ESTRATEGIAS DE PRICING Y DISPONIBILIDAD DE INVENTARIOS PARA REDUCIR VENTAS PERDIDAS: UN MODELO PREDICTIVO PARA SODIMAC COLOMBIA

Luis Miguel Bastidas

Javier Andrés Sánchez

Diego Alejandro Cadena

Universidad EAN

Facultad de Ingeniería

Maestría en gerencia de la cadena de abastecimiento-MBA en ingeniería

Bogotá, Colombia

10/Junio/2026

ESTRATEGIAS DE PRICING Y DISPONIBILIDAD DE INVENTARIOS PARA REDUCIR VENTAS PERDIDAS: UN MODELO PREDICTIVO PARA SODIMAC COLOMBIA

Luis Miguel Bastidas

Javier Andrés Sánchez

Diego Alejandro Cadena

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:

Magister en gerencia de la cadena de abastecimiento-MBA en ingeniería

Director (a):

Diana Paola Figueroa

Modalidad:

Trabajo Dirigido

Universidad EAN

Facultad de Ingeniería

Maestría en gerencia de la cadena de abastecimiento-MBA en ingeniería

Bogotá, Colombia

10/Junio/2026

Nota de aceptación:

Firma del jurado

Firma del jurado

Firma del director del trabajo de grado

Ciudad, día/mes

Agradecimientos

Expresamos nuestro más sincero agradecimiento a nuestras familias, por su apoyo incondicional, comprensión y motivación constante durante este proceso académico y personal. Su acompañamiento fue fundamental para culminar esta etapa con éxito.

Agradecemos también a la Universidad EAN, por brindarnos los espacios, conocimientos y herramientas necesarias para nuestro crecimiento profesional y el desarrollo de esta investigación.

De igual manera, extendemos nuestro agradecimiento a Sodimac Colombia, por el apoyo y la información suministrada, los cuales aportaron al desarrollo y contextualización del presente trabajo.

De manera especial, expresamos nuestro reconocimiento y gratitud a Diana Paola Figueroa, por su orientación, disposición y valiosas correcciones, las cuales contribuyeron significativamente al fortalecimiento y mejoramiento de este documento.

Finalmente, agradecemos a todas las personas que, de una u otra manera, aportaron y acompañaron este proceso de formación y aprendizaje.

Resumen

El presente trabajo de grado analiza la problemática de las ventas perdidas en Sodimac Colombia, asociada a la relación entre las variaciones de precio, el comportamiento de la demanda y la disponibilidad de inventario. La investigación surge en el contexto de una operación omnicanal que administra más de 160.000 SKUs, donde los quiebres de inventario afectan la disponibilidad de productos y generan pérdidas de venta. El objetivo del estudio consiste en formular una propuesta que integre la gestión de precios y de inventarios mediante el uso de elasticidades precio-demanda y modelos predictivos, con el fin de aportar elementos para la toma de decisiones comerciales y de abastecimiento. La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo de alcance correlacional. Inicialmente se realizó un diagnóstico organizacional mediante herramientas de análisis estratégico y una encuesta estructurada aplicada a colaboradores de la compañía. Posteriormente, se estimaron elasticidades precio-demanda utilizando un modelo de regresión log-log por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) sobre 628.470 registros históricos de ventas correspondientes al período 2023-2025. El análisis se efectuó en cinco niveles de agregación: familia, subfamilia, grupo, conjunto y SKU. Los resultados muestran que la mayor parte del portafolio presenta una demanda relativamente inelástica, con coeficientes cercanos a cero en los distintos niveles analizados. Sin embargo, categorías específicas, como alquiler de herramientas, con una elasticidad de -0.633 evidencian una sensibilidad al precio suficientemente alta como para justificar un tratamiento diferenciado. Este contraste constituye el principal hallazgo del estudio, permite pasar de un tratamiento homogéneo de los precios e inventarios a una segmentación basada en evidencia cuantitativa, identificando de manera precisa en qué categorías el precio tiene incidencia directa sobre la venta perdida y en cuales el problema depende de la disponibilidad. Se concluye que la incorporación sistemática de elasticidades precio-demanda constituye una herramienta replicable para priorizar

decisiones de pricing dinámico y de reposición de inventario, con potencial de reducir la venta perdida en categorías de mayor sensibilidad al precio y fortalecer la toma de decisiones sustentada en datos en Sodimac Colombia.

Palabras clave: elasticidad precio-demanda, venta perdida, gestión de inventarios, pricing dinámico, retail, modelos predictivos, Sodimac Colombia.

Abstract

This undergraduate thesis analyzes the problem of lost sales at Sodimac Colombia, associated with the relationship between price variations, demand behavior, and inventory availability. The study arises within the context of an omnichannel operation managing more than 160,000 SKUs, where stockouts affect product availability and result in lost sales opportunities. The objective of this research is to develop a proposal that integrates pricing and inventory management through the use of price elasticity of demand and predictive models to support commercial and supply chain decision-making. The study was conducted using a quantitative, correlational research approach. First, an organizational assessment was carried out through strategic analysis tools and a structured survey administered to company employees. Subsequently, price elasticity of demand was estimated using a log-log regression model based on Ordinary Least Squares (OLS) applied to 628,470 historical sales records from the 2023–2025 period. The analysis was performed across five levels of aggregation: family, subfamily, group, set, and SKU. The results show that most of the portfolio presents relatively inelastic demand, with coefficients close to zero at the different levels analyzed. However, specific categories, such as tool rental, with an elasticity of -0.633, show a price sensitivity high enough to justify differentiated treatment. This contrast constitutes the main finding of the study, it allows moving from a homogeneous treatment of pricing and inventories to a segmentation based on quantitative evidence, precisely identifying in which categories price has a direct effect on lost sales and in which the problem depends on availability. It is concluded that the systematic incorporation of price-demand elasticities constitutes a replicable tool for prioritizing dynamic pricing and inventory replenishment decisions, with the potential to reduce lost sales in categories with greater price sensitivity and to strengthen data-driven decision-making at Sodimac Colombia.

Keywords: price elasticity of demand, lost sales, inventory management, dynamic pricing, retail, predictive models, Sodimac Colombia.

Contenido

Contenido

Introducción **13**

Objetivos **17**

Objetivo general *17*

Objetivos específicos *17*

Justificación **18**

Marco Institucional **21**

Presentación General la Empresa *21*

Estructura Organizacional *22*

Productos y Servicios Ofertados *25*

Análisis del Sector *28*

Liderazgo de Mercado *31*

Marco de referencia **35**

Elasticidad-precio de la demanda *35*

Tipos de elasticidad 35

Modelos econométricos para calcular la elasticidad-precio de la demanda 36

Transformación digital y retail omnicanal *38*

Gestión de inventarios y modelos predictivos *39*

Elasticidad precio-demanda y estrategias de precios *39*

Teoría de juegos aplicada al pricing *40*

Optimización logística y competitividad *41*

Estrategias de pricing dinámico en retail *41*

Estrategias de gestión de inventarios 42

Estrategias basadas en analítica y modelos predictivos 43

Estrategias de integración omnicanal y cadena de suministro 45

Estrategias de resiliencia y sostenibilidad en el retail 46

Coordinación estratégica entre precio e inventario bajo incertidumbre estructural 46

