

Universidad San Francisco de Quito USFQ
Colegio de Ciencias e Ingenierías

**Optimización en manejo de inventarios en una distribuidora de
productos de consumo masivo**

Aylen Tahís Mosquera Vivar
Paúl Sebastián Constante Gualpa
Edison David Layedra Cartagena

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

Mayo 2024

Universidad San Francisco de Quito USFQ
Colegio de Ciencias e Ingenierías

HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE FIN DE CARRERA

**Optimización en manejo de inventarios en una distribuidora de
productos de consumo masivo**

Aylen Tahís Mosquera Vivar
Paúl Sebastián Constante Gualpa
Edison David Layedra Cartagena

Nombre del profesor, Título académico

Kenya Cristina Tapia Velasco, MS

Mayo 2024

© 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 de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo 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.

Nombres y apellidos: Aylen Tahís Mosquera Vivar

Código: 00211608

Cédula de identidad: 1721292793

Nombres y apellidos: Paúl Sebastián Constante Gualpa

Código: 00208106

Cédula de identidad: 1726958547

Nombres y apellidos: Edison David Layedra Cartagena

Código: 00211028

Cédula de identidad: 1750767400

Lugar y fecha: Quito, 02 de mayo de 2024

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 <http://bit.ly/COPETHeses>.

UNPUBLISHED DOCUMENT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 <http://bit.ly/COPETHeses>.

RESUMEN

Este trabajo examina la gestión de inventarios y pronósticos en una distribuidora de cereales en Quito, enfocándose en cómo optimizar el flujo de productos perecibles de alto volumen de ventas. Basándose en un análisis detallado de datos de demanda y ventas de los años 2022 y 2023, se aplicó una metodología de clasificación ABC para seleccionar 35 productos que representan el 80% de los más vendidos. Se identificó una falta de gestión operativa efectiva en la cadena de suministro como el principal desafío de la empresa.

Para abordar este problema, se implementaron técnicas de Clustering por K-means y jerárquico, seguidas de pronósticos y modelos de inventario utilizando el software Forecast Pro. Sin embargo, estos métodos resultaron ser demasiado generales para la toma de decisiones prácticas. En respuesta, se desarrolló una herramienta personalizada en Excel con macros para automatizar y refinar la gestión de inventario a nivel de producto individual, lo que permitió estrategias más precisas y útiles para la planificación y reposición de inventarios.

Este enfoque mejorado ha demostrado ser más efectivo, facilitando la toma de decisiones con mayor claridad y precisión. La implementación de un sistema de gestión de inventarios basado en la secuenciación de tareas y estrategias primero entrar, primero en salir (FIFO) y fecha de vencimiento más próxima (EDD) para los productos en bodega y perchas respectivamente ha mejorado notablemente el orden, la comunicación y la definición de tareas dentro de la empresa.

Palabras clave: distribuidoras de consumo masivo, gestión de inventarios, pronósticos de demanda, análisis de ventas, clasificación ABC, Clustering, software Forecast Pro, Excel con macros, FIFO, EDD.

ABSTRACT

This study examines inventory management and forecasting in a cereal distributor in Quito, focusing on optimizing the flow of high-volume perishable products. Based on a detailed analysis of demand and sales data from 2022 and 2023, an ABC classification methodology was applied to select 35 products representing 80% of the bestsellers. A lack of effective operational management in the supply chain was identified as the main challenge for the company.

To address this issue, clustering techniques using K-means and hierarchical methods were implemented, followed by forecasting and inventory models using ForecastPro software. However, these methods proved to be too general for practical decision-making. In response, a customized tool was developed in Excel with macros to automate and refine inventory management at the individual product level, allowing for more accurate and useful strategies for inventory planning and replenishment.

This enhanced approach has proven more effective, facilitating decision-making with greater clarity and precision. The implementation of an inventory management system based on task sequencing and First-In, First-Out (FIFO) and Earliest Due Date (EDD) strategies for products in the warehouse and on the shelves, respectively, has significantly improved order, communication, and task definition within the company.

Keywords: mass consumption distributors, inventory management, demand forecasting, sales analysis, ABC classification, Clustering, Forecast Pro software, Excel with macros, FIFO, EDD.

TABLA DE CONTENIDO

Introducción	11
Revisión Literaria.....	12
Pronósticos e inventarios.....	12
Pronósticos	15
Medidas de error en los pronósticos.....	17
Modelos para control y manejo de inventarios	18
Metodología utilizada para optimización de inventarios	20
Caso de estudio	21
Descripción de la empresa.....	21
Metodología	22
Planificación.....	23
Recolección, limpieza y filtro de datos	25
Selección de productos	26
Agrupamiento por familias.....	28
Pronósticos	31
Análisis del comportamiento de la demanda.....	31
Pronósticos por familias	34
Pronósticos por productos	35
Inventarios.....	36
Inventarios por familias	36
Inventarios por productos	38
Análisis de costos.....	39
Automatización.....	44
Secuenciación de tareas y estrategias de venta	45
Conclusiones	46
Recomendaciones	47
Limitaciones.....	49
Referencias:.....	50
ANEXOS.....	61
Anexo 1: Clustering Jerárquico de los 35 productos.....	61

Anexo 2: Clustering Jerárquico de los productos con mayor demanda	61
Anexo 3: Clustering Jerárquico Distribución de la familia de productos estables	61
Anexo 4: Interpretación de grupos mediante Silhouette score	62
Anexo 5: Clusters formados de los productos (Elaboración propia)	62
Anexo 6: Pruebas de Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de productos utilizados	62
Anexo 7: Pruebas de Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de Clusters de productos	64
Anexo 8: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 1	65
Anexo 9: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 2	65
Anexo 10: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 3	65
Anexo 11: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 4	66
Anexo 12: Comparación de MAPE entre Clusters	67
Anexo 13: Cálculo de la cantidad de producto que se debe ordenar cada mes por familia	67
Anexo 14: Detalle costo de oportunidad por producto	68
Anexo 15: Detalle costo de oportunidad por producto	69
Anexo 16: Video explicativo y Manual	70

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. CLASIFICACIÓN ABC DE PRODUCTOS CON MAYOR UTILIDAD (FUENTE: AUTORÍA PROPIA).....	27
TABLA 2. PRODUCTOS SELECCIONADOS POR ANÁLISIS ABC (FUENTE: AUTORÍA PROPIA).....	28
TABLA 3. SUB-GRUPOS DE FAMILIAS DE PRODUCTOS	31
TABLA 4 MEDICIÓN DE LA PRECISIÓN DE LAS PREDICCIONES USANDO EL ERROR MAPE (ELABORACIÓN POR AUTORES)	33
TABLA 5 EXTRACTO DE ANÁLISIS DE COSTOS POR ESPACIO OCUPADO DE CADA PRODUCTO.....	39
TABLA 6 EXTRACTO COSTOS TOTALES DE ALMACENAMIENTO POR PRODUCTO.....	41
TABLA 7 EXTRACTO COSTO DE OPORTUNIDAD.....	42
TABLA 8 EXTRACTO COSTO TOTAL DE MANTENER INVENTARIO	42
TABLA 9 COSTO ANUAL PROMEDIO.....	44

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. PARETO: PROBLEMAS DE LA EMPRESA (ELABORACIÓN HECHA POR AUTORES)	25
---	----

Introducción

Las distribuidoras de consumo masivo desempeñan un papel crucial en la cadena de suministro y abastecimiento de productos esenciales. Desde la recepción de productos hasta su almacenamiento y entrega a los minoristas, estas empresas coordinan todo el proceso para garantizar una cadena de suministro eficiente y sin contratiempos (Freire de Mello, Aparecida da Paula, 2022). Gestionar la logística y el almacenamiento es una de las principales responsabilidades de las distribuidoras. A diferencia de los supermercados, que son puntos de venta directa al cliente, las distribuidoras operan mayormente en el ámbito mayorista y se encargan de llevar los productos desde los fabricantes hasta los minoristas y se centran en categorías específicas para optimizar sus operaciones y atender mejor las necesidades de sus clientes (Najarzadeh, Keikha, Heydari, 2021).

Las distribuidoras de consumo masivo podrían desempeñar un papel crucial en la distribución de cereales en Ecuador, al igual que en otros productos esenciales; múltiples empresas se especializan en la producción y distribución de cereales, desempeñando un papel crucial en la economía del país (OCDE-FAO,2021). Los cereales, ampliamente reconocidos como la principal fuente de alimentos a nivel mundial y elementos esenciales para estimular la producción ganadera a escala global (OCDE-FAO, 2021), han establecido su relevancia en el ámbito ecuatoriano. Se proyecta un aumento significativo en el uso mundial de cereales, pasando de 2.7 millones de toneladas métricas en el periodo base a 3 millones de toneladas métricas para el año 2030, este incremento se atribuye principalmente a la creciente demanda tanto en la alimentación humana como animal (FAO, 2024). Otro aspecto clave es la estrecha colaboración con fabricantes y proveedores. Las distribuidoras trabajan en conjunto con estos actores para asegurar un flujo constante de productos. Esto implica negociar precios, plazos de entrega y condiciones comerciales que beneficien a ambas partes y garanticen la disponibilidad de productos en el mercado (Nasrudin, 2020).

En el mundo de la distribución de alimentos, la gestión eficaz de inventarios se ha convertido en un elemento clave para mantener las empresas competitivas y rentables. Las empresas que se dedican a la venta de cereales en países como Ecuador están constantemente buscando nuevas estrategias para seguir siendo líderes. La optimización de los inventarios se presenta como una herramienta poderosa para este propósito, con la promesa de reducir tanto los costos operativos como los relacionados con la cadena de suministro en su totalidad (Kuuse, 2023). En este contexto, es esencial optimizar los inventarios para las empresas alimentarias en general y las empresas de distribución de cereales, alineándose con la necesidad de reducir costos y mejorar la competitividad en un mercado dinámico. Las empresas deben realizar análisis completos para evitar pérdidas debido a artículos caducados, faltantes o excesos en inventarios (Morales, Esteban & Alegret, 2022).

Para este trabajo, se analizó una empresa de distribución de cereales en la cual se requiere un análisis completo de la distribuidora de cereales con especial atención a los aspectos críticos de la gestión de pronósticos e inventarios. Este análisis ayudará a tomar decisiones estratégicas sobre el suministro de productos con datos detallados de demanda y ventas. De esta manera, la empresa distribuidora de cereales en Quito podrá satisfacer de manera eficiente y oportuna las demandas de sus clientes, al mismo tiempo que logra optimizar sus procesos internos, la gestión de inventario y las estrategias de venta. Además, se considera que la secuenciación de tareas es una herramienta útil para mejorar el control y la eficiencia operativa.

Revisión Literaria

Pronósticos e inventarios

La capacidad de prever eventos futuros a través del pronóstico es esencial en la toma de decisiones empresariales, reduciendo la incertidumbre y permitiendo una preparación efectiva ante diversos escenarios (Leguizamó Jordán, 2022). La combinación de enfoques cualitativos

y cuantitativos, evaluada por quienes toman decisiones, puede mejorar la precisión de los pronósticos, convirtiéndolos en herramientas poderosas para la planificación empresarial (Fernández et al., 2021).

En este contexto, la implementación exitosa de un modelo de gestión de inventarios en Bmotors S.A.C. ha demostrado ser una estrategia eficaz para aumentar la productividad. La evaluación inicial, basada en entrevistas con la supervisora de repuestos (Siche & Silv, 2023), identificó la necesidad de un sistema mejorado de gestión de inventario. Mediante la aplicación de la clasificación ABC, basada en datos históricos, se logró una eficiente priorización de los componentes según su contribución a los ingresos y costos, destacando la ventaja del modelo de revisión periódica ("P") para la empresa.

La precisión en la proyección de la demanda para 2022 fue fundamental, seleccionándose la técnica más acertada a través de la evaluación la Desviación Media Absoluta (DAM), lo cual aseguró una planificación más ajustada al comportamiento del mercado. La implementación de estas estrategias se reflejó en un impresionante incremento de productividad del 45.28%, evidenciando el éxito de la iniciativa en Bmotors S.A.C. (Siche & Silv, 2023). Este resultado no solo valida la efectividad del modelo de gestión de inventarios adoptado, sino que también subraya la importancia de las métricas utilizadas, incluyendo la clasificación ABC para la priorización de inventarios, la DAM para la selección del método de proyección de demanda más preciso, y el notable incremento porcentual en productividad como indicador del éxito general del proyecto.

Similarmente, SERGECH SAC también experimentó mejoras sustanciales en la eficiencia de la gestión de inventarios, analizando costos y gastos operativos de una muestra representativa de productos (Avalos & Chávez, 2022). La elección del modelo de revisión periódica, dada la alta volatilidad en la demanda, resultó en un incremento del 11.04% en la utilidad operativa y del 2.14% en los ingresos por ventas. Esto contribuyó a un aumento del 24.76% en la

productividad y un incremento del 20.10% en la rentabilidad económica, subrayando la importancia de gestionar los costos de retención y escasez para mejorar la eficiencia en la gestión de inventarios. Estas métricas, que incluyen costos y gastos operativos, utilidad operativa, ingresos por ventas, productividad y rentabilidad económica, proporcionan una imagen clara del impacto positivo que la gestión de inventarios tiene sobre la salud financiera y operativa de SERGECH SAC. Esto marca un precedente importante para futuras estrategias empresariales.

En otro contexto, la empresa "Dulceza" implementó un modelo de gestión de inventarios tras identificar deficiencias logísticas mediante entrevistas y la metodología IPISI. Problemas como capacidad de almacenamiento limitada y falta de acciones en la gestión de inventario fueron abordados. La clasificación jerárquica del inventario y medidas focalizadas en productos clave llevaron a mejoras notables, incluyendo la implementación de un modelo de revisión fija basado en diferentes métodos de pronóstico para productos prioritarios (Pérez, 2024). Se estableció un manual de procedimientos para estandarizar actividades, mejorando la cohesión interna y la eficiencia. Estas medidas se alinean con el objetivo general optimizar recursos y controlar indicadores clave de desempeño, tales como la rotación de inventarios, la tasa de cobertura de inventarios y el nivel de servicio al cliente. Al hacerlo, la empresa busca mejorar su eficiencia operativa y su rentabilidad, manteniendo al mismo tiempo un alto nivel de servicio al cliente y satisfaciendo las demandas del mercado de manera efectiva.

La gestión eficiente del inventario es esencial para el funcionamiento óptimo de un almacén, desde la recepción y almacenamiento hasta la selección, embalaje y envío, cada etapa debe realizarse de manera precisa y eficiente. La precisión de los datos es crucial para tomar decisiones informadas, abandonando la práctica de contar el inventario solo una vez al año en favor de una gestión más ágil (Jahani, Jain, Ivanov, 2023). Implementar sistemas y tecnologías

que permitan monitorear y actualizar el inventario en tiempo real mejora la toma de decisiones y la satisfacción del cliente.

En esta situación, la eficacia de la gestión del inventario se puede medir a través de varias métricas clave. La precisión de los datos del inventario y la frecuencia de actualización de este son fundamentales para evaluar la fiabilidad de la información utilizada en la toma de decisiones (Dura & Lima, 2020). El tiempo de ciclo de procesamiento de pedidos y el índice de exactitud de selección reflejan la eficiencia operativa en el cumplimiento de pedidos y la precisión en la selección de productos. La tasa de devoluciones proporciona información sobre la calidad del servicio y la satisfacción del cliente, mientras que el tiempo de respuesta a las consultas de inventario puede ser un indicador clave de la capacidad de respuesta y la atención al cliente del almacén (Seyedan & Mafakheri, 2020). La combinación de estas métricas permite una evaluación integral del desempeño de la gestión de inventarios y facilita la identificación de áreas de mejora para optimizar la operación del almacén.

