
**Análisis de planeación de la demanda para
productos perecederos en una empresa de consumo
masivo colombiana de 2017 a 2019**

Presentado por
Karen Yurani Hurtado Diaz
Luis Andrés Olaya Olaya



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Fundación Universitaria Los Libertadores

Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas

Especialización en Estadística Aplicada

Bogotá D.C, Colombia

2019

**Análisis de planeación de la demanda para
productos perecederos en una empresa de consumo
masivo colombiana de 2017 a 2019**

LOS LIBERTADORES
Presentado por
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Karen Yurani Hurtado Diaz
Luis Andrés Olaya Olaya

en cumplimiento parcial de los requerimientos para optar al título

De

**Especialista en Estadística
Aplicada**

Dirigida por

MSc. Juan Camilo Santana

Profesor

Notas de aceptación



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Bogotá DC, Noviembre de 2019.



LOS LIBERTADORES

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Las directivas de la Fundación Universitaria Los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento. Estos corresponden únicamente a los autores y a los resultados de su trabajo.

Agradecimientos

Agradecemos a Dios por bendecirnos la vida, por guiarnos a lo largo de nuestra existencia, ser el apoyo y fortaleza en aquellos momentos de dificultad y debilidad.

Gracias a nuestros padres: Cristóbal y Elizabeth; y, Alberto (Q.E.P.D) y Mary, por ser los principales promotores de nuestros sueños, por confiar y creer en nuestras expectativas, por los consejos, valores y principios que nos han inculcado.

Agradecemos a nuestros docentes de la Fundación Universitaria Los Libertadores, por haber compartido sus conocimientos a lo largo de la preparación de nuestro posgrado, de manera especial, al magister Juan Carlos Santana tutor de nuestro trabajo de grado quien ha guiado con su paciencia, y rectitud como docente.

Índice General

Contenido

Introducción.....	17
Planteamiento del Problema	18
Objetivos	18
Objetivo General.....	19
Objetivos Específicos.....	19
Justificación.....	19
Marco Teórico	21
Sector Retail	21
El Sector Retail En Colombia.....	22
Desperdicio De Alimentos En Colombia	23
Planeación De La Demanda	25
Pronóstico De La Demanda.....	25
Series de tiempo.....	27
Principales componentes de las series de tiempo.	28
Series de tiempo estacionarias.	29
Procesos Autorregresivos - AR(p):	29
Procesos de Medias Móviles - MA(q):	30
Procesos Autorregresivos de Medias Móviles – ARMA (p, q):	30
Series de tiempo no estacionarias.	30
Procesos Autorregresivos de Medias Móviles Integrados – ARIMA (p, d, q):	30
Procesos Autorregresivos de Medias Móviles Integrados con Variables Exógenas – ARIMAX (p, d, q):.....	30
Metodología Box-Jenkins:.....	31
Vectores autorregresivos (VAR):	32
Marco Metodológico	33
Tipo de investigación.....	33
Método Box – Jenkins:	33
Investigación descriptiva:	33
Diseño Metodológico	33
Tipo de estudio:.....	33
Área de estudio:.....	34
Universo y muestra:	34

Métodos e instrumentos de recolección de datos:	35
Plan de tabulación y análisis.....	35
Enfoque.....	35
Análisis y Resultados.....	36
Modelo ARIMAX.....	36
Test Diagnósticos ARIMAX	40
Modelo VAR.	41
Conclusiones y Recomendaciones.....	50

Tabla de Figuras

Figura 3- 1 Desperdicio y pérdida por causa.....	23
Figura 3- 2 Desperdicio y pérdida por grupo alimenticio	24
Figura 3- 3 Proceso iterativo de la metodología Box-Jenkins	32
Figura 4- 1 Merma (pérdida) en valor por categoría	34
Figura 5- 1 Comportamiento Series Stock, Venta, Merma y Compra.....	37
Figura 5- 2 Comportamiento Compra.....	38
Figura 5- 3 Identificación puntos Outliers y Efectos.....	38
Figura 5- 4 Diagnostico Modelo ARIMAX (1,1,1).....	391
Figura 5- 5 Pronóstico Compra Comparativo Muestra Outlier	402
Figura 5- 6 Pronóstico Ajustado Comparativo Merma	413
Figura 5- 7 Series de tiempo de las variables Compra, Merma, Stock y Venta.....	424
Figura 5- 8 Series de tiempo con una diferencia de las variables Compra, Merma, Stock y Venta.....	435
Figura 5- 9 Función de autocorrelación (ACF) de los residuales	446
Figura 5- 10 Descomposición de la varianza en los errores del pronóstico	487
Figura 5- 11 Pronóstico de la Compra entre finales de octubre de 2018 hasta octubre de 2019 (50 semanas)	488

Lista de Tablas

Tabla 3- 1 Atributos de los modelos para la predicción de la demanda	27
Tabla 5- 2 Prueba de test Modelo ARIMAX (1,1,1).....	40
Tabla 5- 3 Prueba raíz unitaria Dickey-Fuller aumentada, ADF	43
Tabla 5- 4 Test de Granger <10%	43
Tabla 5- 5 Aplicación de los tests de Correlación Serial Residual- Normalidad y Heterocedasticidad	44

Análisis de la demanda para productos perecederos en una empresa de consumo masivo colombiana de 2017 a 2019

Karen Yurani Hurtado Diaz¹

Luis Andres Olaya Olaya²

Resumen

El presente trabajo busca consolidar un modelo de pronóstico que permita realizar una mejor planeación de la demanda en una empresa del sector retail de Colombia, utilizando como variables exógenas la merma, stock y ventas, con el fin de disminuir el desperdicio y pérdida de productos perecederos en este sector sin incurrir en pérdidas de oportunidad de venta. Bajo series de tiempo, se realizan dos modelos de tipo Box Jenkins y econométrico, identificando que los mejores modelos para evaluar este objetivo son un ARIMAX (1,1,1) y un VAR (4), los cuales, superan las pruebas de validación de cada uno respectivamente. Sin embargo, se concluye que, si bien la merma es relevante para entender el comportamiento de las otras variables, no es suficiente para generar un pronóstico preciso y, es necesario en estudios futuros utilizar otro método de pronóstico o utilizar variables de otro tipo que convergan entre ellas para realizar un mejor pronóstico.

Palabras clave: Retail en Colombia, compra, merma, stock, venta, series de tiempo, pronóstico, causalidad.

¹ Economista – Universidad Colegio Mayor de Cundinamarca.

² Matemático – Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Demand analysis for perishable products in Colombian mass consumption company from 2017 to 2019

Abstract

The present work seeks to consolidate a forecast model that allows a better planning of the demand in a company in the Colombian retail sector, using as exogenous variables the decrease, stock and sales, in order to reduce the waste and loss of perishable products in this sector without incurring losses of sales opportunity. Under time series, two Box Jenkins and econometric models are carried out, identifying that the best models to evaluate this objective are an ARIMAX (1,1,1) and a VAR (4), which pass the validation tests of each respectively. However, it is concluded that, although the decrease is relevant to understand the behavior of the other variables, it is not sufficient to generate an accurate forecast and, it is necessary in future studies to use another forecasting method or to use variables that converge between them to make a better forecast.

Keywords: Retail in Colombia, purchase, shrinkage, stock, sale, time series, forecast, causality.

Capítulo 1

Introducción

En Colombia Según la FAO el desperdicio de comida es de 9,76 millones, siendo la oferta colombiana disponible de alimentos para consumo humano 28 millones de toneladas al año, esto genera una cierta incertidumbre de preguntarnos, ¿Dónde se genera este desperdicio de alimentos? Y ¿Cómo tomar planes de acción para disminuir el desperdicio de estos?, Según nuestro mismo autor el 21% del desperdicio se da en la etapa de distribución y producción, donde influyen las cadenas de consumo masivo.

Las cadenas de consumo masivo presentan en la actualidad un gran reto y es la de utilizar en sus estrategias la información generada a su favor, la planeación de la demanda es una de estas estrategias, según la consultora Oliver Wain el desperdicio de alimentos se da por el fallo que, en esta planeación, debido a no utilizar técnicas estadísticas adecuadas que permitan disminuir esta pérdida.

Globalmente, como en el país y en el sector de consumo masivo, la mayoría de desperdicio se da en la categoría de productos perecederos, específicamente en la categoría de frutas, verduras y hortalizas. Es por eso que este proyecto se orienta a analizar modelos de planeación de demanda para productos perecederos utilizando las herramientas de series de tiempo y anexando a estos pronósticos variables nuevas como la merma (pérdida de alimentos).

El trabajo se divide en cinco secciones siendo la presente introducción la primera. En la segunda parte se aborda el planteamiento del problema, el cual es desagregado mediante los objetivos y la justificación. En el tercer capítulo se expone de forma breve el marco teórico que aborda las diferentes definiciones necesarias para el desarrollo de este trabajo, el contexto colombiano en materia del sector retail y de desperdicio de alimentos, conceptos y trabajos realizados con anterioridad acerca de planeación de la demanda y conceptos de los modelos que vamos a utilizar. La cuarta parte contiene toda la explicación de la metodología utilizada y la forma en la cual se escogieron los datos que vamos a utilizar. Los resultados de los modelos utilizados son presentados en la quinta sección y Finalmente, en el capítulo sexto se detallan las conclusiones y recomendaciones obtenidas.

Capítulo 2

Planteamiento del Problema

El mercado retail en Colombia lo conforman los grandes hipermercados y almacenes de cadena que ofrecen a los consumidores las mejores opciones de compra de acuerdo con la percepción y a las ofertas que cada una de estas ofrecen por medio de los procesos de logística y abastecimiento, garantizando una buena prestación de servicio al detalle generando ventajas competitivas entre dichas organizaciones. Sin embargo, se presentan eslabones en relación con la cantidad de la orden con respecto a la demanda, es decir, se enfrentan al problema de decidir la cantidad exacta de pedido en función de los productos de temporada o el nivel exacto de inventario, maximizando así el costo generado.

Los eslabones que tienen la mayor participación en la pérdida (merma) y en el desperdicio total son los de producción agropecuaria, es decir, los alimentos perecederos que por sus estrictos requerimientos de calidad, inocuidad y apariencia son de menor vida útil. Razón por la cual, surge la necesidad de pronosticar eventos con el objetivo de poder planear de un modo más eficiente las decisiones a tomar, en particular las causales que permiten que este tipo de fenómenos se presenten en mercado retail pues a pesar de que se constituye un panorama a nivel nacional e internacional, se debería identificar las causas o posibles fallas entre la demanda e inventario.

Teniendo en cuenta los argumentos descritos anteriormente, este trabajo de grado aborda el problema por competencias, en el que se caracterizará por medio de un modelo pronóstico a través de Box-Jenkins multivariado. El problema concretamente lo hemos reducido por medio de la siguiente pregunta de investigación. ¿Es posible consolidar un modelo de pronóstico que permita estimar la demanda, disminuyendo el desperdicio y pérdida de productos perecederos en el sector retail sin incurrir en pérdidas de oportunidad de venta utilizando como variables exógenas la merma, stock y ventas?

Objetivos

Para avanzar en la solución del problema se plantearon los siguientes objetivos:

Objetivo General.

Consolidar un modelo de pronóstico que permita predecir el comportamiento de la demanda futura, disminuyendo el desperdicio y pérdida de productos perecederos en el sector retail sin incurrir en pérdidas de oportunidad de venta.

Objetivos Específicos.

- Reconocer el proceso estadístico que mejor se adecue al cálculo de la demanda real futura para los productos perecederos en el sector retail.
- Aplicar la metodología Box-Jenkins al modelo de pronóstico de la demanda real futura para los productos perecederos, utilizando como variables exógenas la merma, stock y ventas.
- Validar el modelo de pronóstico de los productos perecederos, teniendo en cuenta los años 2017 a 2019. a través del uso de series de tiempo.

Justificación

En Colombia Según la Organización de las Naciones Unidas para Alimentación y Agricultura - FAO el desperdicio de comida es de 9,76 millones, siendo la oferta colombiana disponible de alimentos para consumo humano 28 millones de toneladas al año (FAO, 2016). Así mismo afirman que del total de desperdicio el 20,6% se da en la etapa de distribución y retail.

