

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL



**FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICAS**

PROYECTO DE TITULACIÓN

PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:

**“MAGÍSTER EN ESTADÍSTICA CON MENCIÓN EN GESTIÓN DE
LA CALIDAD Y PRODUCTIVIDAD”**

TEMA:

USO DE MODELOS MULTIVARIADOS DE PRONÓSTICO DE
DEMANDA EN PRODUCTOS DE ILUMINACIÓN APLICADOS A UNA
COMERCIALIZADORA NACIONAL.

AUTOR:

TEJENA VARGAS NATHALIE ANNABELL

Guayaquil - Ecuador

2019

RESUMEN

El siguiente trabajo está enfocado en la aplicación de modelos multivariados para el mejoramiento de los pronósticos de demanda en productos de iluminación de una comercializadora ferretera para la mejora de su proceso de compras. Los modelos VAR, que han sido obtenidos a partir de las ventas históricas de los productos de iluminación del 2014 al 2019, son un tipo de Series de Tiempo Multivariantes que permitirá observar características de estos productos como su estacionariedad y linealidad. Usando las pruebas de cointegración además de métodos de visualización de datos, validaremos la robustez de los modelos construidos y detectaremos posibles patrones. El modelo estadístico Var(1) se ajusta a las altas y bajas además de pronosticar objetivamente y ligado a una realidad que puede ser volátil. Al usar los modelos estudiados, el área comercial puede establecer las estrategias a seguir que se acoplan a la realidad comercial y a las fluctuaciones del mercado.

Palabras Claves: Pronóstico, demanda, serie de tiempo, autoregresivo, VAR, series de tiempo multivariadas.

ABSTRACT

The following work is focused on the application of multivariate models to improve demand forecasts for lighting products from a hardware trading company to improve its purchasing process. The VAR models, which have been obtained from the historical sales of lighting products from 2014 to 2019, are a type of Multivariate Time Series that will allow to observe characteristics of these products such as their stationarity and linearity. Using the cointegration tests in addition to data visualization methods, we will validate the robustness of the built models and detect possible patterns. The Var (1) statistical model adjusts for ups and downs as well as objectively forecasting and linked to a reality that can be volatile. By using the models studied, the commercial area can establish the strategies to follow that are coupled with the commercial reality and market fluctuations.

Keywords: forecasting, demand, time series, autoregressive, VAR, multivariate time series

DEDICATORIA

Dedico esta tesis a mis padres Abraham Tejena y Johanna Vargas quienes, con sus enseñanzas, ejemplos de esfuerzo y perseverancia, y su cariño inculcaron en mí el valor del trabajo y luchar por mis sueños. A mis amigos Xavier Merchán, Iván Aveiga y Lissette González, quienes siempre estuvieron ahí tanto para aportar su conocimiento o contar con sus ánimos. A mi compañero de vida Enrique Bonifaz por ser mi apoyo en todo momento. A mis profesores quienes a lo largo de mi carrera universitaria inculcaron que con constancia, perseverancia y preparación puedo lograr lo que me proponga. A todos ellos va dedicada esta tesis.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a mis padres quienes con su esfuerzo y apoyo impulsaron mi carrera académica, a mis amigos por estar en los buenos y malos momentos, a mis profesores por sus enseñanzas, los consejos dados, y su experiencia compartida además de grata amistad, a ESPOLE por su valioso ambiente educativo en el cual he podido aprender lo necesario para desarrollar mi carrera profesional.

DECLARACIÓN EXPRESA

La responsabilidad por los hechos y doctrinas expuestas en este Proyecto de Titulación, me corresponde exclusivamente y ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría. El patrimonio intelectual del mismo, corresponde exclusivamente a la ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

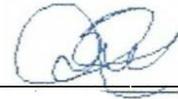


Nathalie Tejena Vargas

TRIBUNAL DE GRADUACIÓN



MBA. Johny Pambabay Calero
PRESIDENTE



Sandra García Bustos, Ph.D.
DIRECTOR



M.Sc. Francisco Moreira Villegas
VOCAL 1



Mgtr. Sergio Bauz Olvera
VOCAL 2

ABREVIATURAS O SIGLAS

VAR: Vector autoregresivo

ARIMA: Autoregressive integrated moving average

TABLA DE CONTENIDO

CAPÍTULO 1	1
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. Antecedentes.....	1
1.2. Descripción del Problema.....	2
1.3. Objetivos.....	3
1.4. Hipótesis.....	4
1.5. Alcance.....	4
CAPÍTULO 2	5
2. MARCO TEÓRICO.....	5
2.1. Series de Tiempo Multivariantes.....	5
2.2. Estacionariedad.....	6
2.3. Linealidad.....	7
2.4. Modelos VAR (Vectores Auto-Regresivos).....	8
2.5. Test de Causalidad de Granger.....	10
2.6. Criterio de Hannan-Quinn.....	11
2.7. Criterio de información de Akaike.....	12
2.8. Criterio de Información Bayesiano.....	12
2.9. Error de predicción final de Akaike (FPE).....	12
CAPÍTULO 3	14
3. METODOLOGÍA.....	14
3.1. Introducción.....	14
3.2. Estadísticas Descriptivas y Gráficas.....	17
CAPÍTULO 4	54
4. RESULTADOS.....	54
4.1. Reconocimiento del Modelo VAR.....	54
4.2. Test de cointegración.....	62
4.3. Modelos de Pronóstico VAR (1).....	65
4.4. Estimación de las ecuaciones del Modelo VAR (1).....	77
4.5. Resumen del Modelo VAR (1).....	82
CAPÍTULO 5	86
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	86
5.1. Conclusiones.....	86
5.2. Recomendaciones.....	87

LISTADO DE FIGURAS

FIGURA 3-1 VENTA HISTÓRICA DE LOS PRODUCTOS POR CLASE	15
FIGURA 3-2 VENTA HISTÓRICA DE LOS PRODUCTOS EN DÓLARES.....	16
FIGURA 3-3 VENTA HISTÓRICA DE LOS PRODUCTOS EN UNIDADES.....	17
FIGURA 3-4 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 1	18
FIGURA 3-5 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 1	19
FIGURA 3-6 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 1	19
FIGURA 3-7 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 1	20
FIGURA 3-8 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 1	21
FIGURA 3-9 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 1	22
FIGURA 3-10 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 2	23
FIGURA 3-11 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 2.....	23
FIGURA 3-12 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 2.....	24
FIGURA 3-13 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 2.....	25
FIGURA 3-14 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 3.....	26
FIGURA 3-15 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 3	27
FIGURA 3-16 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 3.....	27
FIGURA 3-17 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 3.....	28
FIGURA 3-18 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 3.....	29
FIGURA 3-19 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 4.....	30
FIGURA 3-20 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 4	31
FIGURA 3-21 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 4.....	31
FIGURA 3-22 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 4.....	32
FIGURA 3-23 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 4.....	33
FIGURA 3-24 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 5.....	34
FIGURA 3-25 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 5	35
FIGURA 3-26 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 5.....	35
FIGURA 3-27 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 5.....	36
FIGURA 3-28 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 5.....	37
FIGURA 3-29 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 3U1	38
FIGURA 3-30 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 3U1	39
FIGURA 3-31 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 3U1.....	39
FIGURA 3-32 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 3U1.....	40
FIGURA 3-33 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 3U1.....	41
FIGURA 3-34 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR 3U2	42
FIGURA 3-35 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR 3U2	43
FIGURA 3-36 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR 3U2.....	43
FIGURA 3-37 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR 3U2.....	44
FIGURA 3-38 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR 3U2.....	45
FIGURA 3-39 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR LED1	46
FIGURA 3-40 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR LED 1	47
FIGURA 3-41 GRÁFICO DE SUBSERIES - FOCO AHORRADOR LED 1.....	47
FIGURA 3-42 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR LED 1.....	48
FIGURA 3-43 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR LED 1.....	49
FIGURA 3-44 VENTA HISTÓRICA EN UNIDADES - FOCO AHORRADOR LED2	50
FIGURA 3-45 GRÁFICO DE ESTACIONALIDAD - FOCO AHORRADOR LED 2	51
FIGURA 3-46 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN - FOCO AHORRADOR LED 2	52
FIGURA 3-47 GRÁFICO DE CORRELACIONES EN LOS RETARDOS - FOCO AHORRADOR LED 2.....	53
FIGURA 4-1 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO LED 1.....	66
FIGURA 4-2 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO LED 2.....	67
FIGURA 4-3 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO 3U 1.....	68
FIGURA 4-4 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO 3U 2.....	70
FIGURA 4-5 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 1.....	71

FIGURA 4-6 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 2	72
FIGURA 4-7 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 3	74
FIGURA 4-8 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 4	75
FIGURA 4-9 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 5	76

LISTADO DE TABLAS

TABLA 3-1 PRODUCTOS DE ESTUDIO.....	15
TABLA 3-2 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 1.....	18
TABLA 3-3 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 2.....	22
TABLA 3-4 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 3.....	26
TABLA 3-5 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 4.....	30
TABLA 3-6 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 5.....	34
TABLA 3-7 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 3U1.....	38
TABLA 3-8 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO 3U2.....	42
TABLA 3-9 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO LED 1.....	46
TABLA 3-10 DATOS ESTADÍSTICOS FOCO LED 2.....	50
TABLA 4-1 TABLA DE CRITERIOS DE LOS MODELOS DE LOS PRONÓSTICOS.....	55
TABLA 4-2 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO LED 1.....	66
TABLA 4-3 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO LED 2.....	67
TABLA 4-4 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO 3U 1.....	69
TABLA 4-5 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO 3U 2.....	70
TABLA 4-6 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 1.....	71
TABLA 4-7 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 2.....	73
TABLA 4-8 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 3.....	74
TABLA 4-9 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 4.....	75
TABLA 4-10 PRONÓSTICO VAR(1) DEL FOCO AHORRADOR 5.....	76
TABLA 4-11 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO LED 1.....	77
TABLA 4-12 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO LED 2.....	78
TABLA 4-13 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO 3U 1.....	78
TABLA 4-14 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO 3U 2.....	79
TABLA 4-15 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO AHORRADOR 1.....	79
TABLA 4-16 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO AHORRADOR 2.....	80
TABLA 4-17 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO AHORRADOR 3.....	80
TABLA 4-18 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO AHORRADOR 4.....	81
TABLA 4-19 ESTIMACIONES DE LA ECUACIÓN DEL FOCO AHORRADOR 5.....	81
TABLA 4-20 MATRIZ DE COVARIANZA DE RESIDUOS.....	81
TABLA 4-21 MATRIZ DE CORRELACIÓN DE RESIDUOS.....	82

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad la mayoría de las empresas saben que no basta competir en precios, sino que es importante la calidad de servicio y la confianza que el cliente llega a tener en la empresa. Mientras lo primero se logra minimizando los costos de la cadena de abastecimiento, en lo segundo se necesita entender lo que el cliente espera de la empresa para poder darle un servicio que le resulte significativo.

Una correcta planificación del producto va a ayudar a cumplir ambos objetivos sobre todo en una empresa importadora, ya que un pronóstico adecuado de la demanda va a permitir proyectar las compras a realizar, optimizar las capacidades de los contenedores disminuyendo los gastos de importación además brinda una base para negociar la proyección de compras con los proveedores pudiendo obtener así mejores precios y generar un mayor margen.

Por lo mencionado anteriormente, se considera que el proceso de planificación de producto usando el pronóstico de demanda es una actividad clave en una empresa comercializadora

1.1. Antecedentes

Actualmente los pronósticos de demanda se realizan en su mayoría mediante series de tiempo univariadas ARIMA, debido a la facilidad de obtener información ya que no requiere otras variables adicionales para su análisis (Merchán, 2016), entre sus principales limitaciones está el no ser capaz de detectar los efectos que son ocasionados por sucesos atípicos o acciones especiales como promociones, aumento de precios, lanzamientos de productos, etc. (Tsay, 2010). En cambio, en los pronósticos de series de tiempo multivariados se debe prestar atención al patrón temporal, ya que el paso del tiempo genera interdependencias complejas y no lineales, el artículo

propone usar un conjunto de filtros para extraer patrones temporales invariables en el tiempo para poder usar la información más relevante de ellas. (Shih et al., 2019).

Entre la literatura revisada sobre modelos multivariados de pronóstico, Andreoni & Postorino (2006) en la aplicación de estos modelos al pronóstico de la demanda de transporte aéreo, donde contrasta el uso de modelos univariados como multivariados (aumentando las variables ingreso per cápita y número de movimientos anuales desde o hacia el aeropuerto analizado), los resultados muestran que no existen diferencias significativas entre los modelos, ya que el modelo univariado tiene mejor poder de predicción, sin embargo es más limitado en la validez del pronóstico; mientras que el modelo multivariado resuelve este inconveniente usando las variables explicativas, pero estas suelen ser difíciles de encontrar en la base de datos .

Según Hossain et al. (2018) en su trabajo comparativo entre el modelo SARIMA y VAR para el pronóstico de parámetros climáticos como: temperaturas mensuales máximas y mínimas, humedad y cobertura de nubes en Bangladesh usando la información del periodo 1972-2008, concluye que los pronósticos del modelo VAR eran más precisos ya que no sólo observaban las variaciones en el tiempo de cada variable, sino la interrelación entre los grupos de variables.

Ortega & Santacruz (2014) en su trabajo de pronóstico multivariado con series de tiempo aplicados al consumo de productos químicos de un campo petrolero del Ecuador, estiman la demanda usando modelos matemáticos como Holt-Winter, ARIMA y multivariados, obteniendo buenos resultados dependiendo del producto y del modelo, ya que la dinámica de los productos impide el uso de un solo modelo general.

1.2. Descripción del Problema

Las empresas actualmente están en la búsqueda constante de optimizar sus actividades para hacerlos más eficientes y rentables para poder ser

competitivos, en este proceso se puede verificar el impacto directo que tiene hacer una correcta planificación de producto mediante un óptimo pronóstico de la demanda.

Por otro lado, un pronóstico inadecuado de la demanda puede ocasionar quiebres de inventario, compras de emergencia para suplir el inventario faltante, aunque eso implique muchas veces no importar las capacidades óptimas de los contenedores, subiendo el costo del producto, en contraparte realizar una compra excesiva aumentaría el costo de almacenamiento y disminuiría la liquidez en la empresa.

En resumen, conociendo los beneficios que genera la correcta planificación de compras, el pronóstico mensual de la demanda se convierte en una actividad clave en la empresa, además, como los productos de iluminación son sensibles a cambios tecnológicos, se propone que la estrategia de planificación inicie con un proceso de cálculo de pronóstico de demanda multivariado.

1.3. Objetivos

Objetivo general:

Diseñar modelos multivariados que permitan el pronóstico de la demanda de productos de iluminación a una comercializadora nacional.

Objetivos específicos:

- ✓ Analizar el comportamiento de la demanda de los productos de la empresa, para determinar las necesidades de producto a nivel nacional.
- ✓ Analizar el comportamiento histórico de cada producto y la relación con los otros productos.
- ✓ Analizar variables adicionales al histórico de venta de los productos y su incidencia en los modelos obtenidos.
- ✓ Establecer las políticas de producción de cada producto en base al modelo multivariado de pronóstico obtenido.

1.4. Hipótesis

Un modelo multivariado de pronóstico de demanda que considere tanto la información histórica de los productos de iluminación como la categoría de los mismos usando vectores Autoregresivos permitirá obtener una mejor planificación de abastecimiento en la empresa comercializadora objeto de estudio.

1.5. Alcance

El proyecto se va a desarrollar en una comercializadora a nivel nacional, se usaron los datos históricos desde el 2014) y se pretende pronosticar la demanda nacional de los siguientes 18 meses por producto, ya que este número de meses de pronóstico va a permitir a la empresa desarrollar la planificación de abastecimiento del producto, así como las proyecciones financieras ya que se trata de un producto importado.

El estudio abarca la información de seis años y a continuación se presentará los métodos y el desarrollo del proyecto.

CAPÍTULO 2

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Series de Tiempo Multivariantes

El análisis de los datos en series de tiempo a nivel multivariado se considera de manera simultánea todas las variables que puedan interceder para el análisis correspondiente.

El análisis de modelos estadísticos para este tipo de series de tiempo en el ámbito aplicado muy frecuentemente se suelen involucrar factores que se interrelacionan con las variables puesto que estos factores suelen ser arbitrarios. Un ejemplo común es los cambios en las tasas arancelarias por factores macroeconómico, el reto se basa en tener comprensión de estos factores y poder estudiarlos para ampliar la cobertura de entendimiento y los efectos que causan en las series de tiempo. El poder obtener una estimación óptima para la predicción es el objetivo para la mejora de toma de decisiones a niveles gerenciales e institucionales en un entorno de incertidumbre (Alberto, 2009).

Existen objetivos para el estudio de este tipo de datos:

- La relación de las variables que pueden ser directa o indirecta que suelen encauzar a una ante las antecesoras.
- Mejora en minimizar los errores de predicción.
- Mejora en las predicciones de las variables de interés.
- Modelos más robustos mediante la relación conjunta de las variables.

En el ámbito global de las series de tiempo multivariadas se denota al vector aleatorio con k variables aleatorias que son los componentes del vector aleatorio con y_{it} con dimensiones $i=1,2..k$ que son los componentes del vector y_t

$$y_t = [y_{t1}, y_{t2} \dots \dots, y_{k1}]'$$

Para simplificar el estudio de estas series de tiempo se denota con y_t . Es decir que y_t es un vector de variables aleatorias que contienen series de tiempo que es continua y aleatoria con distribución continua aleatoria.

Para el enfoque multivariado en series de tiempo da un respaldo el cual indica una aproximación a la realidad que se pudiese capturar en las interacciones entre las series.

Este último enfoque se puede generalizar mediante un vector $n \times 1$ de variables con sus respectivas observaciones:

$$y_t = [y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt}]'$$

2.2. Estacionariedad

Un vector multivariado de series de tiempo de k – dimensiones y_t se dice que es débilmente estacionario cuando:

- $E(y_t) = \mu$ (vector de constantes con k dimensiones)
- $Cov(y_t) = E[(y_t - \mu)(y_t - \mu)'] = \Sigma_y$ una matriz definida positiva de constantes $k \times k$.

El valor esperado del vector $E(y_t)$ y la matriz de varianza y covarianza $Cov(y_t)$ que se denotan del vector aleatorio y_t . Esto nos indica que la media y la matriz de covarianza son débilmente estacionarias ya que los datos de las series de tiempo no dependen del tiempo, que es decir los dos primeros momentos de la serie de tiempo y_t no varían en el tiempo. Implícitamente en la definición, para el caso de las series de tiempos multivariantes se requiere que la media y la matriz de covarianzas necesariamente deben ser débilmente estacionarios y deben existir (González, 2007).

Una serie de tiempo y_t con k dimensiones es estrictamente estacionario si la distribución conjunta de la recopilación de m variables ($y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm}$) es la misma que ($y_{t1+j}, y_{t2+j}, \dots, y_{tm+j}$), donde m y j , son enteros positivos.

En términos estadísticos, el decir que el vector de series temporales y_t es estrictamente estacionario requiere que la distribución de probabilidad de las series de tiempo multivariante y_t no pueda variar en el tiempo; es decir la serie es independiente del tiempo (Novales, 2016).

Un ejemplo de una serie de tiempo multivariantes estrictamente estacionaria es un vector idénticamente distribuidas con una población que se modela con una distribución normal estándar multivariada.

2.3. Linealidad

Para la concepción del proyecto y la breve introducción de las series de tiempo, se topará el caso de la linealidad de las series de tiempo. Para el caso de estudio se ha dotado de cierta rigurosidad en las series de tiempo multivariantes hablando en el sentido estricto, pero en realidad las series de tiempo multivariantes no son lineales en ese sentido, pero los modelos lineales pueden a menudo proporcionar una buena información precisa para las aproximaciones de linealidad para poder hacer inferencias (Bermejo, 2011). Una serie de tiempo y_t con K dimensiones es lineal si:

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i a_{t-i} \quad (1.1)$$

Donde μ es el vector de medias constantes, cuando i es igual 0, $\psi_0 = I_k$ la cual es la matriz identidad de dimensiones $k \times k$, $\psi_i (i > 0)$ es una matriz de constantes de dimensión $k \times k$, y a_t es la secuencia de valores independientes aleatorios e idénticamente distribuidos con media 0 y matriz de covarianza definida positiva Σ_a .

Se requiere para nosotros que Σ_a sea definida positiva, por otra parte, que la dimensión de k puede ser reducida con un análisis de componentes principales que es un método multivariantes de reducción de dimensión la condición $\psi_0 = I_k$ se satisface porque nosotros permitimos que Σ_a sea una matriz general definida positiva.

Una buena alternativa aproximada a una expresión lineal en series de tiempo requiere que ψ_0 sea una matriz triangular superior y que los elementos en la diagonal sean 1 y Σ_a sea una matriz diagonal.

Esto se puede realizar mediante la descomposición de Cholesky para Σ_a la descomposición de la matriz de varianzas y covarianzas $\Sigma_a = LGL'$, donde G es una matriz diagonal y L sea una matriz triangular superior y que los elementos en la diagonal sean 1.

Si $b_t = L^{-1}a_t$ entonces $a_t = Lb_t$ y:

$$Cov(b_t) = Cov(L^{-1}a_t) = L^{-1}\Sigma_a(L^{-1})' = L^{-1}(LGL')(L^{-1})' = G$$

Con la secuencia b_t la primera ecuación se puede reescribir

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} (\psi_i L) b_{t-i} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i^* b_{t-i}$$

Donde $\psi_0^* = L$, la cual es una matriz triangular superior, $\psi_i^* = \psi_i L$ para los $i > 0$ y la matriz de covarianza de b_t es una matriz diagonal.

Para un proceso estacionario puro de y_t , la descomposición de *Wold* afirma que se puede escribir como una combinación lineal de una secuencia de procesos incorrelados e_t .

Esto es cercano, pero no idéntico a la ecuación 1.1 porque e_t no debe tener necesariamente una distribución.

2.4. Modelos VAR (Vectores Auto-Regresivos)

2.4.1. Descripción del modelo Vectorial Auto Regresivo

Los modelos a utilizar serán los VAR (Vectores Auto-Regresivos) los cuales son una generalización de los modelos AR (Arima con parte auto regresiva) de series de tiempo univariantes para el desarrollo de este tipo de series de tiempo multivariantes para así poder trabajar con mayor cantidad de datos y optimizar el tiempo para los análisis de los mismo y una ventaja es mejorar la calidad de la predicción en el capítulo de los modelos Var analizaremos profundamente esta herramienta.

En las series de datos multivariantes siendo $y_t = [y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt}]'$ el vector de datos en series de tiempo estos datos se pueden modelar con el modelo de Vector auto regresivo de orden p o mejor representado $Var(p)$ se tienen la siguiente notación:

$$y_t = \phi_0 + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i y_{t-i} + a_t \quad [1]$$

Dónde:

ϕ_0 es un vector de constantes de k dimensiones.

ϕ_i es una matriz de $k \times k$ dimensiones de coeficientes auto regresivos para valores de $i > 0$, $\phi_i \neq 0$.

a_t es el vector aleatorio que es idénticamente distribuido con media 0 y Σ_a , esta matriz de varianzas y covarianzas es definida positiva como se definió anteriormente.

$$Var(p) = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t \quad [2]$$

A esto llamamos un modelo Var generalizado con algo de efectos contemporáneos entre las variables.

$$B y_t = \phi_0^* + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i^* y_{t-i} + a_t^* \quad [3]$$

Es condición suficiente que B sea no singular para que pueda transformarse en la ecuación inicial se puede multiplicar B^{-1} el modelo es llamado modelo Var estructural (Merchán, 2016) y el principal (Tsay, 2014) se dice que está en forma reducida.

Si se utiliza los operadores de retardo como en los modelos univariantes L, la ecuación (Tsay, 2014) se puede escribir como:

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

$$\Phi(L) y_t = c + a_t$$

Para cuestiones de aprendizaje se empieza por un ejemplo el modelo bivariado $Var(1)$

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + a_t$$

Este modelo se escribe de forma explícita:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{1,11} & \phi_{1,12} \\ \phi_{1,21} & \phi_{1,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1t} \\ a_{2t} \end{bmatrix}$$

O es equivalente al sistema de ecuaciones

$$y_{1t} = \phi_{10} + \phi_{1,11}y_{1,t-1} + \phi_{1,12}y_{2,t-1} + a_{1t}$$

$$y_{2t} = \phi_{20} + \phi_{1,21}y_{1,t-1} + \phi_{1,22}y_{2,t-1} + a_{2t}$$

Estos elementos que contienen la secuencias de ecuaciones con respecto a los coeficientes de ϕ_1 tal como $\phi_{1,12}$ se presenta como la dependencia lineal de y_{1t} sobre $y_{2,t-1}$ con la presencia de $y_{1,t-1}$, de igual el elemento de $\phi_{1,21}$ la medida lineal representada por la relación entre y_{2t} y $y_{1,t-1}$ en la presencia de $y_{2,t-1}$ los otros parámetros de ϕ_1 se pueden definir de igual manera.

2.5. Test de Causalidad de Granger

La calidad surgió ante la necesidad de ofrecer productos "buenos" a los clientes, pero el progreso de la industria y la sociedad la hicieron evolucionar y ampliar su campo de acción, convirtiéndose en una premisa indispensable para alcanzar la excelencia en la gestión empresarial; lo que constituye una realidad en estos momentos. La calidad está asociada a todo el proceso de formación del producto o servicio. El proceso consiste en una serie de actividades conectadas entre sí que buscan la consecución de resultados determinados que pueden ser: productos acabados o servicios prestados, o sea, actividades correlacionadas para la solución de problemas, alcanzando uno o más efectos.

Si se tiene dos variables y_t, x_t que representan dos series en el tiempo t y y_{t-p}, x_{t-p} representa el tiempo de los p retardos se puede decir que dos variables están cointegradas según Granger si una combinación lineal de estas variables que sea:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + a_t$$

$$x_t = \beta_0 + \beta_1 y_t + a_t$$

Entonces, se dice que las variables Y , X están cointegradas si tienen el mismo error cuadrático medio de la predicción x_{t-p} , y_{t-p} . Si se trabaja con funciones lineales significaría que:

$$Mse[E(x_{t+s} | x_1 \dots x_t)] = Mse[E(x_{t+s} | x_1 \dots x_t, y_1 \dots y_t)]$$

Para mejor comprensión esto indica que:

x_t Es exógena fuerte respecto a los parámetros de la condicional y_t .

Por tanto, la incógnita, ¿ x_t puede predecir y_t ?

En consideración de la naturaleza de los datos que incluye x_t e y_t la variable x_t causa la variable y_t si el presente de y_t puede predecir de una manera óptima y eficientemente al incorporar como variables predictoras a los valores actuales de x_t y sus rezagos que no incluyen esta información.

La prueba de hipótesis que se demuestra la cointegración en el tiempo es la siguiente:

Para las dos ecuaciones estructurales:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = \dots = 0$$

Vs

$$H_a: \beta_0 \neq \beta_1 \neq \dots \neq 0$$

Es decir:

$$H_0: x_t \text{ no tiene causalidad en el tiempo a } y_t$$

Vs.

$$H_a: x_t \text{ tiene causalidad en el tiempo a } y_t$$

2.6. Criterio de Hannan-Quinn

Este indicador es una medida relacionada con la bondad de ajuste de un modelo estadístico matemático, con mucha frecuencia se utiliza para poder seleccionar el mejor entre un abanico de modelos.

Este criterio se lo considera como una alternativa a los tradicionales (Criterio de Información de Akaike) AIC, (Criterio de Información Bayesiano) BIC.

Este indicador considera un tipo de sanción con respecto al número de los parámetros que contiene un modelo, a nivel de los criterios de selección el HCQ tiene una mayor sanción que AIC.

$$HQC = n * \log\left(\frac{RSS}{n}\right) + 2k \ln(\ln(n))$$

2.7. Criterio de información de Akaike

Este criterio al igual que el anterior es de selección de modelos estadísticos matemáticos, relaciona el sesgo de los datos con respecto a su varianza al momento de construir el modelo estadístico.

El método se considera relajado y orientado de tal manera que elija el modelo adecuado para sacar el mejor provecho a los datos de un experimento.

$$AIC = 2k - 2 * \ln(L)$$

Donde:

K: Es el número de parámetros del modelo.

L: Es la función de log-verosimilitud del modelo.

Se acota que, si el número de parámetros de valor k es grande con respecto al n tamaño de la muestra el valor resultante del AIC, se espera que no sea muy satisfactorio.

2.8. Criterio de Información Bayesiano

Este criterio se cimienta en la introducción del concepto de función de probabilidad del logaritmo, y también se le hace una estrecha relación con el AIC (Criterio de información de Akaike), en estos casos se ha venido mencionando el tema de la penalización, por el número de parámetro del modelo estadístico que se vaya a utilizar, el indicador teórico que más penaliza con respecto al BIC es el AIC.

$$BIC = k * \ln(n) - 2 * \ln(L)$$

Donde:

k: Es el número de parámetros del modelo.

Ln(n): Es la función de log-verosimilitud para el modelo estadístico.

Observación: Se recomienda una vez aplicado el criterio en los modelos estadísticos, escoger el que contenga el menor valor BIC.

2.9. Error de predicción final de Akaike (FPE)

Este criterio se elaboró estrictamente para los modelos autoregresivos y el cálculo se basa en estimar los errores cuadráticos medios para la predicción, se define de la siguiente manera:

$$FPE(k) = \frac{(1 + \frac{k}{n})}{1 - \frac{k}{n}}$$

Donde

n= Es la diferencia entre el número total de observaciones N y el número de parámetros del modelo estadístico.

k=el número de parámetros.

CAPÍTULO 3

3. METODOLOGÍA

3.1. Introducción

En este capítulo se desarrollará la estadística descriptiva y los métodos gráficos de los datos de panel para las series de tiempo que se han tomado como caso de estudio para la aplicabilidad de los modelos Arima y Autoregresivos (González, 2007).

Para realizar los gráficos y las estadísticas descriptivas se necesitó ayuda de los paquetes ggplot2, vars, forecast, que se encuentran incluidos en el software R V 3.3.2 con el cual se trabajara el proyecto.