En un entorno de demanda fluctuante, mantener un equilibrio entre el exceso y la escasez de inventario es un desafío. La obsolescencia de productos y la incapacidad de cumplir con los pedidos son riesgos latentes (Seyedan & Mafakheri, 2020). La visibilidad limitada del inventario y los errores en la identificación y ubicación de productos pueden complicar aún más la gestión. Es crucial implementar sistemas de identificación y ubicación eficientes, como códigos de barras y sistemas de seguimiento en tiempo real, para garantizar una gestión precisa y ágil.

Pronósticos

El modelo de pronóstico Winter, desarrollado por Robert G. Brown en 1956, es una herramienta esencial en la predicción de series temporales con componentes estacionales (Noor & Rahman, 2021). Basado en el suavizado exponencial, asigna pesos decrecientes

exponencialmente a las observaciones pasadas, lo que lo hace sensible a los cambios en los datos a lo largo del tiempo (Dassanayake et al., 2019). Además, este modelo incorpora componentes estacionales para capturar las fluctuaciones regulares en los datos debido a los efectos estacionales (Lleyton, 2021).

Una característica distintiva del modelo de pronóstico Winter es su capacidad para adaptarse dinámicamente a cambios en los patrones estacionales a lo largo del tiempo, mediante la estimación de parámetros específicos para cada temporada (Dassanayake et al., 2019). También puede proporcionar intervalos de confianza para los pronósticos, lo que permite evaluar la incertidumbre asociada con las predicciones (Noor & Rahman, 2021).

Por otro lado, el modelo de Suavizamiento Exponencial de Nivel Constante se utiliza cuando se espera que la serie temporal exhiba una tendencia constante a lo largo del tiempo, sin cambios significativos en su dirección (Köppelová & Jindrová, 2019). Es adecuado para pronosticar datos que no muestran cambios drásticos o estacionales, como la demanda de productos básicos (Airlangga, Rachmat & Lapihu, 2018). Aunque es simple y fácil de implementar, su simplicidad puede limitarlo en situaciones donde los datos exhiben patrones más complejos (Widiyaningtyas & Farhandi, 2019).

En contraste, los pronósticos de aprendizaje automático (ML) son ampliamente utilizados en diversas áreas, como finanzas, predicción meteorológica, gestión de la cadena de suministro y previsión de ventas (Spiliotis, 2022). Estas técnicas se basan en algoritmos informáticos que predicen resultados futuros a partir de datos históricos. Para ello, se confía en la selección de modelos apropiados, como la regresión lineal y los métodos de conjunto, y en la ingeniería de características para identificar predictores relevantes (Dairu & Shilong, 2021). La evaluación del rendimiento del modelo y la definición del horizonte de previsión son esenciales para determinar el período de tiempo para las predicciones, ya sea a corto o a largo plazo.

Dentro del panorama del aprendizaje automático, Extreme Gradient Boosting (XGBoost) destaca como un potente algoritmo de ML famoso por su eficacia en tareas de regresión, clasificación y clasificación (Vuong et al., 2022). Se basa en la metodología de refuerzo de gradiente, combinando múltiples modelos débiles, normalmente árboles de decisión, en un conjunto robusto (Noorunnahar, Chowdhury, Mila, 2023). Este proceso iterativo corrige los errores con cada árbol subsiguiente, optimizando los parámetros mediante el descenso de gradiente. Los árboles de decisión de XGBoost dividen los datos en función de los valores de las características, formando una estructura jerárquica en la que cada nodo de hoja representa una predicción. El algoritmo introduce un aumento extremo del gradiente, incorporando términos de regularización para evitar el sobreajuste y lograr un equilibrio entre sesgo y varianza para un rendimiento robusto del modelo (Bekal & Bari, 2021). Además, XGBoost ofrece un conjunto predefinido de características para la creación automática de modelos de predicción, agilizando el preprocesamiento de datos, la paralelización y la regularización, reduciendo la intervención manual y permitiendo crear modelos precisos (Dairu & Shilong, 2021).

Medidas de error en los pronósticos

Se utilizan varias métricas para evaluar la precisión de un pronóstico para determinar cuán preciso es en comparación con los valores reales. El MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio) muestra la proximidad entre el pronóstico y el valor real. La precisión de la predicción aumenta con la disminución del MAPE. Un MAPE del 0% indica una coincidencia exacta entre los valores reales y el pronóstico, mientras que un MAPE del 100% indica una total inexactitud en la predicción (Grimas, 2023). Sin embargo, es importante destacar que el MAPE tiene limitaciones, como su sensibilidad a valores atípicos y la posibilidad de división por cero durante el cálculo. Además, la desviación absoluta media, también conocida como MAD,

proporciona la media de la magnitud absoluta del error previsto, la precisión del pronóstico aumenta con su valor.

Otra medida común es el RMSE (Error Cuadrático Medio de la Raíz), que mide la cantidad de error entre dos conjuntos de datos, comparando un valor predicho con un valor observado o conocido. En otras palabras, estima el tamaño del error en términos de la diferencia entre los valores reales y los predichos, según Gabri (2018). Estas métricas proporcionan una evaluación comprehensiva de la calidad de los pronósticos, considerando distintos aspectos de la precisión y la magnitud de los errores.

Modelos para control y manejo de inventarios

El modelado de inventarios incluye una variedad de modelos y técnicas matemáticas para optimizar los niveles de inventario y determinar el momento adecuado para reabastecerse (González et al, 2019). Es una parte importante de la gestión y operación de empresas. Su relevancia se basa en la premisa de que se pueden equilibrar de manera efectiva los costos de mantenimiento y pedido de inventario con los beneficios de satisfacer adecuadamente la demanda del mercado (Duarte, 2004). Este balance no solo implica una gestión fiscal responsable, lo que promueve una optimización financiera que puede resultar en ahorros significativos, sino que también juega un papel importante en mejorar la experiencia del cliente (Chase & Jacobs, 2009). Al garantizar que los productos estén disponibles de manera oportuna, se fomenta la confianza y la lealtad hacia la marca, que son aspectos cruciales para una empresa.

La capacidad de mantener un nivel equilibrado de inventario, evitando tanto el exceso como la escasez, es uno de los puntos clave que destacan la importancia de esta disciplina. Esto reduce los costos de almacenamiento y garantiza la disponibilidad de productos frescos, lo cual es especialmente importante para los artículos perecederos (Svoboda, Minner & Yao, 2019).

Además, un enfoque estructurado en el modelado de inventarios permite una gestión proactiva que alinea las prácticas de inventario con los objetivos corporativos generales y se adapta a las dinámicas cambiantes del mercado, lo que facilita la toma de decisiones empresariales informadas (Singh, Kumar, Barua, 2022).

La Cantidad Económica de Pedido (EOQ), es un modelo que se centra en minimizar los costos totales asociados con los pedidos y el mantenimiento de inventarios, y representa una de las estrategias más adoptadas en la gestión de inventarios (Tamplin, 2023). Por otro lado, los Modelos de Punto de Reorden, que definen un nivel de inventario específico señalando la necesidad de efectuar un nuevo pedido, son fundamentales para optimizar los plazos de reabastecimiento y prevenir la escasez de productos, constituyendo otra táctica efectiva en la administración de inventarios (Izar & Ynzunza, 2017).

El modelo FIFO (First In, First Out), es un método de gestión de inventarios ampliamente adoptado en diversos sectores empresariales, especialmente aquellos que manejan productos perecederos o sujetos a obsolescencia (Putra & Respati, 2021). Este enfoque asegura que los artículos adquiridos o producidos primero son también los primeros en ser vendidos o utilizados, minimizando así el riesgo de pérdidas por caducidad (Mendes et al., 2020). La aplicación del modelo FIFO no solo facilita una rotación eficiente del inventario, contribuyendo a mantener la frescura y relevancia del stock, sino que también proporciona una base más realista para la valoración del inventario, reflejando de manera más precisa el costo de los bienes vendidos en el estado de resultados (Ahumada et al., 2020).

El método EDD (Earliest Due Date), es una estrategia de gestión de inventarios que puede ser muy útil en supermercados que manejan productos perecibles. Este enfoque se centra en vender o utilizar los productos que tienen la fecha de vencimiento más próxima, minimizando así el riesgo de pérdidas por caducidad (Patriarca et al., 2020). La aplicación del método EDD no

solo facilita una rotación eficiente del inventario, asegurando que los productos más frescos permanezcan en stock, sino que también puede ayudar a mejorar la satisfacción del cliente al garantizar que los productos vendidos estén siempre dentro de su fecha de consumo preferente (Fu, Gong & Liang, 2019). Al igual que el método FIFO, EDD también puede proporcionar una base realista para la valoración del inventario, reflejando de manera precisa el costo de los bienes vendidos. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la implementación de EDD puede requerir un seguimiento más riguroso de las fechas de vencimiento en comparación con FIFO.

Metodología utilizada para optimización de inventarios

Para mejorar la gestión de inventario, las empresas han adoptado diversas estrategias, guiadas por la metodología PDCA (Planificar, Hacer, Verificar, Actuar). La adopción de un Sistema Centralizado de Seguimiento de Inventario, la automatización, la capacitación del personal y el análisis continuo son componentes clave (Jenkins, 2022). La gestión efectiva de inventario impacta directamente en la experiencia del cliente y la eficiencia operativa, contribuyendo a una operación más fluida y rentable del almacén.

El ciclo PDCA se aplica en varios contextos empresariales para mejorar la eficiencia logística y reducir residuos. Un estudio realizado en una empresa de fabricación de componentes automotrices destaca la importancia de este ciclo en la optimización del recorrido de leche en la línea de montaje, mejorando la eficiencia y reduciendo los desperdicios (Amaral, Ferreira, & Ramos, 2023). La Industria 4.0 ha llevado al desarrollo del PDCA 4.0, que aprovecha tecnologías emergentes como IoT, Big Data, IA y aprendizaje automático para mejorar aún más la eficiencia en producción y logística (Pecas et al., 2021).

En la cadena de suministro de Walmart, se ha aplicado el ciclo PDCA para abordar desafíos críticos, como la manipulación de fechas de garantía en la cerveza, mejorando la gestión de

inventarios y la cadena de suministro en general (Chen, Liang, Guo, 2022). Estos ejemplos destacan cómo la aplicación sistemática del PDCA puede ser una herramienta valiosa para mejorar la eficiencia y reducir los residuos en diversos procesos empresariales.

Según lo anterior, este proyecto de optimización de inventarios se realizó en una empresa de distribución de cereales ubicada en Ecuador mediante la metodología PDCA.

Caso de estudio

Descripción de la empresa

De acuerdo con la entrevista que se realizó a la encargada de distribución y logística de y la información que se puede encontrar en la página web de M&B, originariamente conocida como “Distribuidora de Cereales”, surgió como un canal de distribución de granos y harinas entre Ibarra y Quito. A partir de 2005, amplió su oferta con productos importados, diversificando su presencia en los mercados de Quito, Latacunga e Ibarra. Tras reubicar sus instalaciones en 2008 para mejorar eficiencias, la empresa abrió su primer punto de venta en 2013. Actualmente, M&B destaca como distribuidor autorizado de marcas reconocidas y ofrece un variado portafolio, destacándose en la distribución de arroz, azúcar y otros productos, proporcionando un servicio diferenciado a sus clientes.

A medida que la empresa experimentó un crecimiento significativo y ganó mayor experiencia y reconocimiento en el mercado, este progreso se tradujo en un aumento de las ventas. Sin embargo, también conllevó una mayor complejidad en la gestión logística, abarcando la adquisición, inventario y distribución de cada producto. A pesar de los esfuerzos realizados por la empresa para adaptarse a estos cambios, aún se enfrenta a desafíos en la eficiente gestión de compras, inventarios y el adecuado control del capital de trabajo. El objetivo de este proyecto es buscar medidas correctivas, como la adopción de un sistema de gestión de inventario más eficiente, mejorar la capacitación del personal en la rotación de stock y revisar las políticas de

pedido de productos, para abordar eficazmente estos desafíos y optimizar el control de las bodegas.

Metodología

La metodología PDCA (Planificar-Hacer-Verificar-Actuar) es un método de gestión en cuatro etapas utilizado para el control y la mejora continua de procesos y productos. Esta metodología resulta muy aplicable a un proyecto de optimización de inventarios en un distribuidor de bienes de consumo de rotación rápida, sobre todo cuando se centra en estrategias innovadoras de eficiencia operativa (Dinçer & Turgay, 2023).

En el proceso de optimización de inventarios como lo menciona Raodah et al (2020), se inicia con la etapa de Planificación, donde se identifica y comprende el problema. Esto implica el análisis de los niveles actuales de inventario, los índices de rotación y la eficiencia de la cadena de suministro. A continuación, se procede con la fase de Ejecución, que implica la aplicación de cambios planificados a pequeña escala como prueba. Por ejemplo, un distribuidor de productos de consumo podría probar un nuevo software de gestión de inventarios o una estrategia diferente para equilibrar la demanda y la oferta.

Luego, se avanza a la fase de Verificación, donde se miden los resultados obtenidos y se comparan con las expectativas. Los indicadores clave de rendimiento (KPI) relevantes para la optimización del inventario incluyen los índices de rotación, los costos de mantenimiento y los niveles de servicio. Finalmente, en la etapa de Acción, si los cambios son exitosos, se aplican a mayor escala. En caso contrario, el proceso se reinicia con la elaboración de un nuevo plan. Este enfoque cíclico permite una mejora continua en la gestión de inventarios y la optimización de la cadena de suministro.

La naturaleza iterativa del ciclo PDCA permite la mejora continua, lo que lo hace ideal para optimizar el inventario en un distribuidor de bienes de consumo. Permite a la empresa adaptarse

a los cambios en la demanda de los consumidores y en la dinámica del mercado, que son especialmente frecuentes en el sector de los bienes de consumo.

Planificación

Para la etapa de planificación se llevó a cabo un Gemba Walk, una práctica clave en la gestión de operaciones que implica realizar visitas al lugar de trabajo para observar directamente las operaciones en acción y conversar con los empleados en sus lugares de trabajo (Camacho, 2020). Esta técnica, en conjunto con conversaciones con los trabajadores de la empresa, proporcionaron una visión más profunda y directa de la situación, permitiendo identificar problemas, posibles causas, y efectos que impactan en el desempeño de la empresa.

