

Metodología para el control de la gestión de inventarios en empresas, basados en la estrategia

ABC y el método Montecarlo

Daniel Eduardo Murcia Zambrano, Johan Duván Castellanos Hernández

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniero mecánico

Director

William Pinto Hernández

Doctor en Ing. Mecánico

Universidad Industrial de Santander

Facultad de físico mecánicas

Escuela de Ingeniería mecánica

Programa Académico

Bucaramanga

2024

Dedicatoria

Nuestro triunfo se lo dedicamos a Dios, quien ha sido nuestra guía y fortaleza en cada paso del camino. A nuestros padres, cuya dedicación y amor incondicional han sido el pilar sobre el cual hemos construido nuestros sueños. A la tierra boyacense, fértil y generosa, que con su fruto del campo nos ha brindado lo necesario para seguir adelante. Dedicamos este logro al amor silencioso de nuestros padres, hombres fuertes y trabajadores, que, aunque no siempre expresan con palabras lo que sienten, nos demuestran su amor en cada acto. En sus frentes llenas de sudor y en sus manos maltratadas por el arduo trabajo de mover la papita, vemos el sacrificio y el esfuerzo que han hecho por nosotros. A ellos, les dedicamos con gratitud y profundo respeto este logro.

Agradecimientos

Queremos expresar nuestra más sincera gratitud a Dios y a la Virgen del Rosario de Chiquinquirá, por brindarnos la fuerza, sabiduría y perseverancia necesarias para alcanzar esta meta tan importante en nuestras vidas. A nuestros padres, por su amor incondicional, su apoyo constante y por ser nuestra inspiración a lo largo de este camino académico. Finalmente, agradecemos profundamente al profesor William Pinto, nuestro director de trabajo de grado, por su guía, paciencia y apoyo incondicional, que fueron fundamentales para la realización de este proyecto. A la Universidad Industrial de Santander, agradecemos por brindarnos la oportunidad de formarnos y proporcionar las herramientas y el entorno necesarios para nuestro crecimiento académico y profesional.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	15
1. Planteamiento del problema.....	17
2. Objetivos	19
2.1 Objetivo General.....	19
2.2 Objetivos Específicos.....	19
3. Marco teórico	20
3.1 Antecedentes	20
3.1.1 Contexto internacional	20
3.1.2 Contexto nacional	21
3.1.3 Contexto local	21
3.2 Conceptos clave	22
3.2.1 Inventario	22
3.2.2 Stock	22
3.2.3 Gestión de inventarios.....	23
3.2.4 Estrategia ABC	23
3.2.5 Función de la estrategia ABC	24
3.2.6 Ventajas y desventajas de la estrategia ABC	24
3.2.7 Método Montecarlo a la gestión de inventarios	25
3.2.8 Modelo ARMA	26
4. Diseño metodológico	26
4.1 Pasos de la metodología (ABC+MC)	28
4.1.1 Paso 1: Recopilación de datos históricos	28
4.1.2 Pasos 2: Unificación de datos, establecimiento de artículos en el inventario.....	28

4.1.3 Paso 3: Definición de criterios de evaluación para establecer la estrategia ABC.	28
4.1.4 Paso 4: Datos consolidados y nuevo listado de base	29
4.1.5 Paso 5: Recategorización de artículos.....	29
4.1.6 Paso 6: Análisis de datos bajo la estrategia ABC	30
4.1.7 Paso 7: Recopilación y análisis de datos históricos para aplicación de ARMA y Montecarlo	30
4.1.8 Paso 8: Selección del modelo de series temporales	31
4.1.9 Paso 9: Cálculo de errores residuales y análisis de incertidumbre	32
4.1.10 Paso 10: Simulación de Montecarlo	32
4.1.11 Paso 11: Análisis de los resultados	34
4.1.12 Paso 12: Evaluación del lucro cesante	34
5. Aplicación de la metodología (ABC+MC).....	35
5.1 Estudio de caso de la metodología (ABC+MC)	37
5.1.1 Paso 1: Recopilación de datos históricos	37
5.1.2 Pasos 2: Unificación de datos, establecimiento de artículos en el inventario.....	38
5.1.3 Paso 3: Definición de criterios de evaluación para establecer la estrategia ABC.	39
5.1.4 Paso 4: Datos consolidados y nuevo listado base	46
5.1.5 Paso 5: Recategorización de artículos.....	50
5.1.6 Paso 6: Análisis de datos bajo la estrategia ABC.	52
5.1.7 Paso 7: Recopilación y análisis de datos históricos para aplicación de ARMA y Montecarlo	53
5.1.8 Paso 8: Selección del modelo de series temporales	56
5.1.9 Paso 9: Cálculo de errores residuales y análisis de incertidumbre	58

5.1.10 Paso 10: Simulación de Montecarlo	62
5.1.11 Paso 11: Análisis de los resultados	64
5.1.12 Paso 12: Evaluación del lucro cesante	75
6. Resumen de los resultados	83
7. Conclusiones	85
8. Recomendaciones	88
Referencias Bibliográficas	90

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1 <i>Ventajas y desventajas de la estrategia ABC</i>	25
Tabla 2 <i>Muestra de demanda de filtros durante el año 2022</i>	37
Tabla 3 <i>Unificación de ventas para el año 2022, muestras de referencias existentes en el inventario</i>	39
Tabla 4 <i>Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de volumen de venta.</i>	40
Tabla 5 <i>Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de rotación.</i>	43
Tabla 6 <i>Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de costo (costo total)</i>	45
Tabla 7 <i>Comparación de las referencias categorizadas en A por cada uno de los criterios analizados.</i>	47
Tabla 8 <i>Listado unificado de las referencias más importantes para recategorización por medio de la estrategia ABC.</i>	48
Tabla 9 <i>Listado de artículos normalizados por cada criterio y puntuación según los criterios proporcionados.</i>	51
Tabla 10 <i>Cantidad demandada de 8 referencias importantes de la empresa</i>	56
Tabla 11 <i>Proyección a través del modelo ARMA en 8 referencias de la categoría A</i>	57
Tabla 12 <i>Proyección y cálculo de error para la referencia AF004 a través del modelo ARMA.</i> 60	
Tabla 13 <i>Proyección y cálculo de error para la referencia AF004 a través del modelo ARMA año 2023</i>	63
Tabla 14 <i>Cálculos estadísticos para la referencia AF004</i>	64
Tabla 15 <i>Cálculos estadísticos para la referencia AF005</i>	66
Tabla 16 <i>Cálculos estadísticos para la referencia FS010</i>	67

Tabla 17	<i>Cálculos estadísticos para la referencia LF007</i>	67
Tabla 18	<i>Cálculos estadísticos para la referencia CC001</i>	68
Tabla 19	<i>Cálculos estadísticos para la referencia FS001</i>	69
Tabla 20	<i>Cálculos estadísticos para la referencia FF003</i>	69
Tabla 21	<i>Cálculos estadísticos para la referencia LF008</i>	70
Tabla 22	<i>Balance entre quiebres de stock y exceso de inventario</i>	76
Tabla 23	<i>Cálculo del lucro cesante</i>	78
Tabla 24	<i>Exceso de inventario y lucro cesante para las 8 referencias seleccionadas</i>	81
Tabla 25	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA</i> . 92	
Tabla 26	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia FS010 a través del modelo ARMA</i> . 93	
Tabla 27	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia LF007 a través del modelo ARMA</i> . 94	
Tabla 28	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia CC001 a través del modelo ARMA</i> . 95	
Tabla 29	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia FS001 a través del modelo ARMA</i> . 96	
Tabla 30	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia FF003 a través del modelo ARMA</i> . 97	
Tabla 31	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia LF008 a través del modelo ARMA</i> . 98	
Tabla 32	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA año 2023</i>	99
Tabla 33	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia FS010 a través del modelo ARMA año 2023</i>	100
Tabla 34	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia LF007 a través del modelo ARMA año 2023</i>	101
Tabla 35	<i>Proyección y cálculo de error para la referencia CC001 a través del modelo ARMA año 2023</i>	102

Tabla 36 <i>Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA año 2023</i>	103
Tabla 37 <i>Proyección y cálculo de error para la referencia FF003 a través del modelo ARMA año 2023</i>	104
Tabla 38 <i>Proyección y cálculo de error para la referencia LF008 a través del modelo ARMA año 2023</i>	105

Lista de Figuras

Figura 1	<i>Diagrama de Pareto resumen por el criterio de volumen de ventas</i>	42
Figura 2	<i>Diagrama de Pareto resumen por el criterio de rotación</i>	44
Figura 3	<i>Diagrama de Pareto resumen por el criterio de costo</i>	46
Figura 4	<i>Diagrama de resumen según la puntuación dada bajo los criterios de volumen de ventas, rotación y costo</i>	52
Figura 5	<i>Comportamiento de la demanda para la referencia LF007</i>	53
Figura 6	<i>Comportamiento de la demanda para la referencia FS001</i>	54
Figura 7	<i>Comportamiento de la demanda para la referencia CC001</i>	55
Figura 8	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro AF004 durante 2022</i>	60
Figura 9	<i>Distribución de errores residuales para AF004 en enero 2023</i>	61
Figura 10	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo AF004</i>	63
Figura 11	<i>Datos reales y proyectados referencia AF004</i>	65
Figura 12	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia AF004</i>	73
Figura 13	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia AF004</i>	74
Figura 14	<i>Lucro cesante por exceso de inventario para cada referencia (En millones de pesos)</i>	83
Figura 15	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro AF005 durante 2022</i>	92
Figura 16	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FS010 durante 2022</i>	93
Figura 17	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro LF007 durante 2022</i>	94
Figura 18	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro CC001 durante 2022</i>	95
Figura 19	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FS001 durante 2022</i>	96
Figura 20	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FF003 durante 2022</i>	97

Figura 21	<i>Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro LF008 durante 2022</i>	98
Figura 22	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo AF005</i>	99
Figura 23	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FS010</i>	100
Figura 24	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo LF007</i>	101
Figura 25	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo CC001</i>	102
Figura 26	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FS001</i>	103
Figura 27	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FF003</i>	104
Figura 28	<i>Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo LF008</i>	105
Figura 29	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia AF005</i>	106
Figura 30	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FS010</i>	107
Figura 31	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia LF007</i>	108
Figura 32	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia CC001</i>	109
Figura 33	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FS001</i>	110
Figura 34	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FF003</i>	111
Figura 35	<i>Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia LF008</i>	112
Figura 36	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia AF005</i>	113
Figura 37	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FS010</i>	114
Figura 38	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia LF007</i>	115
Figura 39	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia CC001</i>	116
Figura 40	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FS001</i>	117
Figura 41	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FF003</i>	118
Figura 42	<i>Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia LF008</i>	119

Lista de Apéndices

Apéndice A. Cálculo de los errores residuales y análisis de la variabilidad.....	92
Apéndice B. Generación de errores aleatorios mediante la simulación de Montecarlo	99
Apéndice C. Análisis comparativo de proyecciones ajustadas y valores reales del 2023	106
Apéndice D. Comparación las proyecciones ajustadas de Montecarlo con los valores reales de demanda para los años 2022 y 2023	113

Resumen

Título: Metodología para el control de la gestión de inventarios en empresas, basados en la estrategia ABC y el método Montecarlo*.

Autores: Daniel Eduardo Murcia Zambrano y Johan Duván Castellanos Hernández**.

Palabras clave: Gestión de inventarios, método ABC, almacenamiento, Stock, inventario, modelo ARMA.

Descripción:

En este trabajo se presenta una metodología integrada para la optimización de la gestión de inventarios combinando la estrategia ABC y el método de simulación Monte Carlo (ABC+MC). El objetivo principal es formular una metodología para clasificar los productos del inventario por importancia y proyectar su comportamiento futuro bajo incertidumbre. Para esto se utilizaron técnicas de categorización basadas en el principio de Pareto tomando en consideración criterios tales como cantidades vendidas, nivel de rotación y costo para identificar los productos más importantes para la empresa.

A través del modelo ARMA para el análisis de series temporales, y simulación de Monte Carlo se realizaron proyecciones de demanda esto permitió identificar posibles excesos y faltantes en el inventario y optimizar la toma de decisiones. A partir de un estudio de caso en el sector de venta de filtros se mostró que la metodología propuesta no solo mejoró la precisión de las proyecciones de venta, sino que también permitió la reducción del costo de inventario y la pérdida de ingresos asociados.

Los resultados muestran que la integración de la estrategia ABC y la simulación de Montecarlo proporciona una excelente herramienta para la toma de decisiones en la gestión de inventarios en entornos complejos y dinámicos.

Abstract

Title: Methodology for Inventory Management Control in Companies Based on the ABC Strategy and the Monte Carlo Method*.

Authors: Daniel Eduardo Murcia Zambrano and Johan Duván Castellanos Hernández**.

Keywords: Inventory management, ABC method, storage, stock, inventory, ARMA model.

Description:

This paper presents an integrated methodology for optimizing inventory management by combining the ABC strategy and the Monte Carlo simulation method (ABC+MC). The main objective is to formulate a methodology to classify inventory products by importance and project their future behavior under uncertainty. To achieve this, categorization techniques based on the Pareto principle were used, considering criteria such as quantities sold, turnover rate, and cost to identify the most important products for the company.

Using the ARMA model for time series analysis and Monte Carlo simulation, demand projections were made, which allowed the identification of potential excesses and shortages in the inventory, thus optimizing decision-making. A case study in the filter sales sector showed that the proposed methodology not only improved the accuracy of sales forecasts but also allowed for a reduction in inventory costs and associated revenue losses.

The results show that the integration of the ABC strategy and Monte Carlo simulation provides an excellent tool for decision-making in inventory management in complex and dynamic environments.

Introducción

En las empresas y en la industria a nivel general la gestión eficiente del inventario es un factor fundamental que influye directamente en la rentabilidad, la competitividad y la capacidad de respuesta ante las demandas del mercado. La optimización de los niveles de inventario se ha convertido en un desafío estratégico para las empresas especialmente en un entorno caracterizado por la incertidumbre en la demanda, la presión competitiva y la necesidad de minimizar los costos de operación en cada uno de sus procesos.

El presente trabajo se sitúa en el contexto abordando la problemática y se da como propósito por medio de la generación de una metodología que combina la estrategia ABC y el método Montecarlo, metodología ABC+MC. Esta combinación busca proporcionar a las empresas una herramienta útil para la optimización de la gestión de su inventario reducir los costos asociados al almacenamiento y minimizar el lucro cesante.

La estrategia ABC es muy reconocida en la literatura de gestión de inventarios esta permite clasificar los productos en función de su importancia para las empresas. Tomando como base el principio de Pareto esta clasificación permite priorizar la atención y asignar recursos de manera más eficiente en productos que se consideran más críticos para las empresas. (Rojas Arcos, 2021)

El método Monte Carlo, por su parte, es una técnica de simulación de escenarios de incertidumbre que permite modelar las posibles formas en que se podría comportar la demanda y otros factores que pueden actuar en la gestión de inventarios. Al incorporar variabilidad y aleatoriedad en los modelos de gestión de inventario las simulaciones Monte Carlo permite tomar decisiones más informadas y de esta manera mejorar la precisión de las proyecciones y reduciendo el riesgo de exceso o escasez de inventario.(Andrés & Núñez, 2021)

El principal objetivo de este trabajo es formular una metodología para la gestión de inventarios que integre la estrategia ABC junto con el método Monte Carlo. Mediante un enfoque multidisciplinario que abarca conceptos de gestión, estadística y simulación. Se busca brindar a las empresas una herramienta que optimice sus operaciones logísticas y mejore su desempeño financiero.

1. Planteamiento del problema

A través de la historia de la humanidad, los inventarios han servido como herramienta fundamental ya que han sido una forma de regular y gestionar los recursos. La gestión de inventarios es importante porque permite llevar un registro y controlar el flujo de productos en una empresa, afectando de forma directa la inversión de recursos en la misma. Sin embargo, en muchas ocasiones no se mantiene una estabilidad de productos, lo que puede llevar a excedentes o escasez en el inventario, lo cual desbalancea el sistema y no garantiza un buen nivel de servicio al cliente.

Las empresas comúnmente, se enfrenta a problemas relacionados con costos de almacenamiento y la acumulación de inventario, a pesar de que implementen diversas estrategias en ocasiones no logran una reducción significativa, lo que afecta la eficiencia en las operaciones y limita la capacidad de inversión en el inventario. Sin embargo, se han implementado estrategias como la ABC junto con el modelo de simulación de Monte Carlo en el proceso de logística de la cadena de suministros. Esta estrategia y método han sido poco exploradas conjuntamente en la gestión de inventarios por lo cual se podrían utilizar en el proceso de mejora del stock de las empresas.

La estrategia ABC clasifica los productos en el almacén en función de la importancia que tenga para la empresa, su valor y rotación (Empresa Mecalux, 2020a). El método Montecarlo en la gestión de inventarios simula diferentes escenarios de demanda y variabilidad. La estrategia ABC y el modelo Montecarlo (ABC+MC), podría servir para generar un control sobre los productos, la cantidad de productos a ser ordenados, que costo tiene mantener dichos productos, tomar decisiones informadas, optimizar las políticas de inventario y adicionalmente tener control sobre los tiempos entre cada uno de los pedidos. Es posible tener un diagnóstico del estado en el que se encuentren almacenados los productos, poder identificar la criticidad existente en los

inventarios. De tal modo se puede evitar el desabastecimiento de los productos o también la acumulación de estos.

La finalidad de este proyecto es principalmente formular una metodología que este compuesta por la unión de la estrategia ABC y el método MC (ABC+MC), permitiendo la optimización y reducción de los productos relevantes que se encuentren en el stock de la empresa.

2. Objetivos

2.1 Objetivo General

Formular una metodología para la gestión del inventario de empresas, utilizando la estrategia ABC y el método Montecarlo, con el fin de optimizar y reducir la cantidad de productos en stock permitiendo la reducción del lucro cesante.

2.2 Objetivos Específicos

Establecer la gestión de inventarios basados en la estrategia ABC con el fin de categorizar y priorizar los elementos del inventario de acuerdo con su importancia y costo para la empresa.

Implementar el método de simulación de Monte Carlo para predecir el comportamiento de variables en cuanto a entradas y salidas de productos en el inventario y de este modo proyectar los servicios de la empresa.

Realizar un estudio de caso para evaluar la efectividad de la metodología de gestión de inventarios y la implementación del método de simulación de Monte Carlo en una muestra de los productos de la empresa.

Evaluar el lucro cesante al implementar la metodología (ABC+MC) en gestión de inventarios para el estudio de caso.

3. Marco teórico

Como fundamento de toda investigación se hace necesario tener un banco de información que permita justificar el estudio de las estrategias de gestión de inventarios existentes en el área del mantenimiento y los procesos que se han desarrollado con el propósito de reducir la acumulación de productos en el stock de las empresas, se debe tener un conocimiento previo o haber realizado una investigación conceptual, que permita avanzar de manera concreta y profunda en las actividades investigativas.

3.1 Antecedentes

3.1.1 Contexto internacional

Miguel Ángel (2020) en su libro titulado “gestión de inventarios” del editorial, tutor formación, describe lo necesario para obtener un manejo apropiado del inventario, los métodos que se deben utilizar, las formas de clasificación y modelos de inventario. profundiza en conceptos como el control de stocks, la planificación y programación de la producción, la gestión de almacenes y la logística. Además, se abordan temas relacionados con la optimización de los recursos y la reducción de costes. Por lo tanto, este libro proporciona las bases, herramientas y conocimientos necesarios sobre una óptima gestión de inventarios.

La revista chilena de ingeniería publicó un artículo llamado “Un modelo de gestión de inventarios basado en estrategia competitiva” (González, 2020), El objetivo de este trabajo es el diseño y validación de un modelo que empieza con la evaluación de la estrategia empresarial, para después establecer en que clasificación está el inventario. Este modelo está estructurado en cuatro etapas, En la primera etapa se identifica la estrategia competitiva, en la segunda se clasifican los inventarios, la tercera el pronóstico de demanda y en la cuarta se idéntica la mejor política de inventarios que debe seguir la empresa. La característica principal del modelo es la adaptación y

aplicabilidad. Este artículo da un punto de partida para desarrollar una estrategia de gestión de inventarios y adaptarlo a las necesidades específicas de un negocio o empresa.

3.1.2 Contexto nacional

Dentro del ambiente nacional se encontró el proyecto titulado “Análisis ABC y su relevancia en la gestión de inventarios: un estudio de revisión. análisis sistemático de literatura” (Torres Sierra, 2022). Este proyecto fue desarrollado en la Universidad Cooperativa de Colombia, tuvo como objetivo analizar la importancia de la gestión de inventarios en las empresas por medio del método ABC. La metodología usada en el desarrollo de este proyecto fue un diseño de investigación exploratorio descriptivo con un enfoque cualitativo, analítico y documental. La importancia de este proyecto es la búsqueda de las falencias en las empresas, reduciendo los costos y orientando a las mismas en la toma de decisiones, buscar eficiencia y capacitación en el personal encargado de los inventarios en las empresas y de este modo aprovechar mejor la distribución de recursos. Se toma como aporte de este proyecto el uso del análisis ABC en la búsqueda de reducir el stock de la empresa.

3.1.3 Contexto local

En el ámbito local se encontró un proyecto acerca del proceso llevado a cabo en el manejo de la parte administrativa y de control de los inventarios de la empresa SP INGENIEROS SAS, el cual se titula “Análisis para el mejoramiento de la gestión de inventario de repuestos para maquinaria y equipos de la empresa SP INGENIEROS SAS” (Castro Orduz et al., 2014) Este proyecto fue desarrollado en la Universidad Industrial de Santander, tuvo como objetivo, generar una propuesta que defina el manejo que debe tener del inventario de repuestos críticos de maquinaria y equipo, estableciendo márgenes de costo total de inventario, puntos de reorden y tiempos máximos de los artículos dentro del inventario.

Para el desarrollo del proyecto se desplegó la siguiente metodología: Se dio una visión del estado en que se encontraban los productos almacenados en el inventario de la empresa, seguidamente se propusieron medidas que impactaran en la reducción de las cantidades y el costos de cada uno de los artículos pertenecientes al inventario, para lo anterior se hizo necesario seguir los siguientes pasos: obtención del inventario físico, determinación de los costos actualizados del inventario, estructuración y análisis de la información recopilada, determinación de acciones a implementar, proyecciones en el tiempo, costos y volumen del inventario. La importancia de este proyecto es el impacto al control inicial del inventario logrando optimizar el manejo y el estado del mismo, se logró una reducción del 53% del valor del stock de la empresa.

A partir de este proyecto de investigación el cual muestra información relevante para las condiciones del proyecto, se toma el aporte de tener presente las condiciones iniciales en que se encuentre el inventario y así poder implementar alguna acción para reducir el stock de la empresa ayudando a mejorar el lucro cesante de la misma.

3.2 Conceptos clave

3.2.1 Inventario

Según Antonia cruz Fernández (2018) un inventario, es un registro organizado y evaluado de los productos de la empresa. Por lo tanto, el inventario facilita la gestión de los almacenes y bienes de la empresa, mejorando el proceso comercial o productivo y promoviendo la disponibilidad del producto.

3.2.2 Stock

Se denomina stock al conjunto de productos almacenados o pertenecientes al inventario de una empresa que se encuentran en espera de ser utilizados o vendidos. Según Miguel Ángel (2020), el stock cumple con tres funciones principales: reguladora, comercial y económica.

3.2.3 Gestión de inventarios

Se encarga de la planificación, organización, monitoreo y control de la adquisición, almacenamiento, uso y disposición de los inventarios de una empresa, con el fin de garantizar que los niveles de inventario sean óptimos para satisfacer la demanda que haya en el mercado, minimizando los costos de almacenamiento y maximizando la eficiencia operativa. Monczka (2015) dice que esta permite "asegurar la disponibilidad de los productos en el momento y lugar adecuados, minimizar los costos de almacenamiento y transporte, y mantener el flujo de materiales sin interrupciones"(p. 458). En conclusión, la gestión de inventarios juega un papel muy importante, ya que es un proceso clave para garantizar la eficiencia y rentabilidad de la empresa.

3.2.4 Estrategia ABC

La estrategia ABC se encarga de clasificar el inventario en categorías según el impacto que tenga en cuanto a costos y ventas, se basa en el principio de Pareto. Este método ayuda a identificar los artículos más importantes y a gestionarlos de manera más efectiva (Pacheco Josefina, 2019)

La estrategia ABC es una técnica de categorización muy utilizada en la optimización de inventarios. Consiste en clasificar los artículos que se mantienen en stock según el criterio determinado por cada empresa en tres categorías (A, B y C), la mayoría de las veces por su importancia o valor de consumo, y a veces también por su frecuencia de utilización. La técnica se basa en el principio de Pareto (o regla 80/20), que establece que aproximadamente el 80% de los efectos de cualquier sistema se originan en el 20% de las causas, lo que significa que la relación entre entradas y salidas es desigual. (Acosta Regalado & Arce Paredes, 2022)

A continuación, se detallan de manera general los porcentajes aproximados correspondientes a cada categoría en la Estrategia ABC:

Productos de categoría A: Representan un pequeño porcentaje del inventario (alrededor del 10-20%), pero tienen el mayor valor o impacto en la operación (aproximadamente el 70-80% del valor total). Estos productos son los más importantes para la empresa.

Productos de categoría B: Son productos de valor moderado, representando aproximadamente entre el 20-30% del inventario y el 15-25% del valor total.

Productos de categoría C: Son los productos de menor valor (alrededor del 5% del valor total), pero suelen constituir la mayor parte del inventario en términos de cantidad (aproximadamente del 50-60%).

3.2.5 Función de la estrategia ABC

La estrategia ABC tiene como función principal tener un inventario en condiciones de organización y que sea actualizado. De este modo se logra acceder a la información y al contenido del stock de la empresa y a su vez tener claridad de cuando se deben comprar más elementos del inventario y hacer una adecuada distribución de los recursos (Torres Sierra, 2022).

3.2.6 Ventajas y desventajas de la estrategia ABC

La estrategia ABC en la gestión de inventarios clasifica los productos en tres categorías según su importancia: A, B y C. Entre sus ventajas destacan una mayor eficiencia en la asignación de recursos permitiendo concentrar esfuerzos en los productos más valiosos (categoría A) y una mejora en la precisión del control de inventarios, lo que reduce costos de almacenamiento. Sin embargo, presenta desventajas como la posibilidad de descuidar los productos menos importantes (categorías B y C), y que requiere análisis constantes, lo cual puede demandar tiempo y recursos adicionales para su implementación y mantenimiento. A continuación, en la tabla 1 se presenta de forma más clara y resumidas las ventajas y desventajas de la estrategia ABC.

Tabla 1*Ventajas y desventajas de la estrategia ABC*

Ventajas	Desventajas
<ul style="list-style-type: none"> - Beneficios a futuro, teniendo presente el comportamiento de stock de la empresa. - Este método podría ser menos costoso que algún otro método en la gestión de inventarios. - Ayuda a que el personal encargado de la gestión de inventarios tome decisiones más eficaces y efectivas ante situaciones que afecten el desarrollo de la empresa. 	<ul style="list-style-type: none"> - No es muy clara a la hora de analizar los requerimientos que tienen las actividades que complementan su desarrollo. - Elimina todas actividades que para la aplicación en la que se esté desarrollando no representa ningún valor

Fuente: Elaboración propia (2024).