En el presente proyecto se trabajó con las ventas históricas de los años 2014 al 2019 de los productos de iluminación, del departamento Focos, de las siguientes categorías:

- Focos led
- Focos ahorradores
- Focos ahorradores 3u
- Focos led pares
- Focos ahorradores espiral corto
- Focos led pera
- Focos led otros
- Focos halógenos
- Focos led vela

Por volumen de venta se seleccionan las 3 principales categorías para el desarrollo del proyecto, es decir:

- Focos led
- Focos ahorradores
- Focos ahorradores 3u

De cada categoría se seleccionaron los productos más representativos, quedando los siguientes productos, que son los productos objeto de estudio:

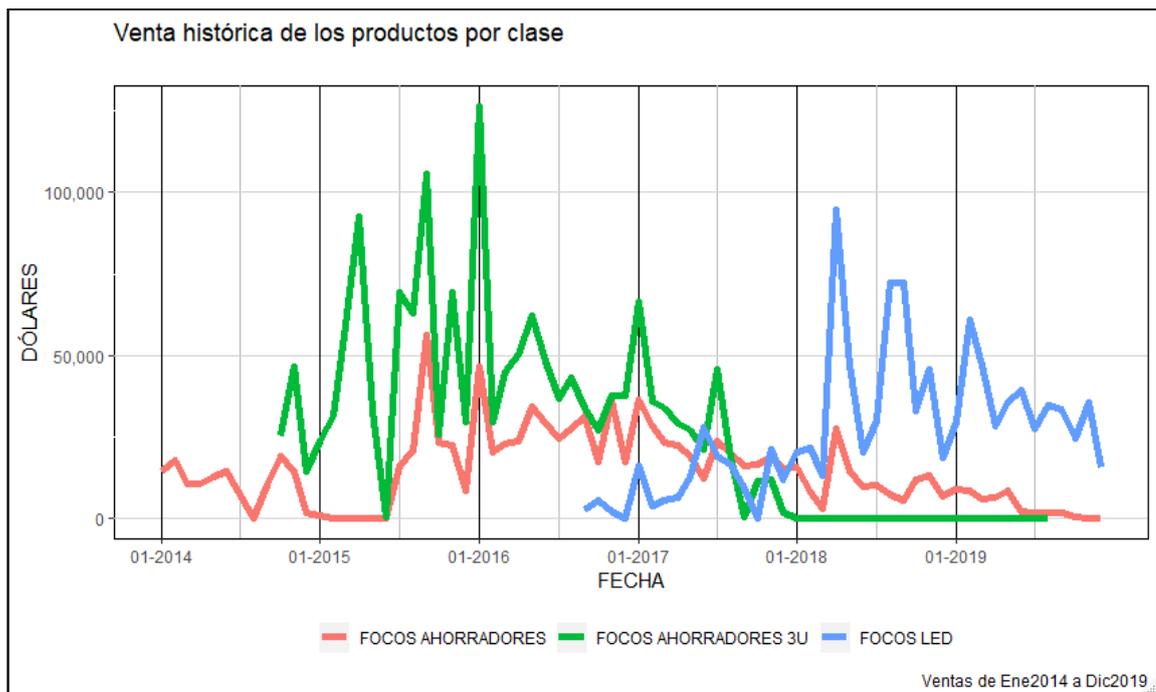
Tabla 3-1 Productos de estudio

Categoría	Producto
Foco Ahorrador	Foco Ahorrador 1
Foco Ahorrador	Foco Ahorrador 2
Foco Ahorrador	Foco Ahorrador 3
Foco Ahorrador	Foco Ahorrador 4
Foco Ahorrador	Foco Ahorrador 5
Foco LED	Foco LED 1
Foco LED	Foco LED 2
Foco 3U	Foco 3U 1
Foco 3U	Foco 3U 2

Fuente: Autor

De los productos seleccionados se desea saber el comportamiento histórico de las ventas en dólares por categorías, obteniendo la siguiente información:

Figura 3-1 Venta histórica de los productos por clase



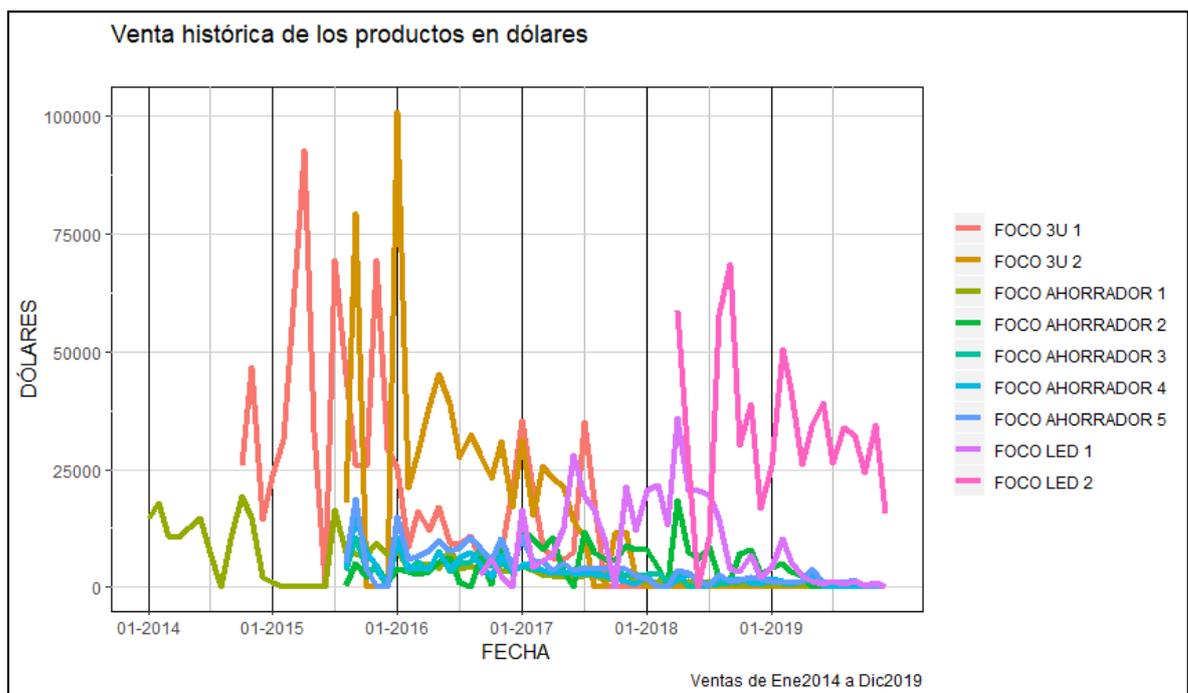
Fuente: Autor

Se puede observar del gráfico anterior que los focos ahorradores 3U tuvieron buena aceptación entre el 2015 y 2018, sin embargo, en la actualidad sus ventas han caído considerablemente. Los focos LED empezaron sus ventas en el segundo semestre del 2016 y en la actualidad son los que más ventas

generan, mientras que los focos ahorradores mantienen sus ventas con una ligera tendencia a la baja.

Así también se considera importante ver el comportamiento histórico de cada producto ya que esto nos va a permitir apreciar en que etapa de vida se encuentra cada uno, a continuación, se muestran las ventas históricas de los productos en unidades y en dólares.

Figura 3-2 Venta histórica de los productos en dólares

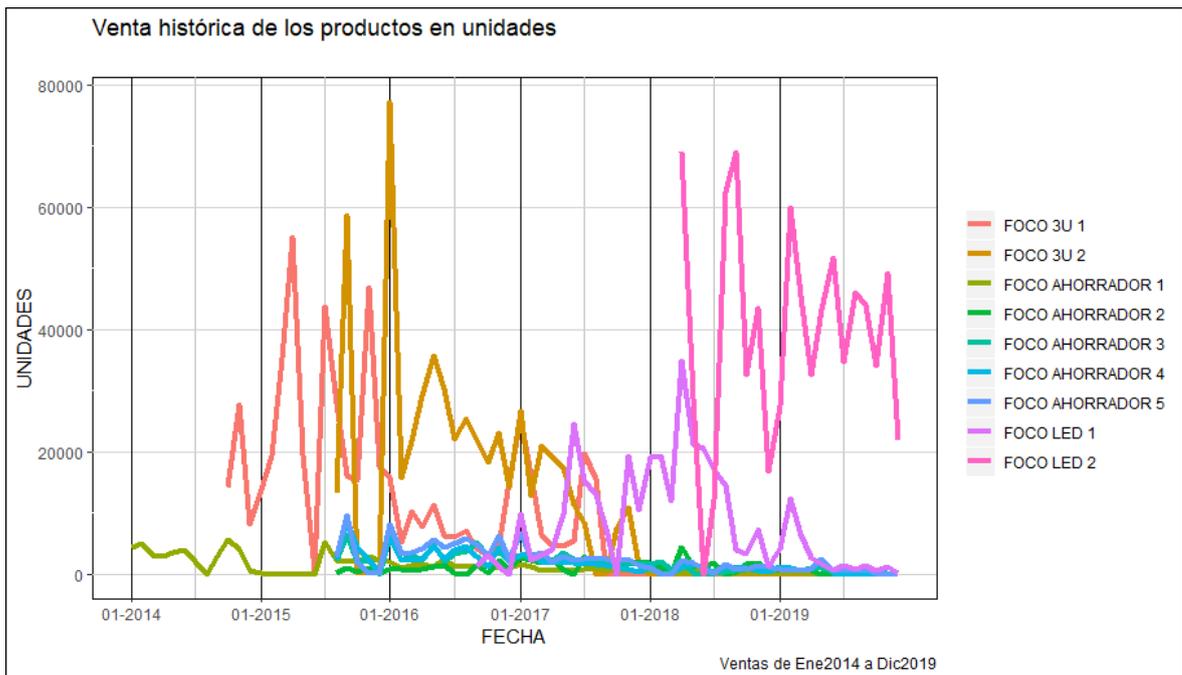


Fuente: Autor

En el gráfico de venta histórica en dólares, se puede observar que los productos más representativos son los siguientes:

- FOCO 3U 1
- FOCO 3U 2
- FOCO LED 1
- FOCO LED 2
- FOCO AHORRADOR 1

Figura 3-3 Venta histórica de los productos en unidades



Fuente: Autor

En el gráfico de venta histórica en unidades, se puede observar que los productos más representativos son los siguientes:

- FOCO 3U 1
- FOCO 3U 2
- FOCO LED 1
- FOCO LED 2
- FOCO AHORRADOR 5

3.2. Estadísticas Descriptivas y Gráficos

3.2.1. Productos de la Categoría: Focos Ahorradores

3.2.1.1 Foco Ahorrador 1

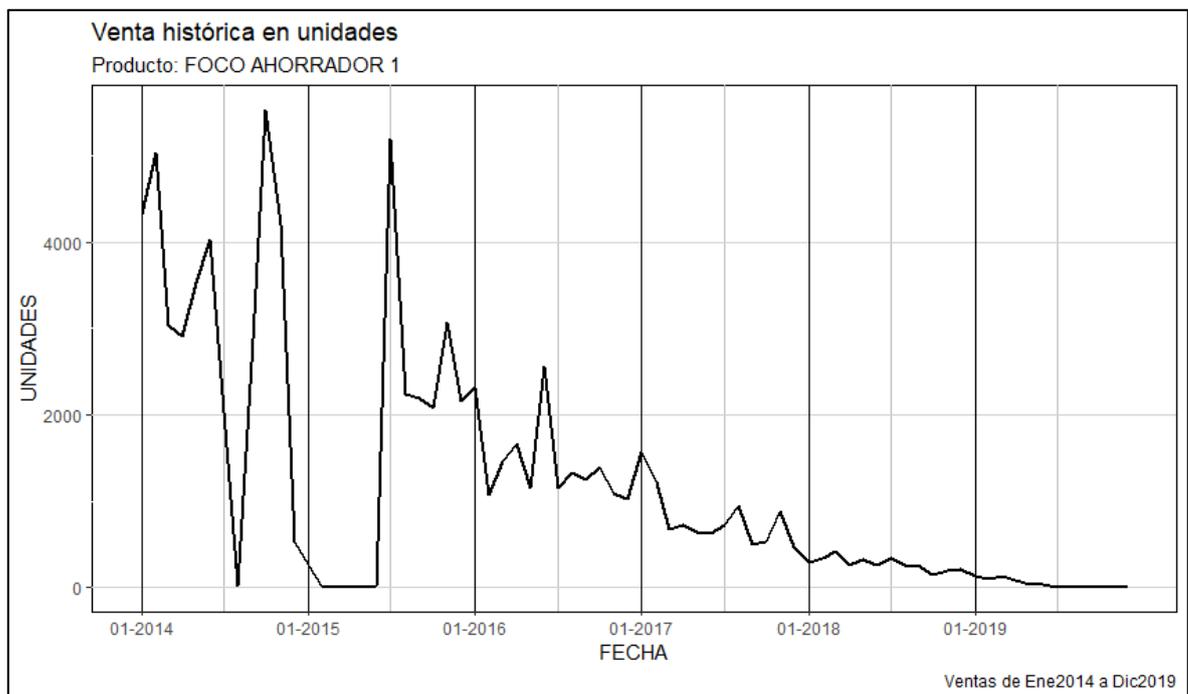
El producto: Foco ahorrador 1, cuya primera venta fue en enero del 2014, tiene una venta promedio de 1.266 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 241 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 699 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 2044 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 5.530 unidades en octubre del 2014. Se puede observar un descenso de ventas en los últimos meses.

Tabla 3-2 Datos Estadísticos Foco 1

Mínimo	0
Cuartil 1	241
Cuartil 2	699
Media	1,266
Cuartil 3	2,044
Máximo	5,530
Varianza	2,023,812
Desviación	1,423

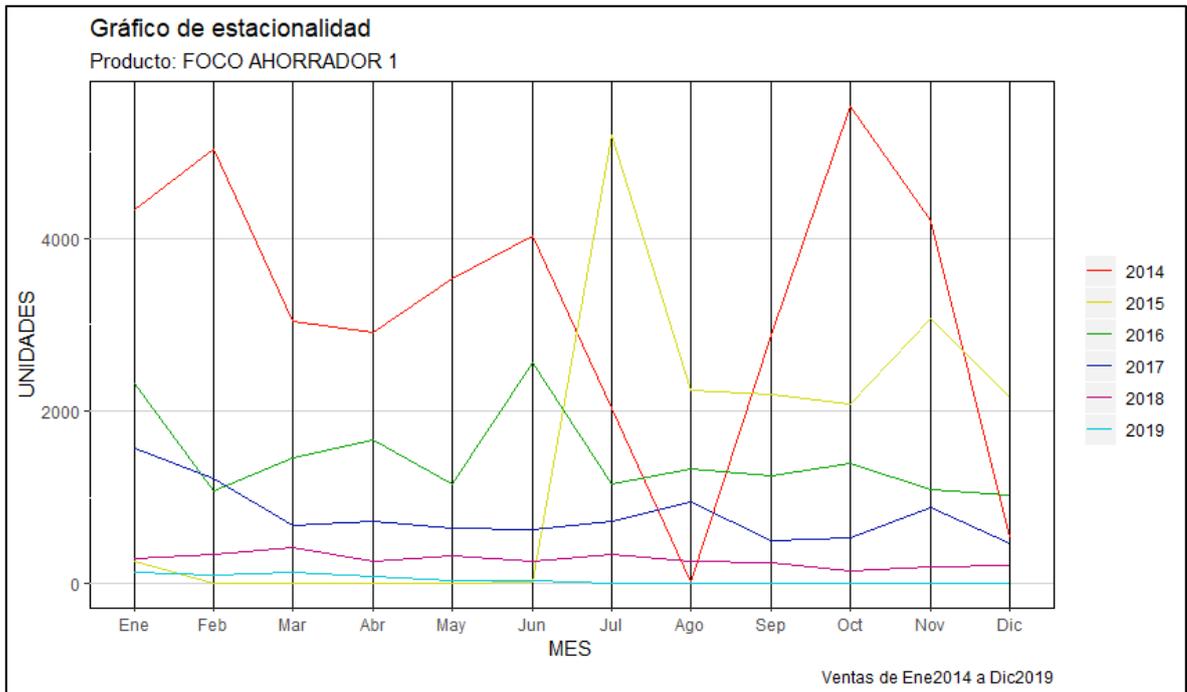
Fuente: Autor

Figura 3-4 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 1



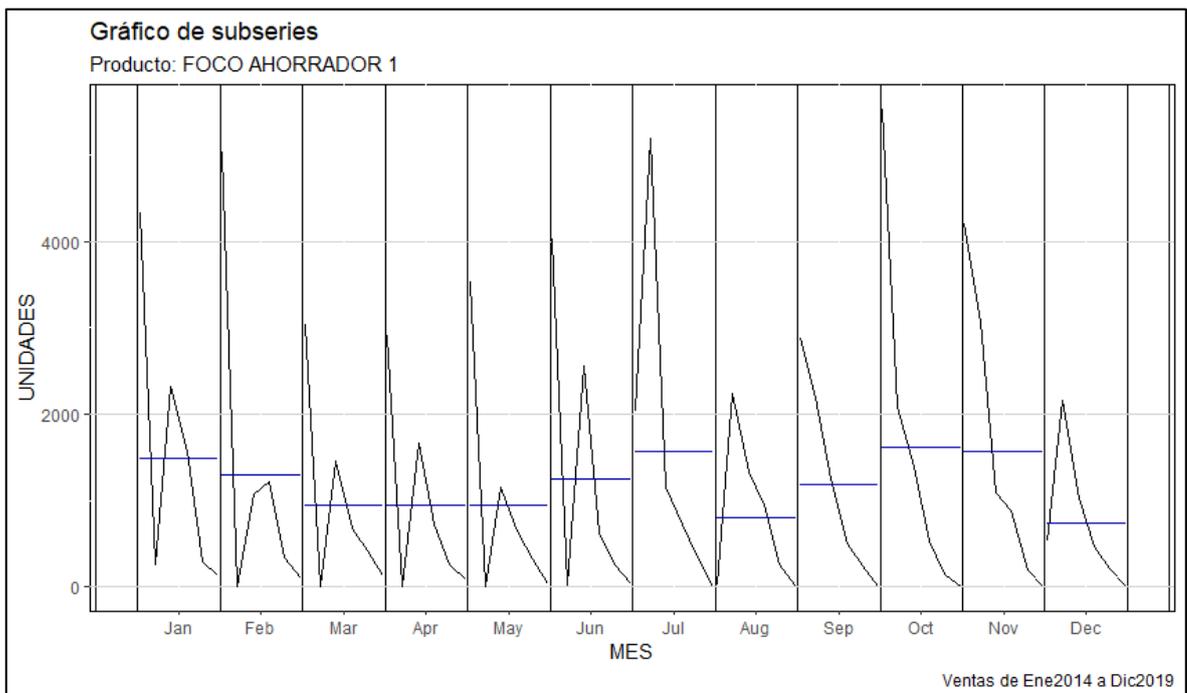
Fuente: Autor

Figura 3-5 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 1



Fuente: Autor

Figura 3-6 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 1

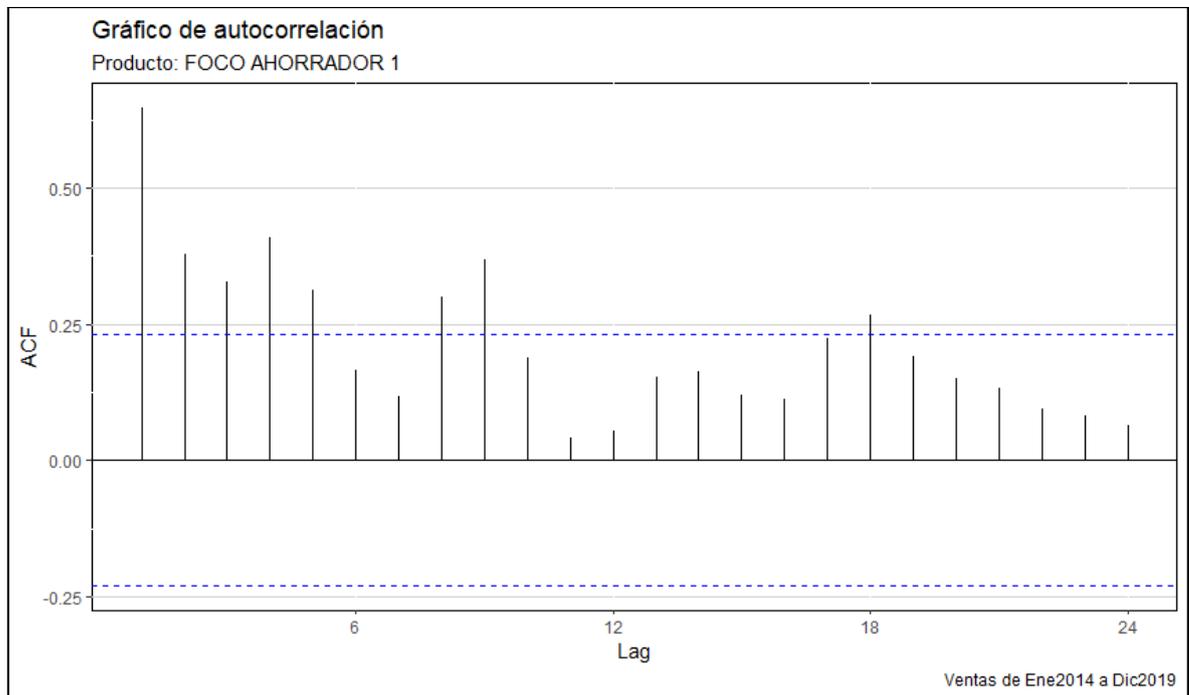


Fuente: Autor

En el gráfico 3-5 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, y en el gráfico 3-6 se puede ver qué si bien

no existe mucha variación de la media de los productos por mes, si hay una gran dispersión de las ventas dentro de cada mes.

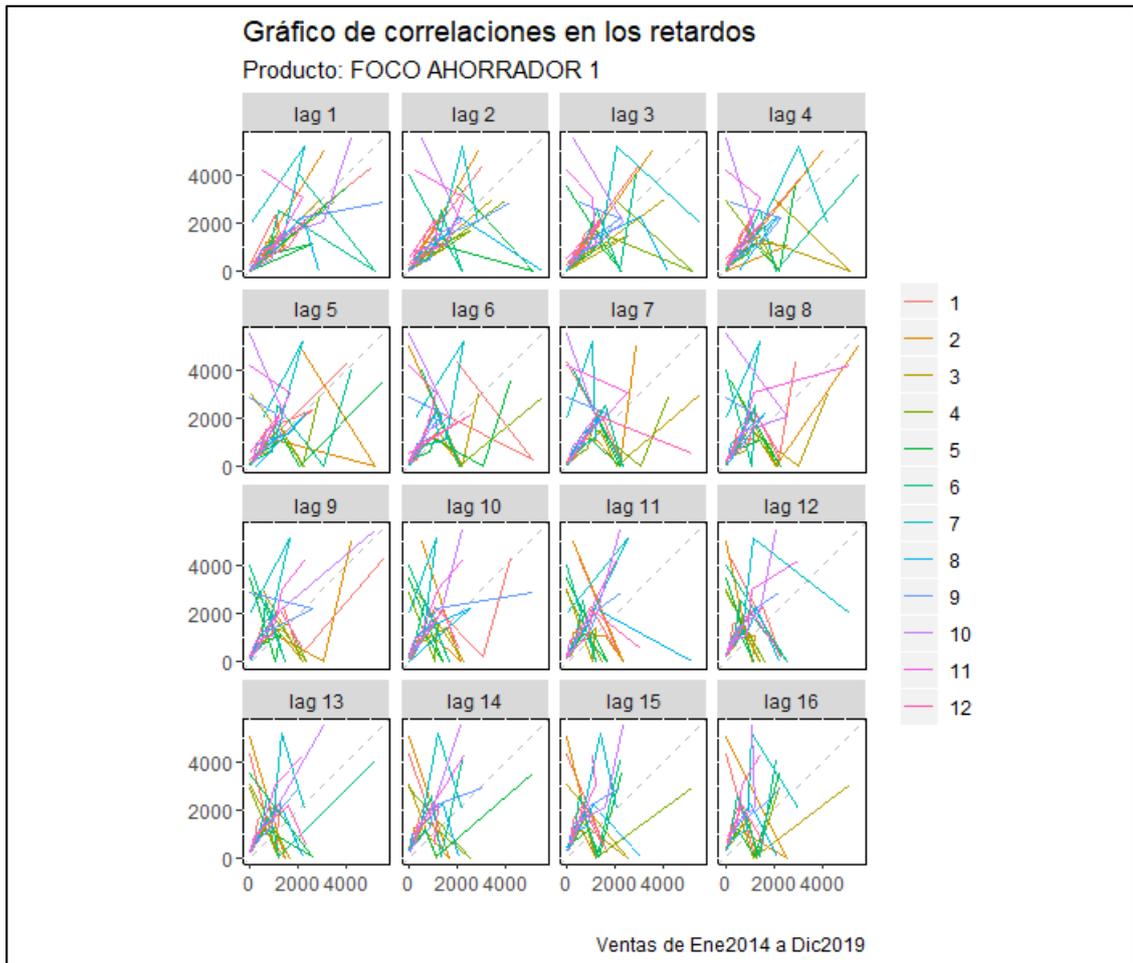
Figura 3-7 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 1



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar cierta estacionalidad ya que aproximadamente cada 8 meses tienen autocorrelaciones significativas, al igual que en los primeros 5 retardos.

Figura 3-8 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 1



En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que no existe una relación directa definida en los distintos retardos.

3.2.1.2 Foco Ahorrador 2

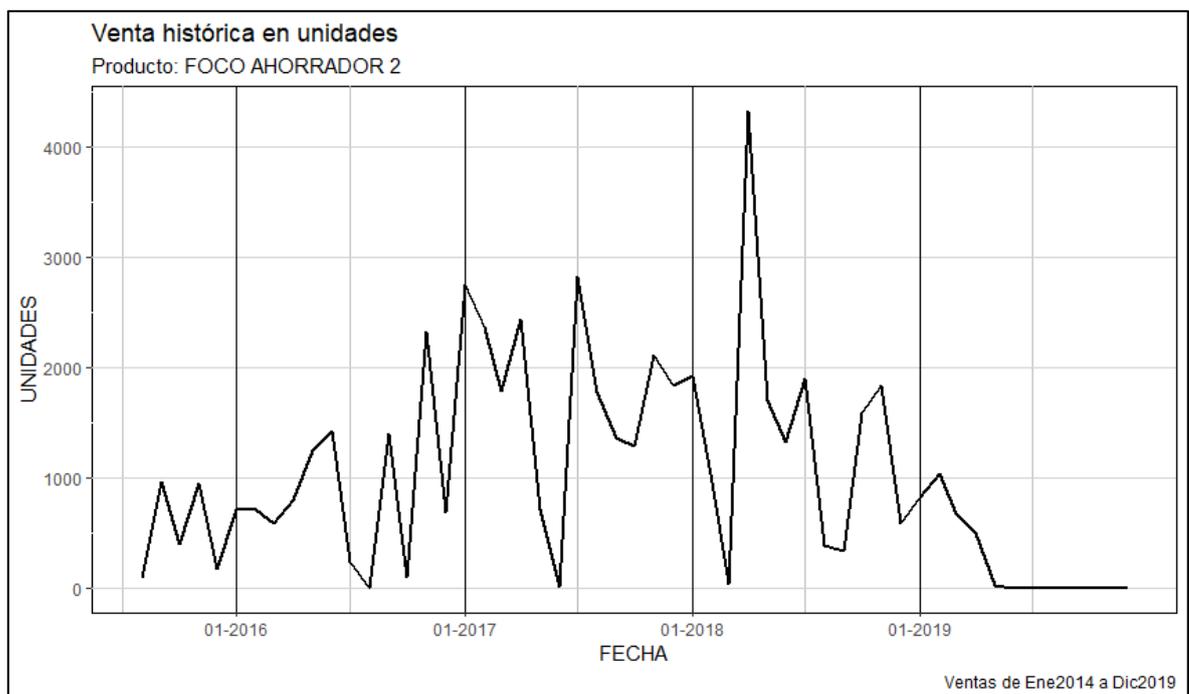
El producto: Foco ahorrador 2, cuya primera venta fue en agosto del 2015, tiene una venta promedio de 1.023 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 184 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 798 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 1.701 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 4.324 unidades en abril del 2018. Se puede observar que en los últimos 7 meses la venta ha sido casi nula.

Tabla 3-3 Datos Estadísticos Foco 2

Mínimo	1
Cuartil 1	184
Cuartil 2	798
Media	1,023
Cuartil 3	1,701
Máximo	4,324
Varianza	886,095
Desviación	941

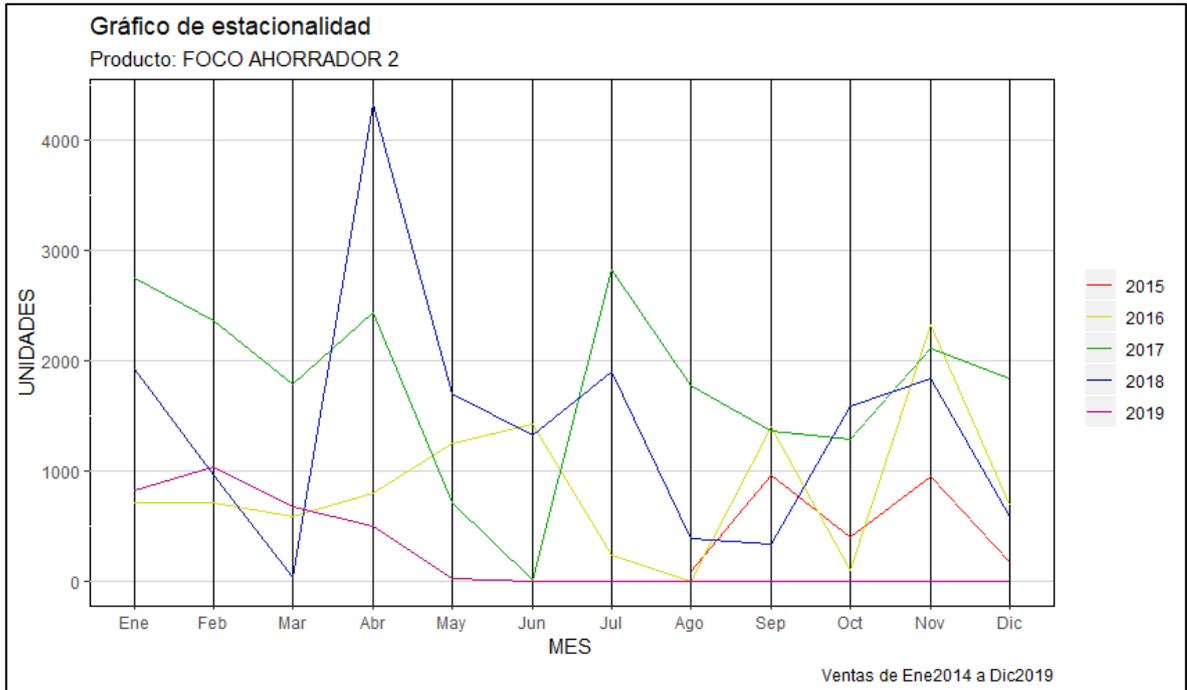
Fuente: Autor

Figura 3-9 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 1



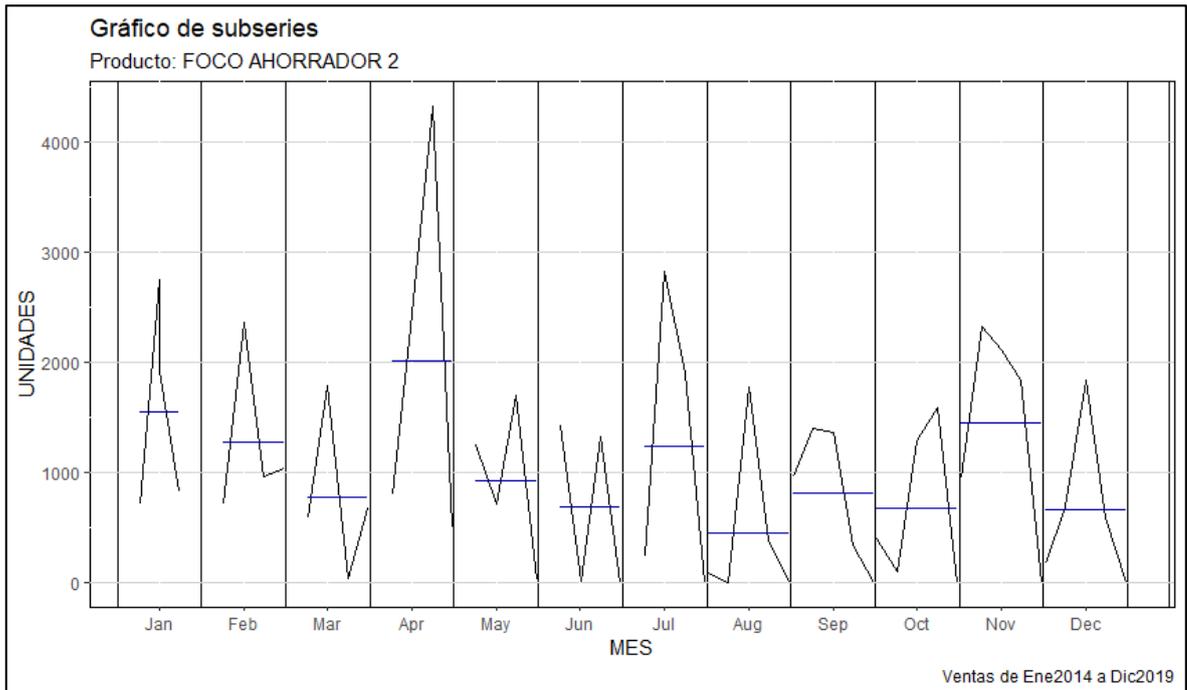
Fuente: Autor

Figura 3-10 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 2



Fuente: Autor

Figura 3-11 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 2

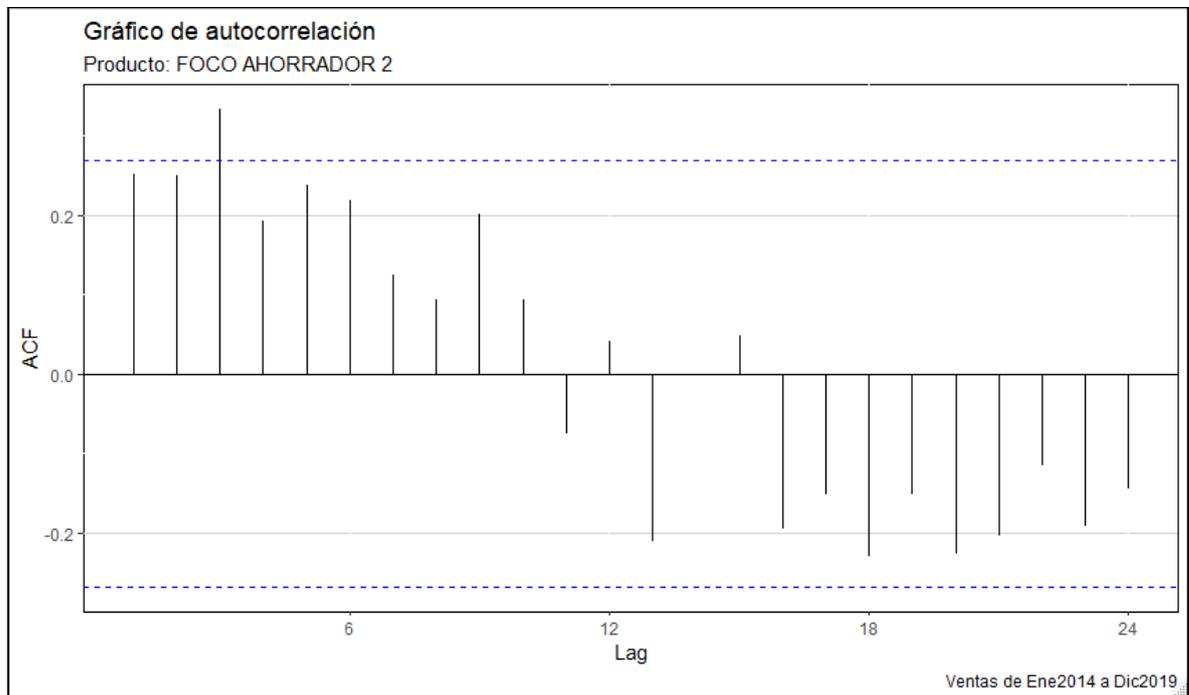


Fuente: Autor

En el gráfico 3-10 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año y en el gráfico 3-11 se puede notar qué si

existe una variación de la media de los productos por mes, y además hay una gran dispersión de las ventas dentro de cada mes.