Y aunque en el sector retail para el caso colombiano se han intentado crear formas de disminución del desperdicio como la donación a bancos de alimentos, este sigue siendo representativo, Pérez afirma que para el eslabón de distribución y retail, se pierden alrededor de 2 millones de toneladas y esto es equivalente a la tercera parte de la comida que entra a Corabastos en un año (Pérez Torres, 2016).

Los productos perecederos son los que mayor porcentaje de desperdicio generan, por su menor tiempo de vida útil y por su mayor sensibilidad al momento del manejo, Según la FAO el 88% del desperdicio se da por productos como Frutas, Vegetales, raíces, tubérculos y pescados.

Para el sector Retail se utiliza el termino de merma para definir a toda disminución del inventario diferente a la venta, esta merma puede ser tanto conocida como desconocida, la merma conocida es aquella que se da por desperdicio o vencimientos del producto y la merma desconocida es aquella que se da por robo, error del proveedor, errores administrativos entre otras, los productos perecederos son un gran reto al momento del control de merma conocida en este sector, según el censo de mermas 2017 los productos perecederos se posicionan como la sección que más impacta en la merma del mismo sector Colombiano (Fenalco, 2017). Igualmente se afirma que para el año 2016 la merma conocida fue de aproximadamente \$269.583'376.898.

La consultora Oliver Wyman divide los momentos típicos del desperdicio de alimentos en cinco; 1. Después de la recolección, 2. En el procesamiento, producción y distribución, 3. En la cadena de suministros del proveedor, 4. En los establecimientos de venta y por último la de los hogares, los momentos donde interviene el sector retail son el 3 y 4, según el mismo autor, los problemas en estos dos momentos son la incorrecta previsión de la demanda y el exceso de inventario de producto fresco en punto de venta. (Oliver Wyman, 2014).

Capítulo 3

Marco Teórico

Sector Retail

Para poder continuar con el trabajo es importante realizar la definición de las variables a estudiar y contextualizar como se encuentra el sector en la actualidad colombiana.

La palabra “Retail” se define como “Comercialización al por menor” o “Venta al detalle”, en estricto rigor, los negocios tipo retail abarcan desde el almacén de nuestro barrio o el quiosco de la esquina hasta las grandes multitiendas e hipermercados, pero como afirman (Kremerman & Duran, 2017), usualmente se utiliza el termino para referirse al rubro de supermercados, tiendas por departamentos, tiendas de marca, grandes superficies, centros comerciales y hay hasta quienes consideran las sucursales bancarias, restaurantes y el comercio online dentro del mismo.

De acuerdo con el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE):

“el sector retail para Colombia abarca los grandes almacenes e hipermercados, corresponden a empresas que combinan los principios que rigen a los supermercados y a las tiendas de bodega. Sus ventas las realiza principalmente al consumidor final y funcionan bajo el esquema de tiendas por departamentos. Se diferencia del supermercado por poseer un tamaño superior a 2.500 m², además de poseer elementos de grandes almacenes o tiendas por departamentos. Tales como integrar servicios diversos, como perfumería, perecederos, abarrotes, gasolina, consumo local, limpieza, bebidas, textil, mercado general y electrónico”

Así mismo se deben conocer las siguientes definiciones:

Merma: Se utiliza el termino de merma para definir a toda disminución del inventario diferente a la venta, esta merma puede ser tanto conocida como desconocida, la merma conocida es aquella que se da por desperdicio o vencimientos del producto y la merma desconocida es

aquella que se da por robo, error del proveedor, errores administrativos entre otras.

Stock: Es la cantidad de mercancías depositadas, o las existencias de un determinado producto, tanto en los almacenes como en la superficie de ventas.

Demanda: Este término se refiere a lo que se está dispuesto a comprar, se diferencia de la compra por ser la adquisición realmente. La demanda refleja una intención, mientras que la compra constituye una acción, para el caso de este estudio la demanda se tomara con base en la compra y al hacer referencia a planeación de la demanda se tomara como sinónimo de compra.

Para poder continuar con el trabajo es importante contextualizar como se encuentra el sector en la actualidad colombiana.

El Sector Retail En Colombia

Los resultados para el sector retail en Colombia según Mall & Retail para el primer semestre del año 2019 fueron mejor de lo esperado. En efecto el crecimiento económico del país según el DANE alcanzó el 3%, siendo el comercio al por mayor y al por menor una de las actividades económicas con mejor desempeño con un crecimiento del 4,6%.

En cuanto ingreso en billones de pesos y su participación porcentual en el mercado colombiano durante 2018, las 10 mejores posiciones las ocupan las siguientes marcas en Colombia:

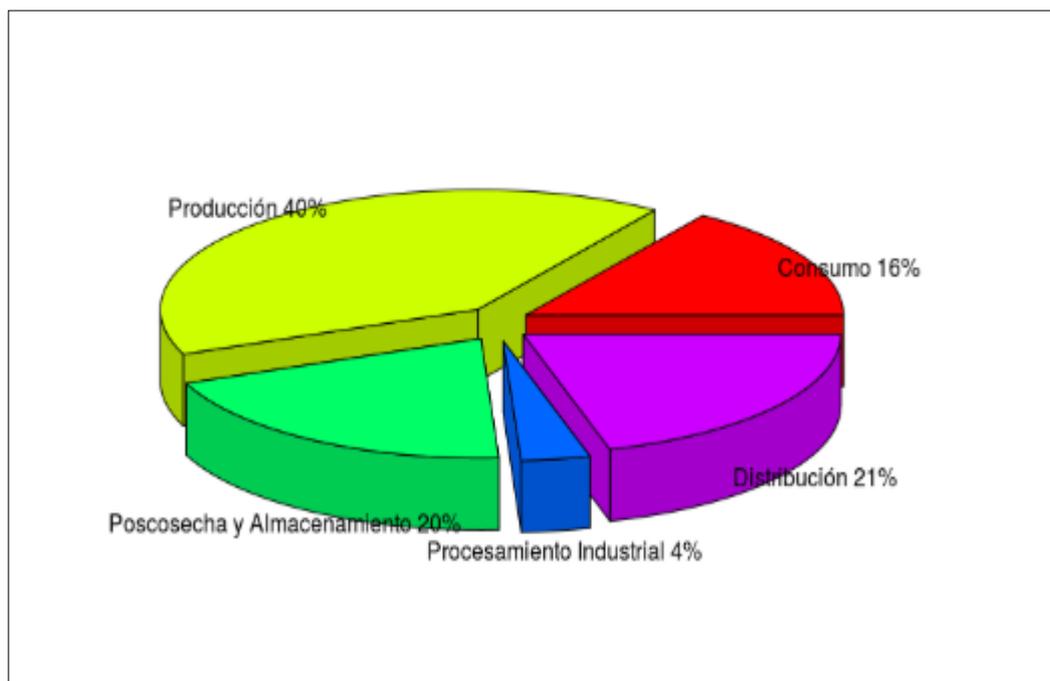
1. Almacenes Éxito: 55 billones (63,3 %).
2. Olímpica: 6,1 billones (7,4 %).
3. Alkosto: 5,7 billones (6,9 %).
4. D1: 3,79 billones (4,5 %).
5. Cencosud: 3,77 billones (4,5 %).
6. Ara: 2,2 billones (2,7 %).
7. Justo y Bueno: 1,6 billones (1,9 %).

8. Makro: 1,3 billones (1,5 %).
9. Price Smart: 1,19 billones (1,4 %).
10. La 14: 1,12 billones (1,3 %).

Desperdicio De Alimentos En Colombia

En Colombia Según la FAO el desperdicio de comida es de 9,76 millones, siendo la oferta colombiana disponible de alimentos para consumo humano 28 millones de toneladas al año (FAO, 2016). Así mismo afirman que del total de desperdicio el 20,6% se da en la etapa de distribución y retail como se ve en la Figura 3-1.

Figura 3- 1 Desperdicio y pérdida por causa



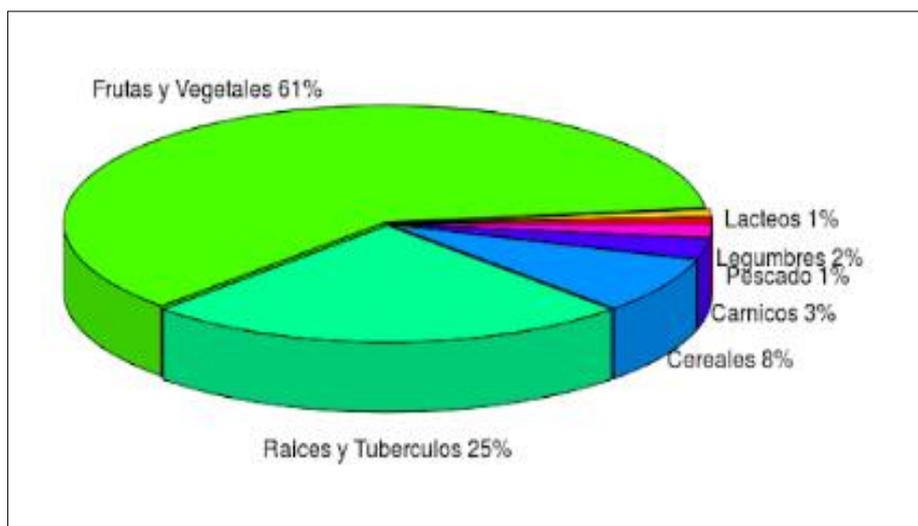
Fuente: (Planeación, 2016)

Y aunque en el sector retail para el caso colombiano se han intentado crear formas de disminución del desperdicio como la donación a bancos de alimentos, este sigue siendo sumamente representativo, Perez afirma que para el eslabón de distribución y retail, se pierden alrededor de 2 millones de toneladas y esto es equivalente a la tercera parte de la comida que entra a Corabastos en un año (Perez Torres, 2016)

Frente a los datos que existen actualmente sobre pérdida y desperdicios de alimentos en el mundo, calculados en su mayoría por la FAO, Colombia tiene un nivel de pérdida y desperdicio similar al promedio mundial. Globalmente, el 33% de los alimentos se pierden y/o merman, mientras el mismo es del 34% en Colombia. En el país como en el mundo las categorías de alimentos que pierden o merman una mayor suma son las frutas y verduras, y las raíces y tubérculos. Sin embargo, en Colombia en estos dos grupos de alimentos existe un promedio sumamente mayor al mundial, en Colombia se pierden o merman el 58 % de las frutas y las verduras y el 49 % de las raíces y tubérculos, comparada con la visión global este porcentaje es del 45 % en ambos grupos. Evidenciando que la pérdida y desperdicio en la categoría de frutas, verduras, raíces y tubérculos en Colombia es la que mayor participación tiene y a la cual debemos centrar la atención del estudio ya que se encuentran en niveles preocupantes.

Visto desde el punto de vista de la categoría de productos perecederos y sin tener en cuenta las demás categorías se muestra que las frutas, verduras, raíces y tubérculos representan un porcentaje sumamente alto esto se debe a su menor tiempo de vida útil y por su mayor sensibilidad al momento del manejo, Según la FAO el 88% del desperdicio se da por productos como Frutas, Vegetales, raíces, tubérculos y pescados (ver Figura 3-2).

Figura 3- 2 Desperdicio y pérdida por grupo alimenticio



Fuente: (Planeación, 2016)

La consultora Oliver Wyman divide los momentos típicos del desperdicio de alimentos

en cinco; 1. Después de la recolección, 2. En el procesamiento, producción y distribución, 3. En la cadena de suministros del proveedor, 4. En los establecimientos de venta y por último la de los hogares, los momentos donde interviene el sector retail o las empresas de consumo masivo son los momentos tres y cuatro, según el mismo autor, los problemas en estos dos momentos son la incorrecta previsión de la demanda y el exceso de inventario de producto fresco en punto de venta. (Wyman, 2014).

El proceso de planificación de la demanda y la toma de decisiones basadas en pronósticos incorrectos mediante la utilización de métodos causales simples y métodos cualitativos subjetivos, ejecutados de forma manual y de las decisiones tomadas con base en ellos, repercuten entre otros en una producción la cual no se ajustada a las necesidades reales de los clientes, a la baja optimización de inventarios, pérdida de oportunidades de ventas al no mantener un adecuado stock de inventario y en general a una deficiente programación de compras. (Suarez Bernal, 2018). Como aclara el anterior autor en el sector se da un proceso de planificación de la demanda inadecuado, basándose en toma de decisiones subjetivas o métodos sencillos que no llevan a un óptimo pronóstico de la demanda, ya que generan un sobrestock generando desperdicio o una falta de producto para la venta. Los artículos que más sufren este sobrestock o desperdicio como mostramos anteriormente son los productos perecederos.