3.2.7 Método Montecarlo a la gestión de inventarios

Es una técnica matemática computarizada que permite considerar el riesgo en análisis cuantitativos y la toma de decisiones. En esencia, esta metodología de simulación consiste en crear modelos de resultados posibles mediante la sustitución de un rango de valores para factores con incertidumbre. Luego, se realizan cálculos repetidos utilizando diferentes conjuntos aleatorios de valores de las funciones de probabilidad. De este modo, dependiendo del número de riesgos o incertidumbres y de los rangos establecidos, pueden requerirse múltiples iteraciones para completar la simulación. (Guevara, 2020)

El método Montecarlo se emplea en la gestión de inventarios con el propósito de simular diversos escenarios y evaluar el rendimiento del inventario en distintas situaciones. Se asignan distribuciones de probabilidad a las variables relevantes, se generan valores aleatorios y se ejecuta el modelo de inventario en múltiples ocasiones. Los resultados obtenidos brindan la oportunidad de tomar decisiones fundamentadas, optimizar los niveles de inventario y a su vez reduciendo el lucro cesante de las empresas.

3.2.8 Modelo ARMA

El modelo de media móvil autorregresiva (ARMA) es fundamental para el análisis de series de tiempo, ya que combina componentes autorregresivos (AR) y de media móvil (MA) para representar la relación entre los valores y los errores pasados. Este método es eficaz para series estacionarias cuyas propiedades estadísticas permanecen constantes a lo largo del tiempo y es particularmente útil para pronósticos a corto plazo en campos como las finanzas y la economía. Box y Jenkins (Box et al., 2015) sentaron las bases para el uso de estos modelos al introducir métodos como el Criterio de Información de Akaike (AIC) para seleccionar parámetros óptimos

4. Diseño metodológico

Para la formulación de la metodología de gestión de inventarios de empresas, se hará uso de la estrategia ABC y el método Montecarlo (ABC+MC), con el fin de categorizar y priorizar los elementos del inventario prediciendo el comportamiento de las variables en cuanto a entradas y salidas.

La estrategia ABC clasifica los productos en el inventario en tres o más categorías basadas en su importancia y valor para la empresa. Esta clasificación no solo ayuda a priorizar el manejo del inventario, sino que también permite una mejor planificación e inversión de los recursos del almacén.

Existen una variedad de aplicaciones de la estrategia ABC, la aplicación de la misma conlleva a obtener múltiples ventajas como lo son la priorización de los artículos más importantes según los diferentes criterios establecidos por el usuario, una mayor precisión en la gestión del inventario, reducción de riesgos en el reabastecimiento y control en los excesos del inventario, disminución de costos dentro del inventario, alta presión y focalización en los artículos más importantes (Gómez Sandoval & Guzmán Gómez, 2016)

Por otra parte, la simulación de Montecarlo es una técnica que utiliza números aleatorios para modelar la incertidumbre y que puede ser aplicado en el área de manejo de los problemas en la gestión de inventarios. A su vez el modelo ARMA se utiliza para generar patrones en el análisis del comportamiento de variables basándose en datos históricos, capturando patrones de autocorrelación y fluctuaciones en los errores (Box et al., 2015). Cuando se combinan ambos métodos, ARMA y Montecarlo, se logra una proyección más robusta. El modelo ARMA se usa para generar patrones históricos de una serie temporal, mientras que la simulación de Montecarlo itera sobre los posibles errores en esas proyecciones, generando una serie de escenarios futuros que permiten manejar mejor la incertidumbre de una variable.

El lucro cesante representa las pérdidas financieras que enfrenta una empresa cuando no tiene suficiente inventario para satisfacer la demanda de sus productos y cuando se genera pérdidas por el estancamiento del producto por mucho tiempo. (Arce-Ramírez et al., 2006).

Con el objetivo de aplicar de manera eficaz la estrategia ABC y el Método de Simulación de Montecarlo, metodología (ABC+MC) se seguirán los siguientes pasos metodológicos, que han sido diseñados para asegurar una correcta integración y aplicación de la metodología.

4.1 Pasos de la metodología (ABC+MC)

4.1.1 Paso 1: Recopilación de datos históricos

En la etapa inicial es fundamental recopilar datos históricos que muestren los movimientos del inventario durante un periodo determinado. Esta información debe incluir elementos clave que ayuden a identificar variables importantes como las ventas, las fluctuaciones a lo largo del tiempo y el movimiento de productos dentro del almacén. La recolección y el análisis de estos datos son cruciales ya que establecen las bases para comprender el comportamiento de los productos en el inventario y para su clasificación. Esto permite una comprensión más completa de la dinámica del inventario.

4.1.2 Pasos 2: Unificación de datos, establecimiento de artículos en el inventario.

Es necesario unificar los datos históricos de cada artículo o referencia cuando se dispone de diferentes intervalos de tiempo, esto permite obtener un único valor consolidado de la referencia o producto lo que simplifica la visualización de los datos y facilita el análisis de las variables clave como rotación, ventas, costo y disponibilidad del producto.

4.1.3 Paso 3: Definición de criterios de evaluación para establecer la estrategia ABC.

Como primera medida se debe identificar cuáles son los criterios más relevantes para la clasificación de inventarios. Estos criterios pueden variar según las necesidades específicas de cada organización abarcando aspectos como el volumen de ventas, la rotación de productos y los costos asociados, entre otros. Elegir adecuadamente estos criterios permite crear una jerarquía clara entre los productos lo que a su vez facilita una categorización efectiva que optimiza la gestión del inventario. De esta manera, se pueden priorizar los recursos de acuerdo con la relevancia de los productos lo que contribuye a una toma de decisiones más informada. Una vez establecidos los criterios seleccionados se procederá a realizar la categorización ABC aplicando el principio de

Pareto (80/20) para cada uno de ellos. Este enfoque permitirá identificar el grupo reducido de elementos que genera la mayor parte del impacto, contribuyendo así a una gestión más eficiente y focalizada. (Empresa Mecalux, 2020)

4.1.4 Paso 4: Datos consolidados y nuevo listado de base

Una vez culminada la clasificación inicial de los elementos conforme a los criterios seleccionados, se procede a realizar una comparativa de los productos que pertenecen a la categoría A en cada uno de dichos criterios. Mediante este análisis se tiene como propósito concentrar los esfuerzos en los artículos que tienen una mayor importancia. En esta fase se identifican los productos de cada una de las categorías bajo el análisis de los diferentes criterios establecidos lo que permite consolidar la información de manera precisa. Al final se obtendrá un listado consolidado de los artículos en las distintas categorías de la unión de los tres criterios.

4.1.5 Paso 5: Recategorización de artículos

Para los productos identificados dentro de la categoría A respecto al análisis por separado de cada uno de los criterios seleccionados, se procederá con la recategorización de los mismos. La metodología que será aplicada combina los criterios clave que resulten pertinentes para la organización. Inicialmente, cada producto se debe clasificar de acuerdo con su rendimiento en los criterios escogidos. Posteriormente, se elaborará un listado unificado mediante una normalización de los datos y asignando una puntuación ponderada a cada criterio, acorde a la importancia relativa para la empresa. La ponderación se fundamenta en el impacto estratégico de cada criterio en la rentabilidad y eficiencia operativa. Una vez calculada la puntuación total para cada producto, se procede a una nueva categorización bajo la estrategia ABC con las mismas condiciones aplicadas basadas en el principio de Pareto obteniendo un registro base que refleja los elementos más trascendentales.

4.1.6 Paso 6: Análisis de datos bajo la estrategia ABC

Tras aplicar la estrategia ABC para la clasificación de los artículos se procede con un análisis de Pareto para obtener una visión más profunda de la categorización. Los productos asignados a la categoría A son ordenados según su valor acumulado e incluidos en un gráfico de Pareto, revelando que unos pocos artículos representan la mayor parte de los ingresos. Estos elementos esenciales, que suponen entre el 60-80% del valor total, permanecen en la primera clase. Los artículos responsables de entre el 15-25% del dinero son reclasificados como grupo B, dejando en la categoría C a aquellos de menor relevancia que apenas aportan del 5-10%. Gracias a esta reorganización, se optimiza la administración de los recursos enfocándolos de manera prioritaria donde realmente se necesitan.

4.1.7 Paso 7: Recopilación y análisis de datos históricos para aplicación de ARMA y Montecarlo

Consiste en la recolección de datos históricos relacionados con la variable que se desea modelar o predecir (como ventas, demanda, o cualquier otra métrica relevante). Los datos históricos proporcionan la base para comprender los patrones temporales, fluctuaciones estacionales, y otras tendencias relevantes que afectan el comportamiento de la variable a lo largo del tiempo.

Una vez obtenidos los datos, se realiza un análisis exploratorio para identificar posibles patrones y tendencias. Este análisis incluye:

- Cálculo de estadísticas descriptivas (media, desviación estándar, etc.).
- Identificación de estacionalidades o picos en los datos.
- Detección de posibles valores atípicos (outliers) que podrían distorsionar los resultados.

4.1.8 Paso 8: Selección del modelo de series temporales

Una vez se ha comprendido el comportamiento de los datos, el siguiente paso es seleccionar y ajustar un modelo de series temporales que capture las relaciones entre los datos pasados y proyecte el comportamiento futuro de la variable en estudio.

Un modelo comúnmente utilizado para este fin es el modelo ARMA (Autoregressive Moving Average), aunque dependiendo del tipo de datos, podrían emplearse otros modelos como ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) o modelos estacionales (Makridakis & Hibon, 1997). La selección del modelo depende de la naturaleza de los datos (si los datos son estacionarios o presentan tendencias) y la relación entre los valores pasados y la variable que se desea predecir.

El modelo seleccionado es ajustado a los datos históricos para obtener proyecciones base del comportamiento futuro de la variable. Este proceso de ajuste generalmente incluye la optimización de los parámetros del modelo utilizando técnicas de ajuste como el método de mínimos cuadrados o herramientas como Solver en Excel.

Este modelo fue seleccionado porque permite capturar las relaciones entre los valores de inventario actuales y sus valores pasados, así como los errores residuales de períodos anteriores. El modelo ARMA es útil para modelar variables que dependen de su comportamiento pasado, y en este caso, sirvió para modelar la evolución del inventario.

Descripción del modelo ARMA:

El modelo ARMA se puede expresar matemáticamente de la siguiente forma:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

Donde:

- X_t es el valor de la serie temporal en el tiempo t .
- c es una constante.
- p es el orden del componente autoregresivo (AR), y ϕ_i son los coeficientes autoregresivos.
- q es el orden del componente de media móvil (MA), y θ_j son los coeficientes de la media móvil.
- ε_t es el término de error o ruido blanco, que sigue una distribución normal con media 0 y varianza constante.

4.1.9 Paso 9: Cálculo de errores residuales y análisis de incertidumbre

Una vez se han obtenido las proyecciones base del modelo de series temporales, se procede a calcular los errores residuales. Estos errores reflejan la diferencia entre los valores proyectados por el modelo y los valores reales observados en los datos históricos.

Los errores residuales permiten capturar la incertidumbre y variabilidad que el modelo no puede explicar completamente. Esta variabilidad es importante para modelar los posibles escenarios futuros, ya que las proyecciones no serán perfectas y siempre existirán fluctuaciones aleatorias.

Los errores residuales se analizan para determinar su distribución probabilística. En muchos casos, se asume que los errores siguen una distribución normal con media cero y una desviación estándar calculada a partir de los datos históricos.

4.1.10 Paso 10: Simulación de Montecarlo

La simulación de Montecarlo se utiliza para modelar la incertidumbre y generar un rango amplio de resultados posibles. A partir de la distribución de los errores residuales calculada en el

paso anterior, se generan errores aleatorios que se suman a las proyecciones base obtenidas del modelo de series temporales.

El proceso de simulación incluye:

1. Generación de errores aleatorios que siguen la distribución probabilística de los errores residuales.
2. Suma de los errores aleatorios a las proyecciones base del modelo para obtener proyecciones ajustadas.
3. Repetición del proceso múltiples veces (generalmente 1000 o más simulaciones) para generar un conjunto de escenarios posibles.

Cada simulación representa un escenario posible del comportamiento futuro de la variable, lo que permite modelar tanto los escenarios optimistas como los pesimistas y entender mejor la variabilidad en las proyecciones (Montoya et al., 2020).

Representación de los resultados de la simulación de Montecarlo

Una vez generados los 1000 escenarios posibles mediante la simulación de Montecarlo, se resumen los resultados utilizando estadísticas clave como la media, los percentiles (5%, 50%, 95%), y la desviación estándar. Estas estadísticas nos permiten visualizar un rango de resultados desde los escenarios más pesimistas hasta los más optimistas, así como entender mejor la variabilidad en las proyecciones.

Resumen estadístico:

Para cada referencia y mes, se presenta el siguiente resumen:

- Media: Valor promedio de las simulaciones.
- Percentil 5%: Representa el escenario más pesimista.
- Percentil 50% (Mediana): Valor central de las simulaciones.

- **Percentil 95%:** Representa el escenario más optimista.

Representación gráfica:

Los resultados se representan visualmente utilizando gráficas de líneas con bandas de incertidumbre y boxplots:

- En las gráficas de líneas con bandas de incertidumbre, la línea central representa la media de las simulaciones, mientras que las bandas que rodean la línea muestran los percentiles 5% y 95%, lo que permite visualizar los rangos más probables de la demanda proyectada.
- Los boxplots muestran la distribución de las simulaciones para cada mes, destacando los valores atípicos y la variabilidad en las proyecciones.

4.1.11 Paso 11: Análisis de los resultados

Una vez se han generado los escenarios posibles mediante Montecarlo, se realiza un análisis estadístico de las proyecciones ajustadas. Este análisis incluye el cálculo de:

- **Promedio:** Representa el valor central o esperado de las proyecciones ajustadas.
- **Mediana:** Indica el punto medio de las simulaciones y permite observar la distribución de los resultados.
- **Percentiles:** Los percentiles 5% y 95% permiten identificar los escenarios pesimistas y optimistas, proporcionando un rango de resultados probable dentro del cual caerá el valor futuro de la variable.

El análisis de los resultados permite a la organización anticipar diferentes escenarios y ajustar sus decisiones operativas de acuerdo con las fluctuaciones y riesgos que puedan surgir.

4.1.12 Paso 12: Evaluación del lucro cesante

1. **Recopilación de Datos:** Los datos que se requieren son:

- ✓ Demanda real: Cantidad de productos solicitada por los clientes en cada período.
 - ✓ Inventario disponible real: El número de unidades de inventario que la empresa tenía disponible en cada período.
 - ✓ Costo unitario: El precio de venta por unidad de producto, necesario para calcular el impacto financiero del lucro cesante.
2. Comparación entre la demanda real y el inventario disponible: La demanda real se compara con el inventario disponible real para cada referencia y mes. Si la demanda supera al inventario, la empresa no puede cubrir todas las solicitudes de sus clientes, lo que resulta en ventas perdidas.
 3. Cálculo de ventas perdidas: Las ventas pérdidas son la diferencia entre la demanda real y el inventario disponible. La fórmula utilizada es:

$$\text{Ventas perdidas} = \text{Demanda real} - \text{Inventario disponible}$$

Si el inventario disponible es mayor o igual a la demanda real, las ventas perdidas serán cero.

4. Cálculo del lucro cesante: El lucro cesante se calcula multiplicando las ventas perdidas por el costo unitario de cada referencia:

$$\text{Lucro cesante} = \text{Ventas perdidas} \times \text{Costo unitario}$$

Este valor muestra la cantidad de dinero que la empresa perdió al no poder vender esas unidades debido a la falta de inventario.

5. Aplicación de la metodología (ABC+MC)

En primer lugar, es crucial identificar el tipo de inventario de la empresa en estudio. Aunque la categorización ABC es flexible y aplicable a diversos tipos de inventarios, esta delimitación inicial permite estructurar los datos de manera efectiva. En casos donde los inventarios son reducidos,

puede ser más viable emplear métodos más simples que no requieran la rigurosidad de la categorización ABC. Sin embargo, una vez establecido un sistema de registro adecuado, como el análisis de la demanda, es posible aplicar la estrategia ABC para categorizar los productos según su importancia relativa. Para optimizar esta clasificación, la combinación de un modelo estadístico de series temporales con la simulación de Montecarlo, permite generar proyecciones futuras bajo condiciones de incertidumbre. Esta metodología puede aplicarse a diversas situaciones en las que es necesario predecir el comportamiento de variables clave en sistemas dinámicos (como ventas, inventarios, demanda, etc.). El método de simulación de Montecarlo puede integrarse en la fase de análisis, permitiendo modelar diferentes escenarios de demanda y variabilidad en los inventarios. Esta simulación no solo aporta un enfoque probabilístico, sino que también ayuda a evaluar riesgos y a mejorar la precisión en la toma de decisiones de gestión de inventarios ajustando las estrategias a las dinámicas reales del mercado.

En esta instancia se procede con el análisis de datos proporcionados por una empresa que se desempeña en el área de mantenimiento de equipos de baja, media y alta potencia en la generación de energía, sistemas de transporte y bombeo en el área del Oil&Gas. Adicionalmente también se enfoca en la venta de productos como distribuidor mayor. Esta empresa cuenta con un tipo de inventario muy grande, por tal razón se toma la decisión de analizar y aplicar el desarrollo metodológico para una muestra de los productos que maneja. Se centrará este estudio en el análisis de la muestra seleccionada que corresponde a filtros ya que son artículos sumamente necesarios en el funcionamiento y operación de los diferentes equipos. A continuación, se describen los pasos del proceso:

Como punto de partida se tiene un registro de datos de ventas durante el año 2022 con el propósito de poder llevar a cabo todo el proceso de categorización y proyección de ventas para los

tres primeros meses del año 2023 (enero, febrero, marzo) y poder hacer una comparación de lo que se proyecta con la metodología ABC+MC vs datos reales de demanda para dichos meses.

5.1 Estudio de caso de la metodología (ABC+MC)

5.1.1 Paso 1: Recopilación de datos históricos

Recopilación de los datos históricos relacionados con las entradas y salidas de inventario durante el año 2022, correspondientes a un listado de ventas de productos durante el año. Este conjunto de datos incluye la información de ventas mensuales y los movimientos de productos en el almacén. La recolección y el análisis de estos datos se hace importante ya que por medio de estos se logrará tener un listado base de los productos existentes en el almacén.

A continuación, se presenta una muestra de los datos demandados por la empresa para el año 2022, en el cual se tienen variables tales como la cantidad demandada y costo de cada producto. Para observar los datos completos se debe ir a la carpeta de anexos.

Tabla 2

Muestra de demanda de filtros durante el año 2022

FECHA	REFERENCIA	DESCRIPCIÓN	GRUPO	CANTIDAD	VALOR UNITARIO	TOTALDEV	DEMANDA REAL
01/01/2022	AF001	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 510.000,00	0	1
01/01/2022	AF002	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 1.110.000,00	0	1
01/01/2022	AF003	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 160.000,00	0	1
01/01/2022	AF004	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 240.000,00	0	1
01/01/2022	AF004	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 240.000,00	0	1
01/01/2022	AF005	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 160.000,00	0	1
01/01/2022	AF005	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 160.000,00	0	1
01/01/2022	AF006	FILTRO AIRE	Filtros	1	\$ 110.000,00	0	1
01/01/2022	FF001	FILTRO COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1
01/01/2022	FF001	FILTRO COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1

01/01/2022	FF001	FILTRO COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1
01/01/2022	FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	2	\$ 60.000,00	0	2
01/01/2022	FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	2	\$ 60.000,00	0	2
01/01/2022	FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 60.000,00	0	1
01/01/2022	FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 60.000,00	0	1
01/01/2022	FS002	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 90.000,00	0	1
01/01/2022	FS003	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1
01/01/2022	FS003	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1
01/01/2022	FS003	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 30.000,00	0	1
01/01/2022	FS004	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 20.000,00	0	1
01/01/2022	FS004	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	Filtros	1	\$ 20.000,00	0	1

Nota: *Esta tabla muestra los datos de la demanda de filtros durante el año 2022, para observar los datos completos dirigirse a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.2 Pasos 2: Unificación de datos, establecimiento de artículos en el inventario

Primero, se define un periodo de ventas de un año. A partir de esto, se consolidan las ventas anuales para cada referencia, lo que permite simplificar la visualización de los datos, dejando un único valor de ventas por año. Este enfoque facilita obtener una visión más clara de la consistencia en las ventas y la disponibilidad del producto en el inventario, a continuación, en la tabla 3 se

presenta las ventas anuales de la muestra de productos seleccionada en la cual se evidencian las respectivas referencias, datos de demanda real y costo unitario.

Tabla 3

Unificación de ventas para el año 2022, muestras de referencias existentes en el inventario

FECHA	REFERENCIA	DESCRIPCIÓN	VALOR UNITARIO	TOTALDEV	DEMANDA REAL
año 2022	AF001	FILTRO AIRE	\$ 510.000,00	0	66
año 2022	AH002	FILTRO AIRE	\$ 1.440.000,00	0	2
año 2022	AS002	FILTRO AIRE	\$ 730.000,00	0	2
año 2022	CC002	REFRIGERANTE	\$ 5.000.000,00	0	38
año 2022	CH001	FILTRO CENTRIFUGO	\$ 3.220.000,00	1	2
año 2022	CS001	ELEMENTO FILTRO CENTRIFUGO	\$ 250.000,00	1	4
año 2022	CV001	FILTRO CARTER	\$ 1.940.000,00	2	8
año 2022	FF001	FILTRO COMBUSTIBLE	\$ 30.000,00	75	432
año 2022	FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	\$ 60.000,00	8512	20354
año 2022	HF001	FILTRO HIDRAULICO	\$ 200.000,00	0	14
año 2022	LF005	FILTRO ACEITE	\$ 90.000,00	90	1309
año 2022	RF002	REPUESTO	\$ 290.000,00	0	13
año 2022	SP001	REPUESTO	\$ 350.000,00	0	2
año 2022	ST001	FILTRO HIDRAULICO	\$ 420.000,00	0	2
año 2022	WF002	FILTRO AGUA	\$ 20.000,00	8	378

Nota: *En la presente tabla se evidencia la muestra de demanda unificada por cada referencia de filtros, este proceso se llevó a si con todos los tipos de filtros, para observar los datos completos dirigirse a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.3 Paso 3: Definición de criterios de evaluación para establecer la estrategia ABC.

En primera medida se identifica para la empresa cuales son los criterios más importantes en la gestión de su inventario. Para este caso se han identificado tres criterios importantes para la aplicación de la estrategia y categorización de los artículos del inventario: **volumen de ventas, rotación y costo**. Estos factores son clave para comprender la importancia de los productos dentro

del almacén y serán utilizados como herramienta central en el caso de estudio. El volumen de ventas permitirá identificar los productos con mayores ventas, la rotación ayudará a determinar la frecuencia con la que los productos se venden y reponen, y el costo servirá para evaluar la importancia financiera de cada producto dentro de la empresa. Al tener en cuenta estos criterios, se podrá realizar una categorización más precisa y eficiente del inventario, optimizando su gestión y priorizando los recursos en función de la relevancia de cada producto para la empresa.

Criterio por volumen de ventas

Este indicador mide cual fue la cantidad de productos vendidos durante el año, en este apartado se procedió organizando la demanda real o unidades vendidas de cada artículo de mayor a menor, se procede con el porcentaje de participación de cada articulo a nivel de todos las referencias de la muestra del inventario, seguidamente se hace el cálculo del porcentaje acumulado, que es la suma de los porcentajes individuales, por último se procede con la aplicación de la categorización basados en el principio de Pareto, todo este proceso se llevó a cabo usando la herramienta de Excel.

A continuación, en la tabla 4 se presenta una muestra del proceso desarrollado por el criterio de volumen de ventas que se observa como demanda real.

Tabla 4

Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de volumen de venta.

REFERENCIA	DESCRIPCION	DEMANDA REAL	%	% ACUMULADO	CATEGORIA
AF005	FILTRO AIRE	798	0,81683%	76,44096%	A
AF059	FILTRO AIRE	118	0,12078%	91,59527%	B
AF019	FILTRO AIRE	85	0,08701%	93,91269%	B

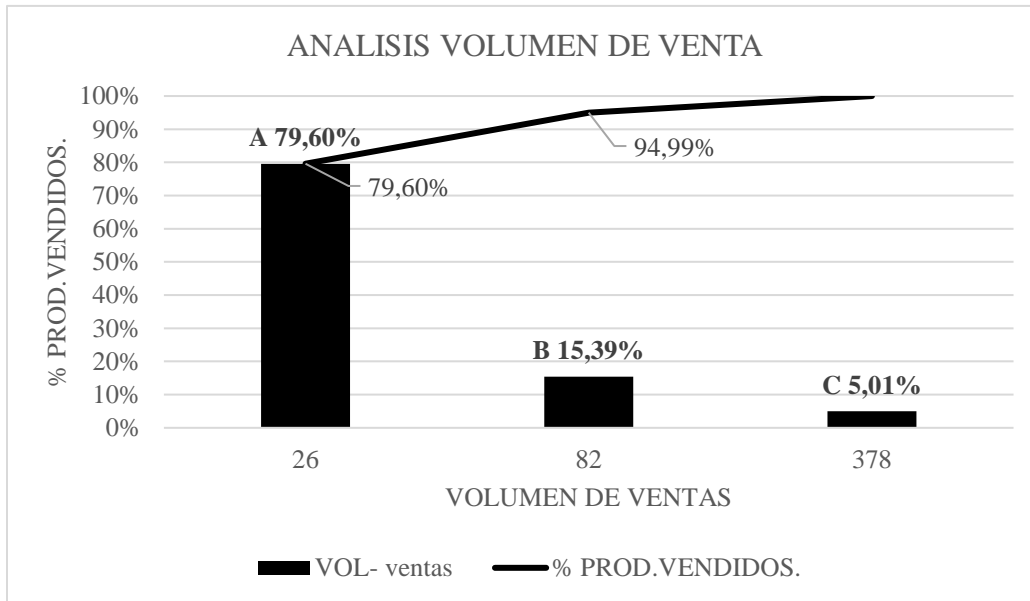
AF024	FILTRO AIRE	49	0,05016%	96,11853%	C
AF014	FILTRO AIRE	37	0,03787%	96,92308%	C
AF043	FILTRO AIRE	23	0,02354%	98,02037%	C
AF031	FILTRO AIRE	18	0,01842%	98,34587%	C
AF066	FILTRO AIRE	10	0,01024%	99,15246%	C
AF037	FILTRO AIRE	8	0,00819%	99,31317%	C
AF096	FILTRO AIRE	6	0,00614%	99,57111%	C
AF055	FILTRO AIRE	4	0,00409%	99,73898%	C
AF098	FILTRO AIRE	4	0,00409%	99,74717%	C

Nota: *En la tabla 4 se evidencia la muestra de la categorización por volumen de ventas, para mayor información diríjase a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

A continuación, en la figura 1 se presenta la clasificación ABC del inventario de la empresa basada en el volumen de ventas. Los productos de la categoría A que constituyen el 79,60% del total de las ventas, están representados por solo 26 referencias. La categoría B incluye 82 productos que contribuyen con el 15,39% de las ventas, mientras que la categoría C abarca la mayor cantidad de referencias 378, pero solo representan el 5,01% del volumen total de ventas. Esta distribución refleja la concentración de las ventas en un pequeño grupo de productos clave.

Figura 1

Diagrama de Pareto resumen por el criterio de volumen de ventas



Nota: Se presenta en el diagrama de Pareto anterior (figura 1) un resumen de las referencias clasificadas en cada una de las categorías según el criterio de volumen de ventas, con su respectivo porcentaje de los productos vendidos durante el año 2022. Fuente: Elaboración propia (2024).

