

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
Colegio de Ciencias e Ingenierías

Gestión de la demanda e inventarios para la creación de un sistema de manejo de información automatizado: Caso de Estudio aplicado a un supermercado ecuatoriano

Denisse Mishel Ichau Tabango
Patricia Johanna Pando Sigua
Paula Lizbeth Cárdenas García

Trabajo de fin de carrera presentado como requisito para la obtención del título de INGENIERO INDUSTRIAL

Quito, 18 de Mayo de 2021

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

**HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE FIN DE CARRERA**

**Gestión de la demanda e inventarios para la creación de un sistema de manejo de
información automatizado: Caso de Estudio aplicado a un supermercado
ecuatoriano**

Denisse Mishel Ichau Tabango

Patricia Johanna Pando Sigua

Paula Lizbeth Cárdenas García

Nombre del profesor, Título Académico Sonia Valeria Avilés Sacoto, M.Sc., D.Sc.

Quito, 19 de mayo de 2021

© DERECHOS DE AUTOR

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito USFQ, incluyendo la Política y Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a los dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en la Ley Orgánica de Educación Superior del Ecuador.

Nombre y apellidos: Denisse Mishel Ichau Tabango

Código: 00137288

Cédula de Identidad: 1727244566

Nombre y apellidos: Patricia Johanna Pando Sigua

Código: 00135616

Cédula de Identidad: 0106670649

Nombre y apellidos: Paula Lizbeth Cárdenas García

Código: 00138755

Cédula de Identidad: 1804824538

Lugar y Fecha: Quito, 18 de mayo de 2021

ACLARACIÓN PARA PUBLICACIÓN

Nota: El presente trabajo, en su totalidad o cualquiera de sus partes, no debe ser considerado como una publicación, incluso a pesar de estar disponible sin restricciones a través de un repositorio institucional. Esta declaración se alinea con las prácticas y recomendaciones presentadas por el Committee on Publication Ethics COPE descritas por Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing, disponible en

UNPUBLISHED DOCUMENT

Note: The following capstone project is available through Universidad San Francisco de Quito USFQ institutional repository. Nonetheless, this project – in whole or in part – should not be considered a publication. This statement follows the recommendations presented by the Committee on Publication Ethics COPE described by Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing available on

Resumen

Los supermercados son el sitio de intercambio comercial dentro de los cuales interaccionan empleados, proveedores, consumidores, clientes, vendedores, etc. Estos lugares cuentan con una cantidad diversa de productos a disposición de sus clientes ya sean: alimentos, productos de limpieza, golosinas, productos de primera necesidad, entre otros. En el año 2020 debido a la presencia de la pandemia COVID-19 los supermercados se posesionaron como distribuidores de productos de primera necesidad, y debido a esta misma situación, incluso el comportamiento de los consumidores cambió radicalmente ya que, alimentos, productos de limpieza y aseo aumentaron sus ventas a niveles históricos, dejando de lado productos de belleza y ventas por catálogo. Esta situación obligó a varios sectores comerciales a evaluar sus datos para responder de manera inmediata ante los requerimientos de los consumidores. Por lo cual, debe existir una eficiente y óptima planificación de los productos en percha ofertados, con un enfoque a aquellos con mayor demanda y venta a los consumidores. El presente estudio de investigación fue realizado en un supermercado ecuatoriano ubicado en la provincia de Azuay, en el cual se propone y se aplica metodologías para el tratamiento pronósticos e inventarios a través de los datos históricos de ventas proporcionados por la empresa de los años 2018, 2019 y 2020; debido a que, la empresa está en crecimiento ya que fue fundada recién en el año 2017. Fueron empleadas distintas pruebas estadísticas para validar el comportamiento de las series de tiempo entre estas están: Man Kendall y Dicky Fuller, estas para la determinación de la presencia o ausencia de estacionalidad y/o tendencia. Consecuentemente fueron aplicados modelos de pronósticos para reducir el rango de incertidumbre en cuanto a la planificación de abastecimiento de los distintos productos que se ofertan en el supermercado, como ARIMA, Holt, Holt Winters, Estacional Simple y Winters Aditivo; mientras que, para el eficiente tratamiento y planificación del stock existente dentro de la empresa, es decir contar con suficientes productos para lograr satisfacer la demanda se aplicaron distintos modelos de inventarios y EOQ respectivos según el caso. La aplicación de los distintos métodos y modelos propuestos están reflejados en los resultados obtenidos, lo cual ha permitido que la empresa cuente con una mejor planificación de los productos ofertados para sus clientes y así brindar un mejor nivel de servicio. La información acerca de la gestión de ventas ha sido recopilada y estandarizada en una plantilla de Microsoft Excel, para que los usuarios involucrados con el supermercado tengan acceso de manera inmediata y sean parte de la planificación de productos para evitar faltantes en la cadena de abastecimiento.

Palabras clave: pronósticos, inventarios, supermercados, BPM, sistema de información

Abstract

Supermarkets are the place of commercial exchange within which employees, suppliers, consumers, customers, sellers, etc. interact. These places have a diverse amount of products available to their customers, such as: food, cleaning products, sweets, first need products, among others. In 2020, due to the COVID-19 pandemic, supermarkets took over as distributors of first need products, and due to this same situation, even the behavior of consumers changed radically since, food, cleaning products and personal cleanliness increased their sales to historical levels, leaving aside beauty products and catalog sales. This situation forced several commercial sectors to evaluate their data to respond immediately to consumer requirements. Therefore, there must be an efficient and optimal planning of the products on the hanger offered, with a focus on those with the highest demand and sale to consumers. This research study was carried out in an Ecuadorian supermarket located in the province of Azuay, in which methodologies are proposed and applied for the treatment of forecasts and inventories through the historical sales data provided by the company from the years 2018, 2019 and 2020; because the company was only founded in 2017. Different statistical tests were used to validate the behavior of the time series, among these are: Man Kendall and Dicky Fuller tests, with the aim to determine the presence or absence of seasonality and / or trend. Consequently, forecasting models were applied to reduce the range of uncertainty regarding the supply planning of the different products offered in the supermarket, such as ARIMA, Holt, Holt Winters, Seasonal Simple and Winters Additive; While, for the efficient treatment and planning of the existing stock within the company, that is, to have enough products to satisfy the demand, different inventory models and respective EOQs were applied depending on the case. The application of the different methods and models proposed are reflected in the results obtained, which has allowed the company to have a better planning of the products offered to its customers and thus provide a better level of service. The information about sales management has been compiled and standardized in a Microsoft Excel template so that users involved with the supermarket have immediate access and are part of product planning to avoid shortages in the supply chain.

Key words: forecasts, inventories, supermarkets, BPM, information system

ÍNDICE DE CONTENIDOS

INTRODUCCIÓN	13
Revisión Literaria	15
Pronósticos	16
Modelos de pronósticos	17
Importancia de los pronósticos en productos perecederos	18
Inventarios	21
Características generales	21
Modelos para manejo y control de Inventarios	21
BPM	23
Características generales	23
Vinculación con pronósticos e inventarios	24
Clasificación ABC de productos	25
Clasificación de alimentos	25
Tipos de productos por el estado físico	26
Tipos de productos según sus propiedades	27
Tipos de productos según la unidad de medida	27
Tipos de productos según su rotación	28
Metodología	28
1. Recolección de datos históricos de la empresa	28
2. Limpieza de datos	29
4. Pronósticos	29
5. Gestión de inventarios	30

CASO DE ESTUDIO	31
METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	33
1. Recolección de datos históricos	33
2. Limpieza de datos	33
2.1 Análisis de datos	34
2.2 Definir la transformación de los datos y las reglas de mapeo	34
2.3 Verificación del nivel de adecuación y la efectividad obtenida por las acciones correctivas realizadas mediante una evaluación a los datos.	35
2.4 Transformación de datos	35
K-Means Clustering	38
4. Pronósticos	39
4.1 Determinar el sistema de pronósticos que mejor se ajusta al comportamiento de la demanda	40
5. Inventarios	42
Resultados	46
Pronósticos	46
Inventarios	49
BPM	50
Conclusiones	52
Recomendaciones	54
Limitaciones	54
ANEXOS	62
Anexo 1. Clasificación de modelos de pronósticos (Hinostroza, 2016)	62

Anexo 2. Modelos de Control de Inventarios (Rodríguez, 2011)	63
Anexo 3. Metodología complementaria Méndez y López (Mendez y López, 2013).	64
Anexo 4. Número de registros previa limpieza de datos	64
Anexo 5. Número de registros después de limpieza de datos (Elaboración propia)	66
Anexo 6. Clusters formados de los productos dentro de la Categoría A. (Elaboración propia	68
Anexo 7. Pruebas Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de ventas de clusters.	69
Anexo 8. Extracto de comparación de coeficiente, tipos de ventas y Modelos de Inventario ..	70
Anexo 9. Modelos aplicados a los cluster y modelo óptimo	71
Anexo 11. Gestión de Inventarios	73
Anexo 12. Ventas mensuales agregada - Cluster 7	75
Anexo 13. Porcentaje de ventas mensuales desagregadas - Cluster 7	77
Anexo 14. Pronóstico desagregado para el cluster 7	79
Anexo 15. Pronóstico para cluster 1 - Estacional Simple	80
Anexo 16. Pronóstico para cluster 2 - Aditivo Winters	80
Anexo 17. Pronóstico para cluster 3 - Estacional Simple	81
Anexo 18. Pronóstico para cluster 4 - Estacional Simple	81
Anexo 19. Pronóstico para cluster 5 - Aditivo Winters	82
Anexo 20. Pronóstico para cluster 6 - Estacional Simple	82
Anexo 21. Pronóstico para cluster 7 - Aditivo Winters	83
Anexo 22. Pronóstico para cluster 9 - Estacional Simple	83
Anexo 23. Pronóstico para cluster 10 - ARIMA.....	84
Anexo 24. Pronóstico para cluster 11 - Winters Aditivo	84

Anexo 25. Pronóstico para cluster 12 - Estacional Simple	85
Anexo 26. Pronóstico para cluster 13 - Winters Aditivo	85
Anexo 27. Pronóstico para cluster 14 - Estacional Simple	86
Anexo 28. Pronóstico para cluster 9 - Winters Aditivo	86
Anexo 29. Pronóstico para cluster 16 - Winters Aditivo	87
Anexo 30. Pronóstico para cluster 17 - Winters Aditivo	87
Anexo 31. Pronóstico para cluster 18 - Winters Aditivo	88
Anexo 32. Pronóstico para cluster 19 - Winters Aditivo	88
Anexo 33. Pronóstico para cluster 20 - Winters Aditivo	89
Anexo 34. Criterios de clasificación de mercancías. (Serrano, 2016)	89
Anexo 35. Portada principal del ERP (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	90
Anexo 36. Selección de producto y año a pronosticar (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	90
Anexo 37. Modelos disponibles de pronósticos (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	91
Anexo 38. Menú de inventarios (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	91
Anexo 39. Video Explicativo (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	92
Anexo 40. Manual de uso ERP Excel (<i>Elaboración hecha por autores</i>)	92
Anexo 41 Métodos de Series de Tiempo.....	93
Anexo 42 Modelos de Inventarios de acuerdo a la demanda.....	94

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación ABC de productos con mayor utilidad.....	36
Tabla 3. Evaluación de la exactitud del pronóstico (Ft) a través del error MAPE (Elaboración hecha por los autores).....	41
Tabla 5. Extracto del coeficiente de variación para productos desagregados (Elaboración hecha por los autores).....	42
Tabla 6. Resumen de MAPE de Holt-Winters para el cluster 7 (Elaboración hecha por los autores).....	47
Tabla 7. Resumen de MAPE de ARIMA para el cluster 7 (Elaboración hecha por los autores).....	47
Tabla 8. Resumen de MAPE de Doble Suavizamiento Exponencial para el cluster 7 (Elaboración hecha por los autores).....	48
Tabla 9. Extracto de los resultados de la Gestión de Inventarios (Elaboración hecha por los autores).....	50

Índice de Figuras

<i>Figura 1. Pareto: Quejas (Elaboración hecha por autores).....</i>	32
<i>Figura 2. Pareto: Reclamos (Elaboración hecha por autores)</i>	32
<i>Figura 3. Codo de Jambu - Número óptimo de K (Elaboración propia).....</i>	39
<i>Figura 4. Patrón de ventas correspondientes al cluster 7 (Elaboración hecha por los autores) ...</i>	46
<i>Figura 5. Pronóstico para cluster 7 (Holt-Winters) (Elaboración hecha por los autores).....</i>	48

INTRODUCCIÓN

Los supermercados son espacios de intercambio comercial entre el cliente y el propietario del negocio. Eduard y Frederic (2011) afirman que una tienda o supermercado cumple con las siguientes condiciones: a) informar y vender, b) permitir hacer pedidos, c) cobrar, d) entregar el producto, y e) entregar un servicio posventa. Por otro lado, se establece que los bienes expendidos en una tienda de esta categoría son plurales, y esta gama de productos se establece en distintas relaciones de acuerdo con el tipo de proveedor, ya que, cuando se trata de bienes agrícolas o perecederos, se trabaja con un nivel de surtimientos y acopio distinto al de bienes mecánicos, abarrotes, ropa, herramientas, farmacia, belleza, pinturas, hogar, etc., (González, 2016). Espinel, Monterrosa y Espinoza (2019) afirman que los supermercados o tiendas, son “un negocio microempresarial, generalmente desarrollado por un grupo familiar y de muy pequeña escala, en el que se venden artículos de primera necesidad como: alimentos, bebidas, licores, miscelánea y productos de aseo”. Con este tipo de intercambios, la economía local de los distintos sectores crece considerablemente ya que surgen oportunidades de trabajo para el sector minorista (Flexor, 2014). Tomando en cuenta la cantidad de productos ofertados en los locales, es importante realizar un análisis minucioso del tratamiento y manejo de los mismos con el fin de evitar pérdidas por productos caducos, faltantes o sobre exceso en inventarios. Principalmente, las compañías de alimentos tienen una mayor preocupación por las ventas alrededor de los productos con corta vida útil, como: carnes, pollos, algunos lácteos, frutas, verduras, entre otros; debida a la necesidad de mantener alta calidad y la preocupación por las fluctuaciones en las demandas (Van der Vorst, Beulens, De Wit & Van Beek, 1998).

Es por ello que, la planificación estratégica debe comenzar por la estimación de la demanda, o mejor conocida como análisis de pronósticos de la demanda. Por esta razón, se deben integrar además a este tipo de análisis factores como el tiempo para planificar los

pronósticos, los períodos futuros y el intervalo de predicción (período de cálculo para las nuevas predicciones) (Cacatto, Belfiore & Vieira, 2012). Por otro lado, Corres, Esteban, Garcia, & Zárata (2009) sugieren que las empresas tipo supermercados deben pronosticar sus ventas para una estimación y análisis de la demanda futura, la cual representará el eje central de la planificación y control de presupuestos relacionados a las actividades de logística y cadena de suministro.

Dentro de Ecuador los ingresos por parte de la actividad económica realizada por supermercados representan el tercer sector con mayor facturación de acuerdo a información obtenida del Servicio de Rentas Internas del Ecuador (SRI) en el año 2019. Según Ortega (2013), el crecimiento de ingresos, y por tanto el fenómeno de incremento de hipermercados dentro de Ecuador comenzó luego de la crisis bancaria que atravesó el país en el año 1999. En el año 2019, la cantidad de supermercados a nivel nacional incrementó en alrededor de un 7%, pasando de 460 autoservicios en el 2018, a 492 en Diciembre del 2019 (Mondragón, 2019).

Las cifras antes mencionadas convierten al Ecuador en el cuarto país en supermercados per cápita, haciendo referencia a cuantas personas tiene un supermercado en promedio (Mondragón, 2019). Se encontró que 33000 personas existen por supermercado, cifra cercana a la manejada en países como Chile o Argentina siendo 25.200 y 30.000 respectivamente (Mondragón, 2019). Igualmente, Ecuador presenta un tendencia de mayor crecimiento en lo que respecta inauguraciones anuales dentro de la región, superando a países como Colombia y Perú (5.5% y 5%)(Mondragón, 2019).

En el año 2020 las consecuencias por la crisis sanitaria COVID-19 han sido palpables en muchos sectores de la sociedad, pues los supermercados adquirieron una mayor importancia como distribuidores de productos de primera necesidad (Secretaría de trabajo y Seguridad Social Honduras, 2020). Dentro de este contexto, el supermercado ecuatoriano como objeto de este estudio, sufrió en el año 2020 una serie de eventualidades producto de la pandemia, siendo

una de las principales, la deficiente gestión en el manejo de inventarios misma que fue evidenciada debido a la mala distribución en percha, productos faltantes, caducos, retrasos por parte de los proveedores, entre otros. Los mercados ecuatorianos no resultaron ilesos de estos cambios abruptos generados por la pandemia, grandes cadenas de supermercados como *Almacenes Tía* presentaron etapas pico durante la cuarentena en el número de productos por factura, pero actualmente han comenzado a estabilizarse, pues durante el confinamiento los clientes llevaban en promedio 13.64 productos por factura y actualmente solo 9.50 (El Universo, 2020). Por lo mencionado anteriormente, resulta relevante la realización de un análisis en supermercados enfocado al tratamiento de pronósticos e inventarios con base en datos históricos de ventas y demandas, que proporcionen información útil para la toma de decisiones en cuanto a la gestión del abastecimiento de productos que permitan una pronta y eficaz respuesta a las necesidades del consumidor. Tal como es el caso de un supermercado ubicado en la provincia de Azuay que por cuestiones de confidencialidad se lo llamará “supermercado”.

Revisión Literaria

En esta sección se realizó un análisis detallado de información que permita establecer el camino idóneo para la clasificación de productos dentro de un supermercado a través de la implementación de modelos de pronósticos e inventarios; que se ajusten a las características de los productos y demanda expuesta. Se presentan características generales, clasificación de modelos y tratamiento de errores. Consecuentemente, con base a la información recogida en lo anterior mencionado, se recolectó información relacionada a *Business Process Management* (BPM) para la gestión óptima de los distintos productos que se manejan en el establecimiento y las ventajas de realizar una conexión con pronósticos e inventarios.

Pronósticos

Nahmias (2007) afirma que los pronósticos son predicciones futuras con respecto a la demanda, debido a que, juega un papel central en la función de operaciones de una compañía, ya que integra la planeación de negocios, ventas de productos nuevos y existentes, requerimientos y disponibilidades de materias primas, habilidades cambiantes de los trabajadores, entre otros relacionados. González (2020) por su parte asegura que los pronósticos permiten mantener la orientación que se puede obtener de un manejo controlado en las operaciones logísticas de una empresa. Trabajar en los pronósticos de la demanda permite una estimación previa para la correcta toma de decisiones dentro de este contexto. Becerril y González de la Rosa (2018) afirman que “Los pronósticos son una herramienta que proporciona un estimado cuantitativo de la probabilidad de eventos futuros”. Con este análisis de pronósticos el usuario puede tener un control adecuado de los productos, más aún cuando se tratan de aquellos que no tienen una larga vida para estar en almacenamiento, como lo son algunos productos comestibles.

Terán et al. (2018) menciona que la metodología con la que se trabajan los pronósticos no es única ni aplicable para toda la producción, es decir, se deben tomar en cuenta distintos factores como: requerimientos, disponibilidad de espacio y materias primas, horizontes de tiempo; todos estos se encuentran involucrados con la planeación futura de los recursos a utilizarse en distintos procesos, misma que debe acercarse lo más posible a la realidad. De forma general, se recomienda que para iniciar el proceso de análisis de datos es importante realizar un pre-procesamiento el cual incluye la selección, depuración y normalización de datos entre otros procesos (Terán et al., 2018). Debido a la diversidad de situaciones en los negocios existen distintos modelos de pronósticos para su respectiva aplicación.

Modelos de pronósticos

Nahmias (2007) establece que existen alrededor de 70 modelos de pronósticos, y varios de estos modelos de pronósticos son estandarizados. Se dividen en 3 grupos: cualitativos, de proyección histórica o cuantitativos, y causales. Cada grupo difiere del otro en cuanto a precisión en el pronóstico a largo y corto plazo (Ronald, 2004).

Cuando se tiene datos históricos, los métodos de pronósticos aplicados con mayor frecuencia son los cuantitativos (Nahmias, 2007). A su vez estos se dividen en métodos univariados y multivariados (Nahmias, 2007). Los métodos univariados asume que la variable en estudio depende de sus niveles pasados y los multivariados pueden determinar el comportamiento de la variable con niveles de otras variables (Montemayor, 2013). Existen pronósticos de corto, mediano y largo plazo. De corto plazo son aplicables en todos los departamentos de la organización, sin embargo, se usa frecuentemente en mercadotecnia, producción y administración de la cadena de suministro (Méndez y López, 2013). Según Heizer y Render (2010), los pronósticos de corto plazo suelen ser más precisos que los de largo plazo. Según Nahmias (2007) las decisiones a mediano plazo se pueden medir en semanas o meses, se incluye los pronósticos de demanda, planeación de la mano de obra. Además, se puede establecer objetivos de la compañía concerniente a niveles de inventario y servicio. Las decisiones a largo plazo se miden en meses o años, son utilizadas en decisiones de estrategia de operaciones. En el Anexo 1, se muestra la clasificación de los métodos de pronósticos cuantitativo y cualitativo (Hinostroza, 2016).

Pronosticar el comportamiento de la demanda requiere de exactitud con modelos estadísticos que logren captar la aleatoriedad de los datos históricos, por ello también se han contemplado modelos como ARIMA, SARIMA y otro modelo cuyas estructuras teóricas se basan en teoría Bayesiano con el modelo de suavización exponencial Bayesiano (Valencia, *et al.*, 2015). El modelo SARIMA está dirigido a series con comportamiento estacional; sin

embargo, se presenta con mayor frecuencia series con tendencia regular y afectados por estacionalidad en este caso aplica el modelo ARIMA (Chávez, 1997).