Planeación De La Demanda

Según ProExport en asocio con GS1-Logyca, la Planeación de la Demanda se entiende como un proceso articulado directamente con otros procesos de la cadena, debido a que depende de ellos de manera importante, la gestión de la demanda se articula con la gestión del abastecimiento, de la producción, de los inventarios y de la distribución. Dentro de la Planeación de la demanda hay dos aspectos fundamentales a considerar, que son: “Pronóstico de la Demanda” y “Planeación de Ventas y Operaciones”

Pronóstico De La Demanda

Pronosticar es la ciencia y arte de predecir eventos futuros (Méndez Giraldo, 2003). Pueden ser objetivos o subjetivos, el objetivo se realizado cuando tomamos datos históricos y los proyectamos con algún modelo matemático, el subjetivo dándolo como punto de vista de la

experiencia o también se puede dar una combinación de las dos. Cada una de estas técnicas funciona de forma diferente en cada compañía, Según Zuluaga & Molin (2011), lo que trabaja mejor en una compañía bajo un conjunto de condiciones puede ser un completo desastre en otra organización, o aún en un departamento diferente de la misma firma. Los pronósticos son rara vez perfectos, son costosos y toman tiempo considerable para prepararse y para ser monitoreados (Méndez Giraldo, 2003). Sin embargo, en el mundo de hoy donde estamos aumentando la cantidad de datos que se pueden generar para analizar y así mejorar la toma de decisiones, los pronósticos se vuelven de alguna manera indispensable y mejoran la objetividad para que pueda ser realizado en cualquier ámbito o compañía.

Se han desarrollado varias técnicas de pronósticos que se pueden clasificar principalmente en dos categorías: métodos cuantitativos y métodos cualitativos. Los primeros se usan cuando se tiene disponible información cuantitativa suficiente y están conformado por técnicas estadísticas, basadas en el procesamiento de datos y obtención de resultados de tipo cuantitativo que permiten tomar decisiones sobre la demanda. Los métodos estadísticos se pueden basar en series de tiempo o modelos de series temporales que predicen bajo la premisa de que el futuro es una función del pasado, donde un patrón o combinación de patrones es recurrente en el tiempo y de esta manera, al identificar y extrapolar dicho patrón, se pueden desarrollar pronósticos para periodos subsecuentes o futuros. Otros métodos estadísticos se basan en modelos asociativos o causales o explicativos, en los cuales cualquier variación en los insumos afectará los productos del sistema de manera predecible, suponiendo que la relación es constante. Y el método cualitativo se utiliza cuando la información no es disponible, es un producto nuevo, entre otras, empleando técnicas como el método Delphi, curvas de aprendizaje, curvas logísticas, investigación de mercados, entre otras (Borisov et al., 2008; Heizer y Render, 2010).

Según el estudio sobre planeación de la demanda realizado por la revista Politécnica ISSN, para la elección del mejor modelo de pronóstico de la demanda se deben tener en cuenta varias características como, la dificultad de implantación, el horizonte del tiempo y las características básicas del método. Tomando la siguiente Tabla 3-1 como referencia podemos ver que:

Tabla 3- 1 Atributos de los modelos para la predicción de la demanda

Método	Dificultad de implementación	Horizonte de tiempo	Características básicas
Ingenuo	Baja	Plazo inmediato	No modela los cambios externos
Descomposición	Baja	Inmediato, corto y mediano plazo	No modela los cambios externos
Suavización de Promedios Móviles	Baja	Inmediato y corto plazo	No modela los cambios externos
Suavización exponencial Única	Baja	Inmediato y corto plazo	No modela los cambios externos
Suavización Exponencial Lineal	Baja	Inmediato, corto y mediano plazo	No modela los cambios externos
Suavización Exponencial, Lineal y Estacional	Baja	Inmediato, corto y mediano plazo	No modela los cambios externos
Suavizamiento Exponencial Amortiguado de Tendencia	Baja	Inmediato, corto y mediano plazo	No modela los cambios externos
Método de Box Jenkins	Alta	Inmediato y corto plazo	No modela los cambios externos
Regresión Simple	Baja	Inmediato, corto y mediano plazo	Modela limitadamente los cambios externos
Regresión Múltiple	Alta	Inmediato, corto, mediano y largo plazo	Modela moderadamente los cambios externos
Métodos Econométricos	Experta	Corto, mediano y largo plazo	Modela ampliamente los cambios externos

Fuente: Revista Politécnica ISSN 1900-2351

Así mismo (Zuluaga Mazo, Molina Parra, & Guisao Giraldo, 2015), afirman que la elección de mejor modelo requiere adicionalmente de una identificación previa de la serie temporal asociada al sector en cuestión, pues es claro que como ya le hemos dicho anteriormente en este trabajo la demanda dependerá no solo de la estacionalidad, la tendencia, el ruido y demás patrones del modelo estadístico a escoger; sino del ciclo de vida del producto en este caso los productos perecederos y las variables asociadas al comportamiento del mercado. Esto incluye análisis sectoriales, inteligencia competitiva y monitoreos de entorno, de forma que la incertidumbre en la toma de decisiones sea mínima o en su defecto, controlada como veremos más adelante en este trabajo.

Series de tiempo

Una Serie de Tiempo es un agregado de observaciones sobre valores que toma una variable (cuantitativa) en diferentes momentos del tiempo. Los datos pueden tener diferentes

comportamientos a través del período, estos pueden ser una tendencia, un ciclo, no tener una forma definida o aleatoria, variaciones estacionales (semanal, semestral, anual etc.).

Las observaciones de una serie de tiempo serán denotadas por Y_1, Y_2, Y_t , donde Y_t es el valor tomado por el proceso en el instante t .

Los modelos de series de tiempo tienen una orientación directamente predictiva y en ellos los pronósticos se elaborarán sólo con base al comportamiento pasado de la variable de interés. Podemos distinguir dos tipos de modelos de series de tiempo: los modelos estocásticos y modelos deterministas, los cuales poseen unos comportamientos estacionarios y no estacionarios.

En la actualidad diversas ramas requieren saber el comportamiento futuro de ciertos fenómenos lo cual es útil para prevenir y planificar, es decir, con la información que se obtiene la persona o entidad podrá tener un plano de lo que ocurrirá a mediano o corto plazo, para tomar decisiones útiles para la organización.

Para este trabajo utilizaremos la metodología Box –Jenkins donde la finalidad es identificar y estimar un modelo estadístico, es popular ya que este maneja cualquier serie se estacionaria o no.

Principales componentes de las series de tiempo.

De acuerdo a Adhikari & Agrawal (2013, pág. 12) las series de tiempo pueden verse afectadas por diferentes componentes como:

- **Tendencia:** Comportamiento sostenido de una variable tendiente a disminuir, aumentar o mantenerse estable en el largo plazo. Este comportamiento puede ser descrito de la siguiente forma:

$$X_t = m_t + Y_t$$

Donde m_t hace referencia a la tendencia.

- **Ciclos:** Cambios en el comportamiento de una variable como consecuencia de

circunstancias repetitivas en el mediano plazo.

- **Estacionalidad:** Modificaciones en la conducta de una variable explicadas por la presencia de condiciones estacionales.
- **Aleatoriedad:** Alteraciones en la conducta de una variable por situaciones impredecibles y sin un patrón regular.

La presencia de uno o varios de estos componentes puede dificultar el análisis de las series temporales y su pronóstico. Sin embargo, es posible atenuar o eliminar su presencia convirtiéndolas en estacionarias.

Series de tiempo estacionarias.

Una serie de tiempo es estacionaria cuando “[...] su media y su varianza son constantes en el tiempo y si el valor de la covarianza entre dos periodos depende sólo de la distancia o retardo entre estos dos periodos, y no del tiempo en el cual se calculó la covarianza [...]” (gujarati & Porter, 2010, pág. 740). Matemáticamente puede ser expresado de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}E(Y_t) &= \mu \\var(Y_t) &= E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2 \\ \gamma_k &= E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]\end{aligned}$$

Dentro de los principales modelos de series de tiempo estacionarias se encuentran los procesos Autorregresivos (AR), los procesos de Medias Móviles (MA) y los procesos Autorregresivos de Medias Móviles (ARMA).

Procesos Autorregresivos - AR(p):

Un proceso autorregresivo - AR(p) se encuentra definido por la función:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t$$

Donde (a_t), es el termino de error aleatorio no correlacionado con media cero y varianza constante es decir ruido blanco y (p) corresponde al número de términos autorregresivos.

Procesos de Medias Móviles - MA(q):

Un proceso de Medias Móviles - MA(q) es una combinación de lineal de un promedio medio de los términos de error. Matemáticamente puede ser expresado de la siguiente forma:

$$Y_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}$$

Donde (μ), es constante y (q) hace referencia al número de términos de medias móviles.

Procesos Autorregresivos de Medias Móviles – ARMA (p, q):

Los procesos Autorregresivos de Medias Móviles son un tipo de series de tiempo estacionarias que combinan las características de los procesos AR(p) y MA(q). Puede ser expresado como:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 a_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_q a_{t-q}$$

Series de tiempo no estacionarias.

Procesos Autorregresivos de Medias Móviles Integrados – ARIMA (p, d, q):

En las series temporales no estacionarias se incumplen los supuestos de media y varianza constante en el tiempo. En concordancia con lo anterior, para poder realizar un análisis de la variable de interés se requiere diferenciarla d veces. Matemáticamente se encuentran definidos como:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d X_t = (1 - v_1 B - v_2 B^2 - \dots - v_q B^q) a_t$$

Procesos Autorregresivos de Medias Móviles Integrados con Variables Exógenas – ARIMAX (p, d, q):

Las variables exógenas permiten realizar un mejor estudio en las series de tiempo. A este tipo de procesos se le conocen como ARIMAX (p, d, q) y se encuentran descritos por:

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = X_t + \theta(B)\varepsilon_t$$

Donde X_t , hace referencia a la variable exógena.

Metodología Box-Jenkins:

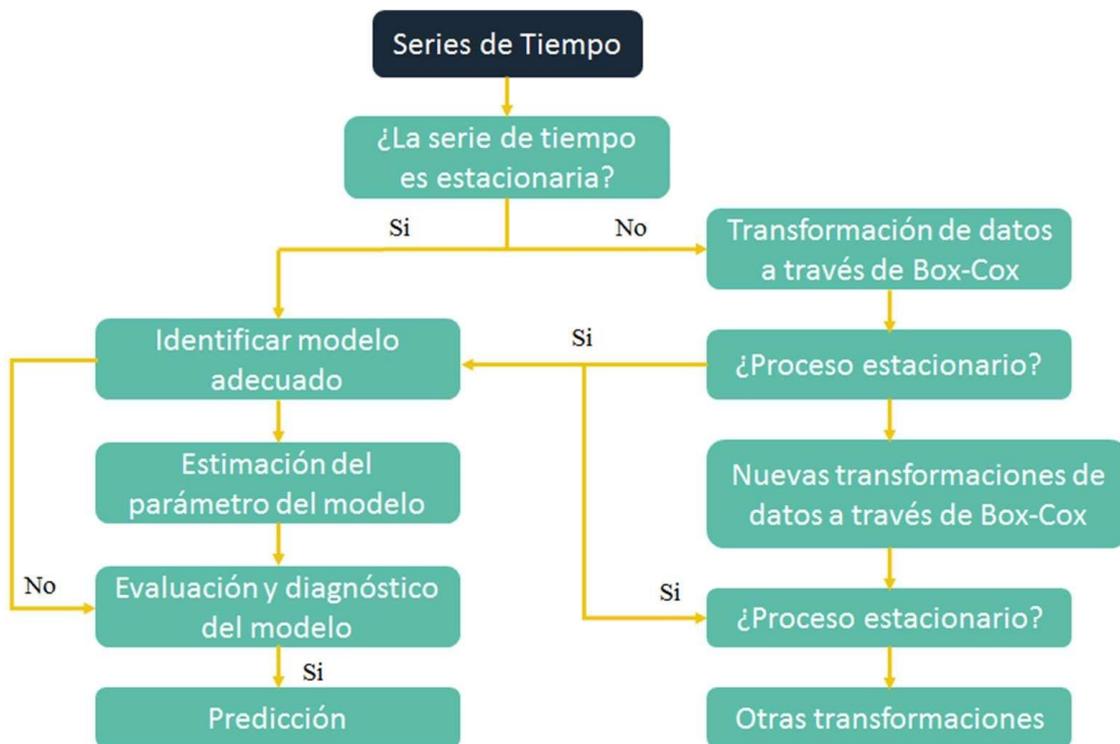
George Box y Gwilyn Jenkins publicaron en la década de los años 70's el libro *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, a través del cual proponen una nueva metodología que permite hallar el mejor ajuste de un modelo, para realizar pronósticos con mayor grado de precisión (Hyndman, 2001, pág. 1).

