat{C}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=i+1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-i}^* \quad (1.28)$$

El estadístico de se distribuye aproximadamente como $\chi^2(K^2(h - p))$

La hipótesis nula es $H_0 : B_1 = \dots = B_h = 0$ y la hipótesis alternativa de manera correspondiente es: $H_1 : \exists B_i \neq 0 \text{ for } i = 1, 2, \dots, h$ En donde $pvalue < 5\%$ se rechaza la hipótesis nula indicando la existencia se correlación serial. Tomado de [28]

Test de normalidad en los residuales

Para una serie u_1, \dots, u_N asumiendo que son independiente e idénticamente distribuidas con una densidad de probabilidad de la familia Pearson. Se definen los parámetros $\theta_1 = (\beta^j, c_0)^j$ y $\theta_2 = (c_1, c_2)^j$. El estadístico de prueba de este test se define como:

$$LM_n = N[\hat{\mu}_3^2 / (6\hat{\mu}_2^3) + ((\hat{\mu}_4 / \hat{\mu}_2^2) - 3)^2 / 24] + N[3\hat{\mu}_2^2 / (2\hat{\mu}_2) - \hat{\mu}_3 \hat{\mu}_1 / \hat{\mu}_2^2] \quad (1.29)$$

donde $\hat{\mu} = \sum \hat{\mu}_i^j / N$ con la suma desde $i = 1, \dots, N$

La hipótesis nula testea $H_0 : \theta_2 = 0$ donde para θ_1 y θ_2 representa los parámetros de curtosis y sesgo para la función de densidad de probabilidad. [30]

Heterocedasticidad

Una de las propiedades de las series de tiempo dentro del VAR es la varianza constate, razón por la cual es importante identificar si el modelo resultado cumple con esta condición de factibilidad del modelo.

Se utiliza el modelo lineal ARCH-LM basado en el siguiente tipo de regresión:

$$(\hat{\mathbf{u}}_t \hat{\mathbf{u}}_t) = \beta_0 + B_1(\hat{\mathbf{u}}_{t-1} \hat{\mathbf{u}}_{t-1}) + \dots + B_q(\hat{\mathbf{u}}_{t-q} \hat{\mathbf{u}}_{t-q} + \mathbf{v}_t) \quad (1.30)$$

donde \mathbf{v}_t determina un error aleatorio de proceso. El estadístico de prueba se define por:

$$VARCH_{LM}(q) = \frac{1}{2}TK(K+1)R_m^2, \quad (1.31)$$

con

$$R_m^2 = 1 - \frac{2}{K(K+1)}tr(\hat{\Omega}\hat{\Omega}_0^{-1}), \quad (1.32)$$

y $\hat{\Omega}$ representa la matriz de covarianza del respectivo modelo definido. Este test se distribuye por $\chi^2(qK^2(K+1)^2/4)$. El concepto teórico es extraído de [31]

Análisis de Impulso respuesta

Otra forma de escribir la ecuación general del VAR es:

$$y_t = \mu + s_t + \Psi_1 s_{t-1} + \Psi_2 s_{t-2} \quad (1.33)$$

donde la matriz Ψ_s tiene la interpretación:

$$\frac{\partial y_{t+s}}{\partial s_t} = \Psi_s \quad (1.34)$$

Lo que implica que para el elemento en la fila i , columna j de Ψ identifica las consecuencias del incremento de una unidad en el impulso de la j –ésima posición en el tiempo t (Ψ_{jt}) para el valor de la i –ésima variable en el tiempo $t + s$ ($y_{i,t+s}$). Manteniendo los otros impulsos constantes en el resto de momentos de tiempo t . La función y gráficas obtenidas de Ψ_s es llamada la función de impulso respuesta.

1.2.11. Variables Económicas

Son aquellas que describen como un todo a la economía. Tanto de una región, país o ciudad, dichas variables pueden ser el nivel de renta, nivel de producción, nivel de empleo o el IPC de una nación, entre otras. Se tomarán las siguientes variables macroeconómicas para realizar el análisis respectivo frente a la demanda.

Precio del Dólar

Desde finales del siglo XVIII, la palabra dólar se refiere a la moneda oficial de Estados Unidos de América. Alcanza su fortaleza una vez finalizada la segunda guerra mundial, donde EE.UU se posiciona como uno de los países potencias más fuertes a nivel global, siendo algunos de los motivos los grandes intercambios comerciales, una industria bastante sólida y la llegada de dólares a Europa con el objetivo de la reconstrucción de su infraestructura. [32]

En los acuerdos de Bretton Woods, convención realizada en 1944 de 44 países con el objetivo de establecer un nuevo modelo económico posguerra, es cuando se da la supremacía a dicha moneda ya que todas las monedas del sistema capitalista fueron ancladas al dólar estadounidense, y este a su vez, anclado al sistema de intercambio de oro, estableciendo una tasa de 35 \$ por onza de oro [33]. Para el periodo de 1960, el sistema económico mundial se encontraba invadido de dólares, hubo un gran crecimiento económico y estabilidad considerado como la edad de oro del capitalismo (hasta 1973), sin embargo, para mediados de 1960 surgió una fuerte desconfianza sobre dicha estabilidad del dólar, principalmente por la abundancia existentes en el mercado y las consecuencias inflacionarias a nivel mundial. Preocupación que se materializó, teniendo como consecuencia el intercambio de reservas en dólares por Oro de la reserva federal, generando iliquidez en los mercados al haber menos oro para cambiar por Oro. Como medida para frenar este comportamiento, el gobierno de Nixon, aumenta la tasa

de dólares necesarios para obtener una onza de oro. A pesar de dichas fluctuaciones el dólar sigue siendo la divisa más importante para el mercado mundial, y se cree que seguirá siendo la moneda patrón y de intercambio por excelencia esto se debe principalmente a que todos los continentes tienen relaciones comerciales a través del dólar como moneda de intercambio y además de esto, el dólar ha dominado 100 % el mercado petrolero sin posibilidad de que otra moneda haga frente en dicho mercado [34].

Precio del Barril de petróleo Brent

El barril de petróleo Brent es la combinación de diferentes tipos de crudo que provienen de las regiones del mar del Norte, ubicada entre el Reino Unido y Noruega, es utilizado como referencia del precio petrolero para los mercados europeos y desde el 2011 para Colombia [35]. Es considerado como un petróleo "liviano" o "dulce" lo que hace que la producción de gasolina, queroseno y gasóleo sea más sencilla, se obtiene de los campos petrolíferos del conjunto BFOE (Brent, Forties, Oseberg y Ekofisk). El campo petrolífero de Brent fue descubierto en 1971 por Shell-Esso, zona con petróleo de alta calidad, bajo en azufre y baja densidad.

1.3. Pregunta de Investigación

¿Qué tan eficiente es la inclusión de factores políticos, económicos y tecnológicos, como variables explicativas en procesos de análisis de la demanda de equipos de generación de energía eléctrica temporal en Colombia?

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

Describir el grado de influencia de las variables que determinan la demanda de equipos de generación de energía eléctrica temporal para el sector de generación y distribución de energía mediante el uso de técnicas econométricas.

1.4.2. Objetivo Especifico

- Caracterizar la demanda de renta de energía dentro de sector Oil and Gas a través del análisis de una compañía representativa en el mercado Colombiano.
- Proponer un modelo de pronóstico que permita realizar el análisis de los factores.
- Explicar los grados de influencia de las variables.

1.5. Estructura de Documento

El presente documento está organizado en 3 capítulos. El primer capítulo muestra una introducción, estado de arte, pregunta de investigación y objetivos del estudio.

- El segundo capítulo presenta un estudio preliminar de las variables a trabajar necesarias para abordar el modelo VAR.
- El tercer capítulo desarrolla el modelo VAR y los análisis de las variables producto del estudio preliminar realizado.
- El cuarto capítulo se presenta las conclusiones generales sobre el trabajo realizado.

Capítulo 2

Estudios Preliminares

2.1. Herramientas de software

A partir de este punto se presentan los cálculos y gráficos generados con el fin de soportar premisas y afirmaciones estadísticas que basan el análisis de variables, objeto del proyecto. Para esto se hizo uso del software estadístico R, en su versión 3.6.3. R es un software – ambiente de programación conformado por un amplio abanico de herramientas que permiten formular cálculos y traficación estadística avanzada, con una alta precisión y confiabilidad de resultados.

2.2. Transformación de escala

Un estudio realizado por [36] concluye la precisión que gana un pronóstico al trabajar sobre las series logarítmicas de las variables de interés. Fue un estudio en donde se trabajó como medida clave el MSE (Mean Squared Error) Error cuadrado promedio, analizando pronósticos lineales tipo ARIMA, transformaciones exponenciales sobre modelos ARIMA y pronósticos óptimos tipo ARIMA con el objetivo de comparar los resultados sobre diferentes variables macroeconómicas como:

- Índices de Stock
- GDP o Producto Interno Bruto

■ Consumo

Concluye que la transformación logarítmica, al tener un mejor comportamiento para la varianza y más estable, da mejores resultados sobre los pronósticos obtenidos. Solo en caso de que la varianza de una serie sin transformar tenga mejor comportamiento que la serie transformada por logaritmos no se recomienda utilizar dicha transformación a escala. Por tal motivo las series que serán objeto de este documento se trabajarán sobre las series logarítmicas.

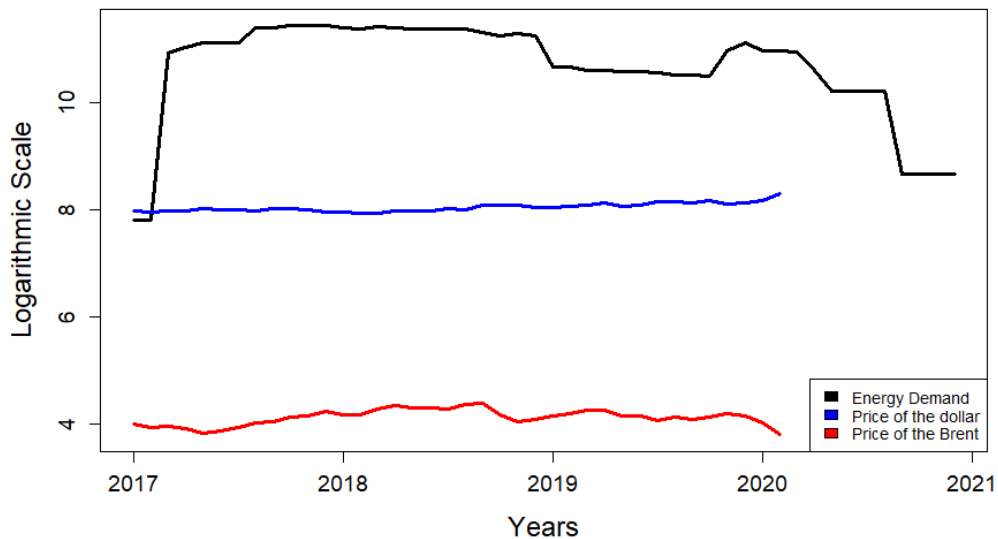


Figura 2.1: Comportamiento de las variables, Elaboración propia

Donde la función de color azul representa la variable de la Demanda en KW, la línea de color rojo representa el comportamiento del Precio del Dólar y la función amarilla representa el precio del Brent. A continuación, se realiza el análisis de las variables de interés.

2.3. Análisis de Estacionariedad

2.3.1. Análisis de la demanda

Para empezar, el análisis de estacionariedad se realiza el análisis gráfico de la demanda de capacidad de energía generada durante los últimos 3 años

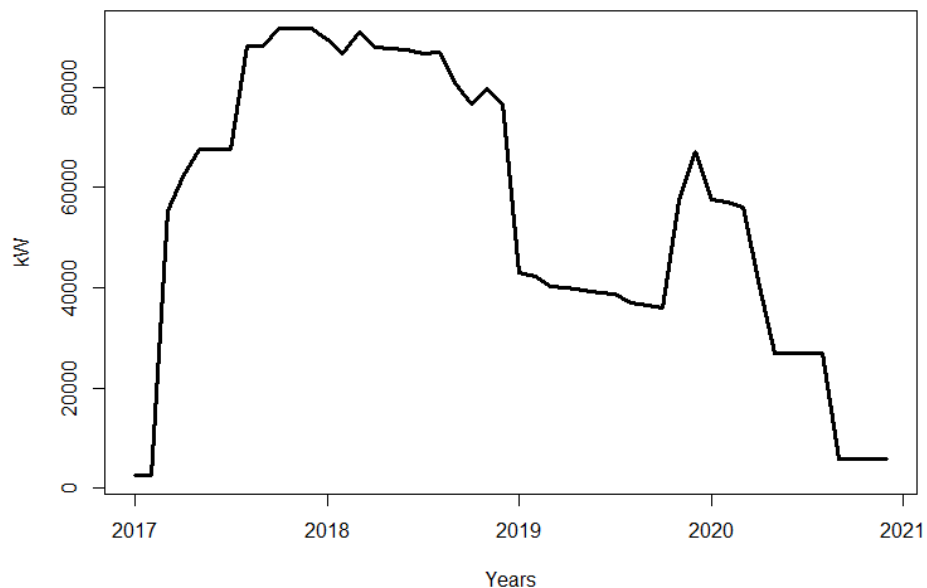


Figura 2.2: Gráfico de la demanda, Elaboración propia

Dentro de la demanda de renta de equipos de generación de energía se tienen datos hasta finales de 2020, esto por los contratos que se tienen establecidos desde 2019, sin embargo, no se tomaron como base de cálculo.

El comportamiento de la demanda a través del tiempo parece ser estable en cada uno de los periodos analizados en donde se evidencia claramente que no existe una tendencia marcada en el mercado o que exista una estacionalidad.

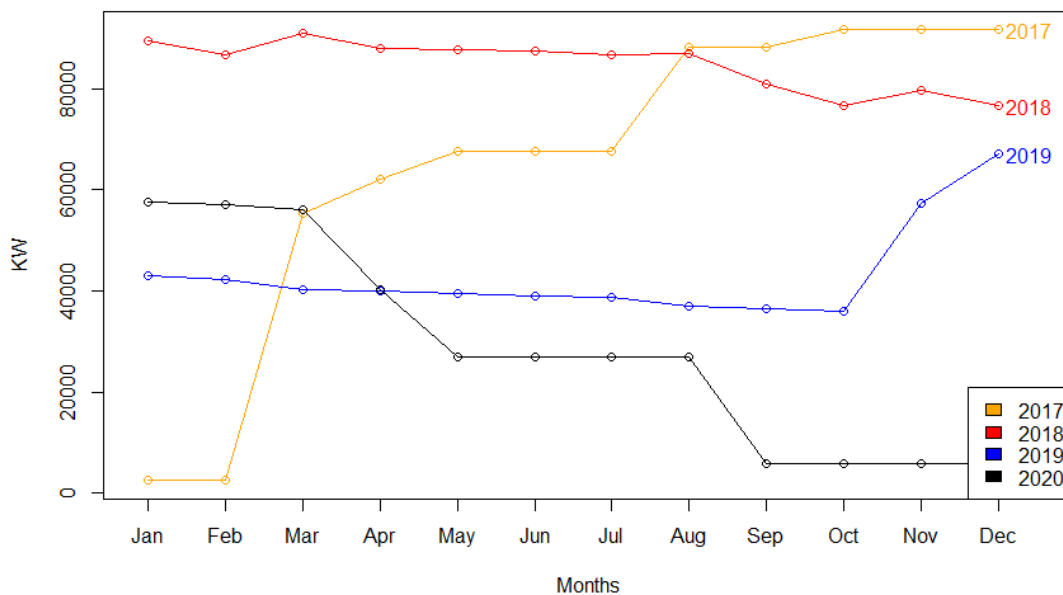


Figura 2.3: Comparación anual de la demanda, Elaboración propia

Como se observa en la gráfica, cuando se realiza la comparación anual, existen comportamientos muy diferentes para cada uno de los meses a lo largo del año. El comportamiento y la varianza año a año se describen a continuación:

Parámetro	2017	2018	2019	2020
Media	64727.08	84809.17	42990.42	28498.33
Varianza	1013936848	24347913	89070029	419862297
Desviación	31842.38	4934.36	9437.692	20490.54

No existe un comportamiento estable dentro de los parámetros, por lo que priori se establece que el comportamiento de la serie es no estacionario. Otra manera de analizar la existencia de estacionariedad es a través del gráfico de autocorrelación.