Según Arteaga (2010), utilizó el modelo ARIMA para describir datos de venta mensual de productos que se concentran en la categoría de bebidas, los valores pronosticados con este modelo se ajustan al valor real con un error mínimo. En productos de consumo masivo se observa comportamientos híbridos (patrón de demanda diferente para cada periodo), lo que dificulta encontrar el modelo de pronóstico apropiado para cada ítem, es por ello que se hace un tratamiento individual. Los modelos aplicados son: promedio móvil, suavización exponencial simple y Método Holt Winters (Pérez, et al, 2012).

Según Nahmias (2007), el método de pronóstico de promedio móvil es el más sencillo y popular. Un promedio móvil se refiere a un número fijo de elementos que se mueven a través de la serie de tiempo eliminando los elementos del grupo anterior y agregando el siguiente promedio (Kumar, G.Shanker, 2017). El método de suavizamiento exponencial simple es aplicable a series de tiempo estacional, el pronóstico actual es el promedio ponderado del último pronóstico y el valor actual de la demanda (Nahmias, 2007). El modelo mencionado anteriormente otorga pesos de manera exponencial a cada demanda calculada anteriormente. La demanda del periodo actual recibe un peso mayor; los pesos de los periodos anteriores decaen sucesivamente de manera lineal o exponencial (Paredes, 2001). Por último, el método de suavizamiento de Holt, se basa en la formulación del modelo de suavizamiento exponencial, sin embargo, permite producir el número de datos que se desee, no solo el siguiente al último (Miller, 2009).

Importancia de los pronósticos en productos perecederos

Según la Food Agriculture Organization (FAO), la demanda de productos perecederos se mantiene a lo largo del tiempo, no así con su producción y almacenamiento donde se tiene que asegurar el aprovisionamiento al mercado por un mayor tiempo posible (Lopez, 2003). En

efecto, las ventas de productos perecederos en supermercados representan el 50% del total de productos vendidos, y estos son los productos que mayores pérdidas presentan (Thron, Naggy & Wassan, 2007)

Por ello el almacenamiento de productos perecederos requiere un estricto control higiénico y sanitario, el control se debe realizar tanto en el material ocupado para el almacenamiento, así como en el personal que desempeña la labor. Es necesario una rigurosa gestión FEFO (First Expiration, First Out), es decir, el producto primero en caducar es el primero en salir, de modo que los productos se distribuyan en función de su caducidad (Hernandez, 2020). La importancia radica en que los pronósticos en productos perecederos permiten la estimación del volumen de almacenamiento, para proveer requerimientos adicionales, personal y materiales necesarios para su movilización y disminuir la cantidad de productos obsoletos, evitando así pérdidas en términos monetarios (Contreras, et al., 2016).

Errores dentro de pronósticos

Pronosticar la demanda conlleva una labor ardua, no solo por la cantidad de SKU's que pueden llegar a manejar las empresas, sino que muchos de ellos pueden ser no pronosticables (Chockalingam, 2009). Se define como SKU's como un conjunto de números y letras que permiten la identificación de los productos con los que cuenta una empresa (Van Kampen, 2012). De esta manera, un pronóstico que subestime la demanda puede generar pérdidas de ventas; mientras que sobreestimar puede provocar excesos de inventarios (Torres, 2016). Según Torres (2016), los errores se pueden generar por varios factores entre los que se encuentran: agregación de datos, horizonte de tiempo, calidad de datos, colaboración de la cadena de suministro y variabilidad del patrón de demanda. En base a esto, se deduce que los errores dentro de los pronósticos tienen repercusiones no solo dentro de los inventarios, sino también en el nivel de servicio y dentro de las variables logísticas (Chockalingam, 2009).

Se define el error dentro de pronósticos como la diferencia que existe entre el pronóstico para un determinado periodo y la demanda real que se obtiene dentro de ese mismo período (Nahmias, 2009). En los métodos de evaluación de errores existen las métricas dependientes de la escala y métricas agnósticas de escala (Hyndman, 2006). Hyndman (2006) establece que las medidas de error las cuales dependen de la escala son las mediciones de los errores de pronóstico por lo tanto se encuentran dentro de la misma escala que los datos ya pronosticados. Las medidas dependientes de la escala más utilizadas son basadas en errores absolutos o errores al cuadrado y pueden ser: Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) y Median Absolute Error (MdAE) (Anacleto, 2012).

Según Vandepu (2018), MAE es considerado como un buen indicador de precisión del pronóstico del error absoluto, pero se debe contar con información precisa para determinar si es acertado dentro de la demanda mientras que, RMSE no trata todos los errores de la misma manera, dando importancia siempre a los más significativos.

Las medidas de error agnósticas de escala son expresadas como porcentaje, los cuales tienen como ventaja no contar con unidades, lo que permite ser utilizados para indicar el rendimiento de los pronósticos de los datos (Hyndman et al, 2006). Dentro de este tipo se encuentran: Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Median Absolute Percentage Error (MdAPE), Root Mean Square Percentage Error (RMSPE) y Root Median Square Percentage Error (RMdSPE). La más empleada suele ser MAPE (Anacleto et al, 2013). El MAPE es el más utilizado para determinar la precisión del pronóstico, pero se considera poco preciso (Vandepu, 2018). Se caracteriza por dividir el error individualmente por la demanda, razón por la cual los resultados suelen estar sesgados (Vandepu, 2018).

Es importante resaltar que no existe un método de medición de error que sea mejor que otro, estos simplemente deben ser elegidos de acuerdo a los objetivos que se busquen cumplir dentro de las diferentes organizaciones (Chase, 2014). Por lo que, es necesario analizar las

metas que se pretenden alcanzar con los pronósticos para establecer el indicador de error más idóneo (Chase, 2014).

Inventarios

Características generales

El control de inventarios es complejo dentro de una industria. En varias ocasiones los gerentes se enfrentan a múltiples problemas en logística ocasionados por la administración de inventarios (Osorio, 2014). Los problemas con mayor frecuencia son la existencia de excesos y de faltantes (Osorio, 2014).

Funciones de los inventarios (Míguez & Bastos, 2010)

- Permitir un correcto flujo de productos sin producir paros por falta de los mismos.
- Obtener ventajas por volumen de compra, ya que comprar en mayor volumen ocasiona que el costo del producto disminuya y por consiguiente se pueda vender logrando un incremento en la utilidad.
- Salvaguardar la inflación.
- Protegerse de roturas en el inventario, esto por fallas del proveedor, problemas en la calidad y entregas tardías.

Modelos para manejo y control de Inventarios

Los inventarios de producto final forman parte de un aspecto relevante en cuanto a la organización, siendo un punto de partida para la toma de decisiones dentro de una empresa; especialmente aquellas que cuentan con una gran cantidad de SKUs (Causado,2015). Dentro de la gestión y fijación de políticas se plantea el uso de modelos de inventarios generales que han ido siendo adaptados de acuerdo a las necesidades de las organizaciones (Durán, 2012). Las causas fundamentales para establecer la necesidad del mantenimiento de inventarios dentro de las empresas, se da principalmente por el desfase que existen entre la demanda presente de

los consumidores y ya sea la producción o suministro de productos, siendo relacionada con los cambios aleatorios que se pueden dar dentro de la demanda y los tiempos de reposición dentro de la cadena de suministro (Vidal et-al, 2004).

Nahmias (2007) establece que, los modelos de inventarios se clasifican de acuerdo a los supuestos que pueden ser: tipo de revisión, demanda, faltantes, costos y lead time. Dentro de la primera clasificación se encuentran los modelos de revisión continua y de revisión periódica. La revisión periódica se establece cuando existe una revisión de los niveles de inventario en tiempos iguales, es decir cada semana, o mes (Rodríguez, 2011). Siendo este el más adecuado cuando se habla de productos perecederos especialmente enfocados en alimentos basados en que cuenta con un valor de salvamento pasado la fecha de vencimiento (Nahmias, 2007).

Mientras que la revisión continua (Q, r) tiene como base el colocar pedidos de reabastecimiento de inventarios cuando lo establezcan, es decir, cuando el nivel se acerque a un punto de realizar un nuevo pedido que puede darse sin ninguna frecuencia de tiempo determinada (Rodríguez, 2011). Este modelo proporciona una aproximación muy cercana a la política óptima tomando en cuenta rangos de valores de ciertos parámetros (Braglia, 2019).

Se puede establecer que los modelos de mayor aplicación son los que resuelven la cantidad que se debe reabastecer y el período de tiempo en el que se debe realizar estas reposiciones (Vidal et al., 2004). El modelo más utilizado es el Economic Order Quantity (EOQ) (Nahmias, 2007). Según Senthilnathan (2009), en la gestión de inventarios se establece que la cantidad económica de pedidos es un importante sistema que pretende demostrar la cantidad de artículos para reducir los costos totales relacionados con el manejo de inventarios.

Otros de los modelos encontrados son los de Single-Echelon y Múltiple- Echelon; los modelos Single-Echelon se centra en determinar el nivel apropiado de inventarios para una unidad individual dentro de la cadena de suministro, mientras que Múltiple-Echelon adopta

más un enfoque holístico al enfocarse en los niveles correctos de inventores dentro de toda la red de distribución (Hausman et al, 1994). Usualmente los resultados que se obtienen en los sistemas de un solo escalón son niveles de inventario más altos (Ekanayake et al, 2016). Por otro lado, los sistemas de varios escalones mantienen inventarios bajos con tasas de llenado altas dentro de la red de abastecimiento (Ekanayake et al, 2016).

Finalmente, se tiene el modelo PEPS (primeras en entrar primeras en salir) que básicamente consiste en darle salida del inventario a los productos que fueron adquiridos primero, usualmente muy utilizados en la industria alimenticia (Villegas,2020). Dentro del Anexo 2 se encuentra la clasificación de los distintos modelos de inventarios que pueden ser empleados de acuerdo a los requerimientos presentados.

BPM

Características generales

La gestión por procesos de negocio, conocido también en inglés por las siglas BPM (Business Process Management) es una herramienta sumamente relevante ya que integra varios componentes relacionados a la mejora continua en los distintos negocios (Paéz et al., 2017). “La gestión y mejora de los procesos de negocios son una tarea central del diseño organizacional. Por ello los modelos de madurez están recibiendo especial atención y se ve un crecimiento en el interés académico” (Paéz et al., 2017). Los autores confirman lo esencial que resulta el trabajo de una planificación estratégica aplicada a los distintos procesos que involucra el negocio. Mora y Palos (2020) afirman que BPM es “una disciplina que combina el conocimiento de la tecnología de la información y el conocimiento de las ciencias de la administración y lo aplica a los procesos organizacionales operativos”. Actualmente, la competencia masiva a la cual las empresas están expuestas crece con mucha rapidez, de igual manera, la cantidad de información que reciben día tras día debido a las distintas acciones que

son ejecutadas en la organización (Paéz et al., 2017). Por ello, es conveniente el manejo de sistemas de información eficaces a través de nuevas prácticas que involucren también la aplicación de tecnologías (Santamaría, 2012).

Vinculación con pronósticos e inventarios

La coordinación de procesos resulta relevante en el campo de los negocios, pues no es posible alcanzar total eficiencia en el desempeño del negocio cuando existen aún desperdicios internos no resueltos. Es así, que la planificación involucra criterios como inventarios y pronósticos, los cuales permiten una visión a corto y largo plazo del comportamiento de la demanda. Santamaría (2012) manifiesta que “Los cambios en la demanda afectan la planeación estratégica, desacoplan los inventarios, bajo nivel del servicio a los clientes, entre otros aspectos”. También el autor sugiere que, no todas las empresas necesitan la implementación de más técnicas, sino nuevas maneras de estructurar (2012, p. 145).

Dentro del contexto de la demanda, las empresas deben enfocarse en procesos de almacenamiento en inventarios con el objetivo de minimizar el inventario en bodegas (Izquierdo & Montenegro, 2015). Izquierdo y Montenegro (2014), afirman que para el proceso de balanceo en inventarios se encarga la planeación y análisis de inventarios, por lo cual, cuando se cuenta con una coordinación y desarrollo efectivo del mismo aumenta paralelamente la capacidad de servicio de la empresa gracias al aumento de disponibilidad en el inventario y una disminución en la cobertura (tiempo de permanencia del inventario).

Las distintas transacciones que involucran los pronósticos e inventarios son llevadas a cabo, actualmente, por sistemas como los ERP. Dentro del manejo de datos, los autores Izquierdo y Montenegro (2014) concuerdan que es esencial el preprocesamiento de datos para generar métodos de pronósticos sobre la base de datos de las principales transacciones de una empresa, esto facilita la gestión, evaluación y aprovechamiento de los pronósticos para

posteriormente trabajar con inventarios y demás herramientas vinculadas. Por lo cual, una práctica común para el tratamiento de datos inicial es de la clasificación de productos ABC según el criterio que el analista crea adecuado (Mora & Palos, 2020).

Clasificación ABC de productos

Según Serrano (2006) en los distintos almacenes se puede encontrar varios tipos de productos, pero difícilmente habrá uno que englobe todas las categorías, por lo que, el autor sugiere la clasificación en 4 criterios para mercancías: a) según el estado físico, b) según las propiedades, c) según la unidad de medida y d) según la rotación de salida. Sin embargo, existen infinitos criterios de clasificación para estos análisis relacionados con: demanda, materias primas, consumo, tiempo de entrega, tiempo de producción por lote, número de proveedores, entre otros (Castro y Vélez, 2011). Para la planeación y distintos análisis empresariales se implementan metodologías como la “Clasificación ABC” para lograr almacenamientos eficientes o planes de producción factibles, comúnmente esta metodología es utilizada independientemente para materias primas o productos terminados (Castro y Vélez, 2011). De acuerdo con Morillo (2005) la metodología ABC (Costeo basado en Actividades) se transforma en un sistema de información que puede determinar cuáles son las actividades o componentes que agregan valor, cuáles son las que no agregan valor, pero si consumen o demandan costos, y en su defecto tras el análisis pertinente deducir en qué lugar de la empresa reducir costos. Además, el método ABC clasifica y analiza los artículos más importantes del inventario, discriminándolos de acuerdo a su demanda o precio unitario por consumo (Macías, León y Limón, 2019).

Clasificación de alimentos

Clasificación de los productos

La diversidad de tipos de productos que pueden existir en los almacenes o supermercados, ya sea para la fabricación, almacenamiento y/o comercialización (Serrano, 2006). La clasificación que el autor propone se visualiza en la tabla 3.

Tipos de productos por el estado físico

El estado físico de las mercancías podría estar clasificadas de esta manera (Serrano, 2006):

- **Sólidos**

- Sólidos en bruto: aquellos productos que tienen firmeza, densidad y que almacenan y comercializan a granel, ejemplo: minerales, productos agrícolas, productos químicos, etc., (Serrano, 2006).
- Sólidos elaborados: productos cuya materia prima es sólida y eventualmente están en estado sólido, ejemplo: metales, madera (Serrano, 2006).
- Productos vivos o animales: almacenaje por poco tiempo y en espera de ser transformado (Serrano, 2006).

- **Líquidos**

- Estables: destinados a la alimentación destacan refrescos, leches, zumos, etc, (Serrano, 2006).
- Inestables: por su composición química cambian su estado físico o que a temperaturas normales al destaparlos se convierten en volátiles (Serrano, 2006).

- **Gases**

- Productos que usualmente están envasados a alta presión como el gas de las neveras, extintores, etc., (Serrano, 2006).

Tipos de productos según sus propiedades

- **Productos perecederos:** cuentan con una fecha de caducidad, y al tratar la expedición hay que dar salida primero a los más antiguos (Serrano, 2006).
 - **Congelados:** productos que se almacenan en cámaras frigoríficas a una temperatura inferior a los $-18\text{ }^{\circ}\text{C}$ como: carne, pescado, verduras, helados, tartas, etc., (Serrano, 2006).
 - **Refrigerados:** se conservan en cámaras frigoríficas y a una temperatura comprendida entre 1° y 8° centígrados, por ejemplo: carne y pescado fresco, yogur, natillas, flan, nata, mantequillas, postres. (Serrano, 2006).
 - **Frescos:** productos que necesitan estar ubicados en el lugar más fresco sin necesidad de hacer uso de frigoríficas o congeladores, pero en ocasiones una vez abierto el producto si requiere de refrigeración: leche, zumos, refrescos, quesos, embutidos, vinos, chocolate, bombones, frutas, verduras, etc., (Serrano, 2006).
 - **Temperatura ambiente:** Integran las conservas enlatadas, por ejemplo: atún, guisantes, tomate, pimiento, melocotón en almíbar, café, chocolate en polvo, algunos medicamentos, etc., (Serrano, 2016).
- **Productos no perecederos:** también conocidos como productos duraderos debido a que, no tienen fecha de caducidad, y por tanto no es necesario el establecimiento de un orden prioritario en cuanto a la salida, por ejemplo: ropa, artículos de limpieza, droguería, ferretería, etc., (Serrano, 2006)

Tipos de productos según la unidad de medida

Se trata de productos que se pueden medir considerando litros, longitud, y superficies (metros cuadrados), peso (kilos, toneladas), de esta manera se calcula el espacio que van a

ocupar y establecer el número de envases, cajas, volumen de carga, etc. Con esto es más factible la unidad de tiempo y rapidez de movimiento (Serrano, 2006).

Tipos de productos según su rotación

Este tipo de productos están enlazados con la categoría anterior en cuanto a tamaño, ya que esto permite establecer la unidad de tiempo y rapidez del movimiento para la manipulación del producto expresando dicha unidad de tiempo en horas, minutos o segundos, dependiendo de la rotación o rapidez de consumo (Serrano, 2006).

Metodología

El presente proyecto se encuentra basado en la metodología propuesta por Córdoba (2016) mismo que fue desarrollado para una empresa dedicada al mercado de productos perecederos (AEX Alimentos Exquisitos); además que cuenta con una estructura clara con la que el proyecto fue encaminado y organizado. Igualmente, se adiciona la metodología propuesta por Méndez y López (2013), en la que se plantean pasos más específicos para el tratamiento de datos, criterios de clasificación y empleo de pronósticos e inventarios.

Según Córdoba (2016), el primer paso consiste en:

1. Recolección de datos históricos de la empresa

Para el tratamiento de estos datos se establece como un factor importante la intervención humana, es decir la experiencia con la que cuenta el analista y el conocimiento de datos y las diferentes tendencias, para que estos sean capaces de detectar cambios en la estructura de los datos, datos anormales y características estacionales (Prusa & Chocholac, 2015).

Según Toscano (2013), es muy común que las bases de datos contengan del 40% al 90% de problemas de calidad dentro de la información contenida. Por ello se debe realizar una limpieza de datos (Shmueli et al, 2011):

2. Limpieza de datos

Esta etapa inicia con:

2.1 Análisis de datos para determinar el tipo de errores o inconsistencias con las que se deben trabajar. Dentro de esta fase

2.2 Definir la transformación de los datos y las reglas de mapeo, es decir establecer el tipo de datos con los cuales se trabajan y el nivel de afectación. Las reglas de mapeo consisten en la serie de normas que los analistas siguen para el tratamiento de los datos.

2.3 Verificación del nivel de adecuación y la efectividad obtenida por las acciones correctivas realizadas mediante una evaluación a los datos.

2.4 Transformación de datos, cuando se han detectado los errores de calidad dentro del conjunto de datos; se debe establecer la transformación a los datos originales para que puedan ser empleados en los siguientes puntos del análisis.

3. Clasificación ABC

El factor de demandas/ventas resulta relevante porque refleja una visión clara de la cantidad en unidades físicas que generaron mayores porcentajes en utilidad para la empresa (Castro, Vélez y Castro, 2011). Por otra parte, el criterio de movimientos hace referencia al manejo y distintos movimientos que se realizan a los productos dentro de inventarios, para mantener una determinada cantidad de cada producto, tomando en cuenta el tiempo y frecuencia de consumo (Múzquiz, 2013).

4. Pronósticos

4.1 Determinar el sistema de pronósticos que mejor se ajusta al comportamiento de la demanda.

Esta fase se complementa con lo que se menciona en la metodología de Méndez y López (Anexo 3).

5. Gestión de inventarios

Dentro del sistema de gestión de inventarios Córdoba (2016) establece que se debe establecer que el método se debe implementar de acuerdo a los requerimientos que presentes en la empresa. Se debe analizar las necesidades y emplearlo de acuerdo a la planificación y control de productos dentro de la empresa. Mediante la aplicación de inventarios se puede conocer la cantidad de artículos, estimar los tiempos de reabastecimiento, además de contar con las ventajas de reducir los costos de almacenamiento, optimización y planificación de flujo de caja (Durán, 2012).

CASO DE ESTUDIO

La empresa en la que se realizó el presente estudio es una cadena de supermercados, la cual por motivo de confidencialidad será mencionada como “Supermercado Ecuatoriano”, esta empresa ecuatoriana fue fundada el 15 de mayo del 2017, misma que inició sus actividades con la matriz ubicada en el cantón Santa Isabel y posteriormente 2 sucursales ubicadas en la parroquia La Unión y el cantón Gualaceo, todas en la provincia del Azuay. Su actividad económica es la comercialización y distribución de productos de primera necesidad.

Actualmente, la matriz presenta problemas en el área de compras, los pedidos se realizan sin ningún referente, lo que ocasiona un sobre inventario, productos caducados y falta de productos que tienen una alta rotación. Además, no cuenta con un sistema para la gestión de pronósticos e inventarios para un correcto manejo de stock en bodegas, por estos motivos el presente estudio busca proporcionar un sistema de manejo de información para mejorar la gestión de pronósticos e inventarios.

Dada su acelerada expansión a otros cantones, es necesario un mayor control en la oferta y demanda de productos, así como el manejo de inventarios, ya que desde la matriz se distribuyen ciertos productos hacia las 2 sucursales, es por este motivo que el presente estudio se realizó en la matriz con datos históricos de los años 2018, 2019 y 2020.