Criterio por rotación

Este indicador mide la frecuencia con la que el inventario se vende y se repone en un periodo determinado. Ayuda a identificar la eficiencia de la gestión de inventarios. Un índice de rotación alto indica que los productos no permanecen mucho tiempo en el inventario, lo que es positivo para los productos de la categoría A. Durante el proceso se tuvo en cuenta un recuento de las veces que se vendió cada referencia durante el año 2022, seguido se calcula el porcentaje individual que ocupa cada referencia con respecto al total, por último, se calcula el porcentaje

acumulado y se procede con la categorización bajo los porcentajes ya establecidos con la estrategia ABC.

A continuación, se presenta una muestra del proceso desarrollado por el criterio de rotación que se observa como demanda real en la columna de recuento, obsérvese la tabla 5, la evidencia de cuantas veces fue vendido durante el año el artículo según su referencia.

Tabla 5

Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de rotación.

REFERENCIAS	RECuento	%	% ACUMULADO	CATEGORIA
AF004	671	2,68906%	58,40180%	A
AF038	122	0,48892%	80,15068%	B
AF024	30	0,12023%	91,10728%	B
AF059	28	0,11221%	91,44792%	B
AF011	21	0,08416%	92,86659%	B
AF031	17	0,06813%	94,08488%	B
AH004	16	0,06412%	94,21713%	B
AH018	4	0,01603%	98,19661%	C
AF017	3	0,01202%	98,68152%	C
AF052	3	0,01202%	98,69354%	C
AF126	2	0,00802%	99,20651%	C
AF120	1	0,00401%	99,67940%	C
AF045	1	0,00401%	99,78760%	C
AF066	1	0,00401%	99,91584%	C
AH011	1	0,00401%	99,98397%	C

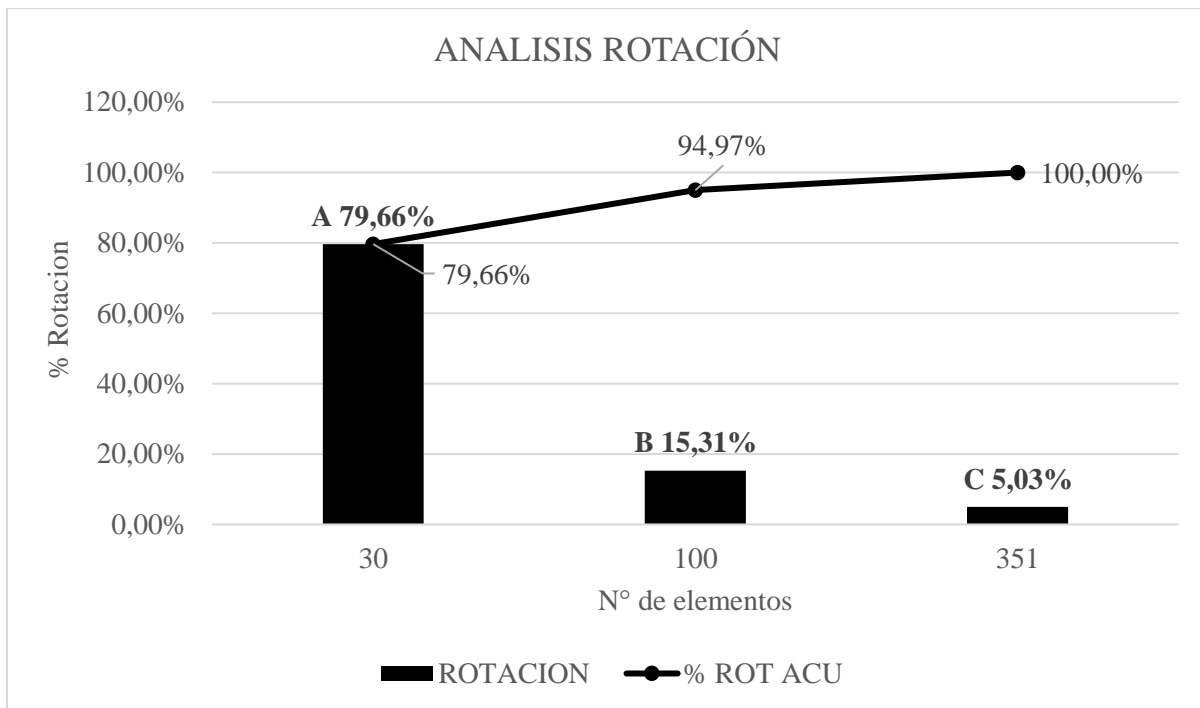
Nota. *En la presente tabla se evidencia la muestra de la categorización por rotación, para más información diríjase a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

A continuación, en la figura 2 se presenta el gráfico que muestra la clasificación ABC del inventario según el criterio de rotación. Los productos de la categoría A representan el 79,66% de la rotación total y comprenden 30 elementos, lo que indica su alta frecuencia de uso. La categoría B incluye 100 productos, que contribuyen con el 15,31% de la rotación, mientras que la categoría C agrupa la mayor cantidad de referencias (351 productos), pero solo alcanzan el 5,03% de la

rotación. Esta distribución refleja que la mayor parte del movimiento de inventario está concentrado en un pequeño número de productos.

Figura 2

Diagrama de Pareto resumen por el criterio de rotación



Nota: Se presenta en el diagrama de Pareto anterior un resumen de las referencias clasificadas en cada una de las categorías según el criterio de rotación, con su respectivo porcentaje de los productos vendidos durante el año 2022. Fuente: Elaboración propia (2024).

Criterio por costo

Este indicador mide cual fue el valor total de productos vendidos durante el año, se procedió organizando unidades vendidas según el costo de cada artículo ordenando de mayor a menor. Se procede con el cálculo del porcentaje de participación de cada artículo en relación con el costo total de los productos, seguidamente se hace el cálculo del porcentaje acumulado, que es

la suma de los porcentajes individuales, por último, se procede con la aplicación de la categorización basados en el principio de Pareto.

A continuación, en la tabla 6 se presenta una muestra del proceso desarrollado por el criterio de costo que se observa en la columna de costo total.

Tabla 6

Aplicación de la estrategia ABC por el criterio de costo (costo total).

REFERENCIA	DESCRIPCION	DEMANDA REAL	VALOR UNITARIO	COSTO TOTAL	%	% ACUMULADO	CATEGORIA
AF018	FILTRO AIRE	70	880000	61600000	0,63028%	71,47627%	A
FF016	FILTRO COMBUSTIBLE	170	360000	61200000	0,62619%	72,73028%	A
AF038	FILTRO AIRE	408	140000	57120000	0,58444%	73,31472%	A
AF001	FILTRO AIRE	66	510000	33660000	0,34440%	79,60831%	A
AF028	FILTRO AIRE	49	520000	25480000	0,26071%	83,26751%	B
AF056	FILTRO AIRE	49	490000	24010000	0,24567%	83,76171%	B
AF006	FILTRO AIRE	176	110000	19360000	0,19809%	86,43732%	B
FF002	FILTRO COMBUSTIBLE	31	430000	13330000	0,13639%	89,54166%	B
AF012	FILTRO AIRE	49	190000	9310000	0,09526%	92,11884%	B
AF042	FILTRO AIRE	59	130000	7670000	0,07848%	93,53728%	B
AF033	FILTRO AIRE	37	190000	7030000	0,07193%	93,83472%	B
AF023	FILTRO AIRE	7	780000	5460000	0,05587%	95,12649%	C
AF116	FILTRO AIRE	7	640000	4480000	0,04584%	95,93818%	C
AF049	FILTRO AIRE	14	140000	1960000	0,02005%	98,36598%	C
FF021	FILTRO COMBUSTIBLE	14	100000	1400000	0,01432%	98,86437%	C

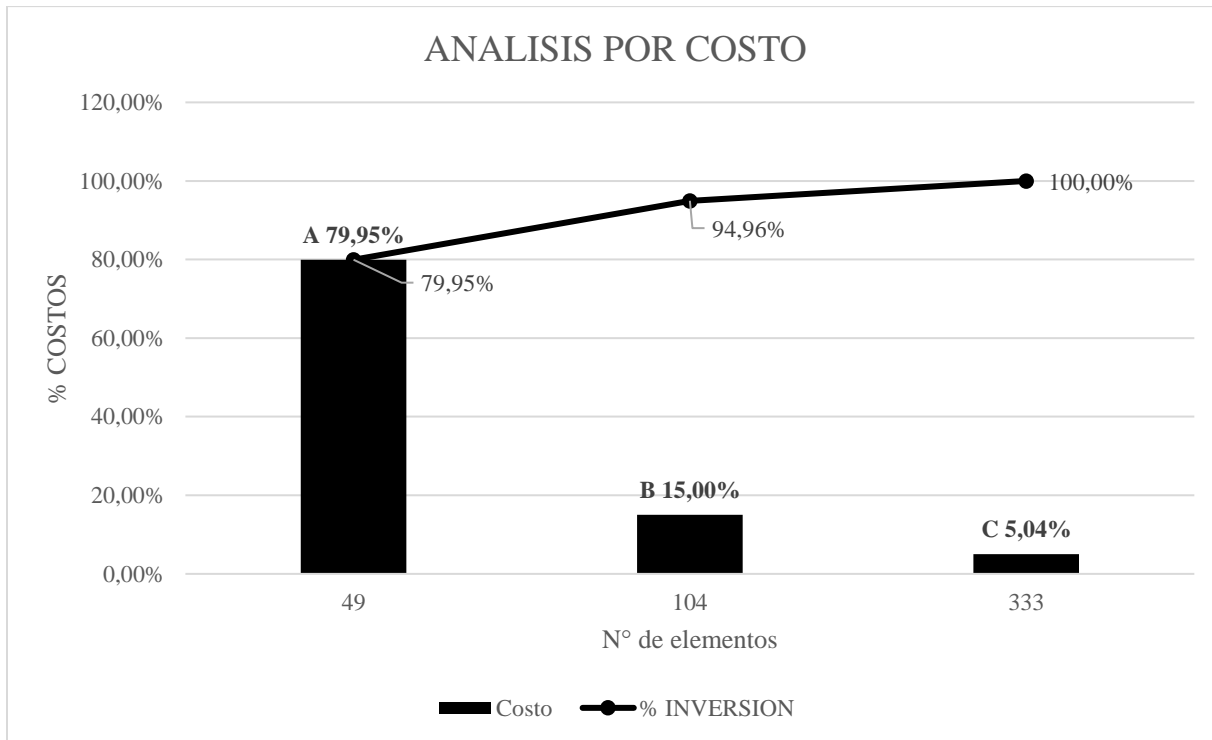
Nota. *En la presente tabla se evidencia la muestra de la categorización por costo, para mayor información diríjase a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

A continuación, en la figura 3 el gráfico muestra la clasificación ABC del inventario basado en el criterio de costos. Los productos de la categoría A representan el 79,95% de los costos totales, a pesar de que solo comprenden 49 elementos, lo que indica una alta concentración del gasto en un número reducido de productos. La categoría B abarca 104 productos, que suman el 15% de los costos, mientras que la categoría C incluye 333 productos que solo representan el 5,04% del costo

total. Esta clasificación refleja que los productos más costosos están concentrados en una pequeña parte del inventario.

Figura 3

Diagrama de Pareto resumen por el criterio de costo.



Nota: Se presenta en el diagrama de Pareto anterior un resumen de las referencias clasificadas en cada una de las categorías según el criterio de rotación, con su respectivo porcentaje de los productos vendidos durante el año 2022. Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.4 Paso 4: Datos consolidados y nuevo listado base

Tras la clasificación inicial por cada uno de los criterios se procede comparando las referencias categorizadas en A, con el fin de centrar esfuerzos en los productos más importantes, para este caso se comparan y se identifican los productos que se repiten en el análisis por cada uno

de los criterios, se procede con la unificación de los datos en la categoría A y se crea un listado base de los productos más importantes.

Tabla 7

Comparación de las referencias categorizadas en A por cada uno de los criterios analizados.

ANALISIS- ROTACIÓN	ANALISIS-VOL. VENTAS	ANALISIS-COSTO
REFERENCIA	REFERENCIA	REFERENCIA
AF004	AF004	AF001
AF005	AF005	AF002
AF009	AF009	AF003
AF013	CC001	AF004
CC001	FF003	AF005
FF001	FF008	AF009
FF003	FS001	AF013
FF017	FS002	AF016
FF044	FS003	AF018
FS001	FS004	AF025
FS002	FS005	AF034
FS003	FS006	AF038
FS004	FS010	AF041
FS005	FS011	AF046
FS006	FS014	AF059
FS007	FS023	AF068
FS009	LF001	AF090
FS010	LF002	AF113
FS011	LF003	AH008
FS014	LF005	CC001
FS023	LF007	CC002
LF001	LF008	CC004
LF002	LF010	FF003
LF003	LF025	FF008
LF004	LF041	FF016
LF005	WF004	FF018
LF007		FH001
LF008		FH002
LF025		FS001
WF002		FS002
		FS003
		FS004

FS005
 FS006
 FS010
 FS014
 FS023
 FS034
 HF003
 LF001
 LF002
 LF005
 LF007
 LF008
 LF010
 LF025
 LF041
 LF071
 WF004

Nota: En la anterior tabla se presentan las referencias categorizadas en A, para ser comparadas.

Fuente: Elaboración propia (2024).

A continuación, se presenta el listado de las referencias unificados en la categoría A, estos vendrían siendo los productos más importantes para la empresa, por tal razón se procede con el análisis de estos para poder implementar nuevamente la categorización bajo la estrategia ABC.

Tabla 8

Listado unificado de las referencias más importantes para recategorización por medio de la estrategia ABC.

REFERENCIA	DESCRIPCION	DEMANDA REAL	VALOR UNITARIO	COSTO TOTAL
AF001	FILTRO AIRE	66	510000	33660000
AF002	FILTRO AIRE	83	1110000	92130000
AF003	FILTRO AIRE	215	160000	34400000
AF004	FILTRO AIRE	863	240000	207120000
AF005	FILTRO AIRE	798	160000	127680000
AF009	FILTRO AIRE	953	150000	142950000
AF013	FILTRO AIRE	389	360000	140040000
AF016	FILTRO AIRE	184	430000	79120000

AF018	FILTRO AIRE	70	880000	61600000
AF025	FILTRO AIRE	175	420000	73500000
AF034	FILTRO AIRE	34	1420000	48280000
AF038	FILTRO AIRE	408	140000	57120000
AF041	FILTRO AIRE	77	500000	38500000
AF046	FILTRO AIRE	32	1210000	38720000
AF059	FILTRO AIRE	118	520000	61360000
AF068	FILTRO AIRE	72	520000	37440000
AF090	FILTRO AIRE	76	480000	36480000
AF113	FILTRO AIRE	488	100000	48800000
AH008	FILTRO AIRE	448	810000	362880000
CC001	REFRIGERANTE	1973	110000	217030000
CC002	REFRIGERANTE	38	5000000	190000000
CC004	REFRIGERANTE	331	510000	168810000
FF003	FILTRO COMBUSTIBLE	562	60000	33720000
FF008	FILTRO COMBUSTIBLE	933	90000	83970000
FF016	FILTRO COMBUSTIBLE	170	360000	61200000
FF018	FILTRO COMBUSTIBLE	93	380000	35340000
FH001	SISTEMA FILTRACION SEPARADOR	105	1750000	183750000
FH002	SISTEMA FILTRACION SEPARADOR	11	13650000	150150000
FS001	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	20354	60000	1221240000
FS002	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	1958	90000	176220000
FS003	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	1118	30000	33540000
FS004	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	2484	20000	49680000
FS005	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	2160	30000	64800000
FS006	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	6066	30000	181980000
FS010	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	16128	50000	806400000
FS014	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	5144	130000	668720000
FS023	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	739	60000	44340000
FS034	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	97	440000	42680000
HF003	FILTRO HIDRAULICO	77	830000	63910000
LF001	FILTRO ACEITE	1294	240000	310560000
LF002	FILTRO ACEITE	1525	70000	106750000
LF005	FILTRO ACEITE	1309	90000	117810000
LF007	FILTRO ACEITE	3188	120000	382560000
LF008	FILTRO ACEITE	1356	70000	94920000
LF010	FILTRO ACEITE	678	70000	47460000
LF025	FILTRO ACEITE	2060	50000	103000000

LF041	FILTRO ACEITE	1499	190000	284810000
LF071	FILTRO ACEITE	240	190000	45600000
WF004	FILTRO AGUA	1516	80000	121280000
FS011	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	510	30000	15300000
LF003	FILTRO ACEITE	596	30000	17880000
FF001	FILTRO COMBUSTIBLE	432	30000	12960000
FF017	FILTRO COMBUSTIBLE	332	40000	13280000
FF044	FILTRO COMBUSTIBLE	457	50000	22850000
FS007	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	186	180000	33480000
FS009	FILTRO SEPARADOR DE AGUA DEL COMBUSTIBLE	476	40000	19040000
LF004	FILTRO ACEITE	202	50000	10100000
WF002	FILTRO AGUA	378	20000	7560000

Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.5 Paso 5: Recategorización de artículos

Para las referencias identificadas dentro de la categoría A respecto al análisis por separado de cada uno de los criterios estudiados, se procederá con la recategorización de los productos. Aplicando una metodología que combina los tres criterios clave: **volumen de ventas, costo y rotación**. Inicialmente cada producto fue clasificado de acuerdo con su rendimiento en cada uno de estos criterios. Posteriormente, se unificó el listado normalizando los datos y asignando una puntuación ponderada a cada criterio basada en su importancia relativa para la empresa. En este caso al criterio de volumen de ventas se le otorgó un peso del 40% mientras que a la rotación y al costo se les asignó un 30% respectivamente según criterio propio de la empresa. La ponderación se determinó considerando la influencia estratégica de cada criterio en la rentabilidad y eficiencia operativa. Una vez calculada la puntuación total para cada producto, se procedió a una nueva categorización bajo la estrategia ABC basado en el principio de Pareto donde se pueden observar las referencias más importantes.

Los datos se normalizaron mediante la siguiente fórmula:

$$X_{normalizado} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

- Donde:
- X es el valor original.
- X min es el valor mínimo del conjunto de datos.
- X Max es el valor máximo del conjunto de datos.

En la siguiente tabla se presentan los datos normalizados por medio del programa de Excel, la puntuación depende única y exclusivamente del nivel de importancia que estipule la empresa para cada criterio.

Tabla 9

Listado de artículos normalizados por cada criterio y puntuación según los criterios proporcionados.

REF	COSTO	VOL VENTAS	ROT.	COSTO NORMALIZADO	VOL VENTAS NORMALIZADO	ROT. NORMALIZADA	PUNTUA
FS001	60000	20354	5142	0,002934703	1	1	0,601173881
FS006	30000	6066	1170	0,000733676	0,297645382	0,227086982	0,157713179
LF007	120000	3188	854	0,007336757	0,156171656	0,16559642	0,099465126
FH001	1750000	105	58	0,126925899	0,004620754	0,010702471	0,055367327
AF034	1420000	34	13	0,1027146	0,00113061	0,001945904	0,042008794
AF018	880000	70	68	0,063096112	0,002900261	0,012648375	0,029903035
FF001	30000	432	342	0,000733676	0,020695079	0,065966141	0,026291836
HF003	830000	77	21	0,059427733	0,003244359	0,003502627	0,025795189
LF010	70000	678	84	0,003668379	0,032787691	0,015761821	0,016032205
FS011	30000	510	129	0,000733676	0,024529322	0,024518389	0,015007784
FS034	440000	97	18	0,03081438	0,004227498	0,002918856	0,014469658
WF002	20000	378	141	0	0,018040604	0,026853473	0,013468223
LF004	50000	202	136	0,002201027	0,009388979	0,025880522	0,011461261
AF003	160000	215	69	0,01027146	0,010028019	0,012842966	0,01096988
AF113	100000	488	5	0,005869406	0,023447869	0,000389181	0,009498877

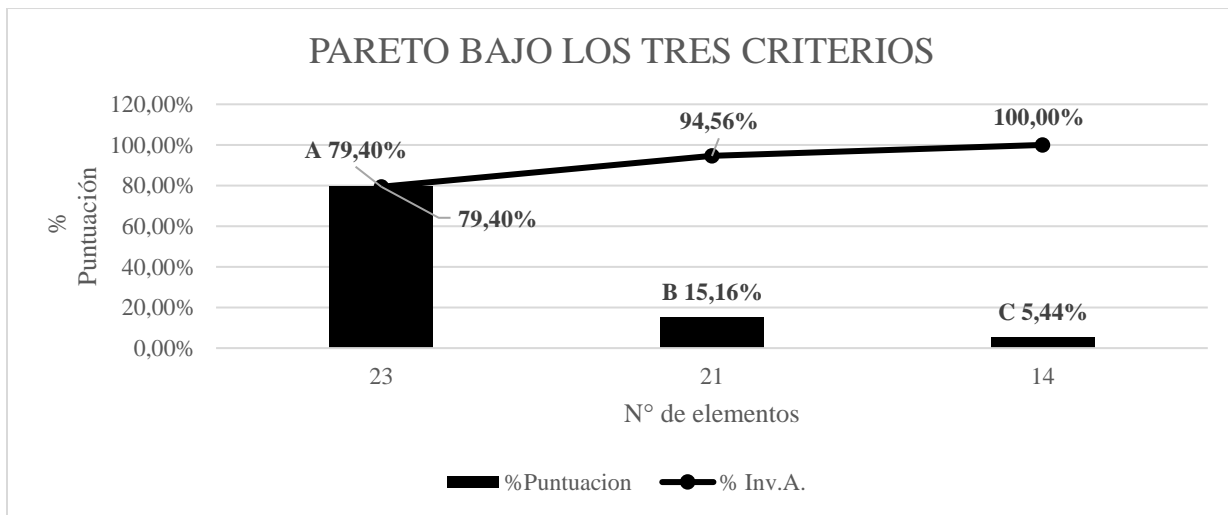
Nota. *En la tabla se evidencia la muestra de los datos normalizados y puntuados, para mayor información diríjase a la carpeta de anexos. Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.6 Paso 6: Análisis de datos bajo la estrategia ABC.

Posteriormente de la aplicación ABC se realiza un análisis de Pareto, se organizan los datos según su valor acumulado de mayor a menor, la categoría A incluye referencias que representan el 79.40 % del valor total, la categoría B el 15.16 % y la categoría C los que aportan el 5.44 % del total. Con los filtros clasificados, se crea un gráfico de Pareto que muestra visualmente la distribución de valor entre las categorías. Después se seleccionan los datos ordenados, se inserta un gráfico de columnas y se convierte una de las series de datos acumulativos en una línea para reflejar el porcentaje acumulado. El gráfico resultante (figura 4), ilustra los filtros con mayor importancia para la empresa bajo los tres criterios evaluados (23 en la categoría A) los cuales requieren el mayor consumo de los recursos de la empresa, mientras que los de la categoría B (21) y C (14) contribuyen de manera menor.

Figura 4

Diagrama de resumen según la puntuación dada bajo los criterios de volumen de ventas, rotación y costo.



Nota: Se presenta en el diagrama de Pareto anterior un resumen de las referencias clasificadas en

cada una de las categorías bajo la puntuación dada para cada uno de los criterios (Volumen de ventas, costo, rotación). Fuente: Elaboración propia (2024).

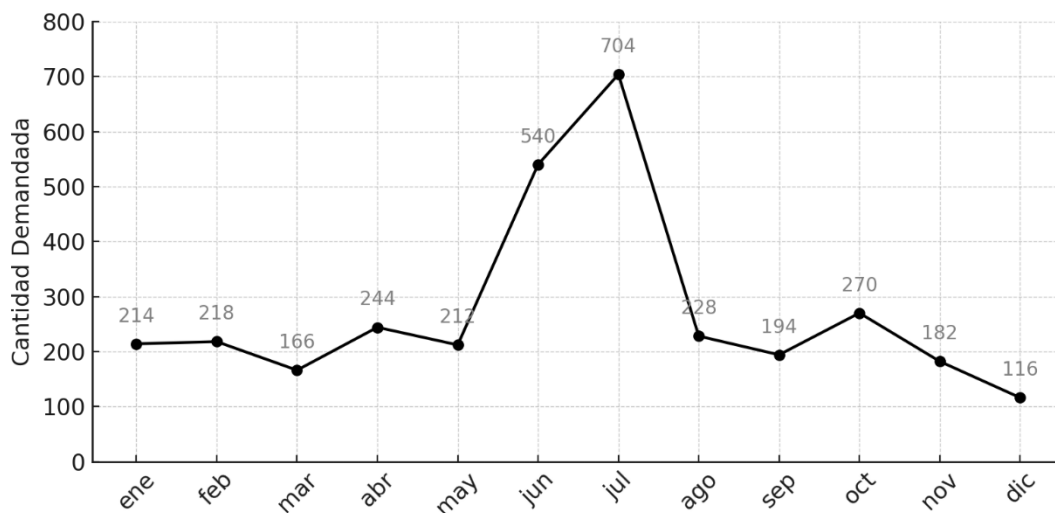
5.1.7 Paso 7: Recopilación y análisis de datos históricos para aplicación de ARMA y Montecarlo

Para este paso el proceso fue recopilar los datos históricos relacionados con las entradas y salidas de inventario durante el año 2022. Este conjunto de datos incluía la información de ventas mensuales y los movimientos de productos en el almacén. La recolección y el análisis de estos datos eran importantes, ya que formaban la base para la proyección futura.