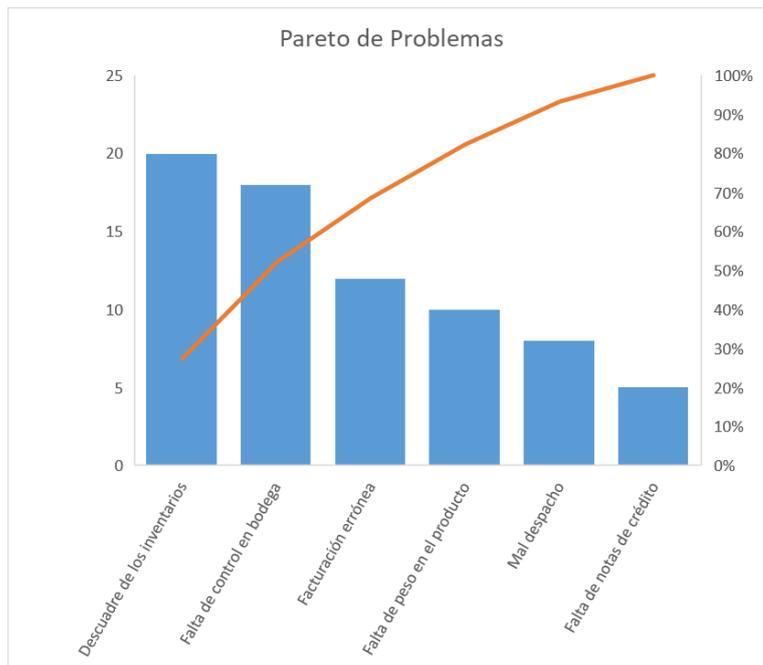
Durante estas visitas, se mantuvo conversaciones con la asistente de distribución y logística, y se identificó como uno de los principales desafíos la falta de control en las bodegas, resultando en una cantidad significativa de productos que llegan a su fecha de caducidad sin venderse. Además, se observa una deficiente organización de las perchas, donde los productos nuevos no se ubican detrás de los más antiguos, lo que contribuye a que estos últimos no se vendan antes de expirar. Además, se carece de un control eficaz sobre las ventas de la distribución, ya que, en muchas ocasiones, cuando los productos no están disponibles en la bodega, los colaboradores improvisan tomando productos de las perchas del supermercado para completar el pedido de distribución. Esta problemática se traduce en discrepancias entre el inventario físico y el registrado, generando dificultades para localizar productos y resultando en una insuficiencia de stock (Hermann, Perez, Trautwein, Weidman, 2019).

En el marco de este proyecto, el objetivo es implementar medidas correctivas, como la adopción de un sistema de gestión de inventario más eficiente, mejorar la capacitación del personal en la rotación de stock y revisar las políticas de pedido de productos.

En respuesta a los desafíos identificados en las bodegas de la empresa, se llevará a cabo un proceso integral de mejoras. Se proyecta la implementación de pronósticos y la formulación de nuevas políticas de inventario con el objetivo específico de mitigar los problemas anteriormente mencionados. La meta es estandarizar y automatizar todo el proceso, mejorando así la eficiencia operativa y reduciendo las pérdidas asociadas con productos caducados.

Este enfoque estratégico implica la obtención de bases de datos históricos de ventas de años anteriores, las cuales serán analizadas de manera exhaustiva mediante el uso de software especializado. La automatización de este análisis permitirá identificar patrones de demanda, comportamientos estacionales y otros factores relevantes para generar pronósticos más precisos. Estos pronósticos, a su vez, informarán la toma de decisiones en la formulación de nuevas políticas de inventario. Al adoptar un enfoque más tecnológico y analítico, se busca mejorar significativamente el control de las bodegas y optimizar la gestión de inventarios en la empresa.

Figura 1. Pareto: Problemas de la empresa (Elaboración hecha por autores)



Como se indica en la figura 1, se llevó a cabo un análisis de Pareto con el fin de identificar los elementos críticos, destacando el desequilibrio y la falta de control en los inventarios como las principales áreas de preocupación. Abordar estos aspectos de manera prioritaria puede resultar en la reducción de otros problemas que se derivan en gran medida de estas deficiencias.

Recolección, limpieza y filtro de datos

En la fase inicial del proyecto, se procedió con la recolección de datos, una etapa esencial para obtener información relevante sobre las compras realizadas de productos durante un período de dos años. Con el objetivo de mejorar la gestión del inventario y lograr pronósticos confiables, se enfrentaron a desafíos y complejidades que requerían un enfoque cuidadoso en la recopilación, limpieza y filtrado de datos.

Con el propósito de comprender a fondo los problemas y desafíos asociados con las compras de productos, se aplicaron diversas técnicas de análisis, como listados, histogramas de frecuencias y diagramas de Ishikawa.

La recolección de datos se extendió a través de una tabla detallada que registró las preguntas y respuestas obtenidas durante las entrevistas para analizar la frecuencia de los problemas identificados. Este enfoque holístico permitió obtener una panorámica completa de los desafíos operativos y las áreas de mejora potencial.

Durante la limpieza de datos de las bases de datos correspondientes a los años 2022 y 2023, se llevaron a cabo tres actividades cruciales. Estas actividades comprendieron la eliminación de registros duplicados, la consolidación o fusión de registros similares y la gestión de datos nulos. Además, se abordaron problemas habituales, como la rectificación de valores inconsistentes, la normalización de datos y la verificación de la precisión de los datos. Este procedimiento resultó fundamental para garantizar la calidad y fiabilidad de los datos empleados en el análisis subsiguiente. Dado que los datos estaban originalmente presentados en diversas unidades de medida, se optó por expresar las ventas finales de cada producto en unidades individuales, con el fin de facilitar su comprensión y comparación.

Selección de productos

Con el objetivo de realizar un análisis más objetivo de la base de datos, se ejecutó un análisis ABC de los productos. Este análisis se fundamentó en varios criterios acordados en consenso con la persona que proporcionó los datos, los cuales incluyen:

- Productos perecederos.
- Productos de consumo masivo.
- Productos más vendidos en términos de volumen, aunque no necesariamente generen la mayor ganancia.

Para llevar a cabo este análisis, la empresa suministró los datos de ventas por unidades de todos los productos durante los años 2022 y 2023.

La selección de productos se basó en un Modelo ABC, que clasifica los artículos del inventario según su importancia para la empresa (Ergun & Tansel, 2019). Este enfoque prioriza los productos de mayor demanda, lo que permite una optimización más efectiva del inventario (Ergun & Tansel, 2019). Además, contribuye a mejorar la precisión de las previsiones de existencias al recopilar datos sobre productos con alta demanda por parte de los clientes (Jekins, 2023).

Los productos seleccionados pertenecen a la Clase A. Al aplicar controles más rigurosos y frecuentes a estos productos, que son solicitados con mayor regularidad por los clientes, se garantiza una gestión óptima de la demanda y una ajustada administración de los niveles de existencias (Nikolakopulos, 2019). De un total inicial de 185 productos, esta selección redujo la cantidad a 36 productos; estos representan el 20% pero son los productos que representan el 79.33% del inventario vendido, los cuales serán el foco principal de este análisis, como se puede observar en la tabla 1.

Tabla 1. Clasificación ABC de productos con mayor utilidad (Fuente: Autoría propia)

	Zona	No. Elementos	% Representación Inventario	% Representación productos
0-80%	A	36	79.33%	19.46%
80%-95%	B	46	15.61%	24.86%
95%-100%	C	103	5.07%	55.68%
	Total	185		

De ellos, un producto se discontinuó haciendo que se separe del grupo inicial dando como resultado 35 productos detallados en la Tabla 2.

Tabla 2. Productos seleccionados por análisis ABC (Fuente: Autoría propia)

	Producto	Presentación por unidad		Producto	Presentación por unidad
1	Arroz Rico	25 lb	19	Leche Semidescremada El Ordeño	1 lt
2	Leche Entera El Ordeño	1 lt	20	Aceite Favorita	1 lt
3	Azúcar Agranel	50 kg	21	Harina Paca	50 kg
4	Azúcar	25 lb	22	Aceite Palma de Oro	560 ml
5	Arroz María Alejandra	25 lb	23	Azúcar Morena San Carlos	2 kg
6	Huevos	cupeta	24	Arroz Pacífico	25 lb
7	Arroz La Victoria Macareño	25 lb	25	Arrocillo #1	2 kg
8	Leche Entera El Ranchito	1 lt	26	Azúcar Blanca San Carlos	1 kg
9	Avena Agranel	2 kg	27	Arroz Gallito	100 kg
10	Arroz Rico	100 kg	28	Pro-Can Adulto	30 kg
11	Azúcar Blanca San Carlos	2 kg	29	Arroz Halcón Dorado	25 lb
12	Aceite Alesol	900 ml	30	Compac Adulto	27 kg
13	Arroz Silvia María	25 lb	31	Michu	18 kg
14	Arroz Marcelo Envejecido	25 lb	32	Morochillo Partido	2 kg
15	Morochillo En Grano	2 kg	33	Arroz Primicias	25 lb
16	Leche Entera Vita	1 lt	34	BuenCan Adulto	30 kg
17	Arroz Rendidor	25 lb	35	Mambo Adulto	30 kg
18	Arroz Gallito	25 lb			

Agrupamiento por familias

La implementación de diversas estrategias de agrupamiento de productos ha emergido como una técnica esencial, adoptada ampliamente por su efectividad en categorizar productos mediante la formación de familias o grupos basados en criterios variados, como características compartidas o patrones de compra (Friedman, Porter & Rieckman, 2018). Esta metodología estratégica no solo optimiza el tiempo de trabajo del usuario, posicionándose como un enfoque crucial para la organización eficaz de productos (Franklin, 2020), sino que también resalta su importancia en la realización de pronósticos precisos y la gestión organizada de productos seleccionados. Agrupar productos según criterios tales como su espacio de almacenamiento, su inclusión en una canasta básica, o su vida útil, se ha justificado plenamente dada la capacidad de la agrupación para otorgar significado a los datos y organizarlos en grupos coherentes.

El clustering, como técnica fundamental en métodos de regresión, pronóstico y aprendizaje automático (Sharma, 2024), divide una población o conjunto de datos en grupos, donde los puntos dentro de un grupo comparten similitudes. Este enfoque se utiliza ampliamente en

campos como el procesamiento de imágenes y el aprendizaje no supervisado, destacándose principalmente dos métodos: Clustering Jerárquico y Clustering K-medias.

El Clustering Jerárquico, que organiza los datos en una jerarquía de clústeres anidados, comienza tratando cada punto de datos como un clúster individual, fusionándolos progresivamente en clústeres más grandes basados en su similitud, lo que permite explorar la estructura interna de los datos e identificar patrones (Rangel et al., 2015). Por otro lado, el Clustering de K-medias asigna puntos de datos al clúster más cercano, basándose en la distancia euclidiana a los centroides, formando grupos que maximizan la similitud interna y minimizan la similitud entre clústeres (Ikotun, et al., 2023).

En el análisis de las cestas de compra y la gestión de contenido, los métodos de agrupación son cruciales para desentrañar relaciones significativas entre los productos y mejorar la organización de la información (Reutterer & Dan, 2020). La elección de una medida de proximidad adecuada es vital y depende de las características específicas de los datos (Parra, 2019), diferenciando entre datos numéricos (métricos) y categóricos (no métricos), y adaptando la medida de proximidad para reflejar la naturaleza de los datos analizados.

La elección de una medida de proximidad se erige como un componente esencial en el proceso de agrupamiento, ya que determina la cercanía o disparidad entre objetos en un conjunto de datos. Para los datos métricos, las medidas de proximidad suelen implicar la suma de distancias en todas las variables o dimensiones, ofreciendo una perspectiva integral de las relaciones entre los elementos analizados (Contreras et al., 2022). Este enfoque meticuloso en la selección de medidas de proximidad contribuye a una agrupación efectiva y significativa de los datos.

Se llevó a cabo un análisis jerárquico de agrupamiento utilizando el software Orange, revelando inicialmente grupos claramente diferenciados por su elevada demanda. A medida que se

ajustaron las cantidades, estos grupos comenzaron a fusionarse de forma natural, como se ilustra en el Anexo 1.

Para clarificar el modelo y asegurar coherencia interna entre las familias de productos, se estableció una distinción entre aquellos de alta demanda y los de demanda estable, resultando en una distribución más definida de los productos, como se evidencia en el Anexo 2.

El análisis se profundizó mediante Clustering por K-medias, destacándose en el Anexo 3 dos segmentos distintos: uno de productos estables (azul) y otro de alta demanda (rojo). Además, se identifica una subdivisión de la familia de productos estables en tres subgrupos (Rojo, Azul, Verde), configurando un total de cuatro clústeres.

Este proceso se complementó con la aplicación de Silhouette Scores, una métrica que evalúa la adecuada separación de los clústeres al considerar la cohesión interna y la distinción entre clústeres (Kumar, 2020; Fitzgerald, 2023). Un Silhouette Score cercano a 1 indica una óptima separación, mientras que valores cercanos a -1 o 0 sugieren asignaciones incorrectas o superposiciones significativas, respectivamente.

La validación de la segmentación familiar mediante Silhouette Scores resultó en un puntaje de 0.7 para la división en dos familias, observado en el Anexo 4, orientando la decisión hacia esta estructura. En un análisis subsiguiente para la subdivisión dentro de la segunda familia, el mejor score obtenido fue de 0.43 para dos subgrupos. Sin embargo, se optó por una división en cuatro familias, con un score de 0.39, para atender la segmentación de un producto con alto volumen de rotación y comportamiento distinto, a pesar de la leve diferencia en el score. El resultado final de las familias obtenidas están en la tabla 3.

Tabla 3. Sub-Grupos de Familias de Productos

FAMILIA 1	FAMILIA 2
Azúcar A granel 50 kg Arroz Rico 25 lb. Leche Entera El Ordeño	Azúcar 25 lb
FAMILIA 3	FAMILIA 4
Arroz Pacífico 25 lb Arroz Gallito 25 lb Leche Semidescremada El Ordeño Morochillo En Grano Arroz Halcón Dorado 25 Azúcar San Carlos Blanca 1kg Arroz Gallito (Quintal) Arroz Super Exquisito 25 lb Azúcar San Carlos Morena 2kg Aceite Favorita 1 Litro Pro-Can Adulto Mambo Adulto Compac Adulto Michu Morochillo Partido Buencan Adulto Arrocillo #1 Harina Paca 50kg Aceite Palma de Oro	Azúcar San Carlos Blanca 2kg Arroz Marcelo Envejecido 25 lb Aceite Alesol Funda 900 ml Arroz Silvia María 25 lb Arroz Rico (Quintal) Avena A granel Leche Entera Vita 1 Lt Arroz Rendidor 25 lb Arroz María Alejandra 25 lb Arroz La Victoria Macareño 25 lb Huevos Leche Entera El Ranchito 1 Litro

Concluido el agrupamiento por familias, se procederá al análisis de pronóstico individual para cada grupo, fundamentando así las decisiones estratégicas futuras en datos sólidos y análisis meticoloso.

Pronósticos

Análisis del comportamiento de la demanda

Para analizar los patrones o comportamientos de la demanda, se llevaron a cabo evaluaciones de estacionalidad mediante la prueba de Dickey-Fuller y de tendencia a través de la prueba de Mann-Kendall.

Prueba de Dickey-Fuller

La prueba de Dickey-Fuller es un método estadístico utilizado para analizar si una serie temporal posee una raíz unitaria, indicativo de no estacionariedad (Mauricio, 2007).

La especificación de la prueba de Dickey-Fuller se puede describir mediante la siguiente ecuación de regresión:

$$Y_t = c + \beta_t a Y_{t-1} + \phi \Delta Y_{t-1} + e_t$$

Donde,

Y_t es el valor de la serie temporal t,

c es una constante,

β_t representa la tendencia temporal,

Y_{t-1} es el valor retrasado de la serie (desfase 1),

ΔY_{t-1} es la primera diferencia de la serie en (t-1),

e_t es el término de error.

La hipótesis nula (H_0) que Dickey-Fuller busca testear es que $\alpha=1$, lo cual sugiere la presencia de una raíz unitaria. Si la hipótesis nula se rechaza indica que la serie no tiene raíz unitaria y por lo tanto es estacionaria.

Prueba de Mann Kendall

La prueba de Mann-Kendall es una herramienta estadística no paramétrica utilizada para identificar tendencias en series de datos temporales, independientemente de si los datos siguen una distribución normal (Benites, 2022). Su principal utilidad radica en analizar si existe una tendencia monótona ascendente o descendente en los datos observados a lo largo del tiempo.

Se encuentran las siguientes hipótesis:

- Hipótesis nula (H_0): No existe tendencia en los datos. Es decir, la serie temporal es independiente y aleatoriamente ordenada.