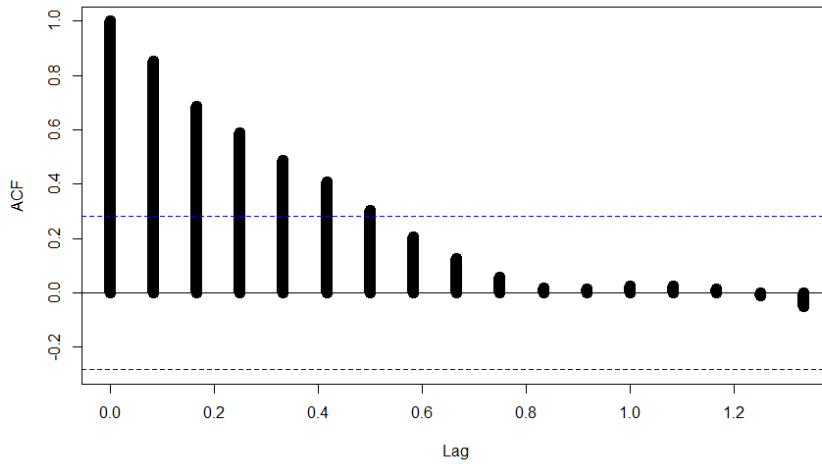


Figura 2.4: Gráfico de Autocorrelación de la demanda, Elaboración propia

En él se observa el comportamiento de la autocorrelación teniendo en cuenta los retrasos de la variable (lag). En la figura 2.4 se evidencia un comportamiento típico de una variable no estacionaria, a diferencia de un gráfico (Figura 2.5) de una variable con estacionariedad definida, como un proceso de aleatoriedad puro o ruido blanco como se muestra a continuación:

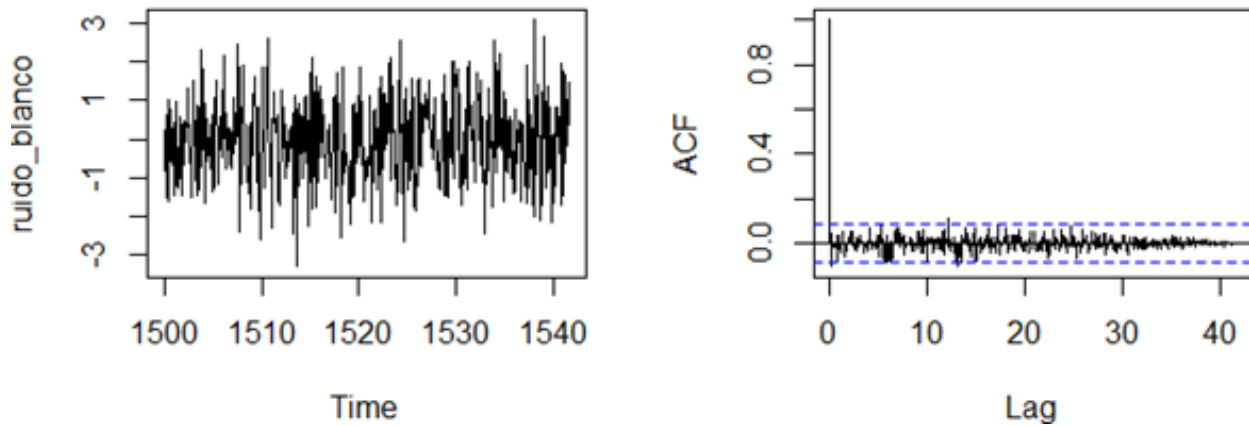


Figura 2.5: Gráfico de autocorrelación variable estocástica estacionaria, Elaboración propia

En donde la serie a lo largo del tiempo mantiene una media constante (alrededor del cero) y una varianza definida.

Adicionalmente la prueba de Raíz Unitaria de Dickey - Fuller explicada en el capítulo anterior se realiza para los 3 tipos de ecuaciones descritas en (1.16), (1.17) y (1.18)

El análisis que se realiza fue propuesto desde [23] y [20], con el objetivo de no descartar algún tipo de comportamiento dentro de la serie.

Los resultados se de la prueba se encuentran en la tabla 2.1:

Variable	Termino Deterministico	Rezago	Valor de la prueba	Valor Crítico		
				1 %	5 %	10 %
log(Demanda)	Aleatoria	1	-2e-04	-2.62	-1.95	-1.61
	Aleatoria con deriva	1	-3.3616	-3.58	-2.93	-2.60
	Deriva y Tendencia	1	-6.7495	-4.15	-3.50	-3.18

Tabla 2.1: Resultados de las pruebas para las series normal variable demanda, Elaboración propia

Debido a que el valor absoluto de la prueba es menor que los valores absolutos de los valores críticos en diferentes niveles de confianza del test, indica que no se rechaza la hipótesis nula, es decir, existe raíz unitaria y por lo tanto la serie de tiempo es no estacionaria. Sin embargo, el modelo VAR propone que las vectores evaluados deben ser estacionarios para el desarrollo del modelo por lo que, una manera de transformar los datos obtenidos es a través de realizar las diferencias de orden 1 dentro de la serie. Esto parte de la base teórica de que la serie al ser no estacionaria tiene una ecuación de la forma:

$$y_t = y_{t-1} + \mu_t \quad (2.1)$$

al expresarse en diferencia de la siguiente manera:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} = \mu_t \quad (2.2)$$

La serie puede ser diferenciada una vez más en caso de tal de que las pruebas para la serie diferenciada de orden 1 no sean estacionarias. En cuyo caso se tomará la serie Δy_t como base para aplicar el mismo procedimiento realizado previamente.

El análisis teórico permite entonces aplicar la transformación a la serie de tiempo dada para tener un carácter estacionario en esta y proseguir con la realización del modelo.

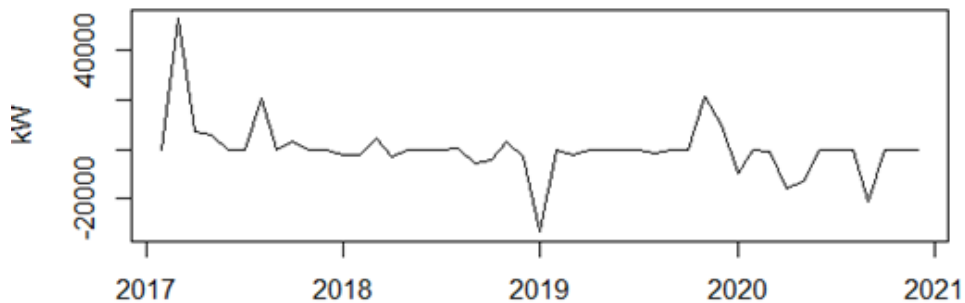


Figura 2.6: Gráfico de la demanda serie diferenciada, Elaboración propia

Una vez teniendo la serie diferenciada se procede a realizar el gráfico de autocorrelación:

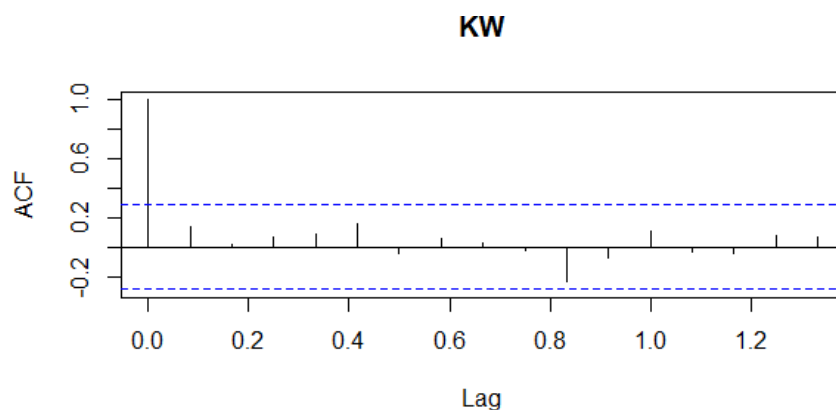


Figura 2.7: Gráfico de autocorrelación serie diferenciada, Elaboración propia

La función de autocorrelación muestra un comportamiento muy parecido al de una serie estacionaria.

Se realizan las pruebas para las series no diferenciadas, las series diferenciadas y las series doblemente diferenciadas. Los resultados se evidencian en la tabla 2.2 con los siguientes resultados:

Variable	Termino Determinístico	Rezago	Valor de la prueba	Valor Crítico		
				1 %	5 %	10 %
log(Demanda)	Aleatoria	1	-2e-04	-2.62	-1.95	-1.61
	Aleatoria con deriva	1	-3.3616	-3.58	-2.93	-2.60
	Deriva y tendencia	1	-6.7495	-4.15	-3.50	-3.18
Diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-8.8537	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-8.8385	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-8.7706	-4.15	-3.50	-3.18
Segunda diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-7.8173	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-7.7287	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-7.6923	-4.15	-3.50	-3.18

Tabla 2.2: Resultados de las pruebas para las series normal y diferenciadas variable demanda, Elaboración propia

A partir de la primera diferencia la serie se evidencia como estacionaria. Por lo que para los análisis posteriores se procederá a tomar esta serie logarítmica en segundo grado de diferencia, esto, debido a que las demás variables analizadas son estacionarias en segundo grado de diferencia, las cuales analizaremos posteriormente.

En general, la serie de tiempo de la demanda debe ser diferenciada dos veces para trabajarla en los análisis posteriores. Las pruebas arrojan que la primera diferencia cumple con las características de estacionariedad, sin embargo, presentaría incompatibilidad numérica y los cálculos son erróneos cuando se trabajen conjuntamente con las series diferenciadas de 2 grado de las demás variables.

2.3.2. Análisis Precio del Dólar

Para el precio del dólar, se realiza el análisis previo para encontrar el comportamiento estacional

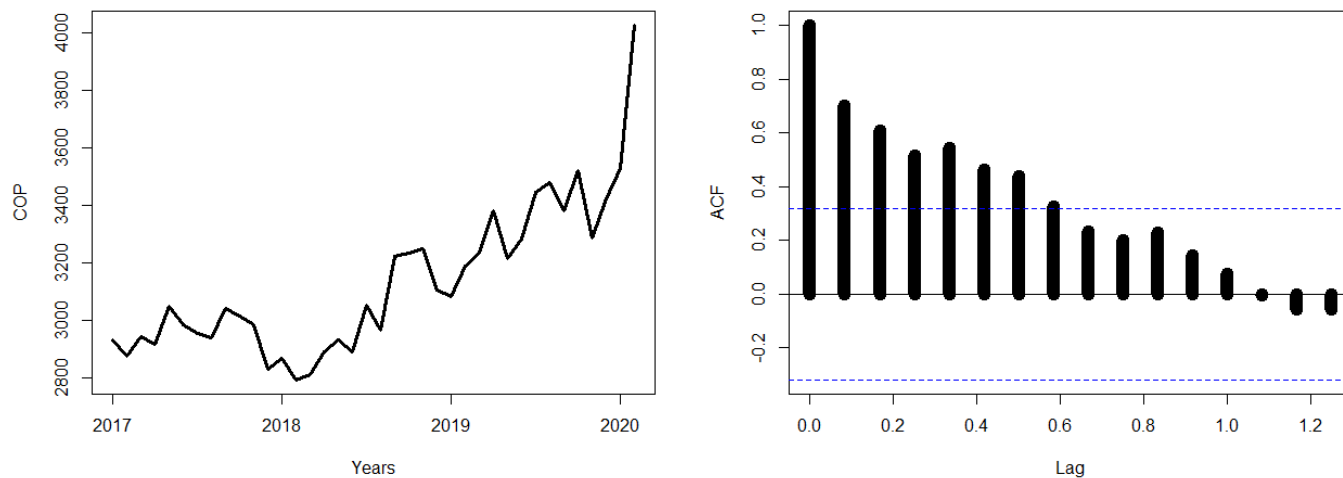


Figura 2.8: Gráfico de serie de precio del dólar y función de autocorrelación, Elaboración propia

A priori por la forma del comportamiento de la variable y por la función de autocorrelación se plantea la hipótesis de que dicho comportamiento es no estacionario. Se procede a realizar la prueba de hipótesis de Dickey-Fuller para todas las series y determinar la estacionalidad. Los resultados se encuentran en la tabla

Variable	Termino Determinístico	Rezago	Valor de la prueba	Valor Crítico		
				1 %	5 %	10 %
log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	1.63	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	0.60	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-1.2418	-4.15	-3.50	-3.18
Diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-2.6961	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-2.9916	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-3.222	-4.15	-3.50	-3.18
Segunda diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-5.1901	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-5.154	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-5.1885	-4.15	-3.50	-3.18

Tabla 2.3: Resultados de las pruebas para las series normal y diferenciadas variable precio dólar, Elaboración propia

La prueba confirma el carácter no estacionario de la variable del precio del dólar. Por lo que se realiza la transformación de la serie por sus diferencias en segundo grado. A partir de ahora los análisis para el modelo VAR de esta variable serán tomados con la serie logarítmica en segundo grado de diferencia.

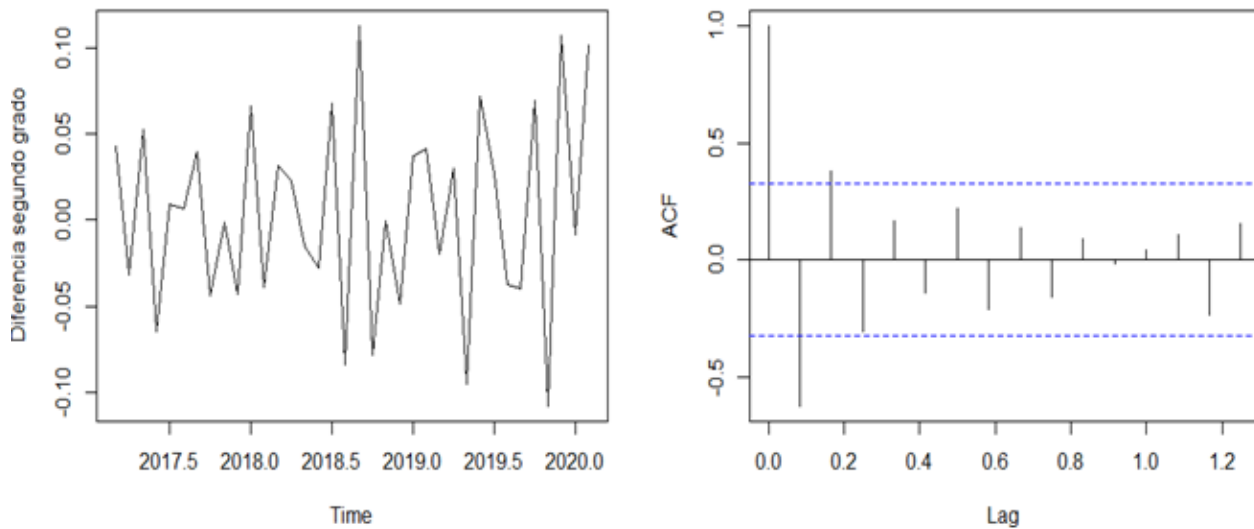


Figura 2.9: Gráfico de serie diferenciada grado 2 de precio del dólar y función de autocorrelación, Elaboración propia

Teniendo en cuenta un análisis gráfico, el comportamiento para la segunda diferencia del Precio del Dólar en segunda diferencia es muy cercano a la de la serie de ruido blanco (tomada como referencia teórica como una serie puramente aleatoria y estacionaria) , presentando variabilidad alrededor de una diferencia de 0, también comprobado a través de las pruebas se toma esta serie de tiempo en segundas diferencias para realizar el análisis posterior.