Impacto económico y conductual de los agotados (stockouts) 47

Analítica predictiva como habilitador estratégico 48

Optimización omnicanal con criterios de riesgo 49

Diferenciación estratégica entre canales y efectos de sustitución 50

Implicaciones estratégicas integradas para Sodimac Colombia 50

Regresión logística *52*

Especificación del modelo logístico 53

Definición de la variable dependiente 55

Definición de la variable precio relativo 56

Definición de la variable cambio de precio 57

Definición de la variable margen 58

Definición de la variable disponibilidad 58

Interpretación de los odds ratios 59

Pertinencia del modelo para el objetivo del estudio 60

Diseño Metodológico y Enfoque de Intervención Empresarial 61

Tipo de investigación *61*

Análisis externo *62*

Análisis interno *67*

Población, muestra y ficha técnica *68*

Identificación de las variables *69*

Instrumento de medición *71*

Formato: Encuesta estructurada. 72

Validación de instrumento 74

Procedimiento de Validación 74

Concepto de la Validación 75

Resultados y análisis diagnóstico organizacional 76

Resultados de la aplicación del instrumento cualitativo *76*

Análisis relacional entre variables 83

Procesamiento estadístico de datos *85*

Descripción de los datos 85

Consideraciones 86

Criterios de interpretación 87

Resultados por nivel de agregación 87

Análisis e interpretación 94

Modelo estadístico para el análisis de ventas perdidas *95*

Análisis precio relativo 97

Análisis cambio de precio 99

Análisis margen 101

Análisis de disponibilidad 103

Análisis conjunto de variables 104

Plan de intervención 106

Propósito del plan de intervención 106

Objetivo del plan 107

Alcance del plan 107

Hallazgos que sustentan la intervención 108

Componentes estratégicos del plan 109

Pricing basado en elasticidad precio-demanda 109

Optimización de inventarios según sensibilidad y riesgo de venta perdida 111

Integración pricing e inventarios 112

Analítica predictiva y actualización de modelos 114

Cronograma de implementación 115

Recursos requeridos y viabilidad operativa 116

Conclusiones 118

Recomendaciones 121

Institucionalizar la medición de elasticidad precio-demanda como herramienta de gestión permanente 121

Establecer un protocolo formal de coordinación entre las gerencias Comercial y de Cadena de Abastecimiento 122

Implementar una segmentación dinámica del portafolio por nivel de riesgo de venta perdida 122

Líneas abiertas para futuras investigaciones.....123

Referencias 125

Anexos.....133

Lista de Figuras

Pág.

Figura 1. Estructura Organizacional de Sodimac Colombia 23

Figura 2. Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Lasso .. 43

Figura 3. Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Polinomial 43

Figura 4. Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Random Forest 44

Figura 5. Mapa de calor estratégico PESTEL del sector retail de mejoramiento del hogar 65

Figura 6. Resultados estrategias de pricing dinámico 78

Figura 7. Resultados gestión de inventarios 79

Figura 8. Resultados integración omnicanal 80

Figura 9. Resultados Analítica predictiva y modelos de apoyo 81

Figura 10. Resultados venta perdida 82

Figura 11. Matriz de correlación 83

Figura 12. Distribución de elasticidades a nivel Familia. Histograma y diagrama de caja. 89

Figura 13. Distribución de elasticidades a nivel Sub Familia 90

Figura 14. Distribución de elasticidades a nivel Grupo 91

Figura 15. Distribución de elasticidades a nivel Conjunto. 93

Figura 16. Distribución de elasticidades a nivel SKU 94

Figura 17. Desempeño del modelo logístico para la ocurrencia de ventas perdidas .. 97

Figura 18. Relación entre precio relativo y ocurrencia de ventas perdidas 98

Figura 19. Relación entre cambio de precio y ocurrencia de ventas perdidas 99

Figura 20. Relación entre margen y ocurrencia de ventas perdidas 102

Figura 21. Relación entre disponibilidad y ocurrencia de ventas perdidas.....104

Lista de Tablas

Pag.

Tabla 1. *Beneficios y evidencia de impacto de criterios de justificación* 19

Tabla 2. *Clasificación de categorías, ejemplos de productos y segmentación por marca en Homecenter / Constructor* 25

Tabla 3. *Servicios ofrecidos por Sodimac Colombia SA* 27

Tabla 4. *Comparación de ventas anuales de las principales empresas del sector de mejoramiento del hogar en Colombia (2023)* 32

Tabla 5. *Análisis PESTEL del sector retail construcción y mejoramiento del hogar* 63

Tabla 6. *Selección de variables* 70

Tabla 7. *Resultados por sección – Instrumento de medición* 77

Tabla 8. *Definición de variables cuantitativas* 85

Tabla 9. *Criterios de interpretación* 87

Tabla 10. *Hallazgos clave y orientación de la intervención* 108

Tabla 11. *Estrategias de pricing basado en elasticidad precio-demanda* 110

Tabla 12. *Estrategias de precio, categorías inelásticas* 111

Tabla 13. *Acciones para optimización de inventarios según sensibilidad y riesgo de venta perdida* 112

Tabla 14. *Acciones propuestas integración pricing e inventarios* 113

Tabla 15. *Acciones propuestas: analítica predictiva y actualización de modelos* 114

Tabla 16. *Cronograma de implementación del plan de intervención* 115

Tabla 17. *Recursos requeridos para la implementación* 116

Introducción

El sector retail y en específico los almacenes especializados y por departamentos han experimentado crecimiento positivo durante los últimos años en Colombia, para el primer semestre del año 2025 Sodimac Colombia presentó un crecimiento interanual de 17,4% en los resultados frente al mismo periodo del año 2024, apalancándose principalmente en estrategias omnicanal, innovación y la expansión de marcas de marca propia (EMIS Insights, 2025), Sodimac cuenta con un portafolio que incluye más de 160000 productos y una estrategia omnicanal que abarca la venta desde 42 tiendas físicas, una plataforma de comercio electrónico robusta a través de su página web, una aplicación móvil, y canales de atención directa.

Desde la perspectiva de cadena de abastecimiento, la gestión de precios y de inventarios adquieren un rol fundamental en el desempeño comercial y de ventas, el conocimiento de la elasticidad precio-demanda permite determinar y diseñar estrategias de precios óptimas y promociones de venta efectivas (Haschka & Herwartz, 2025), sin embargo, la complejidad logística y el volumen de datos en el retail hacen que la implementación de estrategias de establecimiento de precios dinámicos sean un reto que requiere un entendimiento profundo de datos históricos de ventas, tendencias del mercado, disponibilidad de producto y preferencias de los clientes (Cruz et al., 2023).

A nivel internacional, cadenas como Walmart han avanzado en la incorporación de modelos de predicción basados en inteligencia artificial, machine learning y big data para optimizar sus decisiones de pricing y abastecimiento; por ejemplo, Walmart usa algoritmos dinámicos de fijación de precios y pronósticos para inventario, como se reporta en el estudio *The pricing strategies of online grocery retailers* (2023). Además, Home Depot ha implementado modelos de machine learning para optimizar la disponibilidad de productos en tiendas físicas, reduciendo ventas perdidas (Remidez & Beldona, 2021).