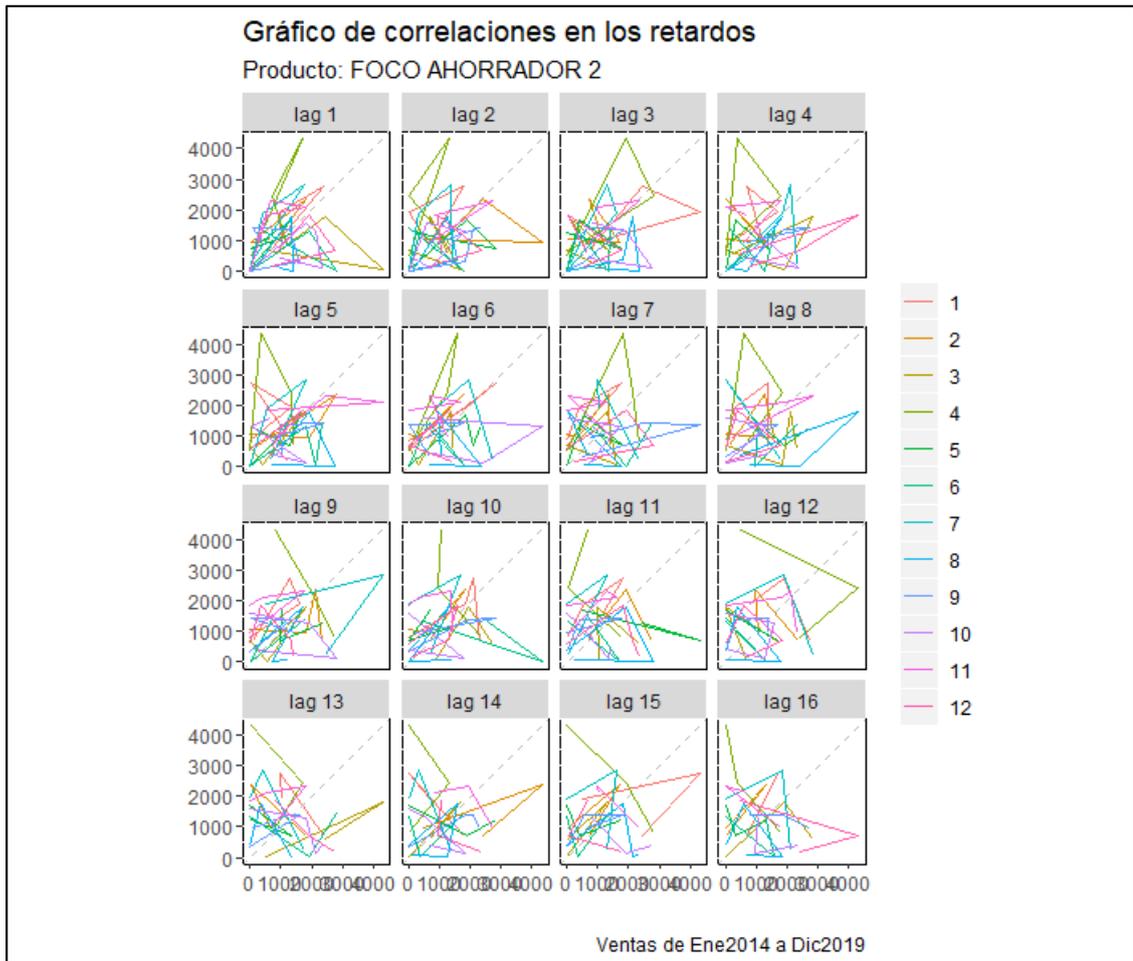
Figura 3-12 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 2



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene periodos estacionales y presenta cambios bruscos en los lags y denota un descenso exponencial

Figura 3-13 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 2



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que no existe una relación directa definida en los distintos retardos.

3.2.1.3 Foco Ahorrador 3

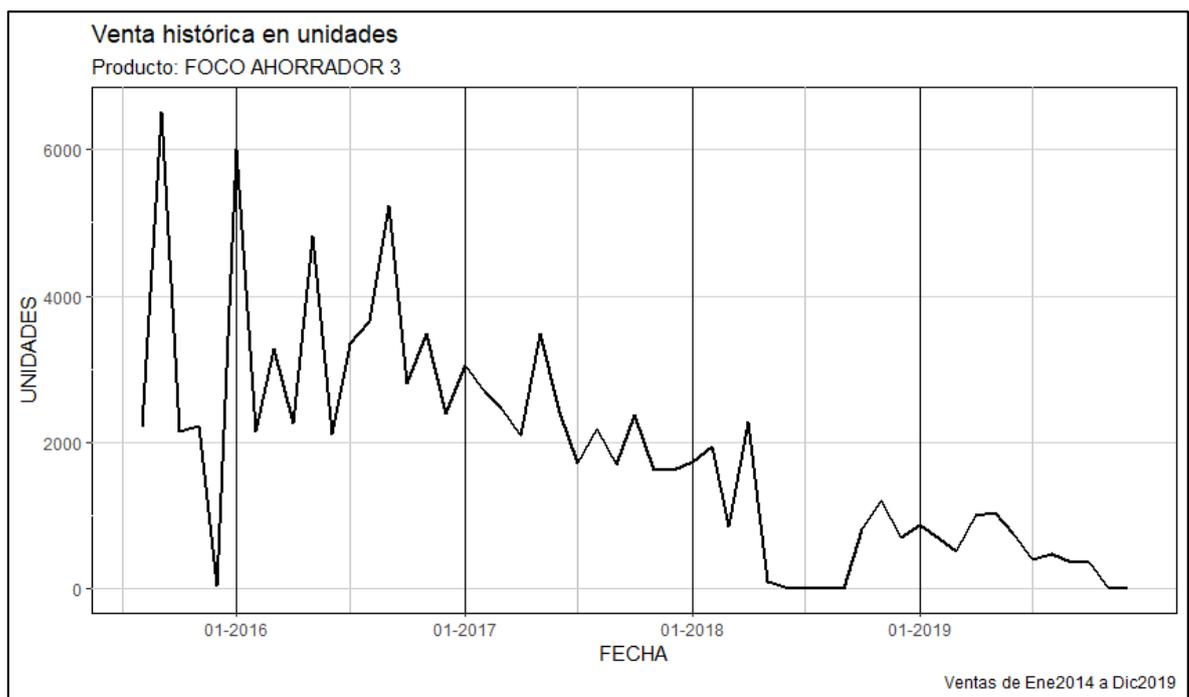
El producto: Foco ahorrador 3, cuya primera venta fue en agosto del 2015, tiene una venta promedio de 2.006 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 814 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 2.091 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 2.476 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 6.517 unidades en septiembre del 2015. Se puede observar que el producto tiene una tendencia negativa de ventas.

Tabla 3-4 Datos Estadísticos Foco 3

Mínimo	7
Cuartil 1	814
Cuartil 2	2,091
Media	2,006
Cuartil 3	2,476
Máximo	6,517
Varianza	2,264,453
Desviación	1,505

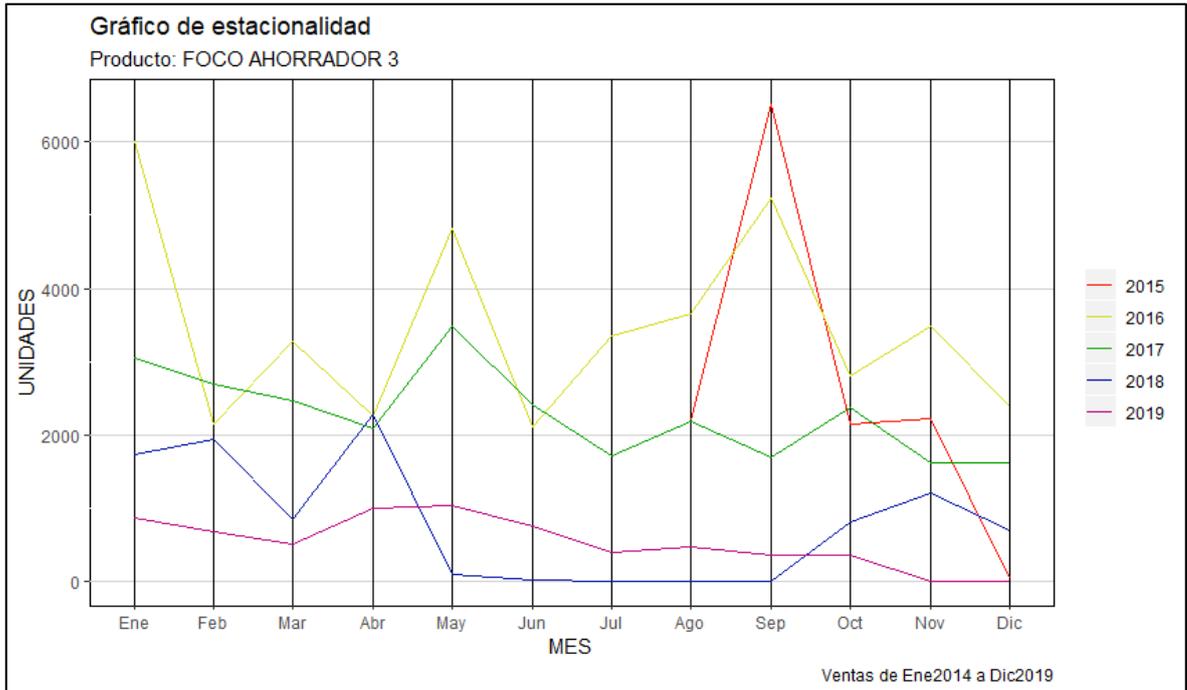
Fuente: Autor

Figura 3-14 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 3



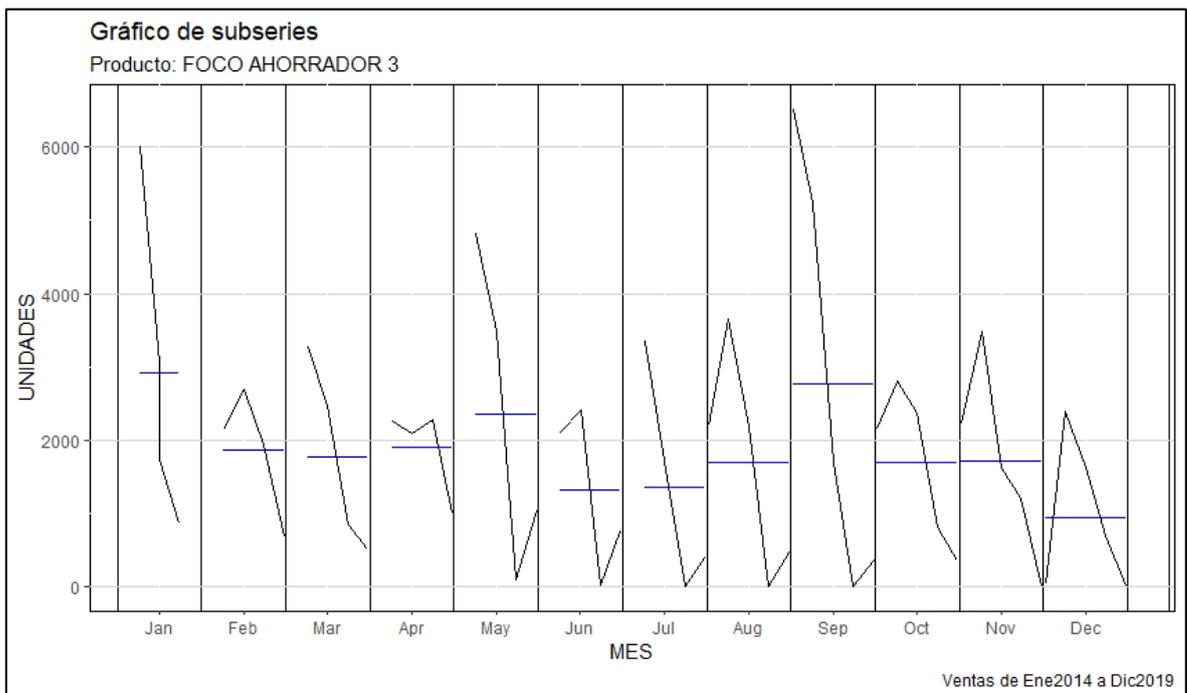
Fuente: Autor

Figura 3-15 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 3



Fuente: Autor

Figura 3-16 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 3

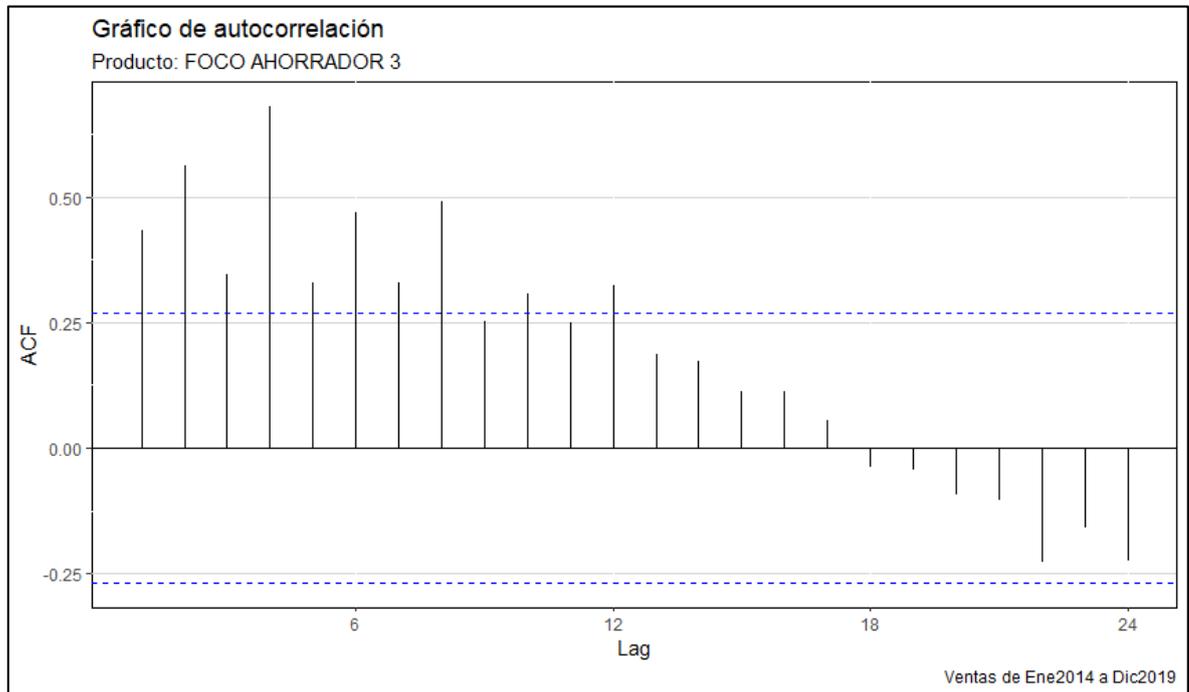


Fuente: Autor

En el gráfico 3-15 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año y en el gráfico 3-16 se puede ver que la mayoría de los meses tiene una media similar, pero también hay meses con

medias diferentes, además en la dispersión de los datos también existen diferencias ya que hay meses con menos variación que otros.

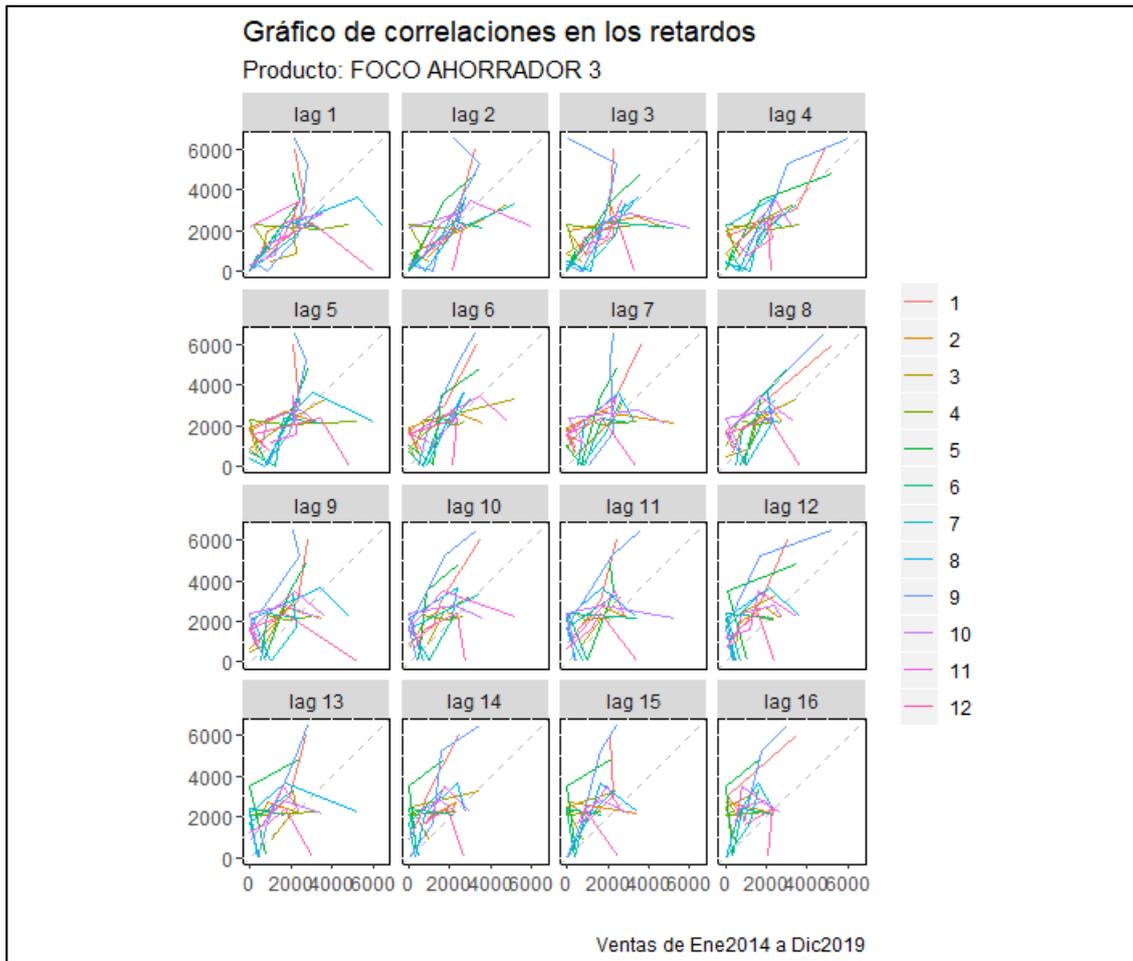
Figura 3-17 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 3



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso estacional, y se ve un cambio logarítmico.

Figura 3-18 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 3



En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que si existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.4 Foco Ahorrador 4

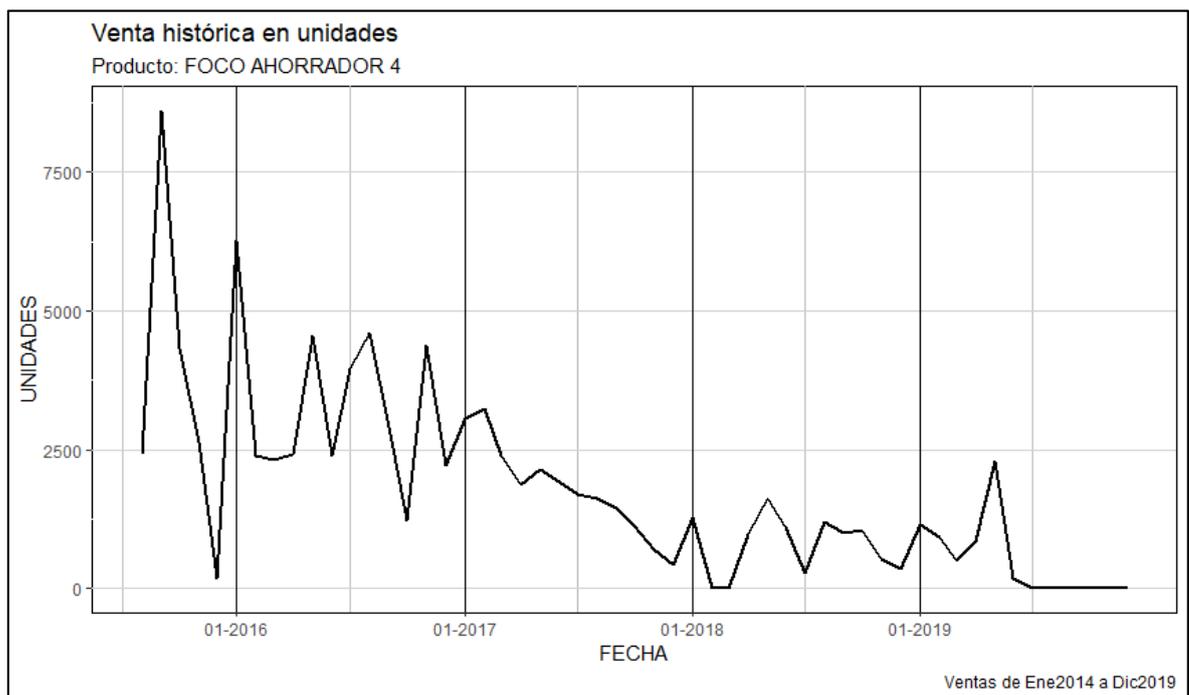
El producto: Foco ahorrador 4, cuya primera venta fue en agosto del 2015, tiene una venta promedio de 1.824 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 521 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 1.357 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 2.403 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 8.606 unidades en septiembre 2015. Se puede observar que el producto tiene una tendencia negativa de ventas.

Tabla 3-5 Datos Estadísticos Foco 4

Mínimo	1
Cuartil 1	521
Cuartil 2	1,357
Media	1,824
Cuartil 3	2,403
Máximo	8,606
Varianza	2,983,970
Desviación	1,727

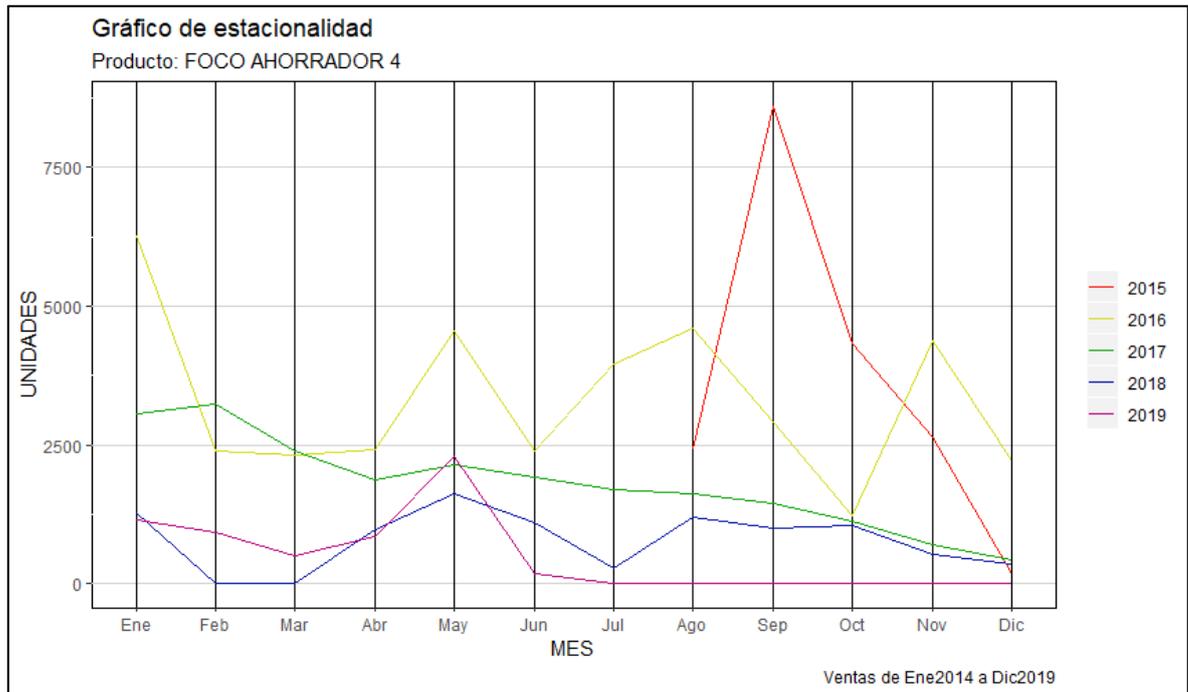
Fuente: Autor

Figura 3-19 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 4



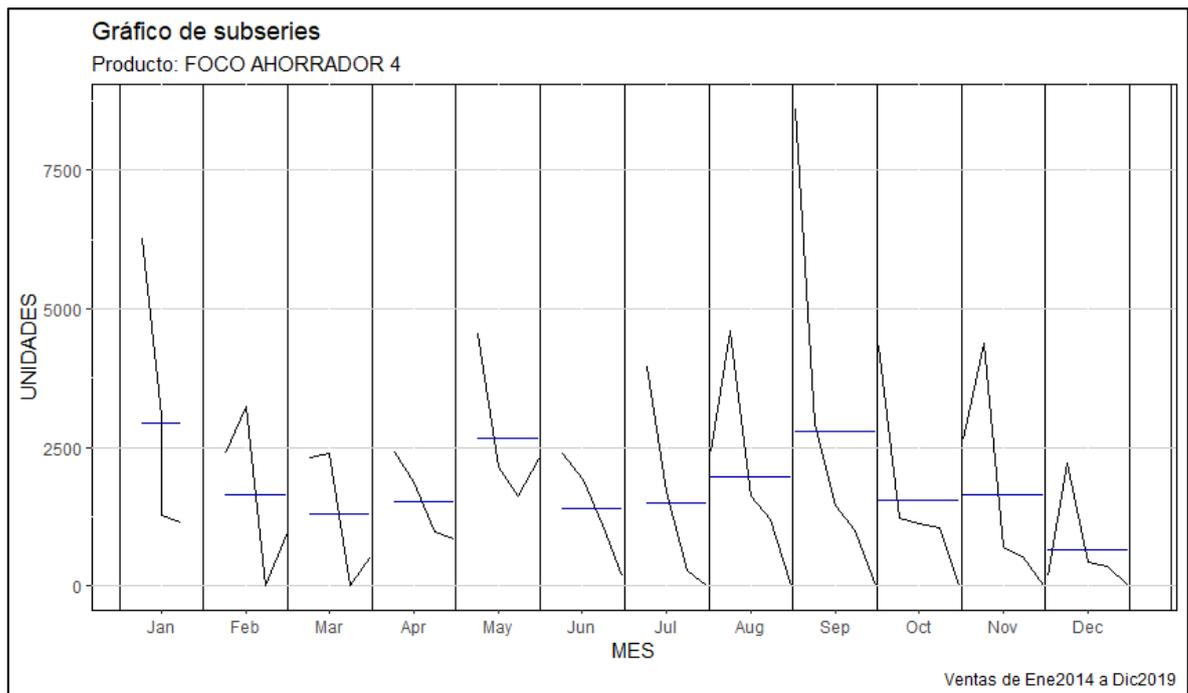
Fuente: Autor

Figura 3-20 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 4



Fuente: Autor

Figura 3-21 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 4

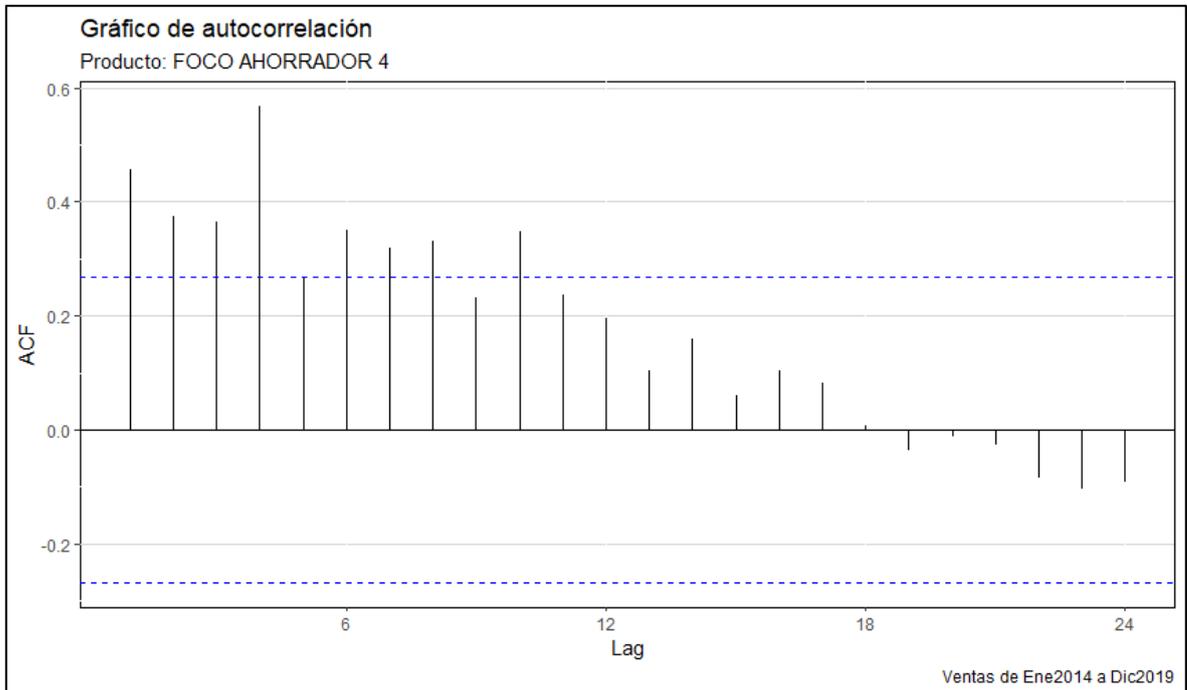


Fuente: Autor

En el gráfico 3-20 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, aunque si se distingue un ligero aumento

en el mes de mayo en la mayoría de los años, y en el gráfico 3-21 se puede ver que la mayoría de los meses tiene una media similar, pero también hay meses con medias diferentes, además en la dispersión de los datos también existen diferencias ya que hay meses con menos variación que otros.