En el curso del año Noviembre 2019 - Septiembre 2020 se han recibido 48 reclamos por facturación de producto inexistente y 23 quejas por producto caducado y no disponible en perchas; de éstas se resolvieron 23 reclamos y 9 quejas, obteniendo tan solo un 45.07% reclamos y quejas resueltas. Como se observó la mayoría de quejas no pueden ser resueltas y esto afecta el nivel de servicio, lo cual significa ventas perdidas para la empresa. Con respecto a reclamos por facturación de producto inexistente, el producto es facturado, pero en bodega no existe la cantidad especificada, por ende se presentan entregas incompletas. En la figura 1 se registraron las principales quejas surgidas en el supermercado ecuatoriano donde el 80%

de las quejas está representado por el 20% de los problemas como: “productos caducados” y “falta de stock”. Por otro lado, en la figura 2 se obtuvo que el 80% de los reclamos corresponde al 20% entre “facturación por producto inexistente” y “largas filas para pago”. Con lo cual se realizó énfasis en las quejas ya que son el factor que más problemas sin resolver se obtuvo.

Figura 1. Pareto: Quejas (*Elaboración hecha por autores*)

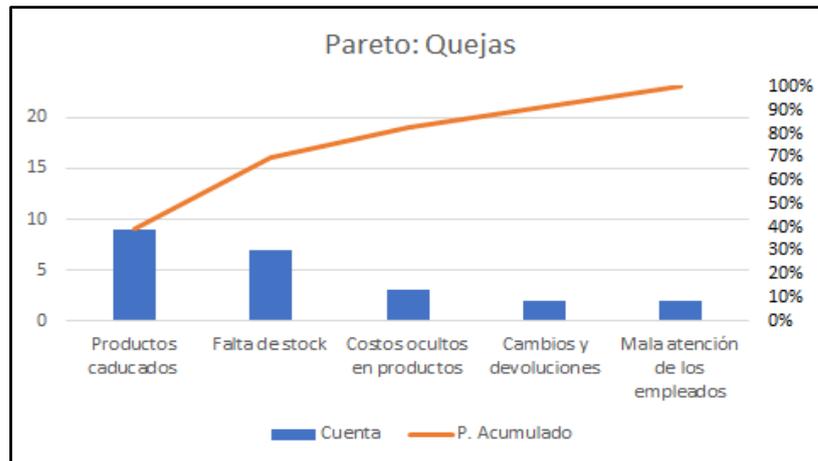
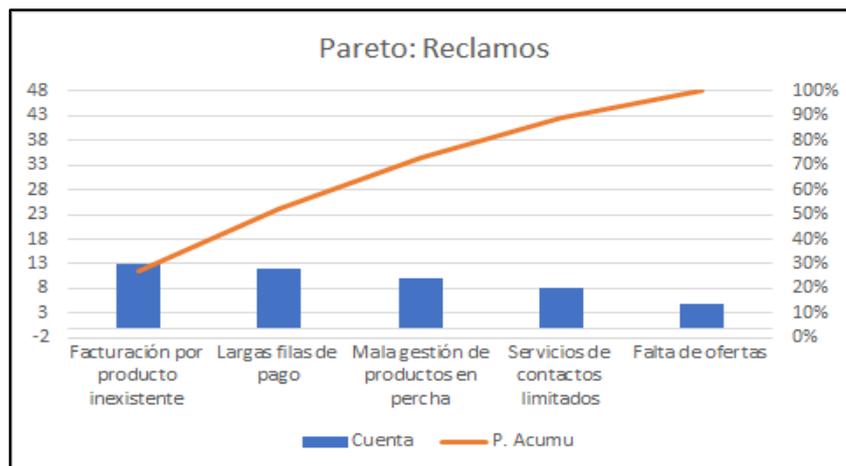


Figura 2. Pareto: Reclamos (*Elaboración hecha por autores*)



METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

Dentro del caso de estudio se aplicará la metodología propuesta por Córdoba (2016) debido a que se encontró una estrecha relación a como en el contexto de pronóstico. Además, se incorpora la metodología de Méndez y López (2013), basándonos en la cantidad de productos y semejanza de condiciones con respecto al “Supermercado Ecuatoriano” que serán tratados a lo largo de esta investigación. Se establece la existencia de ciertas dificultades en el manejo de gestión de inventarios, pues, el número de artículos suele ser muy elevado y además, la naturaleza de estos es diversa, ya sea por la materia prima o por el producto final como tal, por la razón expuesta, los autores aconsejan la clasificación diferenciada en criterios distintos (Flores y Whybark, 2014).

1. Recolección de datos históricos

Los datos fueron entregados por la empresa, en archivos excel separados por meses de los años 2018, 2019 y 2020. Los campos contenidos dentro de los archivos excel son: sku, ventas, costo y utilidad.

2. Limpieza de datos

Para el caso de aplicación únicamente se cuenta con los datos de los años 2018, 2019 y 2020, debido a que, como fue mencionado la empresa se fundó a mediados del 2017. Además, se debe considerar al año 2020, por la emergencia sanitaria, como un año atípico debido a que productos que son parte de la canasta básica de las familias ecuatorianas como: arroz, leche, queso, enlatados, entre otros, fueron adquiridos desproporcionadamente por los clientes en los meses más críticos de la pandemia. Sin embargo, no todos los productos se enmarcan como datos atípicos porque existen algunos que su demanda ha seguido con un comportamiento igual que los años 2018 y 2019. Los datos atípicos dentro de pronósticos constituyen aquellos cuyo valor es numéricamente distinto al resto de los datos (Prusa & Chocholac, 2015).

Para el tratamiento de estos datos se establece como un factor importante la intervención humana, es decir la experiencia con la que cuenta el analista y el conocimiento de datos y las diferentes tendencias, para que estos sean capaces de detectar cambios en la estructura de los datos, datos anormales y características estacionales (Prusa & Chocholac, 2015). Dentro de los archivos entregados por la empresa se realizó una limpieza de datos. Según Toscano (2013), es muy común que las bases de datos contengan del 40% al 90% de problemas de calidad dentro de la información contenida. La limpieza de datos consiste (Shmueli et al, 2011):

2.1 Análisis de datos

Para determinar el tipo de errores o inconsistencias con las que se deben trabajar. Dentro de los datos entregados por la empresa están:

- El número de veces que el cliente compra un determinado producto.
- El costo
- Ventas
- Utilidad
- SKU

La cantidad de registros con los que contaba la empresa se puede ver dentro del Anexo 4, donde se detallan por mes de los años analizados previo a la limpieza de los datos.

2.2 Definir la transformación de los datos y las reglas de mapeo.

Es decir, establecer el tipo de datos con los cuales se trabajan y el nivel de afectación. Las reglas de mapeo consisten en la serie de normas que los analistas siguen para el tratamiento de los datos. Considerando algunas de estas reglas se procedió a definir ciertos criterios bajo los cuales algunos datos fueron eliminados del análisis, ya que, se consideran datos inconsistentes entre los cuales destacan: valores de costo cero y utilidad negativa. En una entrevista con la empresa indicaron que la presencia de valores con costo cero se debe a que

ciertos productos los proveedores envían como promociones, pero dado que obligatoriamente tienen que ser ingresados por temas de inventario entonces el ingreso es declarado con el valor cero en costo.

Con respecto a la utilidad negativa, lo que indicó la empresa es que existen ocasiones de comprar productos en gran volumen a otros proveedores debido a promociones; sin embargo, no se modifica el precio de costo. El producto que se compró bajo esta política, el precio de venta es menor, pero el precio de costo se mantiene alto, entonces causa un desfase con utilidad negativa.

2.3 Verificación del nivel de adecuación y la efectividad obtenida por las acciones correctivas realizadas mediante una evaluación a los datos.

2.4 Transformación de datos

Cuando se han detectado los errores de calidad dentro del conjunto de datos; se debe establecer la transformación a los datos originales para que puedan ser empleados en los siguientes puntos del análisis.

Al completar esta serie de pasos, los datos son apropiados para los siguientes puntos de la metodología descrita. En el Anexo 5 se puede encontrar el número de registros con los que se trabajó en el presente proyecto después de realizarse la limpieza de datos.

3. Clasificación ABC

A continuación, se trabajó en la aplicación de la metodología ABC multicriterio. Este se fundamenta en la curva 80-20, o Ley de Pareto, el cual establece que “Hay unos pocos valores críticos y muchos insignificantes”, por lo tanto, los recursos deben estar concentrados en los valores críticos (Parada, 2009). El autor asegura que, partiendo de la efectividad surge la necesidad de clasificar el inventario y de llevar a cabo un control selectivo (Parada, 2006).

Después de haber realizado la limpieza de los datos en promedio 1642 datos de todos los años considerados en el estudio, es necesario realizar una clasificación mediante la cual se priorice productos que son considerados relevantes para el supermercado ecuatoriano.

Se inicia con la clasificación ABC de la base de datos completa, en el Tabla 1 se presentan los resultados. Para esta clasificación se consideró el criterio de utilidad, ya que la empresa está interesada en aquellos productos de los cuales percibe mayor ingreso. Según Nahmias (2007), menciona que no todos los productos requieren de un control de inventarios, la mayor atención se debe enfocar en los que generan un mayor peso en las ganancias de la empresa. Este autor propone una clasificación ABC por volumen de ventas e indica que a los productos A se debe direccionar una mayor atención con respecto a los demás. Los productos B no requieren un escrutinio cercano, y los productos C, generalmente, no se piden en gran volumen, por ende, no se recomienda enfocarse en demasía en estos.

Tabla 1. Clasificación ABC de productos con mayor utilidad

Código	Utilidad	Clase por utilidad
28580	\$ 1.893,0	A
12449	\$ 597,0	A
9394	\$ 579,6	A
27837	\$ 423,5	A
9382	\$ 265,9	A
17720	\$ 252,0	A
17830	\$ 245,8	A
9431	\$ 241,1	A
.	.	.
.	.	.
15580	\$ 6,4	B
16852	\$ 6,4	B
25593	\$ 6,3	B
25129	\$ 6,3	B
.	.	.
.	.	.
27898	\$ 2,4	C
18430	\$ 2,3	C
28189	\$ 1,3	C

	Zona	No. Elementos	% Artículos	% Artículos Acumulado	Utilidad	Utilidad Acumulada
0 - 80%	A	234	14,3%	14,3%	\$ 12.151,56	\$ 12.151,56
80% - 95%	B	363	22,1%	36,4%	\$ 1.975,58	\$ 14.127,14
95% - 100%	C	1045	63,6%	100,0%	\$ 1.670,72	\$ 15.797,86
	Total	1642				

Fuente: Elaboración propia

Los productos con utilidad alta que genera el 80% de ingresos está conformado por el 20%, es decir, 234 productos, cabe indicar que en esta clasificación se encuentran productos con distinta naturaleza, como son: enlatados, congelados, granos, balanceados, productos de limpieza y aseo personal, entre otros. En el presente estudio solo se concentra en los 234 productos que generan mayor utilidad, a partir de estos se crea una sub-clasificación que se presentan a continuación.

Como se mencionó en la sección limpieza de datos, existen ciertos productos para los cuales no se tomó en cuenta la demanda del año 2020, ya que al graficar los datos se observó alta variabilidad con respecto a los datos correspondientes a los años 2018 y 2019, dando como resultado un total de 114 productos pronosticados solo con datos de los años 2018 y 2019. La

naturaleza de estos productos en su mayoría estaba conformada por granos (fréjol, arveja, garbanzo, canguil, etc), arroz, productos de limpieza personal, huevos, pan y leche, entre otros.

Para los 120 productos restantes se incluyó las ventas de los años 2018, 2019 y 2020, ya que comparando la demanda del año 2019 con el año 2020, no existía gran variación. La naturaleza de estos productos está: bebidas, café, cárnicos, snacks, balanceados, entre otros.

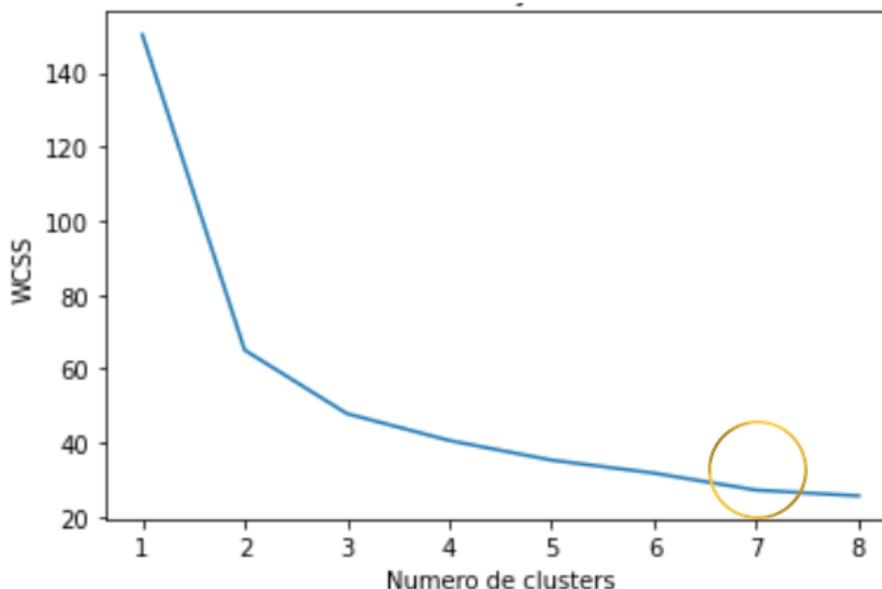
Al contar con 234 productos y por la limitante del tiempo con el que se contó para realizar el presente proyecto, Hamerly (2004) recomienda una planeación agregada, debido a que establece que un análisis individual de todos los productos que maneja una empresa no es relevante. Bajo el concepto se decidió implementar herramientas de Machine Learning, en este caso Agrupamiento K- Means (Bradley, 2000).

K-Means Clustering

Se recomienda el uso de K- Means debido a que cuenta una muy buena escalabilidad debido a la cantidad de datos (Bradley, 2000). Para hacer uso de este algoritmo se requiere especificar el número de cluster que se deseen encontrar. El Agrupamiento o Clustering consiste en la agrupación de datos de manera automática; sin embargo, como es un aprendizaje no-supervisado, no es perfecto y no existe respuesta correcta.

Se sugiere entonces para establecer K (número de cluster), hacer uso de la prueba del Codo de Jambu (Hamerly, 2004). Es una buena opción debido a que ayuda a determinar el número de clusters que se deben aplicar para formar una cantidad óptima de grupos de datos. El nombre de codo, se debe a la forma de la gráfica que se genera y en comparación con el inicio de su estabilidad; estos cambios indican donde se encuentra el K apropiado para los datos (Hamerly, 2004).

Figura 3. Codo de Jambu - Número óptimo de K (*Elaboración propia*)



En la figura 3 se indica que 7 es el número de clusters que se formarán, esto porque en ese punto se presenta la última inflexión en la gráfica. Adicional a esta prueba, se hizo uso de un método cualitativo en el que se utilizó el juicio del investigador.

Se identificaron ciertos clusters que no seguían un mismo patrón, por lo que se tomó la decisión de separarlos para poder contar con mejores resultados al realizar las ventas agregadas de los mismos. Al concluir con este análisis, se aplicaron 20 cluster a los 234 productos; manteniendo la separación inicial de aquellos productos que se toman en cuenta los 3 años de datos históricos mientras que en otros se excluyen el año 2020 por las razones previamente mencionadas. El resumen de los clusters creados pueden ser revisados dentro del Anexo 6.

4. Pronósticos

En esta sección se analizaron las ventas de los datos históricos de los años 2018 y 2019 y 2020, para cada caso que se mencionó en la sección anterior. En el caso donde se excluye el año 2020 es debido a que las demandas presentaron una alta variabilidad con respecto a los años anteriores en los meses de Marzo-Agosto. En los meses de Septiembre-Diciembre la

demanda es afectada con un gran decremento, esto es debido a que la mayoría de personas compraron una alta cantidad de víveres en los meses anteriores, entonces aún los mantenían en su hogar, por ende ya no los adquirirían en el supermercado.

Con la presencia del COVID-19 el comportamiento del consumidor cambió radicalmente, en el caso ecuatoriano, se encontró que en cuanto al gasto promedio de cada compra por consumidor era de \$45 para febrero 2020, para abril 2020 subió a \$105 y en junio se ubicó en \$58, estas fluctuaciones se deben a la presencia de la pandemia, siendo los lácteos, enlatados y productos de limpieza los más demandados (El Universo, 2020).

4.1 Determinar el sistema de pronósticos que mejor se ajusta al comportamiento de la demanda.

Para determinar el modelo a aplicar, se establecieron dos maneras: cualitativa, está basada en la observación y cuantitativa donde se aplicaron las pruebas de Dickey Fuller para probar si la serie es estacionaria y Mann Kendall para tendencia. Además

Prueba Dickey Fuller

El procedimiento se basa en probar la existencia de una raíz unitaria en el polinomio autorregresivo del proceso (Castaño y Martínez, 2019).

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

$$a_t = \rho a_{t-1} + u_t$$

Donde u es un proceso de ruido blanco $N = (0, \sigma_u^2)$. Las hipótesis se plantea como:

$$H_0: \text{La serie presenta una raíz unitaria (La serie es estacionaria)}$$

$$H_a: \text{La serie no presenta una raíz unitaria (La serie no es estacionaria)}$$

Mann Kendall

Se utiliza para validar tendencias positivas y negativas en una serie de tiempo. No requiere que los datos estén distribuidos normalmente o sean lineales (Zaiontz, 2018).

H_0 : La serie no presenta tendencia

H_a : La serie presenta tendencia

Las pruebas mencionadas se realizaron en el software XLSTAT, se obtuvo el valor p de cada producto para comparar con la hipótesis nula y alternativa contra un $\alpha = 0.05$. Los resultados se indican en el Anexo 7.

Con las pruebas realizadas anteriormente se logra definir el comportamiento de la demanda. En la Tabla 2 (Anexo 41) se muestra un resumen de la información a considerar para evaluar el modelo de pronóstico adecuado según se ajuste a las características principales que requiera el modelo.

La aplicación de modelos de pronóstico y pruebas de validación de patrón de ventas se realizó en los softwares XLSTAT y Minitab.

Para la validación de estos modelos se enfatizó en el MAPE (Error porcentual absoluto medio) el cual se define como un indicador de desempeño el cual mide el tamaño del error en términos porcentuales (Vélez y Nieto, 2016). La calidad del criterio se define en cuanto al MAPE más bajo de las pruebas realizadas con anterioridad. En la tabla 3 se presentan los rangos a través de los cuales se evalúa la exactitud del pronóstico.

Tabla 3. Evaluación de la exactitud del pronóstico (F_t) a través del error MAPE

(Elaboración hecha por los autores)

MAPE	Calidad del pronóstico
$F_t \leq 10\%$	Muy bueno
$10 \leq F_t \leq 20\%$	Bueno

$20 \leq Ft \leq 30\%$	Moderado
$Ft > 30\%$	Pobre

5. Inventarios

Nahmias (2007) afirma que el *EOQ* es el modelo más básico de los inventarios como el (Q,R) y el (s,S), pero además se integran otros supuestos. De acuerdo con esto, Vidal & Goetschalckx (2000) coinciden en que, *EOQ*, es el modelo fundamental ya que, se comprometen a los costos fijos de pedido y los costos por mantener el inventario, y que además este permite el desarrollo para los modelos más complejos existentes. A continuación, en la Tabla 4 (Anexo 42), se detallan los modelos de *EOQ* existentes con sus respectivas variaciones.

Se procede a determinar si la demanda es determinística o estocástica, Dentro de esta categoría la demanda puede variar. Según Taha (2012), puede usarse el coeficiente de variación (V) para valorar la naturaleza de la demanda utilizando los siguientes lineamientos:

1. Si la demanda mensual promedio es constante y $V < 20\%$, la demanda es determinística.
2. Si $V > 20\%$ pero aproximadamente constante, entonces la demanda es probabilística y estacionaria.

Este cálculo se realizó en el software Minitab 17, se presenta un extracto en la Tabla 5.

Tabla 5. Extracto del coeficiente de variación para productos desagregados

(Elaboración hecha por los autores)

Código	CV
9764	45,11
10866	56,96

9431	41,41
9394	52,30

Se observa que para todos los códigos el coeficiente de variación es $> 20\%$, esto indica que la demanda es estocástica y estacionaria, por lo cual se debe aplicar el modelo Q, R. Previo a determinar el QR, se debe definir costos asociados como lo son:

El *costo de pedir* se calculó en base a información proporcionada por la empresa, en donde se determinó que en las actividades de realizar pedidos de productos se encuentra únicamente una persona disponible. Se decide entonces emplear la fórmula (1), en donde se sabe que las horas laborales dedicadas a esta actividad se realizan al mes, con un 100 % de empleo del tiempo para la revisión continua de inventarios y actividades relacionadas. Además, se conoce que el salario para el operador es de \$520/ mes. Los números de pedidos se refieren al número de unidades almacenadas mensualmente.

$$\text{Costo de pedido} = \frac{\frac{\text{Horas laborales personales encargado}}{\text{mes}} * (\% \text{ tiempo dedicado}) * \left(\frac{\text{salarios}}{\text{horas}}\right)}{\frac{\# \text{ pedidos}}{\text{mes}}}$$

$$\text{Costo de pedido} = \frac{\frac{60h}{\text{mes}} * (1) * \left(\frac{\$2.70}{\text{horas}}\right)}{\frac{50540}{\text{mes}}} = \frac{\$0.003}{\text{pedidos}}$$

Por otra parte, el costo de mantener se obtuvo en relación a la información encontrada en Nahmias (2007). Este costo consiste en la suma de los costos proporcionales a la cantidad de inventarios que se encuentran físicamente en un punto en el tiempo. Entre los que componen

este costo se encuentran diferentes aspectos, en lo que respecta a esta investigación fueron incluidos los siguientes:

- El costo de suministrar el espacio físico para el almacenamiento de productos.
- Impuestos.
- Productos caducados
- Costo de oportunidad alternativa

El costo asociado para suministrar el espacio para almacenar productos y los costos relacionados con la oportunidad. A continuación, se calcula los costos relacionados por el almacenamiento (2):

$$\text{Costo de Almacenamiento} = \frac{\frac{\$356}{\text{mes}}}{\frac{50540}{\text{mes}}} = \frac{\$0.007}{\text{producto}} (2)$$

Por otra parte, se tomaron en cuenta los costos de servicios básicos, que en este caso incluyen:

- Luz eléctrica (\$90-\$100)
- Internet (\$30-\$50)
- Agua Potable (\$40-\$60)
- Teléfono (\$40-\$60)

Estos precios están relacionados con la cantidad de este tipo de productos mensualmente. Dentro de la fórmula (3), se calcularon estos costos:

$$\text{Costo Servicios básicos} = \frac{\frac{\$222}{\text{m}^2}}{\frac{50540}{\text{mes}}} = \frac{\$0.004}{\text{producto}} (3)$$

Además, se incluyeron costos relacionados con los impuestos, especialmente asociados con el Servicio de Rentas Internas (SRI) que deben ser asumidos por la empresa que se encuentra en un 12%, de acuerdo a información proporcionada por la misma.