Diversos estudios han demostrado que la operación logística en retailes de gran tamaño como Sodimac Colombia presenta un grado de complejidad alto por el volumen y diversidad de su portafolio. Tellez et al. (2019) evidencian en su análisis del proceso de abastecimiento de Sodimac la existencia de múltiples retos operacionales relacionados con el tránsito de productos desde centros de distribución, procesos de reabastecimiento a tiendas y coordinación entre áreas, Forbes (2025) resalta que entre un 60% y 70% de las ventas perdidas en los retailers colombianos se dan por fallas logísticas, principalmente por quiebres de inventario, e investigaciones recientes muestran que la elasticidad-precio es crucial en la gestión de portafolios, así lo expone Jiménez (2024), donde se evidencia la importacia en la predicción de la demanda y la optimización comercial. Actualmente, en Sodimac Colombia uno de los principales retos es que no se cuenta con una herramienta que permita comprender con exactitud como las variaciones de precios afectan la demanda de los productos, esto limita su capacidad para la toma de decisiones basadas en datos y ajustar sus necesidades de precios de manera ágil, la situación se ve agravada cuando la cadena de abastecimiento se ve limitada en su capacidad de reacción y en su misión de garantizar disponibilidad de producto en tiendas y centros de distribución, con la posible implicación de no poder cumplir con la demanda y necesidades de los clientes (Huang, 2025). La falta de medición de la elasticidad- precio impide la identificación de aquellos productos que son más sensibles al precio, limitando la capacidad para diseñar estrategias de precios diferenciadas que ayuden a maximizar ingresos, contribución y rotación del inventario.

En síntesis, el problema que aborda el presente trabajo es la ausencia de Sodimac Colombia de una medición robusta de la elasticidad precio-demanda que se integre con la disponibilidad de inventarios, en respuesta el objetivo es proponer una estrategia integrada de precios e inventarios basada en elasticidades y modelos predictivos para reducir la venta perdida y mejorar la eficiencia comercial. Para esto, la metodología contempla: (i) un diagnóstico interno y externo del impacto de la elasticidad precio-demanda en Sodimac, (ii) la

identificación, desde la literatura y datos históricos, de variables clave para la clasificación de las categorías según su sensibilidad al precio, (iii) la estimación de elasticidades y (iv) la formulación de un plan de implementación con enfoque en la mejora del desempeño comercial y la reducción de la venta perdida.

A partir de los hallazgos del diagnóstico, el trabajo presenta el desarrollo de una propuesta de intervención estructurada en gestión de precios basada en elasticidad, gestión de inventarios, coordinación entre precios e inventarios, y analítica predictiva, así como sus respectivos indicadores de impacto, cronograma de implementación y análisis de recursos y viabilidad operativa. El detalle de la propuesta se presenta en el capítulo Diagnóstico organizacional.

La investigación se desarrolla a partir de la siguiente pregunta: ¿de que manera una estrategia integrada de establecimiento de precios e inventarios, basada en la elasticidad precio-demanda puede contribuir a reducir la venta perdida y mejorar la eficiencia comercial de Sodimac Colombia?, para responderla, el estudio combina herramientas de diagnóstico organoizacional como análisis Pestel y encuestas realizadas a colaboradores y técnicas de análisis cuantitativo, estimación de elasticidades precio-demanda mediante un modelo log-log por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), utilizando registros históricos de ventas del periodo 2023-2025, organizados en 5 niveles de agregación jerárquicas.

Los resultados obtenidos permiten identificar categorías con distintos niveles de sensibilidad al precio y constituyen la base de la propuesta presentada en el capítulo final del trabajo. El documento se organiza de la siguiente manera: el capítulo 2 presenta los objetivos de la investigación; el capítulo 3 desarrolla la justificación; el capítulo 4 describe el contexto organizacional de Sodimac Colombia; el capítulo 5 expone los fundamentos teóricos relacionados con elasticidad precio-demanda, gestión de inventarios y analítica predictiva; el capítulo 6 presenta el diseño metodológico y los resultados del instrumento aplicado; el capítulo

7 desarrolla el diagnóstico organizacional y el análisis de elasticidades; y el capítulo 8 presenta la propuesta de intervención derivada de los hallazgos obtenidos.

Objetivos

Objetivo general

Proponer una estrategia integrada de precios e inventarios basada en elasticidad precio–demanda y modelos predictivos, orientada a reducir la venta perdida y mejorar la eficiencia comercial en Sodimac Colombia.

Objetivos específicos

Realizar un diagnóstico situacional interno y externo que permita medir el impacto de la elasticidad precio-demanda en la disponibilidad y venta perdida en Sodimac Colombia.

Identificar las variables clave en la literatura y referentes teóricos que permitan clasificar las categorías del portafolio de Sodimac Colombia según su sensibilidad al precio y su impacto en la demanda.

Documentar una propuesta metodológica que permita examinar el efecto de las decisiones de fijación de precios sobre la ocurrencia de ventas perdidas, identificando prácticas que contribuyen a mitigar o intensificar este fenómeno en categorías sensibles al precio.

Formular un plan de implementación de estrategias de precios basadas en la elasticidad precio-demanda, orientado a mejorar la eficiencia comercial y reducir la pérdida de ventas en Sodimac Colombia.

Justificación

El proyecto “Estrategias de pricing y disponibilidad de inventario para reducir ventas perdidas: un modelo predictivo para Sodimac Colombia” surge a partir de una problemática identificada en la organización relacionada con la gestión conjunta de precios e inventarios. Aunque Sodimac Colombia cuenta con una operación omnicanal y un portafolio superior a 160.000 referencias, la toma de decisiones asociada a pricing y abastecimiento puede beneficiarse del uso de herramientas analíticas que permitan comprender con mayor precisión la relación entre los cambios de precio, el comportamiento de la demanda y la disponibilidad de producto.

La literatura especializada ha señalado la importancia de considerar simultáneamente las decisiones de precio y las restricciones de inventario. Estudios sobre elasticidad precio-demanda muestran que la sensibilidad de los consumidores puede variar significativamente entre categorías y productos, por lo que las respuestas de la demanda frente a modificaciones de precio no son homogéneas (Bijmolt et al., 2005). De manera complementaria, investigaciones relacionadas con la gestión de inventarios indican que los quiebres de stock afectan la disponibilidad de productos y pueden generar pérdidas de venta, particularmente en entornos de alta rotación (Corsten & Gruen, 2003; Fisher, 2015).

Por otra parte, el desarrollo de herramientas de analítica de datos ha ampliado las posibilidades de estimar patrones de demanda y apoyar procesos de toma de decisiones en organizaciones del sector retail. De acuerdo con Aldrey Pastor (2023), la utilización de modelos basados en datos facilita la evaluación de alternativas relacionadas con precios, promociones y gestión de inventarios. Estas capacidades adquieren una relevancia particular en un contexto donde el comercio electrónico continúa creciendo. Según cifras reportadas por La República (2025), las ventas en línea en Colombia superaron los

$104,5 billones durante 2024, lo que incrementa la necesidad de coordinar información proveniente de diferentes canales de venta.

En este contexto, la presente investigación busca aportar evidencia cuantitativa sobre la relación existente entre elasticidad precio-demanda y disponibilidad de inventario en Sodimac Colombia. Los resultados obtenidos pueden contribuir a la comprensión de los factores asociados a las ventas perdidas y servir como insumo para futuras decisiones relacionadas con pricing, abastecimiento y gestión comercial.

A continuación, en la tabla 5, se presenta una matriz que sintetiza la justificación del proyecto en función de los criterios establecidos

Tabla 1.

Beneficios y evidencia de impacto de criterios de justificación

Criterio de justificación	Beneficios y evidencia del impacto
Tendencias económicas del sector	El menor dinamismo del retail en 2024 frente a 2023 y la contracción de la vivienda nueva (144000 unidades en 2024; segundo registro más bajo desde 2012) refuerzan la necesidad de optimizar precios e inventarios para ser competitivos (DNP, 2024; El Colombiano, 2025).
Impacto empresarial esperado	Menor venta perdida y mayor eficiencia comercial al alinear estrategias de establecimiento de precios y reposición con elasticidad y disponibilidad, la integración de precio-inventario y pricing dinámico mejoran la rotación, el margen y reducen quiebres (Bitran & Caldentey, 2003).