La metodología Box-Jenkins, también conocida como metodología ARIMA, consiste en un proceso iterativo (Gujarati & Porter, 2010, págs. 777-778) cuyas fases son las siguientes:

- **Identificación:** Consiste en identificar las características de la serie de tiempo y encontrar, a través del auto-correlograma y el auto-correlograma parcial los valores adecuados para p , d y q .
- **Estimación:** Tras hallar los valores de p , d y q adecuados para el modelo se procede a estimar los parámetros de cada uno de ellos.
- **Examen de diagnóstico:** Tras seleccionar un modelo ARIMA se evalúa si el modelo se ajusta a los datos de forma razonable o es necesario estimar otro.
- **Pronóstico:** Con posterioridad a validar la pertinencia del modelo se realiza el pronóstico para un lapso de tiempo determinado.

Este proceso debe ser aplicado hasta encontrar el modelo que mejor se adecue. Para ello, es necesario transitar por las diferentes fases hasta lograrlo, así:

Figura 3- 3 Proceso iterativo de la metodología Box-Jenkins



Fuente: (Guevara, 2019)

Vectores autorregresivos (VAR):

En las series de tiempo también son conocidos los modelos que tienen más de una variable como el VAR. Utilizamos este modelo del tipo vector autorregresivo (VAR) cuando deseamos determinar las interacciones simultáneas entre un grupo de variables. Un VAR es un modelo de ecuaciones simultáneas desarrollado por un método de ecuaciones de forma reducida sin delimitar. Que sean ecuaciones de forma reducida quiere decir que los valores contemporáneos de las variables del modelo no aparecen como variables explicativas en ninguna de las ecuaciones. Por el contrario, el conjunto de variables explicativas de cada ecuación está constituido por un bloque de retardos de cada una de las variables del modelo. Para (Alfonso Navales 2014) El modelo VAR es muy útil cuando existe evidencia de simultaneidad entre un grupo de variables, y que sus relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos.

Capítulo 4

Marco Metodológico

Tipo de investigación

Para poder consolidar un modelo que permita generar un pronóstico del comportamiento de la demanda disminuyendo el desperdicio y pérdida de productos perecederos en el sector retail y la incidencia de variables exógenas merma, stock y ventas, se utiliza un tipo de investigación mixta, pues se combina el método Box-Jenkins y el descriptivo.

Estos métodos componen un panorama más completo, puesto que permite describir, analizar, estudiar y conocer el comportamiento de la demanda disminuyendo el desperdicio y pérdida de producto perecederos con variables exógenas como la merma, stock y ventas de forma simultánea.

Método Box – Jenkins:

El objetivo principal de la metodología Box – Jenkins es realizar la identificación, estimación, examen diagnóstico y pronóstico de un modelo estadístico que puede ser interpretado como generador de la información de la muestra. En este sentido, si el modelo estimado es usado para la predicción debe suponerse que las características de la serie son constantes en el tiempo, especialmente para los periodos futuros.

Investigación descriptiva:

El presente proyecto cabe dentro de la investigación descriptiva al considerar que se pretende identificar el comportamiento de la demanda disminuyendo el desperdicio y pérdida de productos perecederos en el sector retail y la incidencia de variables exógenas merma, stock y ventas, mediante herramientas y técnicas estadísticas con la finalidad de establecer una posible conducta de la variable a futuro.

Diseño Metodológico

Tipo de estudio:

En el presente proyecto se utiliza la metodología Box-Jenkins para generar un modelo ARIMAX y un modelo econométrico VAR para calcular la correlación entre el comportamiento de la demanda disminuyendo el desperdicio y pérdida de producto perecederos en el sector retail y la incidencia de variables exógenas como la merma, stock y ventas para generar un pronóstico de su posible comportamiento a futuro.

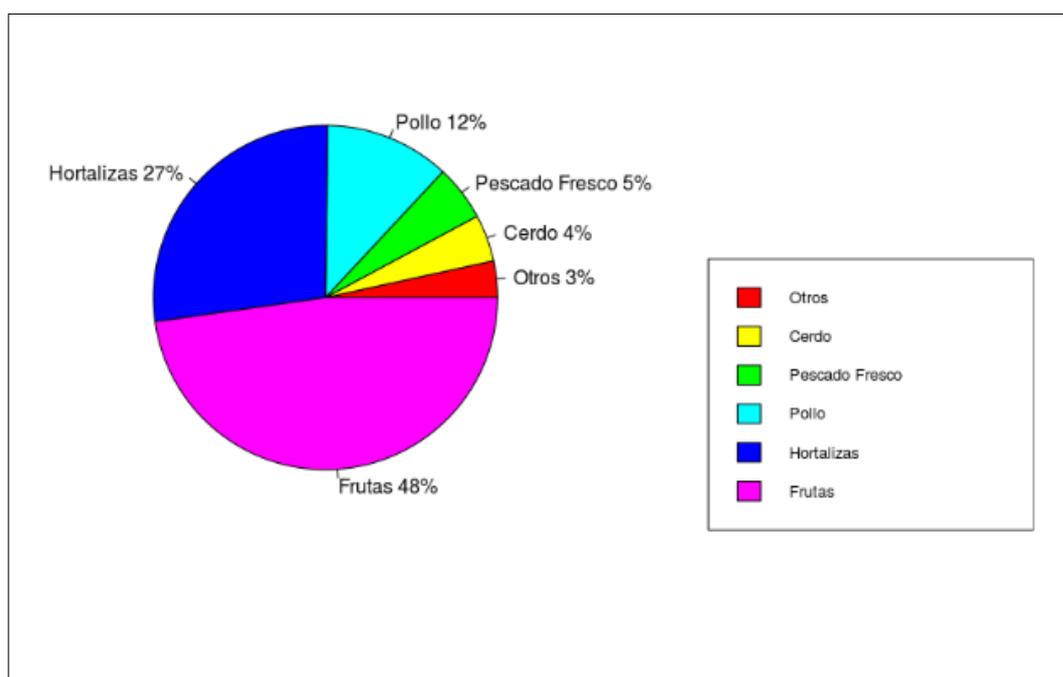
Área de estudio:

El área de estudio comprende el sector retail en Colombia, dentro del cual se considera indicadores como la merma de los productos perecederos y la demanda y venta de los mismos.

Universo y muestra:

El universo del presente trabajo corresponde a las categorías de alimentos perecederos con menor tiempo de duración estos son entre 1 a 7 días, de los cuales se escogen aquellas categorías que mayor pérdida en valor representan en la compañía ver Figura 4.1, estas categorías son la frutas con la mayor participación en un 48%, las hortalizas con el 27.44%, pollo con el 11.75%, pescado fresco con el 5.21% y carne de cerdo con el 4.41%.

Figura 4- 1 Merma (pérdida) en valor por categoría



Fuente: Realización propia

De estas categorías se toman las variables compra, merma, stock y ventas con información del 01 de enero de 2017 al 12 de octubre de 2019 manejado de forma semanal y en cantidad de unidades, la variable de interés o la que se quiere predecir dentro del estudio es la de Compra, tomando las variables Merma (pérdida), Stock y Ventas.

Métodos e instrumentos de recolección de datos:

Se utilizan los datos de una empresa del sector retail en Colombia. Estos datos están expresados diariamente y se miden de forma semanal, se limita el análisis al periodo comprendido entre el 01 de enero de 2017 al 12 de octubre de 2019, arrojando un total de 145 observaciones por cada una de las variables, las cuales se ajustan mediante la función logaritmo para dar estabilidad y se dividen por 1000 para facilitar el entendimiento de estas, debido al gran volumen de unidades.

Plan de tabulación y análisis.

Con la principal finalidad de cumplir con cada uno de los objetivos planteados se realizan las adecuaciones necesarias a cada una de las variables para con posterioridad, realizar un tratamiento estadístico que permita utilizar la metodología Box-Jenkins en R-Studio. De esta forma, se realiza un acercamiento gráfico, se establecen distintos modelos ARIMAX (p,d,q) seleccionando el mejor y evaluando su pertinencia para generar un pronóstico.

Enfoque.

Se utiliza un enfoque mixto, pues se evalúan aspectos cuantitativos, correspondientes a las características de la demanda disminuyendo el desperdicio y pérdida de producto perecederos en el sector retail y la incidencia de variables exógenas merma, stock y ventas de carácter continuo, y subjetivos por medio de los cuales se busca entender el comportamiento y la correlación entre dichas variables.

Capítulo 5

Análisis y Resultados

Modelo ARIMAX.

El análisis se encuentra dividido en dos muestras *in-sample* para estimar los parámetros del modelo y diagnosticarlo, la muestra *out-sample* para evaluar el desempeño del pronóstico, de la siguiente manera:

Enero de 2017 a 15 de octubre del 2018 con 95 datos semanales (*in-sample*) y la otra muestra desde el 16 de octubre del 2018 a 01 de octubre del 2019 conformado por 50 semanas (*out-sample*), se toma por semanas ya que como se indicó en el marco metodológico estos productos tienen un tiempo de vida útil máximo de 7 días y si el producto se merma el impacto se tendrá en la misma semana, por lo tanto se encuentra una causalidad en el mismo periodo de tiempo.

En la figura 5-1, se ilustra simultáneamente el Stock, la venta, la merma y la compra de los productos perecederos en unidades. Como se puede observar existe relación entre estas cuatro series. Por ejemplo, a principios de 2018, hay una baja en la compra, la venta y el stock de los productos por el bajo flujo de clientes que existen para principios de año, de la misma manera en diciembre de 2017 hay un alza en las mismas variables por temporadas de navidad y de fin de año. Cabe destacar que estas series son no estacionarias como lo indican las pruebas Dickey-Fuller y Phillips-Perron. Para seguimiento del planteamiento del modelo se toman las variables en logaritmos y en unidades divididas en 1000.

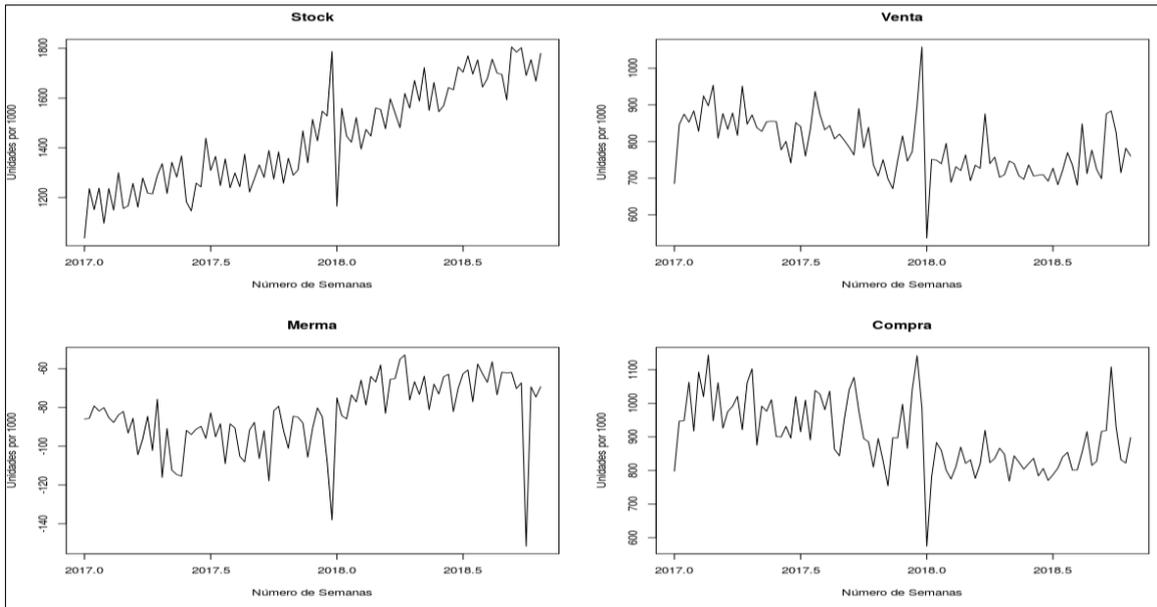


Figura 5- 1 Comportamiento Series Stock, Venta, Merma y Compra

Como se puede ver en la Figura 5-2 de compra a continuación los puntos 52 y 53, son datos que pueden llegar a influir notoriamente en el diagnóstico de los modelos a evaluar, por lo tanto, se realiza identificación de estos encontrando que el punto 52 es un punto outlier del tipo Level Shift (LS) y el punto 53 del tipo Additive outlier (AO), juntos crean el efecto que vemos en la Figura 5-3, con esta información se crean dos variables dummies.