En lo que comprende los costos de oportunidad, estos se entienden como aquello que la empresa sacrifica al tomar una decisión económica. Para poder calcular este costo, se empleó una tasa de interés anual manejada por el Banco Pichincha que se encuentra en 4.87%.

Los costos obsoletos se consideraron como productos que se encuentran vencidos y por lo tanto representan pérdidas que percibe la empresa tanto por producto que se pierde por su venta y por su inversión. Por lo tanto, la empresa estableció el costo en los que se incurren por este tipo de problemas es del 1%

Para determinar el costo de mantener el inventario, se deben sumar las tasas para obtener I:

$$I = 19.3\%$$

Este valor indica la tasa de mantener el inventario de cada uno de los productos que se están analizando. Para obtener el costo de mantener esta tasa deberá ser multiplicada por el costo del producto que se analiza, y replicarlos para todos los productos considerados dentro del presente proyecto.

De acuerdo a los resultados obtenidos en la Tabla 5, se determinó entonces que el modelo adecuado para el manejo de inventarios es el de nivel servicio de Q, R. Dentro del Anexo 8, se puede encontrar la comparación del coeficiente de variación, el tipo de ventas y el modelo seleccionado. Dicho modelo presenta una política de revisión continua de inventarios en dicho modelo se pide una cantidad Q cuando el inventario llega a un punto de reorden R y un tamaño de lote fijo (Nahmias, 2007). Este modelo es principalmente empleado cuando la demanda que se maneja es estocástica para el sistema de revisión continuo, que siempre va acompañado de una revisión continua, en la que se debe determinar política de servicio y teniendo en cuenta un enfoque de optimización; por lo que las variables de decisión dentro de este modelo son Q y R (Nahmias, 2007).

$$\text{Punto de reorden} = R = \underline{d} * LT + z \sqrt{\sigma_d^2 * LT}$$

Donde:

\underline{d} : demanda promedio

σ_d^2 : Desviación estándar de la demanda promedio

LT: tiempo de espera (lead time), que es igual a 1 mes, ya que es el tiempo promedio que se tarda en preparar/producir una rosa.

Inventario de seguridad = IS = $z * \sigma_d^2 * \sqrt{LT}$

Número esperado de órdenes = λ/R

(Betancourt, 2018)

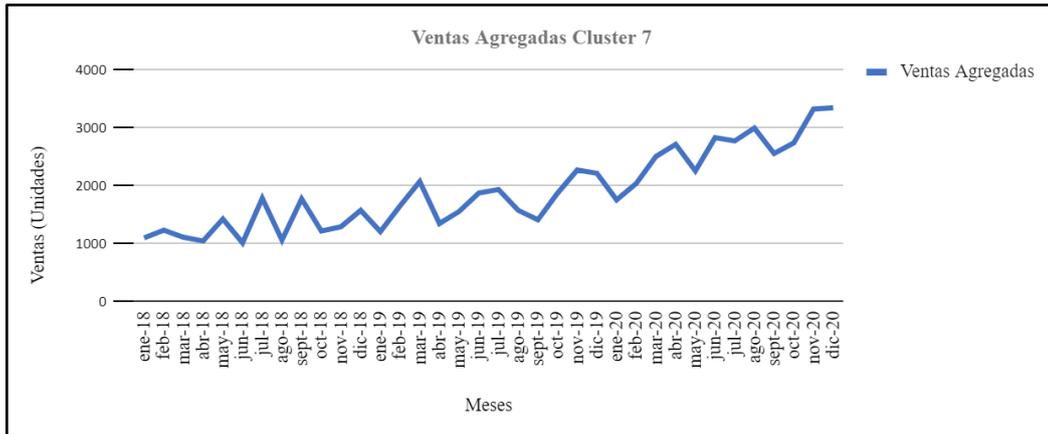
Resultados

Pronósticos

Los 20 clústeres obtenidos fueron probados cada uno con los modelos de Promedios Móviles, Suavizamiento Exponencial Doble, Winters, Arima y Estacional Simple, dependiendo del análisis de prueba realizadas anteriormente. Los resultados de los modelos con mejor ajuste para cada cluster se presentan en una tabla resumen en el Anexo 9, se puede observar que el MAPE se encuentra dentro de los rangos establecidos según la literatura, para considerar un buen modelo.

Los resultados para pronósticos se presentan para el cluster 7.

Figura 4. Patrón de ventas correspondientes al cluster 7 (*Elaboración hecha por los autores*)



Como se observa en el Gráfico 4, según el análisis cualitativo el patrón de ventas presenta estacionalidad. Con la prueba de Mann Kendall y Dickey Fuller mencionadas anteriormente se demuestra que la serie presenta tendencia y no es estacionaria.

En base a los resultados presentados anteriormente, se aplicaron los siguientes modelos de pronósticos:

Holt-Winters

Tabla 6. Resumen de MAPE de Holt-Winters para el cluster 7 (*Elaboración hecha por los autores*)

L	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
MAPE	14,03	13,51	11,27	13,79	14,81	14,07	12,63	14,42	15,62	16,75	13,97

ARIMA

Tabla 7. Resumen de MAPE de ARIMA para el cluster 7 (*Elaboración hecha por los autores*)

Modelo	(0,0,0)	(0,0,1)	(0,1,2)	(1,1,0)	(1,0,2)
MAPE	24,96	33,45	21,02	35,12	31,34

Doble Suavizamiento Exponencial

Tabla 8. Resumen de MAPE de Doble Suavizamiento Exponencial para el cluster 7

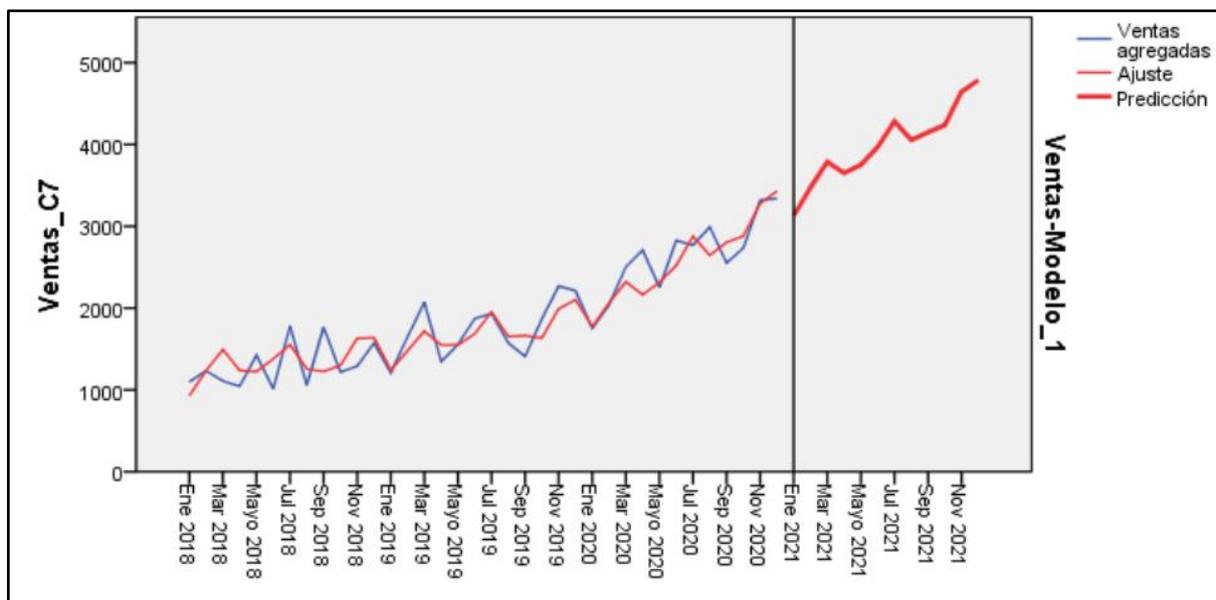
(Elaboración hecha por los autores)

alpha	beta	MAPE
0,16	0,023	15,11

En las tablas anteriores se muestra el análisis de pronóstico aplicado para el cluster 7. Se procede a escoger el modelo más adecuado según el MAPE y también el ajuste del modelo a los datos de ventas reales. Entonces se evalúa la calidad del pronóstico con la información presentada en la tabla No.3, en donde se indica que con un MAPE < 30% el modelo de pronóstico es considerado bueno.

El modelo con mejor calidad y precisión, puesto que presenta un error bajo con respecto a los demás modelos es Holt-Winters con un MAPE de 11.27% < 30%, el modelo es bueno.

Figura 5. Pronóstico para cluster 7 (Holt-Winters) (Elaboración hecha por los autores)



Inventarios

Dentro de la tabla 8, se encuentra el coeficiente de variación de los SKU con los que se encuentran trabajando. Se puede evidenciar que se maneja un coeficiente de variación >20 , por lo que se puede concluir que la demanda es probabilística y que el modelo de manejo de inventario que más se ajusta es una revisión periódica de servicio tipo 1 de Q, R. De acuerdo a lo encontrado dentro de la literatura se optó por revisión periódica debido a que el nivel de desarrollo de la empresa no permite aplicar revisión continua. Nahmias (2007) sugiere, la aplicación del servicio tipo 2 es factible en empresas tipo supermercado que cuenten con lectores QR, con un enlace de los elementos vendidos con los existentes en la bodega. Sin embargo, este no es el caso de la empresa del caso del estudio; por esta razón se decidió emplear una revisión periódica para el mantenimiento de los inventarios. Los coeficientes de variación para los productos restantes, se encuentran dentro del Anexo 10. Estos valores fueron calculados mediante el software Minitab para los 234 productos pronosticados.

Dentro de los datos que se incluyeron para lograr calcular el sistema de inventario, se requiere: demanda promedio, demanda anual, Lead Time, el nivel de servicio con que se va a trabajar de acuerdo a las necesidades de la empresa, un valor Z, el costo de mantener y costo de preparar.

El nivel de servicio que se determinó para el tratamiento de estos productos fue del 95% con un Z de 1.65. Se puede establecer que un alto nivel de servicio constituye un enorme esfuerzo dentro de la cadena de suministro de las empresas. Por lo que considerando varios factores, se determinó que el 95% constituye un nivel de servicio satisfactorio tanto para responder a la demanda como para mantener los costos de inventarios. Cabe recalcar que al igual que los pronósticos, el manejo de inventario se realizó a los productos de categoría A; debido a la utilidad que representa a la empresa.

Tabla 9. Extracto de los resultados de la Gestión de Inventarios (*Elaboración hecha por los autores*)

	Q/Unidades	Punto de Reorden	Inventario de Seguridad	Número Esperado de órdenes	Costo promedio total
10866	336	270	147	23	\$1822,91
1168	669	612	88	16	\$137,93
9683	335	380	131	23	\$330,49

Dentro de la Tabla 9, se presenta una muestra de los resultados obtenidos en lo que respecta al manejo de inventarios. En esta tabla se detalla el punto de reorden que comprende el número de unidades a las que se debe llegar en el inventario del producto para poner en marcha el pedido de un nuevo lote de productos. Se menciona también el inventario de seguridad de cada producto por mes. El Q que se presenta corresponde al número de unidades a pedir en un lote de preparación. Además, se detalla el número de órdenes que se esperan tener a lo largo del año, de acuerdo a cada producto analizado y por último el costo en que la empresa incurre por el mantenimiento del producto analizado. Dentro del Anexo 11 se detallan estos valores para todos los productos que se encuentran dentro de la categoría A.

BPM

Para la implementación del sistema de información donde se encuentra consolidada la investigación realizada en cuanto a pronósticos e inventarios para los productos del supermercado en estudio se hizo uso del software Microsoft Excel para crear una plantilla través de macros para la automatización de varios flujos de trabajo

en los que integran: plantillas de pronósticos e inventarios. Para el funcionamiento de este sistema se hace uso únicamente de los datos de ventas en unidades proporcionados por la gerencia del supermercado ecuatoriano. Todo esto se realizó con el fin de facilitar el intercambio de datos entre las distintas plantillas.

El programa contiene botones para que el usuario pueda navegar entre las distintas ventanas. Por ejemplo, en la categoría de pronósticos el usuario debe seleccionar el SKU, y a continuación el programa le sugiere el modelo de pronóstico con el que se debería trabajar de acuerdo, al estudio realizado con anterioridad. Sin embargo, se pueden realizar los pronósticos con cualquiera de los otros modelos dentro de los cuales están: ARIMA, Suavizamiento exponencial doble (Holt), Winters aditivo, Promedio móvil y estacional simple. Los datos de las ventas pueden ser ingresadas hasta el año 2050. Para una mejor visualización del comportamiento de las series de datos pronosticados el programa arroja una gráfica donde se muestra cómo a través de los años (períodos) se configuran los distintos factores: estacionariedad, estacionalidad y tendencia, según cada caso.

Para la plantilla de inventarios, por su parte se encuentra consolidada la información ingresada de las ventas realizadas para que automáticamente el stock se encuentre actualizado y el usuario tenga evidencia de las existencias actuales de los productos y los respectivos costos que aquellos implican. Finalmente, en los anexos 35, 36, 37 y 38 se encuentran adjuntas las imágenes de las tres ventanas principales: visualización gráfica de ventas, cálculo de pronósticos a través de distintos métodos y cálculo de inventarios; estos forman parte del ERP diseñado para el cálculo de pronósticos e inventarios en el presente estudio. Para acceder a un vídeo explicativo del sistema de información realizado, al igual que un manual de uso diríjase al Anexo 34.

Conclusiones

Al ser una empresa creada recientemente solo se tuvo acceso a los datos de los años 2018, 2019, 2020. Dentro de los datos recolectados se identificaron valores negativos, celdas con costos vacíos, etc. En donde con ayuda de información de la empresa se establecieron razones por las que se contaban con estos datos. Al realizar la limpieza de los datos entregados, se tomaron decisiones de tratamiento junto con un representante de la empresa; al terminar con procesamiento de datos, se obtuvo una base de 1642 datos. Dentro de los archivos se contaban con los siguientes campos: nombre del producto, código, costo, ventas y precios, información con la que se realizó la presente investigación.

Con base a la información proporcionada por la empresa se obtuvo que los principales problemas dentro de la empresa se encuentran dentro de la empresa debido a factores como: productos caducados, falta de stock, productos inexistentes y largas filas de pago. A partir de esta problemática fueron combinadas dos metodologías para el análisis de pronósticos e inventarios. A partir de la clasificación ABC de los productos se trabajó únicamente con los datos que se situaron dentro de la categoría A y estos respondieron a un total de 234 productos, mismos que representan el 80% de la utilidad total en ventas para el supermercado. De los 234 productos, para 120 de ellos se consideraron los datos de los años 2018, 2019 y 2020, debido a que la variabilidad debido a la presencia del COVID-19 durante el 2020 fue nula en cuanto a las ventas de estos productos. Por el contrario, para los 114 productos restantes se excluyó el año 2020 para su estudio debido a que, durante ese año por la presencia de la pandemia estos productos presentaron altos picos en ventas y provocaron alta variabilidad con respecto a los dos años anteriores, dentro de este grupo destacan productos como: arroz, granos, productos de limpieza, huevos, pan y leche.

En cuanto al análisis que implicó el estudio y aplicación de distintos modelos de pronósticos, fueron obtenidos 20 clusteres y con cada uno de estos se trabajaron los modelos

de pronósticos: Promedio Móvil, Suavizamiento Exponencial Doble, Winters, ARIMA y Estacional Simple. Finalmente, se seleccionó como el modelo óptimo para el respectivo cluster de acuerdo al porcentaje menor de MAPE. Por lo que, el modelo que mayormente fue empleado en los clusters fue “Estacional simple”, mismo que se aplicó a 7 de los 20 clusters. Cabe mencionar también que las pruebas estadísticas aplicadas arrojaron también que las series de tiempo de los clusters en su mayoría contaban con una tendencia positiva, esto fue obtenido gracias a la prueba “Mann Kendall”.

La mayor parte de los inventarios se trabajó con el modelo Q, R debido a que se determinó un tipo de ventas estocástica, es decir, que es aleatoria y variable a través del tiempo, esto fue determinado a través del “Coeficiente de Variación” (mayor a 20%), obtenido para cada uno de los productos tipo A. Además, se empleó el nivel de servicio tipo II debido a la categoría de negocio al cual pertenece el supermercado obteniendo así 95% de nivel de servicio satisfactorio.

A través del uso del aprendizaje no supervisado fue práctico el agrupamiento y la clasificación de los ítems de categoría A, de acuerdo al comportamiento de las series de tiempo, claro que también se recomienda que cada uno de los clusters generados por el programa sea estudiado por un experto para observar si los distintos agrupamientos tienen o no sentido. En el presente caso los productos fueron agrupados de acuerdo al comportamiento de ventas. Por ejemplo en el cluster 7 se incluyen productos de tipo golosinas que generalmente el supermercado entrega a sus clientes en ventas al por mayor.

Para la realización del análisis de pronósticos e inventarios se contó con información únicamente de ventas, por lo cual, se trabajó en base al patrón de comportamiento. Para los pronósticos, posterior a la clasificación ABC se procedió a agregar de acuerdo al periodo, es decir, mes a mes como se mencionó anteriormente. Para la validación de la aplicación del modelo óptimo de pronóstico se evaluó mediante el porcentaje de error indicado por el MAPE

mismo para que se valide como bueno debe estar en un rango entre 20 y 30% para considerarlo como moderado, sin embargo, si el porcentaje alcanza un porcentaje mayor a al 30% se considera como un modelo pobre según la literatura citada.

Recomendaciones

Es importante el análisis conjunto de los datos de demanda para tener una apreciación clara del porcentaje de productos demandados que quedan insatisfechos debido a la falta de disponibilidad de los mismos dentro del local comercial.

Compartir y educar a los demás miembros del supermercado en la utilización de la plantilla de EXCEL generada para el presente caso de estudio, ya que se considera relevante que la información consolidada dentro del programa sea compartida a través de los distintos departamentos para no dejar información suelta y pueda estar actualizada constantemente.

Limitaciones

Presencia de variabilidad y fluctuaciones en el comportamiento de ventas de algunos productos debido a la pandemia COVID-19 donde muchos productos fueron demandados de manera masiva. Entonces no se puede garantizar que los modelos de pronósticos obtenidos en el presente estudio para ciertos productos seguirán siendo los mismos en años posteriores porque la situación en el país aún no es estable.

Los datos históricos proporcionados por la empresa no reflejan en los pronósticos realizados una veracidad al 100% debido a que al contar solo con 3 años de datos históricos y como la empresa se encuentra en crecimiento estos pueden cambiar en un par de años. Para que un pronóstico indique una confiabilidad alta, el periodo de tiempo de los datos históricos debería ser mayor.