- Hipótesis alternativa (H_a): Existe una tendencia monótona en los datos. Esto significa que la serie muestra una tendencia sistemática a aumentar o disminuir.

Si la prueba rechaza la hipótesis nula, se concluye que existe una tendencia significativa en la serie temporal. Por el contrario, si no se rechaza la hipótesis nula, se asume que la serie no tiene tendencia.

Utilizando el software Forecast Pro, se aplicaron las pruebas mencionadas con anterioridad a cada SKU seleccionado. El software determinó la presencia o ausencia de tendencia (mediante la prueba de Mann-Kendall) y clasificó la estacionalidad como multiplicativa o aditiva (según la prueba de Dickey-Fuller). Los resultados detallados se pueden consultar en el Anexo.

Se llevaron a cabo modelos de pronóstico utilizando los programas Forecast Pro y Minitab. Durante la validación de estos modelos, se puso especial atención en el MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio) métrica común utilizada para medir la precisión de los modelos de pronóstico, utilizando el siguiente criterio de la tabla 4 (Allwright, 2022).

Tabla 4 Medición de la Precisión de las Predicciones usando el Error MAPE (Elaboración por autores)

MAPE	Interpretación
< 10%	Muy bueno
10% - 20%	Bueno
20% - 50%	Aceptable
> 50%	Malo

Pronósticos por familias

Para desarrollar pronósticos precisos, se realizó un análisis de las ventas históricas de la clasificación de las cuatro familias de productos durante los años 2022 y 2023.

En la búsqueda de un análisis más detallado y exacto, se seleccionó Forecast Pro como la herramienta de software principal. Forecast Pro es una plataforma avanzada diseñada específicamente para la proyección de demanda y la planificación de inventarios. Su elección se basó en su capacidad comprobada para ofrecer pronósticos precisos y detallados, aprovechando una amplia gama de técnicas estadísticas y algoritmos de inteligencia artificial. Esta herramienta, según BFS, Inc. (2024), se distingue por su versatilidad en la modelación de pronósticos, abarcando desde métodos estadísticos convencionales y modelos de series temporales hasta técnicas de aprendizaje automático, lo cual es crucial para abordar las diversas complejidades y volatilidades de los datos de ventas.

La habilidad de Forecast Pro para prever de manera acertada la demanda futura es vital para la optimización de inventarios, ajustando las predicciones a los patrones únicos presentes en los datos de las familias. Este proceso implica una evaluación comparativa de las proyecciones y un análisis de errores mediante diversos métodos de pronóstico, lo que proporciona una perspectiva integral sobre la eficacia de distintas técnicas y su impacto potencial.

Posteriormente, los pronósticos se elaboraron utilizando Minitab, aprovechando los datos procesados en Forecast Pro. Minitab ofrece la flexibilidad de manipular los datos de manera más manual, lo que permite seleccionar el modelo óptimo para predecir la demanda futura de ciertas familias de productos durante el próximo semestre. Este análisis reveló que el método de Holt-Winters, caracterizado por su enfoque en tres componentes principales: nivel (o suavizado exponencial triple), tendencia y estacionalidad, se ajusta mejor a los datos de las

familias de productos; se modifican para reflejar los patrones observados en los datos históricos, facilitando la creación de un pronóstico más ajustado al futuro.

El método de Holt-Winters se establece como una elección para prever la demanda de productos esenciales, gracias a su capacidad para capturar tanto las tendencias fluctuantes como los patrones estacionales (Guo et al., 2021). En este sentido, se optó por realizar pronósticos a seis meses, dada la serie de ventajas que ofrece en el corto plazo. Esta estrategia promete una mayor precisión en las proyecciones debido a la menor incertidumbre en períodos breves. Asimismo, facilita una mayor adaptabilidad al posibilitar ajustes rápidos ante cambios repentinos en la demanda o en las condiciones del mercado.

Pronósticos por productos

Para mejorar la implementación de los pronósticos de productos en la empresa, se ha desarrollado un panel de control que proporciona datos en tiempo real. Este tablero permite ingresar la información de los productos según sea necesario para mantener un registro actualizado del inventario. Al analizar los datos, se observó que los productos muestran comportamientos distintos cuando se analizan individualmente en comparación con su clasificación en familias.

En este caso, el uso del promedio móvil fue la mejor opción. Esta técnica es adecuada cuando las fuerzas que afectan las series a predecir se han estabilizado y el entorno en el que se encuentra la serie generalmente no cambia significativamente (Hanke & Wicherm, 2006). Este modelo utiliza datos actualizados para reducir el impacto de las fluctuaciones aleatorias y adaptarse rápidamente a los cambios en el proceso. El promedio móvil se calcula haciendo el promedio de los últimos N períodos:

$$M_t = \frac{1}{N} (d_{t-N+1} + d_{t-N+2} + \dots + d_t)$$

donde M_t es el valor del promedio móvil, N es el número de períodos seleccionados, d_t es la demanda histórica en el período t .

Por lo tanto, se ha optado por utilizar el método de pronóstico de promedio móvil, ya que se pudo identificar que, al considerar cada producto por separado, las fluctuaciones son estables y predecibles, con patrones estacionales o variaciones aleatorias moderadas. Esto permite obtener pronósticos más precisos y adaptados a las características específicas de cada producto.

Inventarios

Inventarios por familias

En la etapa de gestión de inventarios, se implementan modelos como el Modelo de Cantidad Económica de Pedido (EOQ), considerado uno de los enfoques más prácticos y fundamentales según Nahmias (2007). Además, otros modelos como (Q, R) y el (s, S) proporcionan estrategias específicas para optimizar la gestión y el reabastecimiento de inventarios, cubriendo diversas necesidades.

El modelo de inventario por revisión periódica con niveles de servicio tipo (s, S) y un nivel de servicio tipo 2 es un enfoque en la gestión de inventarios donde las revisiones de inventario se realizan a intervalos fijos de tiempo y las decisiones de reposición dependen de los niveles de inventario específicos determinados por los parámetros s y S (Garzón & Linares, 2021). A diferencia del Nivel de Servicio Tipo 1, que se enfoca en la probabilidad de no tener faltantes en un solo pedido o punto en el tiempo, el Nivel de Servicio Tipo 2 considera la probabilidad de no enfrentar faltantes durante todo el ciclo de pedido, es decir, el período que abarca desde una revisión de inventario hasta la siguiente (Ramírez, Silva & Alice, 2021).

La implementación de este modelo de inventario requiere comprender tres aspectos clave de la gestión dentro de un sistema de revisión periódica con un objetivo de nivel de servicio tipo 2. El primero es el Período de Revisión, que establece la frecuencia con la que se verifica el inventario, ya sea diaria, semanal, mensual, etc. Esta determinación es esencial para calcular la cantidad de inventario necesaria para cubrir la demanda durante ese intervalo específico.

Un segundo aspecto crucial es la Demanda Durante el Período de Revisión, que exige una estimación precisa de la demanda que surgirá entre cada revisión de inventario. Esto implica no solo comprender la media y la variabilidad de la demanda, sino también modelarla estadísticamente para reflejar las condiciones reales del mercado (Babiloni et al., 2007). En este caso, se emplearon datos obtenidos a través del software Forecast Pro, utilizando un modelo de pronóstico avanzado basado en técnicas de aprendizaje automático para una predicción más precisa y adaptable.

Finalmente, la Probabilidad de No Faltante representa el objetivo cuantitativo del nivel de servicio. En esta instancia, un nivel del 95% indica que existe un 95% de probabilidad de satisfacer completamente la demanda durante el período de revisión sin incurrir en faltantes (Nahmias, 2007). Este aspecto es fundamental para determinar los niveles de inventario necesarios y los puntos de reorden. La empresa busca garantizar que, con una probabilidad del 95%, no habrá faltantes de inventario durante el período entre cada revisión.

Es importante destacar que el modelo de aprendizaje automático (ML) no fue tan efectivo como se esperaba al utilizar el software Forecast Pro para realizar pronósticos. Sin embargo, al usar árboles de decisión, observamos que estos dividen el conjunto de datos en subconjuntos más pequeños según ciertos atributos, con el objetivo de crear segmentos homogéneos en términos de la variable de salida que se está tratando de predecir (Business Forecast Systems, 2024). Esta técnica permite que el modelo capture patrones de datos más complejos y no lineales.

Como resultado, se obtuvo una aproximación más precisa de la desviación estándar y la media de los datos; esto es fundamental para determinar la Cantidad Óptima de Pedido (EOQ).

En el anexo 13 se puede observar el cálculo del Q óptimo para cada familia, esto representa el equilibrio entre los costos asociados con la gestión de inventario. Al ordenar cantidades que se aproximan al Q óptimo, la empresa puede minimizar los costos totales de inventario, maximizando así la eficiencia operativa y la rentabilidad.

Inventarios por productos

Al igual que con los pronósticos, se ha desarrollado un panel de control para la gestión de inventarios que incorpora aspectos clave como el reabastecimiento. Este panel incluye una sección que muestra el comportamiento de las ventas y el estado actual del inventario de cada producto. Para el cálculo de estos inventarios, se recopilaron los datos de ventas históricas del año 2022 y 2023, permitiendo establecer un promedio mensual de ventas por producto. Utilizando este promedio, se estimó el número de unidades vendidas por día, tomando como base 30.5 días por mes para ajustar las variaciones mensuales.

Con los datos actuales de inventario de cada producto, se puede calcular los días de inventario restantes mediante la fórmula de dividir la existencia actual entre las unidades vendidas diariamente. Este cálculo proporciona una visión clara sobre la duración del inventario disponible para cada producto. Para definir las unidades de reabastecimiento sugeridas, se establecen rangos mínimos y máximos, utilizando como referencia el producto más perecedero, en este caso, los huevos, con un rango de entre 5 y 25 días. El mínimo sugerido se calcula multiplicando las ventas diarias por el número mínimo de días; de manera similar, se calcula el máximo. Finalmente, ajustando el inventario actual contra este máximo y añadiendo el mínimo, obtenemos las unidades recomendadas para reabastecimiento.

Este enfoque no solo asegura una gestión eficiente del inventario, sino que también facilita la planificación del reabastecimiento de manera más accesible y personalizada por producto, en contraste con el agrupamiento por familias de productos. Además, este sistema permite actualizar los datos de manera autónoma, ofreciendo siempre información actual y relevante para la toma de decisiones.

Análisis de costos

Un paso crucial en la metodología también implica calcular el costo de los inventarios. Para lograrlo, es esencial identificar los costos asociados con el mantenimiento del inventario, ajustándolos según la realidad específica del almacén de la distribuidora y los análisis de inventarios previamente realizados.

Según Nahmias (2007), el costo de mantener inventario esta dado por los siguientes costos:

El costo del espacio físico ocupado

Se calculó dividiendo el valor de cada metro cúbico entre la cantidad de productos que ocupan ese espacio como se encuentra en la tabla 5. Este análisis se llevó a cabo de forma individual para cada uno de los 35 productos analizados, teniendo en cuenta su morfología, dimensiones y el espacio necesario para su correcto almacenamiento en los racks y teniendo en cuenta también su apilado en el galpón para productos específicos por su gran tamaño.

Tabla 5 Extracto de análisis de costos por espacio ocupado de cada producto

Producto	Costo de metro cúbico (a)	Capacidad metro cúbico (b)	Costo por ítem (a)/(b)
ACEITE ALESOL FUNDA 900 ML	2,94	380	0,0077
ACEITE FAVORITA 1 LIT	2,94	264	0,0111
ACEITE PALMA DE ORO \$1.00	2,94	672	0,0044
ARROCILLO # 1 (QUINTAL)	2,94	5	0,5880

ARROZ GALLITO (QUINTAL)	2,94	5	0,5880
ARROZ GALLITO @	2,94	25	0,1176
ARROZ HALCON DORADO @	2,94	25	0,1176
ARROZ LA VICTORIA MACAREÑO @	2,94	25	0,1176
ARROZ MARCELO ENVEJECIDO @	2,94	25	0,1176
ARROZ MARIA ALEJANDRA @	2,94	25	0,1176
ARROZ PACIFICO @	2,94	25	0,1176

Costo de empleados

El costo relacionado con la gestión de almacenamiento de productos surge del gasto en empleados que participan en estas actividades. Aunque actualmente la empresa no cuenta con empleados dedicados exclusivamente a esta función, se requiere al menos una persona para colaborar en estas tareas. Dada la alta rotación y la variedad de productos, para calcular el costo asociado a cada producto se dividió el gasto correspondiente a dos operarios. Esto se debe a que se necesitan al menos dos personas para supervisar el inventario de todos los productos almacenados. Esta estimación se fundamentó en el número aproximado de productos almacenados mensualmente proporcionado por la empresa.

$$\begin{aligned}
 \text{Costo de 2 empleados} &= \frac{\frac{966,66}{\text{mes}}}{\text{producto almacenado}} \\
 &= 0,002 \text{ dólares al mes por producto almacenado}
 \end{aligned}$$

Costo de servicios básicos

Para calcular el costo de los servicios básicos, se sumaron los gastos mensuales de luz eléctrica, agua potable, internet y teléfono. Esta suma se dividió entre la cantidad de productos que rotan y están en inventario cada mes. En este caso fue necesario una por cada producto, como está en la tabla 6.

$$\begin{aligned} \text{Costo de servicios básicos} &= \frac{\frac{1005,86}{\text{mes}}}{\text{producto almacenado}} \\ &= 0,002 \text{ dólares al mes por producto almacenado} \end{aligned}$$

Al obtener los valores anteriores, podemos realizar una aproximación de los costos que representa cada producto. Esto se logra sumando los costos de espacio físico, empleados y servicios básicos.

Tabla 6 Extracto costos totales de almacenamiento por producto

Producto	Costo de metro cúbico (a)	Capacidad metro cúbico (b)	Costo de espacio físico (a)*(b)	Coste de empleados (\$)	Costo de servicios básicos (\$)	Costo de almacenamiento por producto (\$)
ACEITE ALESOL FUNDA 900 ML	2,940	380,000	0,008	0,002	0,002	0,012
ACEITE FAVORITA 1 LIT	2,940	264,000	0,011	0,002	0,002	0,015
ACEITE PALMA DE ORO \$1.00	2,940	672,000	0,004	0,002	0,002	0,008
ARROCILLO # 1 (QUINTAL)	2,940	5,000	0,588	0,002	0,002	0,592
ARROZ GALLITO (QUINTAL)	2,940	5,000	0,588	0,002	0,002	0,592
ARROZ GALLITO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ HALCON DORADO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ LA VICTORIA MACAREÑO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ MARCELO ENVEJECIDO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ MARIA ALEJANDRA @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ PACIFICO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122

Costo de impuestos

En cuanto a este costo, se consideraron la ubicación del negocio y diversos impuestos aplicables, como el impuesto a la renta, las patentes, la LUAE y otros impuestos específicos que se aplican a empresas de este tipo de giro de negocio.

$$\begin{aligned} \text{Costos de impuestos} &= \frac{\frac{1529}{\text{mes}}}{\text{producto almacenado}} \\ &= 0,003 \text{ dólares al mes por producto almacenado} \end{aligned}$$

Costo de oportunidad

Para analizar estos costos, se investigó principalmente la tasa de interés activa efectiva de referencia del Banco Central del Ecuador para abril de 2024, la cual fue del 8,11% anual para un segmento de depósito a plazo fijo. Para este ejemplo, se realizó un cálculo específico para un producto de alta rotación, el Aceite Alesol en funda de 900 ml. El resultado obtenido indicó que el costo de oportunidad por vender una unidad de este producto es de 0,11 centavos por cada producto almacenado. En la tabla 7 se encuentra un extracto de lo que se realizó con los demás productos igualmente.

$$\begin{aligned} & \text{Costo de oportunidad (Aceite Alesol 900ml)} \\ & = \frac{8,11\%}{\text{año}} * \frac{1\text{año}}{12 \text{ meses}} * \frac{1,65}{\text{producto almacenado}} = 0,11 \end{aligned}$$

Tabla 7 Extracto costo de oportunidad

Producto	Precio Unitario	Costo de oportunidad
Arroz Gallito @	12,43	0,84
Arroz Halcón Dorado @	13,80	0,93
Arroz Silvia María @	11,81	0,80
Aceite Alesol Funda 900 MI	1,65	0,11
Aceite Favorita 1 Lt	2,95	0,20
Aceite Palma De Oro \$1,00	0,92	0,06
Arrocillo # 1	29,30	1,98
Arroz Gallito (Quintal)	56,83	3,84
Arroz La Victoria Macareño @	9,73	0,66
Arroz Marcelo Envejecido @	12,31	0,83

Una vez obtenido los valores de costo de mantener inventario se suman los costos obtenidos, dando como resultado los siguientes valores por cada producto, como se puede observar en la tabla 8.