Estos datos permitieron identificar patrones y tendencias históricas, como fluctuaciones estacionales o picos en la demanda. Al identificar estos comportamientos, fue posible observar cómo han variado las entradas y salidas a lo largo del año, lo que permitió definir la estructura temporal de los datos. Por ejemplo, se detectaron meses con una mayor actividad debido a estacionalidad o factores externos que afectaron la demanda. A continuación, se presenta en la figura 5, 6 y 7 el comportamiento de la cantidad demanda de 3 referencias:

Figura 5

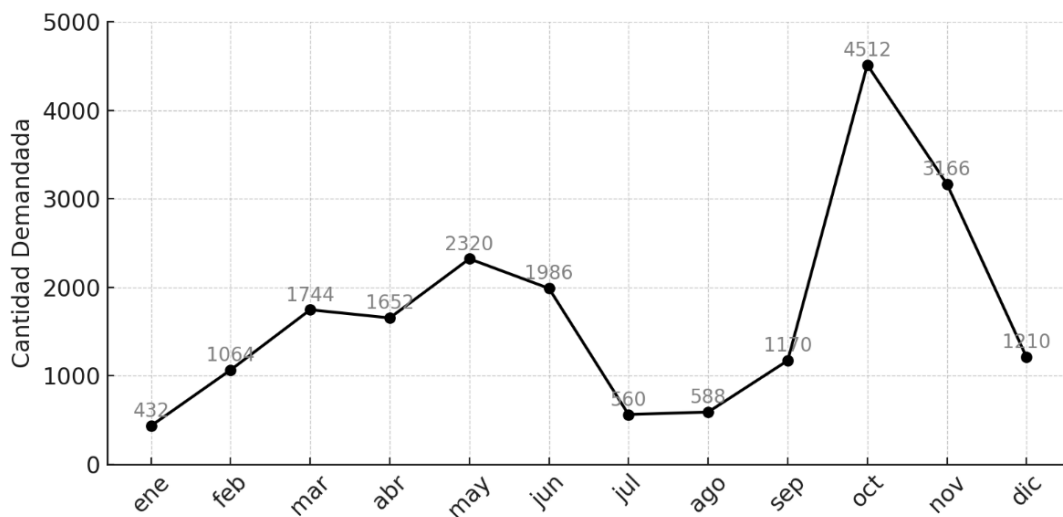
Comportamiento de la demanda para la referencia LF007



Nota: La gráfica muestra un comportamiento de demanda fluctuante, con un pico máximo en julio (704 unidades) y un mínimo en diciembre (116 unidades). El patrón general sugiere estacionalidad, con aumentos notables a mediados del año y caídas hacia el final. Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 6

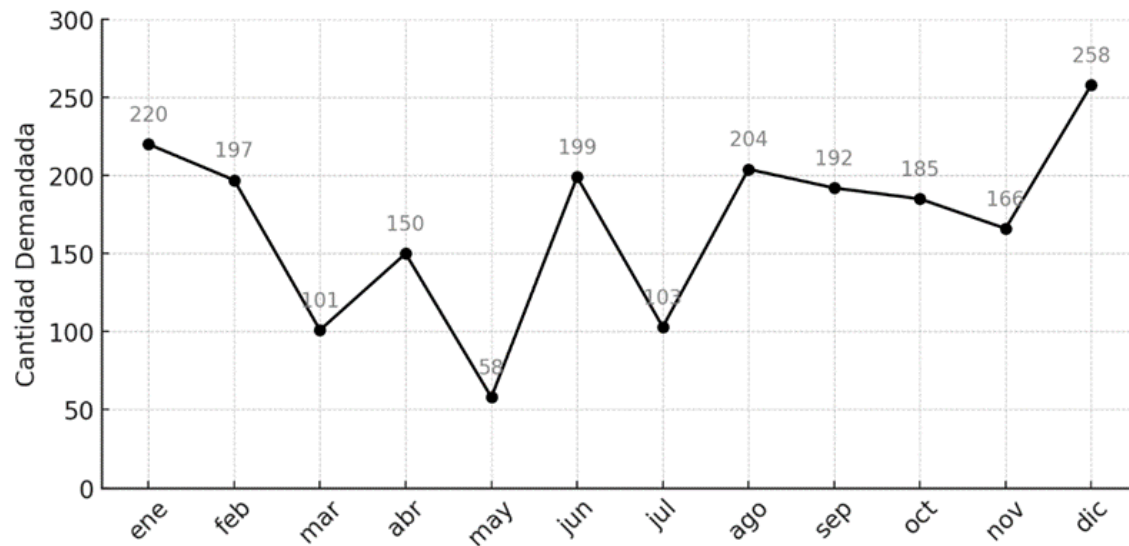
Comportamiento de la demanda para la referencia FS001



Nota: La gráfica muestra un comportamiento de demanda con un pico máximo en octubre (4312 unidades) y un mínimo en enero (492 unidades). La demanda se incrementa gradualmente hasta mayo, baja levemente en agosto y luego se dispara en septiembre y octubre seguido de una fuerte caída en noviembre y diciembre. Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 7

Comportamiento de la demanda para la referencia CC001



Nota: La gráfica muestra un comportamiento de demanda con un pico en diciembre (258 unidades) y un mínimo en mayo (58 unidades). La demanda es fluctuante durante todo el año, con aumentos en enero, junio y agosto también se ven descensos más marcados en los meses de abril y mayo.

Fuente: Elaboración propia (2024).

Este paso también incluyó el cálculo de estadísticas descriptivas (como la media, la desviación estándar y la varianza) para los diferentes períodos del año. Estas medidas proporcionaron una idea preliminar sobre el comportamiento del inventario y permitieron observar la variabilidad de las entradas y salidas a lo largo del año. A continuación, en la tabla 10 se encuentra la cantidad demandada teniendo en cuenta 8 referencias de la categorización realizada anteriormente por el método ABC:

Tabla 10*Cantidad demandada de 8 referencias importantes de la empresa*

REFERENCIA	FS001	FF003	LF008	CC001	LF007	FS010	AF005	AF004
ENERO	432	45	89	220	214	1546	74	96
FEBRERO	1064	54	300	137	218	1970	79	68
MARZO	1744	58	89	101	166	750	95	124
ABRIL	1652	11	65	150	244	1102	128	98
MAYO	2320	55	122	58	172	302	52	42
JUNIO	1986	20	75	199	540	56	28	7
JULIO	560	49	39	103	704	1422	11	0
AGOSTO	588	66	50	204	228	878	17	18
SEPTIEMBRE	1120	19	153	192	134	2120	27	84
OCTUBRE	4512	56	78	185	270	658	96	164
NOVIEMBRE	3166	94	113	166	182	2240	110	95
DICIEMBRE	1210	35	183	258	116	3084	81	67

Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.8 Paso 8: Selección del modelo de series temporales

Una vez recolectados los datos históricos, el siguiente paso fue modelar la serie temporal utilizando el modelo ARMA (Autoregressive Moving Average).

El objetivo de este modelo fue ajustar los parámetros autorregresivos (ϕ) y de media móvil (θ) para describir las relaciones dentro de los datos históricos y generar proyecciones iniciales para los primeros meses de 2023.

Ajuste del modelo ARMA en Excel:

Para realizar el ajuste, se utilizó la función Solver de Excel, un complemento que permite optimizar ecuaciones y ajustar parámetros, minimizando el error cuadrático medio entre los valores reales y los valores proyectados.

Componentes del modelo según Makridakis & Hibon (1997):

Componente AR (Autorregresivo de orden 1): Esto significa que el valor actual de la serie está determinado, en parte, por el valor inmediatamente anterior de la serie. El parámetro

ϕ_i mide la fuerza de esta dependencia. Si ϕ_i es cercano a 1, indica una fuerte relación con el valor anterior.

Componente MA (Promedio Móvil de orden 1): Este componente ajusta el valor actual en función de los errores (residuales) de las predicciones pasadas. El parámetro θ_j controla la influencia que tiene el error en el período anterior sobre el valor actual de la serie.

El ARMA (1,1) se utilizó para predecir la demanda futura de cada referencia, basándose en los datos históricos de ventas. El modelo ajusta las proyecciones considerando tanto los valores previos de la serie como los errores de predicción anteriores. La proyección de demanda resultante fue luego ajustada con la simulación de Montecarlo para generar múltiples escenarios y considerar la incertidumbre inherente a las predicciones.

1. **Cálculo manual de las componentes AR y MA:** Se puede aplicar el modelo ARMA usando las relaciones entre los datos pasados y los errores residuales previos. Las fórmulas de regresión se aplican usando funciones de Excel como =DESVEST.M() para estimar la desviación estándar y =MEDIA () para la media.
2. **Ajuste del modelo:** Usando Solver, se minimizan los errores residuales para obtener los coeficientes ϕ y θ óptimos.

A continuación, se presenta en la tabla 11 la aplicación del modelo ARMA en las 8 referencias de la categoría A obtenida por el método ABC:

Tabla 11

Proyección a través del modelo ARMA en 8 referencias de la categoría A.

REFERENCIA	AF004	MODELO (AF004)	AF005	MODELO (AF005)	FS010	MODELO (FS010)	LF007	MODELO (LF007)
ENERO	96		74		1546		214	
FEBRERO	68	44	79	69	1970	1460	218	273
MARZO	124	104	95	74	750	815	166	141

ABRIL	98	95	128	84	1102	846	244	313
MAYO	42	51	52	106	302	520	172	118
JUNIO	7	19	28	40	56	737	540	386
JULIO	0	9	11	46	1422	1453	704	777
AGOSTO	18	17	17	31	878	1409	228	297
SEPTIEMBRE	84	43	27	42	2120	1918	134	112
OCTUBRE	164	147	96	45	658	1588	270	292
NOVIEMBRE	95	87	110	96	2240	2529	182	242
DICIEMBRE	67	64	81	88	3084	2704	116	115

Cont. tabla 11

REFERENCIA	CC001	MODELO (CC001)	FS001	MODELO (FS001)	FF003	MODELO (FF003)	LF008	MODELO (LF008)
ENERO	220		432		45		89	
FEBRERO	137	136	1064	1654	54	47	300	127
MARZO	101	168	1744	1405	58	38	89	37
ABRIL	150	169	1652	1895	11	13	65	34
MAYO	58	159	2320	1608	55	42	122	47
JUNIO	199	179	1986	2109	20	26	75	27
JULIO	103	148	560	1686	49	52	39	26
AGOSTO	204	172	588	1117	66	55	50	53
SEPTIEMBRE	192	148	1120	1407	19	34	153	92
OCTUBRE	185	155	4512	1555	56	70	78	85
NOVIEMBRE	166	155	3166	3324	94	80	113	130
DICIEMBRE	258	159	1210	1738	35	36	183	184

Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.9 Paso 9: Cálculo de errores residuales y análisis de incertidumbre

Una vez obtenidas las proyecciones base para los meses de enero, febrero y marzo de 2023 utilizando el modelo ARMA, el siguiente paso fue calcular los errores residuales. Estos errores se definen como la diferencia entre las proyecciones realizadas por el modelo y los valores reales observados en el pasado.

Fórmula de los errores residuales:

$$e_t = X_t - \hat{X}_t$$

Donde:

e_t es el error residual en el tiempo t .

X_t es el valor real observado.

\hat{X}_t es el valor proyectado por el modelo ARMA.

El objetivo de calcular los errores residuales fue capturar la incertidumbre y variabilidad que el modelo ARMA no logró representar completamente. Posteriormente, estos errores residuales fueron utilizados para generar una distribución probabilística que representara la variabilidad esperada en las proyecciones. En la figura 9 (ir abajo al histograma), se muestra el histograma del error residual, el cual muestra la distribución de los errores residuales en enero de 2023, con la mayoría concentrada cerca de cero y disminuyendo hacia los extremos, formando una curva que sugiere una distribución normal. Para normalizar esta curva, los errores se podrían estandarizar utilizando la media y la desviación estándar, ajustando la distribución a una escala común donde la media sea 0 y la desviación estándar sea 1. Esto facilitaría la comparación de los errores en distintos contextos.

Se asumió que los errores residuales seguían una distribución normal con media 0 y una desviación estándar calculada a partir de los errores observados. Esta distribución sería importante en los pasos siguientes para generar los errores (e_t) aleatorios en la simulación de Montecarlo.

La tabla 12 y el gráfico (figura 8) presentados a continuación muestran cómo el modelo ARMA proyecta las ventas para distintas referencias durante el año 2022, comparando las predicciones con los valores reales y calculando los errores residuales (e_t). Estos errores que permite observar la incertidumbre y variabilidad que el modelo no logra capturar completamente:

Tabla 12

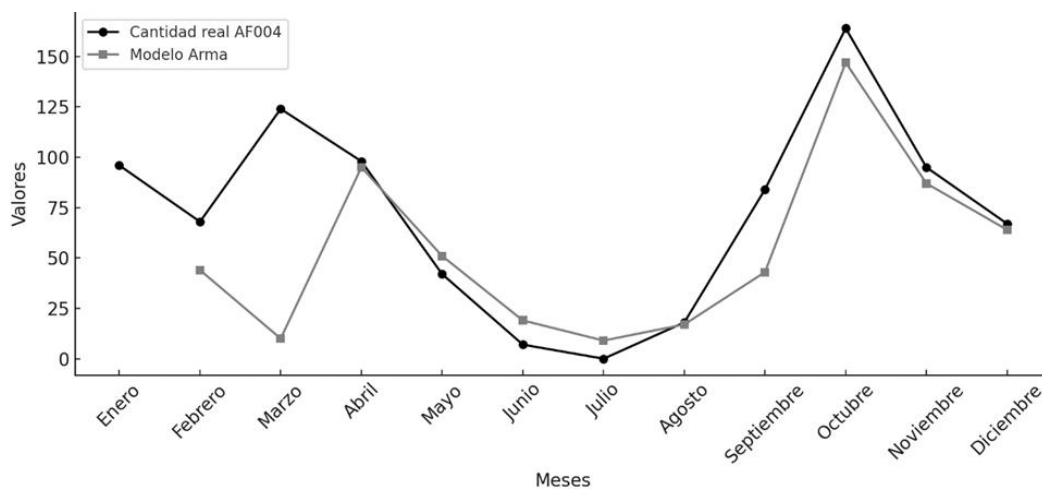
Proyección y cálculo de error para la referencia AF004 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	AF004	Modelo	et
ENERO	96		
FEBRERO	68	44	-23.54
MARZO	124	104	-19.66
ABRIL	98	95	-2.61
MAYO	42	51	9.19
JUNIO	7	19	12.91
JULIO	0	9	9.72
AGOSTO	18	17	-0.23
SEPTIEMBRE	84	43	-40.37
OCTUBRE	164	147	-16.23
NOVIEMBRE	95	87	-7.68
DICIEMBRE	67	64	-2.86

Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 8

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro AF004 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Determinación de la distribución probabilística de los errores residuales

El siguiente gráfico muestra la distribución de los errores residuales para el mes de enero de 2023 de la referencia AF004. Este gráfico refleja cómo los errores residuales se distribuyen de

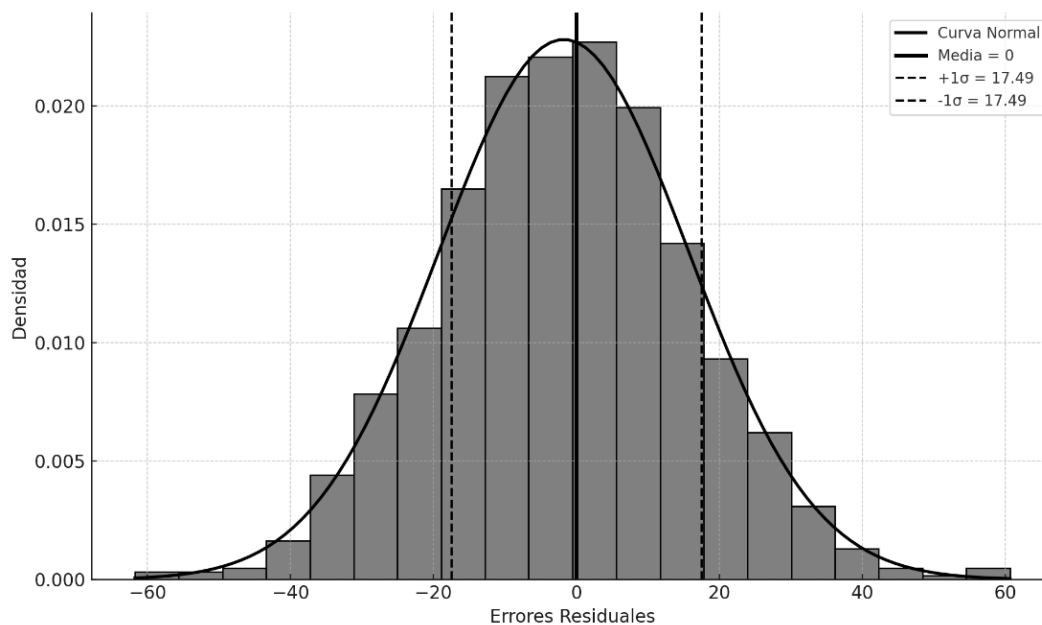
manera cercana a una distribución normal, concentrándose principalmente alrededor de la media de 0.

Este comportamiento, donde los errores se agrupan en torno a valores cercanos a cero, valida la suposición de normalidad necesaria para el uso de la simulación de Montecarlo. La distribución normal de los errores es fundamental para generar errores aleatorios en el siguiente paso del análisis, utilizando una media de 0 y la desviación estándar calculada a partir de los datos históricos.

Este comportamiento se repite en todas las referencias, confirmando que los errores residuales de cada referencia y mes analizados siguen una distribución normal. Esto asegura que los errores aleatorios que se generan en el Paso 9 para la simulación de Montecarlo están basados en una distribución que representa adecuadamente la variabilidad de los datos históricos.

Figura 9

Distribución de errores residuales para AF004 en enero 2023



Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.10 Paso 10: Simulación de Montecarlo

Una vez que se determinó la distribución probabilística de los errores residuales, se procedió a la simulación de Montecarlo. El objetivo de esta simulación fue generar múltiples escenarios posibles para las proyecciones de inventario mediante la adición de errores aleatorios que siguieran la distribución normal previamente calculada. Para generar errores aleatorios, se utilizó la siguiente fórmula en Excel:

=INV.NORM (ALEATORIO (), media, desviación estándar) donde, ALEATORIO () genera un número aleatorio entre 0 y 1; mientras que INV.NORM() convierte este número aleatorio en un valor basado en una distribución normal con la media y la desviación estándar de los errores residuales.

Cada valor generado a partir de esta fórmula representa un error aleatorio que se suma a las proyecciones base obtenidas del modelo ARMA, de la siguiente manera:

$$\text{Proyección ajustada} = \text{Proyección ARMA} + \text{Error aleatorio}$$

Este proceso se repitió 1000 veces para cada uno de los meses proyectados (enero, febrero y marzo), generando 1000 proyecciones ajustadas por mes, que representan 1000 escenarios posibles de comportamiento del inventario.

A continuación, se presentan los cálculos de las proyecciones realizadas para el año 2023 con el método de Montecarlo. Los gráficos de barras muestran las proyecciones ajustadas mediante la simulación de Montecarlo y las proyecciones base del modelo ARMA para cada referencia (AF004, AF005, FS010, LF007, CC001, FS001, FF003 y LF008) en los meses de enero, febrero y marzo de 2023. Las barras oscuras representan las proyecciones ajustadas con los errores aleatorios, mientras que las barras claras muestran las proyecciones originales del modelo ARMA,

lo cual permite visualizar las diferencias y el impacto de la simulación de Montecarlo en las proyecciones:

Tabla 13

Proyección y cálculo de error para la referencia AF004 a través del modelo ARMA año 2023

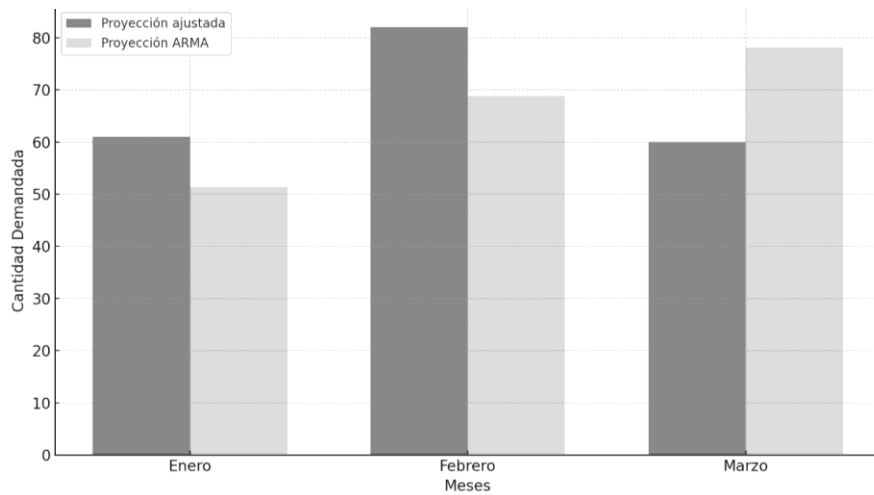
REFERENCIA	AF004	MODELO	et
ENERO	61	51	-9.74
FEBRERO	82	68	-13.20
MARZO	60	78	18.05

Fuente: Elaboración propia (2024).

La gráfica de la referencia AF004 muestra que el modelo ARMA subestimó las ventas en febrero y marzo, con errores negativos (-23.55 en febrero y -19.66 en marzo). Esto sugiere que el modelo no capturó completamente los picos de demanda, haciendo necesaria la simulación de Monte Carlo para ajustar las proyecciones y modelar la incertidumbre en la demanda (ver gráficos de las demás referencias en los anexos de este documento).

Figura 10

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo AF004.



Fuente: Elaboración propia (2024).

5.1.11 Paso 11: Análisis de los resultados

Una vez obtenidas las 1000 proyecciones ajustadas para cada mes mediante la simulación de Montecarlo, el siguiente paso fue analizar los resultados calculando las estadísticas clave de estas simulaciones:

Promedio (media): Se calculó el promedio de las 1000 proyecciones ajustadas para cada mes, lo que representa el valor esperado o típico de las ventas o movimientos de inventario.

- ✓ Fórmula en Excel: =PROMEDIO (rango_de_proyecciones)

Mediana: Se calculó la mediana, que es el valor central de las proyecciones. Este valor es útil para observar la distribución de los resultados.

- ✓ Fórmula en Excel: =MEDIANA (rango_de_proyecciones)

Percentiles 5% y 95%: Los percentiles 5% y 95% proporcionan los límites inferior y superior del rango probable. Estos valores reflejan los escenarios pesimistas (percentil 5%) y optimistas (percentil 95%).

- ✓ Fórmula en Excel para el percentil 5%: =PERCENTIL (rango_de_proyecciones, 0.05)
- ✓ Fórmula en Excel para el percentil 95%: =PERCENTIL (rango_de_proyecciones, 0.95).

Tabla 14

Cálculos estadísticos para la referencia AF004

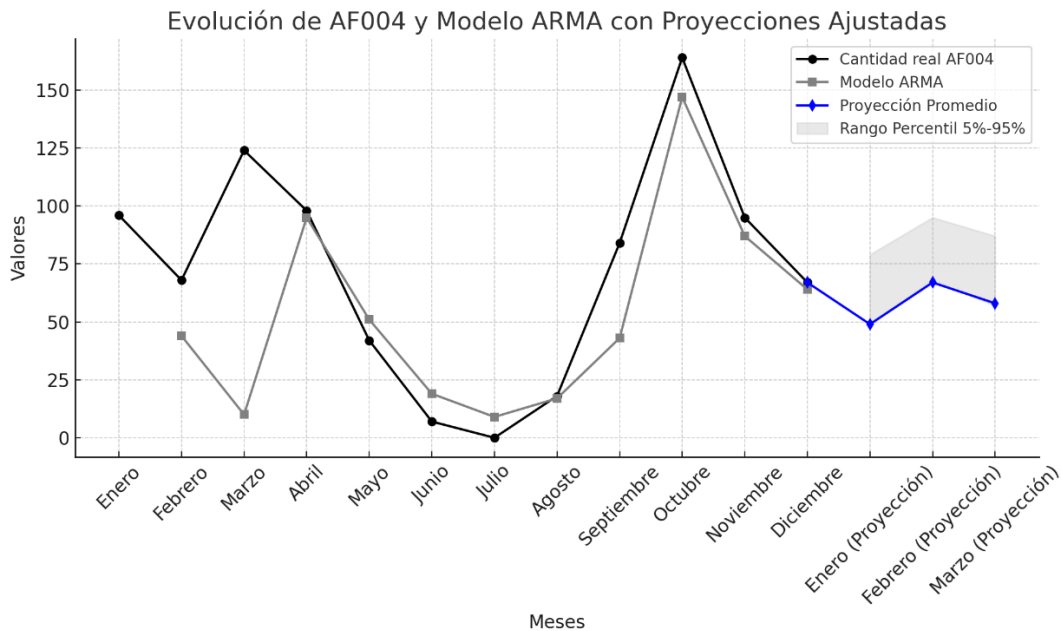
Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	49	67	58
Mediana	49	68	57
Percentil 5%	49	68	57
Percentil 95%	79	95	87

Fuente: Elaboración propia (2024).

A continuación, en la figura 11 se presenta un ejemplo de cómo debería verse la demanda real junto con los tres siguientes meses proyectados, bajo los parámetros y modelo establecido. En este caso, se observa la evolución de la referencia AF004. Donde se compara la cantidad real con el modelo ARMA y se incluyen las proyecciones ajustadas de los meses de enero a marzo del siguiente año. Para las demás referencias, los gráficos correspondientes se encuentran por separado en el apartado de anexos de este documento.

Figura 11

Datos reales y proyectados referencia AF004



Fuente: Elaboración propia (2024).

Las proyecciones ajustadas para esta referencia muestran una demanda promedio de 49 unidades en enero, 68 en febrero, y 58 en marzo. La mediana está muy cercana al promedio, lo que indica que la distribución de las simulaciones no presenta grandes desviaciones o valores atípicos.

Los percentiles 5% y 95% muestran que en un 90% de las simulaciones, las ventas en enero estarán entre 49 y 79 unidades, en febrero entre 68 y 96 unidades, y en marzo entre 58 y 87 unidades. Esto sugiere un rango moderado de variabilidad en las proyecciones, especialmente en los meses de febrero y marzo, lo cual permite una planificación adecuada de inventario y recursos, con una atención especial a los meses de febrero y marzo, donde la demanda podría alcanzar valores cercanos a 95 y 87 unidades en los escenarios más optimistas.

Tabla 15

Cálculos estadísticos para la referencia AF005

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	62	71	72
Mediana	61	71	72
Percentil 5%	61	71	72
Percentil 95%	84	91	94

Fuente: Elaboración propia (2024).

Para esta referencia, el promedio proyectado es de 62 unidades en enero, 72 en febrero, y 73 en marzo. La cercanía entre la media y la mediana también indica una distribución simétrica de los resultados, lo que sugiere que los escenarios simulados no presentan una alta asimetría.

Los percentiles 5% y 95% indican que el rango de demanda probable en enero está entre 62 y 84 unidades, en febrero entre 72 y 92 unidades, y en marzo entre 73 y 95 unidades. Esto sugiere que la demanda es más volátil en los meses de febrero y marzo, por lo que la empresa debe prepararse para posibles fluctuaciones importantes en estos meses, con picos en el entorno de 94-95 unidades.

Tabla 16*Cálculos estadísticos para la referencia FS010*

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	2831	3363	2855
Mediana	2834	3369	2855
Percentil 5%	2834	3369	2855
Percentil 95%	3193	3714	3245

Fuente: Elaboración propia (2024).

Esta referencia presenta una demanda considerablemente alta, con promedios de 2832 unidades en enero, 3364 en febrero, y 2855 en marzo. La mediana es muy cercana al promedio, lo que indica una distribución bastante simétrica.

Los percentiles muestran que las ventas proyectadas en enero estarán entre 2835 y 3194 unidades, en febrero entre 3369 y 3714 unidades, y en marzo entre 2855 y 3246 unidades. Esto indica que, aunque hay cierta variabilidad, las proyecciones para esta referencia tienen un rango bastante ajustado. Esto es crucial para la planificación, ya que permite anticipar con mayor certeza las necesidades de productos en grandes cantidades y minimizar los riesgos de subabastecimiento o exceso de inventario.

Tabla 17*Cálculos estadísticos para la referencia LF007*

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	209	308	200
Mediana	209	308	202
Percentil 5%	209	308	202
Percentil 95%	406	507	402

Fuente: Elaboración propia (2024).

La proyección de ventas ajustadas muestra un promedio de 210 unidades en enero, 308 en febrero, y 201 en marzo. La diferencia entre la mediana y el promedio es mínima, lo que indica que la mayoría de las simulaciones están distribuidas de manera simétrica.

El rango de los percentiles para enero indica una posible demanda entre 209 y 407 unidades, para febrero entre 308 y 508 unidades, y para marzo entre 202 y 403 unidades. Estos valores sugieren una mayor incertidumbre y variabilidad, especialmente en los escenarios más optimistas, donde la demanda podría duplicar el promedio. Es fundamental que la empresa esté preparada para estas fluctuaciones, sobre todo en febrero, con picos proyectados hasta las 508 unidades.

Tabla 18

Cálculos estadísticos para la referencia CC001

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	173	203	127
Mediana	173	203	128
Percentil 5%	173	203	128
Percentil 95%	218	250	173

Fuente: Elaboración propia (2024).

El promedio proyectado de demanda es de 173 unidades en enero, 204 en febrero, y 127 en marzo. La cercanía entre la mediana y el promedio indica una distribución relativamente simétrica de los resultados.