Referencias Bibliográficas

- Anacleto, O., Queen, Q., & Albers, C. (2013). Multivariate Forecasting of Road Traffic Flows in the Presence of Heteroscedasticity and Measurement Errors. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)* 62 (2). Wiley Online Library: 251–70.
- Amarís, G.; Ávila, H. y Guerrero, T. (2017). Aplicación de modelo ARIMA para el análisis de series de volúmenes anuales en el río Magdalena. *Revista Tecnura*, 21(52), 88-101. doi: 10.14483/udistrital.jour.tecnura.2017.2.a07
- Arteaga, E. (2010). Aponte, L, & Cardona, C. (2009). *Construcción de un modelo econométrico para estimar las ventas mensuales de las cuatro marcas principales de bebidas gaseosas de la empresa Ecuador Bottling Company Corp.* Escuela Politécnica Nacional. Ecuador.
- BECERRIL ROSALES, I., GONZÁLEZ DE LA ROSA, M. (2018). Análisis De Series De Tiempo en El Pronóstico De La Demanda De Almacenamiento De Productos Farmacéuticos. *Revista Ciencia Administrativa*, 264–275.
- Bastos, A. I. (2010). *Organización en El Punto de Venta.* Ideas propias Editorial S.L.
- Beltrán, E. (2018). Estrategia de mejoramiento de modelos de pronósticos de la demanda con el fin de optimizar la gestión logística de repuestos automotrices. Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá. Obtenido de <https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/11007/Estrategia%20de%20Mejoramiento%20de%20los%20Modelos%20de%20la%20Demanda%20con%20el%20fin%20de%20Optimizar%20la%20Gesti%C3%B3n%20log%C3%ADstica%20de%20repuestos.pdf?sequence=2&isAllowed=y>
- Bradley, PS, Bennett, KP y Demiriz, A. (2000). Agrupación de k-medias restringida. *Investigación de Microsoft, Redmond* , 20 (0), 0.
- Braglia, M., Castellano, D., Marrazzini, L., & Song, D. (2019). A continuous review, (Q, r) inventory model for a deteriorating item with random demand and positive

- lead time. *Computers and Operations Research*, 109, 102–121.
<https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.04.019>
- Cacatto, C., Belfiore, P., & Vieira, J.G.V. (2012). Forecasting practices in Brazilian food industry. *Journal of logistics management*, 1(4), 24-36
- Chávez Quisbert, Nicolás. (1997). MODELOS ARIMA. *Revista Ciencia y Cultura*, (1), 23-30. Recuperado en 27 de febrero de 2021, de http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-33231997000100005&lng=es&tlng=es
- Chase, C. (2014). Innovations in Business Forecasting. *Journal of Business Forecasting*.
- Causado, E.(2015). Modelo de inventarios para control económico de pedidos en empresa comercializadora de alimentos. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 14(27), 163-177.
- Contreras, A., Atziry, C., Martinez, J., Sanchez, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de demanda de almacenamiento
- Corres, G., Esteban, A., Garcia, J., & Zárata, C. (2009). Análisis de Series Temporales. Mar de la Plata, Buenos Aires Argentina: Universidad Nacional de Mar de la Plata, Facultad de Ingeniería
- Durán, Y.(2012). Administración del inventario: elemento clave para la optimización de las utilidades en las empresas.Universidad de los Andes Mérida:Venezuela, núm. 1,55-78.
- El Universo. (2020). *Las empresas se adaptan a los cambios de consumo con un bolsillo más ajustado*. Recuperado el 15 de marzo de 2021 desde <https://www.eluniverso.com/noticias/2020/09/09/nota/7971229/cambios-habitos-consumo-ecuador-covid-19/>
- El Universo. (2020). *Cambios en el consumo podrían perdurar tras la pandemia, los hogares suprimieron gastos suntuarios para enfocarse en alimentación y salud*. Recuperado el 15 de marzo de 2021 desde

eluniverso.com/noticias/2020/10/08/nota/8006959/habitos-compra-consumidores-pandemia-covid-19/

- Espinel, B. I., Monterrosa-Castro, I. J., & Espinosa-Pérez, A. (2019). Factores que influyen en el comportamiento del consumidor de los negocios al detal y supermercados en el Caribe colombiano. *Revista Lasallista de Investigación*, 16(2), 4–27. <https://doi-org.ezbiblio.usfq.edu.ec/10.22507/rli.v16n2a1>
- Gaither, N., Fraizier, G. (2000). *Administración de producción y operaciones*. Edit. Thomson. Octava edición.
- González, A. (2020). Un modelo de gestión de inventarios basado en estrategia competitiva. *INGENIARE - Revista Chilena de Ingeniería*, 28(1), 133–142.
- Hamerly, G. y Elkan, C. (2004). Aprendiendo la k en k-medias. *Avances en los sistemas de procesamiento de información neuronal*, 16, 281-288.
- Heizer, J. H. & Render, B. (2010). *Principles of Operations Management*. Boston: Pearson Education.
- Hernandez, N. (2020). Almacenamiento de productos perecederos. Recuperado el 19 de febrero de 2021 de <https://www.noegasystems.com/blog/almacenaje/almacenamiento-de-productos-perecederos>
- Hyndman, R. & Koehler, A. (2006). Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting* 22 (4). Elsevier: 679–88.
- Izquierdo Ortiz, C. J., & Montenegro Marin, C. E. (2014). Comparativo de técnicas de inteligencia artificial aplicadas a pronósticos. *Visión Electrónica*, 8(2), 55–66.
- Kumar, M. G. Shanker, R. (2017). Statistical Techniques for Transportation Engineering. *ScienceDirect*, 463-489.
- López, C. (2003). Manual para la preparación y venta de frutas y hortalizas: del campo al mercado. *Boletín de servicios agrícolas de la FAO*, 151, 49-50.

- Méndez, G. López, E. (2013). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Tecnura*, vol.18, pp. 89-102.
- Miller, J. (2009). Calificación del método de Torres. Obtenido de: <file:///C:/Users/Usuario/Downloads/Dialnet-CalificacionDelMetodoDePronosticoDeTorresSegundaPa-4784461.pdf>
- Mondragón, E. (2019). Novedades de Supermercados, Centros Comerciales en el Ecuador. Obtenido de: <https://novedadessuperec.blogspot.com/2019/12/?m=0#:~:text=Esto%20convierte%20al%20Ecuador%20en,en%20promedio%20en%20cada%20pa%C3%ADs.>
- Montemayor, J. (2013). *Metodos de pronosticos para negocios*. México: Editorial Digital.
- Mora, H. L., & Palos Sánchez, P. (2020). Transformación Digital en Instituciones de Educación Superior con Gestión de Procesos de Negocio. CISTI (Iberian Conference on Information Systems & Technologies / Conferência Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação) Proceedings, 1–6.
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones* (5th ed.). México D.F.: Mc Graw-Hill Interamericana
- Osorio, C. (2014). Modelos para el control de inventarios en Pymes. Recuperado el 19 de febrero de 2020 de [file:///C:/Users/Usuario/Downloads/Dialnet-ModelosParaElControlDeInventariosEnLasPymes-4780063%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/Usuario/Downloads/Dialnet-ModelosParaElControlDeInventariosEnLasPymes-4780063%20(1).pdf)
- Páez, G., Rohvein, C., Paravie, D., & Jaureguiberry, M. (2018). Revisión de modelos de madurez en la gestión de los procesos de negocios. *INGENIARE - Revista Chilena de Ingeniería*, 26(4), 685–698.
- Páez, P., Ehmig, H., Borja, J. & Reyes, J. (2016). Competencia Innovación del sector de supermercado. Comité Editorial Superintendencia de Control.
- Palacio Lozano, L. N. & Rosero Basante, A. M. (2017) Diseño de un sistema de pronóstico de demanda y control de inventario de producto terminado para

una empresa de alimentos prelistos y congelados en la ciudad de Cali.
Pontificia Universidad Javeriana, Cali.

Paredes, J. (2001). Planificación de la producción. México: Editorial Mc Graw Hill.

PÉREZ, RICARDO ALBERTO, MOSQUERA, SILVIO ANDRÉS, & BRAVO, JUAN JOSÉ. (2012). APLICACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICOS EN PRODUCTOS DE CONSUMO MASIVO. *Bioteología en el Sector Agropecuario y Agroindustrial*, 10(2), 117-125. Recuperado el 27 de febrero del 2021 de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-35612012000200014&lng=en&tlng=es.

Ortega, X. (2013). El 'retail' mueve en Ecuador más de USD 16 800 millones anuales. Obtenido de: <https://www.revistalideres.ec/lideres/retail-ecuador-ventas-centros-comerciales.html>

Santa Cruz Rodriguez, Adolfo Rene et al. DYNA(2017),84(203):9. <http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v84n203.63141>

Santamaría, P. A. A. (2012). Un modelo de clasificación de inventarios para incrementar el nivel de servicio al cliente y la rentabilidad de la empresa. *Pensamiento & Gestión*, 32, 142–164.

Senthilnatha, S. (2019). Cantidad de orden económica (EOQ). *Social Science Research Network: Estados Unido*, 36, 1-14.

Servicios de Rentas Internas. (2019). Recuperado de: https://www.sri.gob.ec/web/guest/estudios-investigaciones-e-indicadores?p_p_id=56_INSTANCE_ihz9ob6RWaWi&p_p_lifecycle=0&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-1&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2#libros

Secretaría de Trabajo y Seguridad Social Honduras. (2020). *Protocolo de Bioseguridad por motivo de la pandemia COVID-19 para Supermercados*. Recuperado el 15 de marzo de 2021 desde <https://www.aguilarcastillolove.com/assets/covid-19/honduras/documents/28.05.2020%20STSS%20->

%20Protocolo%20de%20Bioseguridad%20por%20motivo%20de%20Pandemia%20COVID-19%20para%20Supermercados_%20versi%C3%B3n%205.pdf

- Terán-Villanueva, J. D., Ibarra-Martínez, S., Laria-Menchaca, J., Castán-Rocha, J. A., Treviño-Berrones, M. G., García-Ruiz, A. H., & Martínez-Infante, J. E. (2019). Estudio de redes neuronales para el pronóstico de la demanda de asignaturas. *Revista Facultad de Ingeniería - UPTC*, 28(50), 26–34. <https://doi-org.ezbiblio.usfq.edu.ec/10.19053/01211129.v28.n50.2019.8783>
- Thron, T., Nagy, G. & Wassan, N. (2007). Evaluating alternative supply chain structures for perishable products. *Int. J. Logist. Manag.* 18 (3), 364
- Toscano, S. (2017). Tratamiento de datos para pronósticos. Grado Medio. McGraw-Hill Education.
- Ronald, H.(2004). Logística, administración de la cadena de suministro, 291-296.
- Rodríguez, B. (2011). Sistemas y Modelos de Inventarios. UMB: Colombia,4,1-18.
- Serrano, M. J. E. (2006). Operaciones de almacenaje. Grado Medio. McGraw-Hill Education.
- Valencia, M.; Díaz, F. J. & Correa, J. C. (2015). Planeación de inventarios con demanda dinámica. Una revisión del estado del arte. *Dyna*, 82(190), 182-191. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v82n190.42828>
- Vandeput, N. (2018). Ciencia de datos para el pronóstico de la cadena de suministro . Obtenido de: <https://www.ceupe.com/blog/metodo-para-pronosticar-la-demanda-de-la-cadena-de-suministro.html>
- Van der Vorst, J. G. A. J., Beulens, A. J. M., De Wit, W., & Van Beek, P. (1998). Supply chain management in food chains: Improving performance by reducing uncertainty. *International Transactions in Operational Research*, 5(6), 487-499.
- Van Kampen, TJ, Akkerman, R. y van Donk, DP (2012). Clasificación SKU: revisión de la literatura y marco conceptual. *Revista Internacional de Gestión de Operaciones y Producción* .

Vidal, C., Londoño, O. & Contreras, F. (2004). Modelos de Inventarios en una Cadena de Abastecimiento de Productos de Consumo Masivo con una Bodega y N Puntos de Venta. *Revista Ingeniería y Competitividad: Colombia*, 6(2)

ANEXOS

Anexo 1. Clasificación de modelos de pronósticos (Hinostroza, 2016)

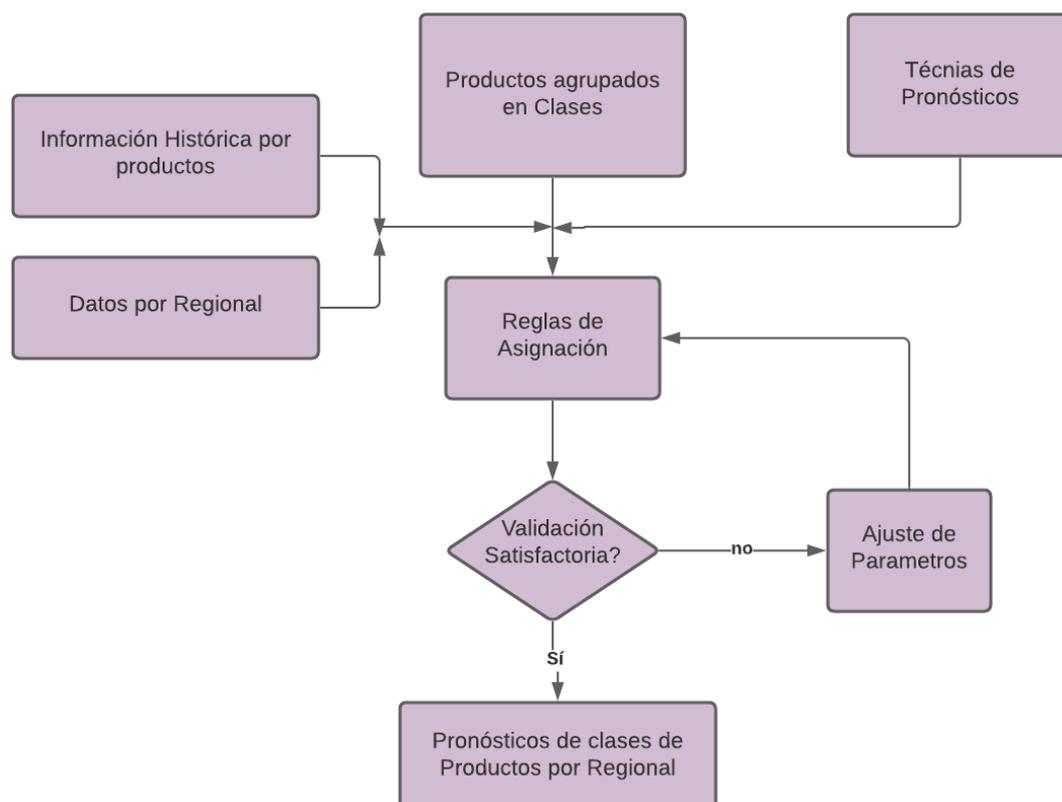
Tipo de método	Técnica de pronóstico	
Cualitativo	Jurado de opinión ejecutiva	
	Método Delphi	
	Propuesta del personal de ventas	
	Estudio de mercado	
Cuantitativo	Tipo	Técnica de pronóstico
	Series de tiempo	Promedio móvil simple
		Promedio móvil ponderado
		Suavización exponencial simple
		Suavización exponencial con tendencia (Método Holt)
		Suavización exponencial con estacionalidad (Método Winters)

		Suavización exponencial con tendencia y estacionalidad (Método Holt – Winters)
	Modelos causales	Análisis regresión múltiple
		Análisis de regresión lineal

Anexo 2. Modelos de Control de Inventarios (Rodríguez, 2011)

Modelos de Control de Inventario			
Demanda Constante	EOQ -Sin Faltante -Con Faltante	LEP -Sin Faltante -Con Faltante	EOQ con descuento
Demanda Variable	EOQ con demanda probabilística	Simulación	Métodos de revisión
Heurísticas	Amortiguadores (buffers)		

Anexo 3. Metodología complementaria Méndez y López (*Mendez y López, 2013*).



Anexo 4. Número de registros previa limpieza de datos

Año	Mes	Número de Registros
2018	Enero	2938
	Febrero	2347
	Marzo	2324
	Abril	2488
	Mayo	2527
	Junio	2449
	Julio	2673
	Agosto	2688

	Septiembre	3411
	Octubre	2805
	Noviembre	2788
	Diciembre	3134
2019	Enero	3396
	Febrero	2811
	Marzo	3037
	Abril	2767
	Mayo	1496
	Junio	3127
	Julio	3125
	Agosto	2951
	Septiembre	2839
	Octubre	3013
	Noviembre	3317
	Diciembre	3456
	Enero	3149
	Febrero	3286
	Marzo	3298
	Abril	2984
	Mayo	3049

2020	Junio	3059
	Julio	3127
	Agosto	3251
	Septiembre	3245
	Octubre	3264
	Noviembre	3395
	Diciembre	3523

Anexo 5. Número de registros después de limpieza de datos (*Elaboración propia*)

Año	Mes	Número de Registros
2018	Enero	1704
	Febrero	1613
	Marzo	1619
	Abril	1655
	Mayo	1663
	Junio	1625
	Julio	1758
	Agosto	1789
	Septiembre	1866
	Octubre	1878
	Noviembre	1890
	Diciembre	2115
	Enero	1841
	Febrero	1911

2019	Marzo	2061
	Abril	1903
	Mayo	1374
	Junio	2144
	Julio	2177
	Agosto	2076
	Septiembre	2014
	Octubre	2101
	Noviembre	2264
	Diciembre	2347
2020	Enero	2194
	Febrero	2291
	Marzo	2138
	Abril	2091
	Mayo	2162
	Junio	2142
	Julio	2205
	Agosto	2299
	Septiembre	2311
	Octubre	2301
	Noviembre	2372
	Diciembre	2439

Anexo 6. Clusters formados de los productos dentro de la Categoría A. (*Elaboración propia*)

Cluster	N. Productos
1	6
2	4
3	41
4	7
5	5
6	3
7	22
8	5
9	7
10	6
11	1
12	3
13	33
14	13
15	1
16	7
17	31
18	27
19	5
20	7

Anexo 7. Pruebas Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de ventas de clusters.

Clusters	Cualitativa	Mann Kendall	Dickey-Fuller
C1	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C2	-----	Tendencia +	No estacionaria
C3	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C4	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C5	-----	Tendencia +	No estacionaria
C6	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C7	-----	Tendencia +	No estacionaria
C8	-----	Tendencia +	No estacionaria
C9	-----	Tendencia +	Estacionaria
C10	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C11	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C12	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C13	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C14	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C15	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C16	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C17	Estacional	-----	No estacionaria
C18	Estacional	Tendencia +	No estacionaria
C19	Estacional	-----	No estacionaria
C120	Estacional	Tendencia +	No estacionaria

Anexo 8. Extracto de comparación de coeficiente, tipos de ventas y Modelos de Inventario

Código	CV>20	Ventas	Modelo Inventario
9764	45.11	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
10866	59.96	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9431	41.41	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9394	52.3	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
1168	37.17	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
15223	27.51	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
134496	35.65	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
3000	35.48	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9683	23.92	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9382	30.31	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R

9785	30.31	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
19831	112.13	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9376	29.53	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
9343	71.58	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
1355	34.8	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R
916	18.35	Determinística y constante	EOQ clásico
2343	32.9	Probabilística no estacionaria	Nivel de Servicio Q,R

Anexo 9. Modelos aplicados a los cluster y modelo óptimo

Cluster	Estacion al Simple	Winters Aditivo	Suav. Exp. Doble	ARIM A	Promedi o Móvil	Modelo Óptimo
C1	14,33	23,48	-	-	-	Estacional Simple
C2	-	21,35	32,50	-	-	Winters Aditivo
C3	17,47	19,12	-	-	-	Estacional Simple
C4	13,82	16,56	-	-	-	Estacional Simple
C5	-	25,42	27,14	-	-	Winters Aditivo

C6	28,83	-	44,53	-	-	Estacional Simple
C7	-	11,96	18,51	-	-	Winters Aditivo
C8	-	23,44	22,19	-	-	Suav. Exp. Doble
C9	12,43	15,34	-	-	-	Estacional Simple
C10	-	-	-	5,55	16,47	ARIMA
C11	18,83	9,95	-	-	-	Winters Aditivo
C12	8,67	12,87	-	-	-	Estacional Simple
C13	31,2	19,99	-	39,47	-	Winters Aditivo
C14	7,42	15,89	-	-	-	Estacional Simple
C15	10,11	8,19	-	-	-	Winters Aditivo
C16	25,17	18,49	-	-	-	Winters Aditivo
C17	-	13,85	-	-	-	Winters Aditivo
C18	17,12	13,02	-	-	-	Winters Aditivo
C19	-	18,29	23,41	-	-	Winters Aditivo
C120	3,47	11,99	-	-	-	Winters Aditivo

Anexo 11. Gestión de Inventarios

	Q/Unidades	Punto de Reorden	Inventario de Seguridad	Número Esperado de Órdenes	Costo Promedio Total
10866	336	270	147	23	\$1822,91
1168	699	612	88	16	\$137,93
9683	335	380	131	23	\$330,49
9838	1284	956	286	24	\$145,03
19831	478	451	106	16	\$67,48
916	236	197	29	16	\$14,03
13210	450	258	76	15	\$62,31
15703	458	327	70	16	\$72,30
14024	1161	526	160	16	\$117,25
5292	309	192	54	15	\$93,68
C114	302	216	61	23	\$54,52
9237	233	131	45	23	\$46,29
2912	383	333	97	15	\$25,20
7647	431	167	60	22	\$79,27
16796	360	305	75	23	\$20,97
5242	396	549	131	16	\$80,83
9634	228	187	62	15	\$87,66
9023	753	310	141	23	\$56,17
18933	699	289	99	23	\$79,76

18940	375	330	85	23	\$41,45
9979	924	499	146	23	\$33,03
5253	484	353	117	23	\$154,28
9673	348	157	55	15	\$227,89
20224	189	87	31	22	\$30,36
19709	222	121	66	22	\$58,15
982	264	182	44	15	\$36,35
18073	300	200	67	23	\$44,09
10295	234	193	150	22	\$44,93
19552	584	203	86	23	\$36,93
15314	1758	678	257	16	\$44,97
10059	408	150	54	15	\$27,46
15158	860	158	38	23	\$47,72
17668	512	226	110	23	\$43,99
17308	392	140	61	15	\$109,58
9610	464	124	26	15	\$37,81
16437	176	111	17	15	\$37,73
11558	527	344	141	23	\$53,16
5544	166	136	39	15	\$44,60
2912	385	225	78	23	\$211,80
18498	206	102	27	23	\$23

19754	649	248	64	23	\$28,20
5292	429	245	71	23	\$148,88
9581	502	333	81	23	\$171,34

Anexo 12. Ventas mensuales agregada - Cluster 7

Mes	15481	9634	8992	14526	20057	13795	14108	Ventas Agregadas
ene-18	167	154	128	173	149	151	176	1098
feb-18	169	156	249	143	151	188,5	175	1232
mar-18	143	129	130	168	171	175	192	1108
abr-18	115	136	110	140	166	188	190	1045
may-18	169	182	268	216	184	212	194	1425
jun-18	174	124	153	145	133	148	136	1013
jul-18	204	248	351	264	203	227	283	1780
ago-18	134	123	196	149	145	199	113	1059
sep-18	230	259	331	245	212	251	242	1770
oct-18	136	171	143	135	210	249	173	1217
nov-18	184	196	175	111	207	271	147	1291
dic-18	187	257	107	269	260	322	172	1574
ene-19	197	143	253	189	134	166	125	1207
feb-19	220	183	359	224	197	218	249	1650
mar-19	360	225	393	302	260	234	297	2071

abr-19	180	152	267	166	165	236	180	1346
may-19	211	201	203	206	227	237	269	1554
jun-19	287	247	222	275	249	278	314	1872
jul-19	290	268	231	283	261	291	309	1933
ago-19	261	187	346	111	185	241	242	1573
sep-19	203	175	229	230	203	143	227	1410
oct-19	243	250	254	276	261	295	291	1870
nov-19	264	289	334	251	406	345	380	2270
dic-19	289	273	268	302	351	352	377	2212
ene-20	191	245	200	236	290	287	304	1753
feb-20	270	316	235	246	358	272	340	2037
mar-20	312	309	337	340	443	427	335	2503
abr-20	434	440	417	344	340	476	260	2711
may-20	322	304	249	219	379	422	358	2253
jun-20	442	403	347	429	392	375	437	2826
jul-20	482	326	381	391	427	397	366	2770
ago-20	446	339	384	451	494	464	414	2992
sep-20	320	304	395	392	426	421	294	2552
oct-20	545	312	377	397	451	353	301	2736
nov-20	423	486	589	451	529	382	460	3320
dic-20	438	498	460	514	428	486	518	3342