Tabla 8 Extracto costo total de mantener inventario

Producto	Costo de metro cúbico (a)	Capacidad metro cúbico (b)	Costo de espacio físico (a)*(b)	Costo de empleados (\$)	Costo de servicios básicos (\$)	Costo de almacenamiento por producto (\$)	Costo de impuestos	Costo de oportunidad	Costo total de mantener inventario
ACEITE ALESOL FUNDA 900 ML	2,94	380	0,008	0,002	0,002	0,012	0,003	0,110	0,125
ACEITE FAVORITA 1 LIT	2,94	264	0,011	0,002	0,002	0,015	0,003	0,20	0,217
ACEITE PALMA DE ORO \$1,00	2,94	672	0,004	0,002	0,002	0,008	0,003	0,062	0,074

ARROCILLO # 1 (QUINTAL)	2,94	5	0,588	0,002	0,002	0,592	0,003	1,980	2,575
ARROZ GALLITO (QUINTAL)	2,94	5	0,588	0,002	0,002	0,592	0,003	3,841	4,436
ARROZ GALLITO @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,840	0,965
ARROZ HALCON DORADO @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,933	1,057
ARROZ LA VICTORIA MACAREÑO @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,658	0,782
ARROZ MARCELO ENVEJECIDO @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,832	0,957
ARROZ MARIA ALEJANDRA @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,717	0,842
ARROZ PACIFICO @	2,94	25	0,118	0,002	0,002	0,122	0,003	0,750	0,875

Costo de mantener inventario (I)

Para calcular este costo, primero relacionamos un costo mensual combinando los costos de espacios y bodegaje. Estos costos se obtuvieron multiplicando el costo de mantener inventario de cada producto por el inventario actual en un mes, lo que resultó en \$42,962. Para los impuestos, nos basamos en el valor obtenido anteriormente de \$1,529, que incluye varios impuestos detallados en la sección de costos de impuestos. El costo de oportunidad se calculó utilizando la tasa de interés referencial del Banco Central del 8,11%, lo que dio como resultado un costo de oportunidad mensual para los productos analizados. El costo de los productos en inventario se obtuvo multiplicando el inventario actual por el costo unitario, lo que resultó en \$586,713.71.

Finalmente, en la tabla 9 al analizar mediante una regla de tres simple, averiguamos que el costo de mantener inventarios como porcentaje de los costos de productos en inventario es del 8,20%. Esto significa que la distribuidora está gastando un 8,20% del valor de sus productos en mantener esos productos en inventario. Esta tasa es relativamente baja y podría considerarse un buen indicador, ya que sugiere que están siendo eficientes en la gestión de sus inventarios.

Tabla 9 Costo anual promedio

Costos de mantener inventario (I)		Costo mensual
Costo de Mantener Inventario		
Espacio y bodegaje		\$ 42.962
Impuestos y seguros		\$ 1.529
		<hr/>
		\$ 44.491
Costo de oportunidad		
	8,11%	\$ 3.608
Costo total de mantener Inventario		<hr/>
		\$ 48.099
Costo de productos en inventario		\$ 586.713,71
Costo total de mantener Inventarios cómo % de costo de productos en Inventarios		<hr/>
		8,20%

Automatización

Como se mencionó anteriormente se desarrolló un sistema de automatización que combine la investigación sobre pronósticos e inventarios para los productos de la empresa y sus respectivas familias, utilizando el software Microsoft Excel.

Se creó un panel de control a través de macros para automatizar varios flujos de trabajo, incluyendo plantillas de unidades vendidas, inventarios y pronósticos. Este sistema se basa en las unidades vendidas, su propósito es facilitar el análisis del comportamiento de las unidades vendidas, mejorar el control de inventario y pronosticar las ventas para los próximos meses.

El programa cuenta con botones que permiten al usuario navegar entre las diferentes ventanas. Por ejemplo, en la categoría de 'Unidades Vendidas', el usuario puede elegir entre ver el comportamiento de los productos agrupados por familia o el comportamiento de cada producto de manera individual. Para ello, debe seleccionar el año, la familia y el producto correspondiente, y el programa mostrará un gráfico del comportamiento de las unidades vendidas de dicho producto mes a mes.

En el panel de control de 'Inventario', tiene la opción de 'Reabastecimiento de Inventario', que permite un mejor control de las unidades de cada producto solicitado, considerando el inventario actual. Se aplicaron fórmulas para determinar los 'Días de Inventario', cuántos días de inventario quedan según la base de datos del año 2023. Se utiliza un formato condicional en la columna 'Días de Inventario', donde el color verde indica un saldo positivo y el rojo un saldo negativo, lo que permite una clara visualización de cuántos días de inventario restan para cada producto. Además, en la columna 'Sugerido', se ofrece una recomendación de las unidades que se deben solicitar para cada producto. También se incluye la plantilla de 'Incidente', que permite un mejor registro de las ocurrencias en el supermercado.

Por último, en el panel de control de 'Pronóstico', se dispone de la base de datos de las unidades vendidas del año 2022-2023. Se aplica un promedio móvil para visualizar gráficamente el comportamiento de las unidades vendidas de cada producto mes a mes. Asimismo, se presenta una tabla que muestra el comportamiento de dichas ventas aplicando un formato condicional de escala de colores, donde el verde indica un buen desempeño y el rojo un desempeño deficiente. Esto facilita la visualización de los meses con mejores y peores ventas para cada producto.

Para encontrar un video que explica el sistema de automatización y también el manual de uso, es necesario dirigirse al Anexo (16).

Secuenciación de tareas y estrategias de venta

La implementación de un sistema de gestión de inventarios basado en la secuenciación de tareas y estrategias de “Primero Entrar, Primero en Salir” (FIFO) y “Fecha de Vencimiento Más Próxima” (EDD) ha mejorado notablemente el orden, la comunicación y la definición de tareas dentro de la empresa.

El método FIFO se aplica a los productos en bodega, asegurando que los artículos que ingresan primero al inventario son los primeros en ser vendidos o utilizados. Esto facilita una rotación eficiente del inventario y minimiza el riesgo de pérdidas por caducidad (Lim & Wu, 2019). Por otro lado, el método EDD se aplica a los productos en las perchas, priorizando la venta de aquellos productos con la fecha de vencimiento más próxima. Esta estrategia garantiza que los productos más frescos permanezcan en stock y que los productos vendidos estén siempre dentro de su fecha de consumo preferente (Fu, Gong & Liang, 2019).

Además, se han destacado estrategias de venta basadas en las familias de productos, ya que estas comparten comportamientos similares de venta. Dar una ubicación fija de productos en la tienda ofrece ventajas tanto para el personal como para los clientes al facilitar la localización de los productos de manera consistente. Asimismo, la agrupación por familias proporciona una organización eficiente del inventario, permitiendo una toma de decisiones más informada por parte de los clientes durante sus compras (Shaw et al, 2020).

La segmentación de áreas especializadas para diferentes categorías de productos enriquece la experiencia de compra del cliente al proporcionar una disposición organizada y de fácil acceso (Vogel et al, 2021). Asimismo, la disposición estratégica de productos complementarios en áreas cercanas impulsa las ventas cruzadas, generando un incremento en el valor promedio de las compras realizadas.

Conclusiones

Con base en el análisis y los resultados obtenidos en el estudio de la gestión de inventarios y pronósticos para una distribuidora de cereales en Quito, se puede llegar a varias conclusiones cruciales que no solo resaltan los avances logrados sino también delimitan pasos futuros para continuar mejorando la eficacia operativa y la satisfacción del cliente.

La implementación de la clasificación ABC para identificar y priorizar los 35 productos más vendidos ha demostrado ser una estrategia efectiva para concentrar esfuerzos en aquellos ítems que generan la mayor parte de los ingresos. Este enfoque permite una gestión más fina y dirigida del inventario, optimizando recursos y espacio en el almacén.

Aunque el uso de software avanzado como Forecast Pro proporcionó una base tecnológica sólida para los pronósticos, se encontró que estos métodos generales no son suficientemente específicos para las necesidades detalladas de la empresa. Esto subraya la necesidad de herramientas más personalizadas que se ajusten a las particularidades de los productos y del mercado.

La creación de una herramienta personalizada en Excel con macros para gestionar los inventarios a nivel de producto individual ha sido una innovación clave. Esta herramienta ha permitido un nivel de detalle y precisión en la gestión de inventarios que es vital para responder. La adopción de las estrategias FIFO y EDD ha mejorado significativamente la gestión de la caducidad de los productos y la eficiencia en la entrega. Esto no solo ayuda a mantener un stock más fresco y de mayor calidad, sino que también reduce el desperdicio, aumentando así la sostenibilidad operativa y la rentabilidad.

La implementación de las estrategias mencionadas y las herramientas desarrolladas ha llevado a una mejor organización interna. La comunicación y definición de tareas se han clarificado, lo que a su vez ha mejorado la coordinación y eficiencia general de las operaciones de la empresa rápidamente a las fluctuaciones del mercado y las demandas de los clientes.

Recomendaciones

Para asegurar la eficacia continua de las operaciones de gestión de inventarios, es crucial continuar refinando las herramientas y metodologías existentes, permitiendo así una adaptación

ágil a los cambios en la demanda y las condiciones del mercado. Esto implica una revisión periódica de los procesos y la incorporación de mejoras que optimicen la eficiencia y la precisión de los pronósticos, asegurando así una gestión de inventarios ágil y adaptable a las necesidades cambiantes del negocio.

Es también recomendable explorar activamente tecnologías emergentes de aprendizaje automático e inteligencia artificial que puedan integrarse con las herramientas existentes. Estas tecnologías pueden mejorar aún más la precisión de los pronósticos, ayudar a identificar patrones de demanda más complejos y brindar información útil para la toma de decisiones estratégicas. Esto garantizará que la distribuidora esté a la vanguardia en gestión de inventarios y esté preparada para lidiar con los desafíos del mercado en el futuro.

Para maximizar el impacto de estas mejoras, es fundamental proporcionar formaciones regulares para el personal sobre las nuevas herramientas y estrategias implementadas. Esto asegurará que todos los miembros del equipo estén completamente capacitados y actualizados sobre cómo utilizar eficazmente las herramientas disponibles, optimizando así su efectividad en la gestión diaria de inventarios y pronósticos.

Finalmente, se recomienda considerar la expansión de la metodología de clasificación ABC y las estrategias de gestión de inventarios a otras líneas de productos dentro de la distribuidora. Replicar el éxito obtenido en el estudio inicial en otras áreas del negocio puede aumentar la eficiencia global de la empresa y proporcionar una base sólida para el crecimiento y la expansión futuros. Mediante la aplicación consistente de estas recomendaciones, la distribuidora estará mejor posicionada para mantener su competitividad y alcanzar sus objetivos a largo plazo.

Limitaciones

El proyecto de optimización de la gestión de inventarios en la distribuidora de cereales en Quito se enfrentó a varias limitaciones que obstaculizaron su desarrollo y afectaron los resultados obtenidos. En primer lugar, la falta de datos completos y desordenados dificultó significativamente la implementación de herramientas de análisis y pronósticos precisos. La información inconsistente y mal organizada afectó la eficacia de los sistemas automatizados y aumentó el riesgo de errores en la toma de decisiones. Además, la ausencia de una planificación espacial adecuada en la bodega contribuyó a la confusión y la ineficiencia en la gestión de inventarios, ya que no se disponía de áreas claramente designadas para la recepción, almacenamiento y despacho de productos.

Otra limitación importante fue el desorden físico en la bodega, lo que provocó dificultades para localizar rápidamente productos, aumentando el tiempo de preparación de pedidos y elevando la probabilidad de errores en el envío. Además, la interrupción en el funcionamiento del software utilizado por la empresa durante dos semanas representó un desafío crítico, afectando la capacidad de mantener operaciones de inventario fluidas y precisas. Esto destacó la dependencia de la empresa en soluciones tecnológicas y la necesidad de contar con respaldos adecuados en caso de fallas.

Finalmente, la ausencia de personal asignado específicamente para supervisar y gestionar las operaciones de la bodega también representó una limitación significativa. La falta de supervisión adecuada afectó negativamente la eficiencia y la efectividad de las operaciones de almacenamiento, dificultando aún más la gestión de inventarios de manera efectiva. Estas limitaciones destacan la necesidad crítica de mejorar la organización interna, la gestión de datos y la infraestructura física y tecnológica de la empresa para superar los desafíos y mejorar la eficacia operativa a largo plazo.