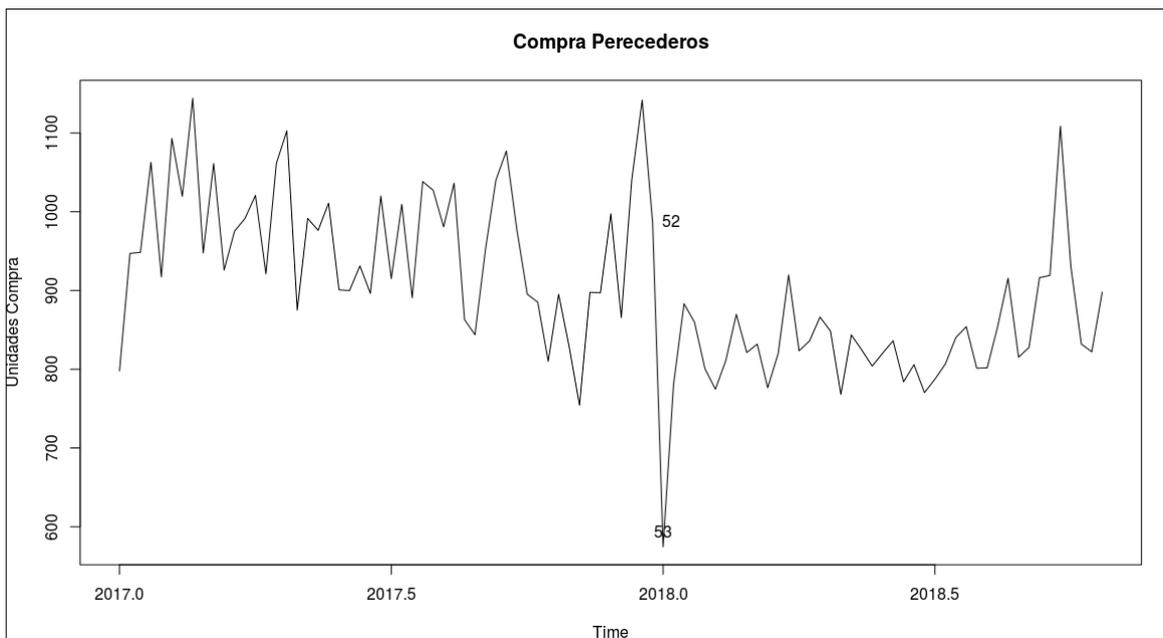


Figura 5- 2 Identificación puntos Outliers y Efectos

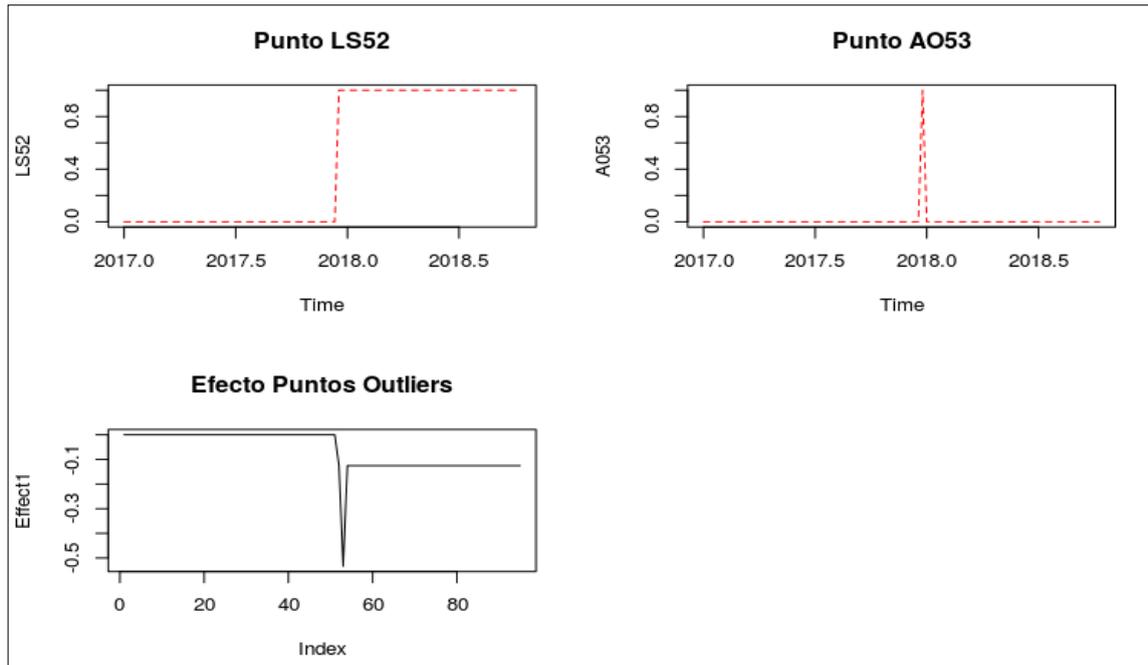


Figura 5- 3 Identificación puntos Outliers y Efectos

Utilizando la información anterior y usando el logaritmo de la variable venta, merma y stock se obtiene el siguiente modelo ARIMAX (1,1,1) descrito a continuación:

$$y_t = -0.2544y_{t-1} - e_{t-1} + e_t + 0.2185\log(Stock_t) + 0.6752\log(Venta_t) \\ -0.0087\log(Merma_t - \min_{Merma} + 1) - 0.1131LS_{52} - 0.1295AO_{53}$$

$$\sigma^2 = 0,004127$$

$$BIC = -270,90$$

Donde:

$$y_t = \Delta\log(Compra_t)$$

LS_{52} = Variable dummi que es 1 en la semana 52

AO_{53} = Variable dummi que es 1 en la semana 53

Al considerar la significancia de cada uno de los parámetros se encuentra que todos los coeficientes, son estadísticamente significativos a una significancia de 1.8, con modelo ARIMAX (1,1,1). Se opta la significancia al 1.8 para no excluir el parámetro ar1 del análisis,

pues afecta considerablemente la validez de los demás coeficientes.

Con este modelo calculado para la determinación de la demanda con fines de pronóstico, se puede apreciar como por cada punto porcentual que se incremente la pérdida de un producto perecedero (Merma) en el instante t se espera que en promedio la disminución de la demanda sea de 0.87%. Esto quiere decir, que un cambio de una unidad en la pérdida de un producto perecedero hoy afecta inmediatamente las compras de este con una disminución en promedio de 0.87%, así mismo, se espera que un cambio de una unidad en la venta aumente 67% la compra y el aumento de una unidad en el stock aumenta un 21,85% la proyección de demanda o compra.

La ecuación también nos muestra que cuando este en la posición 52, la variación en la compra será negativa de 11,31% y en el punto 53 igual crea una variación negativa en la compra equivalente a un 12,95%.

De forma gráfica es posible apreciar cómo el modelo planteado se ajusta en algunos puntos al comportamiento real de las compras realizadas en Colombia para el periodo de análisis. Al mismo tiempo, teniendo en cuenta el correlograma y el autocorrelograma parcial, se evidencia como este presenta un comportamiento estacionario, mientras que los errores se ajustan a un comportamiento normal.

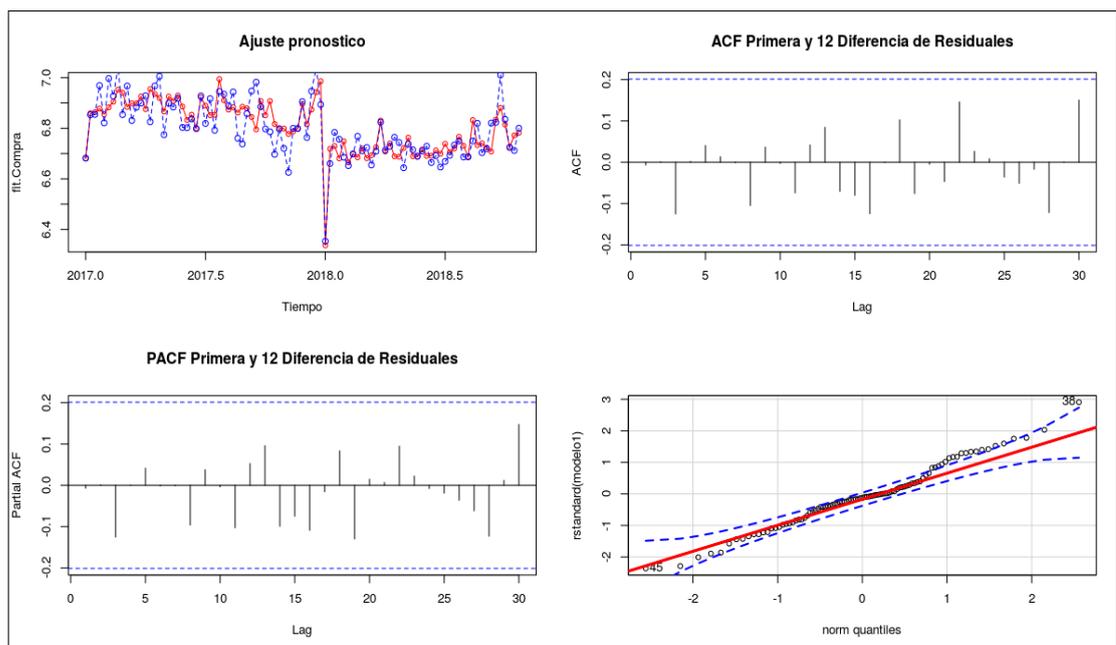


Figura 5- 4 Diagnostico Modelo ARIMAX (1,1,1)

Test Diagnósticos ARIMAX

El primer lugar se realiza la prueba de Ljung-Box. Los resultados arrojados permiten concluir que los errores son independientes y, por ende, no existe autocorrelación serial de los mismos, aceptando la hipótesis nula.

En segundo lugar, la normalidad de los errores se confirma a través de la aplicación del test Jarque-Bera, pues el valor del p-value permite también aceptar la hipótesis nula en este caso.

TEST	VALOR DE LA PRUEBA
CORRELACION SERIAL	96,92%
NORMALIDAD	65,30%

Tabla 5- 1 Prueba de test Modelo ARIMAX (1,1,1)

Una vez evaluada la pertinencia del modelo, se encuentra que, si bien este cumple con todos los supuestos y tiene un grado de ajuste frente al modelo algo considerable, observamos que para fines del siguiente trabajo el límite inferior a 3 desviaciones estándar es el que más se adecua a un pronóstico real.