Criterio de justificación	Beneficios y evidencia del impacto
Evolución de los procesos organizacionales	Transición de una gestión reactiva a una gestión predictiva y basada en datos. La adopción de modelos de pronóstico y optimización dinámica de precios se asocian con mejoras en precisión de compras, surtido y servicio (McKinsey & Company, 2021).
Alineación estratégica de la organización	El proyecto contribuye a la misión de Sodimac de ofrecer los mejores productos al mejor precio y a su visión de ser la empresa líder en el sector, apoyándose analítica para mejorar la propuesta de valor.

Nota. Elaboración propia con base en: Departamento Nacional de Planeación – DNP (2024); Camacol–Coordenada Urbana, cifras 2024 citadas por El Colombiano (2025); Bitran y Caldentey (2003); y McKinsey & Company (2021).

El proyecto es, en términos generales, operativamente factible en el corto y mediano plazo, ya que Sodimac Colombia ya cuenta con la infraestructura tecnológica y la base de datos histórica necesaria para desarrollarlo, y que su ejecución no exige inversiones significativas de capital en su etapa inicial. El detalle de los recursos humanos, tecnológicos, de datos y financieros requerídos, así como el cronograma de implementación por fases se presenta en el capítulo 8 como parte del plan de intervención.

Marco Institucional

Presentación General la Empresa

Sodimac Colombia es una compañía del sector retail especializada en la venta y comercialización de servicios para la construcción y mejora del hogar. Su objeto social incluye la compra, venta, distribución e importación de artículos y servicios relacionados con estos sectores (Sodimac Colombia S.A., 2016). La empresa opera bajo las marcas Homecenter y Constructor, brindando soluciones a clientes particulares y a empresas, mediante un modelo omnicanal que integra tiendas físicas, comercio electrónico y atención telefónica. Con más de 30 años de operación en el mercado colombiano, Sodimac Colombia se ha posicionado como uno de los principales actores del sector de mejoramiento del hogar y construcción. Al cierre de 2024, la compañía contaba con una planta de personal estimada entre 9.000 y 9.200 colaboradores y una red superior a 42 tiendas distribuidas en el territorio nacional. Durante ese mismo año registró ingresos operacionales cercanos a los $6,01 billones de pesos, lo que representó un crecimiento aproximado del 4,2 % respecto al periodo anterior. Este comportamiento estuvo asociado al fortalecimiento de los canales de venta físicos y digitales, así como a la continuidad de su estrategia de expansión comercial. No obstante, el desempeño financiero también estuvo condicionado por factores externos, entre ellos la desaceleración del sector de la construcción y el incremento de los costos financieros, aspectos que incidieron en la reducción de la utilidad neta frente a 2023. En conjunto, estos resultados permiten identificar una organización con capacidad de crecimiento operativo, aunque enfrentando desafíos asociados al entorno económico y a la dinámica del sector en el que desarrolla sus actividades (Pulzo, 2025)

La estrategia de Sodimac se cimienta en una propuesta de valor que se articula a través de sus referentes corporativos. Su propósito fundamental es "Juntos construimos sueños y proyectos de hogar" (Sodimac, s. f.). Este propósito se materializa en una

Misión: "Desarrollarnos con innovación y sostenibilidad, ofreciendo los mejores productos, servicios y asesoría, al mejor precio del mercado, para inspirar y construir los sueños y proyectos de nuestros clientes". Su visión busca posicionarla como "la empresa líder de proyectos para el hogar y construcción que, mejorando la calidad de vida, sea la más querida, admirada y respetada por la comunidad, clientes, trabajadores y proveedores en América". (Sodimac, s. f.).

Los valores corporativos que guían su operación son el Respeto, la Excelencia, la Integridad y la Responsabilidad. La estrategia competitiva de Sodimac se basa en la diferenciación, a pesar de que su misión menciona el "mejor precio". La compañía se enfoca en ofrecer una experiencia omnicanal integrada y en la innovación constante para estar al tanto de las últimas tendencias del mercado y así ser un aliado en la construcción de los proyectos de los colombianos. (Sodimac, s. f.).

La misión y visión evidencian una combinación clara entre competitividad en precios y diferenciación a través del servicio y la asesoría, lo que exige políticas de pricing que mantengan la percepción de precio atractivo sin sacrificar la disponibilidad ni la experiencia del cliente. En este sentido, la estrategia corporativa demanda simultáneamente eficiencia en costos y altos niveles de servicio como entregas oportunas y un surtido amplio, haciendo necesaria una solución analítica que integre elasticidad de demanda y niveles de disponibilidad para sincronizar las decisiones de pricing y abastecimiento.

Estructura Organizacional

Sodimac Colombia cuenta con una estructura organizacional funcional con elementos matriciales, tal como se ilustra en la figura 1 diseñada para soportar su operación omnicanal y su presencia nacional. En la cúspide se encuentra la Junta Directiva, responsable de la definición estratégica y el control corporativo. Justo debajo

de esta, se ubica la gerencia general, la cual coordina las gerencias: comercial, operaciones, cadena de abastecimiento, finanzas, tecnología, recursos humanos, marketing y desarrollo de negocios. A continuación, se presenta la estructura organizacional de Sodimac Colombia:

Figura 1.

Estructura Organizacional de Sodimac Colombia



Nota. Elaboración propia con base en información corporativa de Sodimac Colombia (2024).

En las tiendas, la estructura sigue el modelo funcional, pero con adaptaciones específicas según el punto de venta; la operación y soporte de estas se gestiona desde los puntos de venta con apoyo de la Oficina de Apoyo a Tiendas (OAT). Esta combinación de jerarquía definida, especialización por áreas y coordinación transversal permite mantener eficiencia operativa mientras se responde con flexibilidad a las dinámicas del mercado. De acuerdo con información corporativa de Sodimac (2023), la

compañía ha realizado ajustes en su modelo organizacional con el propósito de fortalecer la operación omnicanal, ampliar la oferta de productos y mejorar la experiencia del cliente. Estos elementos han requerido una estructura organizacional capaz de coordinar procesos comerciales, logísticos y operativos de manera integrada.

En Sodimac Colombia, la definición de precios es una responsabilidad asignada a la Gerencia Comercial. Los gerentes y jefes de línea establecen los precios de venta de acuerdo con los objetivos y estrategias de cada categoría, considerando aspectos como el comportamiento de la demanda, los márgenes esperados, las condiciones del mercado, la rotación de inventarios y las actividades promocionales. Asimismo, esta área determina los ajustes de precios, descuentos y demás acciones comerciales orientadas al posicionamiento competitivo de los productos.

Si bien la gestión de precios se encuentra centralizada en el área comercial, sus efectos trascienden esta función y tienen implicaciones directas sobre la cadena de abastecimiento. Las modificaciones en los precios pueden generar variaciones en la demanda, afectando la velocidad de rotación de los productos, los niveles de inventario y la disponibilidad en los diferentes canales de venta. Como consecuencia, la Gerencia de Cadena de Abastecimiento, aunque no participa en la toma de decisiones relacionadas con pricing, debe planificar y ejecutar las actividades de abastecimiento necesarias para responder a los cambios generados por las estrategias comerciales.

Desde una perspectiva operativa, la coordinación entre las decisiones comerciales y la gestión del abastecimiento resulta determinante para garantizar la disponibilidad de los productos y minimizar el riesgo de agotados. Cuando no existe una adecuada alineación entre las estrategias de precios y la capacidad de respuesta de la cadena de suministro, pueden presentarse pérdidas de venta, especialmente en categorías con alta rotación o con una demanda sensible a las variaciones de precio. Diversos estudios han señalado que la integración entre las áreas comerciales y de

operaciones constituye un factor relevante para mejorar el desempeño organizacional y la satisfacción del cliente (McKinsey & Company, 2023; Harvard Business Review, 2023).