Referencias:

- Ahumada, O., et al. (2020). Un sistema de apoyo a la toma de decisiones para planificar la introducción de nuevos productos en las cadenas de suministro de alimentos perecederos. Obtenido de <https://www.proquest.com/openview/eeb785f432072a220788ed94c62048e5/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2041081>
- Airlangga, G., Rachmat, A., & Lapihu, D. (2018). Comparison of exponential smoothing and neural network method to forecast rice production in Indonesia. Obtenido de <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v16i3.11768>
- Albayrak, Ö., ErKayman, B., & Usanmaz, B. (2023). Applications of Artificial Intelligence in Inventory Management: A Systematic Review of the Literature. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09879-5>
- Allwright, S. (2022). What is a good MAPE score? Retrieved from <https://stephenallwright.com/good-mape-score/>
- Amara, V., Ferreira, A., & Ramos, B. (2022). Internal Logistics Process Improvement using PDCA: A Case Study in the Automotive Sector. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/360188191_Internal_Logistics_Process_Improvement_using_PDCA_A_Case_Study_in_the_Automotive_Sector
- Avalos, M., & Chávez, J. (2022). Aplicación de un modelo de gestión de inventarios para mejorar la productividad de la empresa de servicios SERGECH S.A.C 2020. Obtenido de <https://repositorio.upao.edu.pe/handle/20.500.12759/9235>
- Babiloni, M. et al. (2007). Modelos de gestión de inventarios para ítems con demanda intermitente. Obtenido de <http://www.adingor.es/congresos/web/articulo/detalle/a/770>
- Benites, L. (2022). Prueba de tendencia de Mann Kendall: definición, ejecución de la prueba. Obtenido de <https://statologos.com/prueba-de-tendencia-de-mann-kendall/>
- Business Forecast Systems, Inc. (2024). The Power of AI, Machine Learning and Statistical Forecasting – all at your fingert. Retrieved from https://www.forecastpro.com/forecast-pro-landing-page/?gad_source=1&gclid=Cj0KCQjwiMmwBhDmARIsABeQ7xSk9HbXgIB6m3yygO7o33jhGmiYFAnmuYNZj4QIwrXfM0BNfx_cX8YaAqdZEALw_wcB

- Business Forecast Systems. (2024). Machine Learning. Retrieved from <https://www.forecastpro.com/documentation/forecast-pro-trac/machine-learning/machine-learning/>
- Cachimuel, D., Monar, R., Garay, V., & Velásquez, P. (2022). Proceso de diseño y planificación de rutas de transporte para mejorar los tiempos de entrega. Obtenido de <https://polodelconocimiento.com/ojs/index.php/es/article/view/3806>
- Camacho, M. (2020). Aplicación de la herramienta Gemba Walk. Obtenido de: <https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000803825/3/0803825.pdf>
- Ceja, G., & Fincowski, E. (1997). *Sistemas administrativos: análisis y diseño*. McGraw-Hill.
- Chase, R., & Jacobs, F. (2009). *Administración de operaciones: producción y cadena de suministros*. McGraw-Hill.
- Chen, A., Liang, J., & Guo, Q. (2022). Application of PDCA model in the improvement of inventory management in multinational corporations--a case study of Walmart. Retrieved from <https://www.iosrjournals.org/iosr-jbm/papers/Vol24-issue8/Ser-3/G2408035153.pdf>
- Contrera, A., Atziry, C., Martínez, J. & Sánchez, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. Obtenido de <http://dx.doi.org/10.1016/j.estger.2016.11.002>
- Contreras, G., Medina, B., Acevedo, B., & Guevara, D. (2022). Metodología de desarrollo de técnicas de agrupamiento de datos usando aprendizaje automático. Obtenido de <https://www.redalyc.org/journal/2570/257073786003/html/>
- Dassanayake, W., Ardekani, I., Jayawardena, C., Sharifzadeh, H., & Gamage, N. (2019). Forecasting accuracy of Holt-Winters Exponential Smoothing : evidence from New Zealand. Retrieved from <https://researchbank.ac.nz/handle/10652/5013>
- Deng, C., & Liu, Y. (2021). A Deep Learning-Based Inventory Management and Demand Prediction Optimization Method for Anomaly Detection. Retrieved from <https://doi.org/10.1155/2021/9969357>
- Diez, J. (2005). *Técnicas de Agrupamiento para el Análisis de Datos Cuantitativos y Cualitativos*. Obtenido de https://www.academia.edu/45284857/T%C3%A9cnicas_de_Agrupamiento_para_el_An%C3%A1lisis_de_Datos_Cuantitativos_y_Cualitativos

- Dinçer, K., & Turgay, S. (2023). Balancing Demand and Supply: Inventory Allocation in FMCG. Retrieved from https://www.clausiuspress.com/assets/default/article/2023/10/18/article_1697684827.pdf
- Duarte, J. (2004). Factores determinantes y críticos en empresas de servicios, para la obtención de ventas competitivas sostenibles y transferibles a estrategias de globalización: Un análisis de la industria del software. Obtenido de <https://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/3957/jldc1de1.pdf>
- Duran, O., & Lima, P. (2020). An activity based costing decision model for life cycle economic assessment in spare parts logistic management. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.05.042>
- Elka. (2022). Guía para la limpieza de datos: definición, beneficios, componentes y cómo limpiar sus datos. Obtenido de <https://www.solex.biz/actualidad-bi-ba/guia-para-la-limpieza-de-datos-definicion-beneficios-componentes-y-como-limpiar-sus-datos/>
- Ergun, E., & Tansel, Y. (2019). An improved decision support system for ABC inventory classification. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/331499538_An_improved_decision_support_system_for_ABC_inventory_classification
- Fernández, C., León, Y., Sosa, D., & Martín, R. (2021). Metodología para pronosticar demanda y clasificar inventarios en empresas comercializadoras de productos mayoristas. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/351480973_Metodologia_para_pronosticar_demanda_y_clasificar_inventarios_en_empresas_comercializadoras_de_productos_mayoristas
- Fierro, C., Castillo, V., & Torres, C. (2022). Análisis comparativo de modelos tradicionales y modernos para pronóstico de la demanda: enfoques y características. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo, 12*(24).
- Fitzgerald, A. (2023). Optimizing Silhouette Score Computation in K-Means Clustering. Retrieved from <https://medium.com/operations-research-bit/optimizing-silhouette-score-computation-in-k-means-clustering-08e1059d8914>
- Food and Agriculture Organization. (2024). Nota informativa de la FAO sobre la oferta y la demanda de cereales. Obtenido de <https://www.fao.org/worldfoodsituation/csdb/es/>

- Freire de Mello, L., & Aparecida da Paula, S. (2022). Mass Market and the Rise of Consumption. Retrieved from https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-3-319-95726-5_49
- Friedman, A., Porter, A., & Rieckman, A. (2018). Improving Product Categorization from Label Clustering. Retrieved from <https://cs229.stanford.edu/proj2018/report/258.pdf>
- Fu, K., Gong, X., & Liang, G. (2019). Managing Perishable Inventory Systems with Product Returns and Remanufacturing. Retrieved from <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1111/poms.12987?download=true&journalCode=paoa>
- Gabri. (2018). ¿Qué es el error cuadrático medio RMSE? Obtenido de <https://acolita.com/que-es-el-error-cuadratico-medio-rmse/>
- Garcia-Dias, et al. (2020). Machine Learning Methods and Applications to Brain Disorders. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128157398000134>
- Garzón, J., Linares, A. (2021). Comparación del desempeño de modelos teóricos de inventarios individuales y multiproducto en una PYME distribuidora de productos de consumo masivo a nivel regional. Obtenido de https://revistas.ulima.edu.pe/index.php/Ingenieria_industrial/article/view/4993
- González, J., Salaza, F., Ortiz, R., & Vergugo, D. (2018). Gerencia estratégica: herramienta para la toma de decisiones en las organizaciones. Obtenido de <https://www.redalyc.org/journal/993/99357718032/99357718032.pdf>
- Grimas, R. (2023). Errores en la Medición de los Pronósticos - MAPE / MAD. Obtenido de <https://www.linkedin.com/pulse/errores-en-la-medici%C3%B3n-de-los-pron%C3%B3sticos-mape-mad-rafael-grimas/?originalSubdomain=es>
- Guo, L., Fang, W., Zhao, Q., & Wang, X. (2021). The hybrid PROPHET-SVR approach for forecasting product time series demand with seasonality. Retrieved from https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360835221005027?casa_token=Gzp6k0L7qGYAAAAA:89luIVJMMpNK2CzShu1R5As-iiavbVKXSe6HAejUez8w4IILPYFIa3syuhuObd4ITo4ZDMWDg8_gA
- Hanke, J. E., Wichern, D.W. (2006). Pronósticos en los negocios (8.a ed.). México D.F.: Pearson Educación.

- Hermann, J., Perez, F., Trautwein, V., & Weidman, M. (2019). Getting a handle on warehousing costs. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/operations/our%20insights/getting-a-handle-on-warehousing-costs/getting-a-handle-on-warehousing-costs.ashx>
- Hosseinzadeh, M., Azhir, E., Ahmed, O., et al. (2023). Data cleansing mechanisms and approaches for big data analytics: a systematic study. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03590-2>
- Ikotun, A., Ezugwu, A., Abualigah, L., Abuhaija, B., & Heming, J. (2023). K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.139>
- Izaguirre, R., Muñoz, L., Cabel J., & Raymundo, C. (2021). Inventory Optimization Model Applying the FIFO Method and the PHVA Methodology to Improve the Stock Levels of Olive Products in SMEs of the Agro-Industrial Sector in Peru. Retrieved from https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-85540-6_93
- Izar, J., & Ynzunza, C. (2017). Calculation of the Reorder Point for Items with Exponential And Poisson Distribution of Lead time Demand. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/322883825_Calculation_of_the_Reorder_Point_for_Items_with_Exponential_And_Poisson_Distribution_of_Lead_time_Demand
- Jahani, H., Jain, R., & Ivanov, D. (2023). Data science and big data analytics: A systematic review of methodologies used in the supply chain and logistics research. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-023-05390-7>
- Jenkins, A. (2022). 20 Inventory Management Challenges and Solutions for 2022 and beyond. Retrieved from <https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/inventory-management/inventory-management-challenges.shtml>
- Jenkins, A. (2023). ABC Inventory Analysis & Management. Retrieved from <https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/inventory-management/abc-inventory-analysis.shtml>
- Juárez, A. C., Zuñiga, C. A., Flores, J. L. M., & Partida, D. S. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos.

Obtenido de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0123-59232016000400387

Kahraman, E., & Akay, O. (2022). Comparison of exponential smoothing methods in forecasting global prices of main metals. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s13563-022-00354-y>

Kavya, B., Radhamani, D., & Doraisami, M. (2022). Food Inventory Demand Forecasting Tool. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/365878058_Food_Inventory_Demand_Forecasting_Tool

Köppelová, J., & Jindrová, A. (2019). Application of Exponential Smoothing Models and ARIMA Models in Time Series Analysis from Telco Area. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/su11051465>

Kumar, A. (2020). KMeans Silhouette Score Explained With Python Example. Retrieved from <https://dzone.com/articles/kmeans-silhouette-score-explained-with-python-exam>

Kumar, P., & Sharma, S. (2016). A Review on Inventory Management Control Techniques: ABC-XYZ Analysis. Retrieved from <https://restpublisher.com/wp-content/uploads/2016/09/A-Review-on-Inventory-Management-Control-Techniques-ABC-XYZ-Analysis.pdf>

Kuuse, M. (2023). Métodos y técnicas de optimización de inventario. Obtenido de <https://www.mrpeasy.com/es/blogs/inventory-management-in-manufacturing/optimization-inventory-methods-and-techniques/>

Lagana, D., Longo, F., & Santoro, F. (2015). Multi-Product Inventory-Routing Problem in the Supermarket Distribution Industry. Retrieved from <https://doi.org/10.1515/ijfe-2015-0052>

Lim, P., Wu, J. (2019). An Assessment of FIFO and LIFO Policies for Perishable Inventory Systems Using the System Dynamics Approach. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8714839>

Lleyton, A. (2021). A Thorough Introduction to Holt-Winters Forecasting. Retrieved from <https://medium.com/analytics-vidhya/a-thorough-introduction-to-holt-winters-forecasting-c21810b8c0e6>

Matsuyama, K. (2002). The Rise of Mass Consumption Societies. Retrieved from <https://doi.org/10.1086/341873>

- Mauricio, J. (2007). *Introducción al Análisis de Series Responsables*. Obtenido de <https://www.ucm.es/data/cont/docs/518-2013-11-11-JAM-IASST-Libro.pdf>
- Mendes, A., Cruz, J., Saraiva, T., Lima, T., & Gaspar, P. (2020). Logistics strategy (FIFO, FEFO or LSFO) decision support system for perishable food products. Retrieved from <https://doi.org/10.1109/ICMLA51294.2020.00319>
- Mora, M. (2023). Cluster jerárquico - Descubre los métodos y técnicas avanzadas para una segmentación empresarial más precisa. Obtenido de <https://www.linkedin.com/pulse/cluster-jer%C3%A1rquico-descubre-los-m%C3%A9todos-y-t%C3%A9cnicas-mora-caballero/?originalSubdomain=es>
- Morales, D., Esteban, I., & Alegret, A. (2022). Experiences in consumer flow in online supermarkets. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s10660-021-09460-5>
- Mucho Mejor Ecuador. (2022). El sector de alimentos y bebidas, un mercado que sigue creciendo en el Ecuador. Obtenido de <https://muchomejorecuador.org/ec/elementor-26163/>
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de La Producción y Las Operaciones*. Compañía Editorial Continental.
- Najarzadeh, R., Keikha, A., & Heydari, H. (2021). Dynamics of consumption distribution and economic fluctuations. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s10644-020-09303-7>
- Nasrudin, A. (2020). Mass Market: Characteristics, Examples, Advantages, Disadvantages. Retrieved from <https://penpoin.com/mass-market/>
- Nikolakopolus, A. (2019). Advantages and Disadvantages of ABC Analysis Inventory. Retrieved from <https://smallbusiness.chron.com/advantages-disadvantages-abc-analysis-inventory-34202.html>
- Noor, N., & Rahman, N. (2021). Exponential smoothing constant determination to minimize the forecast error. Retrieved from <https://doi.org/10.33271/978-966-2662-06-5.2021.192.50-56>
- Noorunnahar, M., Chowdhury, A., & Mila, F. (2023). A tree based eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) machine learning model to forecast the annual rice production in Bangladesh. Retrieved from <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0283452>

- Nurcahyo, R., & Siddiq, A. (2009). Analysing And Improving Implementation of FIFO Systemat Warehouse. Retrieved from https://www.academia.edu/83434543/Analysing_And_Improving_Implementation_of_FIFO_System_at_Warehouse?uc-g-sw=33812138
- Observatorio de Complejidad Económica. (2021). Cereales en Ecuador. Obtenido de <https://oec.world/es/profile/bilateral-product/cereals/reporter/ecu?latestTrendsViewSelector=latestTrendsViewOption0>
- OCDE-FAO. (2021). Perspectivas Agrícolas 2021-2030. Obtenido de https://www.oecd-ilibrary.org/agriculture-and-food/perspectivas-agricolas-2021-2030_29721253
- Parra, F. (2019). Estadística y Machine Learning con R. Obtenido de <https://bookdown.org/content/2274/agrupacion-de-la-informacion.html>
- Patriarca, R., Di Gravio, G., Costantino, F., & Tronci, M. (2020). EOQ inventory model for perishable products under uncertainty. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s11740-020-00986-5>
- Pecas, P., Encarnacao, J., Gamboa, M., & Jorge, D. (2021). PDCA 4.0: A New Conceptual Approach for Continuous Improvement in the Industry 4.0 Paradigm. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/app11167671>
- Pérez, A. (2024). Gestión De Inventarios En La Empresa Distribuidora De Confitería Y Productos De Consumo Masivo “Dulceza”. Obtenido de <https://repositorio.uta.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/41185/1/t2536ind.pdf>
- Putra, G., & Respati, H. (2021). Cost of Inventory Calculation Analysis Using The Fifo and Lifo Methods. Retrieved from https://www.jobmer.org/2021/jobmer_vol5_issue4_article1_full_text.pdf
- Ramirez, B., Silva, J., Alice, L. (2021). Propuesta de gestión de inventarios para mejorar el proceso de abastecimiento, mediante desarrollo de pronósticos y el sistema de revisión periódica en una empresa comercializadora de lubricantes. Obtenido de <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/handle/10757/655109>
- Rangel, C., Altamiranda, J., & Aguilar, J. (2015). Semantic mining in clusters from signaling pathways networks. In *Latin American Computing Conference (CLEI), Arequipa, Peru, 2015* (pp. 1-10). doi: 10.1109/CLEI.2015.7359986.