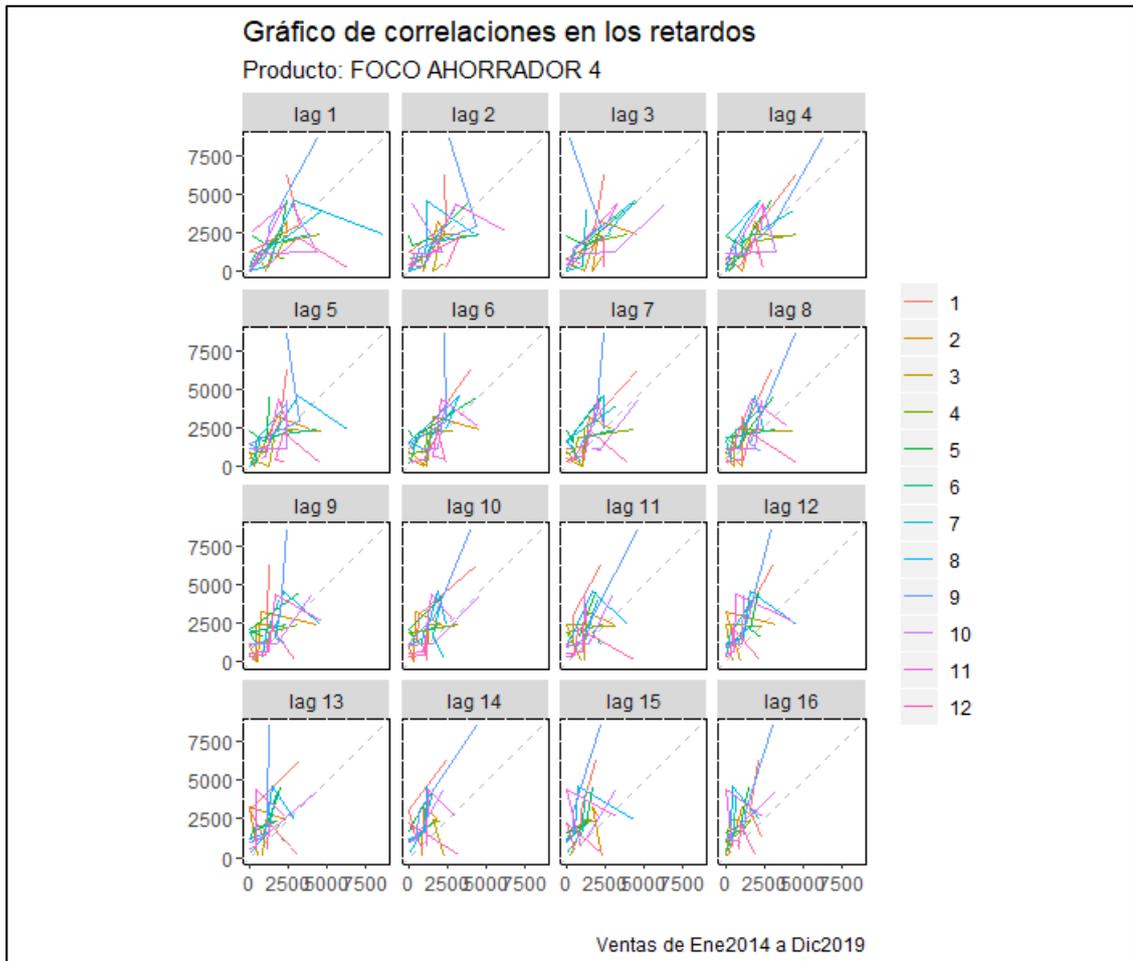
Figura 3-22 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 4



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso media móvil con rezagos estacionales, y se ve un cambio logarítmico.

Figura 3-23 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 4



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que si existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.5 Foco Ahorrador 5

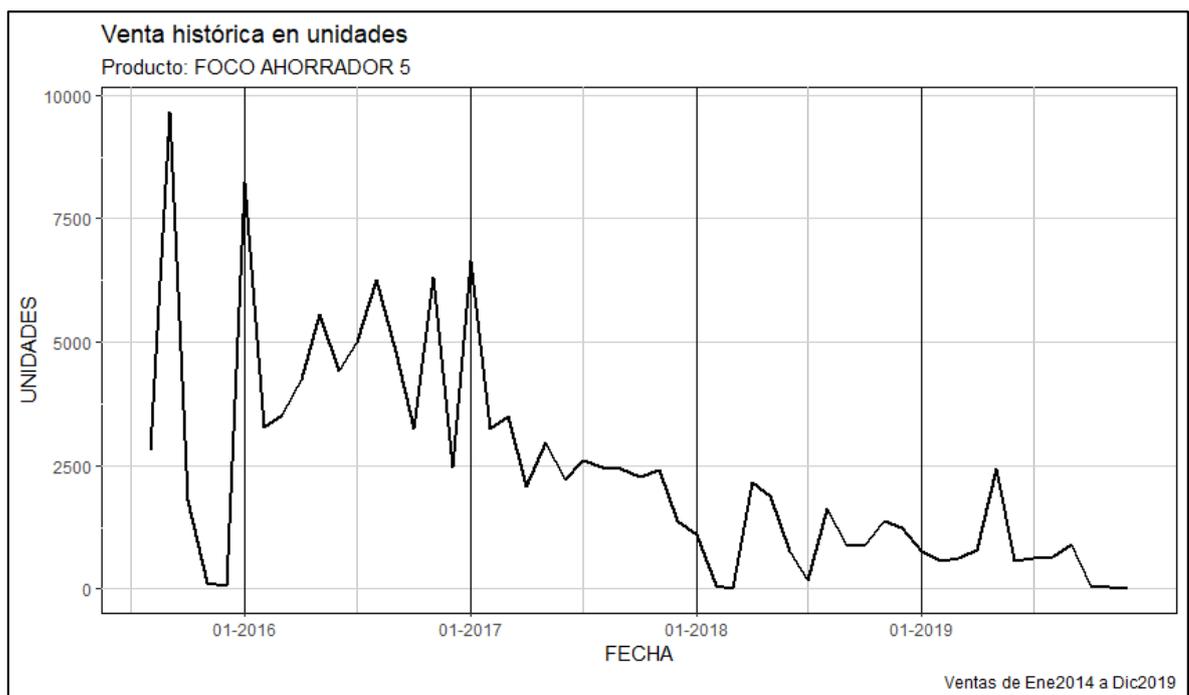
El producto: Foco ahorrador 5, cuya primera venta fue en agosto del 2015, tiene una venta promedio de 2.383 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 764 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 2.083 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 3.251 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 9.668 unidades en septiembre 2015. Se puede observar que el producto tiene una tendencia negativa de ventas.

Tabla 3-6 Datos Estadísticos Foco 5

Mínimo	4
Cuartil 1	764
Cuartil 2	2,083
Media	2,383
Cuartil 3	3,251
Máximo	9,668
Varianza	4,830,530
Desviación	2,198

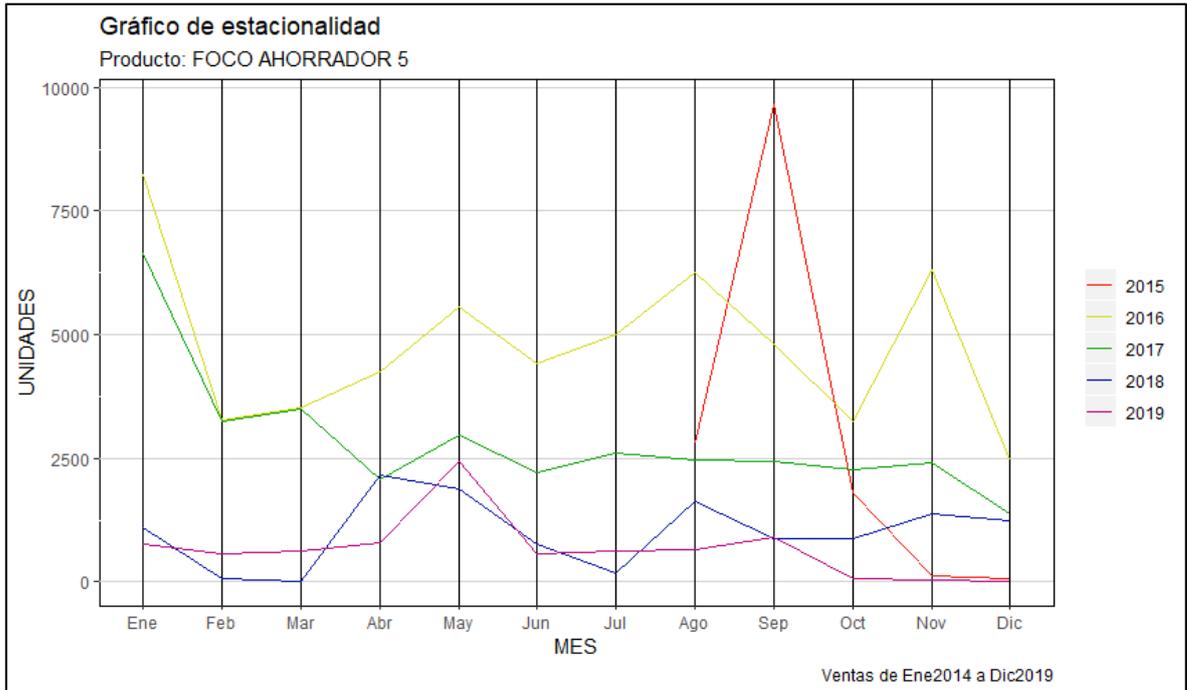
Fuente: Autor

Figura 3-24 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 5



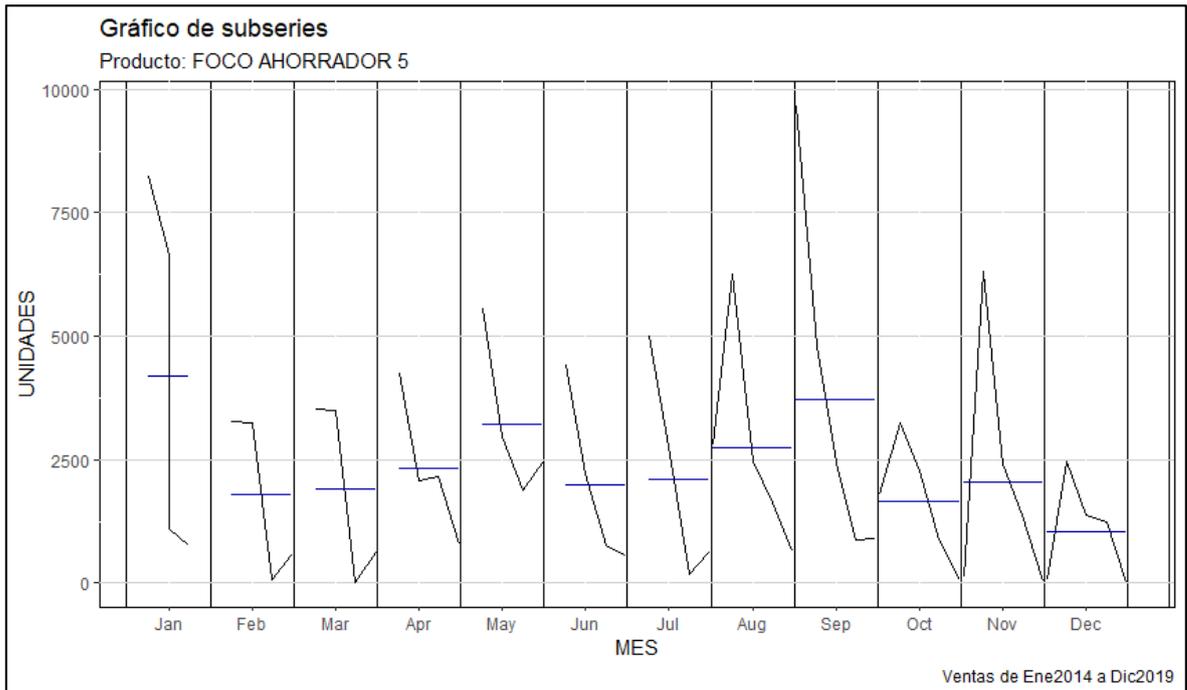
Fuente: Autor

Figura 3-25 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 5



Fuente: Autor

Figura 3-26 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 5

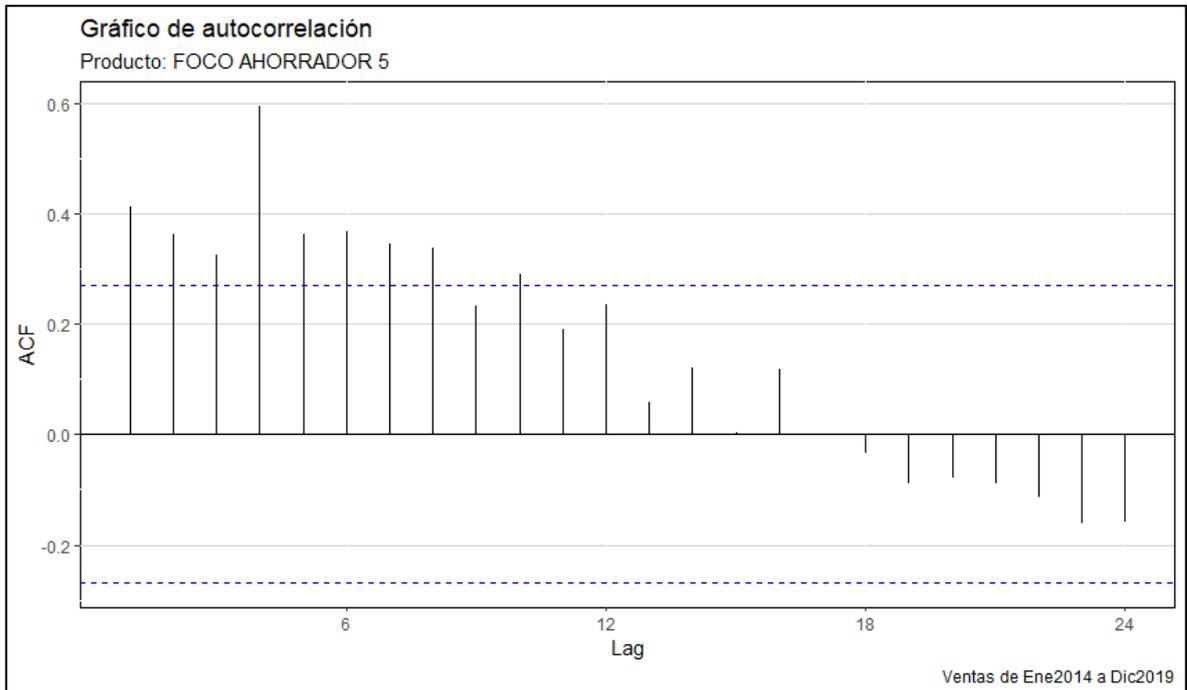


Fuente: Autor

En el gráfico 3-25 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, aunque si se distingue un aumento en el

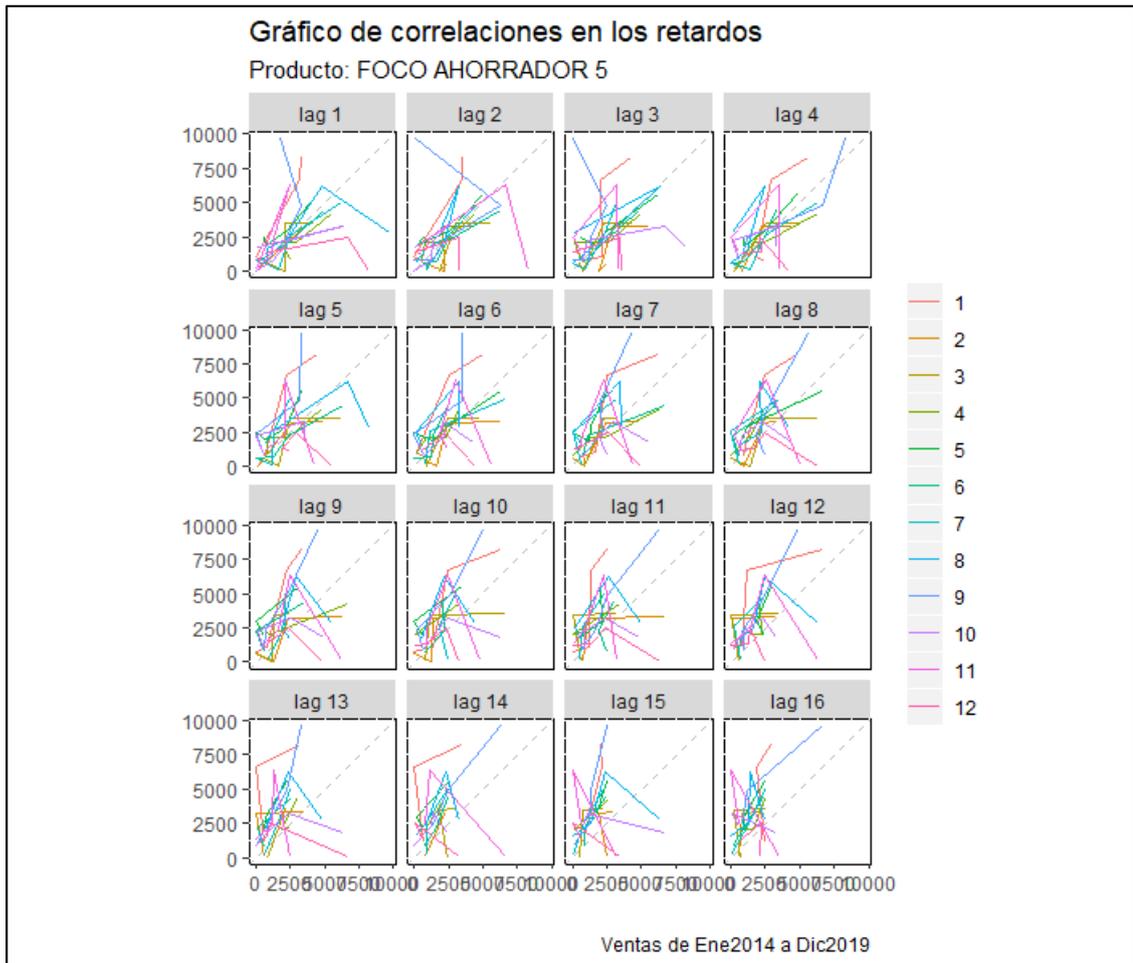
mes de mayo en la mayoría de los años y en el gráfico 3-26 se puede ver que la mayoría de los meses tiene una media similar, pero también hay meses con medias diferentes, además en la dispersión de los datos también existen diferencias ya que hay meses con menos variación que otros.

Figura 3-27 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 5



El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso estacionario, y se ve un cambio logarítmico.

Figura 3-28 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 5



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que si existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.6 Foco 3U1

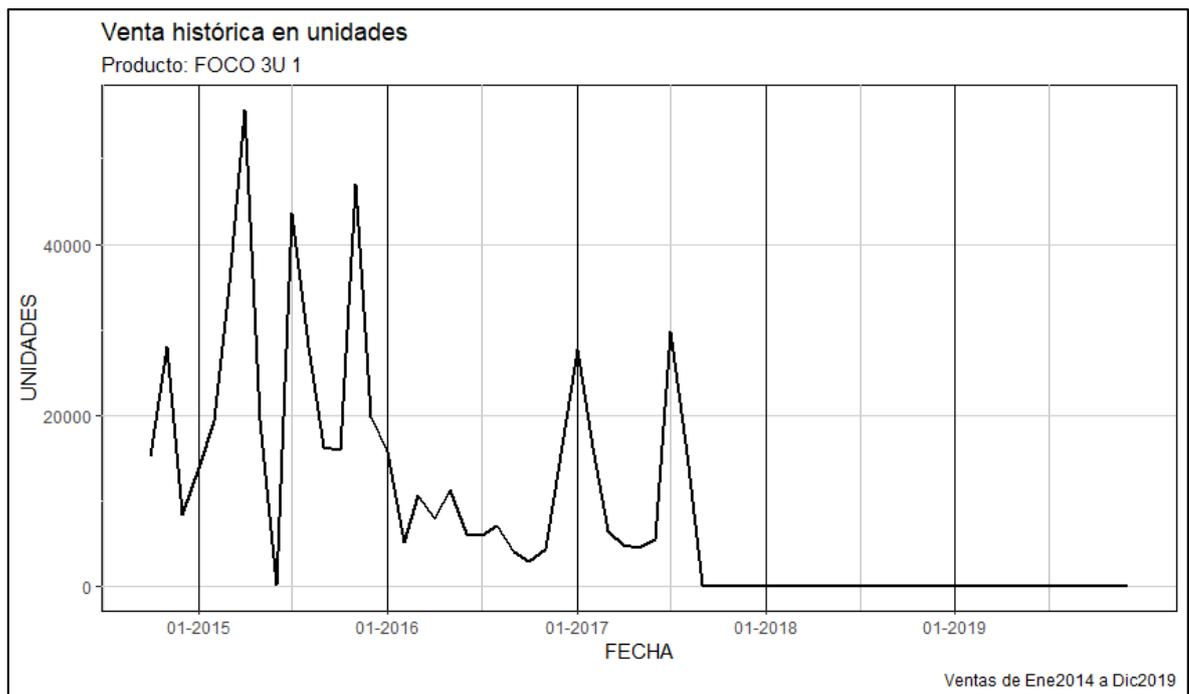
El producto: Foco 3U 1, cuya primera venta fue en octubre del 2014, tiene una venta promedio de 13.367 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 4.248 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 8.457 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 17.802 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 55.733 unidades en abril 2015. Se puede observar que la venta del producto en los últimos 2 años ha sido casi nula.

Tabla 3-7 Datos Estadísticos Foco 3U1

Mínimo	0
Cuartil 1	4,248
Cuartil 2	8,457
Media	13,367
Cuartil 3	17,802
Máximo	55,733
Varianza	185,767,353
Desviación	13,630

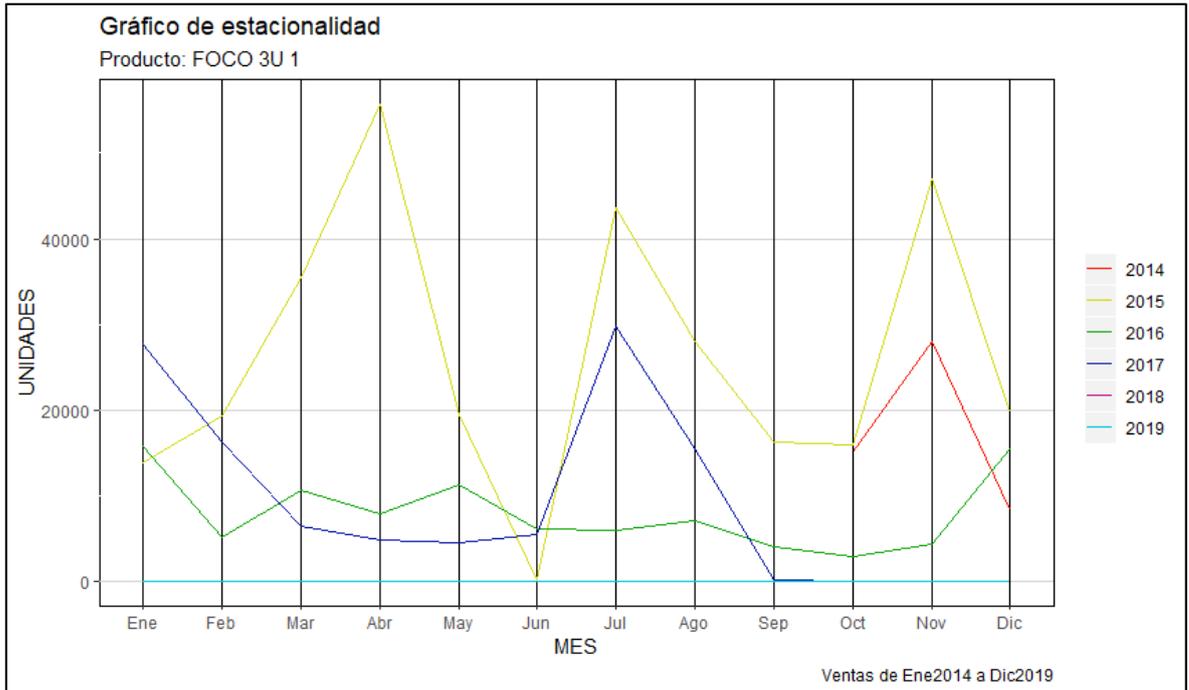
Fuente: Autor

Figura 3-29 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 3U1



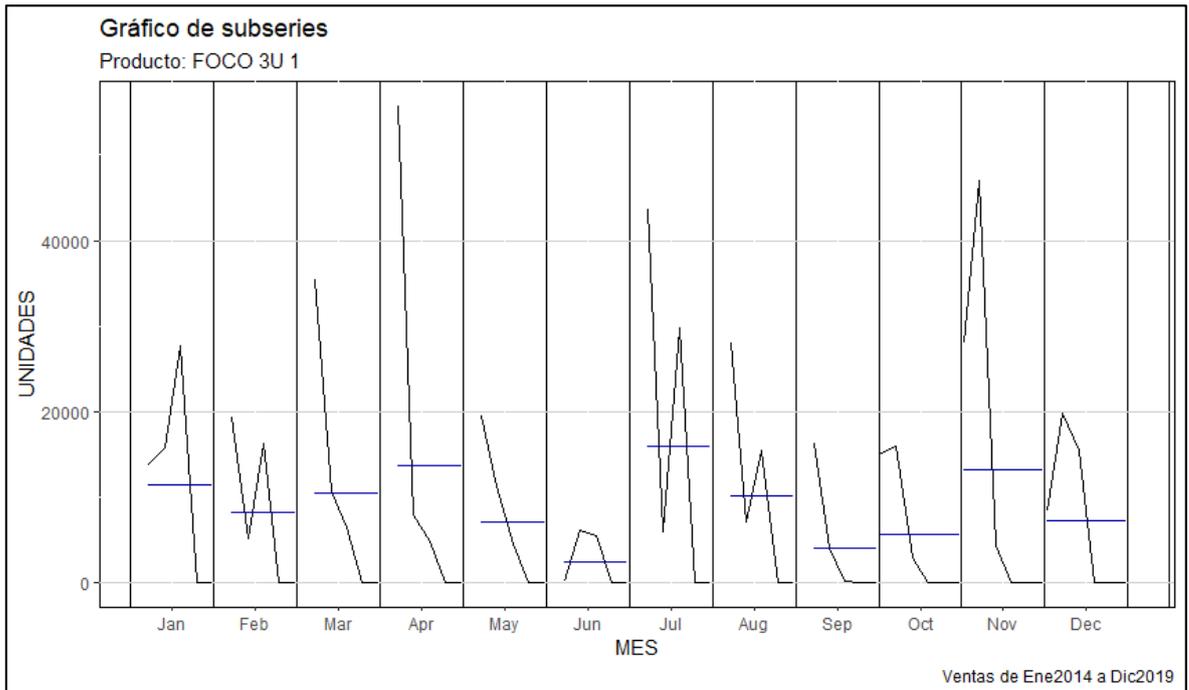
Fuente: Autor

Figura 3-30 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 3U1



Fuente: Autor

Figura 3-31 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 3U1

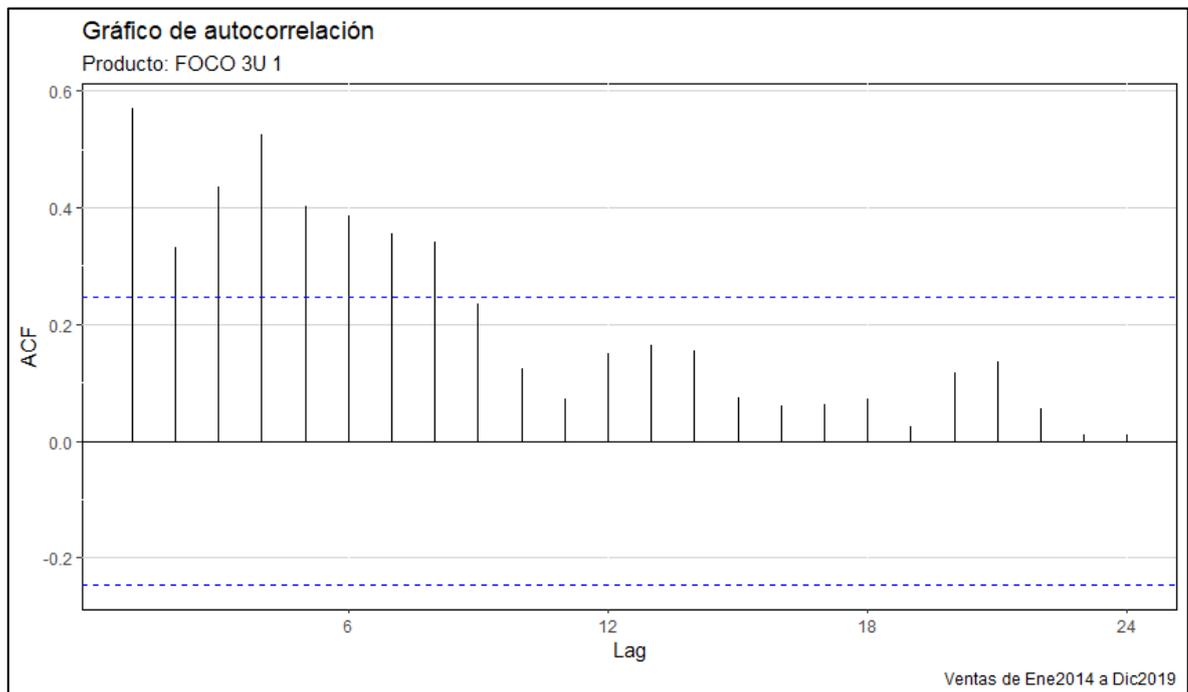


Fuente: Autor

En el gráfico 3-30 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, aunque si se distingue una disminución en

el mes de junio en casi todos los años y en el gráfico 3-31 se puede ver que la mayoría de los meses tiene una media similar, pero también hay meses con medias diferentes, además en la dispersión de los datos también existen diferencias ya que hay meses con menos variación que otros.