Es decir que se tomara la serie diferencia 2 veces, ya que esta si cumple con la característica fundamental para realizar el modelo VAR y es tener estacionariedad, esto también se explica a través de las pruebas, en donde se identificó la característica de estacionariedad en las segundas diferencias.

2.3.3. Análisis Precio del Barril BRENT

Para la variable del precio del Barril BRENT se tiene el comportamiento descrito en la figura 2.10

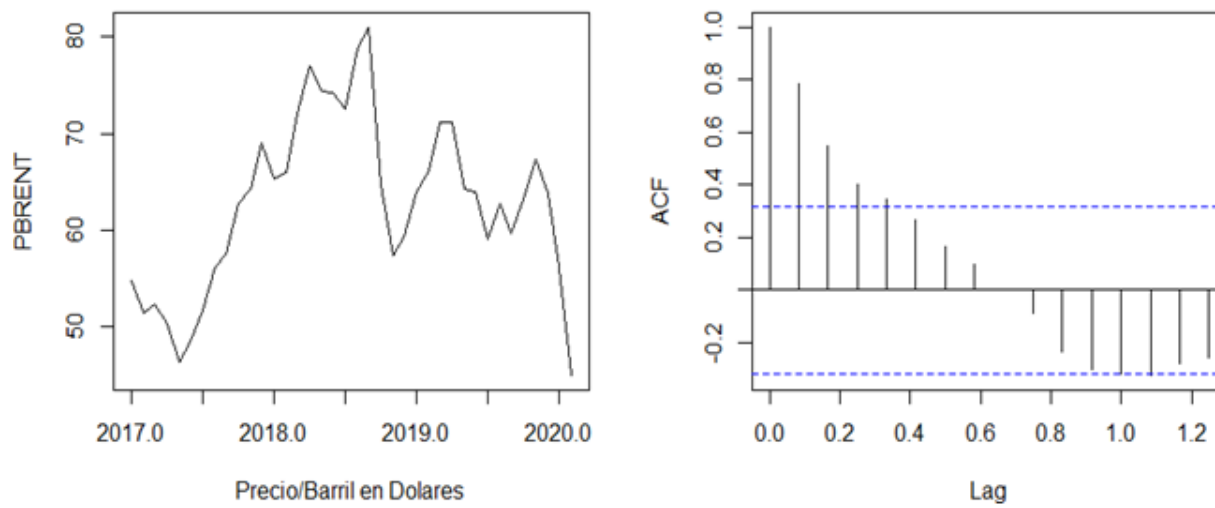


Figura 2.10: Gráfico de serie diferenciada grado 2 de precio del dólar y función de autocorrelación, Elaboración propia

A priori por el gráfico de autocorrelación y el comportamiento de la variable se plantea la hipótesis de que también es una serie no estacionaria, sin embargo, se procede a realizar las pruebas de raíz unitaria para determinar dicho comportamiento.

Los resultados de las pruebas se encuentran en la tabla

Variable	Termino Determinístico	Rezago	Valor de la prueba	Valor Crítico		
				1 %	5 %	10 %
log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-0.3574	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-1.8568	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-1.2166	-4.15	-3.50	-3.18
Diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-3.3929	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-3.3201	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-3.6614	-4.15	-3.50	-3.18
Segunda diferencia log(Demanda)	Sin constante y tendencia	1	-5.336	-2.62	-1.95	-1.61
	Constante	1	-5.2771	-3.58	-2.93	-2.60
	Constante y tendencia	1	-5.368	-4.15	-3.50	-3.18

Tabla 2.4: Resultados de las pruebas para las series normal y diferenciadas variable Precio Brent, Elaboración propia

De estas pruebas se concluye que para cualquier tipo de ecuación en segundas diferencias estas se comportan como estacionarias. Es decir, se trabajará en los análisis posteriores con dicha serie (en segundo grado de diferencia) ya que presenta la característica de estacionariedad que en la serie original y en la primera diferencia no presentó. Además de esto la segunda diferencia es compatible con las series de

En general se resume las variables con las que se trabajara para el modelo VAR.

Variable	Tipo de diferencia
Demanda en KW	Segundo grado
Precio Dólar en COP	Segundo grado
Precio del Barril en BRENT	Segundo grado

Tabla 2.5: Tabla resumen de las variables

De aquí en adelante, para los posteriores análisis es posible que aparezcan las variables con las siguientes abreviaturas:

- La demanda se realice con la abreviatura “KW” ò “DEM”
- El precio del dólar en COP con la abreviatura “PDOL” ò “DOL”
- El precio del barril Brent en USD con la abreviatura “BRENT” ò “PBRENT”

Capítulo 3

Análisis de factores determinantes

3.1. Estimación de parámetros de modelo VAR (Demanda y Precios del Dólar)

Primero se realizará el análisis de un modelo VAR sobre la variable de la demanda y el precio del dólar. En capítulos posteriores se realizará la adición de la variable de precios del petróleo con el objetivo de comparar ambos modelos y su respectivo comportamiento dependiendo de las relaciones existentes.

Para estas series se trabajará en escala logarítmica y segundas diferencias, resultado de los análisis realizados en el capítulo anterior.

Inicialmente se realiza el cálculo de los rezagos apropiados a tener en cuenta dentro del modelo. Esto se realiza a través de un cálculo a través de diferentes criterios para el modelo VAR general:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + CD_t + u_t \quad (3.1)$$

Se estipulan los criterios Información de Akaike

$$AIC(n) = \ln \det \left(\sum_{n=u}^T (n) \right) \frac{2}{T} nK^2 \quad (3.2)$$

Criterio de Schwarz:

$$SC(n) = \ln \det \left(\sum_{n=u} (n) \right) \frac{\ln(T)}{T} nK^2 \quad (3.3)$$

Criterio de Hannan Quinn

$$HQC(n) = \ln \det \left(\sum_{n=u} (n) \right) \frac{2 \ln(\ln(T))}{T} nK^2 \quad (3.4)$$

Final prediction Error (FPE):

$$FPE(n) = \left(\frac{T + n^*}{T - n^*} \right)^K \det \left(\sum_{n=u} (n) \right) \quad (3.5)$$

Obteniendo los siguientes resultados:

- AIC(n): 10
- HQ(n): 10
- SC(n): 1
- FPE(n): 9

Los criterios anteriormente analizados fueron descritos y utilizados por [37], [38], [39] en los análisis teóricos de las series de tiempo. Se toman entonces como rezagos óptimos para el cálculo del modelo 10 rezagos.

Para realizar el cálculo de los coeficientes se utiliza OLS (Ordinary Least Squares) como método que son los mínimos cuadrados ordinarios para la estimación de coeficientes de funciones lineales descritos en el capítulo 1.

Los coeficientes y variables descritas de modo matricial son:

$$\begin{pmatrix} DM_t \\ DOL_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_{1,1} & \gamma_{1,2} & \dots & \gamma_{1,20} \\ \gamma_{2,1} & \gamma_{2,2} & \dots & \gamma_{2,20} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DEM_{t-1} \\ DOL_{t-1} \\ \dots \\ DEM_{t-10} \\ DOL_{t-10} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{DEM_t} \\ \epsilon_{DOL_t} \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

Reemplazando la matriz de coeficientes γ y constantes s . Tenemos a γ :

$$\begin{pmatrix} DM_t \\ DOL_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0,51 & -0,17 \\ 4,40 & -0,54 \\ -0,34 & 0,122 \\ 2,67 & -0,064 \\ -1,06 & -0,010 \\ 1,24 & -0,73 \\ 0,38 & 0,15 \\ 1,13 & -0,99 \\ -0,23 & 0,066 \\ 1,63 & -0,613 \\ 0,93 & -0,04 \\ -3,4 & -0,39 \\ 0,95 & -0,009 \\ -3,65 & -1,02 \\ 0,94 & 0,14 \\ -0,84 & -0,067 \\ 0,05 & -0,01 \\ -3,29 & -0,49 \\ 0,09 & -0,004 \\ 1,35 & -0,453 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} DEM_{t-1} \\ DOL_{t-1} \\ DEM_{t-2} \\ DOL_{t-2} \\ DEM_{t-3} \\ DOL_{t-3} \\ DEM_{t-4} \\ DOL_{t-4} \\ DEM_{t-5} \\ DOL_{t-5} \\ DEM_{t-6} \\ DOL_{t-6} \\ DEM_{t-7} \\ DOL_{t-7} \\ DEM_{t-8} \\ DOL_{t-8} \\ DEM_{t-9} \\ DOL_{t-9} \\ DEM_{t-10} \\ DOL_{t-10} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0,02335 \\ 0,00629 \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

Donde gamma se expresa de manera transpuesta por efectos de dimensionamiento del Documento. El diagrama de ajuste y de residuos para la variable demanda de energía en segundas diferencias se presenta a continuación:

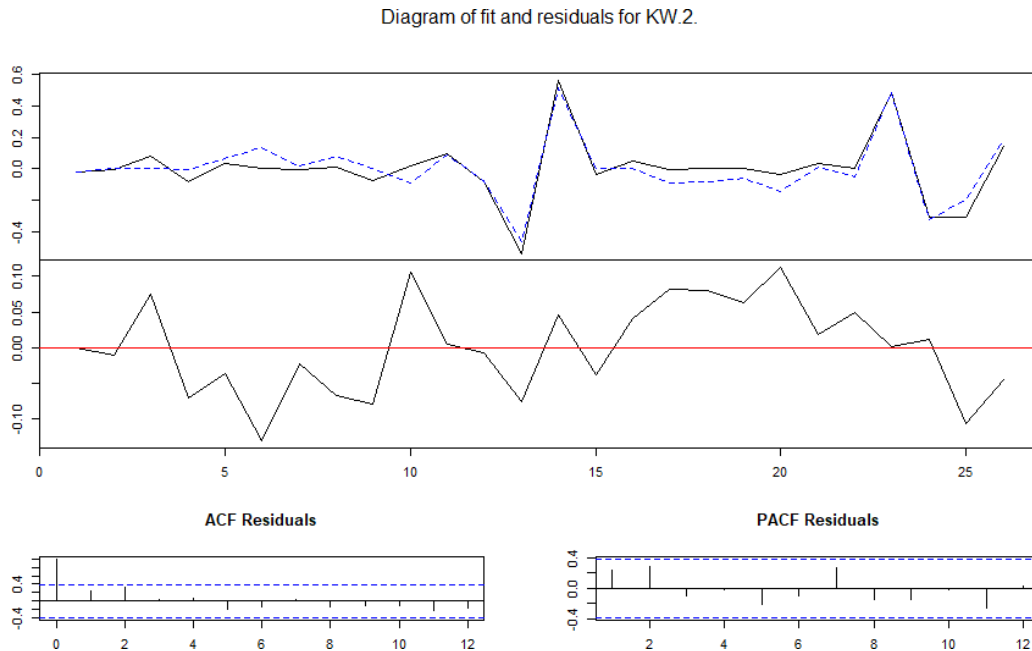


Figura 3.1: Gráfica de resultado de modelo VAR para la primera ecuación, Demanda Elaboración propia

El diagrama de ajuste permite analizar el comportamiento que entrega el VAR como resultado, el nivel de ajuste es bastante alto. El comportamiento de la función de autocorrelación es propio de una serie estacionaria.

Las medidas de desempeño del modelo arrojaron:

- Error estándar residual: 0.1478
- R^2 Múltiple: 0.9004
- R^2 Ajustado: 0.5018

R^2 siendo del 0.9, una medida bastante alta que explica que tan bien se ajusta el modelo desde los datos actuales a partir de las proporciones de varianza.

Teniendo en cuenta que el error estándar residual es una medida de la calidad de la regresión lineal de ajuste, siendo este muy bajo para el modelo obtenido. El análisis de estas dos gráficas nos permite visualizar que el resultado de modelo VAR entrega un comportamiento estacionario de la variable analizada.

A continuación, se describe el comportamiento de la ecuación estimada para el Precio de Dólar en 2 diferencias.

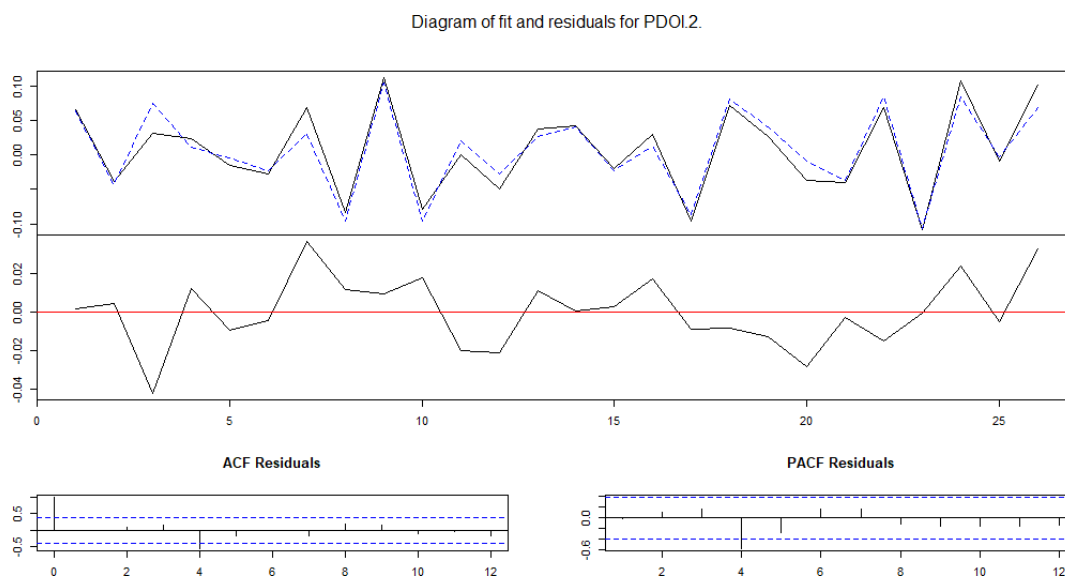


Figura 3.2: Gráfica de resultado de modelo VAR para la segunda ecuación, Precio del dólar, Elaboración propia

Los parámetros de desempeño para esta variable son:

- Error residual estándar: 0.04087

- R^2 Múltiple: 0.917

- R^2 Ajustado: 0.5852

Los parámetros de desempeño nos permiten afirmar que este modelo tiene un buen ajuste frente a los datos empíricos obtenidos. El Error estándar residual es más bajo en comparación a la ecuación obtenida para la demanda de energía. Y los valores para R^2 son aceptables, el R^2 ajustado para el precio del Dólar representa el 50 % y la participación de la demanda de energía también es de aproximadamente 50 %, el R^2 múltiple siendo del 91 % es un coeficiente bastante elevado.

3.1.1. Diagnóstico del Modelo

Correlación serial

Otra de las medidas de descripción del modelo VAR es la verificación de autocorrelación en los residuales. Esto se hace a través del test de Portmanteau- and Breusch-Godfrey descrito en el capítulo 1.

El test dio como resultado un pvalue $< 2,2e - 16$ y se interpreta como la existencia de correlación serial entre los residuales. Dentro del modelo VAR, esto es poco deseable, puesto que implica la existencia de cierta tendencia, o comportamiento definido dentro de los choques de variabilidad existentes en cada paso de tiempo t , sin embargo, no afecta en gran medida el modelo VAR

Normalidad

Teniendo en cuenta el literal 1.1.9 donde se exponen los parámetros para la realización de la prueba de normalidad, este se aplica, en donde se verifica si los residuales del modelo VAR estimado se distribuyen como una distribución normal. En donde se testea el sesgo y curtosis para los datos mencionados anteriormente. Los resultados de este test se muestran a continuación:

- Sesgo $pvalue = 0,8413$
- Curtosis $pvalue = 0,6505$

Al ser el $pvalue$ mayor que 5 % no se rechaza la hipótesis nula de que en los parámetros de Sesgo y Curtosis se distribuye como una f.d.p normal. Esto es un buen indicador de estimación del modelo, ya que se identifica que la distancia entre los valores del modelo es aleatoria sin ningún tipo de tendencia con una media constante.