- Raodah et al. (2020). Quality Improvement Using PDCA Methodology in the Beverage Industry. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 885*(1), 012068. Retrieved from <https://doi.org/10.1088/1757-899X/885/1/012068>
- Ravinder, H., & Misra, R. B. (2015). ABC Analysis For Inventory Management: Bridging The Gap Between Research And Classroom. *American Journal of Business Education, 8*(4), 257-265. Retrieved from <https://clutejournals.com/index.php/AJBE/article/view/8635>
- Vásquez, A., García, J., Satapathy, S., & Díaz, J. (2023). Plan-Do-Check-Act Cycle (PDCA) and Auxiliary Tools for Troubleshooting Manufacturing Processes. Retrieved from https://doi.org/10.1007/978-3-031-26805-2_1
- Reutterer, T., & Dan, D. (2020). Cluster Analysis in Marketing Research. Retrieved from https://www.reutterer.com/papers/reutterer&dan_2020.pdf
- Rokach, L., & Maimon, O. (2005). Clustering methods. *Data mining and knowledge discovery handbook*, 321-352.
- Rosyid, H. A., Widiyaningtyas, T., & Hadinata, N. F. (2019). Implementation of the Exponential Smoothing Method for Forecasting Food Prices at Provincial Levels on Java Island. Retrieved from <https://doi.org/10.1109/ICSECC47121.2019.8985872>
- Seyedan, M., & Mafakheri, F. (2020). Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: methods, applications, and research opportunities. Retrieved from <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00329-2>
- Sharma, N. (2021). K-Means Clustering Explained. Retrieved from <https://neptune.ai/blog/k-means-clustering>
- Siche, J., Silva, G. (2023). Aplicación de un modelo de gestión de inventarios para incrementar la productividad de la empresa Bmotors SAC 202. Obtenido de <https://repositorio.upao.edu.pe/handle/20.500.12759/11952>
- Sharma, P. (2024). The Ultimate Guide to K-Means Clustering: Definition, Methods and Applications. Retrieved from <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/comprehensive-guide-k-means-clustering/#:~:text=While%20k%2Dmeans%20clustering%20divides,the%20relationship%20between%20the%20clusters.>

- Shaw, S., Ntani, G., Baird, J & Vogel, C. (2020). A systematic review of the influences of food store product placement on dietary-related outcomes. Retrieved from <https://academic.oup.com/nutritionreviews/article/78/12/1030/5850124>
- Singh, A., Rasania, S. K., & Barua, K. (2022). Inventory control: Its principles and application. Retrieved from <https://iapsmupuk.org/journal/index.php/IJCH/article/view/2264>
- Sokal, R.R. & Sneath, P.H.A. (1963). Principles of numerical taxonomy. San Francisco: Freeman.
- Spioliotis, E. (2022). Decision Trees for Time-Series Forecasting. Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Evangelos-Spioliotis/publication/359865759_Decision_Trees_for_Time-Series_Forecasting/links/6253c2d14f88c3119cf13d1c/Decision-Trees-for-Time-Series-Forecasting.pdf
- Svoboda, J., Minner, S., & Yao, M. (2021). Typology and literature review on multiple supplier inventory control models. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720309693>
- Tamplin, T. (2023). Economic Order Quantity (EOQ): Practical Problems and Solutions. Retrieved from <https://www.financestrategists.com/accounting/cost-accounting/material-costing/economic-order-quantity-eoq-problems-and-solutions/>
- Van der Vorst, J., Beulens, A., 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.
- Vilà, R., Rubio, M. J., Berlanga, V., & Torrado, M. (2014). Cómo aplicar un cluster jerárquico en SPSS. Obtenido de <https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/65577/1/628893.pdf>
- Villareal, F. (2016). Introducción a los Modelos de Pronósticos. Obtenido de https://www.matematica.uns.edu.ar/uma2016/material/Introduccion_a_los_Modelos_de_Pronosticos.pdf
- Vogel, C. et al. (2021). Altering product placement to create a healthier layout in supermarkets: Outcomes on store sales, customer purchasing, and diet in a prospective matched controlled cluster study. Retrieved from <https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.1003729>

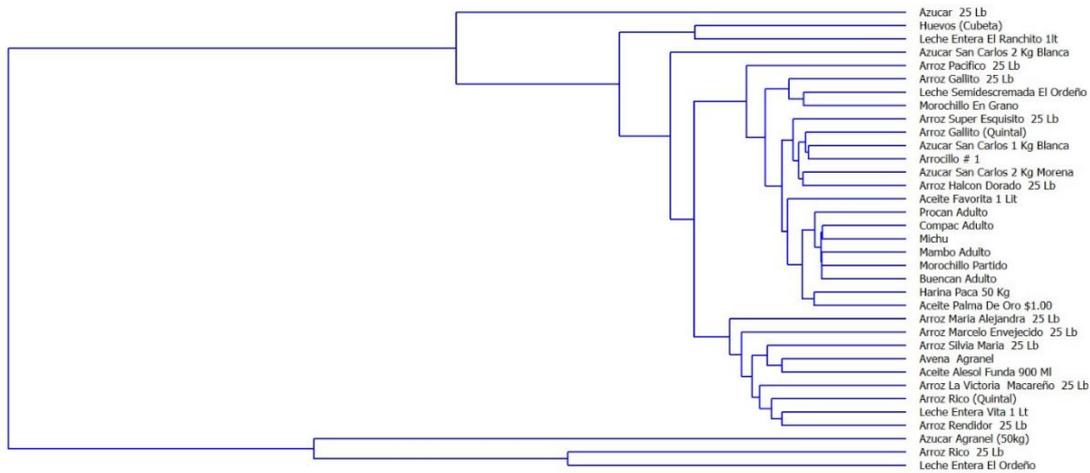
Vuong, P.H., Dat, T.T., & Mai, T.K. (2022). Stock-Price Forecasting Based on XGBoost and LSTM. Retrieved from <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2225/1/012018>

Wang, Q., Peng, Y. & Yang, Y. (2022). Solving Inventory Management Problems through Deep Reinforcement Learning. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s11518-022-5544-6>

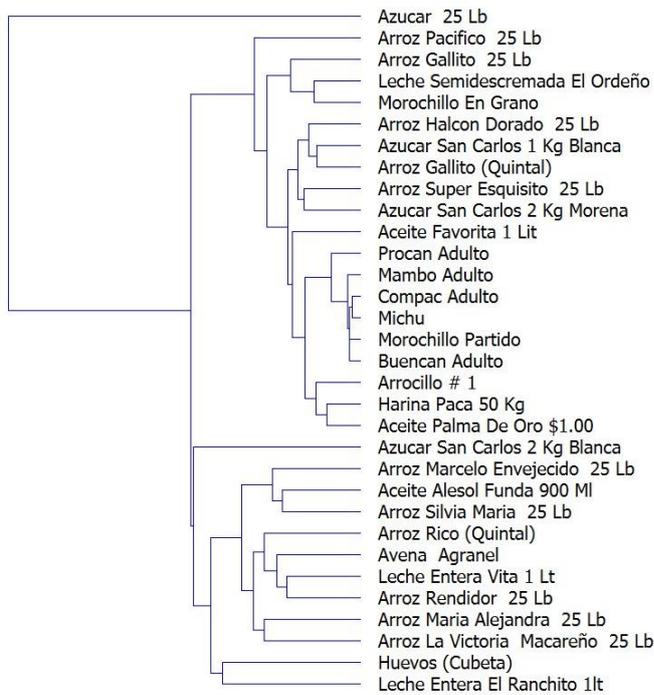
Wrobel, M. (2024). Normalización de la base de datos: Qué es, por qué es importante y cómo se hace. Obtenido de <https://blog.invgate.com/es/normalizacion-de-base-de-datos>

ANEXOS

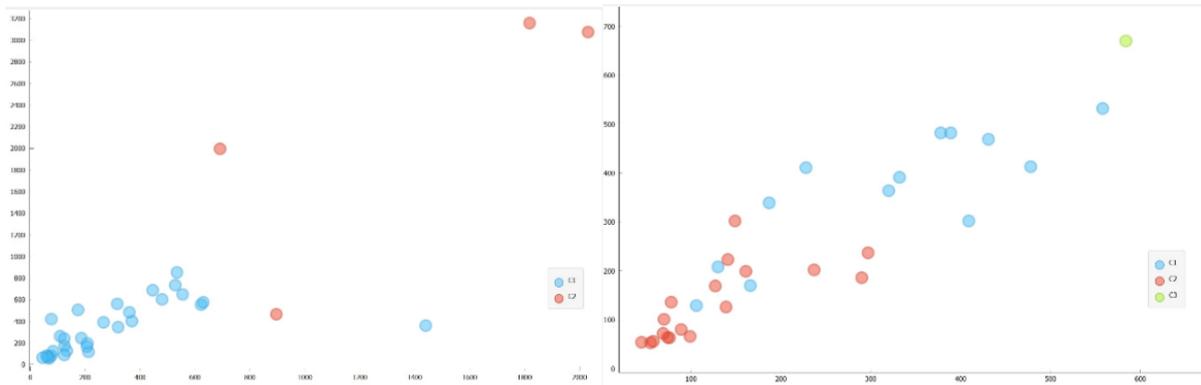
Anexo 1: Clustering Jerárquico de los 35 productos



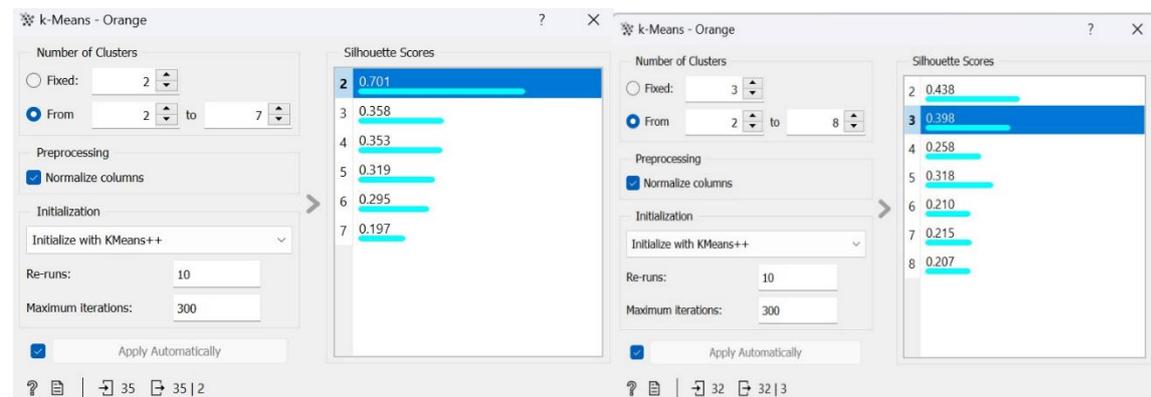
Anexo 2: Clustering Jerárquico de los productos con mayor demanda



Anexo 3: Clustering Jerárquico Distribución de la familia de productos estables



Anexo 4: Interpretación de grupos mediante Silhouette score



Anexo 5: Clusters formados de los productos (Elaboración propia)

Cluster	N. Productos
1	3
2	1
3	19
4	12
Total	35

Anexo 6: Pruebas de Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de productos utilizados

SKU	Tendencia (Man-Kendall)	Estacionalidad (Dickey-Fuller)
ACEITE ALESOL FUNDA 900 ML	Sin tendencia	Multiplicativo
ACEITE FAVORITA 1 LIT	Sin tendencia	Multiplicativo
ACEITE PALMA DE ORO \$1.00	Sin tendencia	Aditivo
ARROCILLO # 1	Con tendencia	Multiplicativo
ARROZ GALLITO (QUINTAL)	Sin tendencia	Aditivo

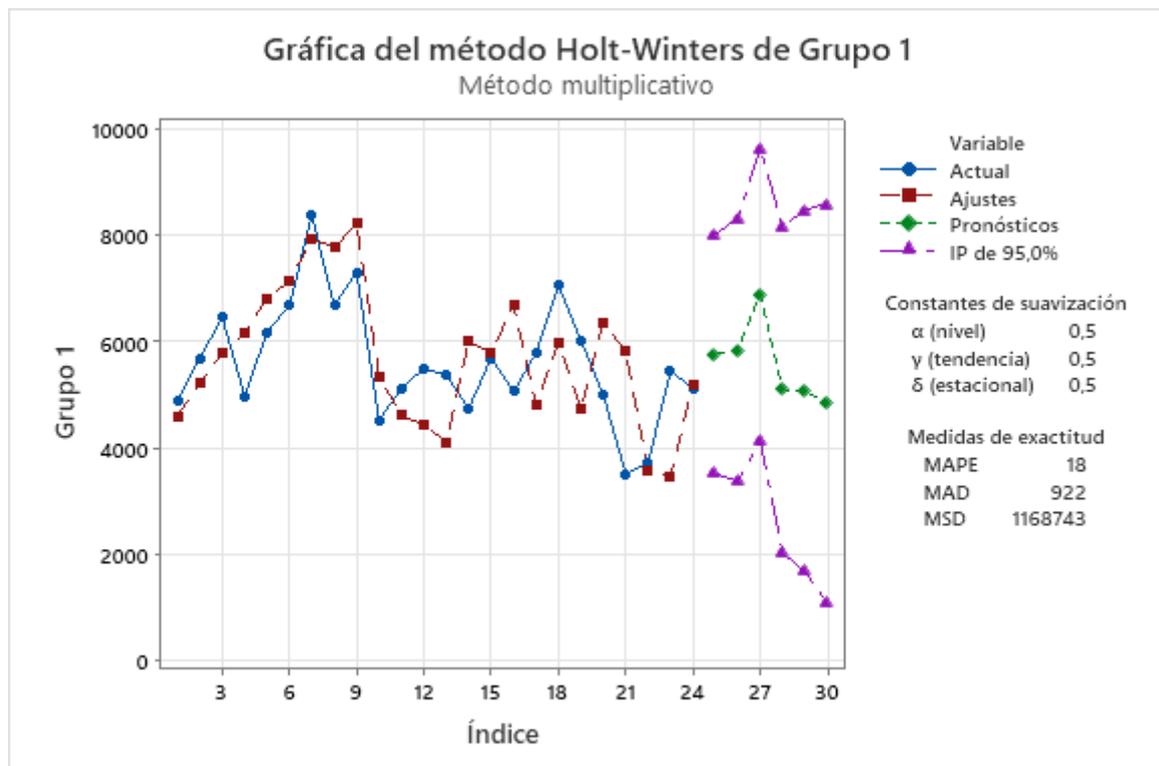
ARROZ GALLITO @	Sin tendencia	Multiplicativo
ARROZ HALCON DORADO @	Con tendencia	Aditivo
ARROZ LA VICTORIA MACAREÑO @	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ MARCELO ENVEJECIDO @	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ MARIA ALEJANDRA @	Sin tendencia	Multiplicativo
ARROZ PACIFICO @	Con tendencia	Multiplicativo
ARROZ RENDIDOR @	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ RICO (QUINTAL)	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ RICO @	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ SILVIA MARIA @	Sin tendencia	Aditivo
ARROZ SUPER ESQUISITO @	Sin tendencia	Aditivo
AVENA AGRANEL	Sin tendencia	Aditivo
AZUCAR @	Con tendencia	Multiplicativo
AZUCAR GRANEL (50KG)	Sin tendencia	Multiplicativo
AZUCAR SAN CARLOS 1 KG BLANCA	Sin tendencia	Aditivo
AZUCAR SAN CARLOS 2 KG BLANCA	Sin tendencia	Aditivo
AZUCAR SAN CARLOS 2 KG MORENA	Sin tendencia	Aditivo
BUENCAN ADULTO	Sin tendencia	Aditivo
COMPAC ADULTO	Sin tendencia	Aditivo
HARINA PACA 50 KG	Sin tendencia	Aditivo
HUEVOS (CUBETA)	Sin tendencia	Aditivo
LECHE ENTERA EL ORDEÑO	Sin tendencia	Aditivo
LECHE ENTERA EL RANCHITO 1LT	Sin tendencia	Aditivo

LECHE ENTERA VITA 1 LT	Sin tendencia	Aditivo
LECHE SEMIDESCREMADA EL ORDEÑO	Sin tendencia	Aditivo
MAMBO ADULTO	Sin tendencia	Aditivo
MICHU	Sin tendencia	Aditivo
MOROCHILLO EN GRASin tendencia	Sin tendencia	Aditivo
MOROCHILLO PARTIDO	Sin tendencia	Aditivo
PROCAN ADULTO	Sin tendencia	Aditivo