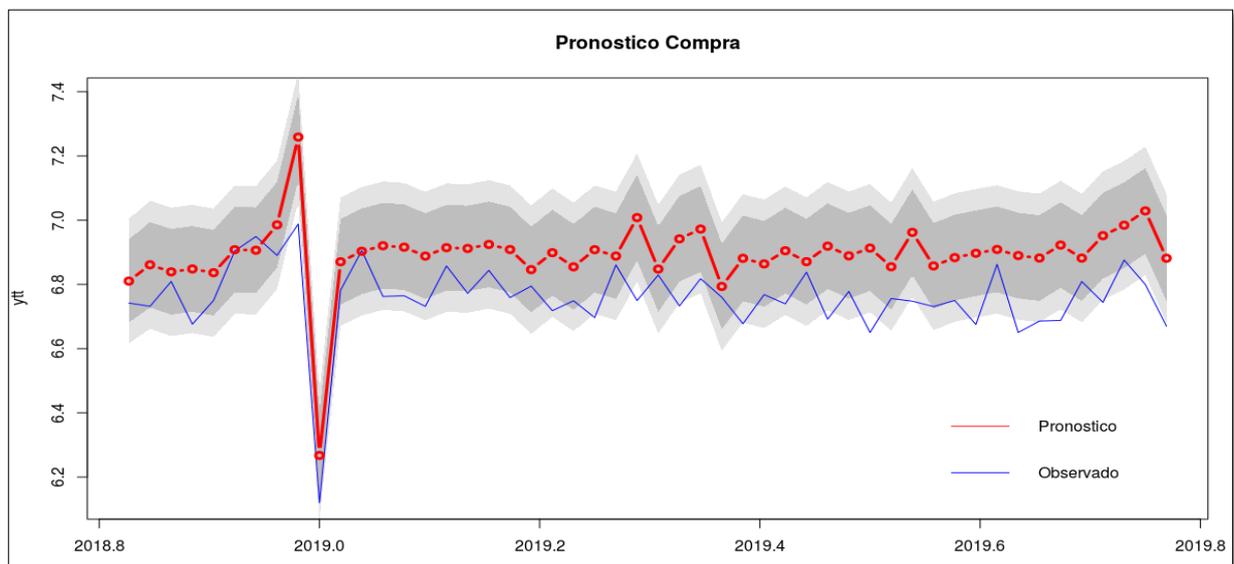


Figura 5- 5 Pronóstico Compra Comparativo Muestra Outlier

En la siguiente Figura 5-5, se tiene el pronóstico a tres desviaciones estándar identificado con la línea roja, la línea negra como los datos reales y la línea azul como las unidades de merma

en valores absolutos, se puede ver en la Figura 5-6 con los círculos resaltados que al aumentar la merma el pronóstico de la compra disminuye cumpliendo con los objetivos que nos planteamos en este trabajo de mejorar la predicción de la demanda futura vista como la compra teniendo en cuenta las pérdidas (Merma) de los productos perecederos.

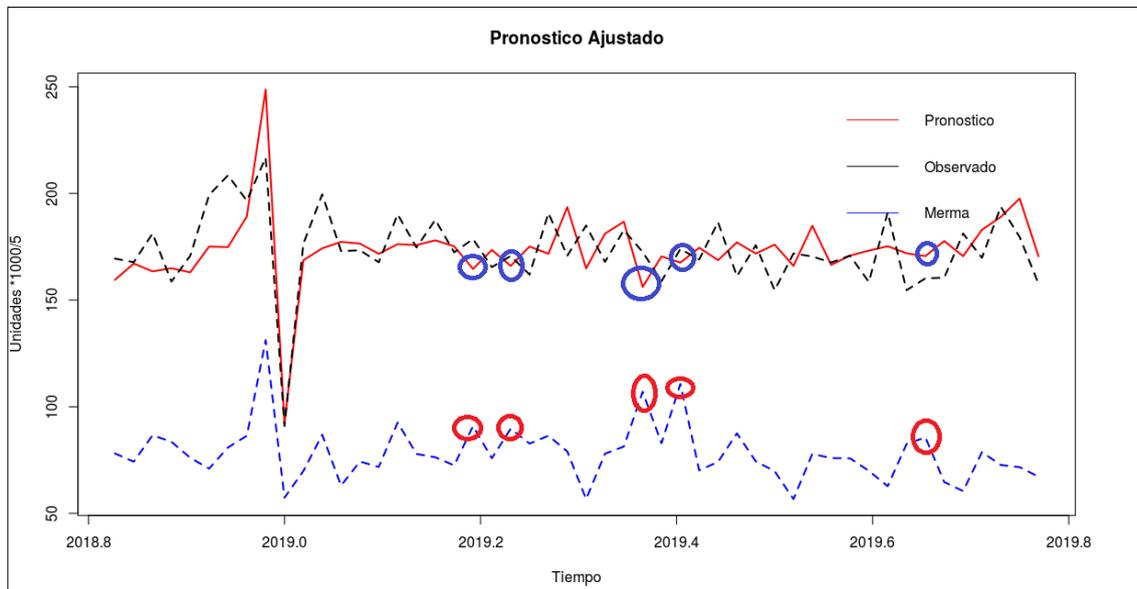


Figura 5- 6 Pronóstico Ajustado Comparativo Merma

Modelo VAR.

Como se dijo anteriormente, se quiere predecir el valor de compra que se debe realizar teniendo en cuenta las variables Merma, Stock y Ventas para disminuir el desperdicio de los alimentos perecederos y establecer que dependencias dinámicas puede haber entre cada una de ellas. Pero antes de revisar esto, es importante verificar el orden de integración de cada una de las series de tiempo con el fin de mantener la especificación para cada una de estas dentro del modelo. Estas pruebas nos permiten conocer si una serie de tiempo es o no estacionaria, en las cuales se verifican o detectan la presencia de raíz unitaria, pero antes de esto verifiquemos el comportamiento de cada una de las series:

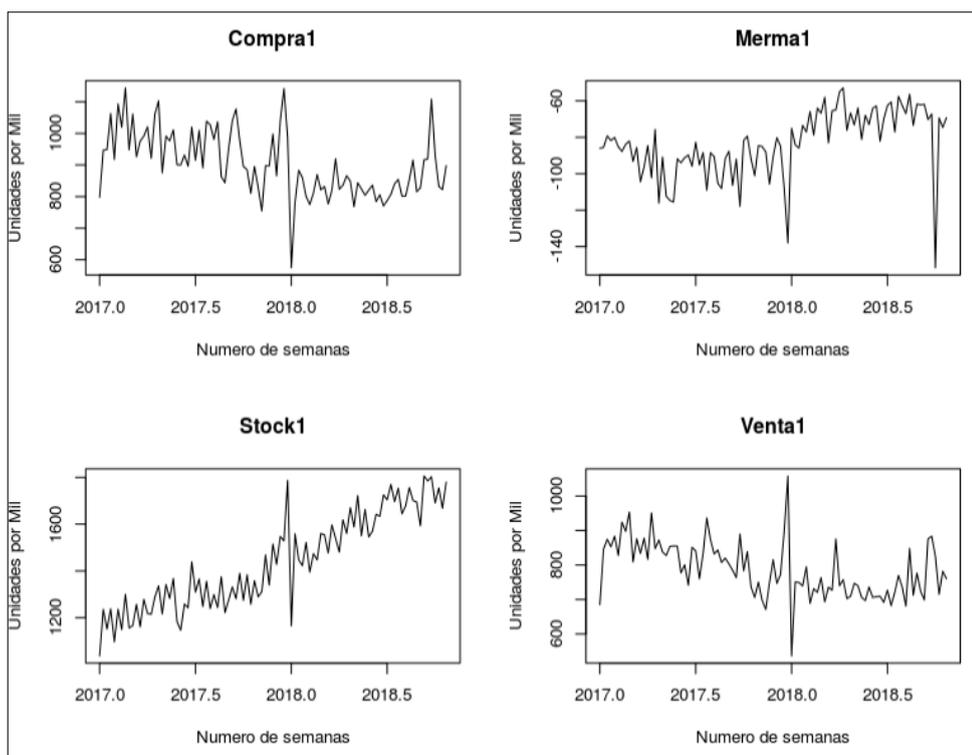


Figura 5- 7 Series de tiempo de las variables Compra, Merma, Stock y Venta

En la figura 5-7, se observa que cada una de las series no tienen un comportamiento estacionario, es decir, presentan trayectorias crecientes y decrecientes en el caso muy puntual en la semana 53 que corresponde a la última semana del mes de diciembre de 2017 que como se indicó en el modelo ARIMAX (1,1,1), se debe al bajo flujo de clientes para esa época.

Para aplicar la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada se plantea la siguiente hipótesis nula y la hipótesis alternativa:

Ho: La variable x tiene raíz unitaria

Ha: La variable x no tiene raíz unitaria

VARIABLE	REZAGOS	VALOR DE LA PRUEBA	VALOR CRITICO		
			1%	5%	10%
log (Compra1)	8	-2,44	-3,99	-3,43	-3,13
	8	-6,93	-3,46	-2,88	-2,57
log (Merma1)	9	-1,95	-3,99	-3,43	-3,13
	9	-4,36	-3,46	-2,88	-2,57

log (Stock1)	17	-2,35	-3,99	-3,43	-3,13
	17	-3,52	-3,46	-2,88	-2,57
log (Venta1)	13	-2,16	-3,99	-3,43	-3,13
	13	-5,07	-3,46	-2,88	-2,57

Tabla 5- 2 Prueba raíz unitaria Dickey-Fuller aumentada, ADF

De acuerdo con la Tabla 5-2, el logaritmo de Compra1, logaritmo de Merma1, logaritmo de Stock1 como el logaritmo de Venta1, son estacionarias mediante la primera diferencia, es decir son integradas de orden 1-I (1), tal como se evidencia en la figura 5-8.

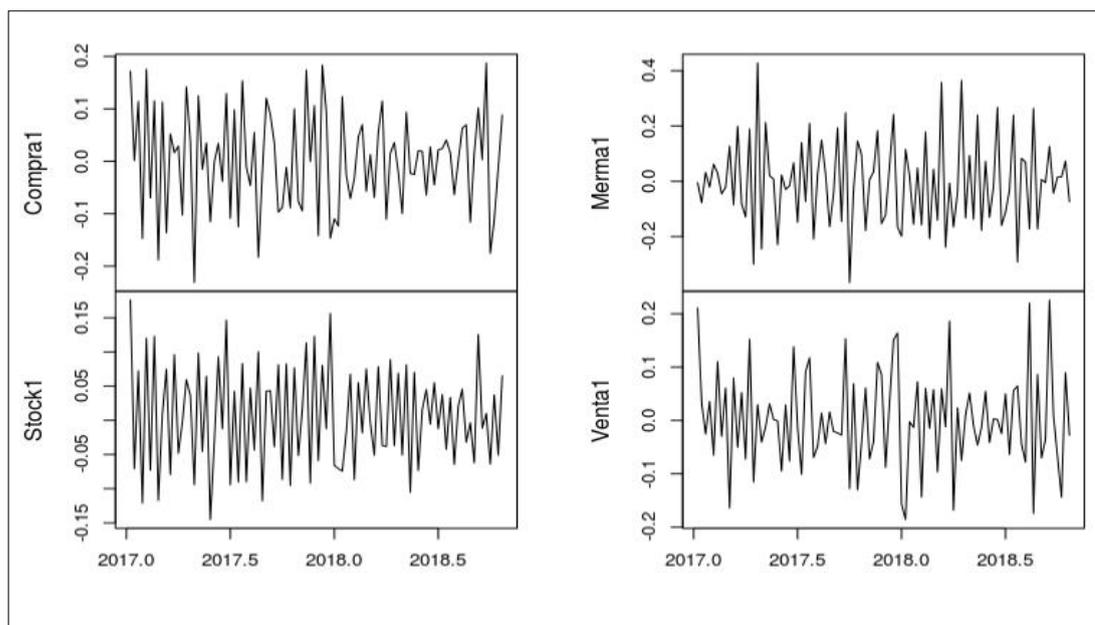


Figura 5- 8 Series de tiempo con una diferencia de las variables Compra, Merma, Stock y Venta

Con las condiciones anteriormente expuestas, un modelo vectorial autorregresivo VAR (4) fue obtenido, que se justifica con las dinámicas del último mes y con un BIC de -592.1317, como se mostrará más adelante.

A continuación, se lleva a cabo las pruebas de causalidad en el sentido de Granger para determinar el orden causal entre las variables. El resultado de esta prueba indica que con una significancia del 10% la variación de la venta influye en la variación de las demás variables, igual que la variación en la compra influye en la variación de la venta, merma y stock, mientras que no hay suficiente evidencia estadística (valor-p Granger Test < 10%), para determinar que la variación en la merma o el stock causen alguna de las variables en el modelo.

VARIABLE	TEST	RESULTADO	VALOR DE LA PRUEBA (SIGNIFICANCIA AL 10%)
(Compra1)	Causalidad de Granger	Merma, Stock y Venta	< 10%
(Venta1)	Causalidad de Granger	Stock y Compra	<10%
(Merma1)	Causalidad de Granger	Venta	> 10%
(Stock)	Causalidad de Granger	Compra	> 10%

Tabla 5- 3 Test de Granger <10%

La variación de la compra y la venta influye en la variación de la Merma y Stock. Sin embargo, la variación de la Merma y Stock no influyen en la compra y venta.