Heterocedasticidad o Varianza Constante

Se toma como base de cálculo lo expuesto en dentro del capítulo 1.

Los resultados arrojan que para esta prueba el modelo tiene un $pvalue = 0,99$ por lo que los residuales satisfacen el supuesto de varianza constante para ambas ecuaciones presentadas (Demanda y Precio del Dólar), esto indica que los resultados arrojados siguen un comportamiento estacionario (varianza y medias constantes en el tiempo).

Estabilidad

El gráfico de estabilidad confirma si existen puntos de ruptura dentro del modelo donde se necesario establecer o introducir una variable dummy capaz de estabilizarlo. La gráfica se realiza a través de OLS - CUSUM, Ordinary Least Squares -Cumulative Sum, donde se evalúan los residuales a través del tiempo. Donde el parámetro clave es:

$$W_r = \frac{\sum_{k+1}^r w_j}{\hat{\sigma}} \quad (3.8)$$

Donde w_r se denominan como los residuos recursivos. Esta técnica parte de que, en lugar de analizar un análisis individual de los errores obtenidos, se analicen una suma acumulativa de los errores divididos por su desviación estándar eliminando el factor irrelevante de escala. [40].

La gráfica correspondiente se muestra a continuación:

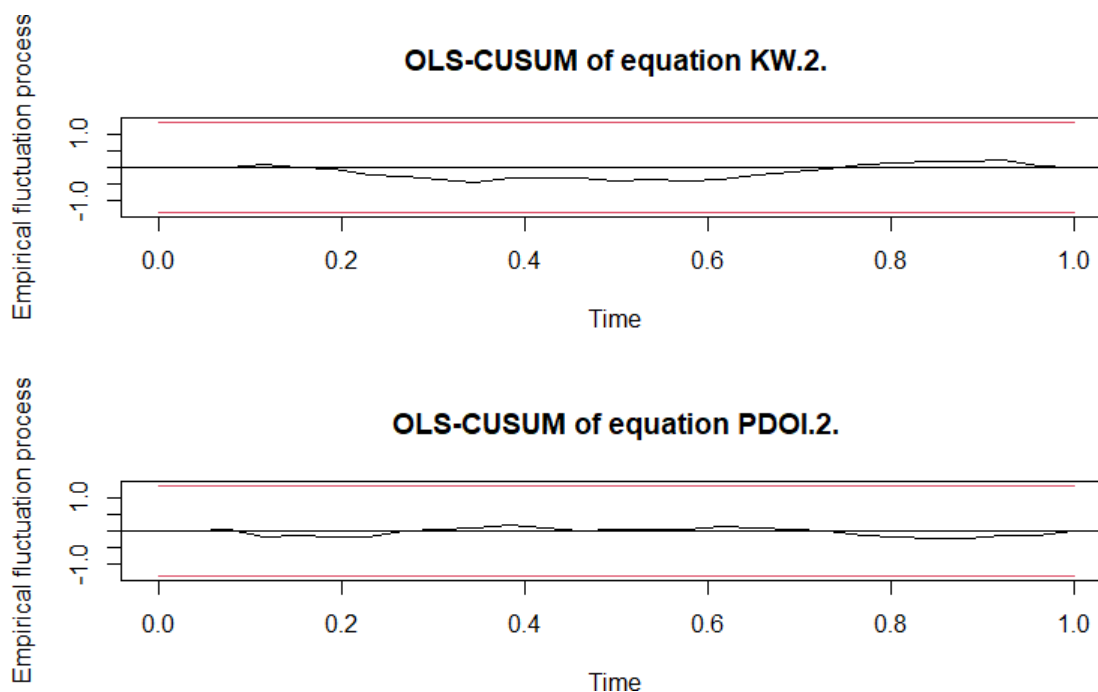


Figura 3.3: Gráfica de comportamiento de Ruptura

Como se puede observar no existe una ruptura o valores fuera de los intervalos de confianza, o valores fuera del intervalo de confianza para el modelo VAR. Indicando que a pesar de que existe cierta correlación dentro de los residuos a identificado a través de los test previamente calculados, dicha variabilidad no afecta en gran magnitud a largo plazo las proyecciones y el modelo analizado, tanto para la demanda como para el precio del dólar.

3.1.2. Análisis de Impulso Respuesta

Ahora, se realiza el análisis de impulso respuesta en donde se identifica el comportamiento de la variable cuando existe un cambio en los parámetros de la otra variable, el modelo teórico de base es descrito en el capítulo 1.

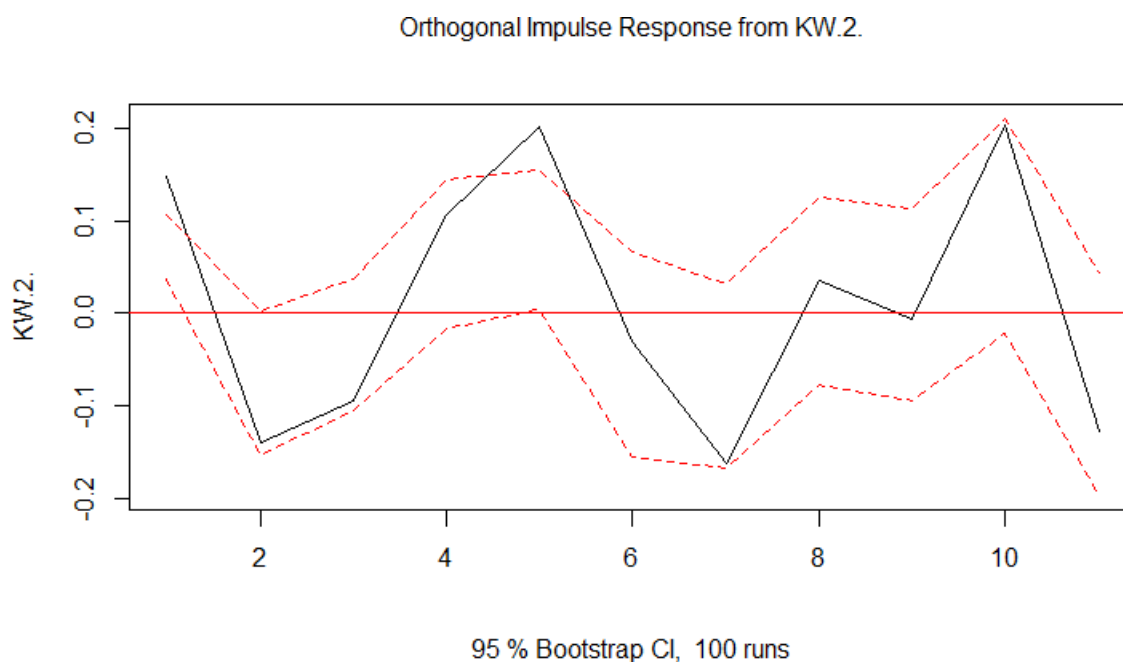


Figura 3.4: Análisis de Impulso - Respuesta para la demanda, respuesta del modelo VAR

El comportamiento de la demanda tiende a estabilizarse cuando existen cambios dentro del modelo en la misma variable de la demanda en diversos rezagos. Un cambio brusco de la demanda implica que el modelo de pronóstico del VAR será desestabilizado fácilmente, alterando los periodos futuros.

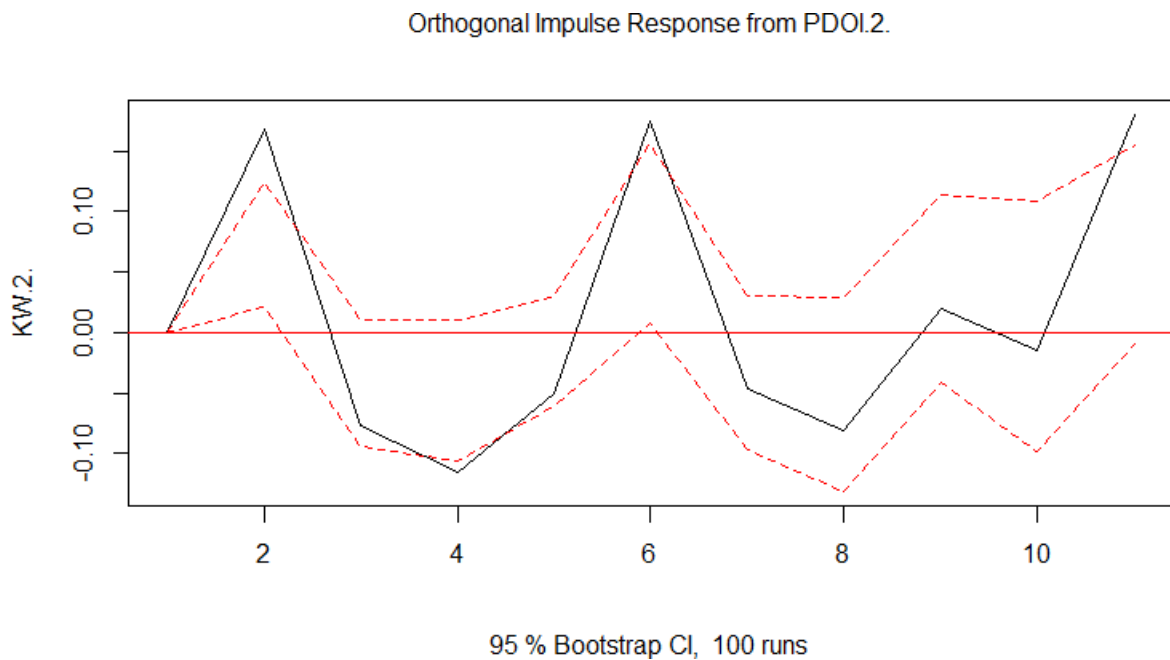


Figura 3.5: Análisis de Impulso - Respuesta para el precio del Dólar, respuesta del modelo VAR

El comportamiento de respuesta que la variable de la demanda describe cuando el precio del dólar tiene un cambio positivo, es muy volátil, el modelo no es capaz de estabilizarse después de un cambio dentro del comportamiento del Precio del Dólar, saliendo incluso de los límites de confianza.

3.1.3. Descomposición de Varianzas

La descomposición de varianzas está basada en coeficiente de impulso respuesta Ψ_h y permite analizar la contribución de la variable j al paso h de la varianza de error de pronóstico de la variable k en cuestión. Si los coeficientes de impulso respuesta son divididos por la varianza del error del pronóstico $\sigma_k^2(h)$ el resultante es un porcentaje compuesto, descrito como:

$$\sigma_k^2(h) = \sum_{n=0}^{h-1} (\psi_{k1,n}^2 + \dots + \psi_{kK,n}^2) \quad (3.9)$$

Dividiendo el término $(\psi_{kj,0}^2 + \dots + \psi_{kj,h-1}^2)$ por $\sigma_k^2(h)$ se obtiene la varianza de error del pronóstico en términos de porcentaje o contribución. [41] A continuación, se describe la aplicación del procedimiento anteriormente descrito al modelo trabajado.

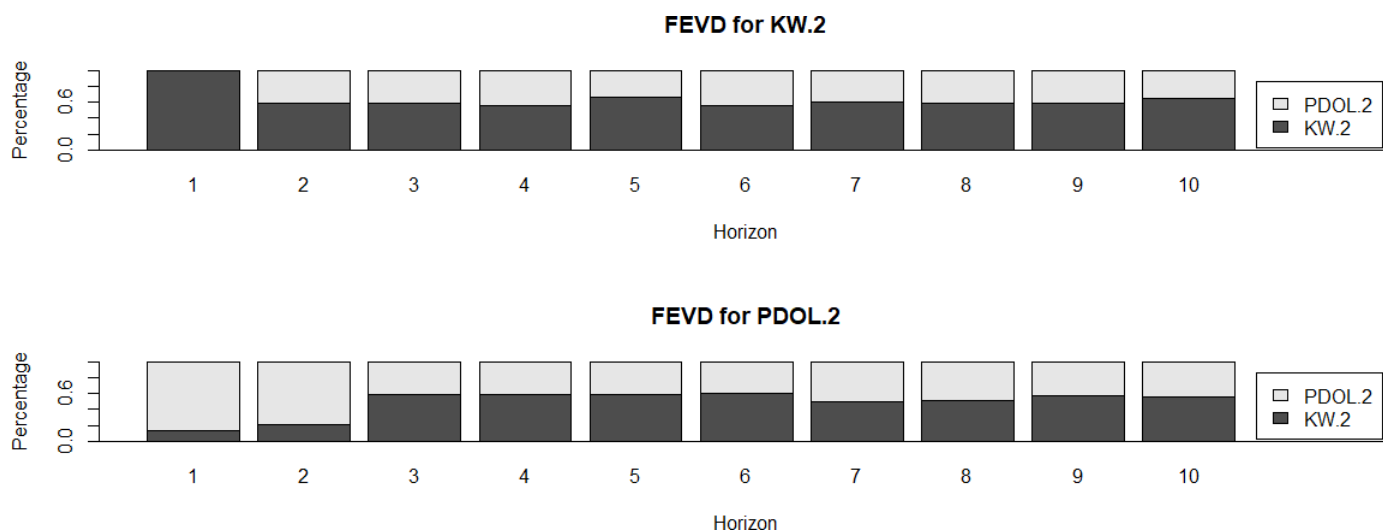


Figura 3.6: Gráfico de Descomposición de Varianzas

Periodo	Demanda (%)	Precio del dólar (%)
1	100.0	0.00
2	59.2	40.7
3	59.51	40.4
4	56.46	43.53
5	67.11	32.88
6	56.08	43.91
7	60.91	39.08
8	59.29	40.70
9	59.19	40.80
10	65.6	34.3

Tabla 3.1: Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD para la Demanda, Elaboración propia

Periodo	Demanda (%)	Precio del dólar (%)
1	12.38	87.61
2	21.5	78.4
3	58.98	41.01
4	58.28	41.71
5	58.9	41.09
6	60.90	39.09
7	49.74	50.25
8	51.65	48.34
9	57.98	42.01
10	55.53	44.46

Tabla 3.2: Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD para los precios del dólar, Elaboración propia

La descomposición de varianzas permite identificar la contribución de todas las variables del modelo en términos de variabilidad existentes dentro del comportamiento de la variable, la contribución a la demanda de energía en términos de variabilidad del precio del dólar es constante y en proporciones moderadas, sin embargo, como observados en el análisis previo, dicha contribución a pesar de ser poca es de gran impacto al comportamiento pronosticado de la demanda.

3.1.4. Pronóstico

La gráfica de la función de ambas variables junto con la predicción de los periodos posteriores se encuentra a continuación.