Productos y Servicios Ofertados

Sodimac Colombia S.A. comercializa productos orientados al mejoramiento del hogar, la construcción y los proyectos de remodelación a través de sus marcas Homecenter y Constructor. Su portafolio se encuentra estructurado en diferentes categorías, entre las que se destacan mobiliario, electrodomésticos, herramientas, decoración, baños y cocinas, jardinería, pinturas y artículos para mascotas. Esta diversidad de categorías permite atender las necesidades de distintos segmentos de clientes, incluyendo hogares, contratistas y empresas del sector de la construcción. Estas líneas, detalladas en la Tabla 2, están disponibles tanto en tiendas físicas como en su plataforma digital, con servicios complementarios como asesoría personalizada, alquiler de herramientas, instalación de productos y venta por canales digitales, los cuales se describen en la Tabla 3 (Sodimac Colombia S.A., 2025). La marca Homecenter está dirigida al consumidor final, con una oferta enfocada en el diseño y equipamiento del hogar: muebles, iluminación, electrohogar, menaje, decoración y productos para el jardín. Por su parte, Constructor atiende al segmento profesional, ofreciendo materiales de obra, herramientas especializadas, elementos de seguridad industrial y soluciones para proyectos de gran escala. Ambas marcas se complementan para atender tanto necesidades residenciales como comerciales.

Tabla 2.

Clasificación de categorías, ejemplos de productos y segmentación por marca en Homecenter / Constructor

Categoría	Ejemplos de productos	Marca
Menaje	Ollas, vajillas	Homecenter

Categoría	Ejemplos de productos	Marca
Decoración	Cuadros, espejos	Homecenter
Temporada	Decoración navideña, piscinas	Homecenter
Casa inteligente	Cámaras WiFi, bombillos inteligentes	Homecenter
Accesorios automóviles	Tapetes, cargadores	Homecenter
Organización	Estanterías, cajas plásticas	Homecenter
Electrohogar	Neveras, microondas	Homecenter
Muebles	Sofás, camas	Homecenter
Jardín	Materas, cortacésped	Homecenter
Aire libre	Parrillas, carpas	Homecenter
Aseo	Escobas, detergentes	Homecenter
Obra gruesa	Cemento, bloques	Constructor
Tabiquería / Techumbre / Aislación	Paneles de yeso, tejas	Constructor
Iluminación y ventiladores	Lámparas LED, ventiladores de techo	Homecenter / Constructor
Madera y tableros	MDF, triplex	Homecenter / Constructor
Pisos	Cerámica, porcelanato	Homecenter / Constructor
Plomería / Gasfitería	Tuberías PVC, grifería	Homecenter / Constructor

Categoría	Ejemplos de productos	Marca
Electricidad	Cables, interruptores	Homecenter / Constructor
Herramientas y maquinarias	Taladros, mezcladoras	Homecenter / Constructor
Ferretería	Tornillos, cerraduras	Homecenter / Constructor
Pintura y accesorios	Pintura vinilo, rodillos	Homecenter / Constructor
Baños y cocinas	Sanitarios, lavamanos	Homecenter / Constructor
Puertas / Ventanas / Molduras	Puertas en madera, ventanas aluminio	Homecenter / Constructor

Nota. Elaboración propia con base en información corporativa de Sodimac Colombia (2024).

Tabla 3.

Servicios ofrecidos por Sodimac Colombia SA

Servicio	Descripción
Venta por WhatsApp	Asesoría y compra directa a través de canales digitales
Alquiler de herramientas	Herramientas disponibles por días para proyectos puntuales
Instalación de productos	Servicio técnico para instalación de baños, cocinas, pisos, entre otros
Diseño de espacios	Asesoría personalizada para remodelación y decoración
Compra en línea y retiro en tienda	Plataforma de comercio electrónico con opción de recogida rápida en puntos físicos
Proyectos para profesionales	Soluciones a gran escala para constructores y contratistas

Servicio	Descripción
Financiación y crédito	Opciones de pago a plazos y tarjetas propias para clientes frecuentes

Nota. Elaboración propia con base en información corporativa de Sodimac Colombia (2024).

La amplitud del portafolio de Sodimac, que abarca más de 160.000 referencias en categorías de consumo masivo y especializado, introduce una complejidad operativa significativa en la gestión de inventarios y en la definición de estrategias de pricing. En particular, las categorías de alta rotación como electrohogar, muebles y materiales de construcción demandan procesos de reposición ágiles para evitar quiebres de stock, mientras que las categorías con mayor sensibilidad al precio como menaje, decoración y productos de temporada requieren estrategias de precios dinámicos que respondan a la elasticidad de la demanda y a la presión competitiva. Esta dualidad evidencia que el liderazgo de mercado de Sodimac está directamente condicionado por su capacidad de sincronizar inventarios y precios, reduciendo ventas perdidas y garantizando coherencia entre canales físicos y digitales (Harvard Business Review, 2023; McKinsey & Company, 2023).

Análisis del Sector

El sector retail colombiano ha experimentado cambios importantes durante los últimos años como resultado de las condiciones macroeconómicas, la evolución de los hábitos de consumo y el crecimiento de los canales digitales. De acuerdo con el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), las ventas del comercio minorista y de vehículos presentaron un crecimiento acumulado de 1,4 % hasta noviembre de 2024, comportamiento asociado a factores como la inflación, las tasas de interés y la desaceleración del consumo de los hogares (DANE, 2024). No obstante, algunas categorías relacionadas con el mejoramiento del hogar registraron una dinámica

más favorable. Según la misma entidad, las ventas de electrodomésticos y muebles para el hogar crecieron 5,4 % durante el primer semestre de 2024. Asimismo, aunque el mercado de vivienda nueva presentó una disminución frente a años anteriores, el sector de la construcción mantuvo actividad con aproximadamente 364.000 unidades en ejecución, generando una demanda relevante de materiales e insumos para construcción y remodelación.

La estructura competitiva del sector también ha mostrado transformaciones significativas. Sodimac Colombia, a través de la marca Homecenter, mantiene una posición relevante dentro del mercado nacional y fue ubicada entre las empresas con mayor reputación corporativa según el ranking Merco (Merco, 2024). Dentro de este entorno compite con organizaciones consolidadas como Alkosto y Falabella, así como con nuevos actores internacionales y plataformas digitales de comercio electrónico. Paralelamente, el mercado minorista colombiano ha evidenciado cambios en los formatos de compra. Entre 2015 y 2021, los formatos hard discount incrementaron su participación de mercado mientras que los hipermercados y supermercados tradicionales registraron una reducción relativa en su participación, reflejando cambios en los patrones de consumo y una mayor atención de los consumidores al precio de los productos (DANE, 2023).

El comercio electrónico continúa siendo uno de los principales factores de transformación del sector. La Cámara Colombiana de Comercio Electrónico (CCCE, 2024) proyecta un crecimiento sostenido de las ventas digitales durante los próximos años, impulsado por una mayor adopción de canales virtuales y por la integración de experiencias de compra entre entornos físicos y digitales. Como resultado de esta evolución, aspectos como la disponibilidad de inventario, los tiempos de entrega, la gestión de pedidos y la consistencia de precios entre canales han adquirido una importancia creciente dentro de las operaciones del retail. Estudios sobre

comportamiento del consumidor indican que las expectativas de servicio se han incrementado, especialmente en relación con la rapidez de entrega y la disponibilidad de los productos al momento de la compra (AMInsights, 2022).