Los percentiles muestran que las proyecciones para enero oscilan entre 174 y 219 unidades, en febrero entre 204 y 251 unidades, y en marzo entre 129 y 173 unidades. Existe mayor incertidumbre en marzo, donde los valores proyectados muestran una variabilidad considerable.

Este mes podría requerir una planificación más flexible en inventarios y recursos para mitigar el riesgo de demanda fluctuante.

Tabla 19

Cálculos estadísticos para la referencia FS001

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	1452	1438	2305
Mediana	1459	1450	2294
Percentil 5%	1459	1450	2294
Percentil 95%	2548	2447	3347

Fuente: Elaboración propia (2024).

Las proyecciones para esta referencia son elevadas, con promedios de 1452 unidades en enero, 1438 en febrero, y 2306 en marzo. La diferencia entre la mediana y el promedio es pequeña, lo que sugiere que la distribución es simétrica y no está afectada por valores atípicos extremos.

Los percentiles muestran un rango amplio de proyecciones, especialmente en marzo, donde las ventas podrían variar entre 2294 y 3347 unidades. La variabilidad es considerable, con el percentil 95% mucho más alto que el promedio, indicando un posible pico de demanda en marzo que podría superar significativamente las expectativas, lo que requeriría una preparación sólida para manejar estos picos de demanda.

Tabla 20

Cálculos estadísticos para la referencia FF003

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	81.96	114.05	75

Mediana	82.47	113.92	74
Percentil 5%	82.47	113.92	74
Percentil 95%	117.51	150.56	111

Fuente: Elaboración propia (2024).

Las proyecciones ajustadas muestran un promedio de 82 unidades en enero, 114 en febrero, y 76 en marzo. La mediana y el promedio están muy cerca entre sí, lo que indica una distribución bastante homogénea de las simulaciones.

Rango de incertidumbre: Los percentiles indican que en enero las ventas estarán entre 82 y 118 unidades, en febrero entre 114 y 151 unidades, y en marzo entre 75 y 111 unidades. En este caso, se observa mayor variabilidad en febrero, con un percentil 95% bastante elevado, lo que sugiere que las ventas podrían llegar a 151 unidades en escenarios más optimistas.

Tabla 21

Cálculos estadísticos para la referencia LF008

Estadística	Enero (Proyección Ajustada)	Febrero (Proyección Ajustada)	Marzo (Proyección Ajustada)
Promedio	258	291.06	337
Mediana	258	290.51	339
Percentil 5%	258	290.51	339
Percentil 95%	330	361.55	406

Fuente: Elaboración propia (2024).

Esta referencia muestra proyecciones de demanda con un promedio de 258 unidades en enero, 291 en febrero, y 338 en marzo. Al igual que en las otras referencias, la cercanía entre la mediana y el promedio indica una distribución simétrica.

El rango de proyecciones en enero está entre 258 y 330 unidades, en febrero entre 291 y 362 unidades, y en marzo entre 340 y 407 unidades. Las proyecciones de marzo son más variables, lo que sugiere que la demanda podría superar las 400 unidades, representando un desafío importante para la empresa en la planificación de inventarios.

El análisis de las proyecciones ajustadas para cada referencia, basado en los promedios, medianas, y percentiles, permite entender mejor la incertidumbre en las proyecciones de demanda. Los rangos amplios en algunos casos (como LF007 y FS001) indican que la empresa debe estar preparada para fluctuaciones significativas en la demanda, lo que podría afectar la gestión de inventarios. En otras referencias, como FS010 y CC001, el rango es más ajustado, lo que permite una mayor certeza en la planificación. En general, la metodología de simulación de Montecarlo ha proporcionado un rango amplio de escenarios que ayuda a la empresa a prever y preparar mejor sus recursos y servicios.

Análisis comparativo de proyecciones ajustadas y valores reales del 2023

A continuación, se presenta un análisis comparativo de las proyecciones ajustadas mediante simulaciones de Montecarlo y los valores reales de demanda para el primer trimestre de 2023. Utilizando diagramas de caja (boxplots), se visualiza la distribución completa de las simulaciones para cada referencia, mostrando cómo los valores reales se comparan con las proyecciones y destacando las desviaciones o ajustes necesarios en el modelo. Este análisis permite identificar la precisión del modelo y las áreas de mejora para futuras proyecciones.

Cada diagrama de caja que representa la distribución de las proyecciones ajustadas obtenidas mediante simulaciones de Montecarlo para los meses de enero, febrero y marzo de 2023. Los elementos clave del gráfico son: 1. Caja (rectángulo): Representa el rango intercuartílico (IQR), que incluye el 50% central de los valores simulados. La línea dentro de la caja es la mediana,

el valor medio de las simulaciones. 2. Los bigotes: Se extienden desde los límites de la caja y muestran la variabilidad fuera del 50% central. Se extienden hasta el valor mínimo y máximo excluyendo los valores atípicos. 3. Los puntos rojos: Representan los valores reales de la demanda en cada mes. Su ubicación dentro o fuera de la caja te permite comparar cómo se comportan las proyecciones ajustadas respecto a los valores observados.

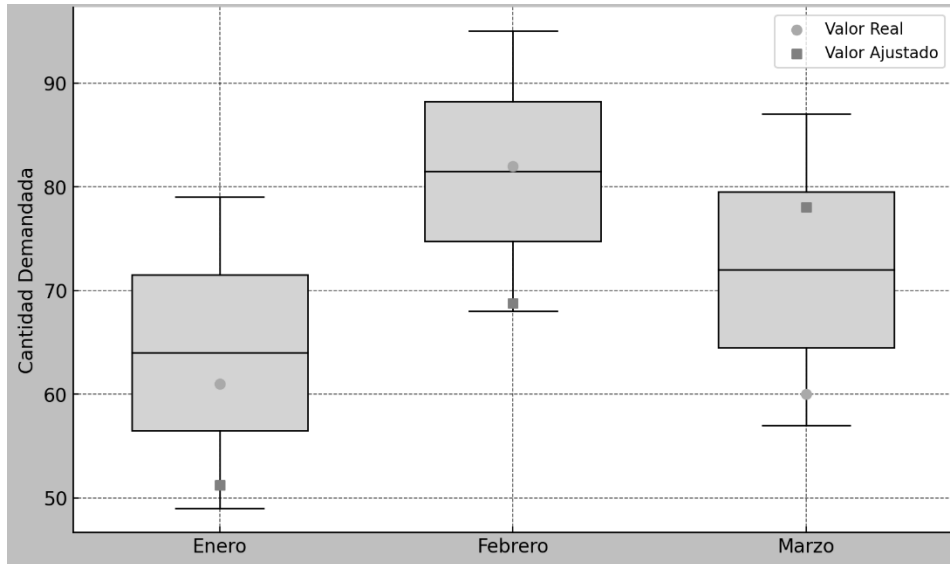
AF004:

En enero, el valor real de la demanda (61) se encuentra dentro del rango de las simulaciones de Montecarlo (entre el percentil 5% y 95%). La mediana de las proyecciones es más baja que el valor real, lo que sugiere una ligera subestimación del modelo en las proyecciones ajustadas para este mes. En febrero y marzo, los valores reales también se encuentran dentro del rango proyectado, aunque la demanda real está más cerca del percentil 95%, lo que sugiere que el modelo subestimó ligeramente la demanda, especialmente en febrero.

Las proyecciones ajustadas del modelo ARMA y las simulaciones de Montecarlo lograron capturar la tendencia general de la demanda, aunque con una ligera subestimación en los meses de febrero y marzo.

Figura 12

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia AF004



Fuente: Elaboración propia (2024).

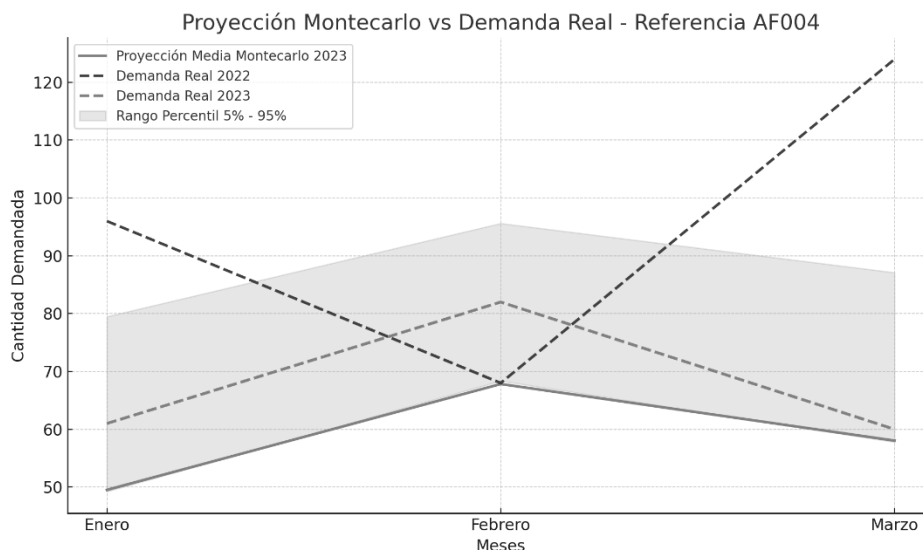
Para la mayoría de las referencias, las simulaciones de Montecarlo lograron capturar la tendencia general de la demanda, aunque en algunas referencias (como FS010 y FF003) el modelo subestimó o sobreestimó significativamente la demanda. Las referencias AF005, LF007 y LF008 tuvieron proyecciones ajustadas más precisas, mientras que FS010 y FF003 presentaron los mayores problemas en la precisión del modelo (Consultar anexo 2 para ver el análisis de las demás referencias).

A continuación, se presenta una serie de gráficos que comparan las proyecciones ajustadas de Montecarlo con los valores reales de demanda para los años 2022 y 2023, utilizando percentiles para mostrar la variabilidad esperada. Los gráficos permiten visualizar cómo las proyecciones se alinean con los datos históricos y recientes, y destacan las diferencias entre los escenarios estimados y los valores observados, proporcionando información clave para ajustar los modelos y mejorar la precisión en la planificación de demanda futura.

En la referencia AF004, se observa que tanto los valores reales de 2022 como los de 2023 presentan una mayor variabilidad en comparación con la proyección ajustada de Montecarlo, especialmente en marzo. Los valores reales de 2022 son más altos que las proyecciones de Montecarlo en todos los meses, lo que sugiere que, en este caso, las proyecciones pueden estar subestimando la demanda en ciertas situaciones. Esto refuerza la necesidad de seguir ajustando el modelo para capturar mejor los picos de demanda que se presentaron. (Las gráficas de todas las referencias pueden consultarse en los anexos).

Figura 13

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia AF004



Fuente: Elaboración propia (2024).

En general, los gráficos indican que las proyecciones de Montecarlo son útiles para estimar la demanda futura en varios escenarios. En los casos de AF005, LF007, FF003 y LF008, las proyecciones están bastante alineadas con los valores reales de 2023, lo que demuestra que el modelo es eficaz para predecir la demanda en estas referencias. La variabilidad en los percentiles

también muestra un rango adecuado, lo que sugiere que la planificación puede basarse en estas proyecciones sin grandes ajustes adicionales.

Sin embargo, en las referencias AF004, FS010, CC001 y FS001, las proyecciones no lograron capturar adecuadamente los picos o las caídas observadas en los valores reales. En AF004, los valores reales de 2022 fueron considerablemente más altos que las proyecciones, lo que implica que el modelo podría estar subestimando la demanda. En FS010 y FS001, las proyecciones mostraron una sobreestimación en varios meses, mientras que en CC001 hubo una discrepancia significativa, especialmente en meses como enero y marzo, lo que sugiere la necesidad de ajustar el modelo para reflejar mejor la demanda en estas referencias.

5.1.12 Paso 12: Evaluación del lucro cesante

Optimización de inventarios mediante modelos predictivos: ARMA y Monte Carlo

La gestión eficiente del inventario es crucial para evitar tanto los quiebres de stock, que resultan en ventas perdidas, como el exceso de inventario, que inmoviliza capital y reduce la flexibilidad operativa. Para lograr una mejor alineación entre la demanda y la disponibilidad de inventario, se han implementado modelos predictivos como ARMA y Monte Carlo. Estos modelos permiten realizar proyecciones más precisas sobre la demanda futura, mejorando la planificación del inventario y evitando problemas tanto de sobre stock como de falta de productos.

La combinación de estos modelos ayuda a prever las fluctuaciones de la demanda y ajustar los niveles de inventario de manera anticipada. De este modo, la empresa puede evitar el inmovilizar capital en inventarios excesivos o perder ventas debido a la falta de stock.

- Para la referencia FS010 en febrero, las proyecciones ajustadas mediante Monte Carlo indicaban una demanda real de 2105 unidades, mientras que el inventario disponible fue

de 1600 unidades. Este quiebre de stock generó un total de 505 unidades de ventas perdidas, resultando en un lucro cesante de \$25,250,000 pesos.

Balance entre quiebres de stock y exceso de inventario

Encontrar un equilibrio entre quiebres de stock y exceso de inventario es fundamental para optimizar la gestión de inventarios. Mientras que los quiebres de stock, como se observó en la referencia FS010, causan pérdidas inmediatas, el exceso de inventario representa un riesgo al inmovilizar capital que podría utilizarse para otros fines operativos o estratégicos. Mantener un inventario adecuado, pero no excesivo es clave para asegurar que la empresa pueda responder con agilidad a los cambios en la demanda del mercado sin comprometer recursos innecesarios.

- En los casos donde no hubo quiebre de stock, como en las referencias AF004, AF005, LF007, CC001, el exceso de inventario fue moderado, con una diferencia promedio de 10 unidades por referencia y mes. Este exceso es manejable y no generó pérdidas adicionales.

Tabla 22

Balance entre quiebres de stock y exceso de inventario

Referencia	Mes	Inventario disponible	Demanda real	Ventas perdidas	Lucro cesante (pesos)	Exceso de inventario
AF004	Enero	71	61	0	0	10
	Febrero	92	82	0	0	10
	Marzo	70	60	0	0	10
AF005	Enero	94	84	0	0	10
	Febrero	82	72	0	0	10
	Marzo	90	80	0	0	10
FS010	Enero	1552	1542	0	0	10
	Febrero	1600	2105	505	25,250,000	0
	Marzo	2173	2163	0	0	10
LF007	Enero	264	254	0	0	10
	Febrero	257	247	0	0	10
	Marzo	242	232	0	0	10
CC001	Enero	136	126	0	0	10
	Febrero	162	152	0	0	10
	Marzo	105	95	0	0	10
FS001	Enero	997	987	0	0	10

	Febrero	1262	1252	0	0	10
	Marzo	2364	2354	0	0	10
FF003	Enero	48	38	0	0	10
	Febrero	54	44	0	0	10
	Marzo	63	53	0	0	10
LF008	Enero	260	250	0	0	10
	Febrero	210	200	0	0	10
	Marzo	318	308	0	0	10

Fuente: Elaboración propia (2024).

La empresa debe continuar optimizando su gestión de inventarios mediante la implementación de modelos predictivos como ARMA y Monte Carlo, que permiten anticipar tanto la demanda como los posibles quiebres de stock. Al mismo tiempo, es importante mantener un balance entre tener suficiente inventario para evitar pérdidas y no mantener un exceso de productos que inmovilicen capital. Esta estrategia permite una mejor utilización de recursos, minimizando tanto el lucro cesante por ventas perdidas como los costos asociados al exceso de inventario.

Impacto del exceso de inventario y productos estancados

Aunque no se han identificado problemas importantes de exceso de inventario, es importante tener en cuenta el impacto financiero que puede tener mantener productos en inventario sin venderse durante largos períodos.

El análisis realizado mostró que, en promedio, el exceso de inventario en referencias como AF004, AF005, LF007 y CC001 fue moderado, con aproximadamente 10 unidades adicionales por referencia y mes. Si bien este exceso no generó costos inmediatos, en el largo plazo podría afectar la eficiencia operativa de la empresa.

Efectos del inventario estancado:

1. Inmovilización de Capital: Los recursos financieros invertidos en inventario que no se vende limitan la capacidad de la empresa para realizar inversiones en otras áreas estratégicas.

2. **Riesgo de Obsolescencia:** Productos que permanecen en inventario durante mucho tiempo corren el riesgo de volverse obsoletos o devaluarse, especialmente en industrias con ciclos de vida cortos o alta innovación tecnológica.

Por tanto, aunque los niveles de exceso de inventario actuales no son alarmantes, la empresa debería continuar monitoreando este aspecto para evitar problemas futuros, especialmente en productos con baja rotación o mayor riesgo de depreciación.

Aplicación del cálculo del lucro cesante en el caso de estudio

Para este estudio, se aplicó la metodología anterior a 8 referencias, utilizando datos de demanda real, inventario disponible real y costos unitarios. En este análisis, solo se identificó un quiebre de stock en la referencia FS010 en febrero, lo que resultó en ventas perdidas y un lucro cesante considerable.

En la tabla siguiente, se presentan los resultados del cálculo del lucro cesante para las 8 referencias seleccionadas.

Tabla 23

Cálculo del lucro cesante

Referencia	Mes	Inventario disponible Real	Demanda real	Ventas perdidas	Lucro cesante
AF004	Enero	71	61	0	-
	Febrero	92	82	0	-
	Marzo	70	60	0	-
AF005	Enero	94	84	0	-
	Febrero	82	72	0	-
	Marzo	90	80	0	-
FS010	Enero	1552	1542	0	-
	Febrero	1600	2105	505	25,250,000
	Marzo	2173	2163	0	-
LF007	Enero	264	254	0	-
	Febrero	257	247	0	-
	Marzo	242	232	0	-
CC001	Enero	136	126	0	-

	Febrero	162	152	0	-
	Marzo	105	95	0	-
FS001	Enero	997	987	0	-
	Febrero	1262	1252	0	-
	Marzo	2364	2354	0	-
FF003	Enero	48	38	0	-
	Febrero	54	44	0	-
	Marzo	63	53	0	-
LF008	Enero	260	250	0	-
	Febrero	210	200	0	-
	Marzo	318	308	0	-

Fuente: Elaboración propia (2024).

En este caso, el análisis debe enfocarse en la referencia específica donde ocurrió el quiebre de stock, FS010 en febrero de 2023, y en la interpretación de ese único caso. Fuente: Propia.

Análisis específico para el caso de FS010 en febrero:

1. Demanda real: 2105 unidades.
2. Inventario disponible Real: 1600 unidades.
- 3 Ventas Perdidas:

$$2105 - 1600 = 505 \text{ unidades perdidas}$$

- 4 Lucro Cesante:

$$505 \times 50,000 = 25,250,000 \text{ pesos}$$

La referencia FS010 es la única que experimenta un quiebre de stock en febrero, donde se observa un total de 505 unidades de ventas perdidas. Esto resulta en un lucro cesante de 25,250,000 pesos, lo cual es un impacto económico significativo para la empresa. En los otros dos meses (enero y marzo), no se observan ventas pérdidas para FS010, ya que el inventario fue suficiente para cubrir la demanda en esos periodos.

En el resto de las referencias, no se presentan ventas perdidas ni lucro cesante, lo que indica que la empresa tuvo inventario suficiente para satisfacer la demanda en esos meses. Aunque la demanda varió en cada referencia y mes, la planificación del inventario parece haber sido adecuada, ya que se evitó cualquier quiebre de stock en estas referencias.

Cálculo del Lucro Cesante por Exceso de Inventario

El **lucro cesante por exceso de inventario** se refiere a las pérdidas financieras que enfrenta una empresa cuando mantiene más inventario del necesario para satisfacer la demanda real de sus productos. Aunque no genera una pérdida inmediata como un quiebre de stock, el exceso de inventario representa una pérdida de oportunidad, ya que inmoviliza capital y recursos en productos que no se vendieron.

Fórmulas utilizadas:

1. **Exceso de Inventario:** El exceso de inventario se calcula como la diferencia entre el inventario disponible y la demanda real:

$$\text{Exceso de inventario (unidades)} = \text{Inventario disponible} - \text{Demanda real}$$

Si el inventario disponible es mayor que la demanda real, la diferencia refleja productos que no se vendieron.

2. **Lucro Cesante:** El lucro cesante por exceso de inventario se calcula multiplicando el exceso de inventario por el costo unitario del producto:

$$\text{Lucro cesante (pesos)} = \text{Exceso de inventario (unidades)} \times \text{Costo unitario (pesos)}$$

Este cálculo proporciona la cantidad de dinero que la empresa "perdió" al mantener productos en inventario sin vender.

Tabla 24

Exceso de inventario y lucro cesante para las 8 referencias seleccionadas

Referencia	Mes	Inventario Disponible	Demanda Real	Exceso de Inventario (unidades)	Costo Unitario (pesos)	Lucro Cesante (pesos)
AF004	Enero	71	61	10	240,000	2,400,000
AF004	Febrero	92	82	10	240,000	2,400,000
AF004	Marzo	70	60	10	240,000	2,400,000
AF005	Enero	94	84	10	160,000	1,600,000
AF005	Febrero	82	72	10	160,000	1,600,000
AF005	Marzo	90	80	10	160,000	1,600,000
FS010	Enero	1552	1542	10	50,000	500,000
FS010	Marzo	2173	2163	10	50,000	500,000
LF007	Enero	264	254	10	120,000	1,200,000
LF007	Febrero	257	247	10	120,000	1,200,000
LF007	Marzo	242	232	10	120,000	1,200,000
CC001	Enero	136	126	10	110,000	1,100,000
CC001	Febrero	162	152	10	110,000	1,100,000
CC001	Marzo	105	95	10	110,000	1,100,000
FS001	Enero	997	987	10	60,000	600,000
FS001	Febrero	1262	1252	10	60,000	600,000
FS001	Marzo	2364	2354	10	60,000	600,000
FF003	Enero	48	38	10	60,000	600,000
FF003	Febrero	54	44	10	60,000	600,000
FF003	Marzo	63	53	10	60,000	600,000
LF008	Enero	260	250	10	70,000	700,000
LF008	Febrero	210	200	10	70,000	700,000
LF008	Marzo	318	308	10	70,000	700,000

Fuente: Propia del autor.

Análisis del lucro cesante por exceso de inventario

- Exceso de inventario: Todas las referencias presentaron un exceso de 10 unidades en los meses en los que la demanda fue menor que el inventario disponible.
- Lucro cesante: El impacto financiero varía según el costo unitario de cada producto. Por ejemplo, referencias como AF004 con un costo unitario de 240,000 pesos generan un lucro

cesante significativo, mientras que otras referencias con costos más bajos, como FS010, generan un lucro cesante menor en comparación.

- Este análisis muestra que el exceso de inventario no siempre resulta en ventas perdidas, pero implica una inmovilización de capital que podría haberse utilizado para otros fines estratégicos.

La figura 13 revela diferencias significativas en el impacto financiero del exceso de inventario entre las distintas referencias. Algunas observaciones clave incluyen:

La referencia AF004 presenta el mayor lucro cesante, alcanzando más de 7 millones de pesos debido a su alto costo unitario (240,000 pesos por unidad). Este resultado sugiere que, aunque el exceso de inventario en unidades es similar al de otras referencias, el valor financiero del lucro cesante es considerablemente mayor para productos de alto costo.

La referencia AF005, con un costo unitario más bajo (160,000 pesos), aún muestra un lucro cesante significativo, aproximándose a los 5 millones de pesos. Esto refuerza la importancia de gestionar eficientemente productos de alto valor para evitar pérdidas financieras derivadas del exceso de inventario.

Por otro lado, referencias como FS001, FS010, LF008 y FF003 muestran menores niveles de lucro cesante, todos aproximándose a 2 millones de pesos. Esto refleja que, aunque tienen exceso de inventario, el costo unitario de estos productos es relativamente bajo, lo que mitiga el impacto financiero.

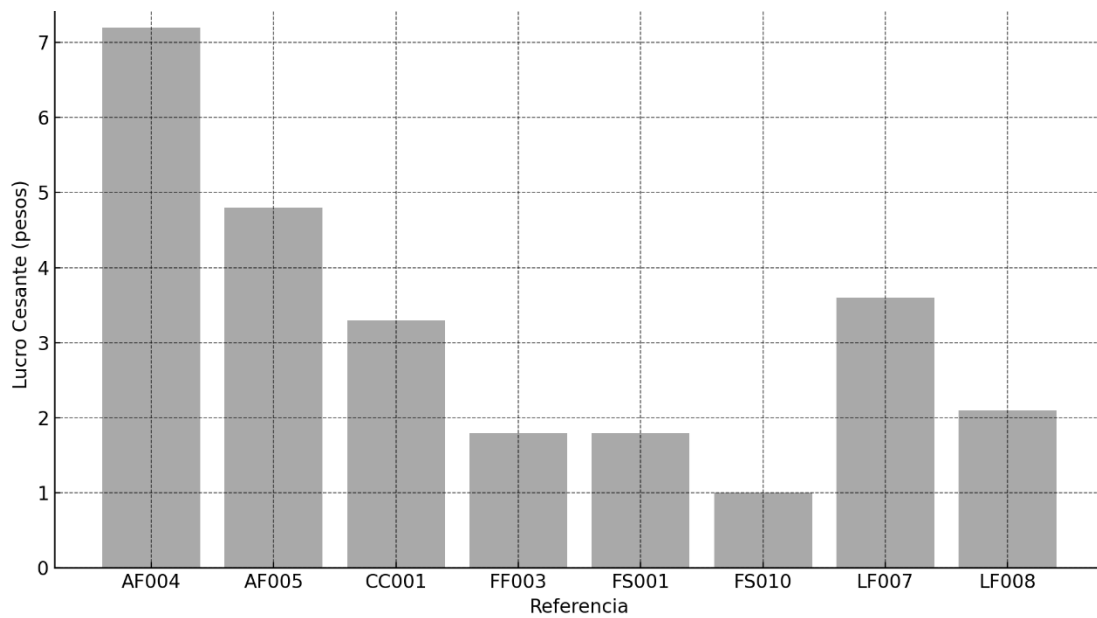
LF007 también destaca con un lucro cesante elevado, cercano a los 4 millones de pesos. Dado que es un producto con un costo unitario moderado (120,000 pesos), su impacto financiero se hace evidente cuando el exceso de inventario no es controlado.

Este análisis muestra que, si bien el exceso de inventario en términos de unidades es similar entre las referencias, el costo unitario juega un papel crucial en el impacto financiero del exceso de inventario. Las referencias con mayor valor unitario generan un lucro cesante desproporcionado, lo que subraya la necesidad de optimizar la gestión de inventarios en productos de alto costo.

Este gráfico (figura 14) y el análisis destacan la importancia de realizar un seguimiento constante del inventario para evitar la inmovilización de capital y asegurar una mayor eficiencia financiera.

Figura 14

Lucro cesante por exceso de inventario para cada referencia (En millones de pesos)



Fuente: Elaboración propia (2024).

6. Resumen de los resultados

La aplicación de la metodología combinada de la estrategia ABC y el método de simulación de Montecarlo (ABC+MC) en la gestión de inventarios demostró ser buena alternativa en el control

y la planificación del stock en la empresa analizada. Al clasificar los productos según su importancia y rotación mediante la estrategia ABC, se identificaron las referencias más críticas que requerían una gestión focalizada.