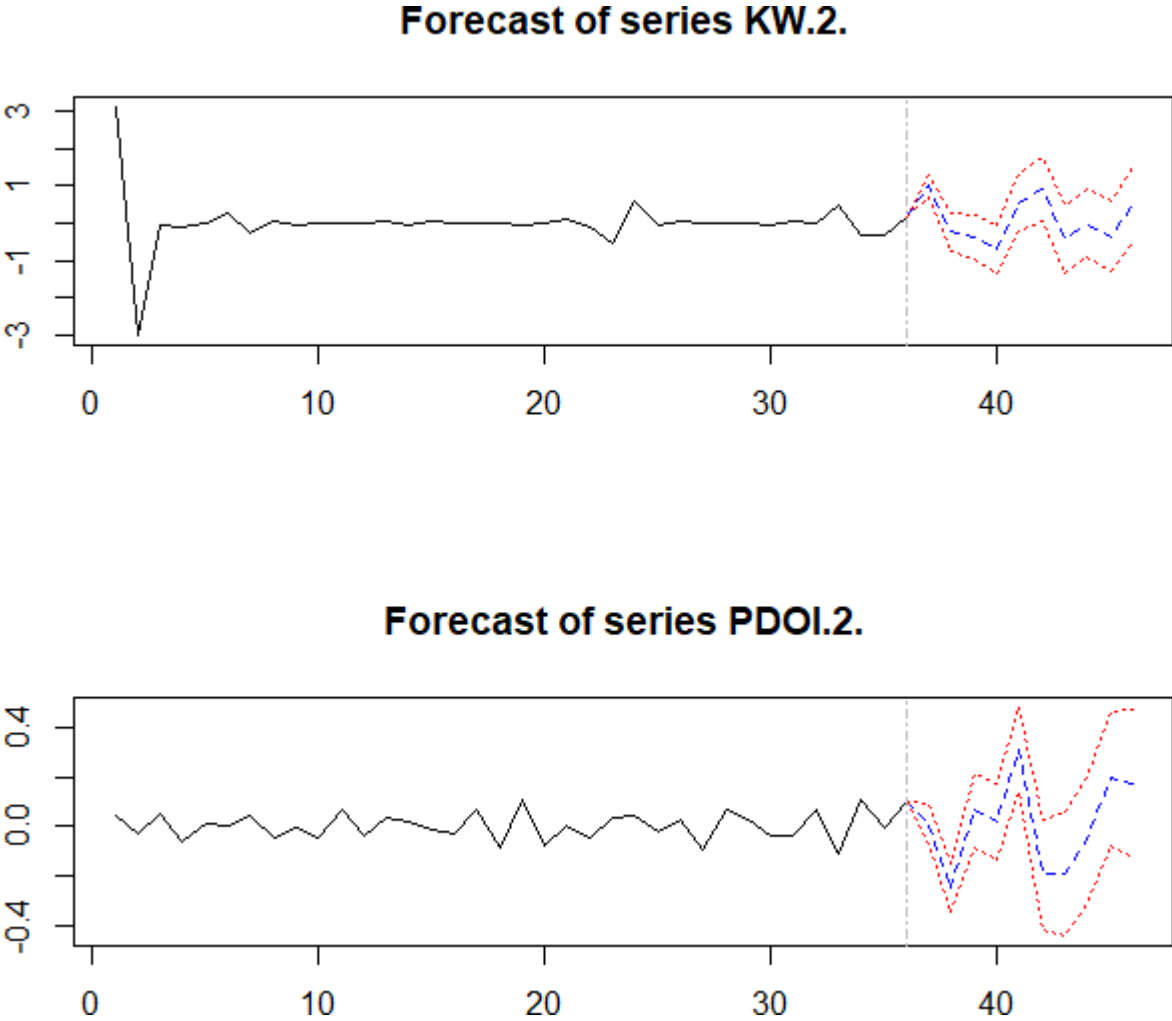


Figura 3.7: Gráfica de predicción para las dos variables analizadas, Elaboración propia

Después de todos los análisis analizados anteriormente, se obtiene el pronóstico a partir del modelo calculado. Para cada variable, el color azul representa la trayectoria estándar o el pronóstico promedio y las líneas rojas representan los límites de confianza del mismo. Se pronostican alrededor de 12 periodos siguientes. La variabilidad de cada una de las series dentro del periodo pronosticado incrementa, en la demanda la variabilidad se incrementa de manera

leve pero constante, esto es debido al comportamiento que precede la variable del precio del dólar. Ya que las diversas fluctuaciones provocan una alteración dentro de este pronóstico, con baja incidencia como se demostro en el análisis de descomposición de varianzas. Sin embargo, para el precio del dólar, los pronósticos observados tienen picos atípicos y pocos periodos constantes.

Los modelos pronósticos siguen las condiciones de estacionariedad, sin embargo, estas se ven afectadas ligeramente por el choque o comportamiento de las otras.

3.2. Estimación de parámetros de modelo VAR (Demanda, Precios del Dólar y Precios del barril de petróleo)

A continuación, se realiza el análisis del modelo VAR con las variables de la demanda, precio del dólar y precio del Brent. Para estas series se trabajará en escala logarítmica y segundas diferencias, resultado de los análisis realizados en el capítulo anterior.

El primer paso es obtener el número de rezagos óptimos a tener en cuenta por el modelo. Utilizando las ecuaciones y criterios de selección descritos en las ecuaciones 3.2,3.4,3.3,3.5. Se obtuvieron los siguientes resultados: Obteniendo los siguientes resultados:

- AIC(n): 8
- HQ(n): 8
- SC(n): 8
- FPE(n): 7

Para este modelo la estructura varia ligeramente, donde la matriz de coeficientes Γ se incrementa en una fila y la columna de variables se incrementa

Los coeficientes y variables descritas de modo matricial son:

$$\begin{pmatrix} DM_t \\ DOL_t \\ BRENT_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_{1,1} & \gamma_{1,2} & \dots & \gamma_{1,20} \\ \gamma_{2,1} & \gamma_{2,2} & \dots & \gamma_{2,20} \\ \gamma_{3,1} & \gamma_{3,2} & \dots & \gamma_{3,20} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DEM_{t-1} \\ DOL_{t-1} \\ BRENT_{t-1} \\ \dots \\ DEM_{t-8} \\ DOL_{t-8} \\ BRENT_{t-8} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{DEM_t} \\ \epsilon_{DOL_t} \\ \epsilon_{BRENT_t} \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

Reemplazando la matriz de coeficientes γ y constantes s . Tenemos a γ :

$$\begin{pmatrix} DM_t \\ DOL_t \\ BRENT_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0,406 & -0,202 & -0,11 \\ -0,25 & -0,487 & -0,4633 \\ 0,176 & -0,072 & -0,7811 \\ -1,32 & -0,164 & -0,391 \\ -0,15 & 0,182 & -1,330 \\ 1,77 & 0,288 & -0,914 \\ 0,16 & 0,152 & -0,773 \\ 0,108 & -0,86 & -1,042 \\ 0,864 & -0,303 & -0,4630 \\ 0,88 & 0,138 & 0,3477 \\ -2,081 & -1,656 & -1,153 \\ 1,609 & 0,589 & -1,074 \\ 0,30 & 0,2164 & 0,397 \\ 1,70 & -0,082 & -2,872 \\ 3,27 & 0,3806 & 0,014 \\ 0,17 & 0,0447 & 0,331 \\ -2,75 & -0,721 & -1,238 \\ -0,911 & -0,3695 & 0,585 \\ 0,3092 & 0,0293 & 0,122 \\ -0,244 & 0,0307 & -2,25 \\ 1,07 & 0,5260 & -1,33 \\ 0,07 & 0,0189 & 0,110 \\ 2,35 & 0,401 & -1,35 \\ 0,751 & -0,6443 & 0,16 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} DEM_{t-1} \\ DOL_{t-1} \\ BRENT_{t-1} \\ DEM_{t-2} \\ DOL_{t-2} \\ BRENT_{t-2} \\ DEM_{t-3} \\ DOL_{t-3} \\ BRENT_{t-3} \\ DEM_{t-4} \\ DOL_{t-4} \\ BRENT_{t-4} \\ DEM_{t-5} \\ DOL_{t-5} \\ BRENT_{t-5} \\ DEM_{t-6} \\ DOL_{t-6} \\ BRENT_{t-6} \\ DEM_{t-7} \\ DOL_{t-7} \\ BRENT_{t-7} \\ DEM_{t-8} \\ DOL_{t-8} \\ BRENT_{t-8} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0,04389 \\ 0,0538 \\ 0,001 \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

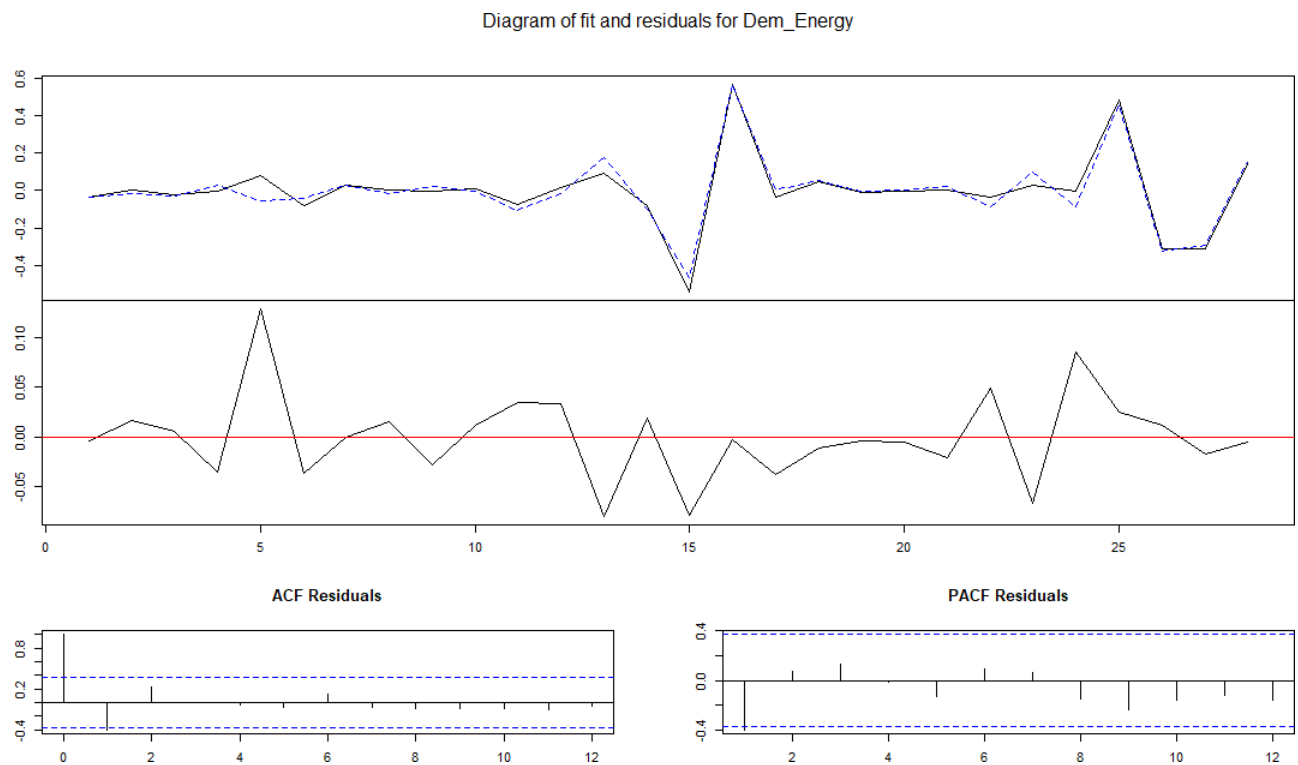


Figura 3.8: Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la primera ecuación, Demanda, Elaboración propia

- Error estándar residual: 0.1334
- R^2 Múltiple: 0.9514
- R^2 Ajustado: 0.5622

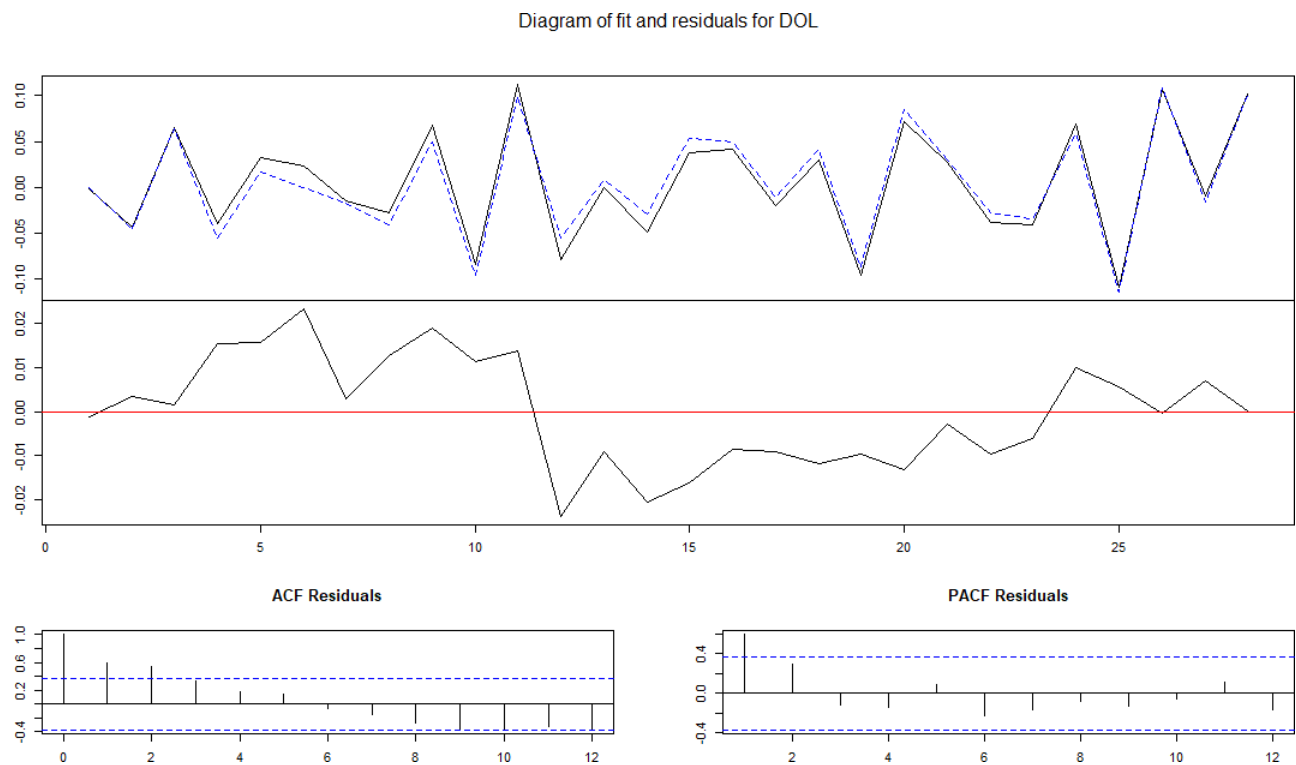


Figura 3.9: Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la segunda ecuación, Precio del dólar, Elaboración propia

- Error estándar residual: 0.03691
- R^2 Múltiple: 0.9604
- R^2 Ajustado: 0.6433

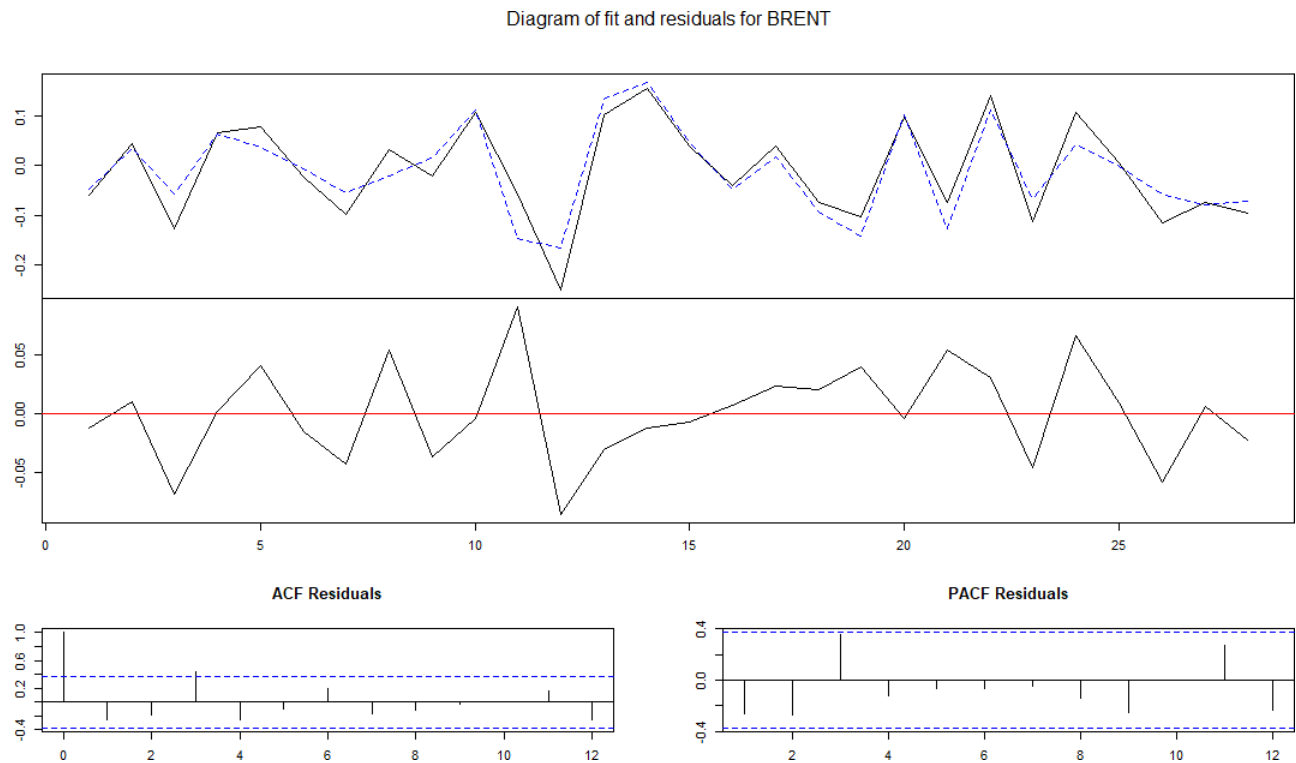


Figura 3.10: Gráfica de resultado de modelo VAR con 3 variables para la tercera ecuación, Precio barril BRENT, Elaboración propia

- Error estándar residual: 0.1244
- R^2 Múltiple: 0.823
- R^2 Ajustado: -0.5932

3.2.1. Diagnóstico del modelo

Correlación Serial

Se realiza el test de autocorrelación (Portmanteau Test) en donde el resultado indica que el p-value es menor al nivel crítico de 0.05 (p value = $1.754e-14$) por lo que se acepta la hipótesis alterna de presencia de autocorrelación entre los residuales del modelo. Esto puede afectar

en el largo plazo, ya que la incidencia de un cambio brusco en alguno de los errores puede ser acumulado a través de la serie incrementando la tendencia y volatilidad del modelo para cualquiera de las variables.