Así mismo, realizando y aplicando los test de Portmanteu, el test de Jarque Bera y el test de ARCH como se refleja en la Tabla 5-4, el modelo cumple en un 97,21% la no existencia de correlación serial residual y en un 34,94% ausencia de heterocedasticidad-satisface el supuesto de varianza constante, claramente el modelo no se ajusta a la normalidad.

TEST	VALOR DE LA PRUEBA
CORRELACION SERIAL	97,21%
NORMALIDAD	<5%
HETEROCEDASTICIDAD	34,94%

Tabla 5- 4 Aplicación de los test de Correlación Serial Residual - Normalidad y Heterocedasticidad

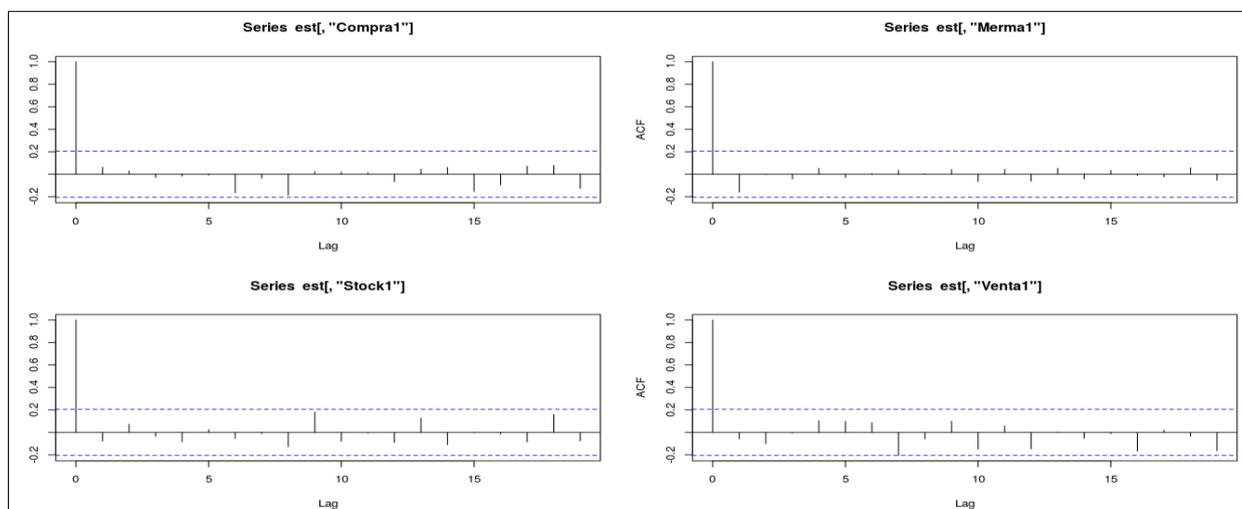


Figura 5- 9 Función de autocorrelación (ACF) de los residuales

De igual manera, como se refleja en la Figura 5-9, se muestran los residuales de cada una de las variables, verificando que los retardos de la función de autocorrelación son muy pequeños, indicando que hemos recogido la mayor parte de dependencia temporal para cada una de ellas, solo se destacan los retardos 6 y 8 en la ACF de los residuos de Compra1, que es importante, quizás debido a un patrón estacional no captado.

Ahora bien, revisando el test de Johansen, rechazamos la hipótesis nula de no cointegración y no rechazamos la hipótesis nula de a lo sumo una ecuación de cointegración, por lo tanto, concluimos que hay una ecuación de cointegración en el modelo y estimamos los parámetros de una cointegración a largo plazo del modelo VAR (4) como se observa a continuación:

$$\begin{aligned} \Delta \log(Compra_t) &= 0.573 - 0.281ECT_{t-1} - 0.492Exo1_t - 0.346\Delta \log(Compra_{t-1}) \\ &- 0.157\Delta \log(Stock_{t-1}) + 0.05\Delta \log(Merma_{t-1}) \\ &+ 0.004\Delta \log(Venta_{t-1}) - 0.247\Delta \log(Compra_{t-2}) \\ &+ 0.103\Delta \log(Stock_{t-2}) + 0.065\Delta \log(Merma_{t-2}) \\ &- 0.165\Delta \log(Venta_{t-2}) - 0.075\Delta \log(Compra_{t-3}) \\ &+ 0.031\Delta \log(Stock_{t-3}) + 0.068\Delta \log(Merma_{t-3}) \\ &- 0.049\Delta \log(Venta_{t-3}) + u_t \end{aligned}$$

Donde:

Exo1, es una variable dummy que asume 1 en la semana 53 y en cualquier otro caso.

u_t =Residual de cada ecuación.

$$ECT_t = \log(Compra_t) + 0.08 \log(Stock_t) + 0.07 \log(Merma_t) - 0.859 \log(Venta_t)$$

Este modelo el cual nos muestra como varia la compra según las demás variables periodos anteriores, nos arroja coeficientes diferentes a los obtenidos en el modelo ARIMAX(1,1,1) y es la diferencia de tiempo la cual influye en el modelo, ya que la variación en el periodo anterior de la variable venta es mucho más baja que la influencia obtenida en el periodo actual del modelo ARIMAX(1,1,1) en la compra, mientras que la merma tiene un cambio de signo lo que nos dice que el cambio en una unidad de la merma en el periodo anterior aumenta la compra en un 5%

en el periodo actual, lo que muestra que este modelo no ayuda a nuestro propósito que es bajar la cantidad a comprar según el aumento en la merma.

$$\begin{aligned}
\Delta \log(Stock_t) &= -0.700 + 0.353ECT_{t-1} - 0.236Exo1_t - 0.227\Delta \log(Compra_{t-1}) \\
&- 0.923\Delta \log(Stock_{t-1}) - 0.019\Delta \log(Merma_{t-1}) \\
&+ 0.089\Delta \log(Venta_{t-1}) - 0.097\Delta \log(Compra_{t-2}) \\
&- 0.261\Delta \log(Stock_{t-2}) + 0.002\Delta \log(Merma_{t-2}) \\
&- 0.128\Delta \log(Venta_{t-2}) - 0.056ll\Delta \log(Compra_{t-3}) \\
&+ 0.039\Delta \log(Stock_{t-3}) + 0.009\Delta \log(Merma_{t-3}) \\
&- 0.168\Delta \log(Venta_{t-3}) + u_t
\end{aligned}$$

Mientras que, para el modelo de stock, la mayoría de la variación del stock en el periodo de tiempo actual se ve influenciado por su misma variación en el periodo anterior.

$$\begin{aligned}
\Delta \log(Venta_t) &= -1.873 + 0.930ECT_{t-1} - 0.378Exo1_t - 0.336\Delta \log(Compra_{t-1}) \\
&- 0.176\Delta \log(Stock_{t-1}) - 0.02\Delta \log(Merma_{t-1}) \\
&- 0.029\Delta \log(Venta_{t-1}) - 0.175\Delta \log(Compra_{t-2}) \\
&+ 0.08\Delta \log(Stock_{t-2}) - 0.02\Delta \log(Merma_{t-2}) - 0.35\Delta \log(Venta_{t-2}) \\
&- 0.115\Delta \log(Compra_{t-3}) + 0.247\Delta \log(Stock_{t-3}) \\
&- 0.008\Delta \log(Merma_{t-3}) - 0.229\Delta \log(Venta_{t-3}) + u_t
\end{aligned}$$

Para el modelo de Venta esta se ve altamente influenciada por la variación de la compra en el periodo anterior y la variación en la merma y el stock en el periodo anterior no influencia la compra en el periodo actual como se muestra en el modelo y como lo habíamos demostrado anteriormente con la causalidad de Granger.

$\Delta \log(Merma_t)$

$$\begin{aligned}
 &= 14.26 - 7.099ECT_{t-1} + 0.24Exo1_t + 3.96\Delta \log(Compra_{t-1}) \\
 &+ 2.32\Delta \log(Stock_{t-1}) - 0.54\Delta \log(Merma_{t-1}) - 5.40\Delta \log(Venta_{t-1}) \\
 &+ 3.52\Delta \log(Compra_{t-2}) + 0.76\Delta \log(Stock_{t-2}) \\
 &- 0.477\Delta \log(Merma_{t-2}) - 3.83\Delta \log(Venta_{t-2}) \\
 &+ 1.77\Delta \log(Compra_{t-3}) - 0.75\Delta \log(Stock_{t-3}) \\
 &- 0.487\Delta \log(Merma_{t-3}) - 1.56\Delta \log(Venta_{t-3}) + u_t
 \end{aligned}$$

De estos cuatro modelos el que más nos llama la atención por el objetivo del trabajo es el de cómo influyen las demás variables en la merma, este modelo nos muestra que tanto la compra como la venta y el stock tienen una alta influencia dentro de la merma, pero la compra es la que más alta influencia positiva tiene sobre la misma como lo vimos anteriormente y es que según el modelo cuando aumenta la compra en una unidad en una semana anterior la merma aumenta en un 396% en la semana actual, mientras que cuando aumenta la venta en una unidad en el periodo anterior disminuye la merma en un 540% en el periodo actual, igualmente al aumento en una unidad del stock disponible en el periodo t-1 aumenta la merma en un 232% en el periodo t. Este modelo es de mucho interés y encontramos que para futuros estudios de esta índole se podrían realizar otros modelos que muestran la variación o influencia que tienen ciertas variables sobre la merma.

$$\begin{aligned}
 ECT_t = 0 = &\log(Compra_t) + 0.08 \log(Stock_t) + 0.07 \log(Merma_t) \\
 &- 0.859 \log(Venta_t)
 \end{aligned}$$

Así:

$$\log(Compra_t) = -0.08 * \log(Stock_t) - 0.07 * \log(Merma_t) + 0.859 * \log(Venta_t)$$

Ya visto los anteriores modelos, vemos cómo cambian las variables según los periodos anteriores de las variables explicativas, ahora tenemos el siguiente modelo con el cual se hará el pronóstico de compra este nos dice que la variación de la compra en el periodo actual es influenciada negativamente en un 8% por la variación del stock en una unidad en el mismo periodo, mientras se ve influenciada positivamente en un 85,9% por la variación de la venta en una unidad del mismo periodo y finalmente varía negativamente en un 7% por la variación de la merma en una unidad, esta influencia es mucho mayor a la que teníamos en el modelo ARIMAX (1,1,1). Y puede llevarnos a obtener un mejor modelo.

Ahora bien, si verificamos la descomposición de la varianza en los errores del pronóstico se ratifica la causalidad observada. En la Figura 5-10 se observa que los errores del pronóstico del modelo VAR (4) se explican en la medida por la variación de la compra y la venta, pero no el sentido contrario.