La implementación del método de simulación de Montecarlo permitió predecir con mayor precisión el comportamiento de las variables relacionadas con las entradas y salidas de productos en el inventario, considerando la incertidumbre y la variabilidad inherente en la demanda. El análisis de ocho referencias clave mostró que las proyecciones ajustadas capturaron adecuadamente la tendencia general de la demanda en la mayoría de los casos. En particular, las referencias AF005, LF007 y LF008 presentaron predicciones especialmente precisas, lo que indica que la metodología es efectiva para productos con patrones de demanda más estables.

Sin embargo, se identificaron discrepancias significativas en algunas referencias, como FS010 y FF003, donde las proyecciones no reflejaron adecuadamente la demanda real. Estas variaciones sugieren que existen factores adicionales que influyen en la demanda de ciertos productos y que deben ser considerados en el modelo para mejorar su precisión.

La evaluación del lucro cesante reveló que, en general, la empresa logró satisfacer la demanda de la mayoría de las referencias, evitando pérdidas por ventas no realizadas. No obstante, se detectó un quiebre de stock significativo en la referencia FS010 durante el mes de febrero, resultando en un lucro cesante de 25.250.000 pesos debido a la venta perdida de 505 unidades. Este hallazgo subraya la importancia de una planificación más precisa y la necesidad de ajustar las proyecciones para productos con alta variabilidad en la demanda.

Se puede decir entonces que, la metodología propuesta permitió optimizar la gestión de inventarios al proporcionar proyecciones más precisas y considerar la incertidumbre en la

demanda. Esto facilita una mejor toma de decisiones, contribuye a reducir costos asociados al almacenamiento y minimiza el riesgo de pérdidas por ventas no realizadas.

7. Conclusiones

La implementación de la estrategia ABC proporciona una herramienta útil para la gestión del inventario. A través de la recopilación y consolidación de datos históricos de demanda, así como la definición de criterios de evaluación adecuados se logra una segmentación de los productos según su relevancia para la operación. La metodología aplicada permite focalizar los recursos en aquellos artículos que generan el mayor impacto económico en la empresa y así mejorar el control y la toma de decisiones. Por último, la recategorización basada en una ponderación estratégica garantiza que los esfuerzos se organicen con los objetivos operativos y financieros de la organización contribuyendo a una administración más efectiva y sostenible del inventario.

La utilización del método de simulación de Monte Carlo demostró ser bueno para predecir el comportamiento de las variables relacionadas con las entradas y salidas de productos en el inventario para los meses de enero, febrero y marzo de 2023. Al considerar la incertidumbre en la de la cantidad de productos vendidos y evaluar múltiples escenarios con el uso de Montecarlo, se obtuvieron proyecciones de demanda utilizando un modelo de series temporales. Estas simulaciones permitieron identificar rangos probables de demanda, reflejados en los percentiles calculados, lo cual contribuye a una planificación con los recursos y operaciones de la empresa.

En particular, las referencias analizadas mostraron que las proyecciones ajustadas mediante Monte Carlo capturaron adecuadamente la tendencia general de la demanda en la mayoría de los casos. Esto permite a la empresa anticipar necesidades de inventario, evitando tanto excesos como faltantes de stock. La capacidad de predecir con mayor exactitud las fluctuaciones en la demanda

facilita la optimización de la gestión de inventarios, reduciendo costos asociados al almacenamiento y pérdidas por ventas no realizadas.

Sin embargo, se identificaron limitaciones en ciertas referencias donde las proyecciones no fueron tan precisas, lo que indica la necesidad de ajustar y mejorar continuamente el modelo. Incorporar información adicional, como factores externos que afectan la demanda, podría aumentar la precisión de las predicciones. En general, la aplicación del método de simulación de Monte Carlo aporta un valor considerable a la empresa, al ofrecer una herramienta cuantitativa que apoya la toma de decisiones estratégicas en la gestión de inventarios.

El caso de estudio evidenció la efectividad de la metodología de gestión de inventarios que combina la estrategia ABC y el método de simulación de Monte Carlo. Al aplicarla a una muestra de productos de la empresa, se comprobó que las proyecciones ajustadas ofrecieron una aproximación cercana a los valores reales de demanda en varios casos. Las referencias AF005, LF007 y LF008 presentaron predicciones especialmente precisas, lo que indica que esta metodología es particularmente adecuada para estos productos.

No obstante, se detectaron discrepancias notables en algunas referencias, como FS010 y FF003, donde las proyecciones no reflejaron adecuadamente la demanda real. Estas variaciones sugieren que, aunque la metodología es robusta, existen factores adicionales que influyen en la demanda de ciertos productos y que deben ser considerados en el modelo. Es posible que elementos como tendencias del mercado, promociones o cambios en el comportamiento del consumidor estén afectando estas referencias.

La empresa puede utilizar estos hallazgos para ajustar sus modelos predictivos y mejorar la precisión de las proyecciones. Además, la metodología permite identificar productos que

requieren una gestión más detallada y personalizada. En conjunto, la implementación de la metodología (ABC+MC) en el estudio de caso demostró ser una herramienta valiosa para optimizar la gestión de inventarios, permitiendo a la empresa tomar decisiones informadas y mejorar su capacidad de respuesta ante las fluctuaciones del mercado.

La evaluación del lucro cesante al implementar la metodología (ABC+MC) reveló que, en general, la empresa alcanzó la demanda de la mayoría de las referencias, pudiendo evitar pérdidas por ventas no realizadas. Sin embargo, se identificó un quiebre de stock importante en la referencia FS010 durante el mes de febrero, lo que resultó en un lucro cesante de 25.250.000 pesos debido a la venta perdida de 505 unidades. Este impacto financiero destaca la importancia de una planificación precisa del inventario, especialmente para productos de alta demanda o con alta variabilidad.

Además de las pérdidas generadas por el quiebre de stock, se identificó un lucro cesante significativo por exceso de inventario en varias referencias, lo que refleja capital en productos no vendidos. Referencias como AF004 y AF005, con altos costos unitarios, presentaron excesos de inventario que resultaron en un lucro cesante de más de 5 y 7 millones de pesos, respectivamente. Esto subraya la importancia de gestionar con precisión los niveles de inventario no solo para evitar faltantes, sino también para reducir las pérdidas financieras asociadas con el almacenamiento excesivo.

El análisis detallado del lucro cesante por exceso de inventario mostró que incluso un exceso pequeño en términos de unidades puede generar pérdidas significativas en productos de alto valor. Por ejemplo, el exceso de 10 unidades en AF004 generó un lucro cesante de 2,400,000 pesos en cada uno de los meses evaluados. Referencias como LF007 también mostraron pérdidas

importantes, cercanas a 4 millones de pesos, debido a un exceso de inventario de bajo volumen, pero con un costo unitario moderado.

Este hallazgo refuerza la necesidad de equilibrar los niveles de inventario de manera óptima, evitando tanto los quiebres de stock como los excesos, para maximizar la rentabilidad.

La empresa debe considerar factores adicionales que puedan afectar la demanda de referencias críticas como FS010, incorporando datos más detallados o actualizando los parámetros del modelo. Al hacerlo, se podrá minimizar el riesgo de futuros incumplimientos a los clientes por falta de producto dentro del almacén (rotura de stock) y reducir el lucro cesante asociado.

Se puede decir que, la implementación de la metodología (ABC+MC) en la gestión de inventarios es efectiva para la mayoría de los productos, pero requiere ajustes y una monitorización continua para referencias con comportamientos atípicos. Al mejorar la precisión de las proyecciones y ajustar las estrategias de inventario en consecuencia, la empresa puede reducir significativamente el lucro cesante y mejorar su rentabilidad general.

8. Recomendaciones

1. A partir de los resultados obtenidos, es importante que la empresa incorpore variables externas y datos adicionales en sus modelos predictivos, especialmente para las referencias que mostraron discrepancias significativas entre las proyecciones y la demanda real, como FS010 y FF003. Factores como tendencias del mercado, campañas de marketing, estacionalidad y cambios en el comportamiento del consumidor pueden influir notablemente en la demanda y deben ser integrados en el análisis para mejorar la exactitud de las predicciones.
2. Es fundamental establecer un sistema de monitoreo continuo que compare las proyecciones ajustadas con los valores reales de demanda, permitiendo ajustes dinámicos en el modelo

a medida que se recopilan nuevos datos. Este enfoque proactivo es particularmente importante para productos con alta variabilidad en la demanda, ya que permite reaccionar oportunamente ante cambios inesperados en el mercado y ajustar los niveles de inventario en consecuencia.

3. La empresa debería revisar y fortalecer sus políticas de inventario para referencias críticas como FS010. Dado el lucro cesante significativo experimentado, se recomienda mantener niveles de stock de seguridad más elevados para estos productos o implementar estrategias como acuerdos con proveedores para reducir los tiempos de reposición y garantizar la disponibilidad del producto.
4. Además, es aconsejable invertir en capacitación para el personal involucrado en la gestión de inventarios en el uso de herramientas de análisis predictivo y simulación. Una mayor competencia en estas áreas permitirá una adopción más efectiva de la metodología propuesta y fomentará una cultura de toma de decisiones basada en datos, mejorando la eficiencia operativa y la satisfacción del cliente al asegurar la disponibilidad de los productos demandados.

Finalmente, se sugiere realizar evaluaciones periódicas de la metodología implementada (ABC+MC) para identificar áreas de mejora y asegurar que los modelos predictivos se mantengan actualizados y alineados con las dinámicas del mercado. Este enfoque garantizará que la empresa continúe optimizando su gestión de inventarios y mantenga una ventaja competitiva en el sector. Finalmente, se sugiere realizar evaluaciones periódicas de la metodología implementada (ABC+MC) para identificar áreas de mejora y asegurar que los modelos predictivos se mantengan actualizados y alineados con las dinámicas del mercado. Este enfoque garantizará que la empresa continúe optimizando su gestión de inventarios y mantenga una ventaja competitiva en el sector.

Referencias Bibliográficas

- Acosta Regalado, I. E., & Arce Paredes, N. V. (2022). *La propuesta de mejora de una gestión de producción para incrementar la rentabilidad en una curtiembre de la ciudad de Trujillo, 2021.*
- Andrés, R., & Núñez, C. (2021). *Gestión de puntos de reposición mediante simulación Montecarlo.* <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/20199>
- Arce-Ramírez, J., Marín-Romero, H., Monge-Solano, H., & Ortega-Jiménez, J. (2006). *Metodología y aplicaciones financieras para el cálculo del lucro cesante.*
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control.* John Wiley & Sons.
- Castro Orduz, F. A., Luciano, J., & Lopez, G. (2014). *ANÁLISIS PARA EL MEJORAMIENTO DE LA GESTIÓN DE INVENTARIO DE REPUESTOS PARA MAQUINARIA Y EQUIPO DE LA EMPRESA SP INGENIEROS SAS.*
- de Guevara, M. Á. L. (2020). *Gestión de inventarios. UF0476.* Tutor formación.
- Empresa Mecalux. (2020a, November 11). *Las ventajas del método ABC para la clasificación de inventarios en el almacén.*
- Fernández, A. C. (2018). *Gestión de inventarios. COML0210.* IC editorial.
- Gómez Sandoval, R. A., & Guzmán Gómez, O. J. (2016). *Desarrollo de un sistema de inventarios para el control de materiales, equipos y herramientas dentro de la empresa de construcción ingeniería sólida ltda.*

- González, A. (2020). Un modelo de gestión de inventarios basado en estrategia competitiva An inventory management model based on competitive strategy. In *Revista chilena de ingeniería* (Vol. 28, Issue 1).
- Makridakis, S., & Hibon, M. (1997). ARMA models and the Box–Jenkins methodology. *Journal of Forecasting*, 16(3), 147–163.
- Monczka, R. M., Handfield, R. B., Giunipero, L. C., & Patterson, J. L. (2015). *Purchasing and Supply Chain Management*. Cengage Learning.
<https://books.google.com.co/books?id=cAJobwAAQBAJ>
- Montoya, R. A. G., Arenas, J. A. C., & Bernal, E. M. (2020). Método costeo ABC con simulación de Monte Carlo en la logística en la cadena de suministro en la industria 4.0. *Cuadernos de Contabilidad*, 21(21), 20.
- Pacheco Josefina. (2019). *¿Qué es el Método ABC de inventarios y cuáles son sus beneficios?* .
- Rojas Arcos, C. F. (2021). *Estudio de mejora para la gestión de inventario y reducción de productos desechados*.
- Torres Sierra, C. (2022). *Análisis ABC y su relevancia en la gestión de inventarios: un estudio de revisión. Análisis sistemático de literatura*.

Apéndices

Apéndice A. Cálculo de los errores residuales y análisis de la variabilidad

Tabla 25

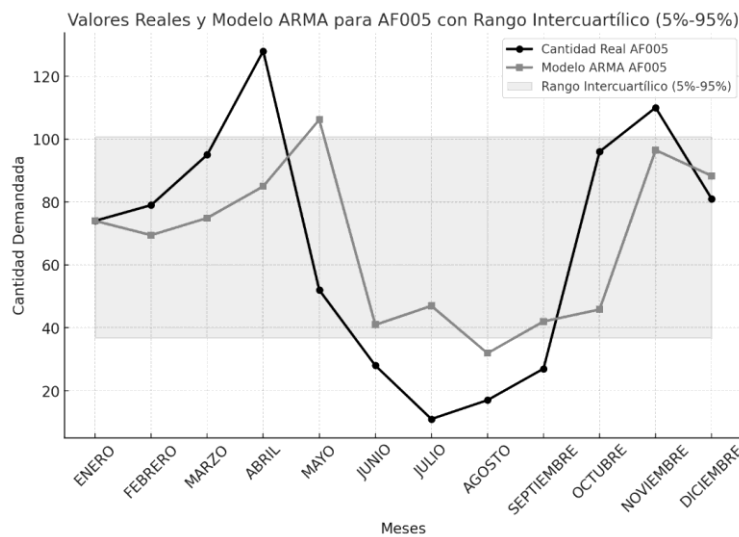
Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	AF005	MODELO	et
ENERO	74		
FEBRERO	79	69	-9.541
MARZO	95	74	-20.087
ABRIL	128	84	-43.030
MAYO	52	106	54.153
JUNIO	28	40	12.954
JULIO	11	46	35.975
AGOSTO	17	31	14.916
SEPTIEMBRE	27	42	15.018
OCTUBRE	96	45	-50.174
NOVIEMBRE	110	96	-13.508
DICIEMBRE	81	88	7.303

Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 15

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro AF005 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 26

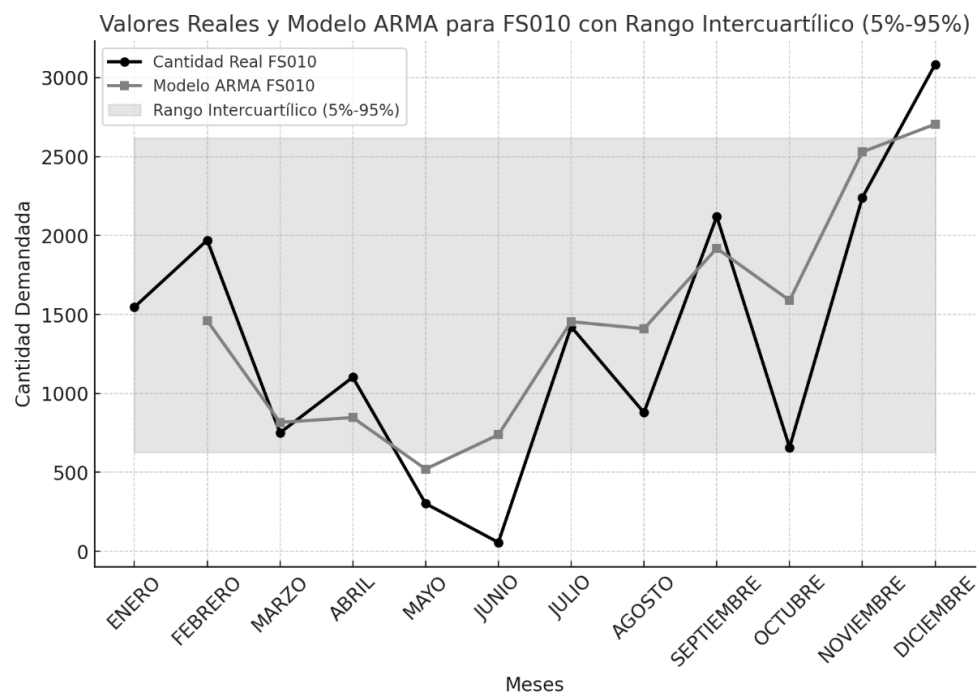
Proyección y cálculo de error para la referencia FS010 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	FS010	MODELO	et
ENERO	1546		
FEBRERO	1970	1460	-509.726
MARZO	750	815	65.996
ABRIL	1102	846	-255.208
MAYO	302	520	218.559
JUNIO	56	737	681.685
JULIO	1422	1453	31.993
AGOSTO	878	1409	531.132
SEPTIEMBRE	2120	1918	-201.095
OCTUBRE	658	1588	930.561
NOVIEMBRE	2240	2529	289.328
DICIEMBRE	3084	2704	-379.109

Fuente: Propia del autor.

Figura 16

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FS010 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 27

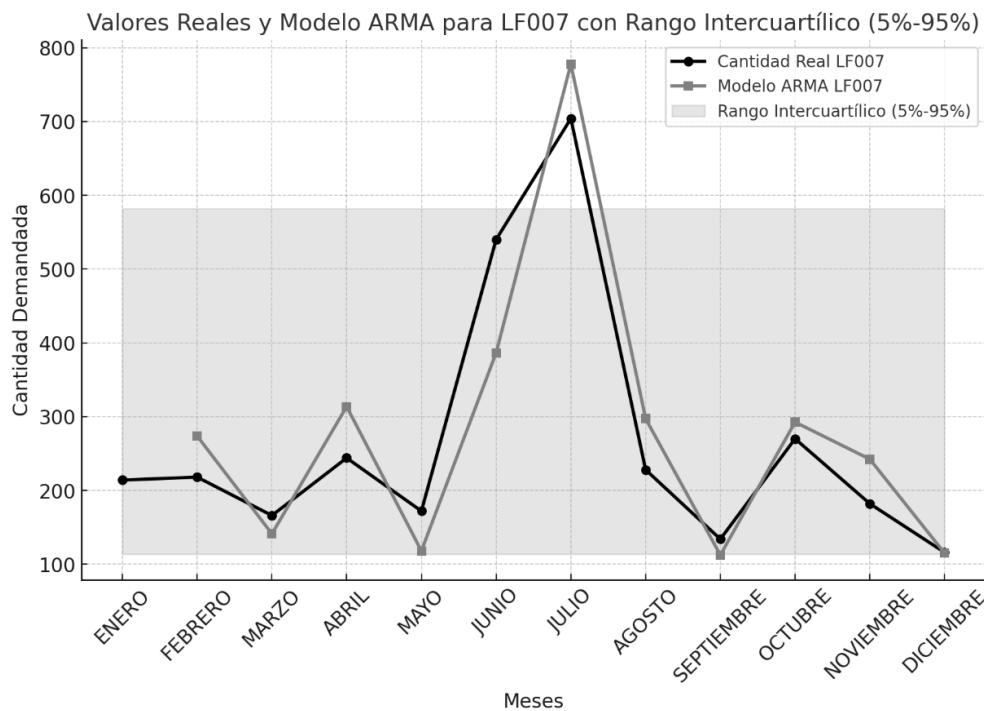
Proyección y cálculo de error para la referencia LF007 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	LF007	MODELO	et
ENERO	214		
FEBRERO	218	273	55.604
MARZO	166	141	-24.810
ABRIL	244	313	69.662
MAYO	172	118	-54.000
JUNIO	540	386	-153.492
JULIO	704	777	73.870
AGOSTO	228	297	69.217
SEPTIEMBRE	134	112	-21.512
OCTUBRE	270	292	22.538
NOVIEMBRE	182	242	60.319
DICIEMBRE	116	115	-0.997

Fuente: Propia del autor.

Figura 17

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro LF007 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 28

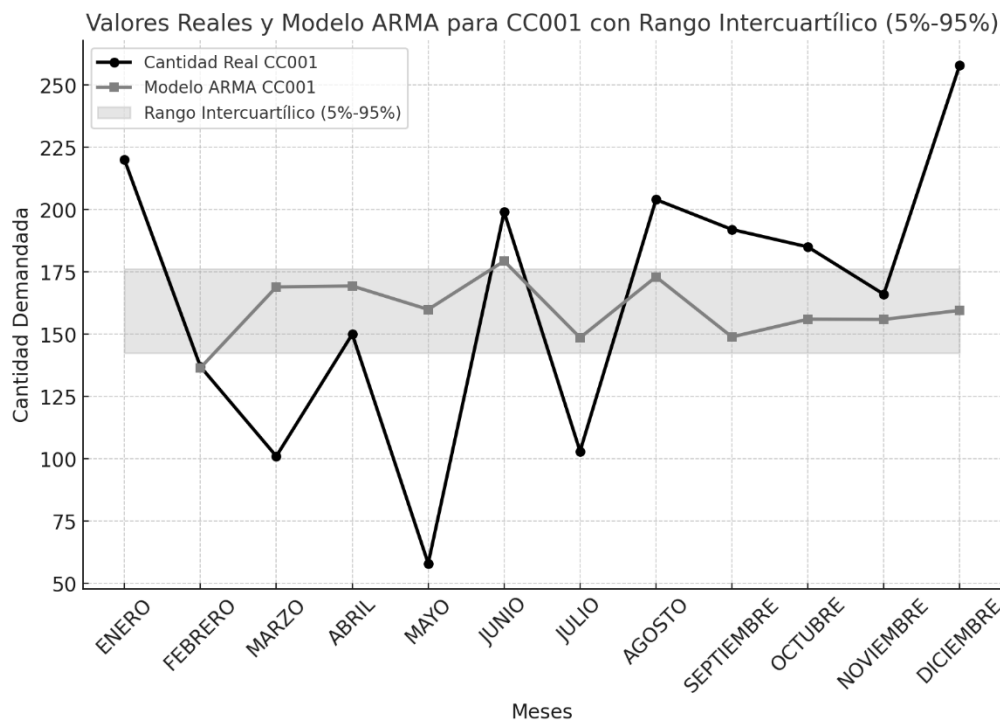
Proyección y cálculo de error para la referencia CC001 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	CC001	MODELO	et
ENERO	220		
FEBRERO	137	136	-0.530
MARZO	101	168	67.933
ABRIL	150	169	19.320
MAYO	58	159	101.908
JUNIO	199	179	-19.689
JULIO	103	148	45.582
AGOSTO	204	172	-31.004
SEPTIEMBRE	192	148	-43.112
OCTUBRE	185	155	-29.020
NOVIEMBRE	166	155	-10.101
DICIEMBRE	258	159	-98.465

Fuente: Propia del autor.

Figura 18

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro CC001 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 29

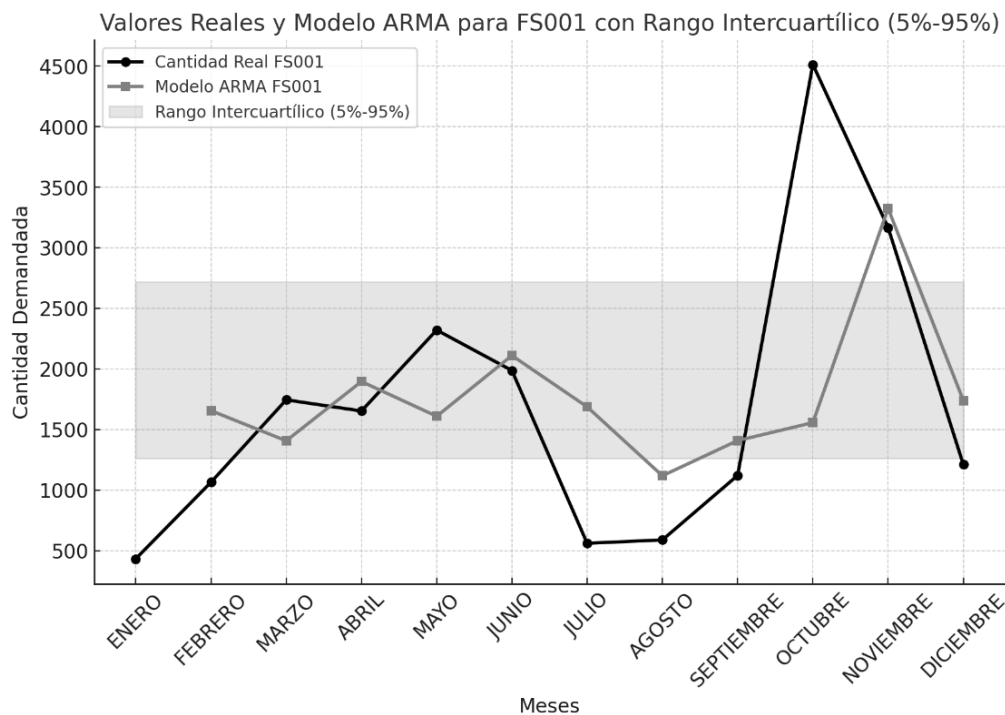
Proyección y cálculo de error para la referencia FS001 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	FS001	MODELO	et
ENERO	432		
FEBRERO	1064	1654	590.721
MARZO	1744	1405	-338.029
ABRIL	1652	1895	243.152
MAYO	2320	1608	-711.415
JUNIO	1986	2109	123.553
JULIO	560	1686	1126.022
AGOSTO	588	1117	529.454
SEPTIEMBRE	1120	1407	287.714
OCTUBRE	4512	1555	-2956.153
NOVIEMBRE	3166	3324	158.023
DICIEMBRE	1210	1738	528.503

Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 19

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FS001 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 30

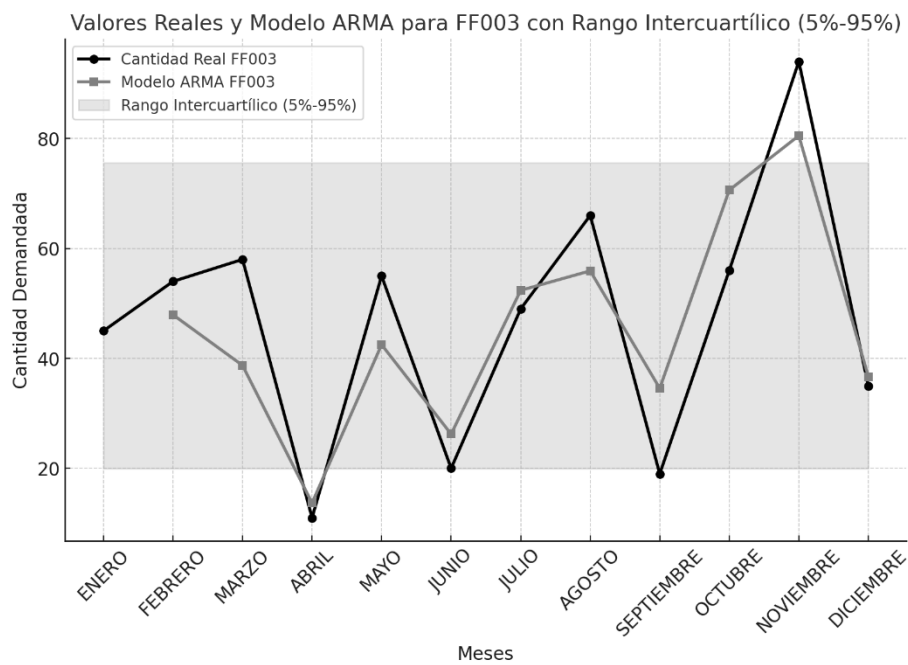
Proyección y cálculo de error para la referencia FF003 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	FF003	MODELO	et
ENERO	45		
FEBRERO	54	47	-6.067
MARZO	58	38	-19.277
ABRIL	11	13	2.702
MAYO	55	42	-12.505
JUNIO	20	26	6.227
JULIO	49	52	3.373
AGOSTO	66	55	-10.081
SEPTIEMBRE	19	34	15.550
OCTUBRE	56	70	14.610
NOVIEMBRE	94	80	-13.490
DICIEMBRE	35	36	1.673

Fuente: Propia del autor.