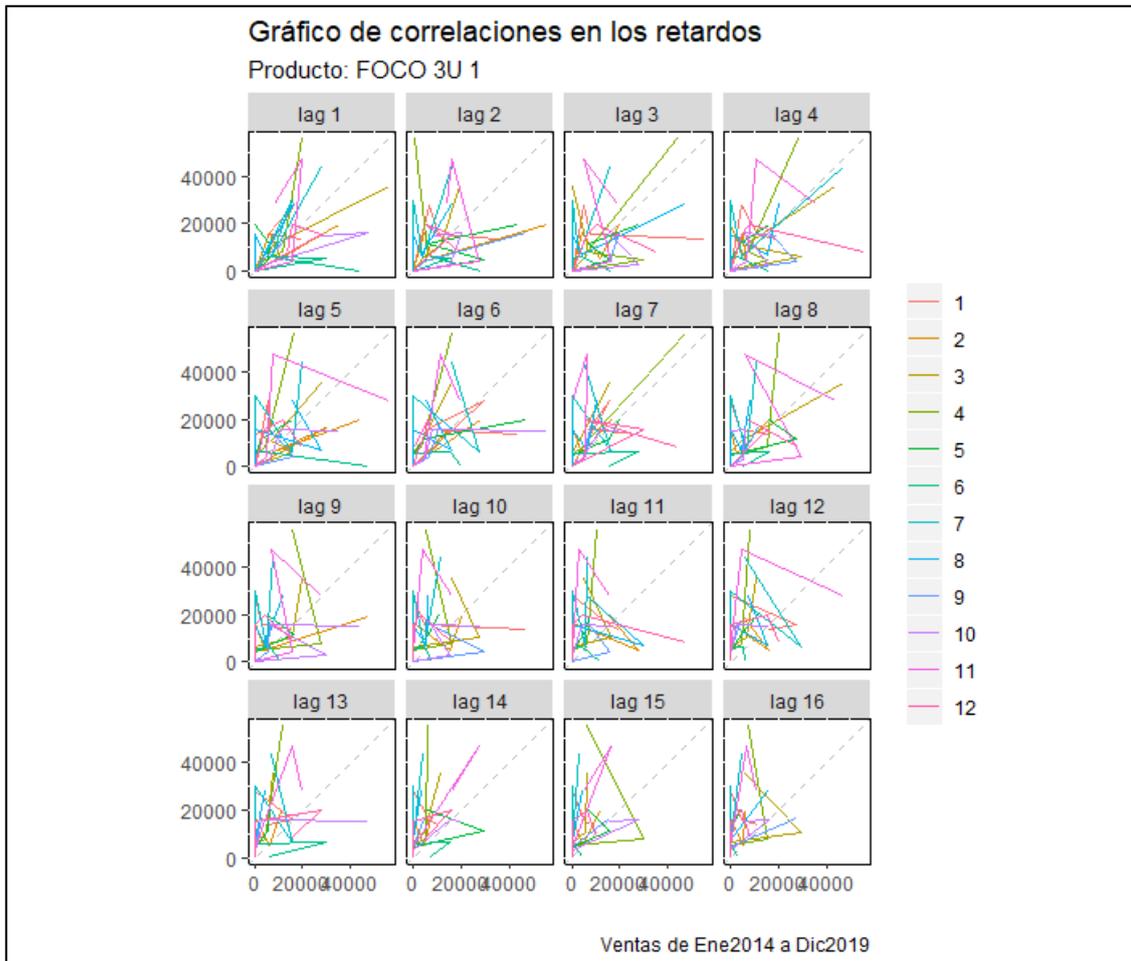
Figura 3-32 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 3U1



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso estacional, y no se ve cambio logarítmico.

Figura 3-33 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 3U1



En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que si existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.7 Foco Ahorrador 3U2

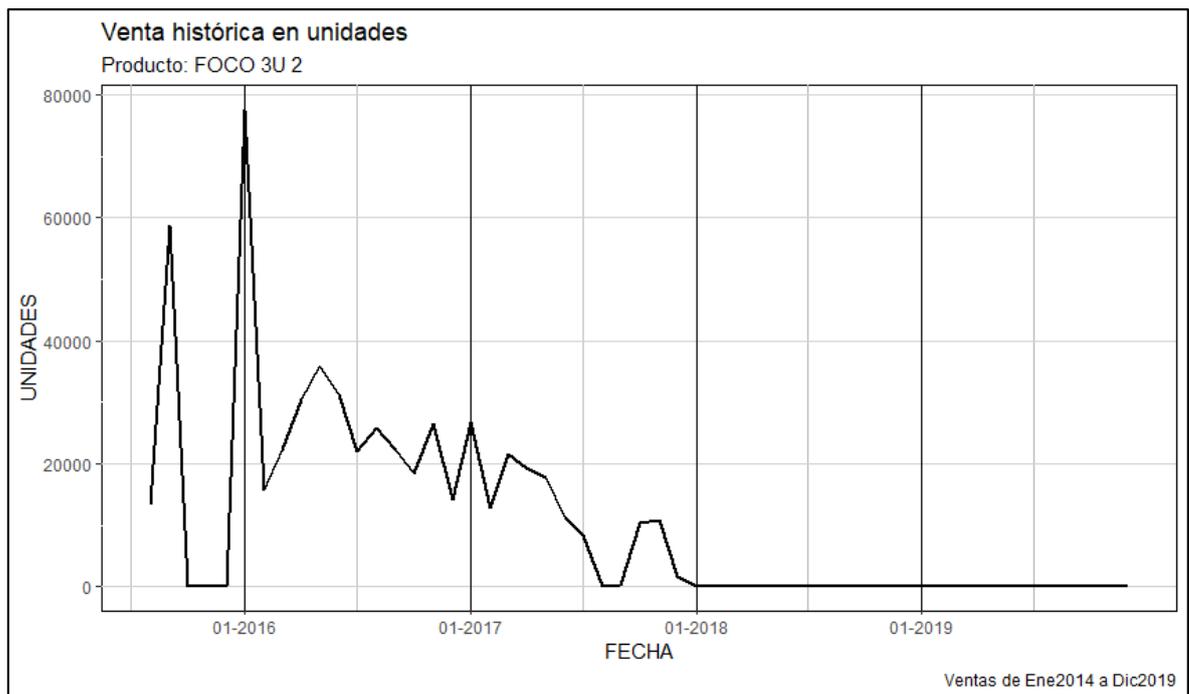
El producto: Foco 3U 2, cuya primera venta fue en agosto del 2015, tiene una venta promedio de 15.014 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 55 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 12.861 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 22.192 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 77.620 unidades en enero 2016. Se puede observar que la venta del producto en los últimos 2 años ha sido casi nula.

Tabla 3-8 Datos Estadísticos Foco 3U2

Mínimo	0
Cuartil 1	55
Cuartil 2	12,861
Media	15,014
Cuartil 3	22,192
Máximo	77,620
Varianza	293,980,395
Desviación	17,146

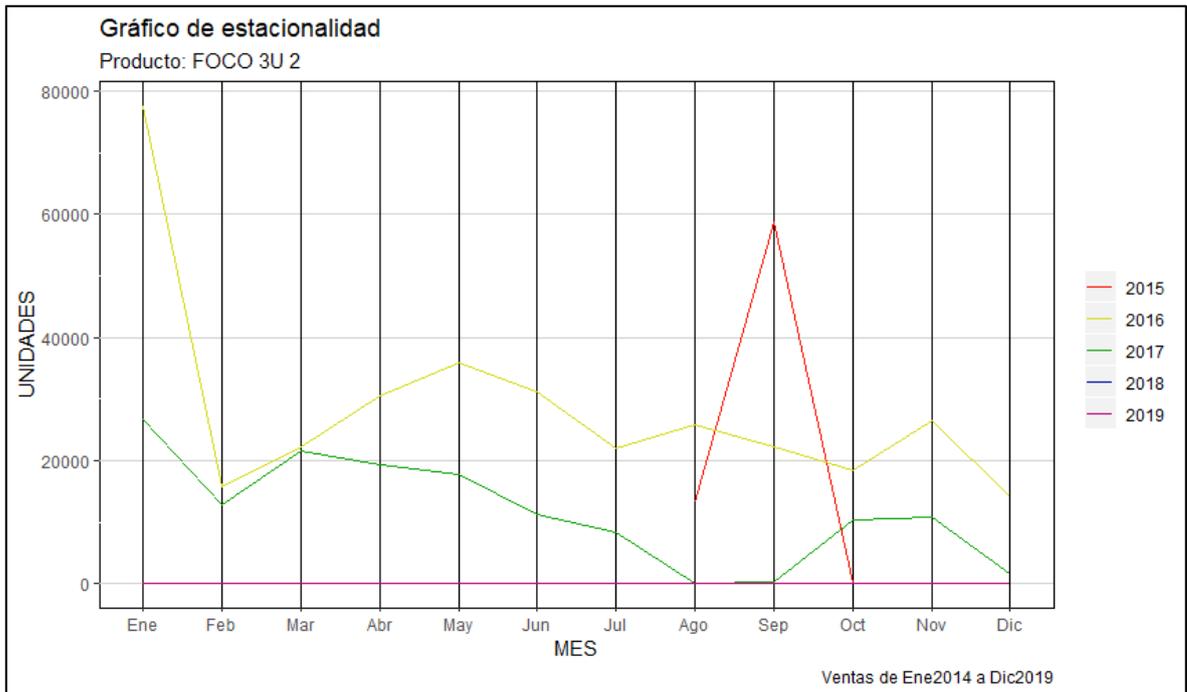
Fuente: Autor

Figura 3-34 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador 3U2



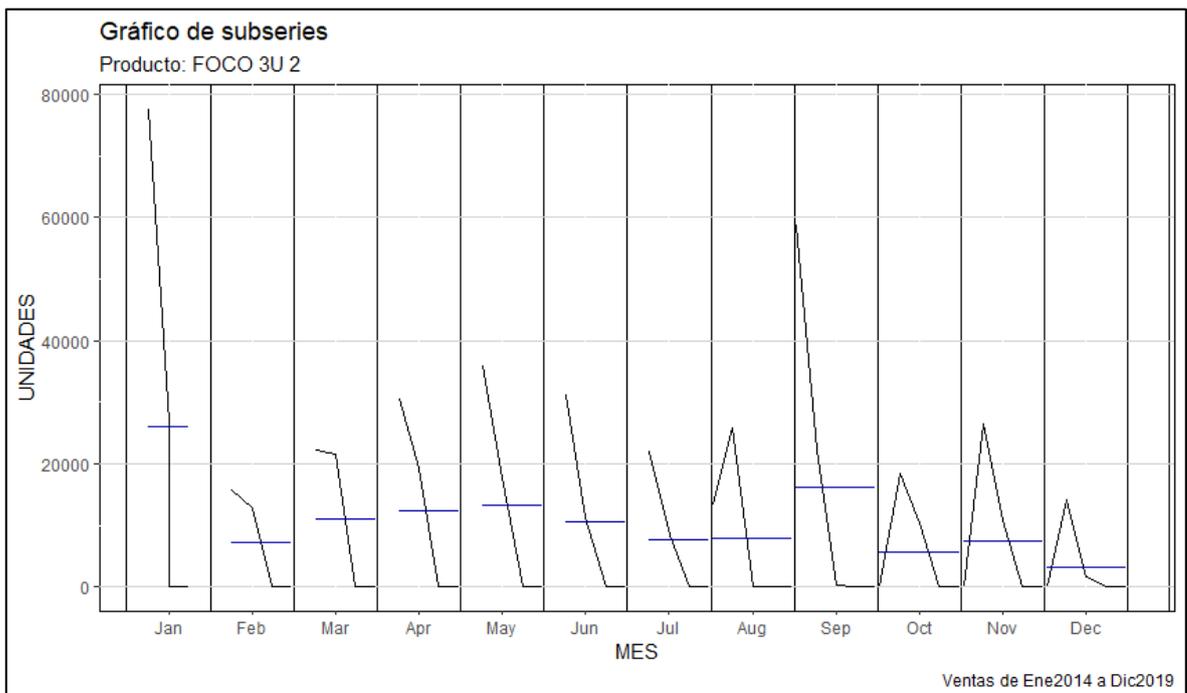
Fuente: Autor

Figura 3-35 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador 3U2



Fuente: Autor

Figura 3-36 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador 3U2

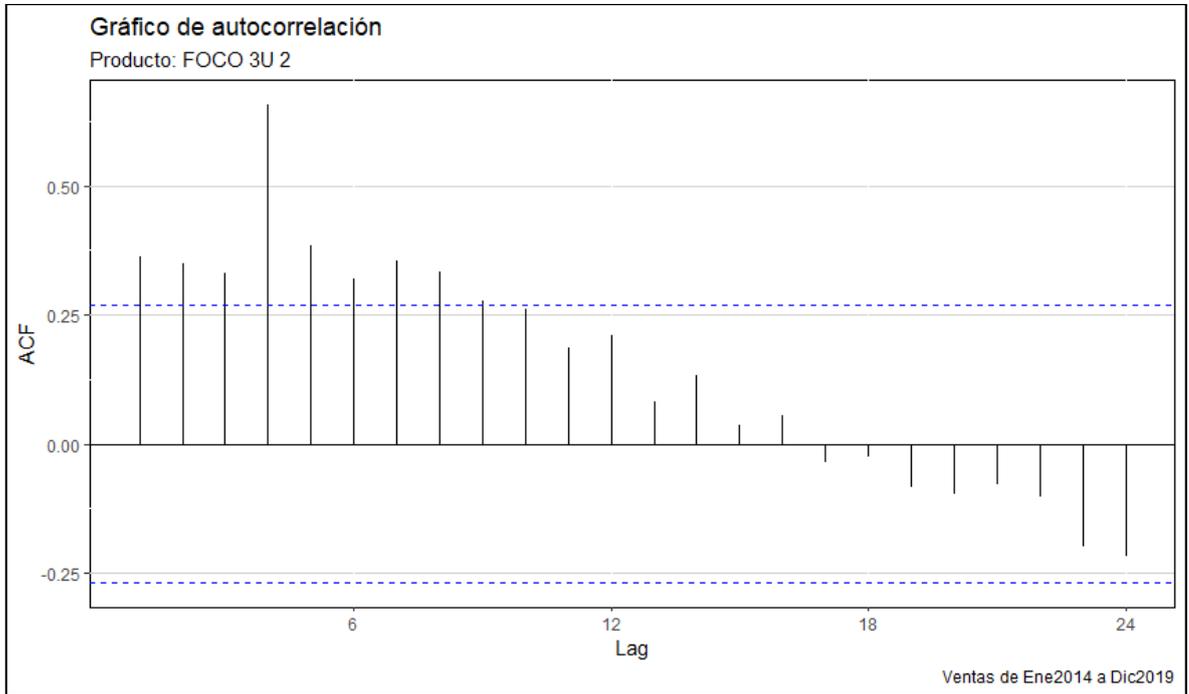


Fuente: Autor

En el gráfico 3-35 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, aunque si se distingue una disminución en el mes de diciembre en casi todos los años y en el gráfico 3-36 se puede

ver qué la mayoría de los meses tiene una media y dispersión similares, a excepción de los meses de enero y septiembre que ambas medidas se observan superiores.

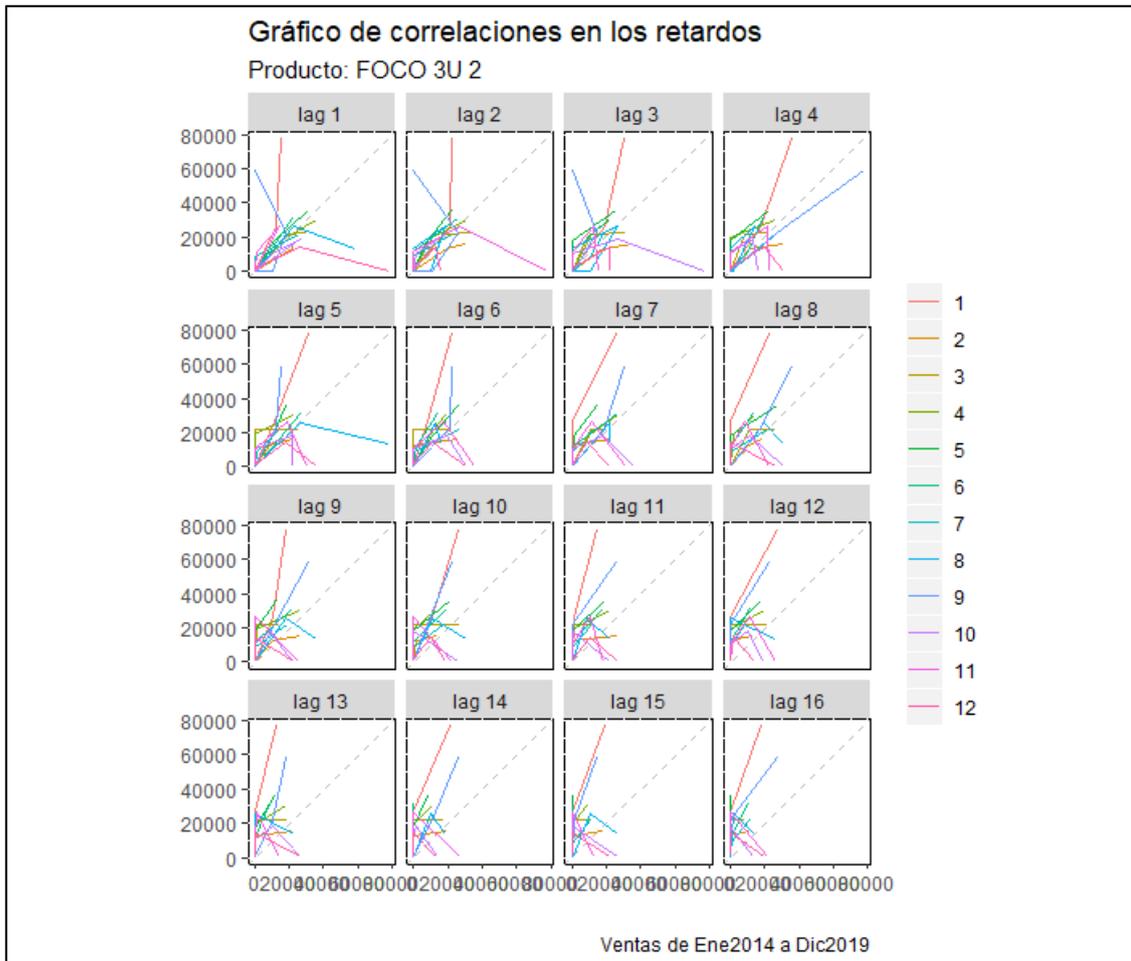
Figura 3-37 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador 3U2



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso estacional, y se ve un cambio logarítmico.

Figura 3-38 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador 3U2



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que si existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.8 Foco LED 1

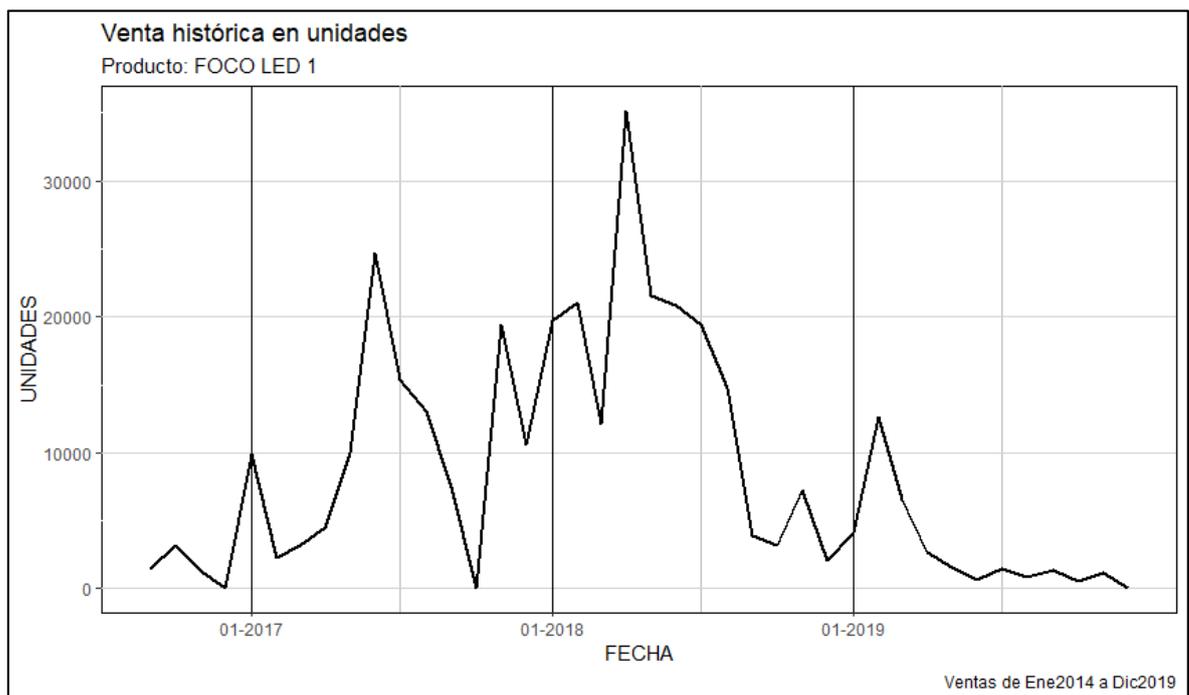
El producto: Foco LED 1, cuya primera venta fue en septiembre del 2016, tiene una venta promedio de 8.519 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 1.485 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 4.284 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 13.425 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 35.166 unidades en abril 2018. Se puede observar que la venta del producto en el último año tiene una tendencia negativa.

Tabla 3-9 Datos Estadísticos Foco LED 1

Mínimo	5
Cuartil 1	1,485
Cuartil 2	4,284
Media	8,519
Cuartil 3	13,425
Máximo	35,166
Varianza	74,933,368
Desviación	8,656

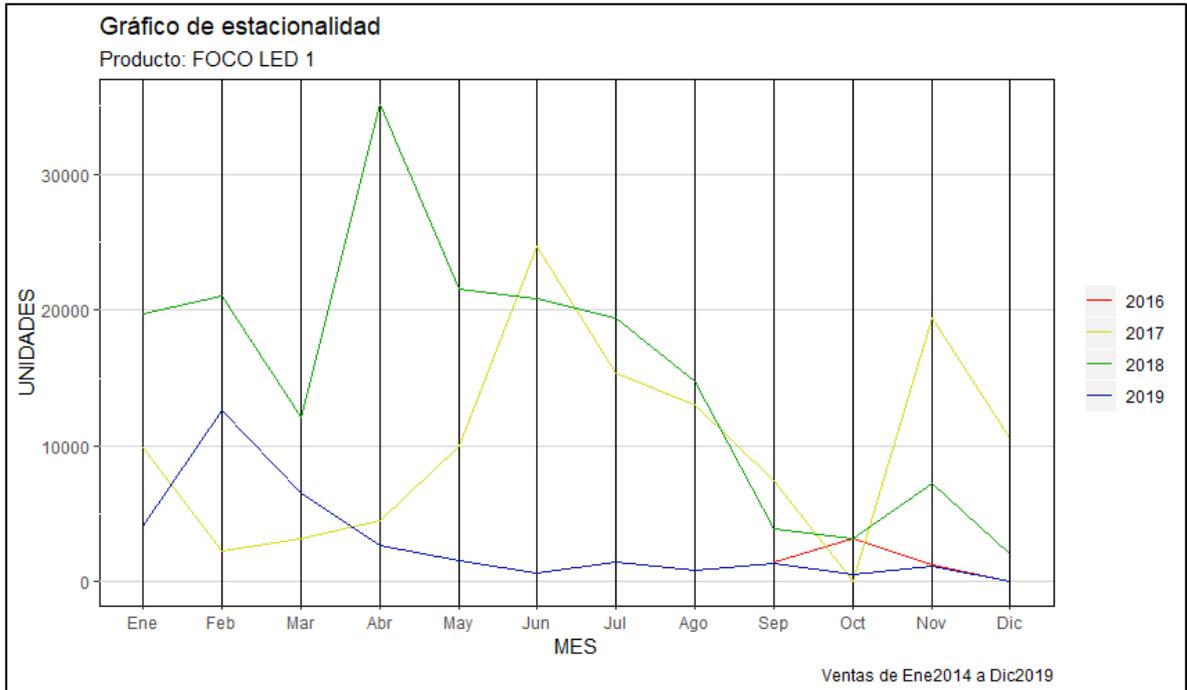
Fuente: Autor

Figura 3-39 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador LED1



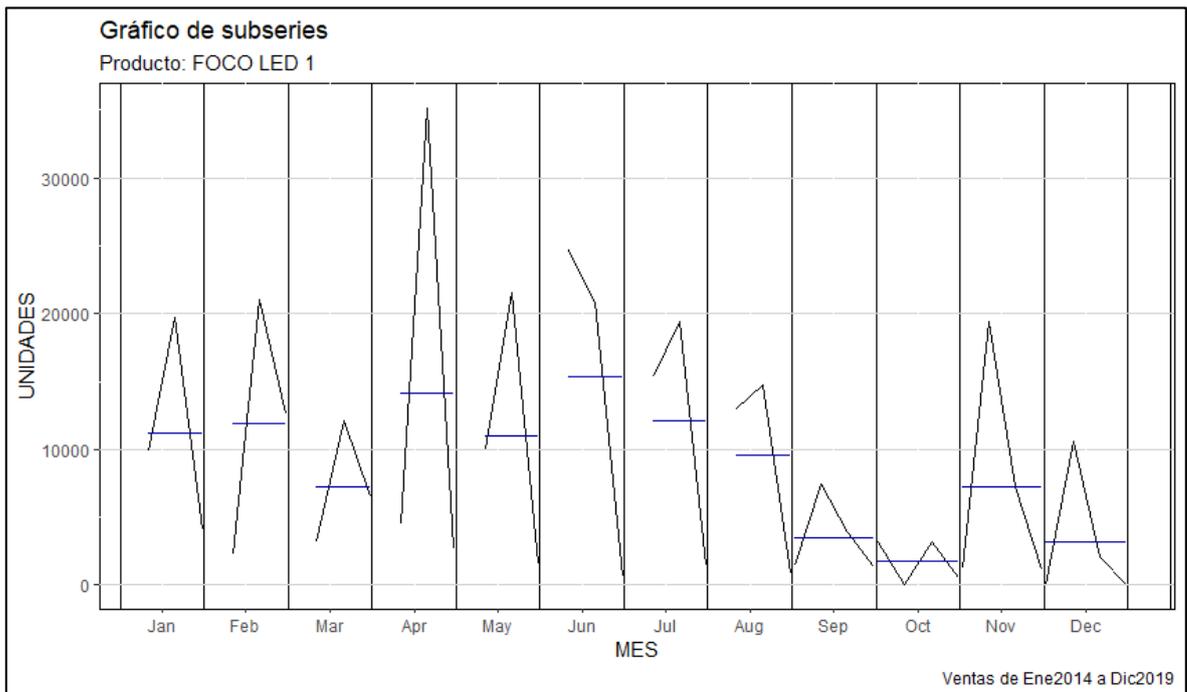
Fuente: Autor

Figura 3-40 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador LED 1



Fuente: Autor

Figura 3-41 Gráfico de subseries - Foco Ahorrador LED 1

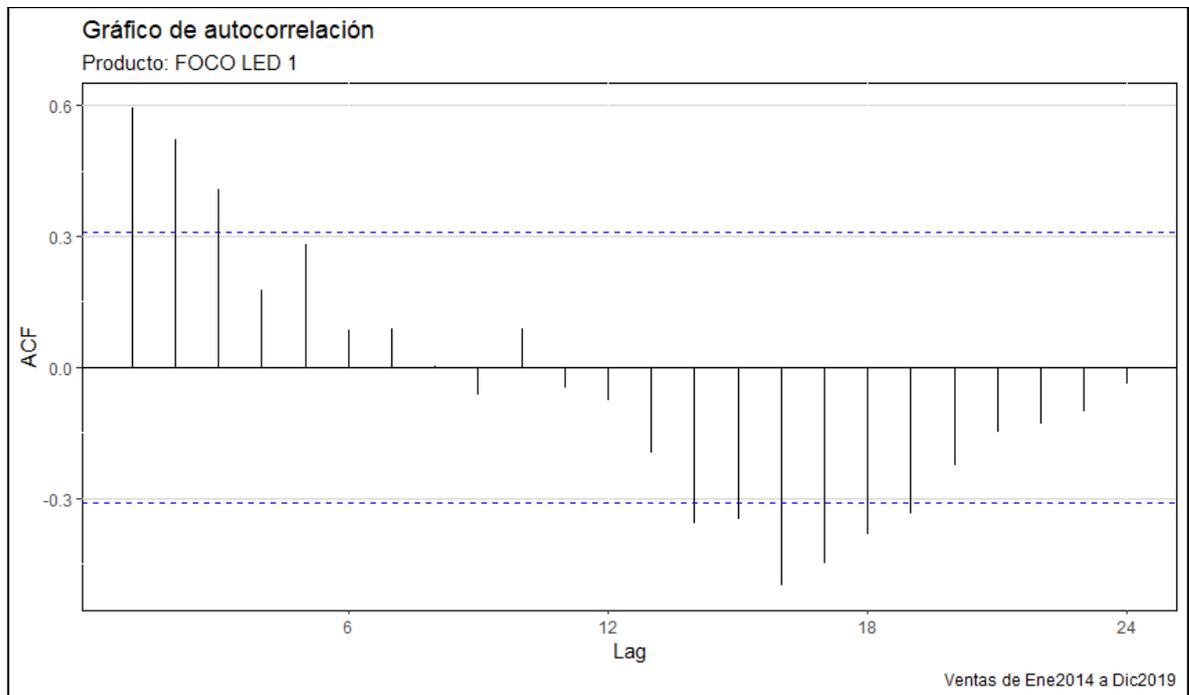


Fuente: Autor

En el gráfico 3-40 no se observa un comportamiento estacional del producto en los diferentes meses del año, aunque si se distingue una disminución de

ventas en los meses de septiembre, octubre y diciembre en casi todos los años y en el gráfico 3-41 se puede ver que tanto la media como la dispersión varía en los diferentes meses.

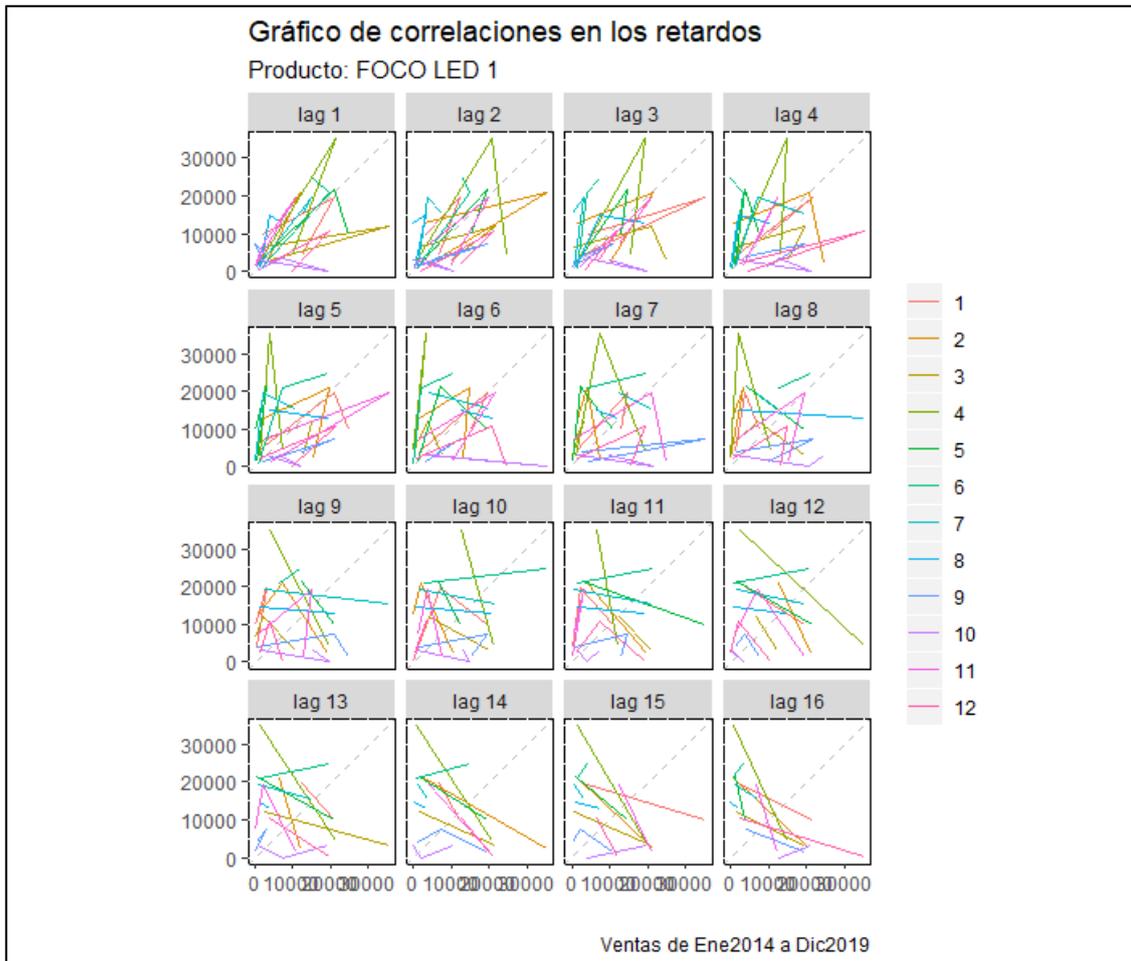
Figura 3-42 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador LED 1



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar que tiene un proceso estacional, y se ve un cambio exponencial, y que existen autocorrelaciones que disminuyen en cada retardo.

Figura 3-43 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador LED 1



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, se puede observar que no existe una aparente relación en algunos retardos.