La sensibilidad al precio también presenta diferencias entre categorías de productos y segmentos de clientes. Harvard Business Review (2023) señala que, mientras algunos bienes presentan una alta elasticidad frente a variaciones de precio, en otros casos factores como la disponibilidad, la conveniencia o el nivel de servicio tienen una influencia significativa en la decisión de compra. Esta heterogeneidad obliga a las empresas del sector a desarrollar estrategias diferenciadas para la gestión de precios y surtidos.

Otro aspecto relevante corresponde a la incorporación de tecnologías digitales en los procesos comerciales y logísticos. Herramientas como la inteligencia artificial, la analítica avanzada, los sistemas de gestión de transporte (TMS), los sistemas de gestión de almacenes (WMS), la identificación por radiofrecuencia (RFID) y las plataformas de inteligencia de negocios han ampliado la capacidad de las organizaciones para procesar información proveniente de ventas, inventarios, clientes y operaciones logísticas. McKinsey & Company (2023) reporta que la aplicación de estas tecnologías contribuye a mejorar la precisión de los pronósticos de demanda y la gestión de inventarios dentro de las empresas del sector retail.

El aprovechamiento de datos provenientes de distintos puntos de la operación permite analizar patrones de compra, comportamiento del consumidor y niveles de rotación de inventario. A partir de esta información es posible apoyar procesos relacionados con la planificación de la demanda, la definición de surtidos y la gestión de abastecimiento. De igual manera, la conectividad en tiempo real entre tiendas, centros de distribución y sistemas de información facilita una mayor visibilidad sobre la disponibilidad de productos a lo largo de la cadena de suministro.

La gestión de inventarios continúa siendo uno de los principales desafíos operativos del sector. Reportes internacionales estiman que las ventas perdidas asociadas a desabastecimientos generan impactos significativos sobre los ingresos de las compañías y afectan la experiencia de compra de los consumidores (Sensormatic/IHL Group, 2022; NielsenIQ, 2023). Debido a ello, la disponibilidad de producto se ha convertido en un indicador relevante para las organizaciones del retail, especialmente en categorías con alta rotación o con una demanda sensible a las variaciones de precio.

A pesar de los avances tecnológicos observados en el sector, la implementación de modelos analíticos y predictivos continúa enfrentando desafíos relacionados con la calidad de los datos, la integración de información proveniente de múltiples canales, la disponibilidad de capacidades técnicas y los procesos de adopción organizacional. Adicionalmente, algunos autores han señalado la necesidad de evaluar aspectos regulatorios y reputacionales asociados al uso de algoritmos para la personalización de precios y la automatización de decisiones comerciales (The Verge, 2024).

En conjunto, las tendencias observadas muestran un sector caracterizado por una mayor digitalización de las operaciones, un crecimiento sostenido del comercio electrónico, una presión creciente sobre la disponibilidad de productos y una competencia cada vez más intensa entre formatos de venta. Estos elementos configuran un entorno en el que la gestión integrada de la demanda, los inventarios y las estrategias comerciales adquiere una relevancia significativa para las empresas del sector.

Liderazgo de Mercado

Sodimac Colombia S.A. ocupa una posición relevante dentro del mercado colombiano de mejoramiento del hogar y comercialización de materiales para construcción, remodelación y decoración. De acuerdo con información corporativa, la compañía registró ingresos cercanos a $5,7 billones durante 2023, manteniéndose entre

las empresas de mayor tamaño dentro de este segmento del retail especializado (Sodimac Colombia, 2024; AméricaRetail, 2023). Estos resultados fueron obtenidos en un contexto caracterizado por la desaceleración del consumo de los hogares y la reducción de la actividad en algunos segmentos asociados al sector de la construcción.

En el ámbito digital, Homecenter también presenta una participación destacada dentro de la categoría DIY (Do It Yourself o mejoramiento del hogar). Según las fuentes consultadas, la compañía concentró aproximadamente el 39,6 % de los ingresos generados por comercio electrónico en este segmento, ubicándose entre los principales actores del mercado y superando la participación registrada por otros competidores relevantes como Alkosto y Falabella. Este desempeño refleja la importancia que han adquirido los canales digitales dentro de la estrategia comercial de la organización y su capacidad para atender la demanda a través de múltiples canales de venta. A continuación, en la Tabla 3 se presenta un comparativo de ventas anuales de las principales cadenas competidoras en el segmento de mejoramiento del hogar (2023):

Tabla 4.

Comparación de ventas anuales de las principales empresas del sector de mejoramiento del hogar en Colombia (2023)

Empresa	Ventas 2023 (COP miles de millones)	Posición en el mercado
Sodimac Colombia (Homecenter)	5.700	1
Muebles Jamar	534	2
Easy	314	3
Home Sentry	190	4
Tugó	176	5

Nota. Valores expresados en miles de millones de pesos colombianos (COP). Elaboración propia con base en reportes financieros empresariales y análisis sectorial del retail colombiano (2023).

Los resultados presentados en el ranking permiten observar una diferencia considerable entre Sodimac Homecenter y las demás empresas del sector. De acuerdo con las cifras reportadas, los ingresos de la compañía superan en más de diez veces los registrados por Muebles Jamar, organización que ocupa la siguiente posición dentro del grupo analizado.

Además de competidores tradicionales como Easy y empresas nacionales como Jamar y Home Sentry, el mercado colombiano ha registrado la entrada de nuevos participantes internacionales. Entre ellos se encuentra IKEA, cuya llegada ha incrementado la competencia en categorías relacionadas con mobiliario y decoración. Su modelo de negocio, basado en una amplia oferta de productos, reconocimiento internacional de marca y operación integrada entre canales físicos y digitales, ha ampliado las alternativas disponibles para los consumidores colombianos (Colombia Retail, 2023).

La posición alcanzada por Sodimac en el mercado colombiano también implica mayores exigencias operativas asociadas a la gestión de un portafolio que supera las 160.000 referencias. La administración de este volumen de productos requiere procesos de planificación, abastecimiento y control de inventarios que permitan mantener niveles adecuados de disponibilidad en las diferentes categorías. A ello se suma la necesidad de gestionar estrategias de precios en contextos donde la sensibilidad de la demanda puede variar entre productos y segmentos de clientes (Harvard Business Review, 2023).

En este panorama, la coordinación entre la gestión de inventarios y las decisiones de pricing adquiere relevancia dentro de la operación comercial de la compañía. Diversos estudios han señalado que la integración de información relacionada con demanda,

disponibilidad de producto y comportamiento del consumidor contribuye a mejorar la toma de decisiones en entornos de alta complejidad operativa (McKinsey & Company, 2023). De manera paralela, el crecimiento del comercio electrónico en Colombia ha incrementado la importancia de mantener coherencia entre precios, inventarios y disponibilidad de productos a través de los distintos canales de venta (CCCE, 2024).

Las condiciones descritas muestran que la gestión integrada de precios, inventarios y analítica de datos constituye un elemento relevante para organizaciones con la escala operativa de Sodimac. La capacidad para utilizar información comercial y logística de forma coordinada puede contribuir al mejoramiento de los niveles de servicio, al control de los desabastecimientos y al aprovechamiento de las oportunidades generadas por el crecimiento de los canales digitales.