Figura 20

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro FF003 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 31

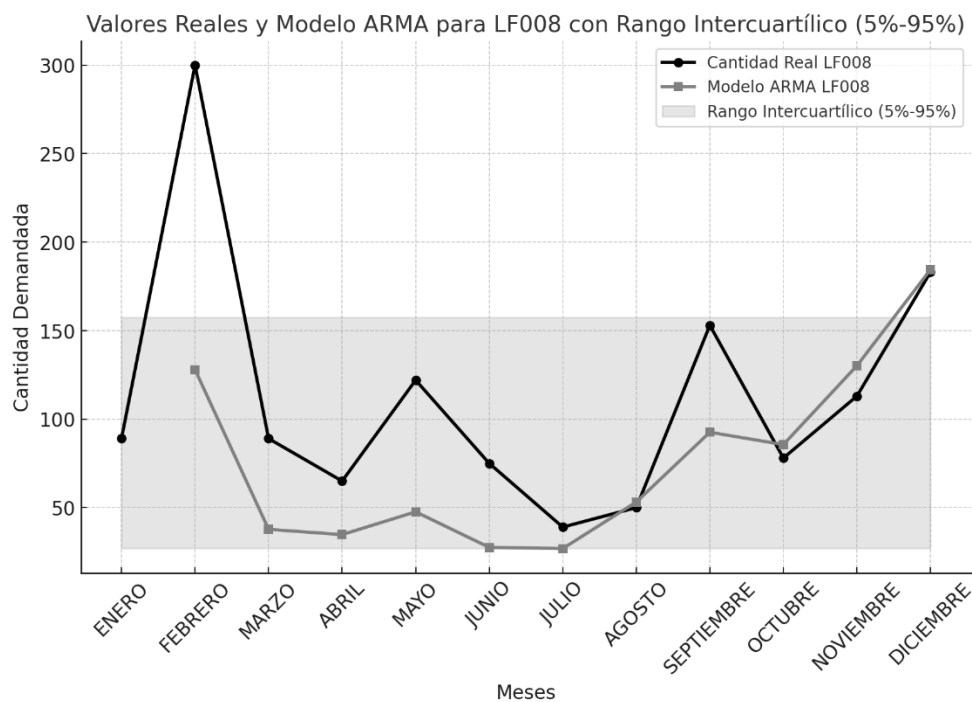
Proyección y cálculo de error para la referencia LF008 a través del modelo ARMA.

REFERENCIA	LF008	MODELO	et
ENERO	89		
FEBRERO	300	127	-172.058
MARZO	89	37	-51.266
ABRIL	65	34	-30.256
MAYO	122	47	-74.380
JUNIO	75	27	-47.464
JULIO	39	26	-12.114
AGOSTO	50	53	3.175
SEPTIEMBRE	153	92	-60.427
OCTUBRE	78	85	7.604
NOVIEMBRE	113	130	17.161
DICIEMBRE	183	184	1.458

Fuente: Elaboración propia (2024).

Figura 21

Comparación entre Valores Reales, Modelo ARMA Filtro LF008 durante 2022



Fuente: Elaboración propia (2024).

Apéndice B. Generación de errores aleatorios mediante la simulación de Montecarlo

Tabla 32

Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA año 2023

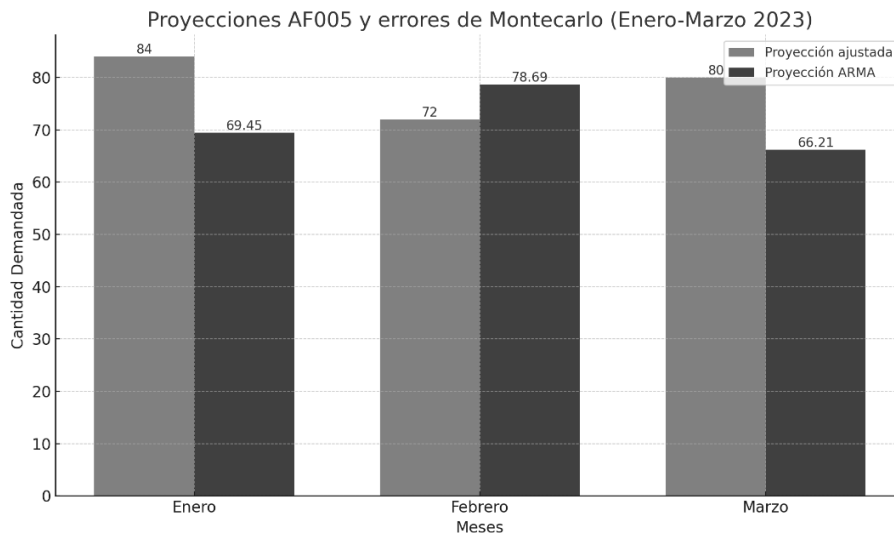
REFERENCIA	AF005	MODELO	et
ENERO	84	69	-14.55
FEBRERO	72	78	6.69
MARZO	80	66	-13.79

Fuente: Elaboración propia (2024).

Para la referencia AF005, el modelo subestimó o sobreestimó ligeramente las ventas, especialmente en mayo, donde el error residual fue de 54.15 unidades. Esto evidencia la variabilidad en la demanda que el modelo ARMA no logró capturar, destacando la importancia de los ajustes mediante Monte Carlo para mejorar la precisión de las proyecciones.

Figura 22

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo AF005



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 33

Proyección y cálculo de error para la referencia FS010 a través del modelo ARMA año 2023

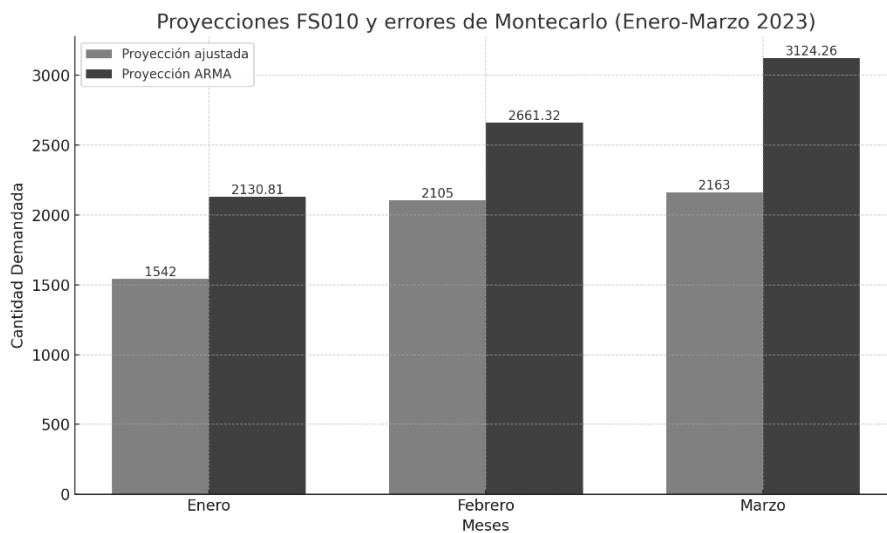
REFERENCIA	FS010	MODELO	et
ENERO	1542	2130	588.81
FEBRERO	2105	2661	556.32
MARZO	2163	3124	961.26

Fuente: Elaboración propia (2024).

En la referencia FS010, la gráfica muestra errores significativos en febrero (-509.72) y abril (-255.21), lo que sugiere que el modelo subestimó drásticamente las ventas. Esta alta incertidumbre refuerza la necesidad de utilizar Monte Carlo para considerar escenarios con una mayor demanda que los proyectados inicialmente por ARMA.

Figura 23

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FS010.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 34

Proyección y cálculo de error para la referencia LF007 a través del modelo ARMA año 2023

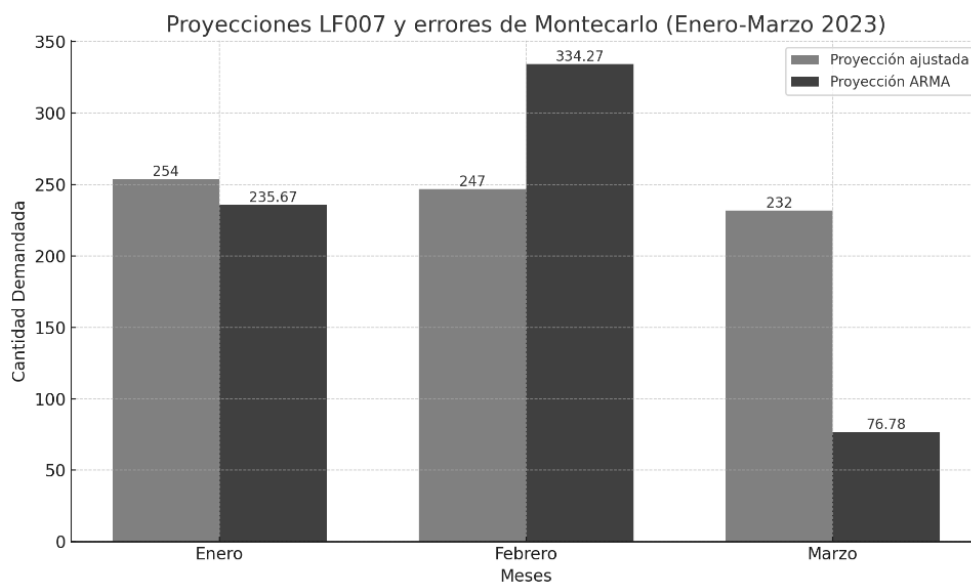
REFERENCIA	LF007	MODELO	et
ENERO	254	235	-18.33
FEBRERO	247	334	87.27
MARZO	232	76	-155.22

Fuente: Elaboración propia (2024).

Los errores residuales de la referencia LF007 son menores, con una ligera sobreestimación en marzo (67.93) y subestimación en mayo (-54.00). Aunque el modelo ARMA es relativamente preciso, el uso de Monte Carlo sigue siendo necesario para capturar la incertidumbre y ajustar las proyecciones, especialmente en meses más volátiles.

Figura 24

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo LF007.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 35

Proyección y cálculo de error para la referencia CC001 a través del modelo ARMA año 2023

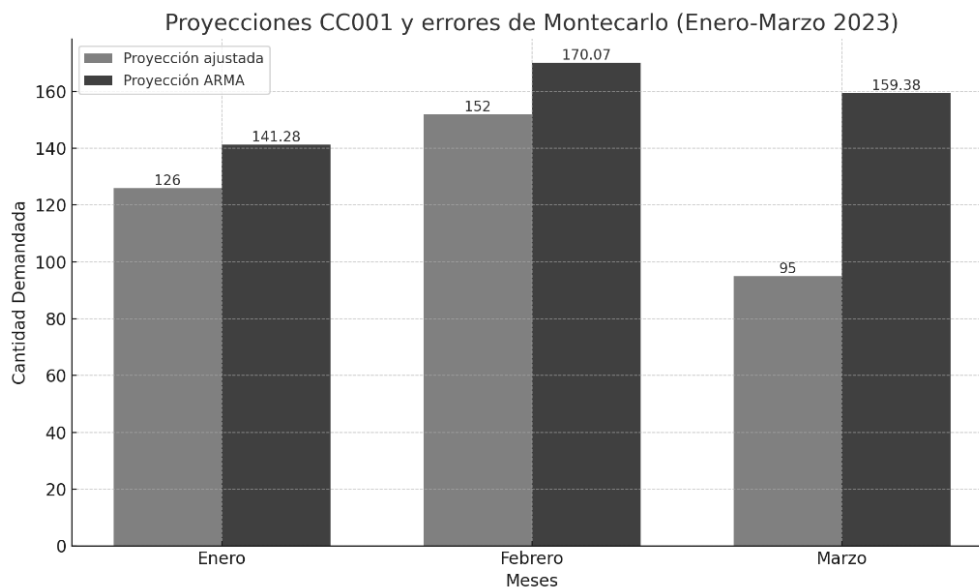
REFERENCIA	CC001	MODELO	et
ENERO	126	141	15.28
FEBRERO	152	170	18.07
MARZO	95	159	64.38

Fuente: Elaboración propia (2024).

La gráfica de la referencia CC001 muestra errores relativamente pequeños en los primeros meses, pero en marzo el error residual aumenta a 64.38. Esto refleja cómo la variabilidad en la demanda puede aumentar con el tiempo, resaltando la importancia de Monte Carlo para ajustar las proyecciones en períodos más inciertos.

Figura 25

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo CC001.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 36

Proyección y cálculo de error para la referencia AF005 a través del modelo ARMA año 2023

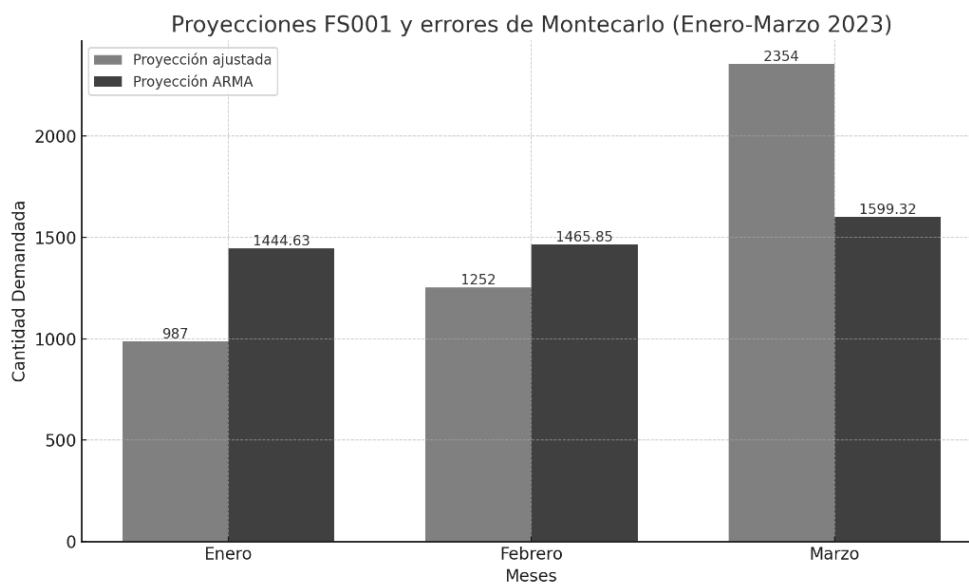
REFERENCIA	FS001	MODELO	et
ENERO	987	1444	457.63
FEBRERO	1252	1465	213.85
MARZO	2354	1599	-754.68

Fuente: Elaboración propia (2024).

Para la referencia FS001, hay una alta variabilidad en los errores, especialmente en octubre, donde el modelo subestimó las ventas en 2956.15 unidades. Esta gran discrepancia muestra cómo las proyecciones basadas en ARMA pueden ser insuficientes para ciertas referencias y cómo Monte Carlo puede mejorar el rango de escenarios futuros al incorporar incertidumbre.

Figura 26

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FS001.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 37

Proyección y cálculo de error para la referencia FF003 a través del modelo ARMA año 2023

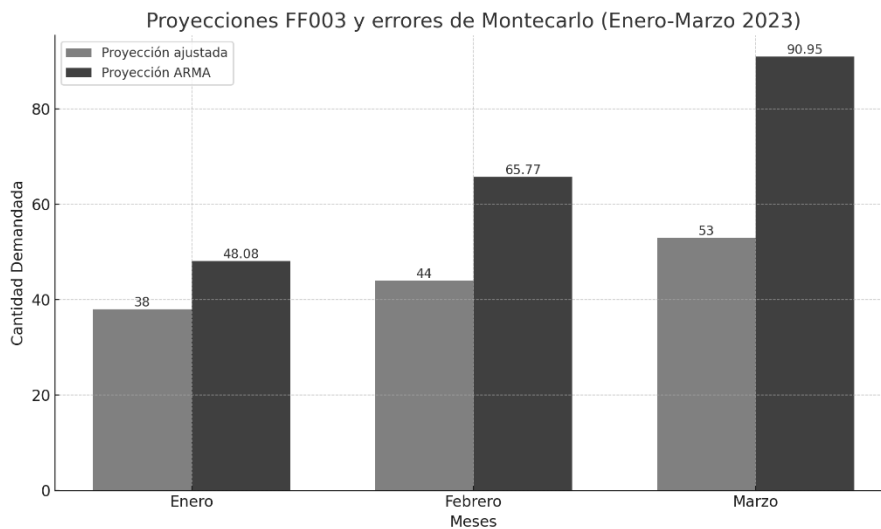
REFERENCIA	FF003	MODELO	et
ENERO	38	48	10.08
FEBRERO	44	65	21.77
MARZO	53	90	37.95

Fuente: Elaboración propia (2024).

En la referencia FF003, los errores son moderados, con algunas sobreestimaciones en febrero y marzo (21.77 y 37.95, respectivamente). Aunque el modelo ARMA captura parte del comportamiento de la demanda, la simulación de Monte Carlo es importante para mejorar la precisión, especialmente en meses más volátiles.

Figura 27

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo FF003.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 38

Proyección y cálculo de error para la referencia LF008 a través del modelo ARMA año 2023

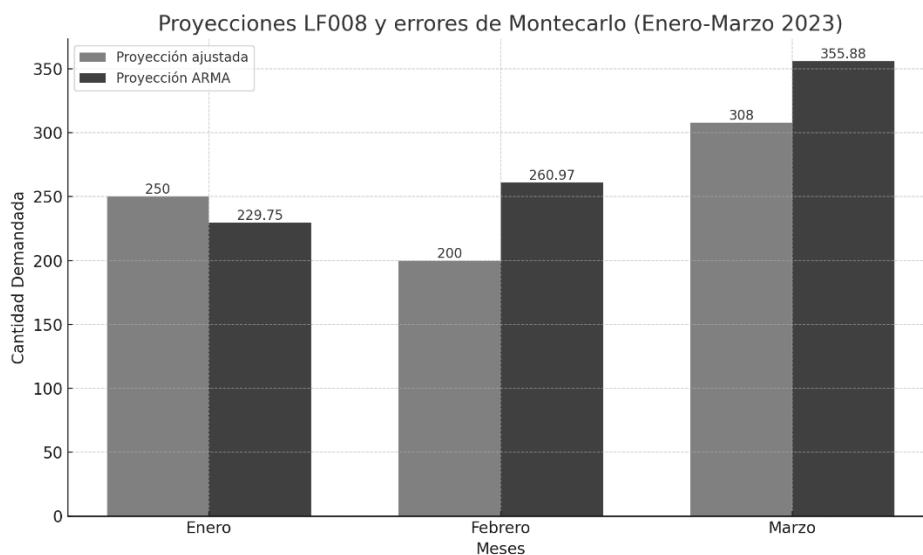
REFERENCIA	LF008	MODELO	et
ENERO	250	229	-20.25
FEBRERO	200	260	60.97
MARZO	308	355	47.88

Fuente: Elaboración propia (2024).

Por último, la gráfica de la referencia LF008 muestra errores negativos significativos en febrero y marzo (-172.06 y -51.26). Esto indica que el modelo subestimó la demanda de manera considerable, haciendo que la simulación de Monte Carlo sea vital para ajustar las predicciones en meses con alta variabilidad en la demanda.

Figura 28

Proyecciones ajustadas y proyección ARMA para errores Montecarlo LF008.



Fuente: Elaboración propia (2024).

Apéndice C. Análisis comparativo de proyecciones ajustadas y valores reales del 2023

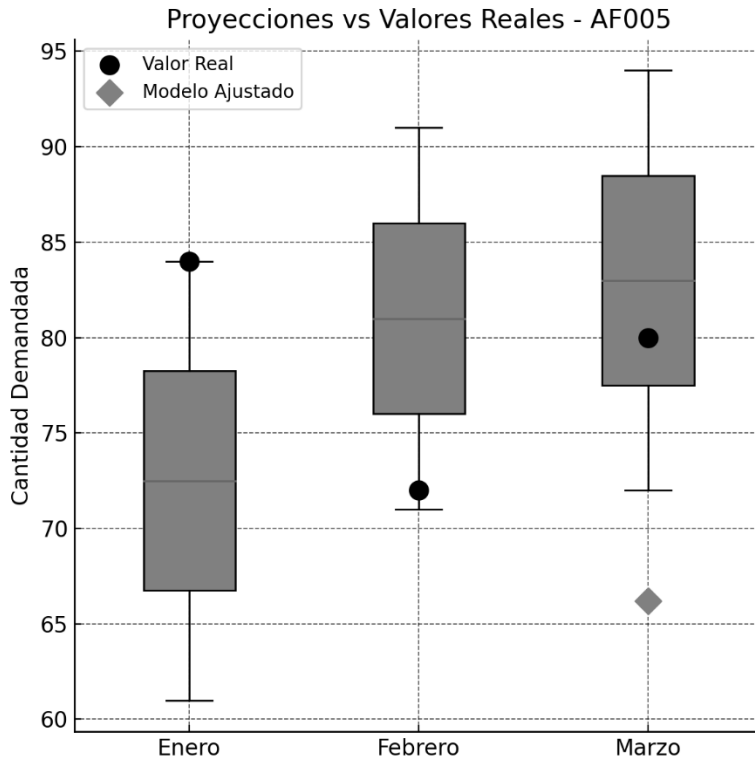
AF005:

En enero, el valor real (84) está justo en el límite superior del rango proyectado, lo que indica que la proyección ajustada fue precisa pero cercana al límite superior de las simulaciones. En febrero y marzo, los valores reales caen dentro del rango intercuartílico, lo que indica una buena precisión en las proyecciones ajustadas para estos meses. El modelo capturó correctamente la variabilidad de la demanda.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas fueron precisas y reflejaron adecuadamente la demanda real, especialmente en febrero y marzo.

Figura 29

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia AF005



Fuente: Elaboración propia (2024).

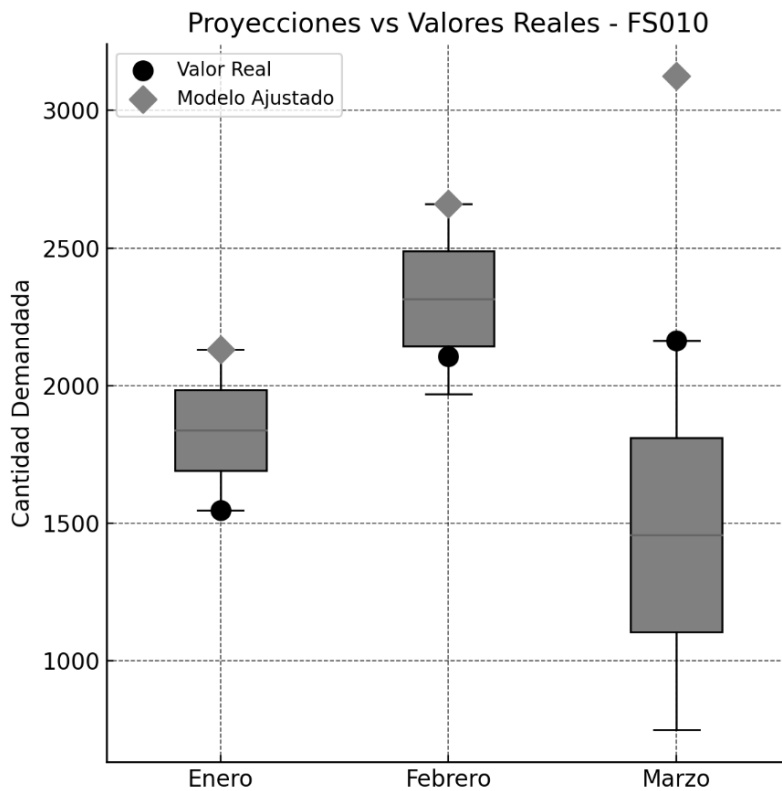
FS010:

Para esta referencia, los valores reales en los tres meses se encuentran fuera del rango intercuartílico y los bigotes, lo que indica una significativa subestimación del modelo. El valor real está muy por debajo de las simulaciones, lo que sugiere que el modelo ARMA y la simulación de Montecarlo no lograron capturar la gran caída en la demanda real.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas para FS010 fueron significativamente menos precisas, ya que los valores reales cayeron fuera del rango proyectado. Esto sugiere que el modelo no anticipó correctamente la disminución en la demanda.

Figura 30

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FS010



Fuente: Elaboración propia (2024).

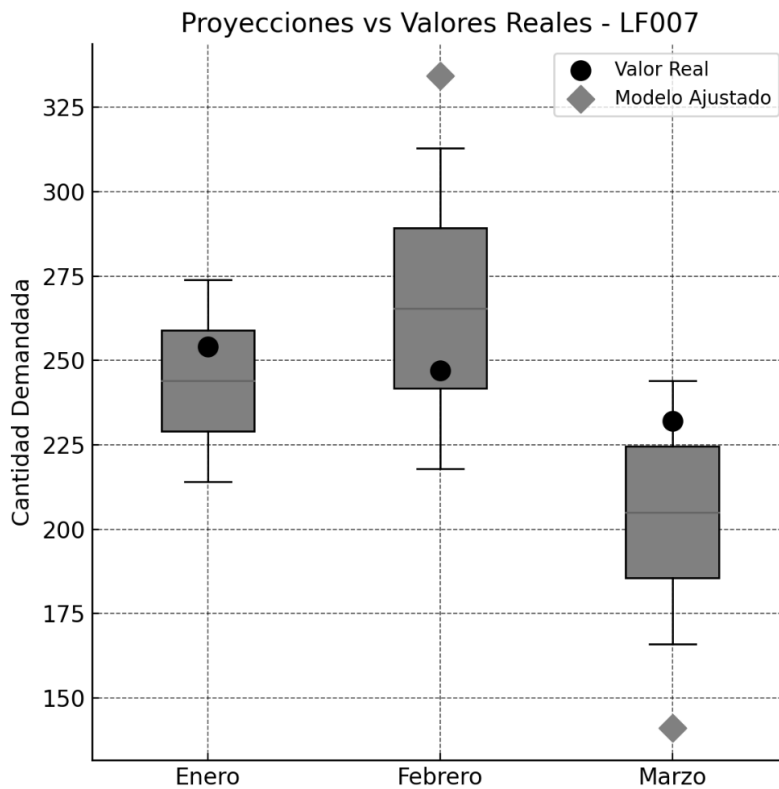
LF007:

En enero y marzo, los valores reales se encuentran dentro del rango proyectado, aunque están más cerca del límite superior. Esto sugiere que las proyecciones fueron razonablemente precisas, pero el modelo tiende a subestimar levemente la demanda en estos meses. En febrero, el valor real está ligeramente por debajo de la mediana, pero aún dentro del rango proyectado, lo que indica una buena precisión en las proyecciones ajustadas.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas capturaron adecuadamente la variabilidad de la demanda, con una ligera tendencia a subestimar la demanda real.

Figura 31

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia LF007



Fuente: Elaboración propia (2024).