3.2.1.9 Foco LED 2

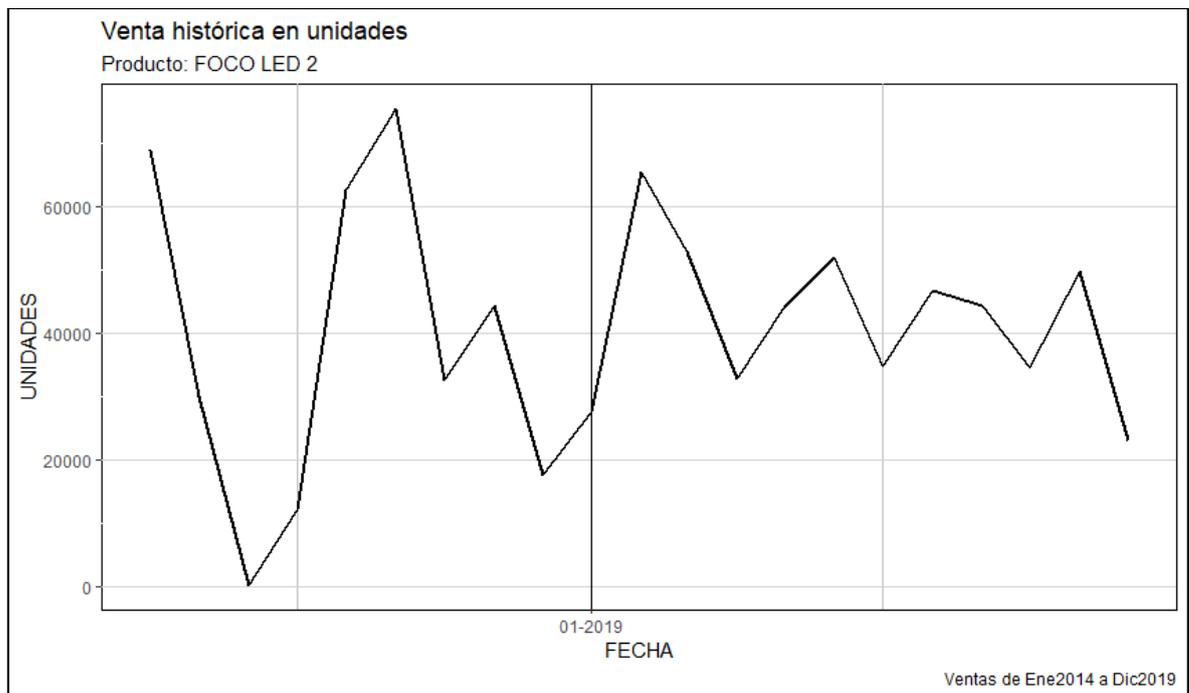
El producto: Foco LED 2, cuya primera venta fue en abril del 2018, tiene una venta promedio de 40.591 unidades, el 25% de las ventas mensuales son menores a 29.931 unidades, el 50% de las ventas mensuales son menores a 44.104 unidades y el 75% de las ventas mensuales son menores a 52.114 unidades, la venta máxima mensual ha sido de 75.613 unidades en septiembre 2018. Se puede observar que si bien el producto tiene una alta venta, tiene menos de 2 años de historia, ya que sólo tiene 21 meses de venta.

Tabla 3-10 Datos Estadísticos Foco LED 2

Mínimo	45
Cuartil 1	29,931
Cuartil 2	44,104
Media	40,591
Cuartil 3	52,114
Máximo	75,613
Varianza	367,867,352
Desviación	19,180

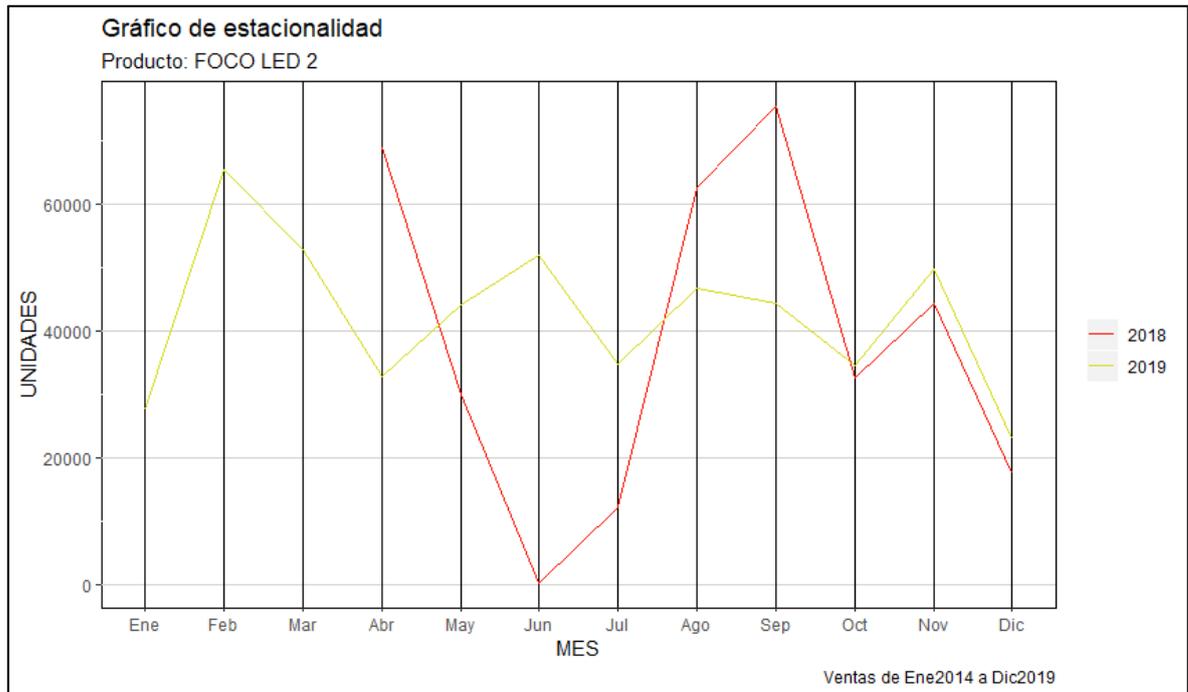
Fuente: Autor

Figura 3-44 Venta histórica en unidades - Foco Ahorrador LED2



Fuente: Autor

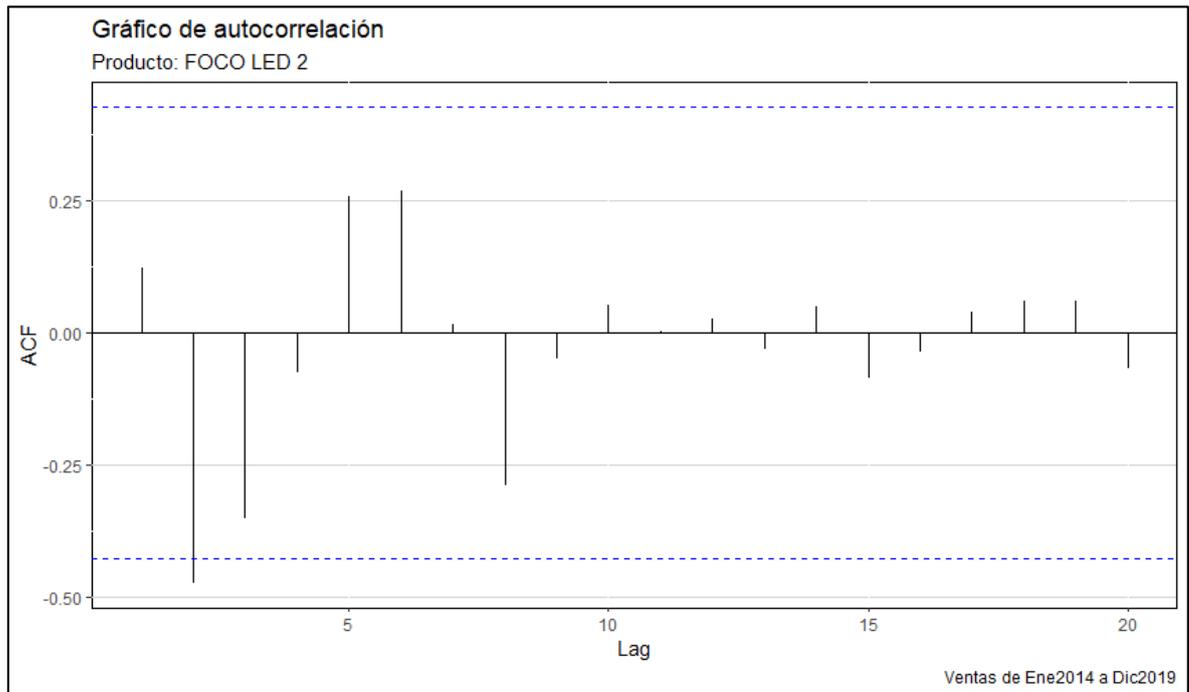
Figura 3-45 Gráfico de estacionalidad - Foco Ahorrador LED 2



Fuente: Autor

En el gráfico estacionalidad se puede apreciar un comportamiento similar en el último trimestre del año, aunque no se puede hacer mayor análisis ni el gráfico de subseries ya que el producto aún no cuenta con suficiente historia.

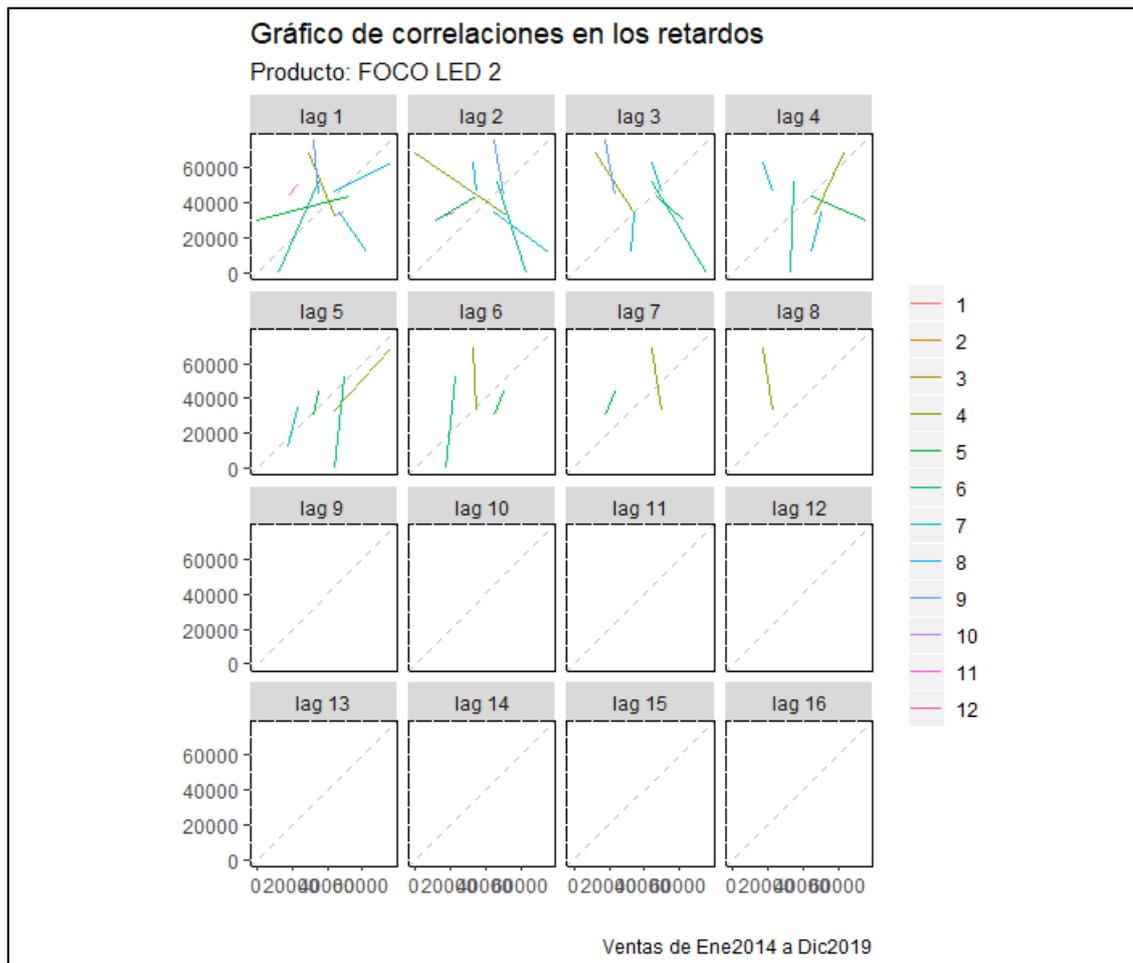
Figura 3-46 Gráfico de autocorrelación - Foco Ahorrador LED 2



Fuente: Autor

El gráfico de autocorrelación permite observar las correlaciones en los valores de la serie de tiempo, separado por k unidades de tiempo, es decir, y_t vs. y_{t-k} permite detectar una correlación significativa en el segundo desfase, y a continuación vienen correlaciones no significativas, por lo que se intuye una media móvil de orden 1, aunque no excede con mucho.

Figura 3-47 Gráfico de correlaciones en los retardos - Foco Ahorrador LED 2



Fuente: Autor

En el gráfico de correlaciones en los retardos se puede observar la relación que existe entre y_t vs. y_{t-k} , para valores de k entre 1 y 16, no tiene suficiente historia para generar información relevante respecto a la serie de tiempo.

CAPÍTULO 4

4. RESULTADOS

En esta sección se presentarán -con la suficiencia necesaria para justificar las conclusiones- los datos recopilados y el análisis de aquellos que hayan resultado relevantes para el discurso que aparecerá a continuación. Se mencionarán todos los resultados significativos, incluso los que van en contra de lo esperado. Se debe incluir tamaños de efecto pequeños (o descubrimientos estadísticos no significativos) cuando la teoría prediga tamaños grandes (o estadísticamente significativos) y no ocultar los resultados incómodos por omisión. Tablas, figuras o fotografías pueden ser usados para presentar los datos en caso de ser posible.

4.1. Reconocimiento del Modelo VAR

Los criterios con los cuales se debe evaluar el p-óptimo para el modelo VAR(p) son algunos conocidos por los modelos univariados ARIMA, estos son:

- Bayesiana de Schwarz (SC)
- Criterio de información de Akaike (AIC)
- Hannan y Quinn (HQ)
- Error de predicción final de Akaike (FPE)

El soporte computacional para obtener estos resultados los encontramos en la librería vars del software que utilizamos R ya que incluye estas funciones adicional la función VARselect() nos permite dar un valor máximo para el modelo para luego optimizar y derogar un número p maximizado

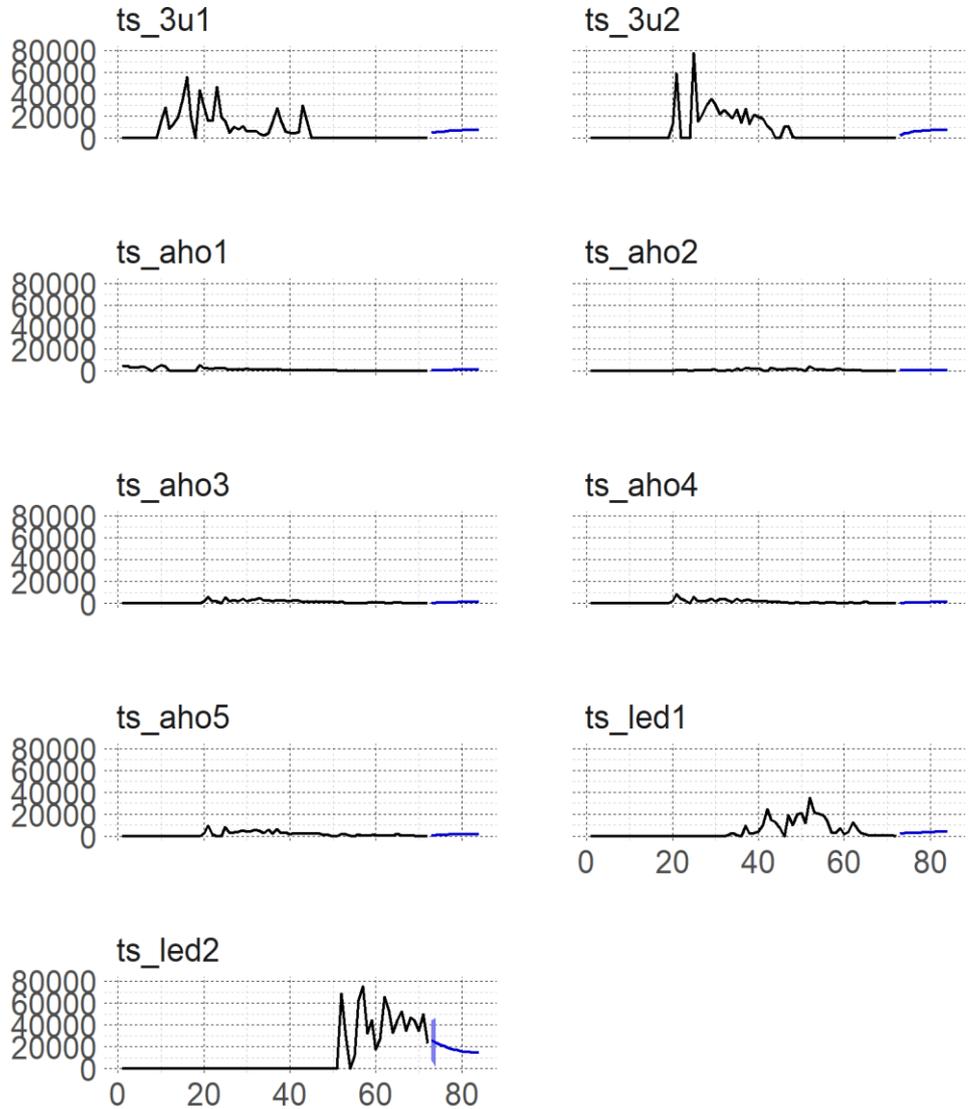
Tabla 4-1 Tabla de criterios de los modelos de los pronósticos

Criterio	Número de retardos					
	1	2	3	4	5	6
AIC(n)	140.0	140.3	140.1	139.5	135.2	127.6
HQ(n)	141.2	142.5	143.4	143.9	140.6	134.1
SC(n)	143.0	145.9	148.5	150.6	148.9	144.1
FPE(n)	6.63E+60	9.68E+60	1.18E+61	1.49E+61	9.96E+59	1.95E+58

Fuente: Autor

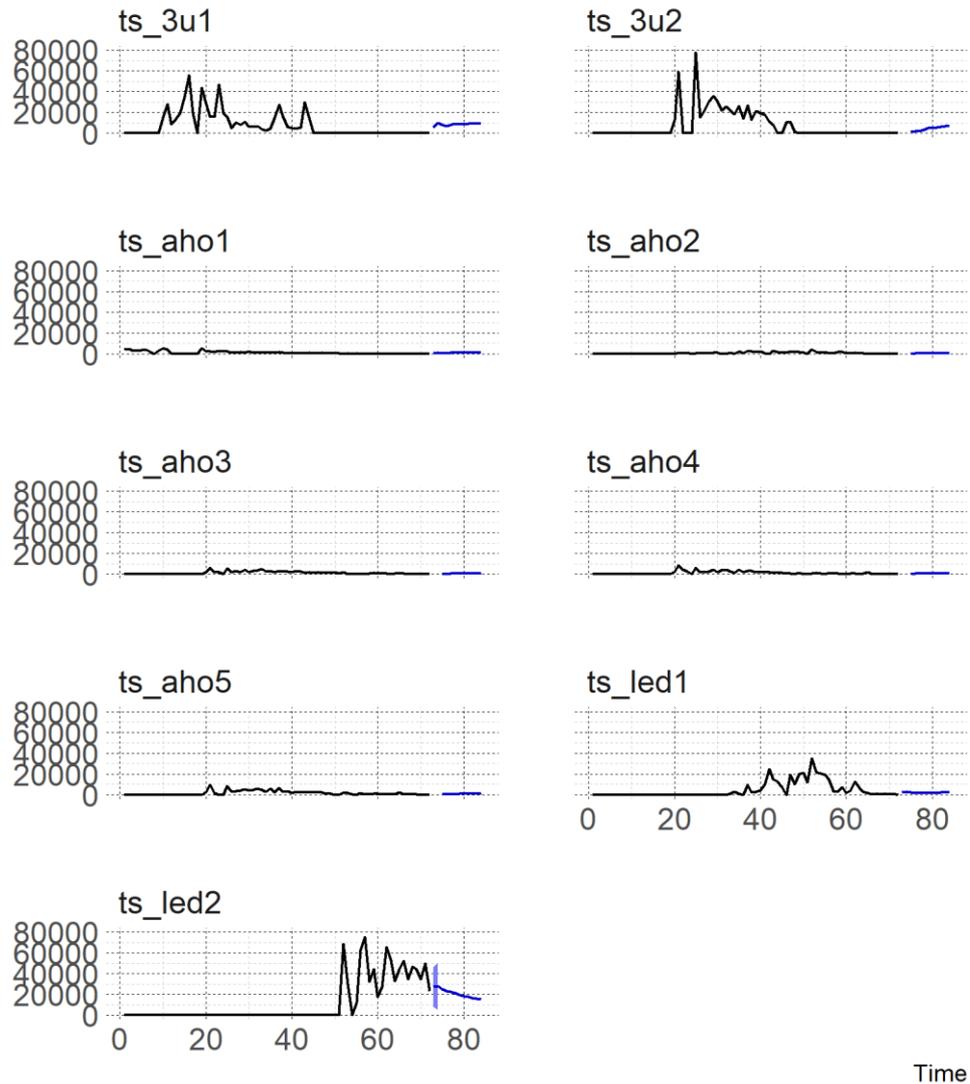
Se puede observar que los criterios son unificados excepto el AIC el cual indica que el óptimo es 6, estas pruebas estadísticas nos dan una sola dirección que es de tomar como máximo retardo 6, para cuestiones de estudio el SC y el HQ proporcionan estimaciones muy consistentes del verdadero orden del lag o retardo mientras que el FPE y AIC sobreestiman el orden del retardo con probabilidad positiva. Analizando todo esto observaremos que el retardo óptimo es 6, sin embargo, en los modelos realizados se comprueba que no es el retardo adecuado para los modelos, por lo que finalmente se trabajó con el retardo de 1.

Pronósticos con el modelo VAR(1)

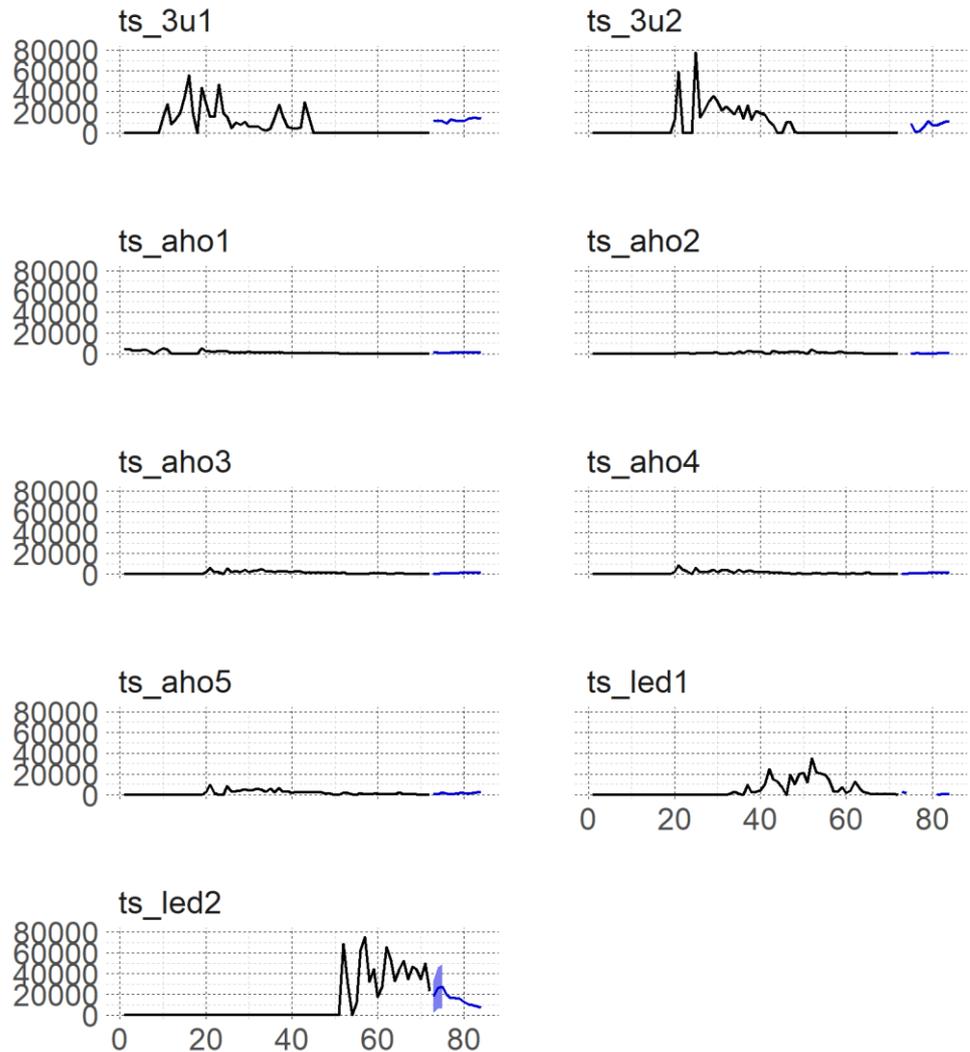


Time

Pronósticos con el modelo VAR(2)

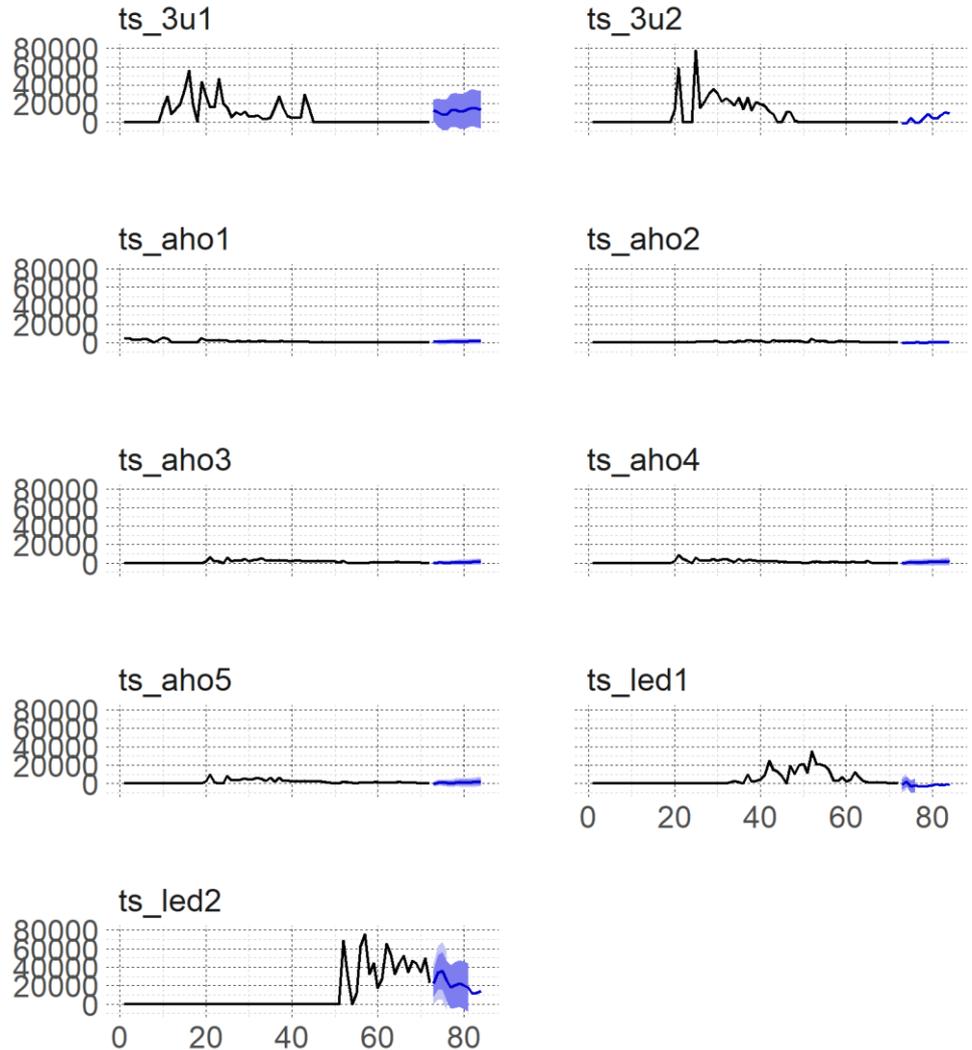


Pronósticos con el modelo VAR(3)



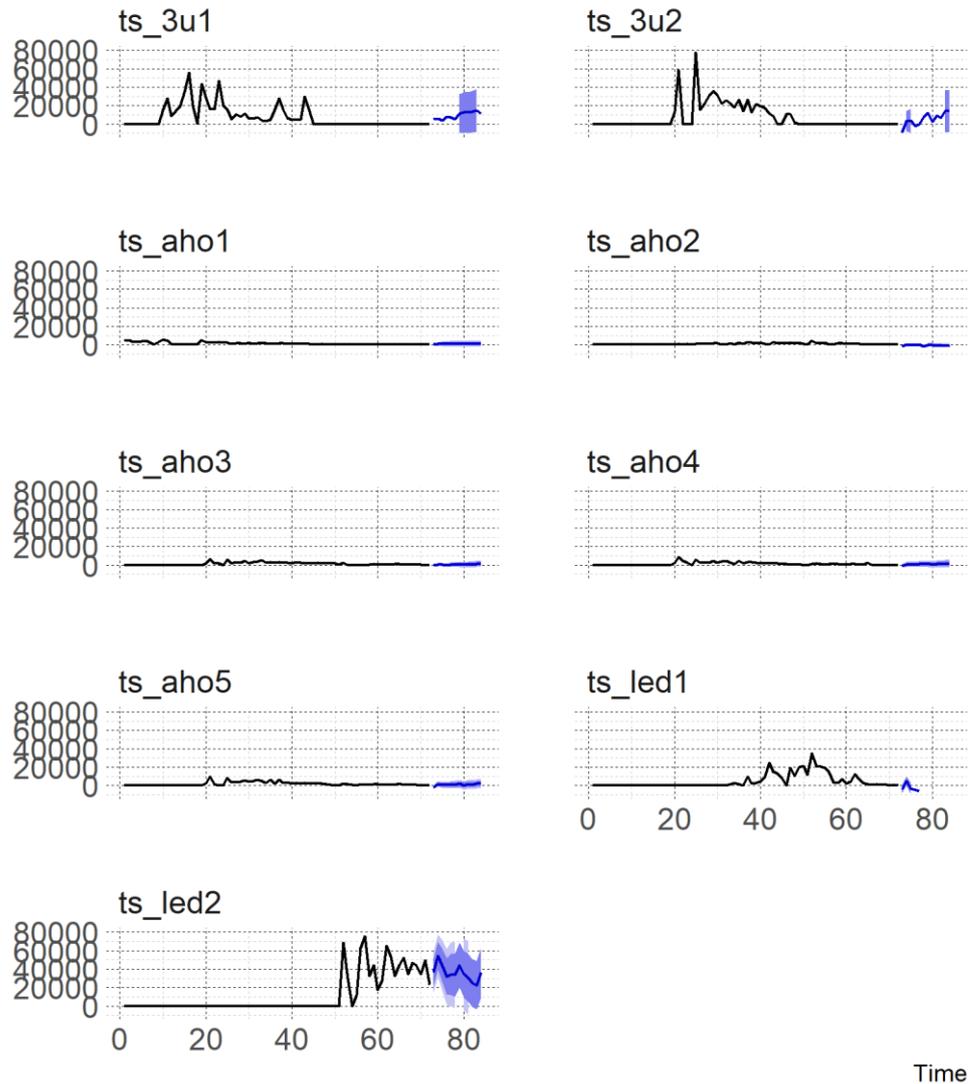
Time

Pronósticos con el modelo VAR(4)

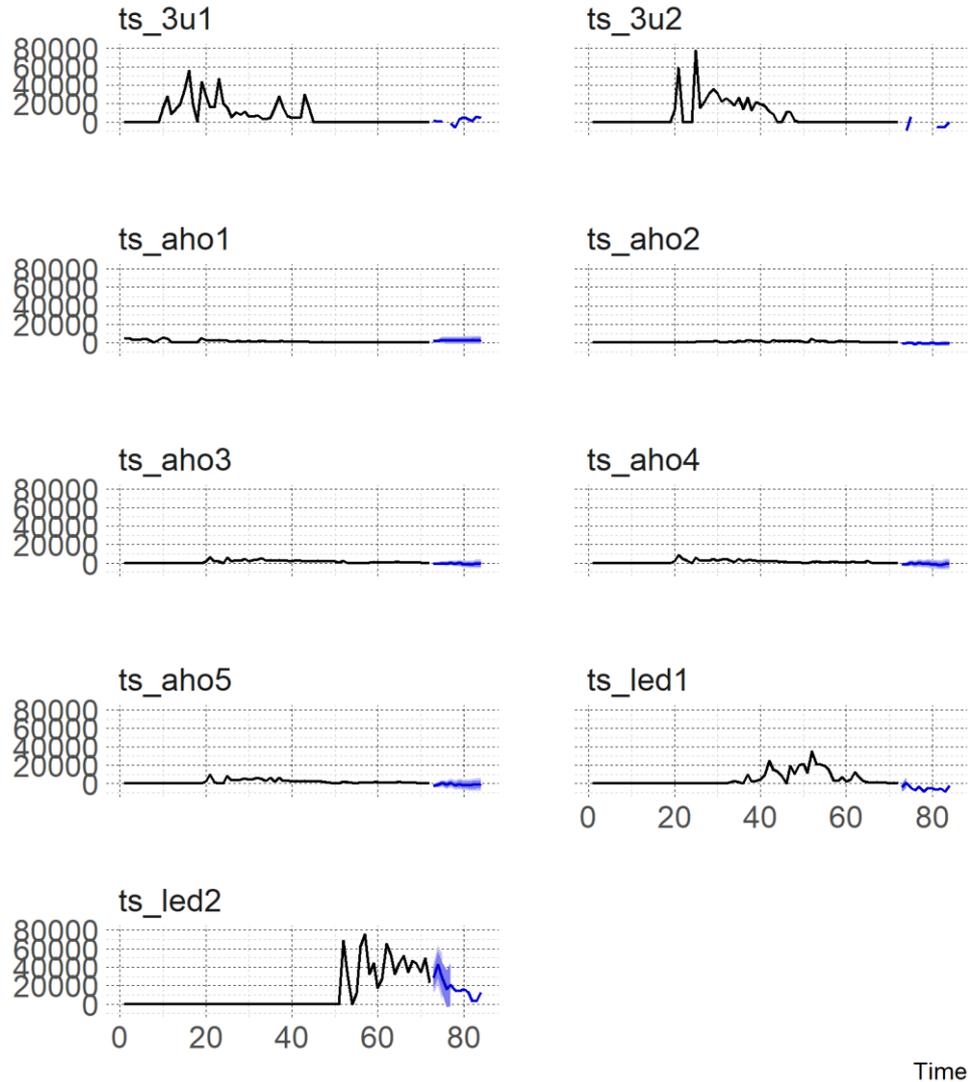


Time

Pronósticos con el modelo VAR(5)



Pronósticos con el modelo VAR(6)



Entre los diferentes resultados de pronósticos con los diferentes valores de p del modelo VAR se puede observar que entre el valor $p=1$, contiene los mejores pronósticos, es decir las proyecciones de los ítems se observan dentro de la tendencia de la serie de tiempo, caso contrario se da en los posteriores que se observan valores negativos que reflejan una inestabilidad del modelo aunque en una auto estimación del valor p recomendaba un valor de 6 este no tiene valores prometedores para un estudio o una toma de decisión para este tipo de productos.