Test de Normalidad

En el test de normalidad, la evaluación de la prueba para sesgo y curtosis tiene como resultado:

- Sesgo $pvalue = 0,5074$
- Curtosis $pvalue = 0,4721$

El resultado de las pruebas para Sesgo y Curtosis indica que la hipótesis nula de los residuos se distribuyen normalmente no puede ser rechazada. Los residuos se distribuyen con una f.d.p normal, esto quiere decir que no es necesario realizar perturbaciones al modelo a través de la adición de una variable “dummy”. Que los residuales se distribuyan normales es indicio de que existe un comportamiento aleatorio definido.

Heterocedasticidad

La prueba de varianza constante o Heteroscedasticidad tiene como resultado un $p-value = 1$ donde no se rechaza la hipótesis nula de varianza constante.

El test de varianza constante valida que el comportamiento de salida del modelo es estacionario. Es decir que el modelo VAR calculado es factible en términos estadísticos, cumpliendo las condiciones de media y varianza constantes.

Estabilidad

Se hace el análisis de estabilidad a través de las técnicas descritas en el capítulo 1 de sumas acumulativas.

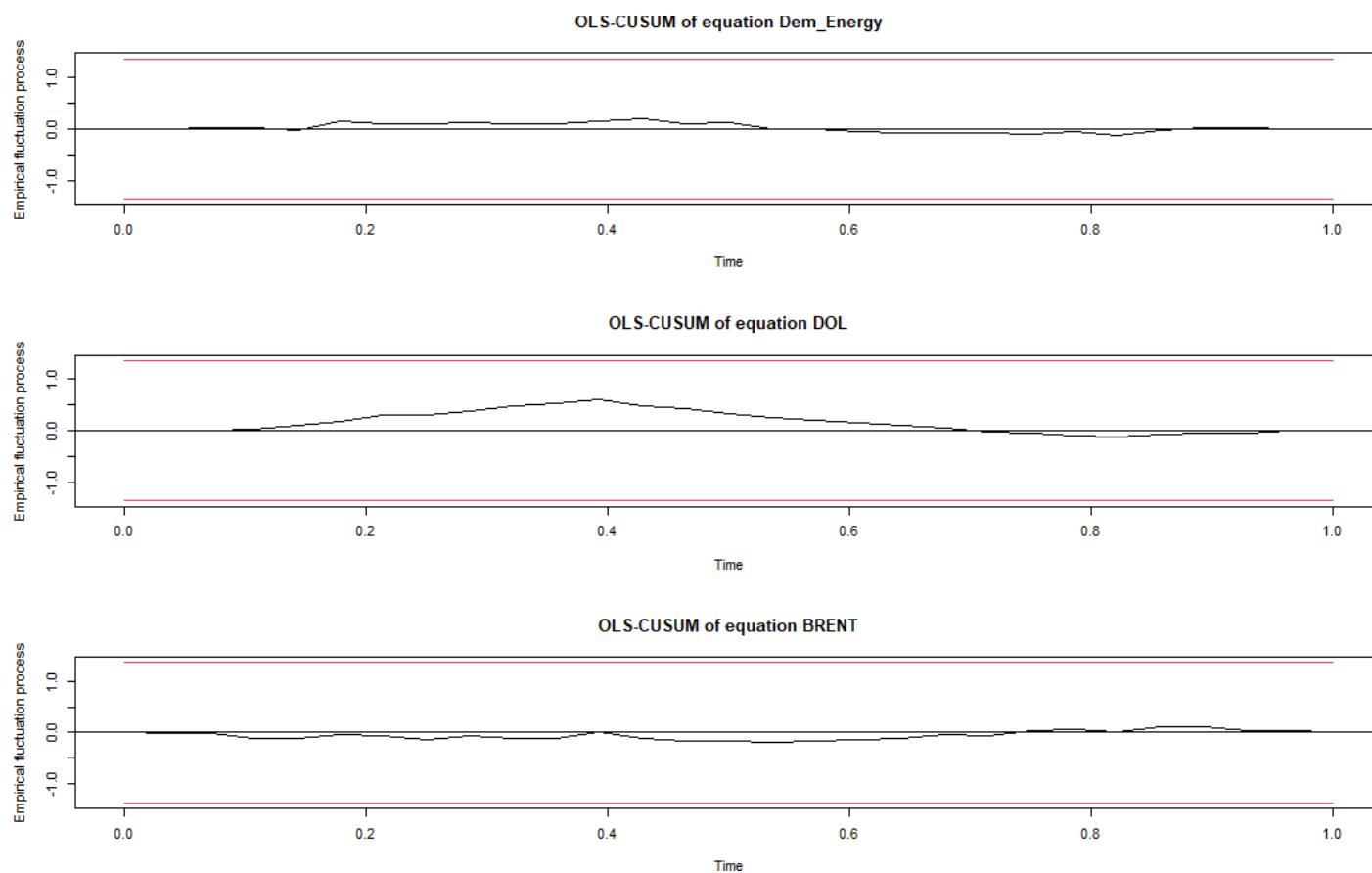


Figura 3.11: Comportamiento de las sumas acumulativas para los residuos de las variables, Elaboración propia

El comportamiento acumulativo no presenta momentos de ruptura para los residuales, indicando estabilidad del modelo a través de los residuales en los periodos de tiempo descritos.

3.2.2. Análisis de Impulso Respuesta

Se realiza el análisis de impulso respuesta para entender el choque de la variabilidad de otras series a la variable principal (demanda).

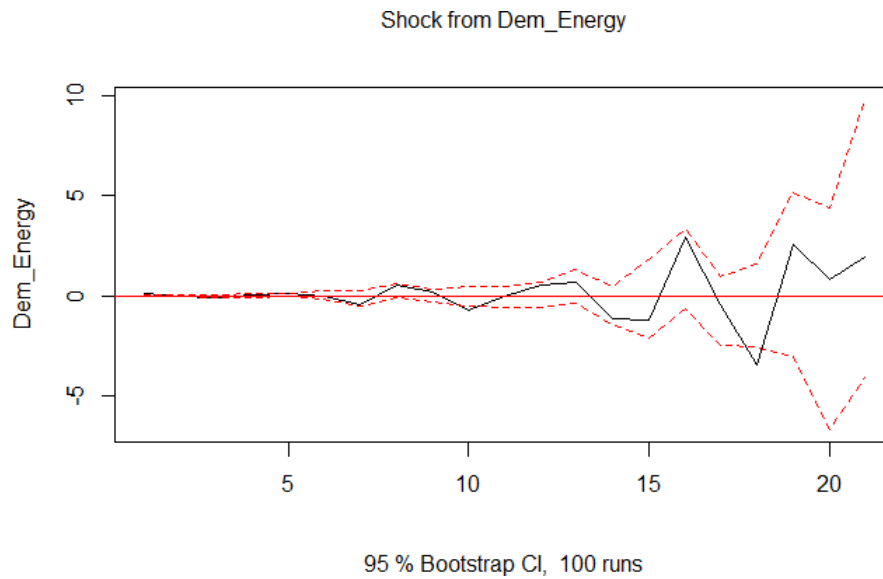


Figura 3.12: Gráfica Impulso respuesta de la demanda, Elaboración propia

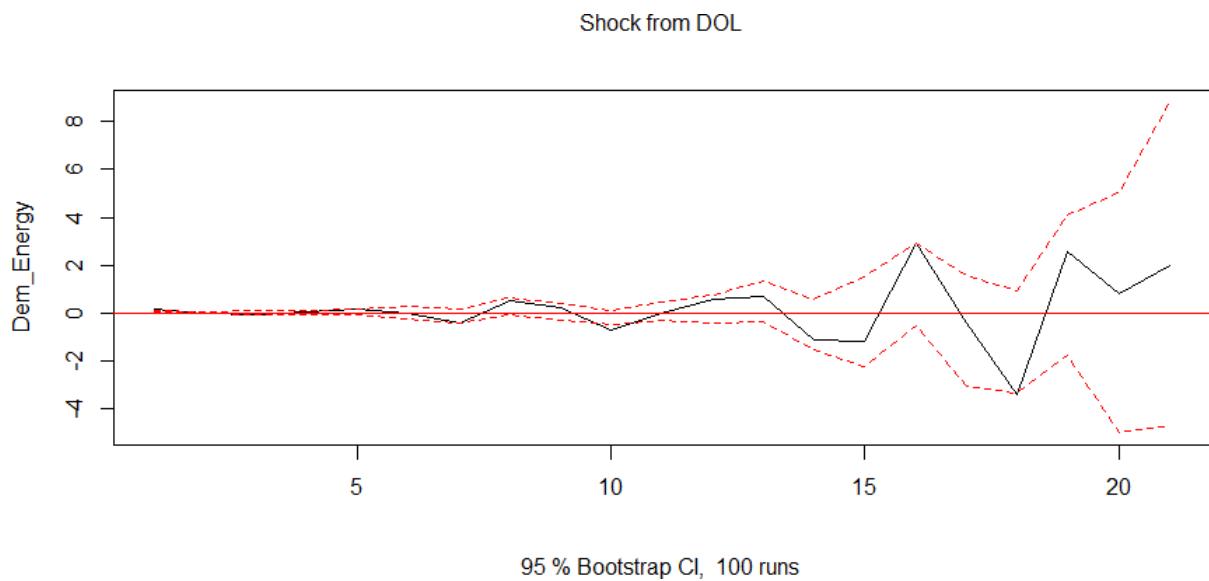


Figura 3.13: Gráfico Impulso respuesta de precio del Dólar, Elaboración propia

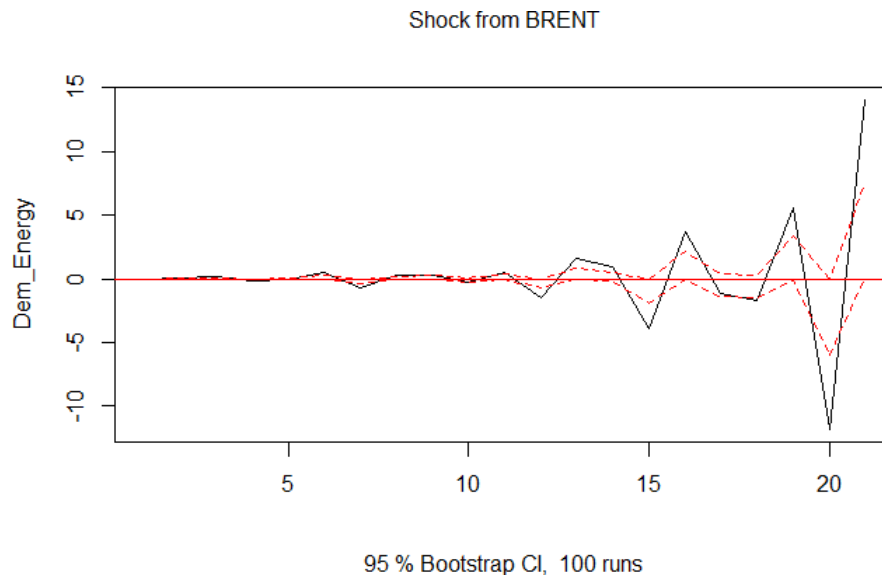


Figura 3.14: Gráfico Impulso respuesta variable precio BRENT, Elaboración propia

Que tanto están influenciadas las variables por los cambios positivos o shocks de las otras variables. En este caso, se obtuvo una respuesta similar en la respuesta de la demanda frente al choque de los cambios de: la demanda (misma variable), el precio del dólar y el precio del petróleo.

En los primeros periodos la demanda es estable, sin embargo, al pasar el tiempo t el comportamiento de la variable es inestable y el modelo VAR no se estabiliza en ningún periodo de tiempo a largo plazo.

3.2.3. Descomposición de Varianzas

En términos de variabilidad, se define la contribución de una variable con respecto a las demás a través del tiempo.