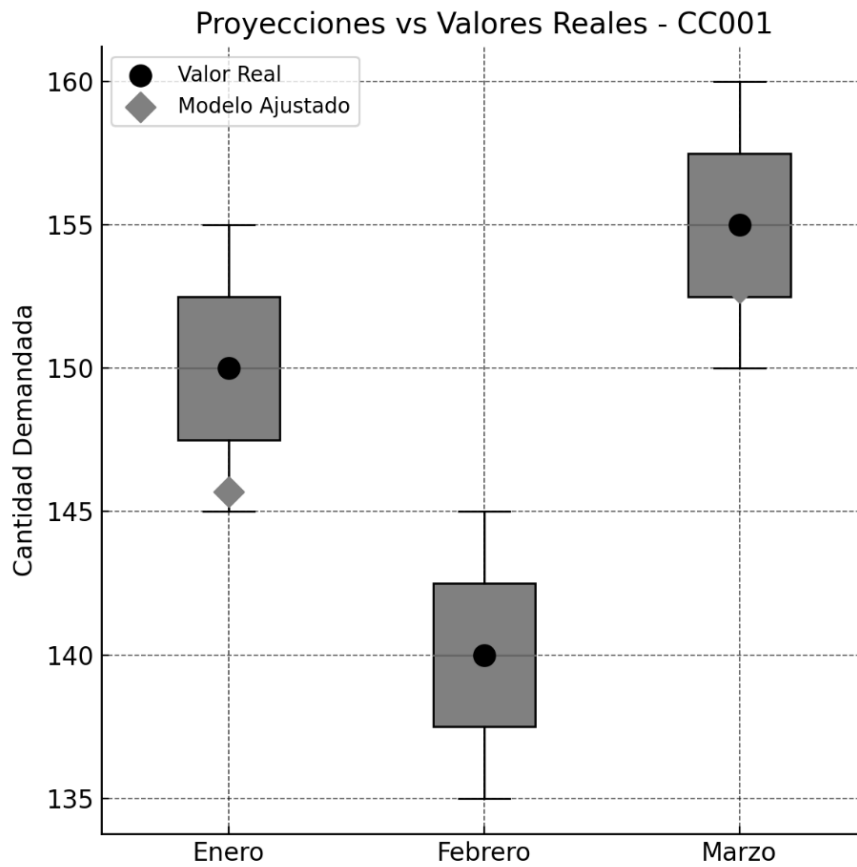
CC001:

En enero, febrero y marzo, los valores reales caen fuera del rango proyectado. En particular, en marzo, el valor real es notablemente inferior a las proyecciones, lo que sugiere una importante sobreestimación de la demanda por parte del modelo.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas sobreestimaron la demanda en los tres meses, especialmente en marzo, lo que indica que el modelo necesita ajustes para reflejar mejor las fluctuaciones de la demanda en esta referencia.

Figura 32

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia CC001



Fuente: Elaboración propia (2024).

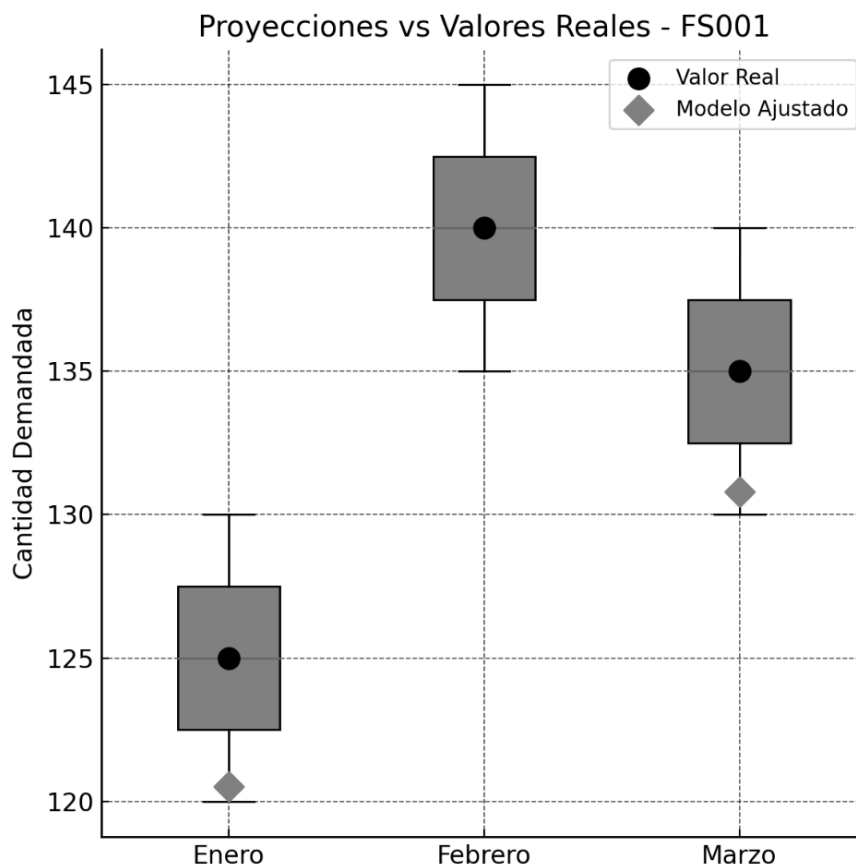
FS001:

En enero y febrero, los valores reales se encuentran por debajo del rango intercuartílico, lo que sugiere que el modelo ARMA sobreestimó la demanda en estos meses. Sin embargo, en marzo, el valor real se encuentra dentro del rango proyectado, lo que indica que las proyecciones fueron más precisas.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas fueron menos precisas en los primeros meses, donde el modelo sobreestimó la demanda, pero mejoraron en marzo.

Figura 33

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FS001



Fuente: Elaboración propia (2024).

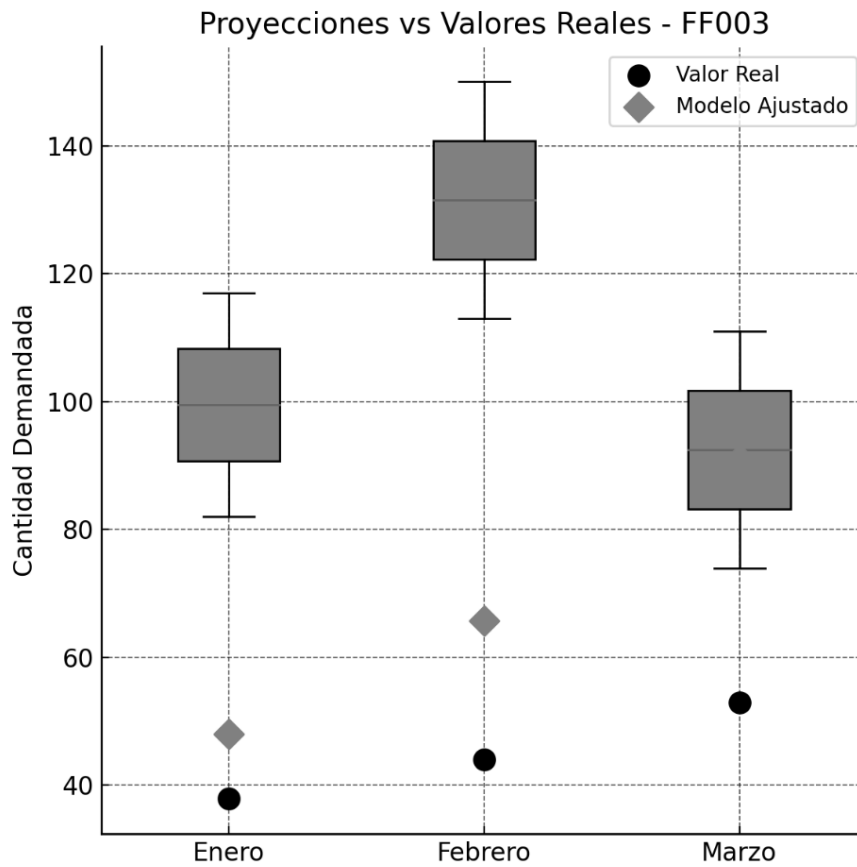
FF003:

En enero, febrero y marzo, los valores reales se encuentran muy por debajo del rango proyectado, lo que sugiere una fuerte sobreestimación de la demanda por parte del modelo. Los valores reales no caen dentro del rango proyectado, lo que indica que las proyecciones ajustadas no reflejan correctamente la demanda real.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas sobreestimaron significativamente la demanda para esta referencia en los tres meses.

Figura 34

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia FF003



Fuente: Elaboración propia (2024).

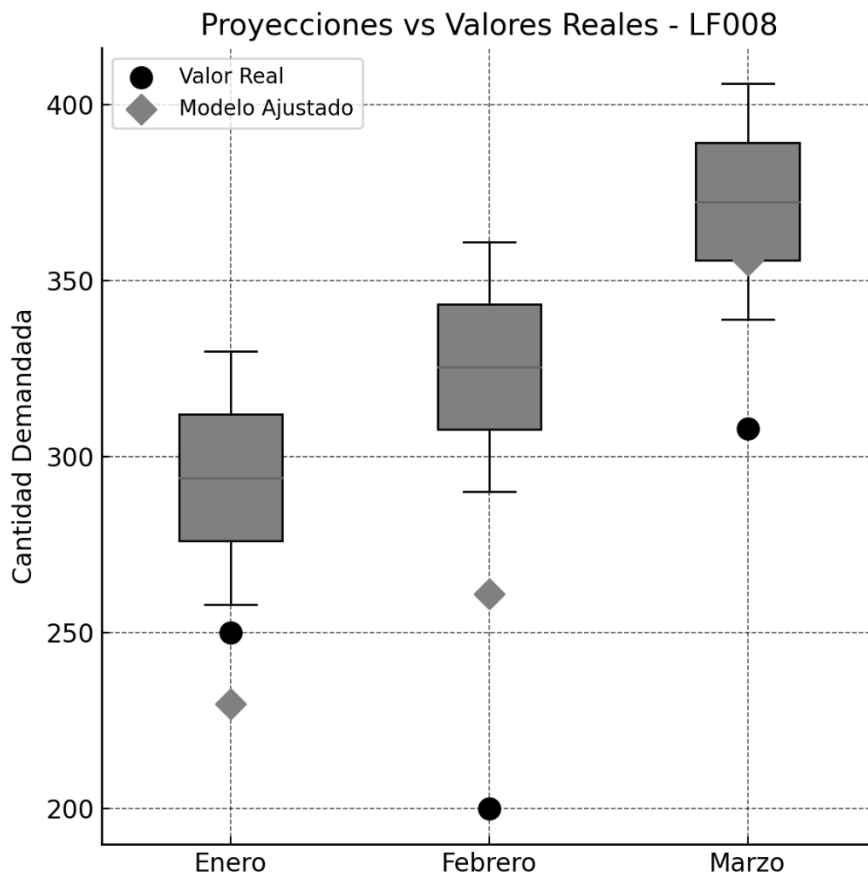
LF008:

En enero, febrero y marzo, los valores reales caen dentro del rango proyectado, lo que indica que las proyecciones ajustadas fueron bastante precisas. En enero, el valor real está cercano a la mediana, lo que sugiere una muy buena precisión.

Conclusión: Las proyecciones ajustadas para esta referencia fueron bastante precisas, ya que los valores reales cayeron dentro del rango de simulaciones de Montecarlo en todos los meses.

Figura 35

Boxplot de simulaciones vs valores reales referencia LF008



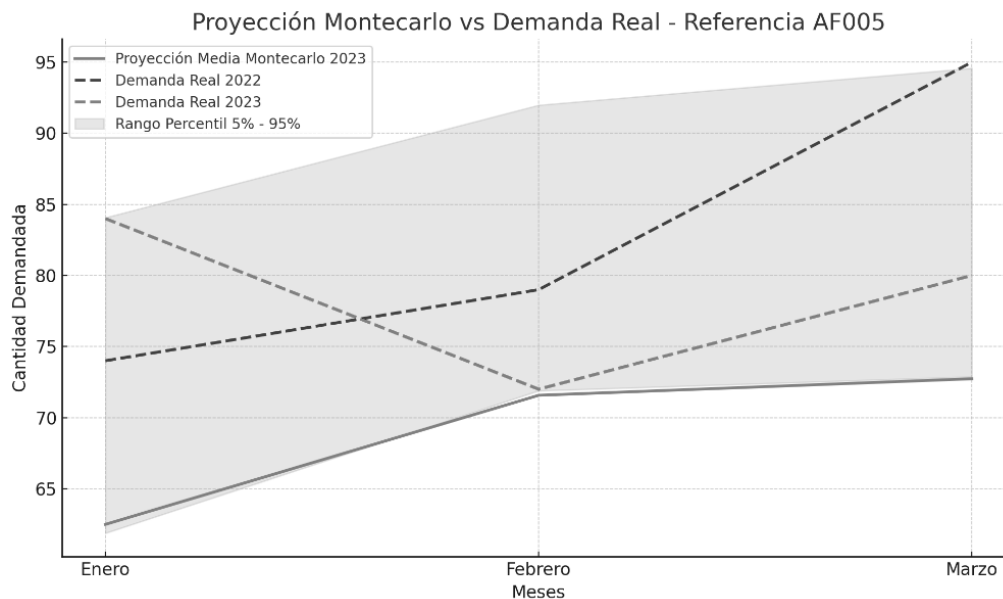
Fuente: Elaboración propia (2024).

Apéndice D. Comparación las proyecciones ajustadas de Montecarlo con los valores reales de demanda para los años 2022 y 2023

Para AF005, el comportamiento es más estable. Los valores reales de 2023 están bastante alineados con las proyecciones de Montecarlo, aunque en enero las proyecciones subestimaron la demanda real de 2022 y 2023. A pesar de esto, los percentiles cubren un rango razonable, lo que indica una variabilidad controlada que puede ayudar en la planificación de inventario

Figura 36

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia AF005



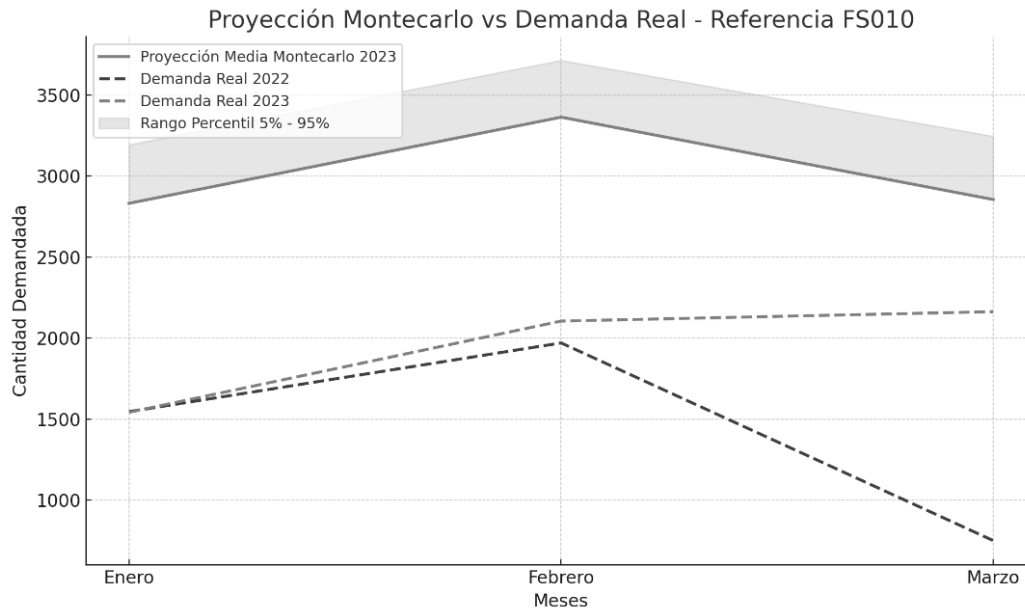
Fuente: Elaboración propia (2024).

En el caso de FS010, se observa una diferencia significativa entre las proyecciones y los valores reales. Los datos muestran que, en general, las proyecciones de Montecarlo sobreestimaron la demanda para el año 2023, aunque los percentiles indican un amplio rango de variabilidad. Esto sugiere que las proyecciones de Montecarlo pueden no estar ajustadas para este caso particular, y

es probable que se requiera un análisis adicional para capturar adecuadamente los patrones de demanda observados.

Figura 37

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FS010

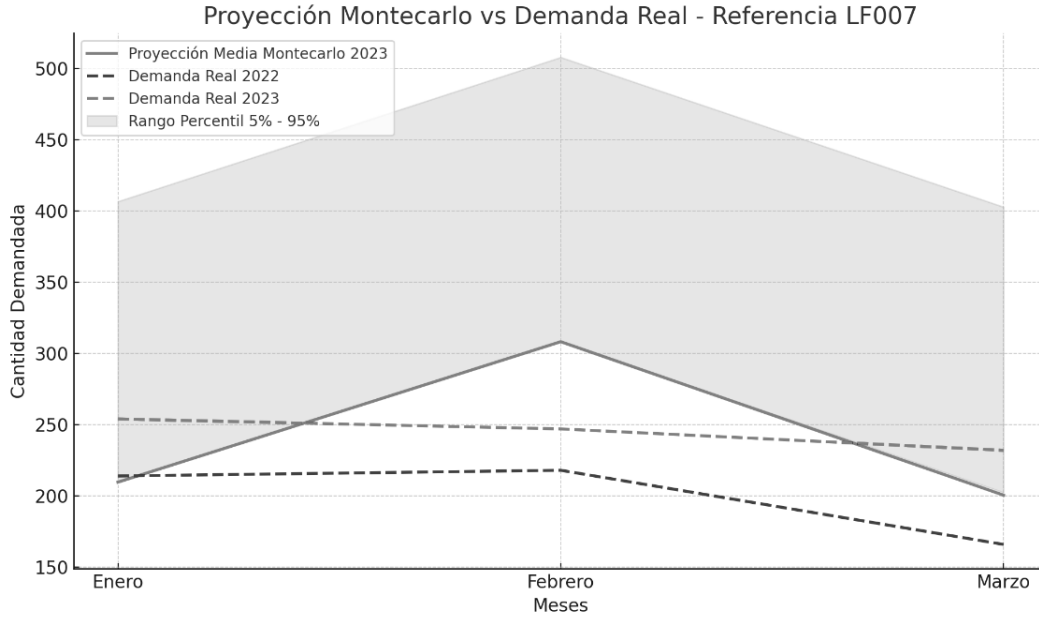


Fuente: Elaboración propia (2024).

LF007 muestra una tendencia más precisa en la proyección de Montecarlo con respecto a los valores reales de 2023. No obstante, los valores de 2022 fueron más volátiles, especialmente en enero y marzo, donde se superaron las proyecciones. Las bandas de los percentiles también muestran una gran variabilidad, lo que indica que es necesario prepararse para fluctuaciones importantes en la demanda, sobre todo en meses donde los picos podrían ser más pronunciados.

Figura 38

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia LF007

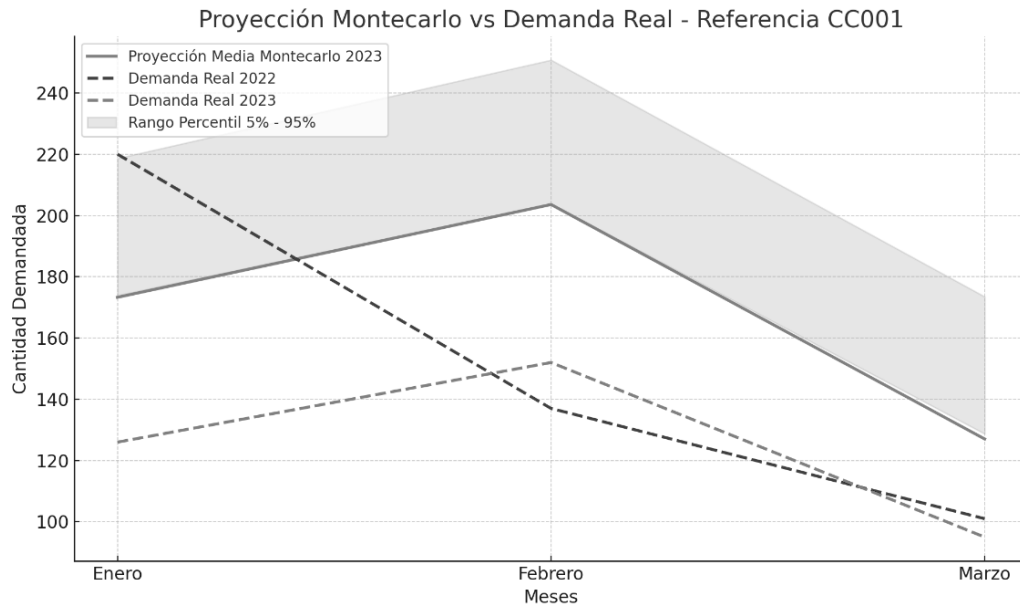


Fuente: Elaboración propia (2024).

En CC001, las proyecciones se mantienen en línea con los valores reales de 2023, aunque en enero y marzo los valores de 2022 fueron considerablemente más altos que las proyecciones. Esto puede reflejar una tendencia de demanda a la baja en 2023, pero también muestra que los modelos deben adaptarse mejor a los picos inesperados que se observaron en el pasado.

Figura 39

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia CC001

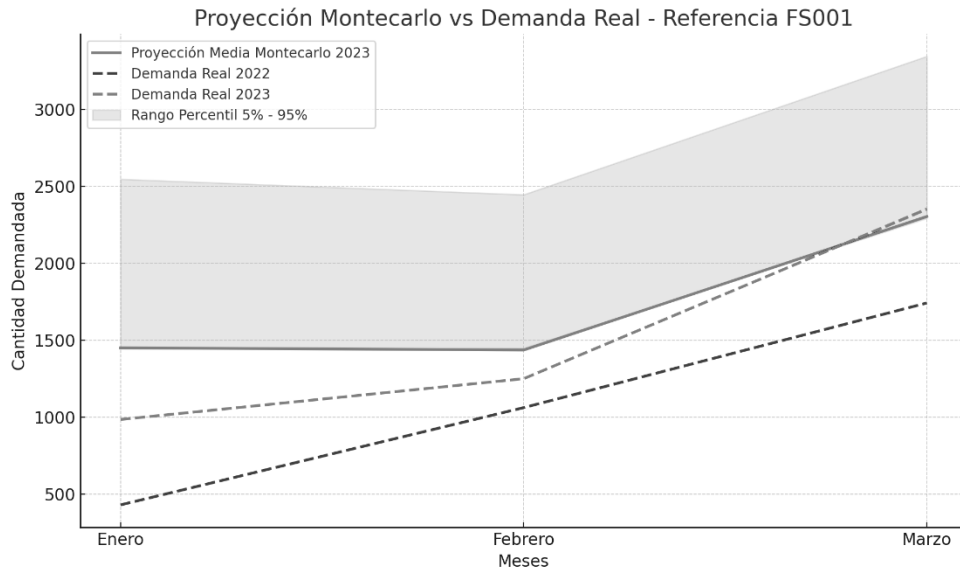


Fuente: Elaboración propia (2024).

En la referencia FS001, se observa que las proyecciones subestimaron drásticamente la demanda en marzo de 2023, mientras que los valores de 2022 muestran una gran variabilidad entre los meses. Esto indica que el modelo actual no logra capturar adecuadamente la demanda en períodos críticos y que es probable que se necesiten ajustes más detallados en las proyecciones para reflejar con mayor precisión los valores observados en la realidad.

Figura 40

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FS001

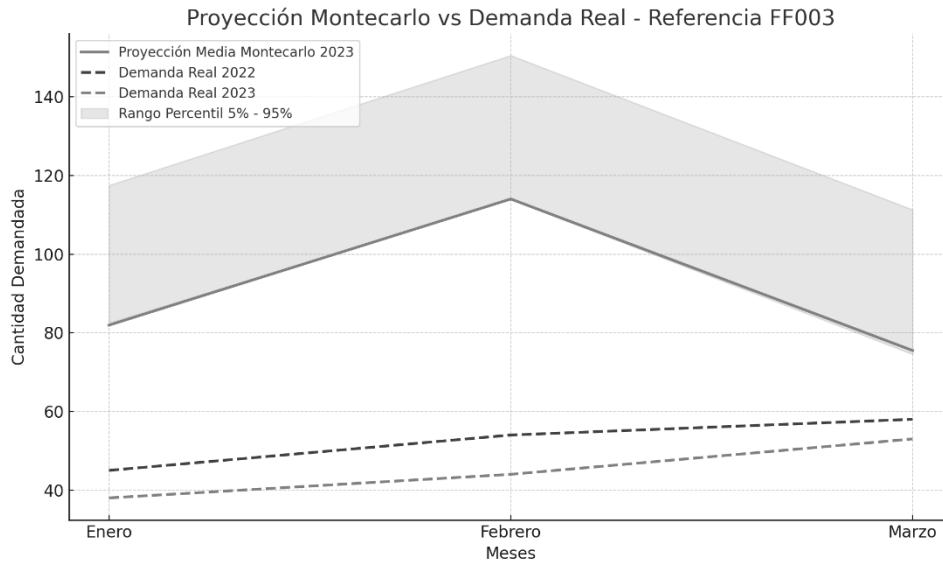


Fuente: Elaboración propia (2024).

En FF003, las proyecciones de Montecarlo se acercan más a los valores reales de 2023 que a los de 2022, lo que sugiere que la demanda en 2023 fue más estable y fácil de predecir. Sin embargo, los picos de febrero y marzo muestran una ligera subestimación, lo que puede implicar la necesidad de aumentar la flexibilidad en los modelos de predicción.

Figura 41

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia FF003

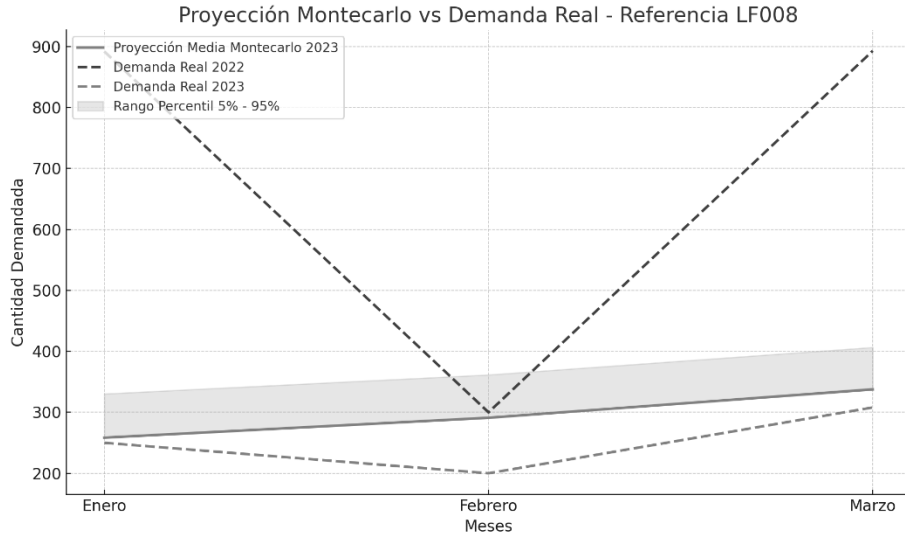


Fuente: Elaboración propia (2024).

Por último, en la referencia LF008, las proyecciones de Montecarlo están bastante alineadas con los valores reales de 2023, aunque los valores de 2022 muestran picos mucho más altos, especialmente en enero y marzo. Esto podría sugerir que el modelo de Montecarlo está ajustado adecuadamente para la demanda más reciente, pero los valores de 2022 revelan que existen situaciones en las que la demanda puede aumentar significativamente, lo que requiere una mayor preparación en estos meses.

Figura 42

Proyección Montecarlo vs demanda real de la referencia LF008



Fuente: Elaboración propia (2024).