4.2. Test de cointegración

En cada caso se quiere saber si el producto foco ahorrador 4 es causal en el tiempo a las demás variables, para ello se aplicó el test de Granger de causalidad para probar las hipótesis:

Ho: Foco Ahorrador 4 “no causa en sentido de granger” al Producto_i
Vs.

Ha: Foco Ahorrador 4 “causa en sentido de granger” al Producto_i

Aplicamos el Test de Granger de causalidad para formular la hipótesis, que consiste en indicar si la variable (a) tiene un impacto en la variable (b) a lo largo del tiempo. El valor p de la prueba indica que la hipótesis no es rechazada, lo que implica que hay una incidencia de la variable (a) con respecto a la (b) a lo largo del tiempo; en consecuencia, podemos afirmar que este par de variables son óptimas para trabajar con el modelo Vectorial Autoregresivo Var (p).

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco LED 1, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{LED1}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador 4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador 4}), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.0319	0.9998

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco LED 1, el valor p de 0.9998, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco LED 2, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{LED2}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador } 4) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador } 4), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.1234	0.9930

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco LED 2, el valor p de 0.9930, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco 3U 1, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(3\text{U}1), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador } 4) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador } 4), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	5.6335	0.00014

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco 3U 1, el valor p de 0.00014, indicando que existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que en este par de variables existe causalidad en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco 3U 2, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(3\text{U}2), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador } 4) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador } 4), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.3076	0.9302

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco 3U 2, el valor p de 0.9302, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la

hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco ahorrador 1, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorr1}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador 4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador 4}), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	3.6929	0.00393

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco ahorrador 1, el valor p de 0.00393, indicando que existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que en este par de variables existe causalidad en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco ahorrador 2, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorr2}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador 4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador 4}), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.2397	0.9613

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco ahorrador 2, el valor p de 0.9613, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco ahorrador 3, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorr3}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador 4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador 4}), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.4738	0.8246

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco ahorrador 3, el valor p de 0.8246, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

Test de causalidad de Granger entre el producto foco ahorrador 4 y el producto foco ahorrador 5, orden 1.

Modelo 1: $\text{diff}(\text{Ahorrador4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador4}), 1:6) + \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorr5}), 1:6)$

Modelo 2: $\text{diff}(\text{Ahorrador 4}) \sim \text{Lags}(\text{diff}(\text{Ahorrador 4}), 1:6)$

	GL Res.	GL	F	Pr(>F)
1	52			
2	58	-6	0.6694	0.6746

Evaluando la hipótesis con respecto al producto foco ahorrador 5, el valor p de 0.6746, indicando que existe evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se puede afirmar que este par de variables no son causales en ambos sentidos a lo largo del tiempo.

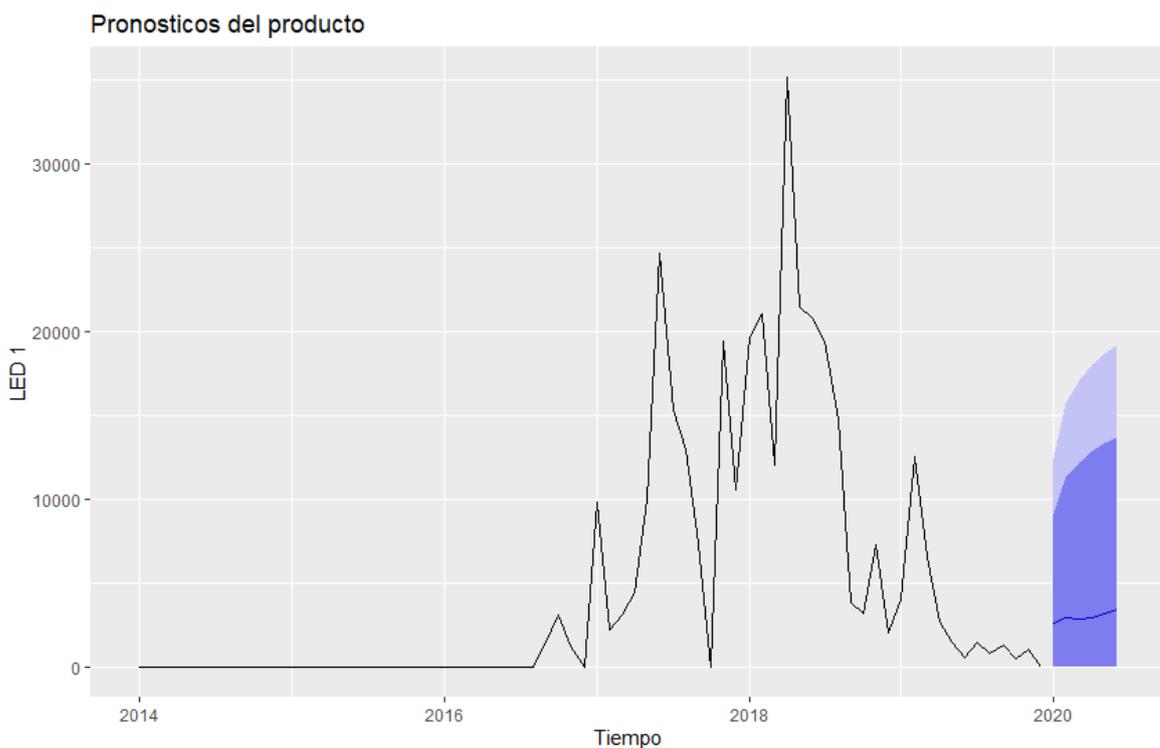
4.3. Modelos de Pronóstico VAR (1)

4.3.1. Producto 1: Foco LED 1

En la Tabla 4-2 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos LED 1, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y

95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el limite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-1 Pronóstico Var(1) del foco LED 1



Fuente: Autor

Tabla 4-2 Pronóstico Var(1) del foco LED 1

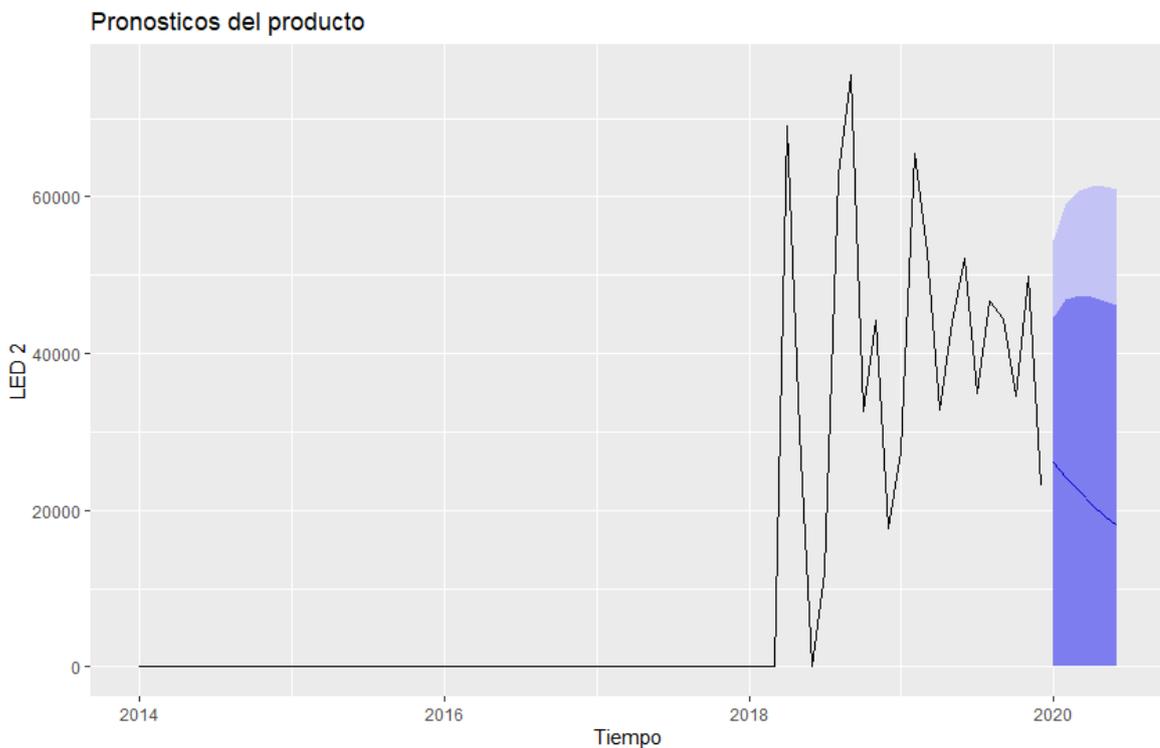
Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	2,644	0	9,082	0	12,490
02-2020	2,963	0	11,324	0	15,750
03-2020	2,892	0	12,209	0	17,141
04-2020	3,020	0	12,848	0	18,050
05-2020	3,228	0	13,350	0	18,709
06-2020	3,436	0	13,733	0	19,184

Fuente: Autor

4.3.2. Producto 2: Foco LED 2

En la Tabla 4-3 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos LED 2, se observa que para este producto existe un decrecimiento con respecto a los valores de la serie, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95, estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-2 Pronóstico Var(1) del foco LED 2



Fuente: Autor

Tabla 4-3 Pronóstico Var(1) del foco LED 2

Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	2,644	0	9,082	0	12,490
02-2020	2,963	0	11,324	0	15,750
03-2020	2,892	0	12,209	0	17,141
04-2020	3,020	0	12,848	0	18,050

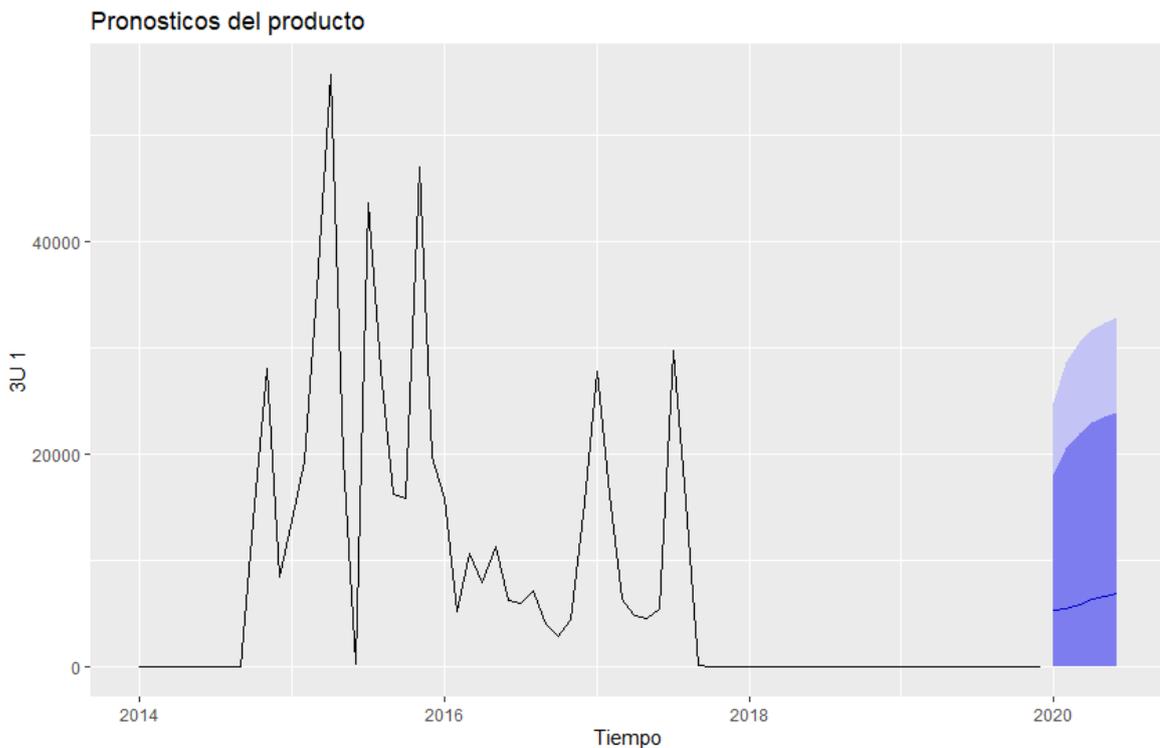
05-2020	3,228	0	13,350	0	18,709
06-2020	3,436	0	13,733	0	19,184

Fuente: Autor

4.3.3. Producto 3: Foco 3U 1

En la Tabla 4-4 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos 3U 1, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-3 Pronóstico Var(1) del foco 3U 1



Fuente: Autor

Tabla 4-4 Pronóstico Var(1) del foco 3U 1

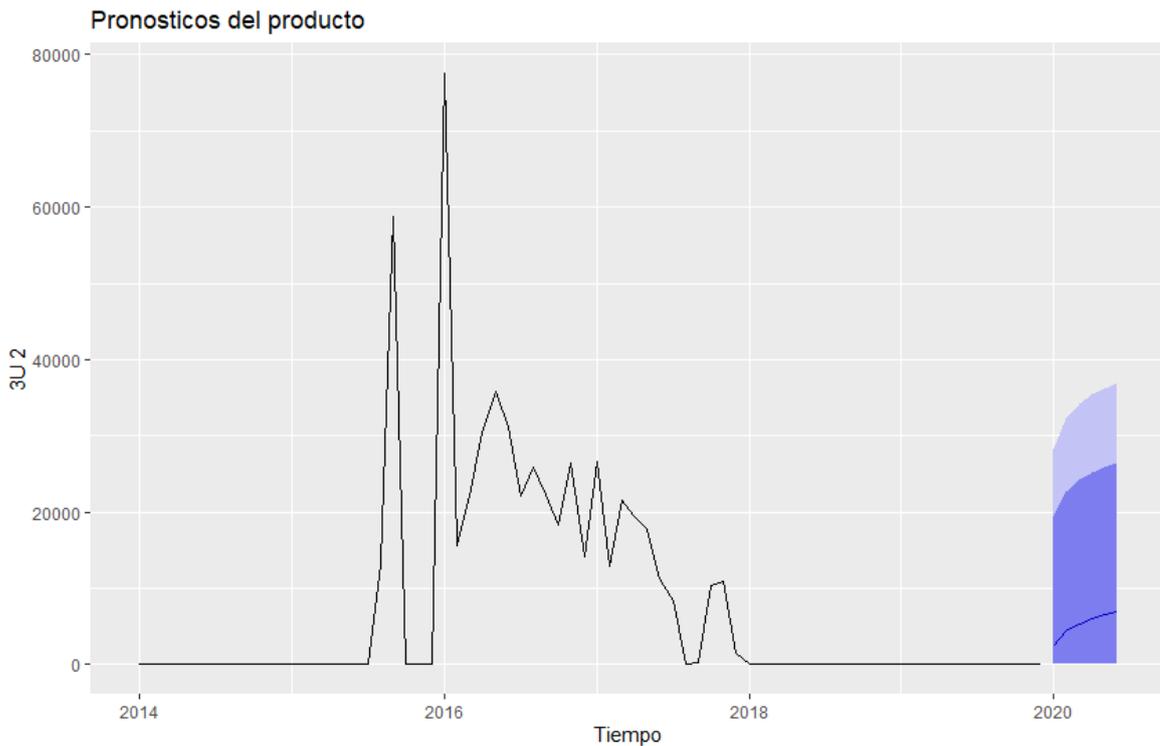
Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	5,381	0	18,096	0	24,827
02-2020	5,457	0	20,559	0	28,554
03-2020	5,902	0	22,022	0	30,555
04-2020	6,352	0	22,948	0	31,733
05-2020	6,674	0	23,500	0	32,407
06-2020	6,914	0	23,856	0	32,824

Fuente: Autor

4.3.4. Producto 4: Foco 3U 2

En la Tabla 4-5 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos 3U 2, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-4 Pronóstico Var(1) del foco 3U 2



Fuente: Autor

Tabla 4-5 Pronóstico Var(1) del foco 3U 2

Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	2,464	0	19,338	0	28,271
02-2020	4,363	0	22,579	0	32,221
03-2020	5,361	0	24,192	0	34,160
04-2020	6,035	0	25,245	0	35,415
05-2020	6,525	0	25,974	0	36,270
06-2020	6,873	0	26,472	0	36,848

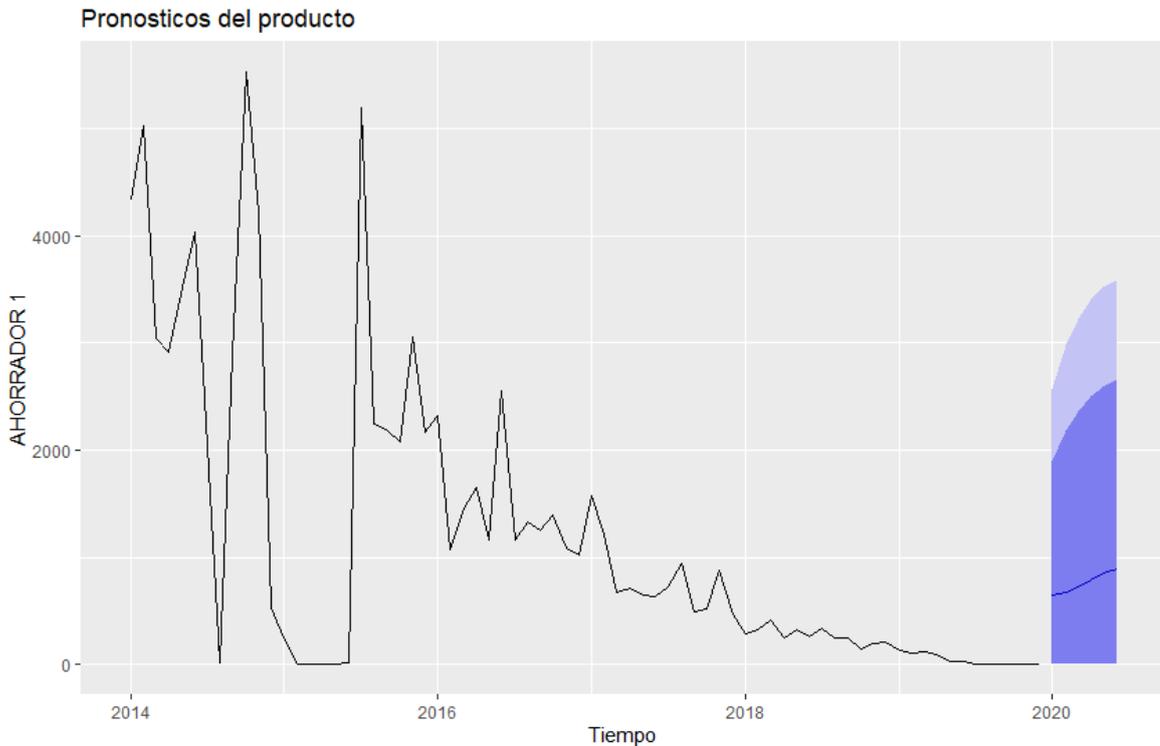
Fuente: Autor

4.3.5. Producto 5: Foco Ahorrador 1

En la Tabla 4-6 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto foco ahorrador 1, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, debido a todas las perturbaciones el

modelo de pronóstico VAR(1) no ajusta de manera adecuada para generar el Forecast final que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-5 Pronóstico Var(1) del foco Ahorrador 1



Fuente: Autor

Tabla 4-6 Pronóstico Var(1) del foco ahorrador 1

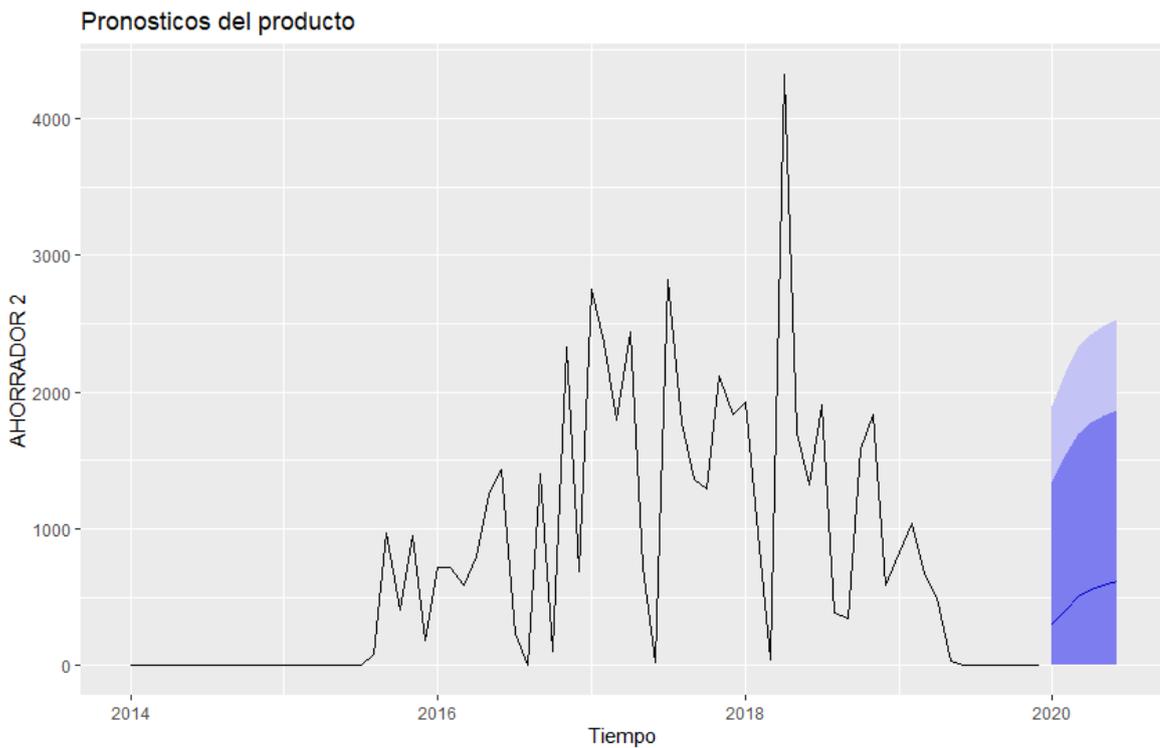
Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	643	0	1,902	0	2,568
02-2020	677	0	2,184	0	2,982
03-2020	725	0	2,359	0	3,224
04-2020	794	0	2,496	0	3,397
05-2020	850	0	2,591	0	3,512
06-2020	892	0	2,655	0	3,589

Fuente: Autor

4.3.6. Producto 6: Foco Ahorrador 2

En la Tabla 4-7 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos ahorrador 2, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-6 Pronóstico Var(1) del foco Ahorrador 2



Fuente: Autor

Tabla 4-7 Pronóstico Var(1) del foco ahorrador 2

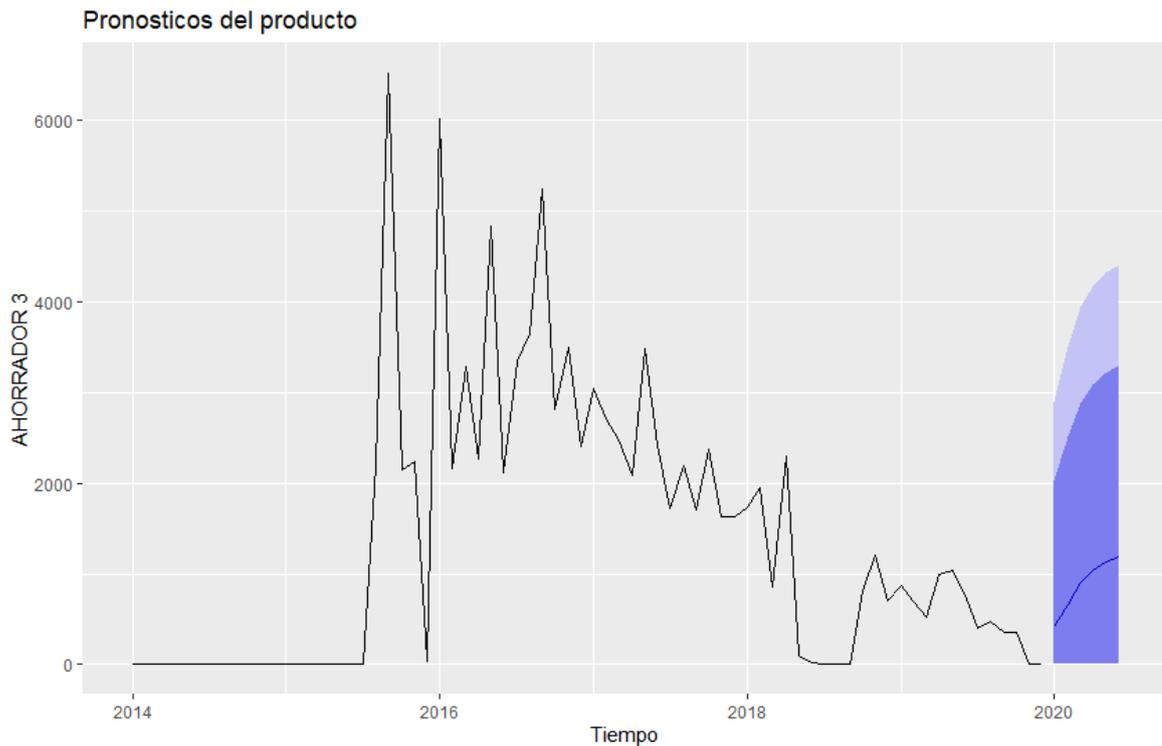
Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	303	0	1,347	0	1,899
02-2020	410	0	1,548	0	2,150
03-2020	507	0	1,698	0	2,328
04-2020	555	0	1,775	0	2,422
05-2020	588	0	1,826	0	2,482
06-2020	618	0	1,867	0	2,528

Fuente: Autor

4.3.7. Producto 7: Foco Ahorrador 3

En la Tabla 4-8 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos ahorrador 3, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-7 Pronóstico Var(1) del foco Ahorrador 3



Fuente: Autor

Tabla 4-8 Pronóstico Var(1) del foco ahorrador 3

Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	413	0	2,028	0	2,882
02-2020	655	0	2,516	0	3,500
03-2020	896	0	2,877	0	3,926
04-2020	1,038	0	3,082	0	4,164
05-2020	1,124	0	3,205	0	4,307
06-2020	1,186	0	3,290	0	4,404

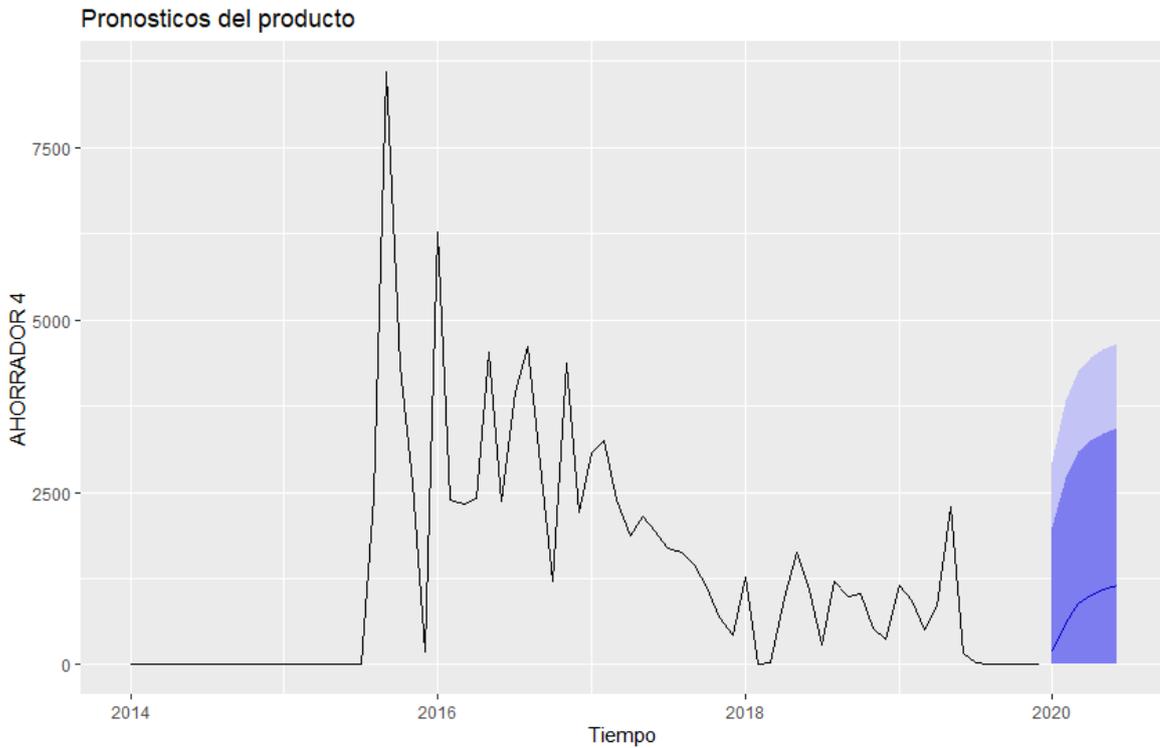
Fuente: Autor

4.3.8. Producto 8: Foco Ahorrador 4

En la Tabla 4-9 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos ahorrador 4, se observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas

perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-8 Pronóstico Var(1) del foco Ahorrador 4



Fuente: Autor

Tabla 4-9 Pronóstico Var(1) del foco ahorrador 4

Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	199	0	1,988	0	2,935
02-2020	610	0	2,720	0	3,836
03-2020	883	0	3,090	0	4,258
04-2020	1,012	0	3,261	0	4,451
05-2020	1,088	0	3,363	0	4,567
06-2020	1,144	0	3,436	0	4,649

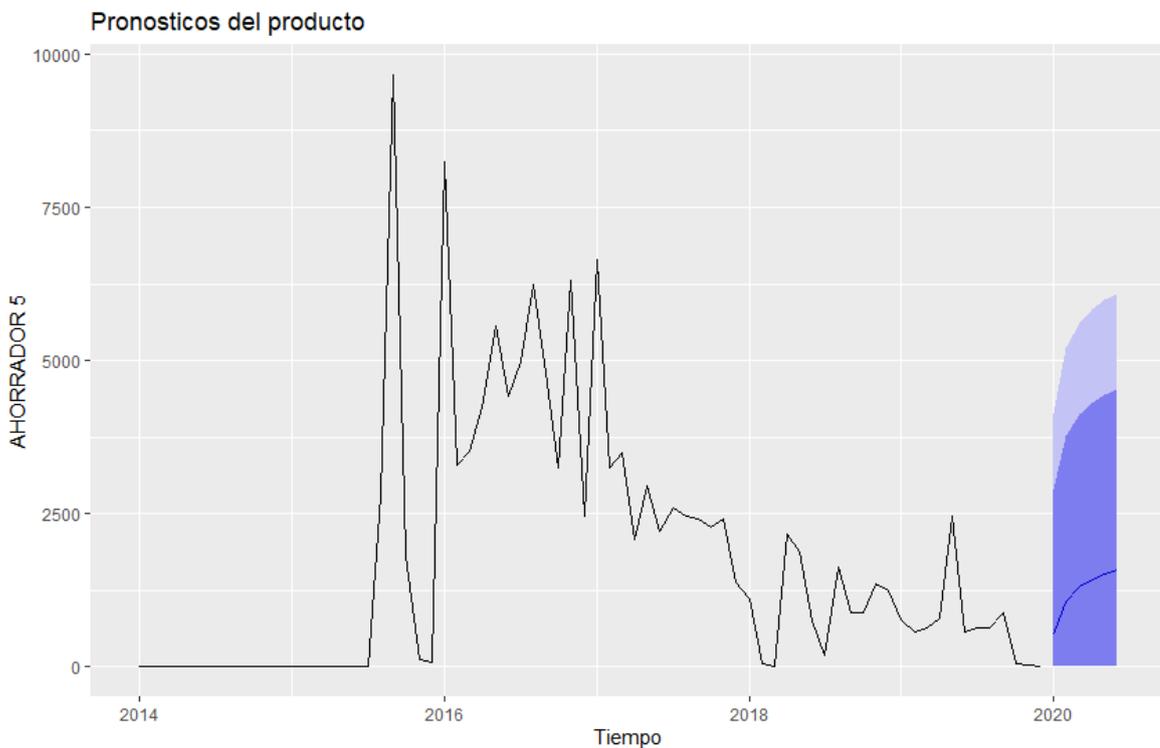
Fuente: Autor

4.3.9. Producto 9: Foco Ahorrador 5

En la Tabla 4-10 se presenta el pronóstico de ventas con respecto al primer semestre del 2020 para la variable del producto focos ahorrador 5, se

observa que para este producto los valores de la proyección no varían en los meses es decir tienen una estructura constante con un ligero aumento mensual, con respecto a la gráfica se puede observar los intervalos de confianza al 80 y 95 , estos valores tienden a ser muy elevados, esto se genera por los altos y bajos en ventas que el producto ha sufrido en el tiempo, además de las ventas en cero en los últimos meses, a pesar de estas perturbaciones el modelo de pronóstico VAR(1) ajusta bien para generar el Forecast final el que nos permita tener un mejor panorama acerca de la estrategia a seguir para este producto. Nótese que el límite inferior de los intervalos de confianza es negativo, por lo que estos valores debemos tomarlos como cero para efectos del mundo real.