Anexo 13. Porcentaje de ventas mensuales desagregadas - Cluster 7

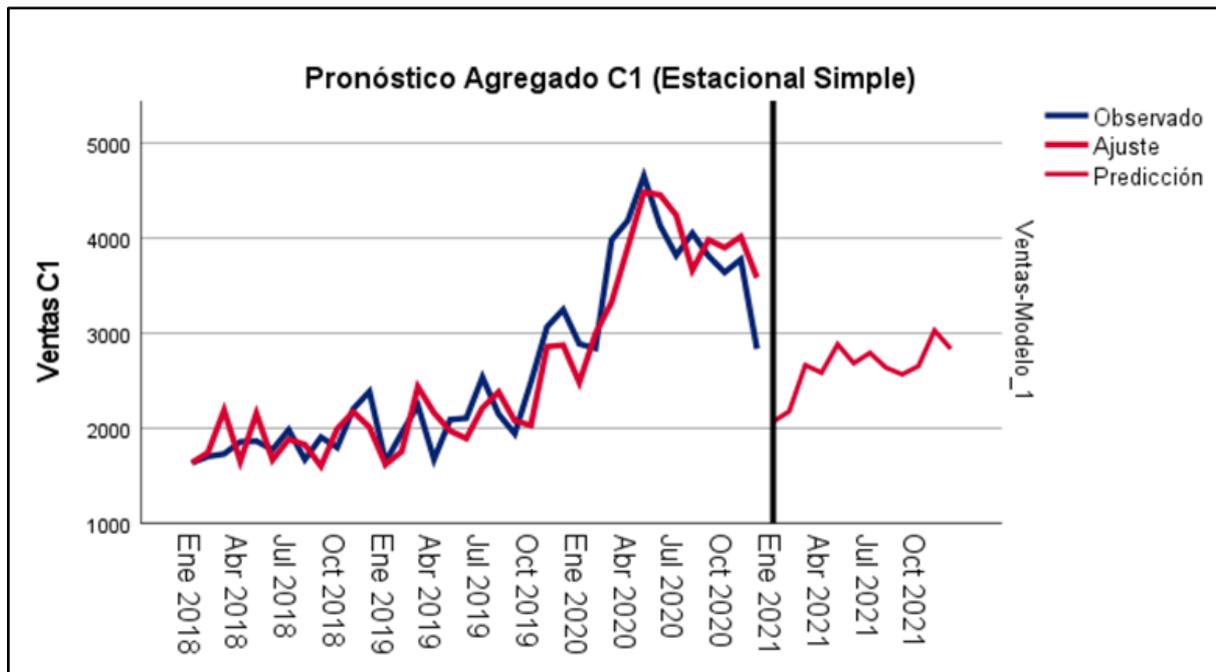
Mes	15481	9634	8992	14526	20057	13795	14108	Ventas Agregada s
ene-18	15%	14%	12%	16%	14%	14%	16%	100%
feb-18	14%	13%	20%	12%	12%	15%	14%	100%
mar-18	13%	12%	12%	15%	15%	16%	17%	100%
abr-18	11%	13%	11%	13%	16%	18%	18%	100%
may-18	12%	13%	19%	15%	13%	15%	14%	100%
jun-18	17%	12%	15%	14%	13%	15%	13%	100%
jul-18	11%	14%	20%	15%	11%	13%	16%	100%
ago-18	13%	12%	19%	14%	14%	19%	11%	100%
sep-18	13%	15%	19%	14%	12%	14%	14%	100%
oct-18	11%	14%	12%	11%	17%	20%	14%	100%
nov-18	14%	15%	14%	9%	16%	21%	11%	100%
dic-18	12%	16%	7%	17%	17%	20%	11%	100%
ene-19	16%	12%	21%	16%	11%	14%	10%	100%
feb-19	13%	11%	22%	14%	12%	13%	15%	100%
mar-19	17%	11%	19%	15%	13%	11%	14%	100%
abr-19	13%	11%	20%	12%	12%	18%	13%	100%
may-19	14%	13%	13%	13%	15%	15%	17%	100%
jun-19	15%	13%	12%	15%	13%	15%	17%	100%

jul-19	15%	14%	12%	15%	14%	15%	16%	100%
ago-19	17%	12%	22%	7%	12%	15%	15%	100%
sep-19	14%	12%	16%	16%	14%	10%	16%	100%
oct-19	13%	13%	14%	15%	14%	16%	16%	100%
nov-19	12%	13%	15%	11%	18%	15%	17%	100%
dic-19	13%	12%	12%	14%	16%	16%	17%	100%
ene-20	11%	14%	11%	13%	17%	16%	17%	100%
feb-20	13%	16%	12%	12%	18%	13%	17%	100%
mar-20	12%	12%	13%	14%	18%	17%	13%	100%
abr-20	16%	16%	15%	13%	13%	18%	10%	100%
may-20	14%	13%	11%	10%	17%	19%	16%	100%
jun-20	16%	14%	12%	15%	14%	13%	15%	100%
jul-20	17%	12%	14%	14%	15%	14%	13%	100%
ago-20	15%	11%	13%	15%	17%	16%	14%	100%
sep-20	13%	12%	15%	15%	17%	16%	12%	100%
oct-20	20%	11%	14%	15%	16%	13%	11%	100%
nov-20	13%	15%	18%	14%	16%	12%	14%	100%
dic-20	13%	15%	14%	15%	13%	15%	15%	100%

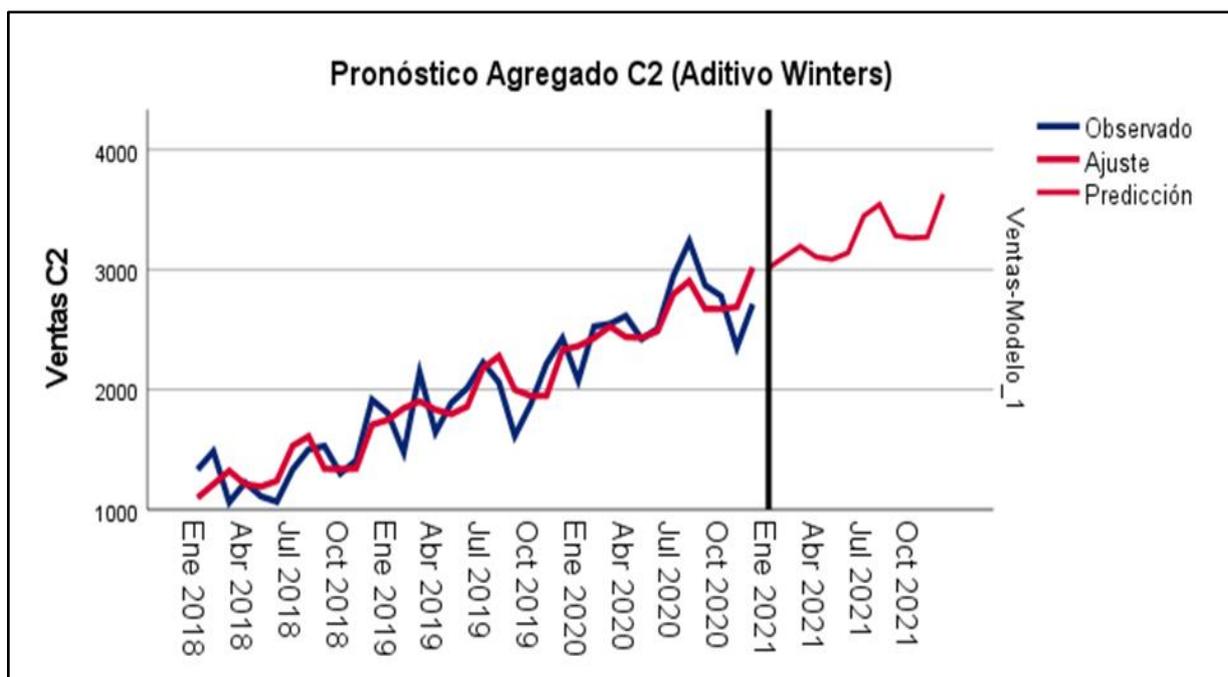
Anexo 14. Pronóstico desagregado para el cluster 7

Mes	15481	9634	8992	14526	20057	13795	14108	Agregado
ene-21	476	439	365	493	425	430	502	3130
feb-21	477	440	703	404	426	532	494	3475
mar-21	489	441	444	574	584	598	656	3787
abr-21	402	475	384	489	580	657	664	3651
may-21	445	479	706	569	484	558	511	3752
jun-21	682	486	599	568	521	580	533	3969
jul-21	491	597	845	635	489	546	681	4284
ago-21	513	471	751	571	555	762	433	4055
sep-21	539	607	776	574	497	588	567	4149
oct-21	473	595	498	470	731	867	602	4236
nov-21	662	705	630	399	745	975	529	4646
dic-21	569	781	325	818	791	979	523	4786

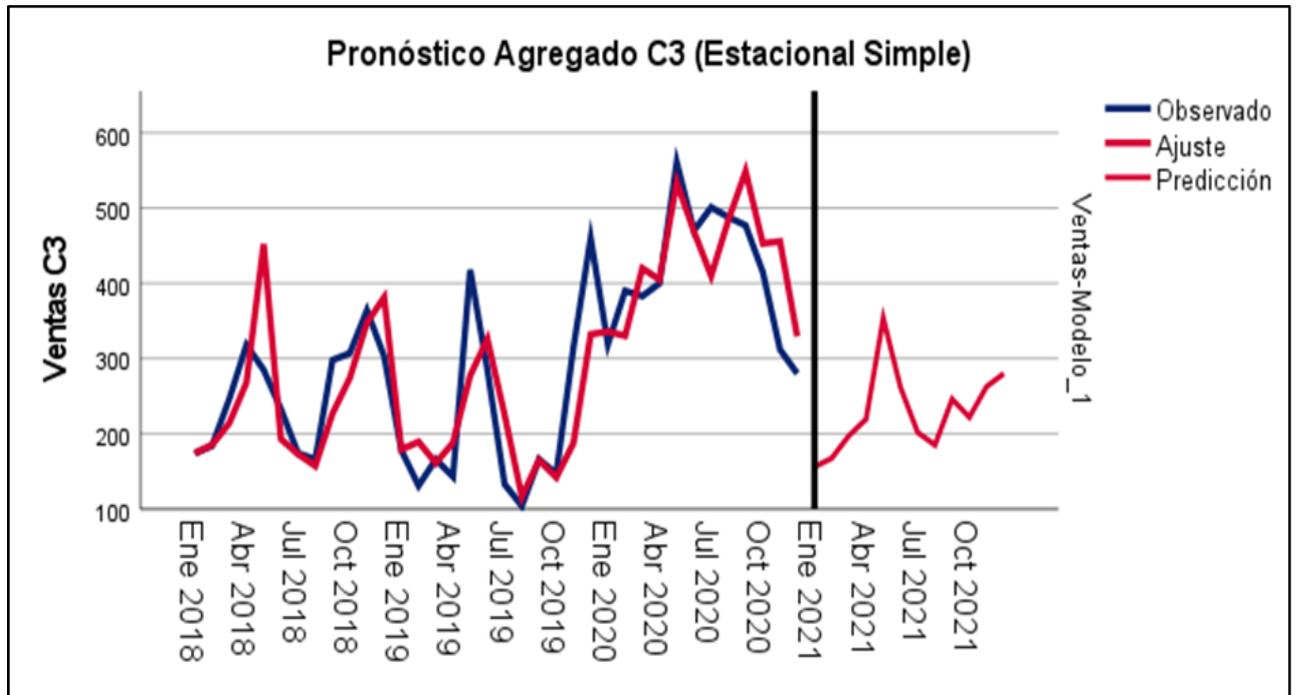
Anexo 15. Pronóstico para cluster 1 - Estacional Simple



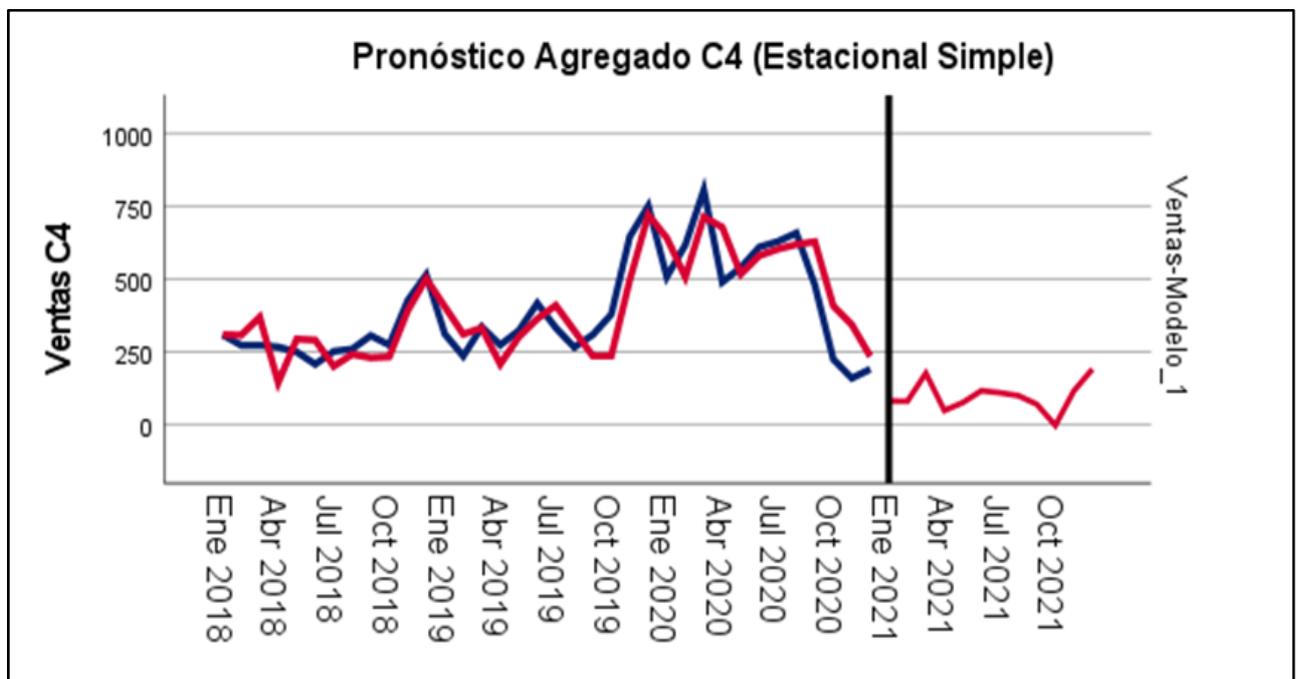
Anexo 16. Pronóstico para cluster 2 - Aditivo Winters



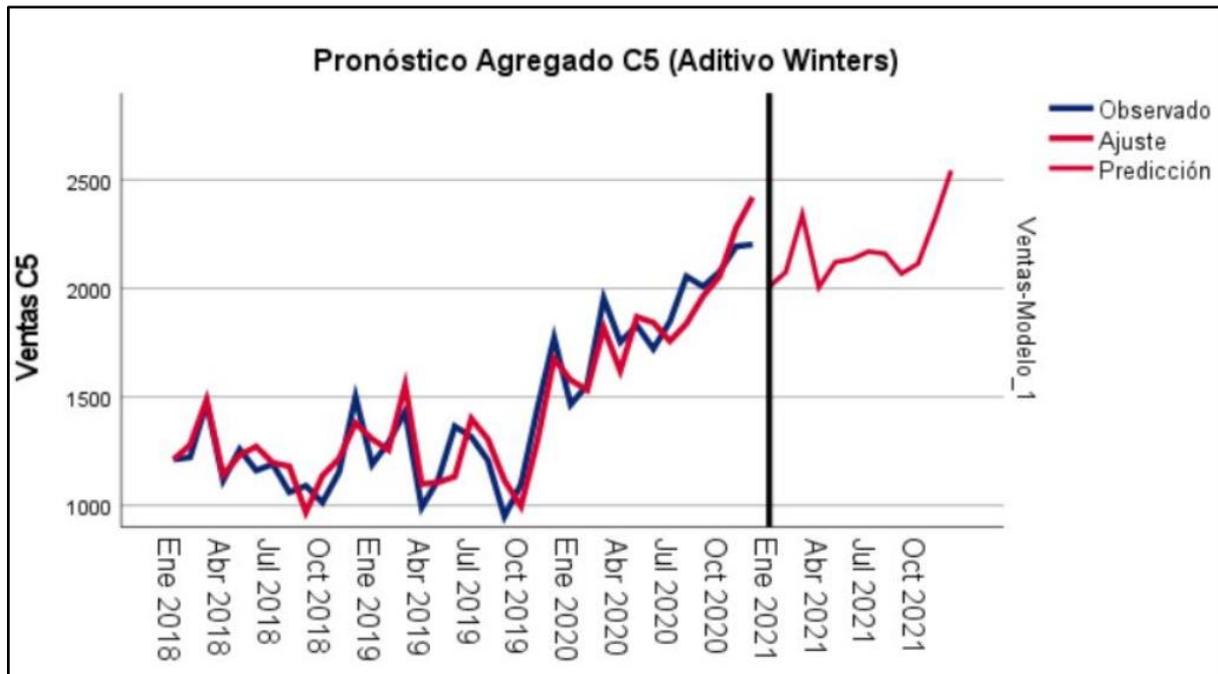
Anexo 17. Pronóstico para cluster 3 - Estacional Simple



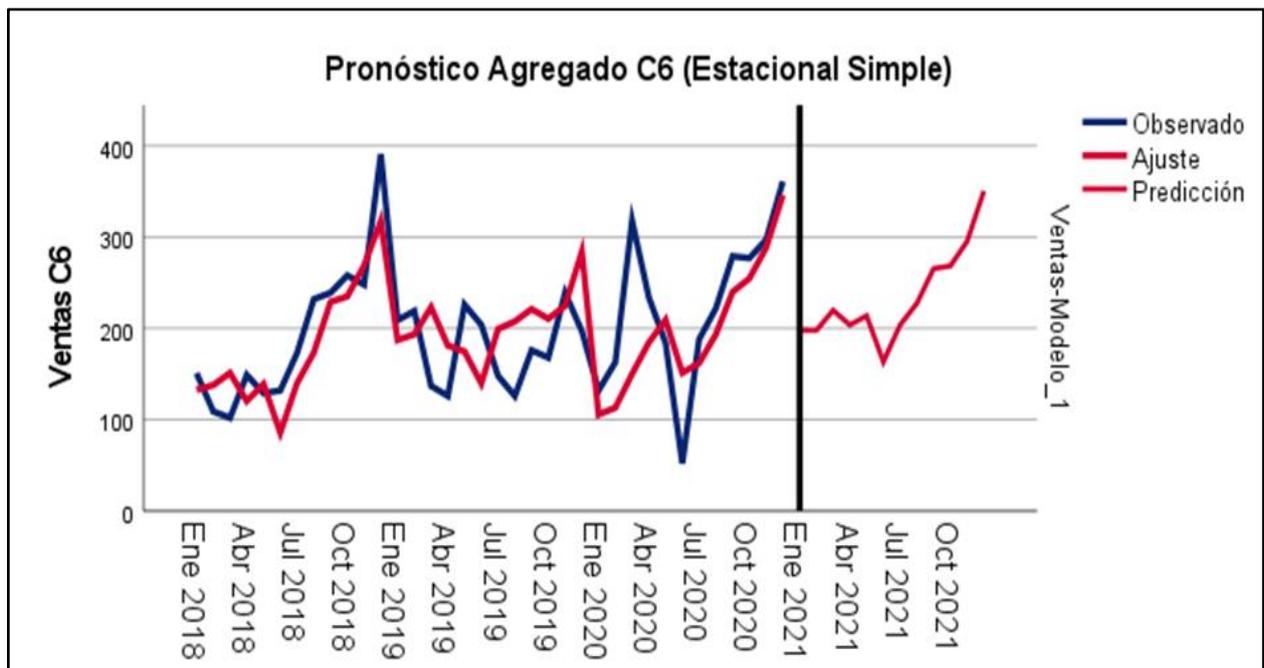
Anexo 18. Pronóstico para cluster 4 - Estacional Simple



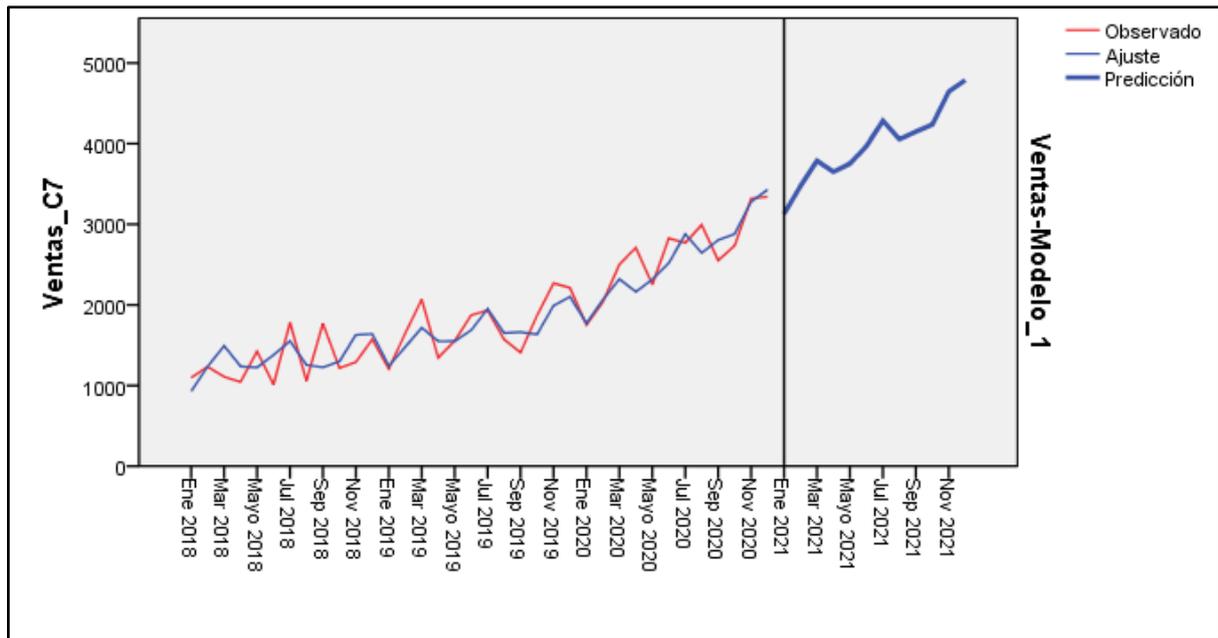
Anexo 19. Pronóstico para cluster 5 - Aditivo Winters