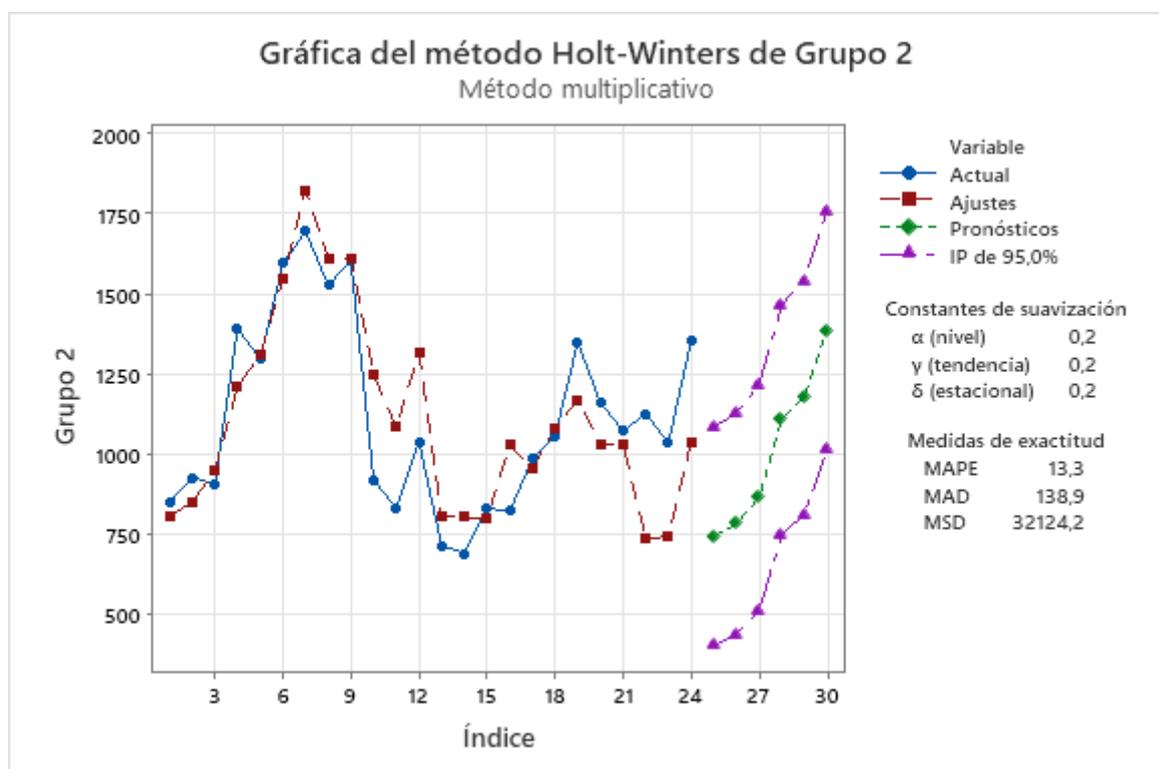
Anexo 7: Pruebas de Dickey Fuller y Mann Kendall para datos de Clusters de productos

Cluster	Tendencia (Man-Kendall)	Estacionalidad (Dickey-Fuller)
1	Con tendencia lineal	Multiplicativo
2	Con tendencia lineal	Multiplicativo
3	Con tendencia lineal	Aditivo
4	Con tendencia lineal	Multiplicativo

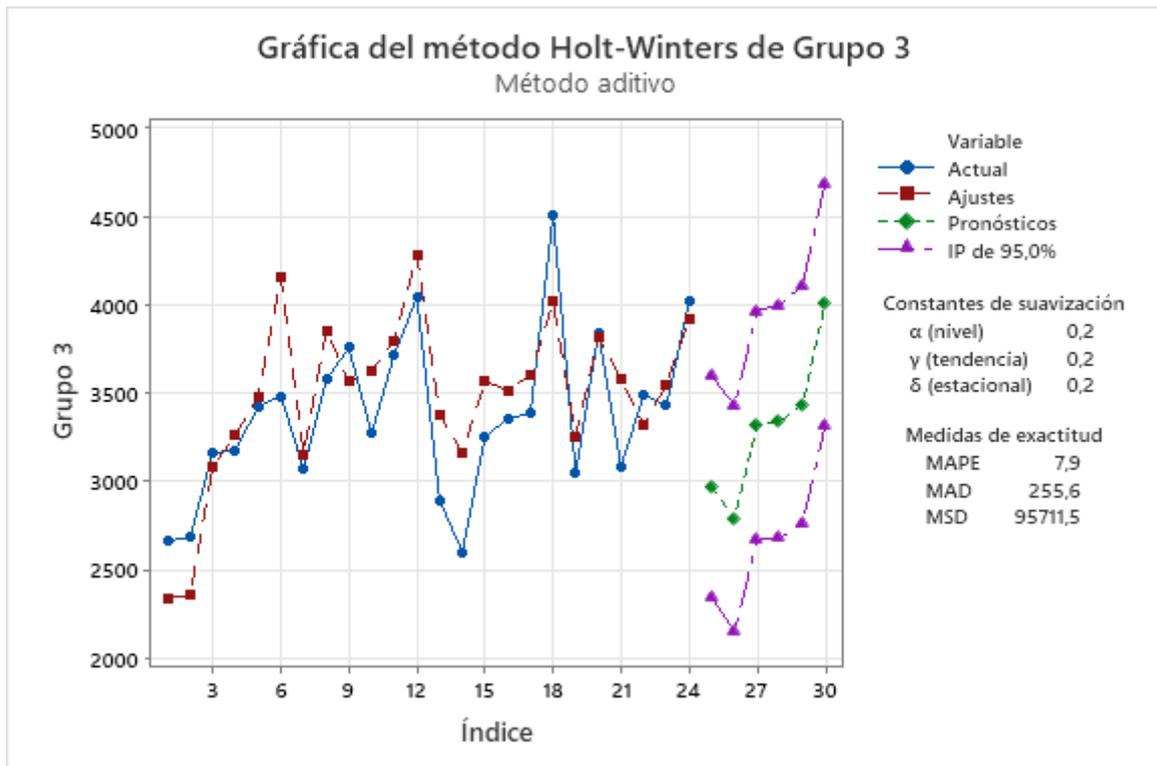
Anexo 8: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 1



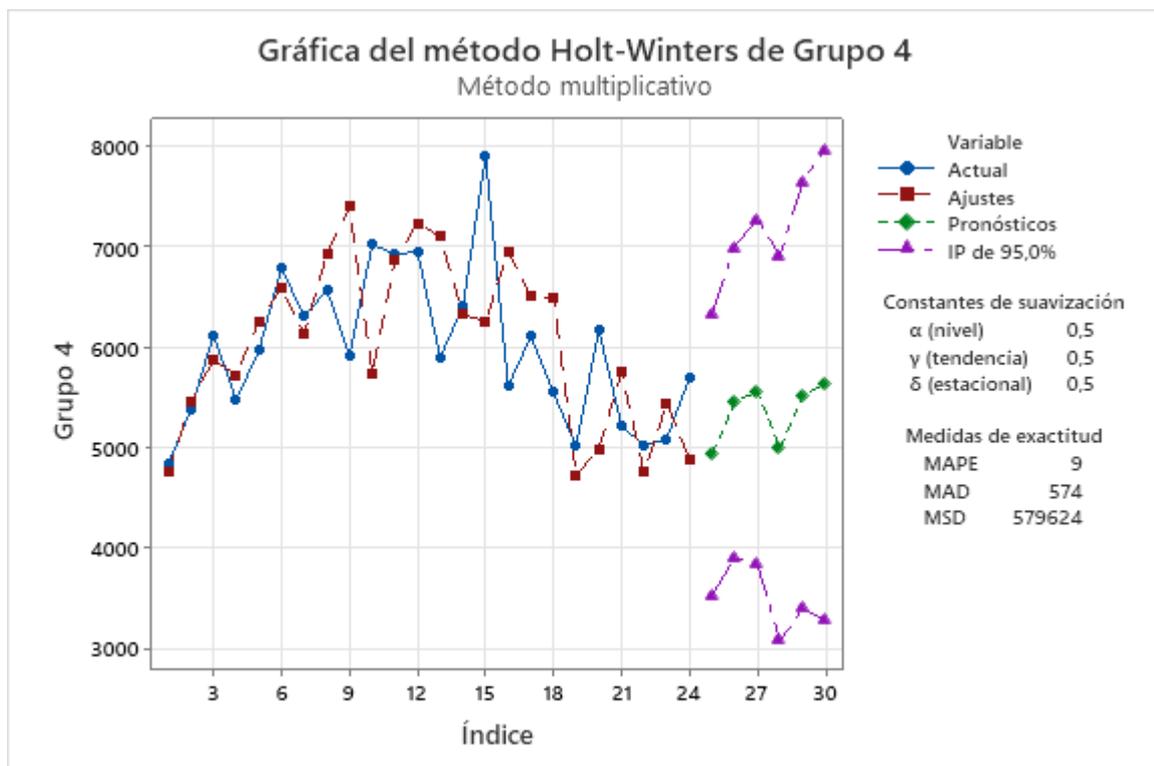
Anexo 9: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 2



Anexo 10: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 3



Anexo 11: Pronóstico Método Holt-Winters Cluster 4



Anexo 12: Comparación de MAPE entre Clusters

Cluster	MAPE	Calidad del pronóstico
1	18	Bueno
2	13,3	Bueno
3	7,9	Muy Bueno
4	9	Muy bueno

Anexo 13: Cálculo de la cantidad de producto que se debe ordenar cada mes por familia

Familia 1	
Beta	95%
Media	5.631,45
Desviación estándar	1.109,86
n(Q)	281,57
L(z)	0,25370
z	0,33
Q	5997,7038

Familia 2	
Beta	95%
Media	1.115,38
Desviación estándar	294,85
n(Q)	55,77
L(z)	0,18914
z	0,53
Q	1271,6505

Familia 3	
Beta	95%
Media	3.354,93
Desviación estándar	485,5
n(Q)	167,75
L(z)	0,34551
z	0,11
Q	3408,335

Familia 4	
Beta	95%
Media	5.998,16
Desviación estándar	766,99
n(Q)	299,91
L(z)	0,39102
z	0,02
Q	6013,4998

Anexo 14: Detalle costo de oportunidad por producto

Producto	Costo de metro cúbico (a)	Capacidad metro cúbico (b)	Costo de espacio físico (a)*(b)	Coste de empleados (\$)	Costo de servicios básicos (\$)	Costo de almacenamiento por producto (\$)
ACEITE ALESOL FUNDA 900 ML	2,940	380,000	0,008	0,002	0,002	0,012
ACEITE FAVORITA 1 LIT	2,940	264,000	0,011	0,002	0,002	0,015
ACEITE PALMA DE ORO \$1,00	2,940	672,000	0,004	0,002	0,002	0,008
ARROCILLO # 1 (QUINTAL)	2,940	5,000	0,588	0,002	0,002	0,592
ARROZ GALLITO (QUINTAL)	2,940	5,000	0,588	0,002	0,002	0,592
ARROZ GALLITO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ HALCON DORADO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ LA VICTORIA MACAREÑO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ MARCELO ENVEJECIDO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ MARIA ALEJANDRA @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ PACIFICO @	2,940	25,000	0,118	0,002	0,002	0,122
ARROZ RENDIDOR @	2,94	25	0,1176	0,002	0,002	0,1216
ARROZ RICO (QUINTAL)	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
ARROZ RICO @	2,94	25	0,1176	0,002	0,002	0,1216
ARROZ SILVIA MARIA @	2,94	25	0,1176	0,002	0,002	0,1216
ARROZ SUPER ESQUISITO @	2,94	25	0,1176	0,002	0,002	0,1216
AZUCAR @	2,94	25	0,1176	0,002	0,002	0,1216
AZUCAR GRANEL (50KG)	2,94	12	0,2450	0,002	0,002	0,2490
AZUCAR SAN CARLOS 1 KG BLANCA	2,94	632	0,0047	0,002	0,002	0,0087
AZUCAR SAN CARLOS 2 KG BLANCA	2,94	316	0,0093	0,002	0,002	0,0133
AZUCAR SAN CARLOS 2 KG MORENA	2,94	316	0,0093	0,002	0,002	0,0133
BUENCAN ADULTO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
COMPAC ADULTO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
HARINA PACA 50 KG	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920

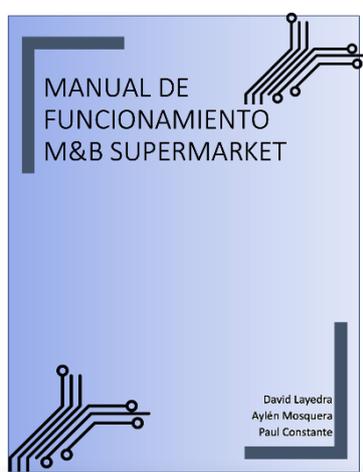
HUEVOS (CUBETA)	2,94	1200	0,0025	0,002	0,002	0,0065
LECHE ENTERA EL ORDEÑO	2,94	380	0,0077	0,002	0,002	0,0117
LECHE ENTERA EL RANCHITO 1LT	2,94	200	0,0147	0,002	0,002	0,0187
LECHE ENTERA VITA 1 LT	2,94	380	0,0077	0,002	0,002	0,0117
LECHE SEMIDESCREMADA EL ORDEÑO	2,94	380	0,0077	0,002	0,002	0,0117
MAMBO ADULTO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
MICHU	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
MOROCHILLO EN GRANO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
MOROCHILLO PARTIDO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
PROCAN ADULTO	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920
AVENA AGRANEL	2,94	5	0,5880	0,002	0,002	0,5920

Anexo 15: Detalle costo de oportunidad por producto

Producto	Precio Unitario	Costo de oportunidad
Arroz Gallito @	12,43	0,84
Arroz Halcon Dorado @	13,80	0,93
Arroz Silvia Maria @	11,81	0,80
Aceite Alesol Funda 900 MI	1,65	0,11
Aceite Favorita 1 Lit	2,95	0,20
Aceite Palma De Oro \$1,00	0,92	0,06
Arrocillo # 1	29,30	1,98
Arroz Gallito (Quintal)	56,83	3,84
Arroz La Victoria Macareño @	9,73	0,66
Arroz Marcelo Envejecido @	12,31	0,83
Arroz Maria Alejandra @	10,61	0,72
Arroz Pacifico @	11,10	0,75
Arroz Rendidor @	12,44	0,84
Arroz Rico @	19,71	1,33
Arroz Rico (Quintal)	39,22	2,65
Arroz Super Esquisito @	13,41	0,91
Avena Agranel	21,06	1,42
Azucar @	9,18	0,62
Azucar Agranel (50kg)	38,37	2,59
Azucar San Carlos 1 Kg Blanca	13,78	0,93
Azucar San Carlos 2 Kg Blanca	15,62	1,06
Azucar San Carlos 2 Kg Morena	18,36	1,24
Buencan Adulto	36,35	2,46
Compac Adulto	29,19	1,97
Harina Paca 50 Kg	42,33	2,86
Huevos (Cubeta)	3,37	0,23
Leche Entera El Ordeño	0,73	0,05
Leche Entera El Ranchito 1lt	1,25	0,08
Leche Entera Vita 1 Lt	1,22	0,08
Leche Semidescremada El Ordeño	1,17	0,08
Mambo Adulto	28,38	1,92

Michu	29,42	1,99
Morochillo En Grano	20,82	1,41
Morochillo Partido	21,58	1,46
Procan Adulto	37,94	2,56

Anexo 16: Video explicativo y Manual



<https://youtu.be/b2yEtADZ1I4>