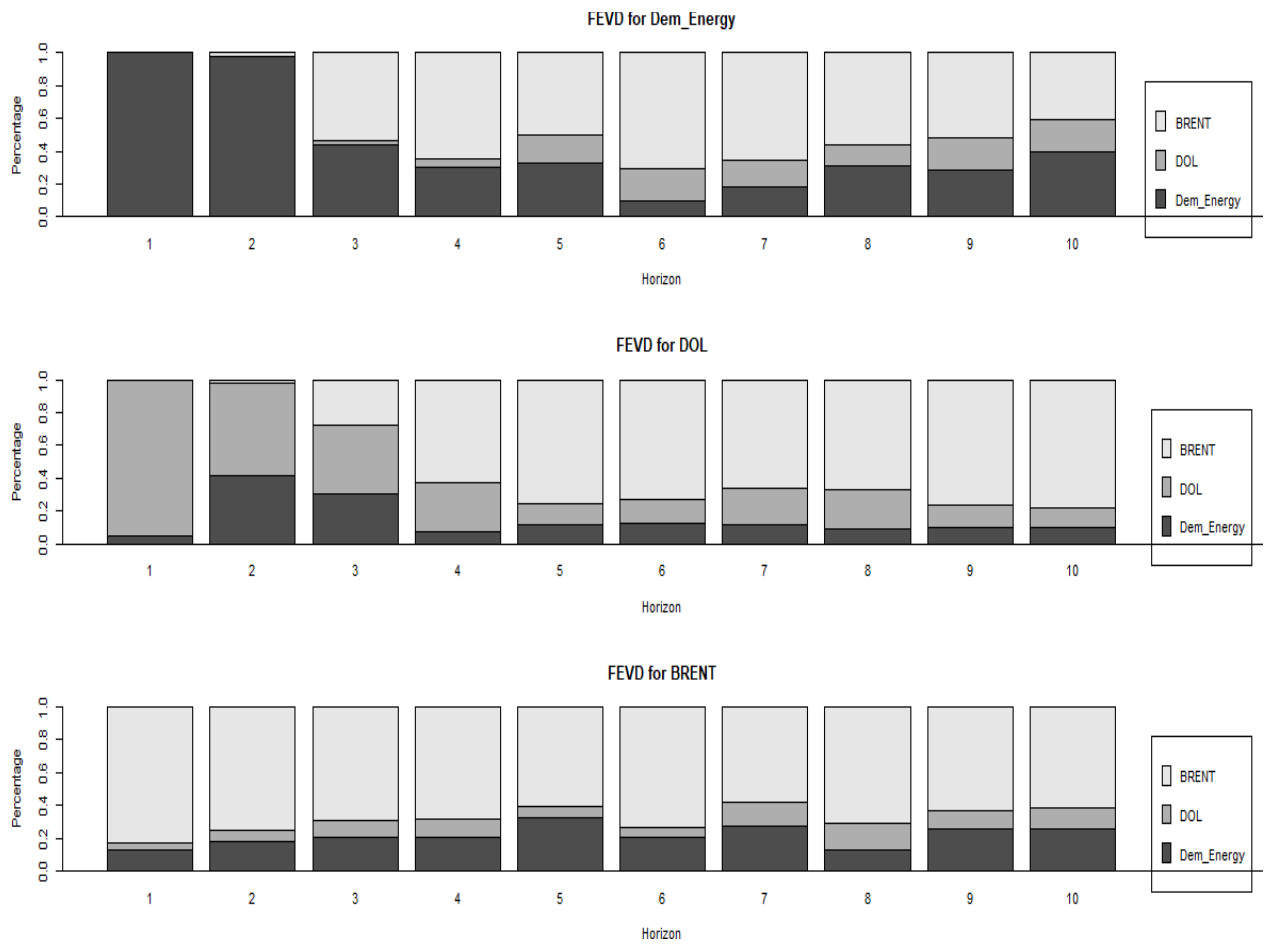


Figura 3.15: Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia

Periodo	Demanda (%)	Precio del dólar (%)	Precio del petróleo (%)
1	1.000	0.00	0.00
2	97.94	0.001	0.019
3	43.63	2.5	53.82
4	30.37	5.04	64.67
5	32.55	17.07	50.37
6	9.33	20.12	70.53
7	18.16	16.25	65.58
8	30.86	13.03	56.10
9	28.23	20.25	51.51
10	39.81	19.29	40.88

Tabla 3.3: Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para la demanda, Elaboración propia

Periodo	Demanda (%)	Precio del dólar (%)	Precio del petróleo (%)
1	4.7	95.22	0.00
2	41.56	56.14	0.02
3	30.63	41.54	27.82
4	7.29	29.79	62.90
5	11.26	13.54	75.18
6	12.28	14.88	72.83
7	11.78	22.26	65.95
8	9.0	24.05	66.89
9	10.01	13.62	76.36
10	9.49	12.14	78.36

Tabla 3.4: Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para precio del dólar, Elaboración propia

Periodo	Demanda (%)	Precio del dólar (%)	Precio del petróleo (%)
1	12.92	4.02	0.830
2	18.01	6.9	74.98
3	20.86	9.62	69.51
4	20.74	10.63	68.61
5	32.23	6.81	6.09
6	20.18	5.94	73.86
7	27.59	14.33	58.07
8	12.98	15.60	71.40
9	25.78	10.99	63.21
10	25.53	12.82	61.64

Tabla 3.5: Tabla Función de descomposición de varianzas FEVD segundo modelo para precio del petróleo, Elaboración propia

Gracias a la descomposición de varianzas podemos identificar el grado de incidencia en términos de varianza para las diferentes variables. En el caso de la demanda solo en los primeros periodos de tiempo la variabilidad es propia de la misma variable, sin embargo, a través de los diferentes periodos de tiempo se observa cuantitativamente la incidencia de las otras dos variables. La contribución de la demanda a su mismo comportamiento es muy baja para este modelo VAR, abajo del 50 % a partir del 3 periodo, lo que indica numéricamente la dependencia de comportamiento frente al precio del dólar y precio del barril Brent.

3.2.4. Pronostico

El comportamiento pronosticado para todas las variables del modelo se enmarca en las figuras 3.16 , 3.17, 3.18.

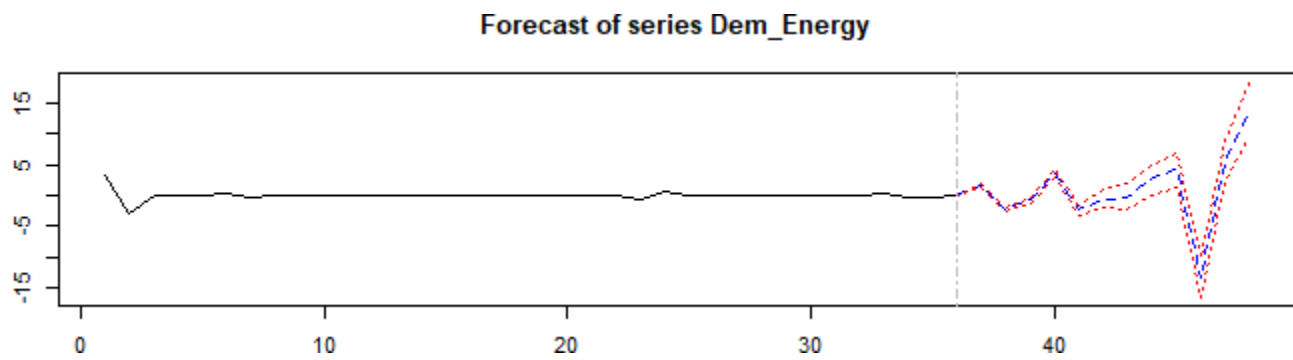


Figura 3.16: Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia

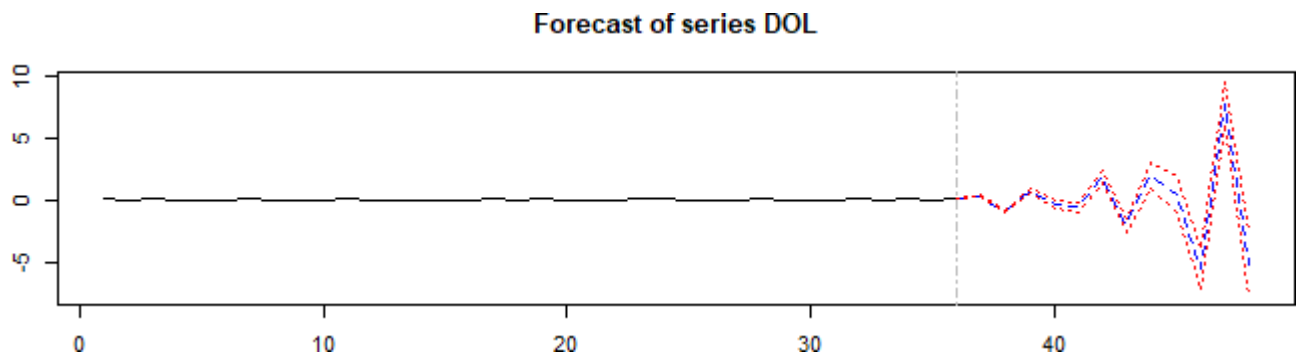


Figura 3.17: Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia

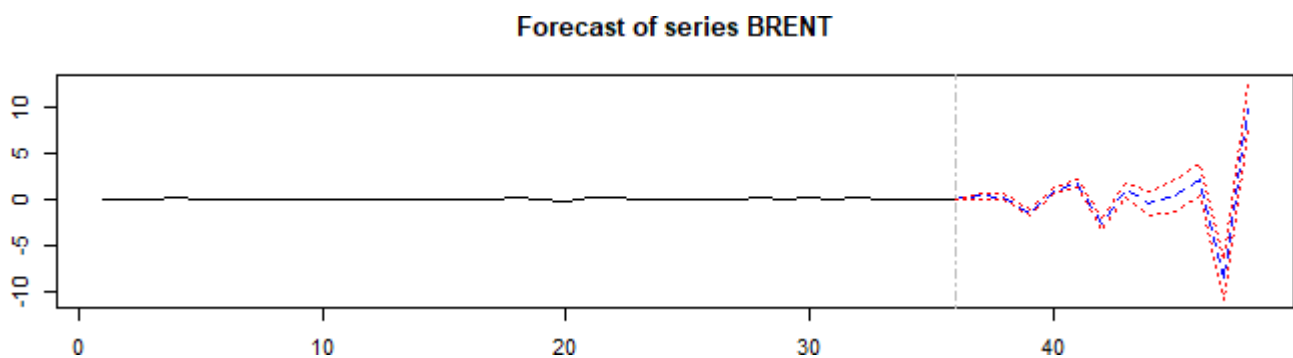


Figura 3.18: Gráfico de Descomposición de Varianzas, Elaboración propia

Para este modelo el pronóstico se comporta de una manera muy volátil, el cambio que

pueda existir dentro de un variable afecta en gran dimensión al resto, las tres variables entre más periodos sean pronosticados, más tienden a crecer y ser inestables.

3.3. Análisis de causalidad

3.3.1. Demanda y el Precio del Dólar

A continuación, se realizan las pruebas de causalidad para la serie de demanda y el precio del dólar

H_0	KW no causa P.DOL		P.DOL no causa KW	
	Estadístico F	P Valor	Estadístico F	P Valor
No de rezago				
Rezago 1	0.0039	0.95	0.3784	0.5427
Rezago 2	0.2388	0.7891	0.6675	0.5204
Rezago 3	0.1355	0.938	0.4555	0.7156
Rezago 4	0.2699	0.8994	0.3755	0.8238
Rezago 5	0.5979	0.702	0.3022	0.906
Rezago 6	2.1114	0.1025	0.5646	0.7529
Rezago 7	1.7647	0.1684	0.6714	0.6935
Rezago 8	1.3233	0.3192	1.2413	0.3549
Rezago 9	1.2026	0.394	2.2251	0.1246
Rezago 10	0.9698	0.5409	4.174	0.04697
Rezago 11	1.0486	0.5516	2.6984	0.2242

Tabla 3.6: Tabla con los resultados de causalidad para demanda (2) y precios del dólar (2), Elaboración propia

Dentro de los análisis posteriores del modelo, con un nivel de confianza del 95 % se estima que para el rezago número 10, se rechaza la hipótesis nula de que el precio del dólar no causa la demanda en KW y acepta la hipótesis alternativa de que el precio del dólar es causante del comportamiento de la demanda.

3.3.2. Demanda y el Precio del Barril de Petróleo BRENT

H_0	KW no causa P.BRENT		P.BRENT no causa KW	
	Estadístico F	P Valor	Estadístico F	P Valor
Rezago 1	0.0498	0.8249	0.0575	0.812
Rezago 2	0.0972	0.9077	0.7412	0.4854
Rezago 3	2.1805	0.1144	1.1129	0.3618
Rezago 4	2.1624	0.1054	0.8677	0.4982
Rezago 5	1.8432	0.15	1.6117	0.2026
Rezago 6	1.4644	0.2487	1.9108	0.1373
Rezago 7	1.7994	0.1655	2.2895	0.08866
Rezago 8	2.3159	0.09866	1.4699	0.271
Rezago 9	1.8155	0.2066	1.1048	0.4495
Rezago 10	1.327	0.3977	0.937	0.5671
Rezago 11	0.6729	0.7317	1.1081	0.5664

Tabla 3.7: Tabla con los resultados de causalidad para demanda (2) y precios del barril de petróleo (2), Elaboración propia

Para la variable precio BRENT, para ninguno de los rezagos analizados dentro de un año no se puede decir o rechazar la hipótesis nula de que el comportamiento de los precios del

BRENT causante del comportamiento de los precios de la demanda en KW.

El análisis de causalidad ayuda a inferir comportamientos presentados dentro de los modelos, al evidenciar que las pruebas realizadas para la variable del precio del dólar solo presentan causalidad en un sentido, puede indicar que solo un rezago es de mayor importancia y es explicativo para el modelo de pronóstico, por lo que tener en cuenta tantas variables dentro del modelo puede afectar en la precisión de las proyecciones presentadas. Adicionalmente el precio del BRENT no presenta causalidad para ningún periodo, por lo cual se puede deducir que es la razón del aumento de la variabilidad dentro del segundo modelo analizado con respecto al primero.

El análisis de causalidad nos permite entender la incidencia de una variable sobre otra en términos de tiempo. Gracias a este se pudo identificar que los precios del dólar tienen una incidencia sobre la demanda de 10 periodos (resultado de aceptación de la prueba en el rezago 10), por lo que conocer dicho valor en el mercado del precio del dólar puede ser de gran ayuda para realizar un buen pronóstico en la variable de la demanda.

Conclusiones Generales

- Los pronósticos para el segundo modelo VAR son muy inestables en el tiempo, esto es también debido a que no existe una causalidad directa entre la variable de los precios del petróleo y la demanda de energía en ningún periodo. La inclusión de variables que no son causales dentro del modelo hace que este pierda estabilidad en el tiempo.
- El primer modelo propuesto con el precio del dólar tiene un mejor comportamiento que el segundo modelo calculado, esto debido al incremento de ruido que agrega la variable del precio del barril BRENT.
- A pesar de que el primer modelo tiene un buen comportamiento, la variable del precio del dólar cambia significativamente con respecto al comportamiento habitual. Y esto es debido a que el dólar no se explica a través de la demanda y no es causado por este mismo, razón por la cual al modelarlo no manifiesta un comportamiento estable.
- El precio del dólar es un factor importante de baja incidencia como factor determinante para el pronóstico de la demanda de energía, sin embargo, pueden existir diversas variables a nivel microeconómico o de mercado que puedan dar una mejor explicación al comportamiento de la demanda de la empresa representativa analizada en cuestión.
- Para futuras investigaciones se recomienda diferenciar cuando se analicen los precios de divisas que han tenido tendencia en los periodos analizados, como es el caso del precio del dólar, el cual tuvo una subida de precios sostenida en el tiempo se recomienda diferenciar en segundo grado. Adicionalmente es deseable que, para mejores análisis, y

mayor precisión las series analizadas se encuentren en el mismo grado de diferencia y evitar incompatibilidad numérica en los periodos de tiempo, existiendo análisis erróneos.

- Se encontró, además, que para la realización del modelo es recomendable tener un número mayor a tres periodos analizados, cuando se tienen pocas observaciones la precisión del modelo baja y causa resultados incoherentes o incorrectos sobre las variables.
- Al obtener el pronóstico resultado del modelo VAR no se recomienda pronosticar una gran cantidad de periodos, aunque todas las observaciones sirvan como base de cálculo de pronóstico, entre más periodos pronosticados se tendrán en cuenta valores proyectados, generando que los valores pronosticados aumenten el error estándar de cálculo. Se sugiere que en este modelo se pronostique hasta 10 periodos, el número máximo de causalidad encontrada dentro del modelo.
- La demanda de energía se caracteriza por tener un crecimiento desde 2017 a 2018, de 2018 a 2019 presento un decrecimiento paulatino hasta finales de 2020 donde varia mostrando un pico con un poco más de 60.000 KW demandados. Las series representadas desde la figura 2.3 muestran un comportamiento en donde no se evidencia presencia de estacionalidades, cada año difiere del otro como en el comportamiento mes a mes, evidenciado en parámetros de estadística descriptiva.
- Se propone como futuros trabajos de investigación, validar el modelo en el escenario actual de pandemia y crisis del sector petrolero, en el cual se invalidan principios económicos que rigen el mercado de Oil & Gas, pudiendo suceder que la causalidad y correlación de variables cambien drásticamente. Además, teniendo en cuenta que el escenario que vive actualmente (año en curso, 2020) el sector petrolero, podría sugerir variables macroeconómicas, a hoy desconocidas pero determinantes para la demanda de generación eléctrica en Colombia.