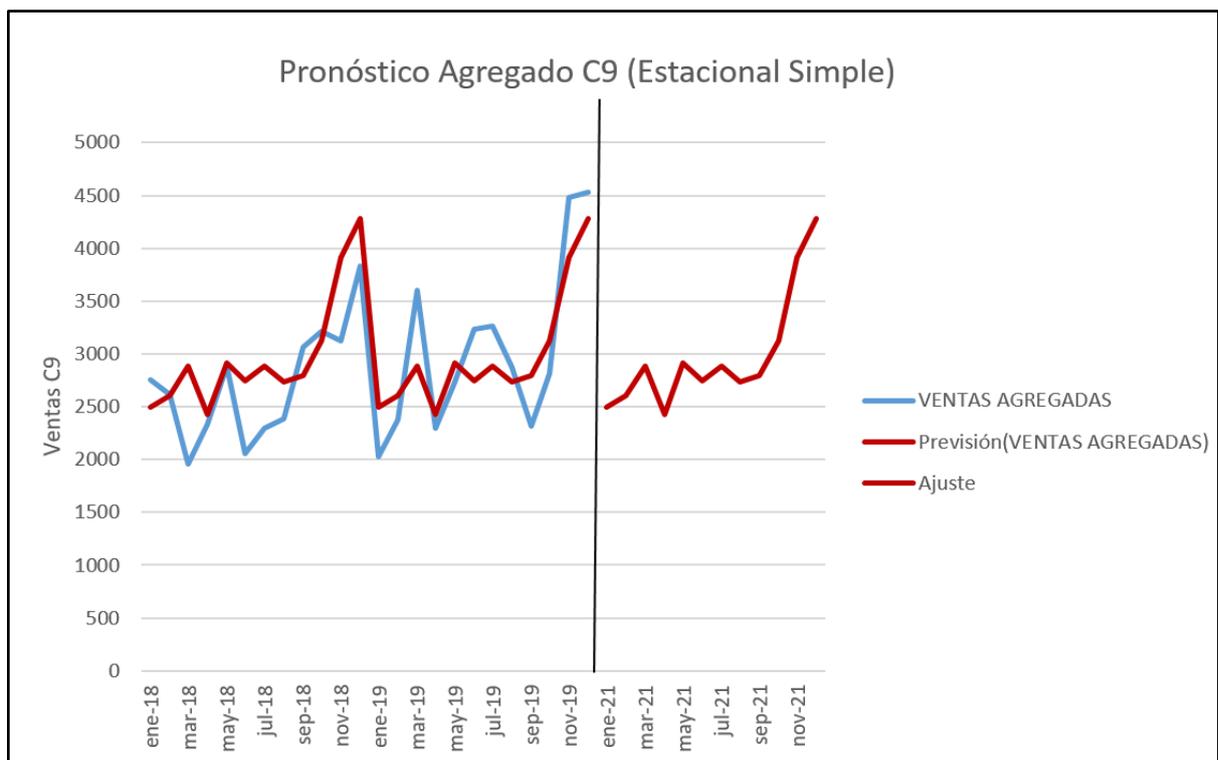
Anexo 20. Pronóstico para cluster 6 - Estacional Simple



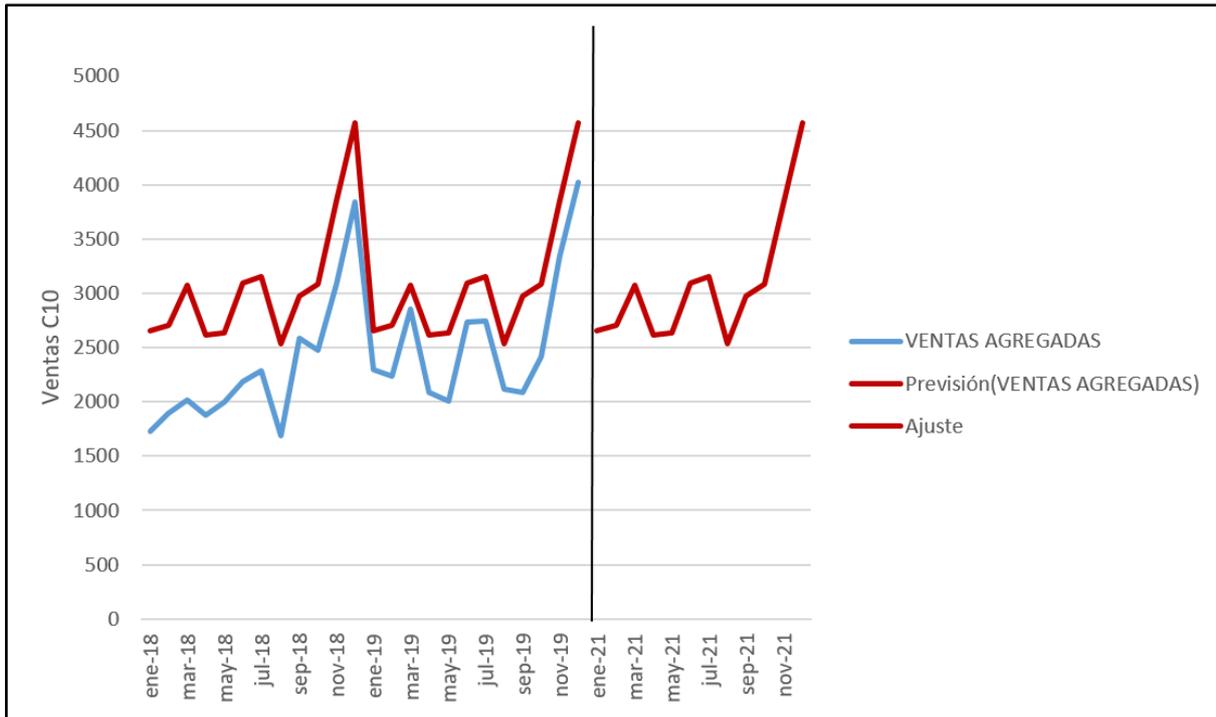
Anexo 21. Pronóstico para cluster 7 - Aditivo Winters



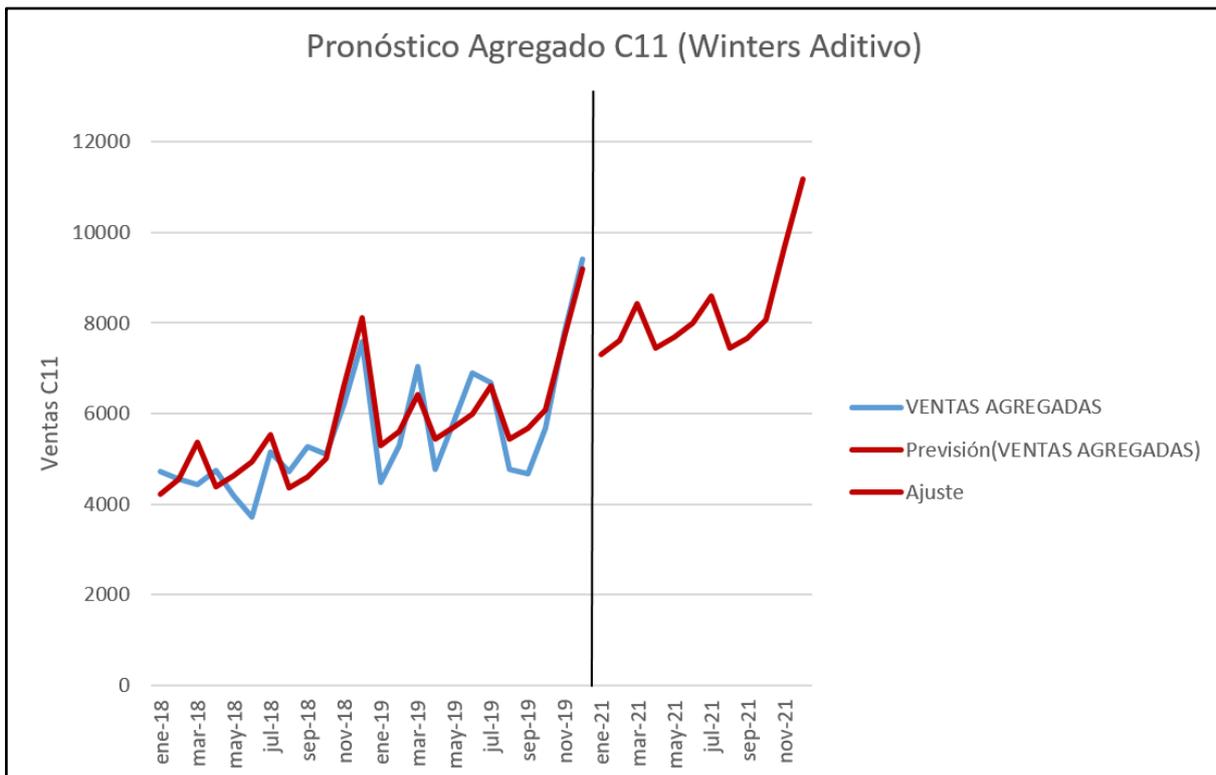
Anexo 22. Pronóstico para cluster 9 - Estacional Simple



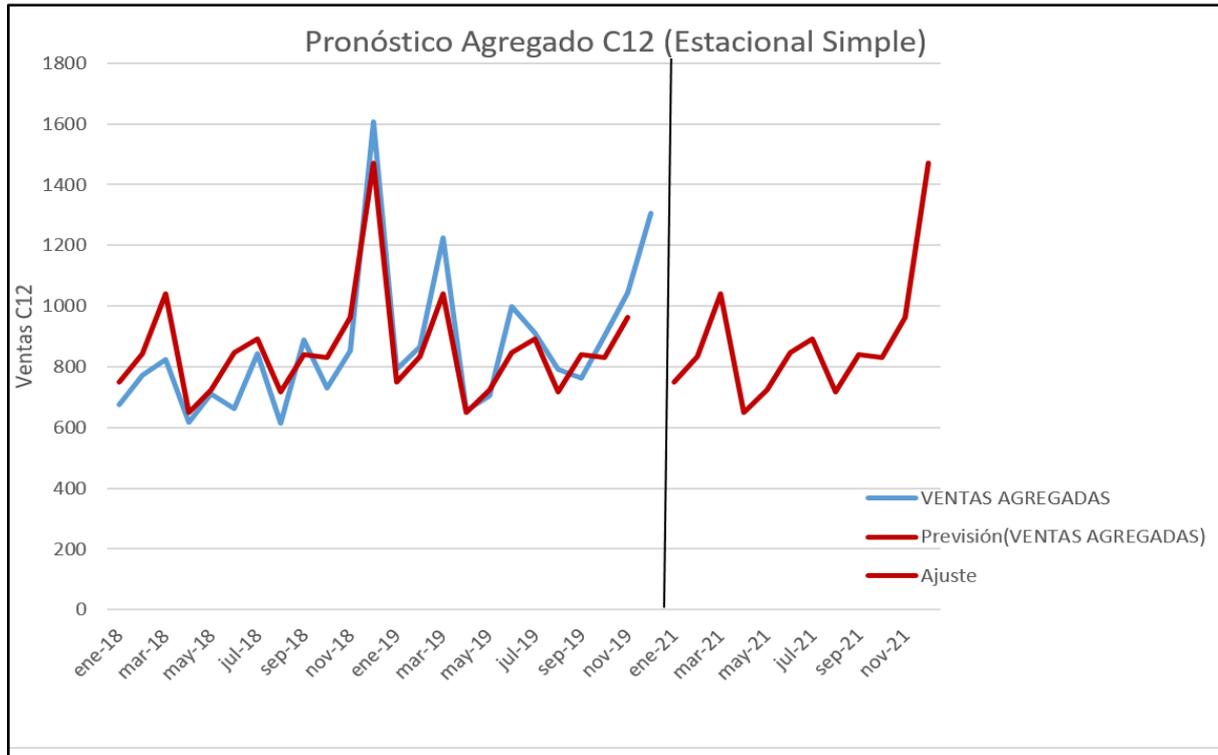
Anexo 23. Pronóstico para cluster 10 - ARIMA



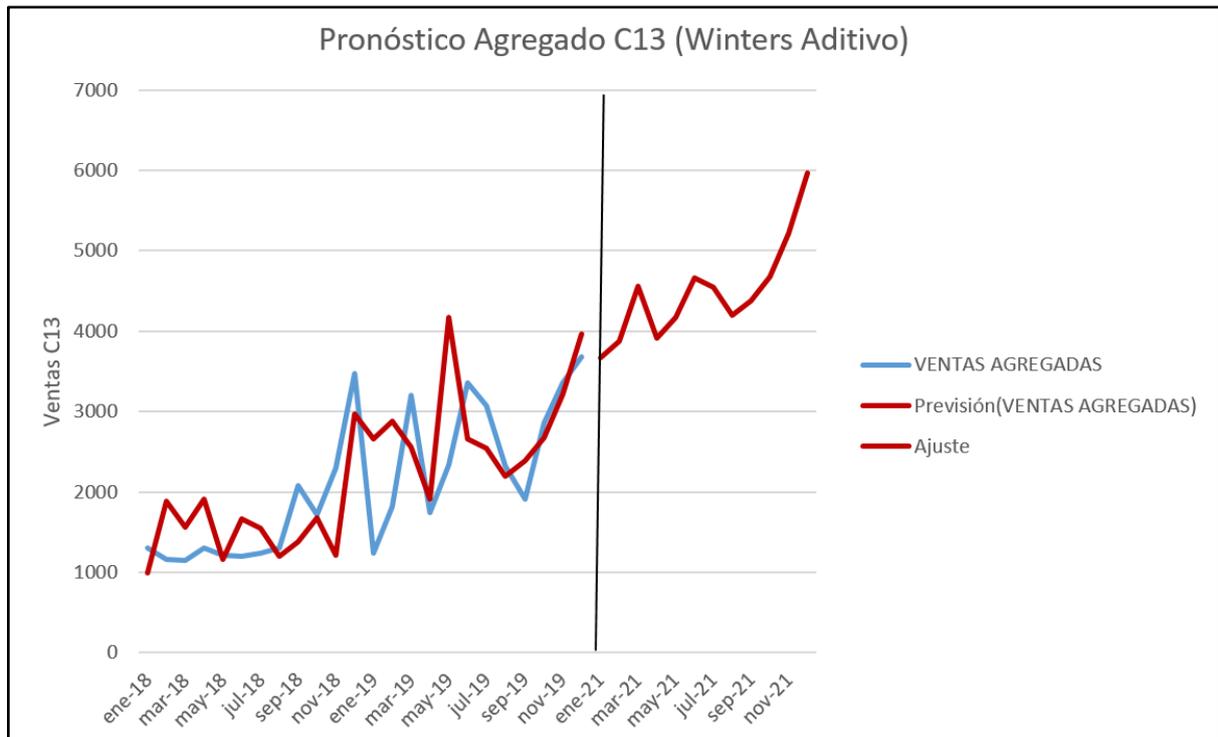
Anexo 24. Pronóstico para cluster 11 - Winters Aditivo



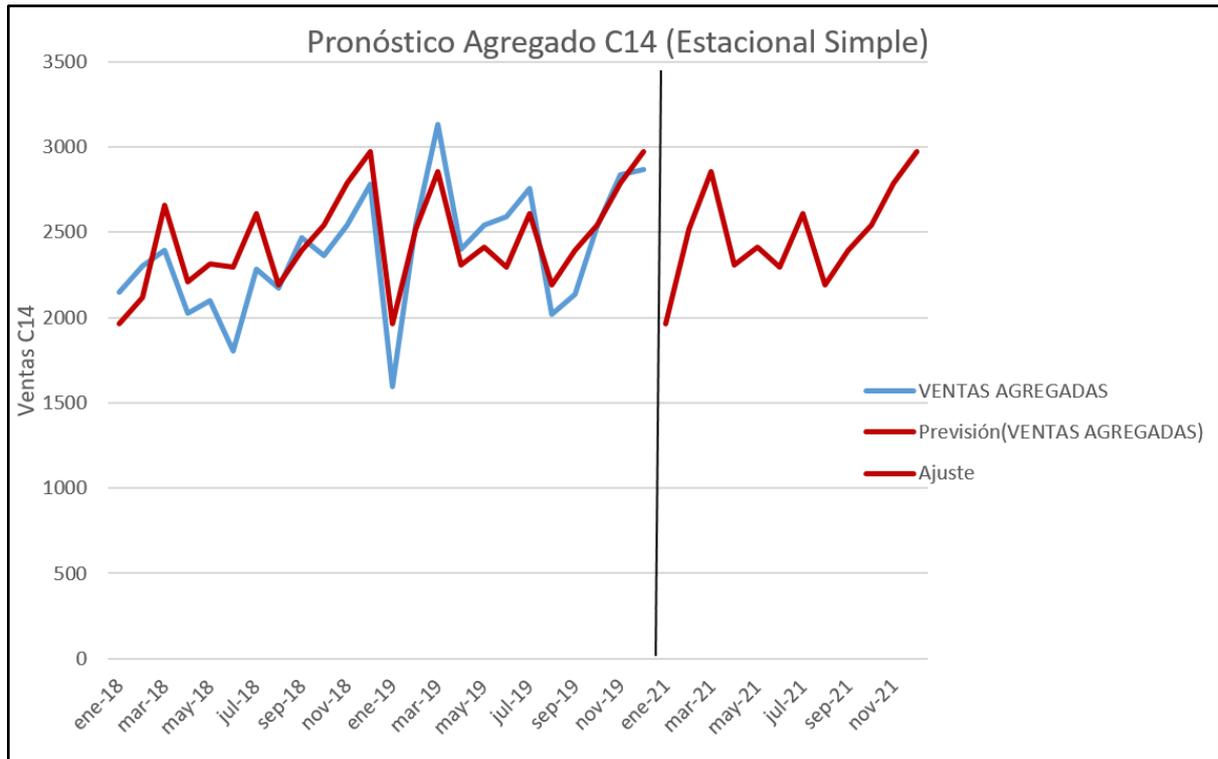
Anexo 25. Pronóstico para cluster 12 - Estacional Simple



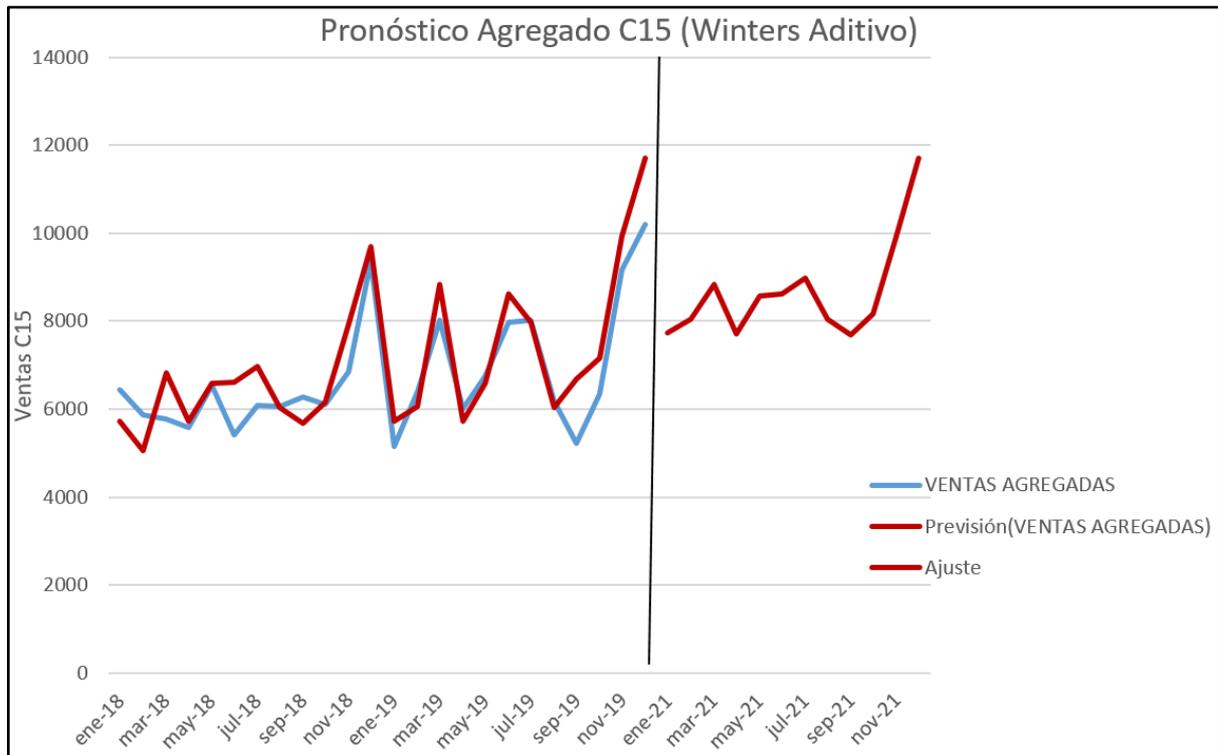
Anexo 26. Pronóstico para cluster 13 - Winters Aditivo