Marco de referencia

Elasticidad-precio de la demanda

La elasticidad-precio de la demanda se considera uno de los factores más importantes para el análisis y la toma de decisiones comerciales (Jiménez, 2025), este concepto mide la sensibilidad de la demanda ante cambios en el precio de venta y permite determinar el grado de relación entre ambas variables, según (Guerrero Garzón et al., 2012) la elasticidad precio de la demanda se determina por la siguiente ecuación:

$$\varepsilon = \Delta Q * \frac{P}{\Delta P} * Q \quad (1)$$

Donde

$\boldsymbol{\varepsilon}$: Elasticidad-precio de la demanda

$\Delta \boldsymbol{Q}$: Cambio en la cantidad demandada

$\boldsymbol{Q}$: Demanda inicial

$\Delta \boldsymbol{P}$: Cambio en el precio de venta

$\boldsymbol{P}$: Precio de venta inicial

Tipos de elasticidad

Según Varian (2010), la elasticidad precio de la demanda mide la variación porcentual de la cantidad demandada ante un cambio porcentual en el precio; en la literatura se distinguen cinco casos:

Elástica ($|\varepsilon|>1$): una pequeña variación en el precio de venta genera un cambio significativo en la cantidad demandada. Esto indica que los consumidores son altamente sensibles al precio, reaccionando rápidamente ante aumentos o reducciones, la elasticidad es mayor a 1.

Unitaria ($|\varepsilon|=1$): la relación entre el precio de venta y la demanda es proporcional, esto quiere decir que, si el precio sube o baja un determinado porcentaje, la demanda se verá afectada en igual proporción, la elasticidad es igual a 1.

Inelástica ($|\varepsilon|<1$): los cambios en el precio generan pequeñas variaciones en la demanda, esta se caracteriza por una baja o nula reacción de los consumidores ante cambios de precios de venta, la elasticidad es menor a 1.

Perfectamente elástica ($|\varepsilon|\rightarrow\infty$): cualquier variación en el precio de venta genera un cambio significativo en la demanda, si el precio de venta sube, los consumidores dejan de comprar, si, por el contrario, baja, compran en grandes cantidades, la elasticidad tiende a infinito.

Perfectamente inelástica ($|\varepsilon|=0$): la demanda no se ve afectada por el precio de venta, si el precio de venta sube o baja, la demanda se mantiene constante, en este caso, la elasticidad es igual a 0.

Modelos econométricos para calcular la elasticidad-precio de la demanda

La estimación de la elasticidad-precio de la demanda es fundamental para la toma de decisiones comerciales informadas, especialmente en sectores como el retail, donde los cambios en el precio pueden generar respuestas inmediatas en el comportamiento del consumidor (Aldrey Pastor, 2023). Para abordar este análisis, se emplean modelos econométricos que permiten cuantificar la sensibilidad de la demanda ante variaciones en el precio. Entre los más utilizados se encuentran la regresión lineal, los modelos log-log y las series de tiempo, cada uno con características metodológicas que se ajustan a la naturaleza de los datos y al objetivo del estudio:

Regresión lineal

La regresión lineal es uno de los modelos más utilizados para estimar la elasticidad-precio, ya que permite establecer una relación directa entre el precio de un producto y la cantidad demandada.

$$Q = \alpha + \beta P + \varepsilon \quad (2)$$

Donde

Q: Demanda

P: Precio

α: Término constante o intercepto, representa la demanda cuando el precio es cero (teóricamente)

β: Coeficiente de sensibilidad, indica el cambio en la demanda ante una variación en el precio.

ε: Término de error, recoge los factores no explicados por el modelo

Este enfoque resulta útil para obtener una primera aproximación de la elasticidad, especialmente cuando se trabaja con datos históricos. En el contexto del retail, ha sido aplicado para analizar cómo pequeñas variaciones en el precio afectan la demanda de productos en supermercados, permitiendo ajustar precios para maximizar el margen operativo (Aldrey Pastor, 2023).

Modelos log-log

Los modelos log-log transforman las variables en logaritmos naturales, lo que permite interpretar directamente el coeficiente como una elasticidad.

$$\ln(Q) = \alpha + \beta \ln(P) + \varepsilon \quad (3)$$

Donde:

- Q: cantidad demandada del producto.
- P: precio del producto.
- $\ln$: logaritmo natural de la variable correspondiente.
- α: constante del modelo o intercepto.
- β: coeficiente de elasticidad precio de la demanda, que mide el cambio porcentual en la cantidad demandada ante un cambio porcentual en el precio.
- ε: término de error aleatorio, que recoge factores no observados que afectan la demanda.

Este enfoque es útil cuando se busca analizar relaciones proporcionales entre variables, ya que el coeficiente β representa el cambio porcentual en la demanda ante un cambio porcentual en el precio. En estudios aplicados al retail, este modelo se ha utilizado para calcular elasticidades por familias de productos, facilitando la predicción de ventas y la optimización de precios en función de la sensibilidad del consumidor (Vázquez Alvarado & Martínez Damián, 2015).

Series de tiempo

Los modelos de series de tiempo permiten analizar la evolución de la demanda a lo largo del tiempo. Modelos como ARIMA y SARIMA se han utilizado ampliamente en el ámbito comercial para proyectar la demanda y realizar ajustes de precios de manera dinámica. Estos modelos son especialmente útiles cuando se cuenta con datos históricos continuos, ya que permiten la identificación de patrones que permiten anticipar el comportamiento del mercado. En el sector retail, han demostrado ser valiosos para simular diferentes escenarios de demanda y evaluar el impacto de diversas estrategias de precios en diferentes periodos de tiempo (Garate, 2025).

Transformación digital y retail omnicanal

La transformación digital ha redefinido el entorno competitivo del retail, especialmente en empresas que operan bajo esquemas omnicanal como Sodimac Colombia. Dicha omnicanalidad se traduce en la integración de canales físicos y digitales para ofrecer una experiencia de cliente coherente y fluida. Según Datta et al. (2025), el sistema retail dual-channel contribuye a la gestión de inventarios mediante estrategias de pricing dinámico, ajustando precios en tiempo real para equilibrar la disponibilidad de inventario entre canales y minimizar pérdidas por desabastecimiento.

Responder con mayor rapidez y de manera personalizada es posible mediante tecnologías como la IA, el big data y similares, lo que mejora la experiencia del cliente.

Kannappan et al. (2025) señalan que la capacidad de utilizar aprendizaje automático cuántico (QML) permite a los especialistas en marketing explorar mejor grandes cantidades de datos con mayor detalle, lo cual facilita el monitoreo activo de los consumidores y contribuye a estrategias de marketing ágiles y precios personalizados que se ajustan dinámicamente según las necesidades del consumidor.

Gestión de inventarios y modelos predictivos

La gestión eficiente de inventarios es clave en la competitividad del retail. En el contexto de productos perecederos, Chen y You (2025) proponen un modelo de control óptimo basado en ecuaciones diferenciales que incorpora el precio de referencia y la calidad de referencia como variables que influyen en la demanda. De esta manera, se permite aplicar estrategias de pricing dinámico que maximizan el beneficio del retailer, ajustando los precios conforme disminuye la calidad del producto. Los modelos predictivos, como los algoritmos de aprendizaje profundo (deep learning), son capaces de prever la demanda y optimizar la distribución de inventarios. Shanmugapriyaa et al. (2023) han mostrado que se puede mejorar la precisión en las estimaciones de la demanda y en la efectividad logística utilizando redes neuronales recurrentes (LSTM) y algoritmos de refuerzo profundo (DQN). Esta estrategia reduce los gastos y aumenta la disponibilidad de inventario.

Elasticidad precio-demanda y estrategias de precios

La elasticidad de demanda-precio constituye un elemento clave en la planificación estratégica de precios, especialmente en los mercados competitivos como el colombiano en los que Sodimac opera frente a múltiples competidores. Conocer la respuesta de la demanda al cambio en el precio permite diseñar planes de precios más eficaces.