Bibliografía

- [1] Carlos Peña Guzmán, Juliana Rey. *Forecasting residential electric power consumption for Bogotá Colombia using regression model.* 2020
- [2] Ana I. Grimaldo, Jasminko Novak. *Combining Machine Learning with Visual Analytics for Explainable Forecasting of Energy Demand in Prosumer Scenario.* 2020
- [3] Celina Dittmer, Johannes Krümpel, Andreas Lemmer. *Power demand forecasting for demand-driven energy production with biogas plants.* 2020
- [4] Joilson de Assis Cabralab, Luiz Fernando Loureiro Legey, Maria Viviana de Freitas Cabrala. *Electricity consumption forecasting in Brazil: A spatial econometrics approach.* 2017
- [5] Nils Jakob Johannesen, Mohan Kolhe, Morten Goodwin. *Relative evaluation of regression tools for urban area electrical energy demand forecasting.* 2019
- [6] Markus Baldauf, J.M.C. Santos Silva. *On the use of robust regression in econometrics.* 2016
- [7] Rodrigo A.de Marcos, Antonio Bello, Javier Reneses. *Electricity price forecasting in the short term hybridising fundamental and econometric modelling.* 2019
- [8] Fabio Riva, Annalisa Tognollo, Francesco Gardumi, Emanuel Colombo. *Long-term energy planning and demand forecast in remote areas of developing countries: Classification of case studies and insights from a modelling perspective.* 2018

- [9] Spyros Makridakis, Steven C Wheelwright, and Rob J Hyndman. *Forecasting methods and applications*. John Wiley & Sons, 2008.
- [10] F Villareal. Introducción a los modelos de pronósticos. *Recuperado de: http://www.matematica.uns.edu.ar/uma2016/material/Introduccion_a_los_Modelos_de_Pronosticos.pdf*, 2016.
- [11] John E Hanke and Dean W Wichern. *Pronósticos en los negocios*. Pearson educación, 2006.
- [12] Richard B Chase, F Robert Jacobs, Nicholas J Aquilano, Rodolfo Torres Matus, Marco Antonio Montúfar Benítez, and Héctor Horton Muñoz. *Administración de operaciones: producción y cadena de suministros*. Number 658.51/CH48a/12a. ed. in 1. McGraw-Hill, 2009.
- [13] Santiago García Echevarría. *Pronóstico y planificación en la economía de la empresa: una contribución a la vinculación entre la teoría y la práctica*. PhD thesis, Universidad Complutense de Madrid, 2015.
- [14] Jeffrey M Wooldridge. *Introducción a la econometría: un enfoque moderno*. Editorial Paraninfo, 2006.
- [15] José María Caridad et al. *Econometría: modelos econométricos y series temporales*. Vol. I, volume 1. Reverté, 2016.
- [16] Jackeline Piraján Díaz et al. Análisis de la relación entre variables macroeconómicas y la curva de rendimientos en Colombia. 2018.
- [17] Jewoo Kim, Choong-Ki Lee, and James W Mjelde. Impact of economic policy on international tourism demand: the case of abenomics. *Current Issues in Tourism*, 21(16):1912– 1929, 2018.
- [18] Laura Lizeth Guerrero Bueno, Leonardo Javier Caraballo, and Eddy Johanna Fajardo Or-

- tiz. Aplicación de un modelo de vectores autorregresivos var para medir el efecto de la variación de los precios del petróleo sobre el tipo de cambio en Colombia. *Gestión y Desarrollo Libre*, 4(7), 2020.
- [19] Duo Qin. Rise of var modelling approach. *Journal of Economic Surveys*, 25(1):156–174, 2011.
- [20] L Quintana Romero, MA Mendoza, et al. *Econometría aplicada utilizando R*, 2016.
- [21] Javier Galán Figueroa. Christopher Sims: modelos, realidad y metodología. *EQUILIBRIOS Y CONJETURAS*, page 19, 2014.
- [22] Helmut Lütkepohl. *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media, 2005.
- [23] Damodar Gujarati and Dawn Porter. *Econometría (quinta edición)*. México: McGRAW-HILL/Interamericana Editores, S de CV, 2010.
- [24] Jaume Arnau Gras. *Diseños de series temporales: técnicas de análisis*, volume 46. Edicions Universitat Barcelona, 2001.
- [25] Wayne A Fuller. *Introduction to statistical time series analysis (2nd edition)*, 1995.
- [26] David A Dickey and Wayne A Fuller. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, 74(366a):427–431, 1979.

- [27] Clive WJ Granger. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pages 424–438, 1969.
- [28] Christian M Hafner and Helmut Herwartz. Testing for linear vector autoregressive dynamics under multivariate generalized autoregressive heteroskedasticity. *Statistica Neerlandica*, 63(3):294–323, 2009.
- [29] James Durbin. Testing for serial correlation in least-squares regression when some of the regressors are lagged dependent variables. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 410–421, 1970.
- [30] Carlos M Jarque and Anil K Bera. A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, pages 163–172, 1987.
- [31] Robert F Engle. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 987–1007, 1982.
- [32] Steven Jorge Pedrosa. Dólar - Qué es, definición y concepto | Economipedia, mar 2016.
- [33] Daniel Jimenez Bermejo. Acuerdos de Bretton Woods | Economipedia, jun 2016.
- [34] Alicia Girón. Fmi y hegemonía del dólar. *Colección grupos de trabajo*, 2010.
- [35] M^a Simancas Cuevas. Análisis y predicciones del precio del petróleo. una aproximación basada en modelos arima. Master's thesis, Universidad Carlos III de Madrid, 2015.
- [36] Helmut Lütkepohl and Fang Xu. The role of the log transformation in forecasting economic variables. *Empirical Economics*, 42(3):619–638, 2012.
- [37] Bruce E Hansen. Time series analysis james d. hamilton princeton university press, 1994. *Econometric Theory*, 11(3):625–630, 1995.

- [38] Barry G Quinn. Order determination for a multivariate autoregression. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 42(2):182–185, 1980.
- [39] Gideon Schwarz et al. Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2):461–464, 1978.
- [40] DR COX. Techniques for testing constancy of regression relationships over time-discussion. *JOURNAL OF THE ROYAL STATISTICAL SOCIETY SERIES B-METHODOLOGICAL*, 37(2):163–192, 1975.
- [41] JD Hamilton. Time series analysis princeton university press princeton. *NJ USA*, 1994.
- [42] Cindy Parra. Colombia: estimación de un modelo var para el producto interno bruto y la recaudación de impuestos (2000–2011). *Revista Civilizar de Empresa y Economía*, (4), 2011.
- [43] Rene Javier Santos-Munguía and Juan Miguel Pérez. Efecto de remesas de trabajadores sobre reservas internacionales, crecimiento económico e índice de tipo de cambio real en honduras. *Cuadernos de Economía*, 39(81):703–729, 2020.

Capítulo 4

Anexos

4.1. Datos

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero	54.87	65.32	63.96	56.21
Febrero	51.50	66.02	66.14	44.99
Marzo	52.31	72.11	71.23	
Abril	50.33	76.98	71.23	
Mayo	46.37	74.41	64.22	
Junio	48.48	74.25	63.92	
Julio	51.70	72.53	59.04	
Agosto	56.15	78.89	62.83	
Septiembre	57.51	81.03	59.71	
Octubre	62.71	64.75	63.21	
Noviembre	64.37	57.36	67.31	
Diciembre	69.08	59.41	63.83	

Tabla 4.3: Datos en Dolares de la variable Precios del Barril BRENT

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero	2475	89415	42890	57585
Febrero	2475	86740	42245	57085
Marzo	55265	90890	40170	55985
Abril	62140	87915	39970	40245
Mayo	67640	87615	39470	26920
Junio	67640	87415	38970	26920
Julio	67640	86775	38620	26920
Agosto	88265	86925	36920	26920
Septiembre	88265	80900	36400	5850
Octubre	91640	76700	35880	5850
Noviembre	91640	79810	57300	5850
Diciembre	91640	76610	67050	5850

Tabla 4.1: Datos en KW de la variable Demanda

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero	2929.55	2866.75	3081.5	3527
Febrero	2873.76	2792.5	3188.03	4025
Marzo	2941.68	2808.60	3233.25	
Abril	2916.25	2890.35	3380.00	
Mayo	3047.07	2931.05	3212.75	
Junio	2985.00	2890.50	3280.93	
Julio	2951.36	3051.50	3442.65	
Agosto	2936.91	2962.80	3480.00	
Septiembre	3041.42	3219.51	3380.00	
Octubre	3015.30	3234.00	3518.00	
Noviembre	2984.50	3247.50	3287.23	
Diciembre	2830.20	3105.00	3420.00	

Tabla 4.2: Datos en COP de la variable Precios del dolar

4.2. Series diferenciadas segundo grado

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero		-0.0245	-0.5391	-0.3093
Febrero		-0.005	0.564	0.1434
Marzo	3.105	0.077	-0.035	-0.010
Abril	-2.9886	-0.080	0.045	-0.31
Mayo	-0.032	0.029	-0.007	-0.072
Junio	-0.084	0.011	-0.0001	0.402
Julio	0.0000	-0.00506	0.0037	0.000
Agosto	0.266	0.009	-0.035	0.000
Septiembre	-0.266	-0.073	0.0308	-1.526
Octubre	0.037	0.018	-0.0002	1.52
Noviembre	-0.037	0.093	0.482	0.0000
Diciembre	0.0000	-0.080	-0.3109	0.0000

Tabla 4.4: Series diferenciadas en orden 2 de la variable Demanda Elaboración propia

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero		0.065	0.037	-0.008
Febrero		-0.039	0.041	0.101
Marzo	0.042	0.031	-0.019	
Abril	-0.032	0.022	0.030	
Mayo	0.052	-0.0147	-0.095	
Junio	-0.064	-0.027	0.071	
Julio	0.009	0.0681	0.027	
Agosto	0.0064	-0.0837	-0.037	
Septiembre	0.0398	0.112	-0.039	
Octubre	-0.043	-0.0786	0.0691	
Noviembre	-0.001	-0.0003	-0.107	
Diciembre	-0.042	-0.049	0.107	

Tabla 4.5: Series diferenciadas en orden 2 de la variable Precio del dolar Elaboración propia

Mes - Año	2017	2018	2019	2020
Enero		-0.126	0.038	-0.07
Febrero		0.066	-0.04	-0.095
Marzo	0.078	0.077	0.04	
Abril	-0.05	-0.022	-0.07	
Mayo	-0.043	-0.099	-0.10	
Junio	0.126	0.031	0.098	
Julio	0.019	-0.021	-0.074	
Agosto	0.018	0.1074	0.1416	
Septiembre	-0.058	-0.057	-0.113	
Octubre	0.062	-0.251	0.107	
Noviembre	-0.060	0.103	0.005	
Diciembre	0.044	0.156	-0.115	

Tabla 4.6: Series diferenciadas en orden 2 de la variable Precio del BRENT Elaboración propia

4.3. Datos de estimación modelo VAR

Primer Modelo

Variabes: Demanda y Precio del Dolar

Raíces del polinomio característico: 1.107 , 1.107 , 1.072, 1.072 1.03, 1.03 , 1.017, 1.016, 1.016, 0.9716, 0.9716, 0.9397, 0.9397, 0.9367, 0.8653, 0.8653, 0.8281, 0.8281, 0.242, 0.242

Estimación para ecuación del Precio demanda

Error estándar residual : 0.1478

R Cuadrado múltiple : 0.9004

R Cuadrado ajustado: 0.5018

F Estadístico: 2.259 en 20 y 5 grados libertad (DF), p value: 0.1

Estimación para ecuación del Precio del dolar

Error estándar residual :0.04087

R Cuadrado múltiple :0.917

R Cuadrado ajustado :0.5852

F Estadístico :2.764 en 20 y 5 grados libertad (DF), p value: 0.1315

Segundo Modelo

Variables: Demanda , Precio del Dolar y Precio del Barril BRENT

Raíces del polinomio característico: 1.311, 1.311, 1.216, 1.216, 1.089, 1.089, 1.038, 1.038, 1.029, 1.029, 0.9911, 0.9911 ,0.9799, 0.9799, 0.9663, 0.9663, 0.9211, 0.8642, 0.8642, 0.7845, 0.6916, 0.6916, 0.6106, 0.6106

Estimación para ecuación de la demanda

Error estándar residual :0.1334

R Cuadrado múltiple :0.9514

R Cuadrado ajustado :0.5622

F Estadístico :2.445 en 24 y 3 grados libertad (DF), p value: 0.2521

Estimación para ecuación del Precio del dolar

Error estándar residual : 0.03691

R Cuadrado múltiple : 0.9604

R Cuadrado ajustado : 0.6433

F Estadístico :3.029 en 24 y 3 grados libertad (DF), p value: 0.1964

Estimación para ecuación del Precio del BRENT

Error estándar residual :0.1244

R Cuadrado múltiple : 0.823

R Cuadrado ajustado :-0.5932

F Estadístico :0.5811 en 24 y 3 grados libertad (DF), p value: 0.8106

Pronóstico primer Modelo

Period	Forecast	Lower	Upper
1	1.001521444	0.71185383	1.29118906
2	-0.238484422	-0.75556906	0.27860022
3	-0.367091815	-0.93707244	0.20288881
4	-0.683653484	-1.33136035	-0.03594661
5	0.552798992	-0.21201891	1.31761689
6	0.895694734	0.05541258	1.73597688
7	-0.407980336	-1.31059128	0.49463061
8	0.005647336	-0.91344934	0.92474401
9	-0.358514383	-1.27852142	0.56149265
10	0.477728197	-0.52560433	1.48106073

Tabla 4.7: Vectores de predicción, resultados del modelo, variable demanda

Period	Forecast	Lower	Upper
1	0.01249758	-0.06760004	0.09259520
2	-0.24597847	-0.34246564	-0.14949130
3	0.06470909	-0.08234601	0.21176419
4	0.01826839	-0.13776706	0.17430384
5	0.31197229	0.14028451	0.48366007
6	-0.19468785	-0.42006585	0.03069014
7	-0.19356340	-0.44352332	0.05639652
8	-0.05470522	-0.31005816	0.200647711
9	0.19464701	-0.07928688	0.46858091
10	0.17055832	-0.12971181	0.47082845

Tabla 4.8: Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del Dolar, Elaboración propia

Pronóstico Segundo Modelo

Period	Forecast	Lower	Upper
1	1.5937077	1.3322451	1.855170
2	-2.2083540	-2.4893355	-1.927372
3	-0.7857555	-1.2695520	-0.301959
4	3.6433321	3.0316977	4.254966
5	-2.4226262	-3.1606628	-1.684590
6	-0.5496690	-1.9281150	0.828777
7	-0.2407893	-2.4410967	1.959518
8	2.5024877	0.0423728	4.962603
9	4.1419709	1.4525611	6.831381
10	-13.3608735	-16.5250428	-10.196704
11	5.4921838	2.1703371	8.814031
12	13.8451576	9.3240159	18.366299

Tabla 4.9: Vectores de predicción, resultados del modelo variable Demanda, Modelo 2 Elaboración propia

Period	Forecast	Lower	Upper
1	0.3503798	0.2780412	0.42271832
2	-0.9867829	-1.0937784	-0.87978736
3	0.7993870	0.6506805	0.94809342
4	-0.3833967	-0.6913325	-0.07546088
5	-0.5896089	-1.0538290	-0.12538881
6	1.8422305	1.3659401	2.31852094
7	-2.0681674	-2.6941758	-1.44215893
8	1.9953746	0.9444338	3.04631530
9	0.4207694	-1.0938643	1.93540322
10	-5.5618567	-7.1932464	-3.93046698
11	7.8194070	6.0718301	9.56698392
12	-5.2272255	-7.7628129	-2.69163823

Tabla 4.10: Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del Dolar, Modelo 2
Elaboración propia

Period	Forecast	Lower	Upper
1	0.3184107	0.07451320	0.5623082
2	0.2664160	-0.05930231	0.5921342
3	-1.4565398	-1.80366890	-1.1094106
4	0.9018489	0.54989474	1.2538032
5	1.7437029	1.26605717	2.2213485
6	-2.6270826	-3.23238550	-2.021779
7	1.0608084	0.29829337	1.8233235
8	-0.3942681	-1.74520568	0.9566695
9	0.4615426	-1.30952139	2.2326066
10	2.1883622	0.39465873	3.9820657
11	-8.7238906	-10.88345983	-6.5643214
12	9.9356001	7.34422058	12.5269796

Tabla 4.11: Vectores de predicción, resultados del modelo variable Precio del BRENT, Modelo 2 Elaboración propia