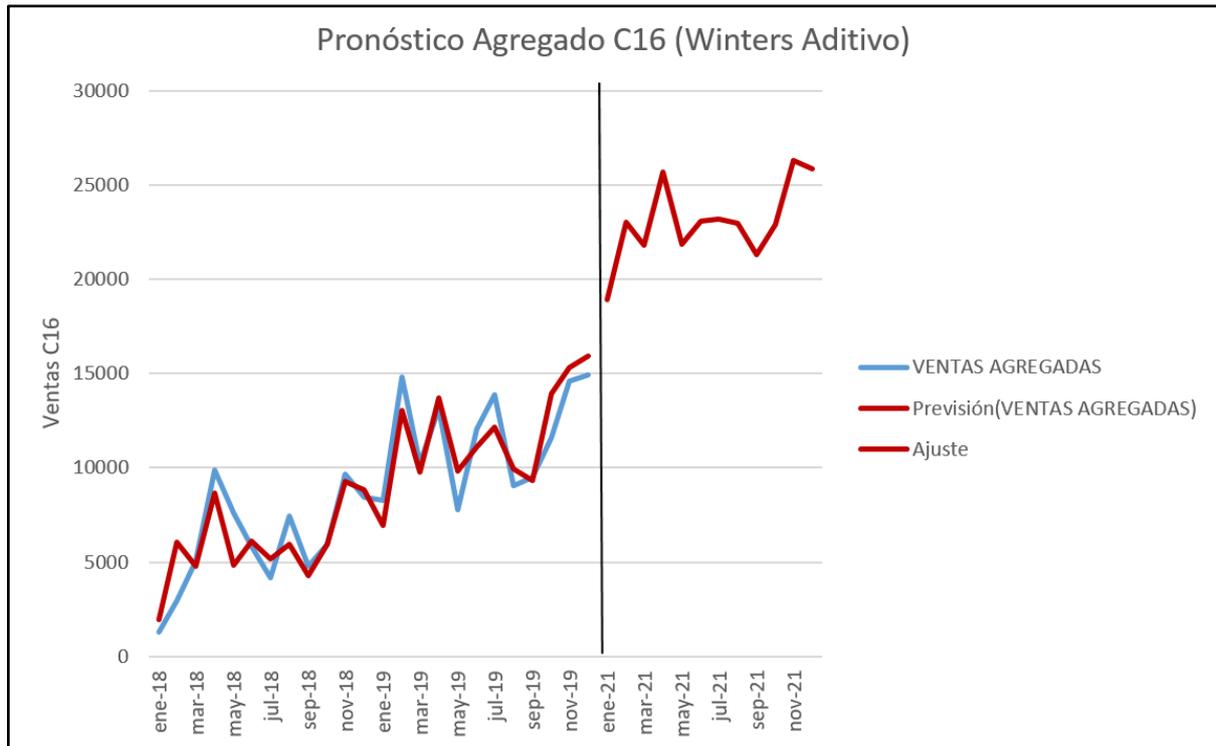
Anexo 27. Pronóstico para cluster 14 - Estacional Simple



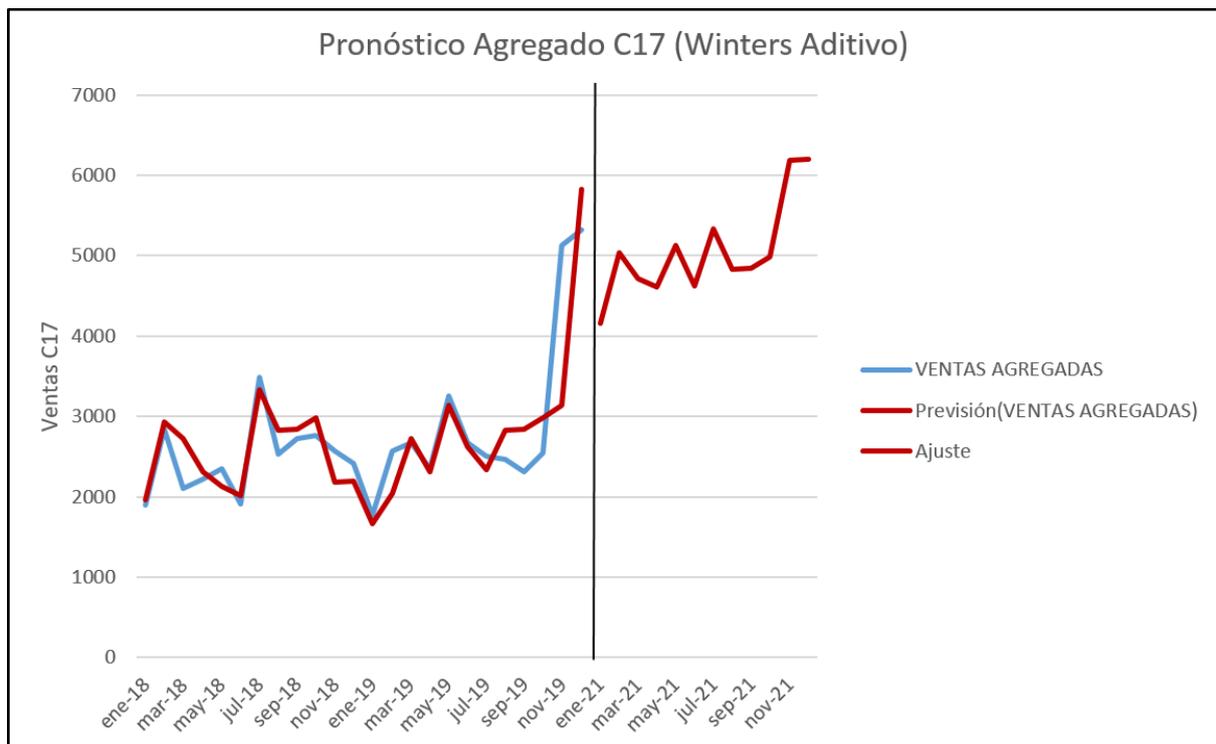
Anexo 28. Pronóstico para cluster 9 - Winters Aditivo



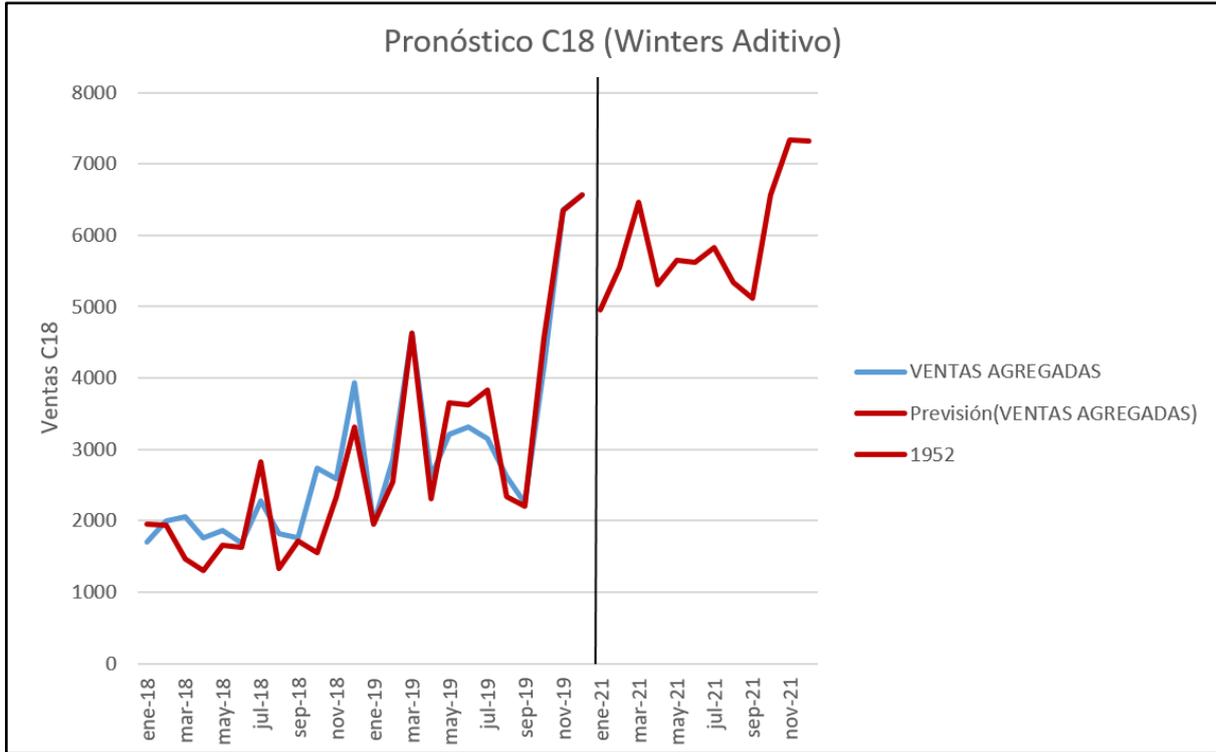
Anexo 29. Pronóstico para cluster 16 - Winters Aditivo



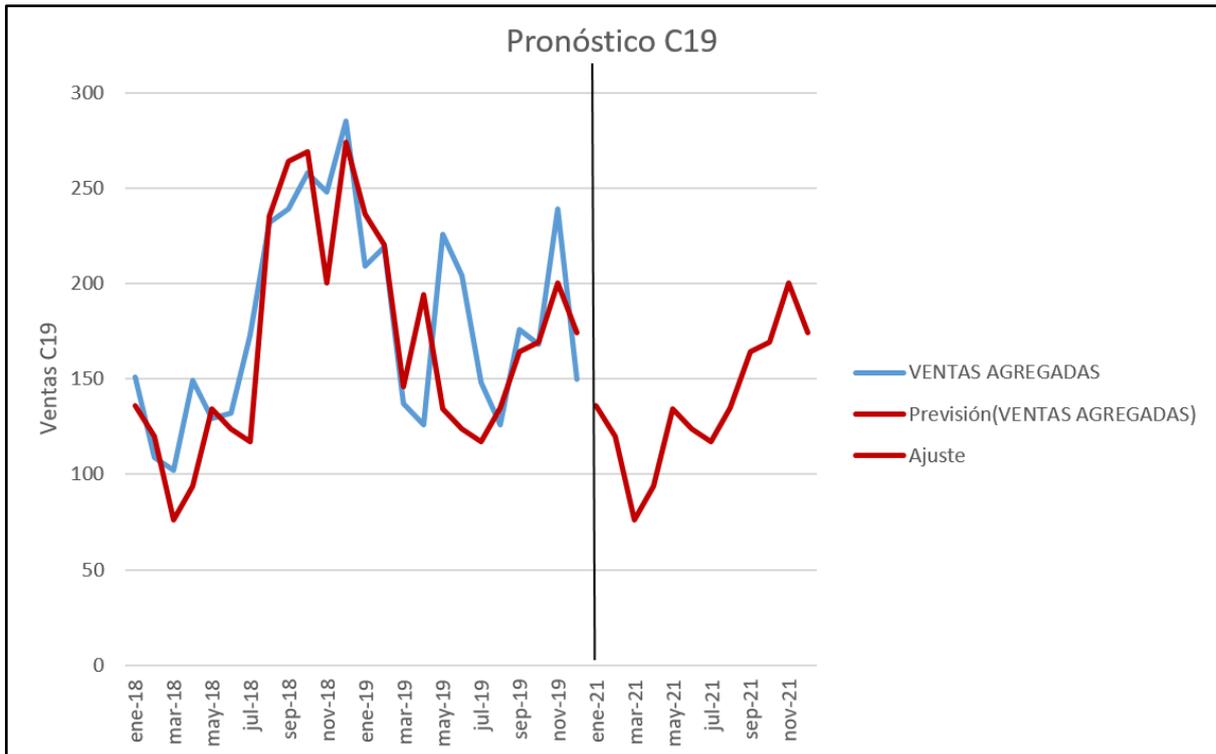
Anexo 30. Pronóstico para cluster 17 - Winters Aditivo



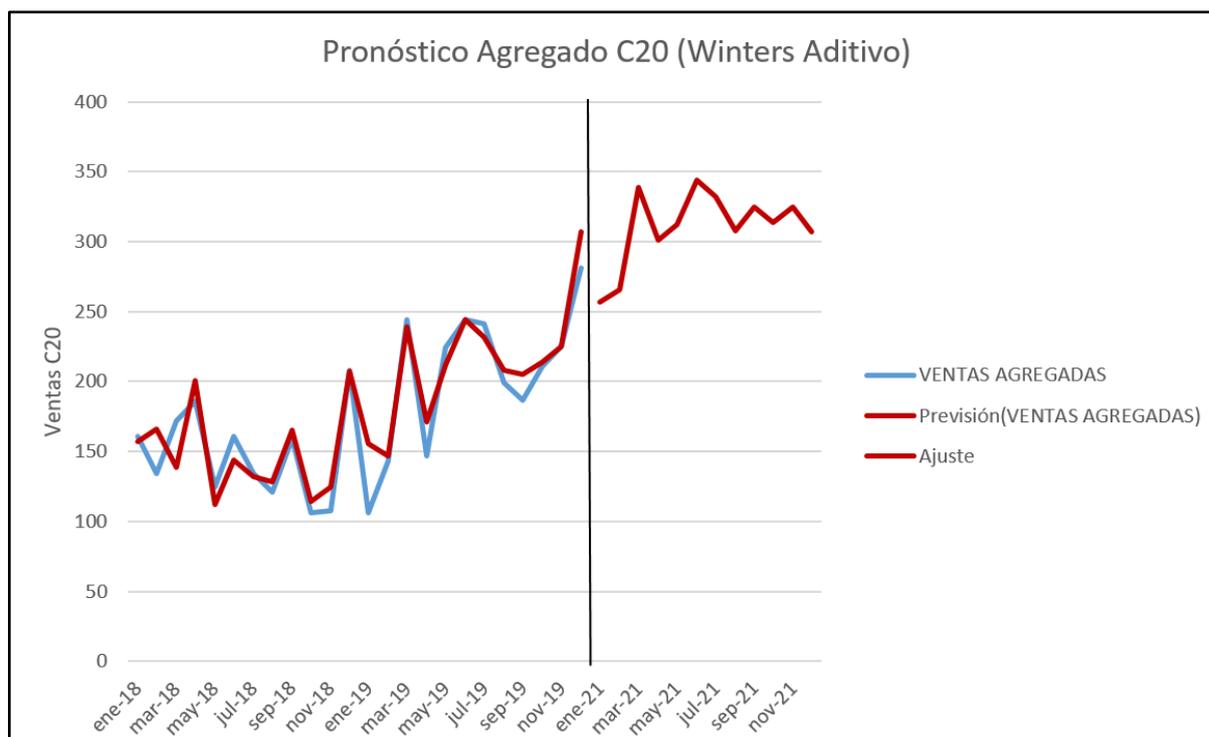
Anexo 31. Pronóstico para cluster 18 - Winters Aditivo



Anexo 32. Pronóstico para cluster 19 - Winters Aditivo



Anexo 33. Pronóstico para cluster 20 - Winters Aditivo



Anexo 34. Criterios de clasificación de mercancías. (Serrano, 2016)

Criterios de clasificación de mercancías	
Según el estado físico:	<ul style="list-style-type: none"> ● Sólidos ● Líquidos ● Gaseosos
Según las propiedades:	<ul style="list-style-type: none"> ● Duraderos ● Perecederos
Según la unidad de medida:	<ul style="list-style-type: none"> ● Longitud ● Superficie ● Peso ● Capacidad

Según la rotación de salida

- De alta rotación
- De media rotación
- De baja rotación

Anexo 35. Portada principal del ERP (*Elaboración hecha por autores*)



Anexo 36. Selección de producto y año a pronosticar (*Elaboración hecha por autores*)



Anexo 37. Modelos disponibles de pronósticos (Elaboración hecha por autores)

VENTAS MENSUALES INICIO

Producto	Código	Modelo
EMB-LA ITAL CARNE MOLIDA 450GR	17679	Estacional simple

Se le sugiere trabajar con el modelo de acuerdo al análisis realizado en 2020 * Nota: el modelo no es permanente debido a que, el comportamiento de ventas puede cambiar

Si usted está seguro de los datos que está ingresando seleccione "Agregar Datos"

INGRESAR LOS DATOS DE VENTAS DEL **2022**

Ventas Mensuales		
EMB-LA ITAL CARNE MOLIDA 450GR	Enero	
	Febrero	
	Marzo	
	Abril	
	Mayo	
	Junio	
	Julio	
	Agosto	
	Septiembre	
	Octubre	
	Noviembre	
	Diciembre	

Eliminar Datos Agregar Datos

Seleccionar el Modelo del Pronóstico (Sugerido)

Estacional Simple Método Holt Promedio Móvil

ARIMA Winters

Anexo 38. Menú de inventarios (Elaboración hecha por autores)

INVENTARIOS Inicio Menú GUÍA

Se ha producido un problema con este archivo y no se pueden guardar los nuevos cambios. Guarde una copia para no perder su trabajo. Guardar una copia

Siga las instrucciones para las distintas acciones a ejecutar en "Inventarios"

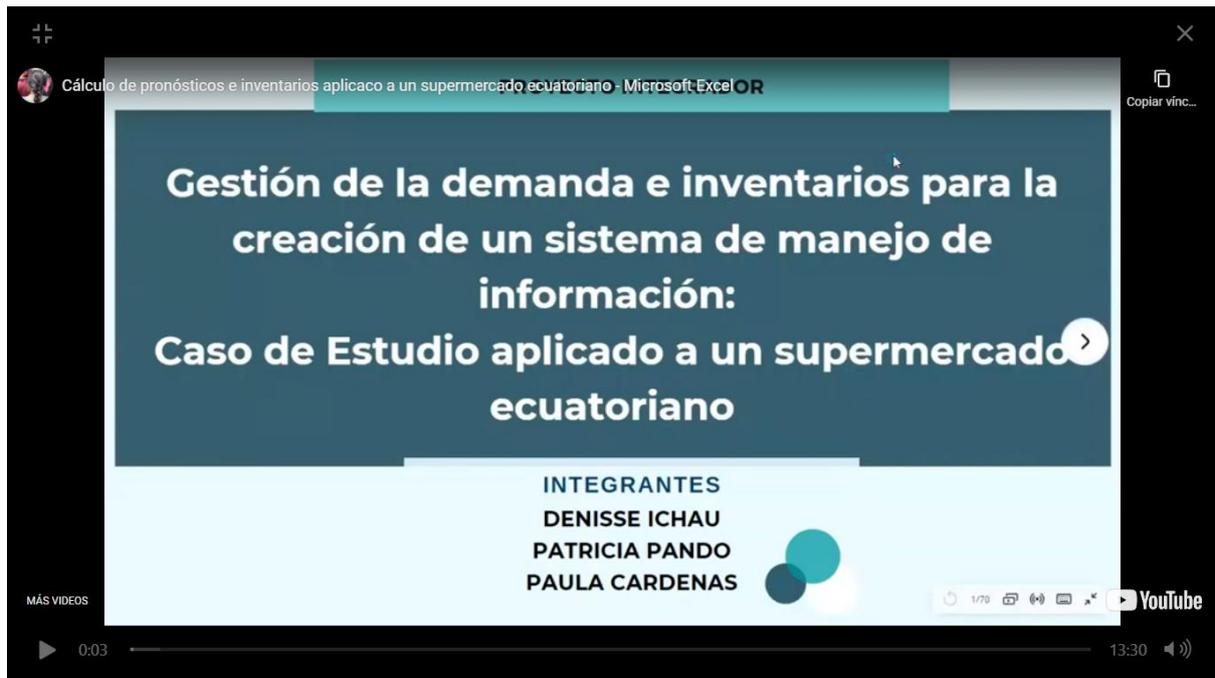
Código: 10011 Valor: \$ 12,40

Descripción: CL-AJI ORIENTAL 100C X 48UN Fecha: 12/04/2021

Cantidad: 7232

Buscar Ingresos Salidas Ir a datos Ir al inventario Ir a entradas Ir a salidas

Anexo 39. Video Explicativo (Elaboración hecha por autores)



Link del vídeo: https://www.youtube.com/watch?v=oSmCQq4Q1xg&ab_channel=DenisseMishel

Anexo 40. Manual de uso ERP Excel (Elaboración hecha por autores)



Link del vídeo: <https://drive.google.com/file/d/1JPvLGeEEfQLFDZ5i-XAIXvK93PrxI8gU/view?usp=sharing>

Anexo 41 Métodos de Series de Tiempo.

Tabla 2. Métodos de Series de Tiempo (REALIZADA POR LOS AUTORES)

Método	Características	Parámetros
Promedio Móvil	Series de tiempo estacionarias (Nahmias, 2007). Sin tendencia o estacionalidad (Chopra y Meindl, 2013).	n: número de observaciones (Nahmias, 2007).
Suavizamiento exponencial simple	Sin tendencia ni estacionalidad (Chopra y Meindl, 2013). Estacionareidad (Nahmias, 2007).	α : constante de suavizamiento. $0 < \alpha \leq 1$ determina la ponderación relativa colocada en la observación de demanda actual (Nahmias, 2007).
Suavizamiento exponencial doble (Holt)	Demanda tiene un nivel y tendencia en el componente sistemático, pero no estacionalidad (Chopra y Meindl, 2013). Tendencia lineal (Nahmias, 2007).	α : estimación del nivel. β : estimación de la tendencia.
Croston	Demanda intermitente (Syntetos y Boylan, 2005)	α : constante de suavizamiento que varía entre 0-1 (Beltran, 2018).
Box Jenkins	Arima: Series estacionarias (Amaris, et.al, 2019).	p = orden de modelo autorregresivo. q = término de media móvil. d = término de diferenciación. (Amaris, et.al, 2019).
Estacional Simple	Series con tendencia y efecto estacional (IBM, 2021).	Nivel Factor estacional (IBM, 2021)

Anexo 42 Modelos de Inventarios de acuerdo a la demanda.

Tabla 4. Modelos de inventarios de acuerdo a la demanda (Elaboración hecha por los autores)

Modelo	Demanda	Costo total (fórmula)
EOQ	Determinística	Costo de pedido +Costo de mantener el inventario
EOQ con tiempo de demora de pedido	Determinística	Costo de pedido +Costo de mantener el inventario
EOQ con faltantes	Determinística	Costo de pedido +Costo de mantener el inventario
EOQ o ELS	Determinística	Costo de pedido +Costo de mantener el inventario
Repartidor de periódicos	Estocástica	Costo de excedentes + Costo de faltantes
(Q,R)	Estocástica	Costo de pedido +Costo de mantener el inventario + Costo de faltantes
(s,S)	Estocástica	Costo de mantener el inventario + Costo de faltantes