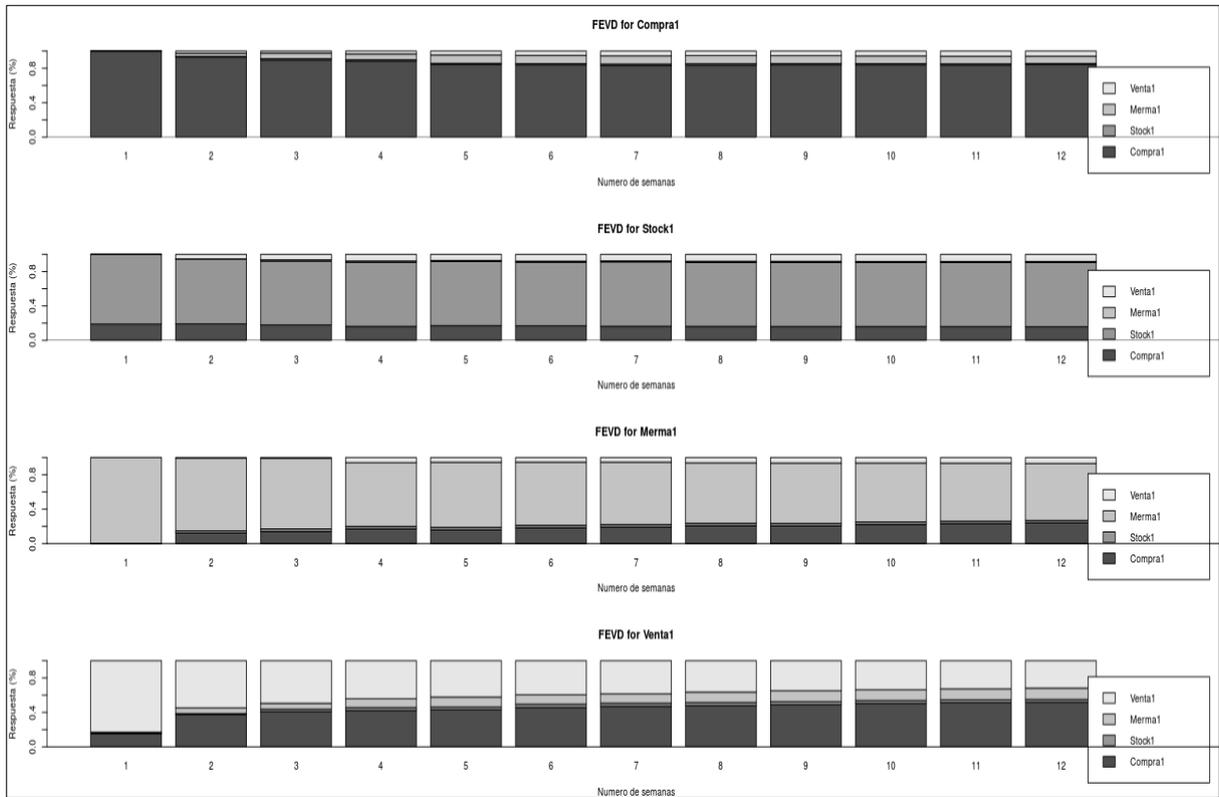


Figura 5- 10 Descomposición de la varianza en los errores del pronóstico

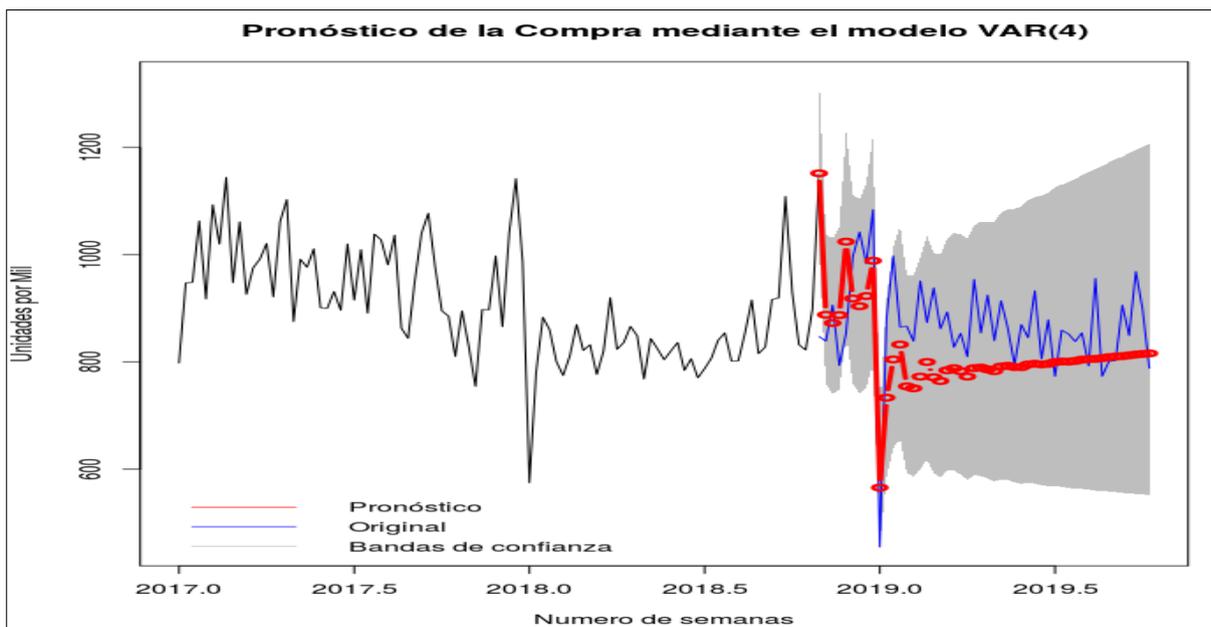


Figura 5-11 Pronóstico de la Compra entre finales de octubre de 2018 hasta octubre de 2019 (50 semanas)

Mediante el modelo VAR (4), se realizó el pronóstico de la compra. Para las primeras 50 semanas de la muestra *out-sample* (desde finales de octubre de 2018 hasta octubre de 2019), con unas bandas de confianza del 95%. Encontrándose a diferencia del modelo ARIMAX (1,1,1) una disminución en el pronóstico, adecuada por la inclusión de la merma en el mismo y dándonos una sugerencia de planeación de compra que puede llegar a realizarse en esta empresa del sector consumo masivo como método para disminuir el desperdicio de alimentos perecederos.

Capítulo 6

Conclusiones y Recomendaciones

La merma como variable explicativa a la Compra es un fenómeno poco estudiado. Sin embargo, cobra gran relevancia cuando se ven las alarmantes pérdidas de productos tanto en el país como en las empresas de consumo masivo.

La planeación de la demanda de productos perecederos debe tener un modelo diferente a la de productos de larga duración, ya que debe ser más exacta por su bajo tiempo de vida útil y su dificultad en el manejo, como vimos en este trabajo los métodos estadísticos que mejoran el pronóstico son los basados en modelos econométricos y de tipo Box-Jenkins.

Por medio de la metodología Box-Jenkins fue posible encontrar un modelo de tipo ARIMAX (1,1,1) para la Compra, utilizando como variables exógenas la merma, el stock y la venta. Se encuentra que este demuestra ser pertinente a la hora de validar cada uno de los supuestos del modelo, al tiempo que se corrobora que la merma explica a la compra. Tras considerar la exactitud del modelo podemos encontrar que el pronóstico realizado se encuentra por encima del real, pero si tomamos este modelo a menos tres desviaciones estándar se acopla a los objetivos que presentamos al iniciar este trabajo, ya que cuando aumenta la merma el pronóstico de compra trata de disminuir.

Mientras que el modelo VAR (4), nos muestra un pronóstico más bajo al dado en el modelo ARIMAX (1,1,1), pero más lineal se recomendaría utilizar como método exploratorio en una empresa del sector consumo masivo para analizar cómo reaccionaría la merma de los productos al cambio dado en sus compras. Igualmente se concluye que de los dos modelos utilizados el ARIMAX (1,1,1) se acerca más adecuadamente a los cambios dados en la merma.

Para próximos trabajos de esta índole se recomienda explorar otros modelos e intentar modelar solamente un producto que genere pérdidas altas y tenga muy bajos días de duración ya que el tiempo de duración entre productos varia así sean de la misma categoría. Igualmente

se recomienda utilizar otros modelos para ver las variables que más tienen influencia dentro de la merma.

Bibliografía

- Acosta Méndez, L. A. & Sanabria Rodríguez, J. E. (2013) *Implementación del modelo de negocio en el mercado retail colombiano*. (tesis de pregrado). Universidad del Rosario, Bogotá, Colombia.
- Bogado Langerfeldt, S. A. (2014) *Fijación de precios para los productos de una categoría en un supermercado utilizando series de tiempo*. (tesis de pregrado). Universidad de Chile, Santiago de Chile, Chile.
- Castaño Jiménez, J. (2016) *Previsión de la demanda para productos perecederos mediante lógica difusa*. (tesis de pregrado). Universidad de Sevilla, Sevilla, España.
- Chumpitaz Candela, J. J. P. (2017) *Alineamiento estratégico de la demanda y el abastecimiento en una empresa del sector retail en la categoría fiambres para el periodo 2017 – 2018*. (tesis de pregrado). Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú.
- Cruz Bolívar, P. (2017) *Uso de big data para la toma de decisiones acordes a la estrategia empresarial en el sector retail*. (tesis de pregrado). Universidad Libre Colombia, Bogotá, Colombia.
- Departamento Nacional de Planeación y Departamento Administrativo Nacional de Estadística (2012). *Misión para el Empalme de las Series de Empleo, Pobreza y Desigualdad (MESEP)*. Recuperado de: https://www.dane.gov.co/files/noticias/Pobreza_nuevametodologia.pdf
- Departamento Nacional de Planeación. (2016). *Perdida y desperdicio de alimentos en Colombia*. Recuperado de: https://mrv.Interes/Perdida_y_Desperdicio_de_Alimentos_en_colombia.pdf
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2016). *Pérdidas y desperdicios de alimentos en América Latina y el Caribe*. Recuperado de: <http://www.fao.org/americas/noticias/ver/es/c/239393/>.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2014). *Pérdidas y desperdicios de alimentos en América Latina y el Caribe. Santiago de Chile: Oficina regional de la FAO para América Latina y el Caribe*. Recuperado de: <http://www.fao.org/3/a-i7248s.pdf>
- Lozano Forero, S. L., Ballesteros Ballesteros, V., & Nisperuza Toledo, J. L. (2018). Gradient Statistic: An option for conducting hypothesis testing in small sample size scenarios. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(23), 16368-16375.
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (2008). *Resultados del Auto diagnóstico Logístico para Empresas Exportadoras*. Recuperado de: <http://C:/Users/Luis%20Andres/Downloads/196-173-1-PB.pdf>
- Guatavita Cuta, A.P & Vergel Aressi, M. E. (2018) *Metodologías para el pronóstico de series de tiempo*. (tesis de posgrado). Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia.

- Guevara, I. A. (2019). *Pronóstico de la relación entre tasa de subempleo subjetivo por competencias y la tasa desempleo en Colombia entre enero del 2010 hasta diciembre de 2018 mediante un modelo ARIMAX de series de tiempo.*(trabajo de posgrado). Fundación Universitaria los Libertadores, Bogotá, Colombia.
- Gujarati, D., Porter, D. (2010). *Econometría. México DF. México: McGraw- Hill Interamericana Editores, S.A.*
- Heizer, J. H. & Render, B. (2010). "*Principles of operations management*". Boston: Pearson Education.
- Jaramillo López L. A., Olaya Gutiérrez, A. J., & Holguín Ortiz, L. F. (2017). *Impacto en el incremento de la merma operativa del grupo éxito s.a.* (trabajo de grado). Tecnológico de Antioquia Institución Universitaria, Medellín, Colombia.
- Kremerman, M. & Duran Sanhueza, G. (2017). *Informe retail-captiulos supermercados.*(trabajo de grado). Universidad de Chile, Santiago de Chile, Chile.
- Leonardo Niño, F., Gómez Rodríguez, D. T., & Rincón Moreno, H. M. (2017). *Retail en colombia 2010 - 2015: un estudio a partir del análisis financiero integral como elemento de soporte para la toma de decisiones.* 38(42),20.
- López Santana, E. R, Méndez Giraldo, G. A. (2013). *Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad.*18(40),102.
- Mena O'meara, N. (2006). *Planificación de la demanda en la gestión de la cadena de suministro con redes neuronales y lógica difusa.*20(15),20.
- Neida Lavado, Freddy Cesar, (2018). *Propuesta de mejora en el proceso de control de mermas en los inventarios para optimizar los indicadores de gestión en una empresa del sector retail de la ciudad de lima, 2018.* (trabajo de grado). Universidad Privada del Norte, Lima, Perú.
- Orjuela Castro, J. A., Diaz Ríos, O. J., & González Perez, A. Y. (2016). *Caracterización de la logística en la cadena de suministro de cosméticos y productos de aseo.* 1(28), 81.
- Perez Torres, J. (2016). *Entrevista realizada al director de Política Sectorial Corabastos.* 2016.
- Suarez Bernal, L. C. (2018). *Modelo de pronóstico de series de tiempo basado en tecnicas de analitica predictiva en la mejora del proceso de definicion del plan de presupuesto y ventas.* (trabajo de grado). Escuela Colombiana de Ingenieria Julio Garavito, Bogotá, Colombia.
- Wyman, O. (2014). *Reducir el desperdicio de alimentos, ¿Cómo pueden las empresas de distribución ayudar?.* Marsh & McLennan.
- Zuluaga Mazo, A., Molina Parra, P. A., & Guisao Giraldo, E. Y. (2015). *La planeación de la demanda como requisito para la gestión de las cadenas de suministro en las empresas*

Colombianas.(trabajo de grado). Universidad Politecnica, Bogotá, Colombia.