Figura 4-9 Pronóstico Var(1) del foco Ahorrador 5



Fuente: Autor

Tabla 4-10 Pronóstico Var(1) del foco ahorrador 5

Fecha	Pronóstico	Bajo 80	Alto 80	Bajo 95	Alto 95
01-2020	532	0	2,889	0	4,137
02-2020	1,067	0	3,768	0	5,197
03-2020	1,312	0	4,126	0	5,617

04-2020	1,438	0	4,314	0	5,836
05-2020	1,528	0	4,441	0	5,983
06-2020	1,595	0	4,531	0	6,085

Fuente: Autor

4.4. Estimación de las ecuaciones del Modelo VAR (1)

VAR Estimation Results:

=====

Endogenous variables: ts_led1, ts_led2, ts_3u1, ts_3u2,
ts_ah01, ts_ah02, ts_ah03, ts_ah04, ts_ah05

Deterministic variables: const

Sample size: 71

Log Likelihood: -5767.119

Roots of the characteristic polynomial:

0.792 0.792 0.6884 0.6884 0.4105 0.2898 0.2898 0.1875 0.0004745

Call:

VAR(y = Base_ts_1, p = 1)

Estimación de la ecuación de producto foco LED 1

$$\begin{aligned} Product_{LED1} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\ & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\ & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const \end{aligned}$$

Tabla 4-11 Estimaciones de la ecuación del foco LED 1

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	0.661	0.109	6.058	9.32E-08
LED 2	-0.079	0.035	-2.260	0.027
3U 1	-0.096	0.055	-1.756	0.084
3U 2	0.070	0.114	0.617	0.540
Ahorrador 1	-0.902	0.500	-1.804	0.076
Ahorrador 2	0.551	0.973	0.566	0.574
Ahorrador 3	1.756	1.056	1.663	0.102
Ahorrador 4	0.410	1.010	0.406	0.686
Ahorrador 5	-2.211	1.055	-2.096	0.040
Constantes	4,407.445	1,466.196	3.006	3.84E-03

Fuente: Autor

Residual standard error: 5023 on 61 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.6326, Adjusted R-squared: 0.5784

F-statistic: 11.67 on 9 and 61 DF, p-value: 2.016e-10

Estimación de la ecuación de producto foco LED 2

$$\begin{aligned} Product_{LED2} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\ & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\ & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const \end{aligned}$$

Tabla 4-12 Estimaciones de la ecuación del foco LED 2

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	0.235	0.312	0.754	0.454
LED 2	0.608	0.100	6.073	8.81E-08
3U 1	-0.193	0.156	-1.234	0.222
3U 2	0.121	0.326	0.370	0.713
Ahorrador 1	-2.418	1.432	-1.689	0.096
Ahorrador 2	-2.759	2.787	-0.990	0.326
Ahorrador 3	-1.573	3.025	-0.520	0.605
Ahorrador 4	2.744	2.894	0.948	0.347
Ahorrador 5	-2.374	3.021	-0.786	0.435
Constantes	12,164.138	4,199.225	2.897	0.005

Fuente: Autor

Residual standard error: 14390 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.602, Adjusted R-squared: 0.5433
 F-statistic: 10.25 on 9 and 61 DF, p-value: 1.967e-09

Estimación de la ecuación de producto foco 3U 1

$$\begin{aligned}
 Product_{3U1} = & Product_{LED1}.l1 + Product_{LED2}.l1 + Product_{3U1}.l1 \\
 & + Product_{3U2}.l1 + Product_{AHO1}.l1 + Product_{AHO2}.l1 \\
 & + Product_{AHO3}.l1 + Product_{AHO4}.l1 + Product_{AHO5}.l1 + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-13 Estimaciones de la ecuación del foco 3U 1

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	0.059	0.215	0.273	0.786
LED 2	-0.153	0.069	-2.215	0.030
3U 1	0.494	0.108	4.589	2.27E-05
3U 2	-0.074	0.225	-0.329	0.744
Ahorrador 1	-1.216	0.988	-1.232	0.223
Ahorrador 2	-2.333	1.922	-1.214	0.229
Ahorrador 3	-1.921	2.086	-0.921	0.361
Ahorrador 4	3.843	1.996	1.925	0.059
Ahorrador 5	-1.112	2.083	-0.534	0.596
Constantes	8,937.705	2,896.046	3.086	0.003

Fuente: Autor

Residual standard error: 9922 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.4456, Adjusted R-squared: 0.3638
 F-statistic: 5.448 on 9 and 61 DF, p-value: 1.803e-05

Estimación de la ecuación de producto foco 3U 2

$$\begin{aligned}
 Product_{3U2} = & Product_{LED1}.l1 + Product_{LED2}.l1 + Product_{3U1}.l1 \\
 & + Product_{3U2}.l1 + Product_{AHO1}.l1 + Product_{AHO2}.l1 \\
 & + Product_{AHO3}.l1 + Product_{AHO4}.l1 + Product_{AHO5}.l1 + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-14 Estimaciones de la ecuación del foco 3U 2

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	-0.319	0.286	-1.116	0.269
LED 2	-0.077	0.092	-0.842	0.403
3U 1	0.150	0.143	1.048	0.299
3U 2	0.005	0.298	0.017	0.987
Ahorrador 1	0.262	1.310	0.200	0.842
Ahorrador 2	-0.406	2.551	-0.159	0.874
Ahorrador 3	2.512	2.768	0.908	0.368
Ahorrador 4	-3.490	2.649	-1.318	0.193
Ahorrador 5	3.340	2.765	1.208	0.232
Constantes	4,240.000	3,843.000	1.103	0.274

Fuente: Autor

Residual standard error: 13170 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.2745, Adjusted R-squared: 0.1675
 F-statistic: 2.565 on 9 and 61 DF, p-value: 0.01428

Estimación de la ecuación de producto foco ahorrador 1

$$\begin{aligned}
 Product_{AHO1} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\
 & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\
 & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-15 Estimaciones de la ecuación del foco ahorrador 1

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	-0.025	0.021	-1.149	0.255
LED 2	-0.016	0.007	-2.348	0.022
3U 1	-0.028	0.011	-2.651	0.010
3U 2	-0.010	0.022	-0.470	0.640
Ahorrador 1	0.567	0.098	5.803	2.50E-07
Ahorrador 2	0.002	0.190	0.013	0.990
Ahorrador 3	-0.030	0.207	-0.144	0.886
Ahorrador 4	0.300	0.198	1.518	0.134
Ahorrador 5	-0.167	0.206	-0.811	0.420
Constantes	1,016.000	286.700	3.543	0.001

Fuente: Autor

Residual standard error: 982.3 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.5531, Adjusted R-squared: 0.4871
 F-statistic: 8.387 on 9 and 61 DF, p-value: 5.112e-08

Estimación de la ecuación de producto foco ahorrador 2

$$\begin{aligned}
 Product_{AHO2} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\
 & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\
 & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-16 Estimaciones de la ecuación del foco ahorrador 2

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	0.041	0.018	2.299	0.025
LED 2	-0.009	0.006	-1.655	0.103
3U 1	-0.001	0.009	-0.155	0.877
3U 2	-0.011	0.018	-0.573	0.569
Ahorrador 1	-0.094	0.081	-1.155	0.253
Ahorrador 2	0.100	0.158	0.633	0.529
Ahorrador 3	0.056	0.171	0.327	0.745
Ahorrador 4	-0.042	0.164	-0.259	0.797
Ahorrador 5	0.154	0.171	0.899	0.372
Constantes	514.832	237.664	2.166	0.034

Fuente: Autor

Residual standard error: 814.2 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.3274, Adjusted R-squared: 0.2282
 F-statistic: 3.3 on 9 and 61 DF, p-value: 0.002449

Estimación de la ecuación de producto foco ahorrador 3

$$\begin{aligned}
 Product_{AHO3} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\
 & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\
 & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-17 Estimaciones de la ecuación del foco ahorrador 3

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	-0.016	0.027	-0.589	0.558
LED 2	-0.014	0.009	-1.584	0.118
3U 1	0.010	0.014	0.729	0.469
3U 2	-0.040	0.029	-1.389	0.170
Ahorrador 1	-0.017	0.125	-0.136	0.892
Ahorrador 2	-0.090	0.244	-0.371	0.712
Ahorrador 3	0.342	0.265	1.291	0.202
Ahorrador 4	-0.252	0.253	-0.995	0.324
Ahorrador 5	0.605	0.264	2.287	0.026
Constantes	730.726	367.658	1.988	0.051

Fuente: Autor

Residual standard error: 1260 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.4299, Adjusted R-squared: 0.3458
 F-statistic: 5.111 on 9 and 61 DF, p-value: 3.768e-05

Estimación de la ecuación de producto foco ahorrador 4

$$\begin{aligned}
 Product_{AHO4} = & Product_{LED1.l1} + Product_{LED2.l1} + Product_{3U1.l1} \\
 & + Product_{3U2.l1} + Product_{AHO1.l1} + Product_{AHO2.l1} \\
 & + Product_{AHO3.l1} + Product_{AHO4.l1} + Product_{AHO5.l1} + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-18 Estimaciones de la ecuación del foco ahorrador 4

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	0.007	0.030	0.226	0.822
LED 2	-0.002	0.010	-0.249	0.804
3U 1	0.024	0.015	1.575	0.120
3U 2	-0.018	0.032	-0.580	0.564
Ahorrador 1	0.092	0.139	0.663	0.510
Ahorrador 2	-0.161	0.270	-0.594	0.555
Ahorrador 3	-0.001	0.294	-0.003	0.998
Ahorrador 4	0.014	0.281	0.048	0.962
Ahorrador 5	0.575	0.293	1.960	0.055
Constantes	253.100	407.400	0.621	0.537

Fuente: Autor

Residual standard error: 1396 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.4011, Adjusted R-squared: 0.3127
 F-statistic: 4.539 on 9 and 61 DF, p-value: 0.0001355

Estimación de la ecuación de producto foco ahorrador 5

$$\begin{aligned}
 Product_{AHO5} = & Product_{LED1}.l1 + Product_{LED2}.l1 + Product_{3U1}.l1 \\
 & + Product_{3U2}.l1 + Product_{AHO1}.l1 + Product_{AHO2}.l1 \\
 & + Product_{AHO3}.l1 + Product_{AHO4}.l1 + Product_{AHO5}.l1 + const
 \end{aligned}$$

Tabla 4-19 Estimaciones de la ecuación del foco ahorrador 5

	Estimate	Std[Error]	t.value	Pr(> t)
LED 1	-0.012	0.040	-0.297	0.768
LED 2	-0.005	0.013	-0.379	0.706
3U 1	0.026	0.020	1.321	0.191
3U 2	-0.025	0.042	-0.607	0.546
Ahorrador 1	0.038	0.183	0.207	0.837
Ahorrador 2	-0.185	0.356	-0.521	0.605
Ahorrador 3	0.527	0.387	1.363	0.178
Ahorrador 4	-0.699	0.370	-1.889	0.064
Ahorrador 5	0.864	0.386	2.238	0.029
Constantes	639.382	536.852	1.191	0.238

Fuente: Autor

Residual standard error: 1839 on 61 degrees of freedom
 Multiple R-Squared: 0.3699, Adjusted R-squared: 0.2769
 F-statistic: 3.978 on 9 and 61 DF, p-value: 0.0004929

Matriz de covarianza de residuos

Tabla 4-20 Matriz de covarianza de residuos

	LED1	LED2	3U1	3U2	AHO1	AHO2	AHO3	AHO4	AHO5
LED1	25,232,905	25,084,116	-6,402,137	-91,994	-923,343	2,052,526	1,157,610	576,045	1,077,792

LED2	25,084,116	206,976,805	-28,477,927	-7,794,715	-2,785,638	2,636,635	1,101,186	1,263,161	2,337,421
3U1	-6,402,137	-28,477,927	98,445,168	1,295,843	3,965,918	254,919	-2,396	743,684	118,124
3U2	-91,994	-7,794,715	1,295,843	173,370,793	1,083,949	2,562,862	14,006,667	15,537,557	21,852,566
AHO1	-923,343	-2,785,638	3,965,918	1,083,949	964,889	-40,556	-53,577	75,825	73,028
AHO2	2,052,526	2,636,635	254,919	2,562,862	-40,556	662,995	361,748	296,090	549,138
AHO3	1,157,610	1,101,186	-2,396	14,006,667	-53,577	361,748	1,586,616	1,508,153	2,017,216
AHO4	576,045	1,263,161	743,684	15,537,557	75,825	296,090	1,508,153	1,948,574	2,349,486
AHO5	1,077,792	2,337,421	118,124	21,852,566	73,028	549,138	2,017,216	2,349,486	3,382,928

Fuente: Autor

Matriz de correlación de residuos

Tabla 4-21 Matriz de correlación de residuos

	LED1	LED2	3U1	3U2	AHO1	AHO2	AHO3	AHO4	AHO5
LED1	1.000	0.347	-0.128	-0.001	-0.187	0.502	0.183	0.082	0.117
LED2	0.347	1.000	-0.200	-0.041	-0.197	0.225	0.061	0.063	0.088
3U1	-0.128	-0.200	1.000	0.010	0.407	0.032	0.000	0.054	0.006
3U2	-0.001	-0.041	0.010	1.000	0.084	0.239	0.845	0.845	0.902
AHO1	-0.187	-0.197	0.407	0.084	1.000	-0.051	-0.043	0.055	0.040
AHO2	0.502	0.225	0.032	0.239	-0.051	1.000	0.353	0.261	0.367
AHO3	0.183	0.061	0.000	0.845	-0.043	0.353	1.000	0.858	0.871
AHO4	0.082	0.063	0.054	0.845	0.055	0.261	0.858	1.000	0.915
AHO5	0.117	0.088	0.006	0.902	0.040	0.367	0.871	0.915	1.000

Fuente: Autor

4.5. Resumen del Modelo VAR (1)

En la connotación de las ecuaciones estructurales del modelo VAR(1)

$(y_t = \phi_0 + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i y_{t-i} + a_t)$ se observan las generalidades de estos modelos de pronósticos que tienen parámetros, los cuales sirven para medir la eficiencia del modelo, los valores de los estadísticos de prueba que se utilizan para poder elegir que constantes son significantes para el estudio, también se indica el valor p y el valor del R cuadrado como un modelo lineal el cual sirve para medir la eficiencia del modelo en general.

Entre los parámetros más importantes está el R cuadrado el cual nos indica la eficiencia de un modelo, para nuestro caso se denota lo siguiente:

- Ecuación 1: (Foco LED 1) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.632, el R cuadrado ajustado es de 0.578 y el valor-p = 2.016e-10, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que los

únicos productos con un coeficiente estadísticamente significativo son LED1, LED2 y Ahorrador5.

- Ecuación 2: (Foco LED 2) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.602, el R cuadrado ajustado es de 0.543 y el valor-p =1.967e-9, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que el único producto con un coeficiente estadísticamente significativo es LED2.
- Ecuación 3: (Foco 3U 1) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.445, el R cuadrado ajustado es de 0.363 y el valor-p =1.803e-5, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que los únicos productos con un coeficiente estadísticamente significativo son LED2 y Foco 3U1.
- Ecuación 4: (Foco 3U 2) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.274, el R cuadrado ajustado es de 0.167 y el valor-p =0.014, lo cual nos dice que a pesar de tener muy baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y que además no existen productos con un coeficiente estadísticamente significativo para el Foco 3U2.
- Ecuación 5: (Foco ahorrador 1) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.553, el R cuadrado ajustado es de 0.487 y el valor-p =5.112e-8, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que los únicos productos con un coeficiente estadísticamente significativo son LED2, Foco 3U1 y Ahorrador 1.
- Ecuación 6: (Foco ahorrador 2) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.327, el R cuadrado ajustado es de 0.228 y el valor-p =0.002, lo cual nos indica que a pesar de tener muy baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que el único producto con un coeficiente estadísticamente es LED1.
- Ecuación 7: (Foco ahorrador 3) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.429, el R cuadrado ajustado es de 0.345 y el valor-p =3.768e-5, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la

ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que el único producto con un coeficiente estadísticamente significativo es Ahorrador5.

- Ecuación 8: (Foco ahorrador 4) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.401, el R cuadrado ajustado es de 0.312 y el valor-p =0.0001, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además no existe algún producto con un coeficiente estadísticamente significativo.
- Ecuación 9: (Foco ahorrador 5) el valor de R cuadrado múltiple es de 0.369, el R cuadrado ajustado es de 0.276 y el valor-p =0.0004, lo cual nos indica que a pesar de tener baja eficiencia el test indica que la ecuación es significativa para el modelo multivariado en general, y además que el único producto con un coeficiente estadísticamente significativo es Ahorrador5.

Estimación de los coeficientes del modelo de pronóstico multivariado Var(1)

Producto 1: Foco LED 1

$$\begin{aligned} Product_{LED1} = & 0.660Product_{LED1.l1} - 0.079Product_{LED2.l1} \\ & - 0.095Product_{3U1.l1} + 0.070Product_{3U2.l1} \\ & - 0.901Product_{AHO1.l1} + 0.550Product_{AHO2.l1} \\ & + 1.755Product_{AHO3.l1} + 0.409Product_{AHO4.l1} \\ & - 2.211Product_{AHO5.l1} + 4407.445 \end{aligned}$$

Producto 2: Foco LED 2

$$\begin{aligned} Product_{LED2} = & 0.235Product_{LED1.l1} + 0.608Product_{LED2.l1} \\ & - 0.192Product_{3U1.l1} + 0.120Product_{3U2.l1} \\ & - 2.418Product_{AHO1.l1} - 2.758Product_{AHO2.l1} \\ & - 1.573Product_{AHO3.l1} + 2.743Product_{AHO4.l1} \\ & - 2.374Product_{AHO5.l1} + 12,164.137 \end{aligned}$$

Producto 3: Foco 3U 1

$$\begin{aligned} Product_{3U1} = & 0.058Product_{LED1.l1} - 0.152Product_{LED2.l1} \\ & + 0.494Product_{3U1.l1} - 0.073Product_{3U2.l1} \\ & - 1.216Product_{AHO1.l1} - 2.332Product_{AHO2.l1} \\ & - 1.921Product_{AHO3.l1} + 3.842Product_{AHO4.l1} \\ & - 1.111Product_{AHO5.l1} + 8937.704 \end{aligned}$$

Producto 4: Foco 3U 2

$$\begin{aligned} Product_{3U2} = & -0.319Product_{LED1.l1} - 0.077Product_{LED2.l1} \\ & + 0.150Product_{3U1.l1} + 0.005Product_{3U2.l1} \\ & + 0.262Product_{AHO1.l1} - 0.406Product_{AHO2.l1} \\ & + 2.512Product_{AHO3.l1} - 3.490Product_{AHO4.l1} \\ & + 3.340Product_{AHO5.l1} + 4,240.000 \end{aligned}$$

Producto 5: Foco ahorrador 1

$$\begin{aligned} Product_{AHO1} = & -0.025Product_{LED1.l1} - 0.016Product_{LED2.l1} \\ & - 0.028Product_{3U1.l1} - 0.010Product_{3U2.l1} \\ & + 0.567Product_{AHO1.l1} + 0.002Product_{AHO2.l1} \\ & - 0.030Product_{AHO3.l1} + 0.300Product_{AHO4.l1} \\ & - 0.167Product_{AHO5.l1} + 1,016.000 \end{aligned}$$

Producto 6: Foco ahorrador 2

$$\begin{aligned} Product_{AHO2} = & 0.040Product_{LED1.l1} - 0.009Product_{LED2.l1} \\ & - 0.001Product_{3U1.l1} - 0.010Product_{3U2.l1} \\ & - 0.093Product_{AHO1.l1} + 0.099Product_{AHO2.l1} \\ & + 0.055Product_{AHO3.l1} - 0.042Product_{AHO4.l1} \\ & + 0.153Product_{AHO5.l1} + 514.831 \end{aligned}$$

Producto 7: Foco ahorrador 3

$$\begin{aligned} Product_{AHO3} = & -0.016Product_{LED1.l1} - 0.013Product_{LED2.l1} \\ & + 0.009Product_{3U1.l1} - 0.039Product_{3U2.l1} \\ & - 0.017Product_{AHO1.l1} - 0.090Product_{AHO2.l1} \\ & + 0.341Product_{AHO3.l1} - 0.252Product_{AHO4.l1} \\ & + 0.604Product_{AHO5.l1} + 730.726 \end{aligned}$$

Producto 8: Foco ahorrador 4

$$\begin{aligned} Product_{AHO4} = & 0.007Product_{LED1.l1} - 0.002Product_{LED2.l1} \\ & + 0.024Product_{3U1.l1} - 0.018Product_{3U2.l1} \\ & + 0.092Product_{AHO1.l1} - 0.161Product_{AHO2.l1} \\ & - 0.001Product_{AHO3.l1} + 0.014Product_{AHO4.l1} \\ & + 0.575Product_{AHO5.l1} + 253.100 \end{aligned}$$

Producto 9: Foco ahorrador 5

$$\begin{aligned} Product_{AHO5} = & -0.011Product_{LED1.l1} - 0.004Product_{LED2.l1} \\ & + 0.026Product_{3U1.l1} - 0.025Product_{3U2.l1} \\ & + 0.037Product_{AHO1.l1} - 0.185Product_{AHO2.l1} \\ & + 0.526Product_{AHO3.l1} - 0.698Product_{AHO4.l1} \\ & + 0.864Product_{AHO5.l1} + 639.381 \end{aligned}$$

Se puede notar que las ecuaciones estructurales de las regresiones del modelo var(1), para cada uno de los productos en los cuales se obtienen los coeficientes del modelo multivariado, tienen la siguiente estructura:

$$\begin{aligned}y_{1t} &= \phi_{10} + \phi_{1,11}y_{1,t-1} + \phi_{1,12}y_{2,t-1} + a_{1t} \\ &\quad \cdot \\ &\quad \cdot \\ &\quad \cdot \\ y_{it} &= \phi_{i0} + \phi_{i,i1}y_{i,t-1} + \phi_{i,i+1}y_{i+1,t-1} + a_{it}\end{aligned}$$

Con estas ecuaciones se pueden determinar los respectivos pronósticos para cada una de las variables, las cuales se les hizo el test de cointegración el cual resulto muy acertado con la variable Producto 4.

CAPÍTULO 5

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

El principal objetivo del proyecto es el de aplicar un modelo de pronósticos multivariados, el cual nos proporcione una guía de cómo llevar el negocio. Entre los pasos más importantes para llegar a obtener conclusiones se dan los siguientes:

El universo de variables con el cual se trabajó constituye una parte fundamental para el modelamiento, a partir de esta premisa, y con la herramienta adecuada, se determina que nuestros datos se adaptaron con mucha determinación dado los indicadores, los cuales sugirieron que el Modelo Multivariante a utilizar es un Vector auto regresivo con $p=6$, sin embargo, en los modelos realizados se comprueba que no es el retardo adecuado para los modelos, por lo que finalmente se trabajó con $p=1$.

Con el desarrollo de las actividades, objetivos planteados y los resultados de los modelos estadísticos elaborados, se establece que:

1. En el caso de prueba de Granger fijamos el producto Ahorrador 4 por tener

los mejores resultados, este producto tuvo una gran acogida con las covariables a las cuales se les hizo el test, las cuales fueron las correspondientes a los productos foco LED1, LED2, 3U1, 3U2, Ahorrador 1, Ahorrador 2, Ahorrador 3, Ahorrador 5.

2. Se puede observar que el modelo $Var(1)$ para el set de datos se ajusta de una manera positiva al momento de realizar los pronósticos de cada uno de los productos, es muy objetivo señalar que este modelo trabaja mediante retardos y ajusta los picos de cada serie de tiempo de ventas.
3. En la matriz de correlaciones de residuos se observó que los focos ahorradores tienen una característica en el tiempo, esto nos indica que las ventas no son tan dispersas al momento de analizarlas en p retardos, lo que nos dice que los clientes prefieren este tipo de modelos de focos a pesar de que en algunos casos las ventas se disparen por otro tipo de ítems.
4. Mediante las ecuaciones estructurales de los modelos se puede observar que el producto LED 1 tiene un mejor ajuste que los demás.
5. En los pronósticos de cada producto en algunos casos existe mucha dispersión con respecto a alguna tendencia o estacionalidad de los datos, este fenómeno se da por el tipo de variable que se pronosticó, aun así el modelo estadístico $Var(1)$, se ajusta a estas altas y bajas y nos propone pronósticos objetivos y ligados a una realidad volátil, esto sirve de guía para el desarrollo comercial de estos productos, todo esto recae en las decisiones comerciales que se tomen mediante estas estimaciones.

5.2. Recomendaciones

Analizar con mucha determinación el modelo Var para así poder obtener más información del comportamiento de los productos en el tiempo.

En el área comercial se recomienda trabajar con este tipo de pronósticos para establecer estrategias a seguir, ya que estos modelos se acoplan bien a las realidades comerciales y a las fluctuaciones de los productos.

Hacer este tipo de análisis frecuentemente, para poder tener un mejor panorama del manejo de las líneas de productos, y así analizar comportamientos en el tiempo y sus efectos.

6. Referencias

- Alberto, J. (2009). Análisis de series temporales. *Revista Ingeniería Industrial, Universidad Complutense de Madrid*, 8(1), 21–33.
- Andreoni, A., & Postorino, M. N. (2006). A Multivariate Arima Model To Forecast air transport demand. *Mediterranea University of Reggio Calabria - Engineering Faculty*. http://web.mit.edu/11.951/oldstuff/albacete/Other_Documents/Europe_Transport_Conference/applied_methods_in_tra/a_multivariate_ari1399.pdf
- Bermejo, M. (2011). *Métodos estadísticos en series temporales no lineales, con aplicación a la predicción de energía eólica* [Universidad Carlos III de Madrid]. <http://www.tdx.cat/handle/10803/78722>
- González, M. (2007). Análisis de series temporales económicas: Modelos ARIMA. *Universidad Del País Vasco*, 169. <https://addi.ehu.es/bitstream/handle/10810/12492/04-09gon.pdf;jsessionid=DBED3DDDAD5E8807059F6551F1A9D16D?sequence=1%0Ahttps://books.google.com.co/books?id=ftqrKnA7dTMC>
- Hossain, M., Al Amin, A. A., & Islam, A. H. M. S. (2018). Modeling and forecasting of climatic parameters: univariate SARIMA versus multivariate vector autoregression approach. *Journal of the Bangladesh Agricultural University*, 16(1), 131–143. <https://doi.org/10.3329/jbau.v16i1.36494>
- Merchán, R. (2016). *Comparación de métodos de predicción Univariado y Multivariados para series de tiempo* (Issue 1). ESPOL.
- Novales, A. (2016). Series temporales. Estacionariedad, raíces unitarias. *Departamento de Economía Cuantitativa, Universidad Complutense*, 1–54.
- Ortega, S., & Santacruz, M. (2014). *Pronóstico multivariado con series de tiempo aplicados al consumo de productos químicos de un campo petrolero del Ecuador* [Escuela Superior Politécnica del Litoral]. <http://www.dspace.espol.edu.ec/xmlui/bitstream/handle/123456789/42063/D-CD102792.pdf?sequence=-1&isAllowed=y>
- Shih, S. Y., Sun, F. K., & Lee, H. yi. (2019). Temporal pattern attention for multivariate time series forecasting. *Machine Learning*, 108(8–9), 1421–1441. <https://doi.org/10.1007/s10994-019-05815-0>
- Tsay, R. S. (2010). Analysis of Financial Time Series: Third Edition. In *Third Edition*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470644560>
- Tsay, R. S. (2014). *Multivariate Time Series Analysis With R and Financial Applications*. JOHN WILEY & SONS.