Vázquez-Serrano et al. (2025) presentan un modelo híbrido compuesto por simulación de eventos discretos y optimización que identifica los precios cruciales y los objetivos de venta en cadenas de suministro multiestrato. Los precios variables se convierten, de esta manera en un arma estratégica para enfrentar las fluctuaciones del mercado, elevar la satisfacción del cliente y evitar caídas por baja disponibilidad de stock. La aplicación de políticas tales como *Retail Fixed Markdown* (RFM) facilita ajustar precios considerando el ciclo de vida del artículo y la sensibilidad del consumidor (Sütçü & Yıldız, 2025).

Teoría de juegos aplicada al pricing

La teoría de juegos desarrollada por John von Neumann y Oskar Morgenstern (1944) proporciona un marco conceptual para estudiar las interacciones estratégicas entre los competidores en un mercado. En el caso del retail, dicha teoría proporciona un marco para modelar como diferentes actores involucrados toman decisiones de precios que se reflejan en sus respectivos rendimientos. Al aplicar la teoría de juegos al sector del pricing, es posible examinar temas como la guerra de precios, la cooperación tácita entre competidores y la diferenciación estratégica. Por ejemplo, en un entorno donde Sodimac Colombia compite con otros retailers, la elección de una estrategia de precios puede depender de las acciones anticipadas de sus competidores directos. El uso de juegos no cooperativos permite identificar equilibrios de Nash, en los que ninguna empresa tiene incentivos para cambiar su estrategia unilateralmente. Por otra parte, los juegos dinámicos permiten modelar decisiones de pricing a lo largo del tiempo, teniendo en cuenta factores como la elasticidad precio-demanda, la disponibilidad de inventario y el comportamiento del consumidor. Esta visión resulta especialmente útil en entornos omnicanal, donde las decisiones de precios deben coordinarse entre los canales físicos y digitales, para maximizar la rentabilidad y la experiencia del cliente.

Optimización logística y competitividad

La optimización logística forma parte de la competitividad del comercio minorista porque la combinación de herramientas como la *blockchain* y la inteligencia artificial permite elevar la veracidad de la cadena de suministro, aumentar la eficacia en dicha cadena y controlar el stock. Como apuntan Shanmugapriyaa et al. (2023), los algoritmos de grafos (GNN) y las redes neuronales profundas (DBN) facilitan la programación de rutas, la detección de tendencias del mercado y la definición de estrategias de precios fundamentadas en datos. En el escenario actual con un mercado dinámico, Sodimac Colombia podría aprovechar los sistemas inteligentes que incorporan la previsión de la demanda, la flexibilidad precio-demanda y la disponibilidad de stock para formular decisiones que potencien la competitividad y mejoran la relación con el cliente.

Estrategias de pricing dinámico en retail

El pricing dinámico se ha convertido en una de las estrategias más importantes para el sector retail, en particular, en mercados en que la elasticidad precio-demanda cambia continuamente entre las distintas categorías de productos. Esta afirmación es consistente con investigaciones recientes: Kumar et al. (2024) evidencian que el uso de técnicas como el *exponential smoothing* aumenta la precisión de la predicción de los ajustes de precios. Lo anterior se logra asignando un mayor peso a las observaciones más recientes de demanda, lo cual mejora la efectividad de los pronósticos y la capacidad de adaptación de la estrategia general. De manera complementaria, Liu et al. (2024) proponen un modelo avanzado de gestión integrada de precios e inventarios utilizando un Proceso de Decisión Parcialmente Observable (POMDP) y algoritmos de *deep reinforcement learning* (ML-PPO). En este enfoque, se incluyen directamente el costo, el inventario y el racionamiento de productos, demostrando que las estrategias dinámicas superan claramente a las políticas estáticas, especialmente en circunstancias

donde la incertidumbre es elevada. Shi (2022) afirma adicionalmente que, para que el precio dinámico tenga éxito, es vital tener en cuenta otras variables complementarias, como la estacionalidad, la competencia y la segmentación de clientes. Desde ese punto de vista, el pricing dinámico se convierte en una herramienta estratégica que no sólo aumenta los ingresos comerciales, sino que también resulta crucial para consolidar la posición competitiva de la organización en un entorno altamente sensibilizado con el precio.

Estrategias de gestión de inventarios

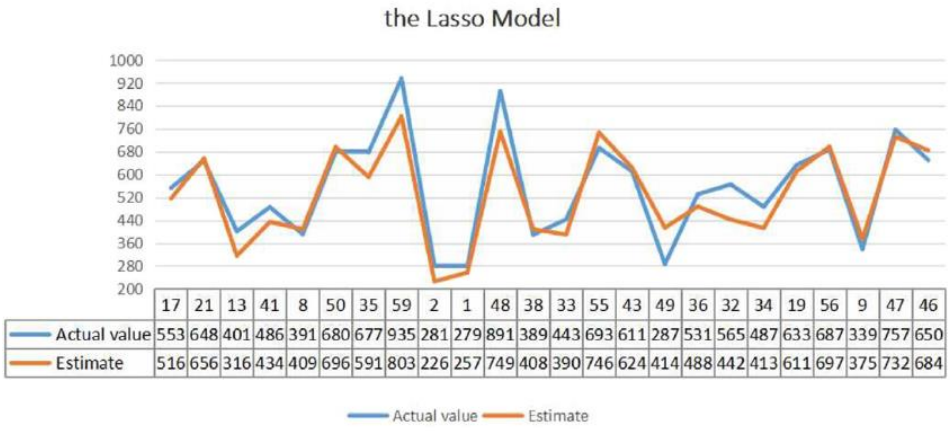
El control eficiente del inventario constituye también un elemento clave fundamental de la estrategia empresarial que debe coincidir con las políticas de precios. Kumar et al. (2024) propugnan que fusionar las decisiones de precios con políticas de inventario activas permiten responder mejor a la incertidumbre de la demanda. Su análisis demuestra, en efecto, que la coordinación de estas dos decisiones evita notablemente la tasa de *stockouts* comparada con alternativas estáticas u independientes. En tanto, Liu et al. (2024) enfatizan la importancia del manejo estratégico del inventario en contextos omnicanales. Su modelaje propone una manera de repartir el inventario de una forma más precisa entre canales físicos y digitales, garantizando una disponibilidad del producto mayor y reduciendo la pérdida de ventas. Por lo tanto, se hace necesaria la creación de plataformas de gestión integrada que promuevan el monitoreo en tiempo real, el reconocimiento de patrones de consumo e implementaciones dinámicas de reabastecimiento. Estas prácticas resultan fundamentales para garantizar que las decisiones comerciales no estén limitadas por la falta de existencias y, al mismo tiempo, mejorar el perfil del valor hacia el usuario final.

Estrategias basadas en analítica y modelos predictivos

El avance tecnológico ha permitido que las estrategias en el sector retail se fundamenten cada vez más en modelos analíticos avanzados. Sobre esto, Shi (2022) plantea un enfoque basado en características *(feature-based)* para abordar el clásico problema del *newsvendor.* Este método innovador integra un conjunto de múltiples variables incluyendo precio, promociones y características específicas de los productos dentro del proceso de *forecasting* o predicción de la demanda para la optimización de inventarios y precios. Como se puede apreciar en las figuras 2, 3 y 4, en estas se muestra que modelos como *random forest* o Lasso ofrecen mejor desempeño que métodos tradicionales, tanto en precisión del pronóstico como en reducción de costos de inventario (Shi, 2022).

Figura 2.

Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Lasso

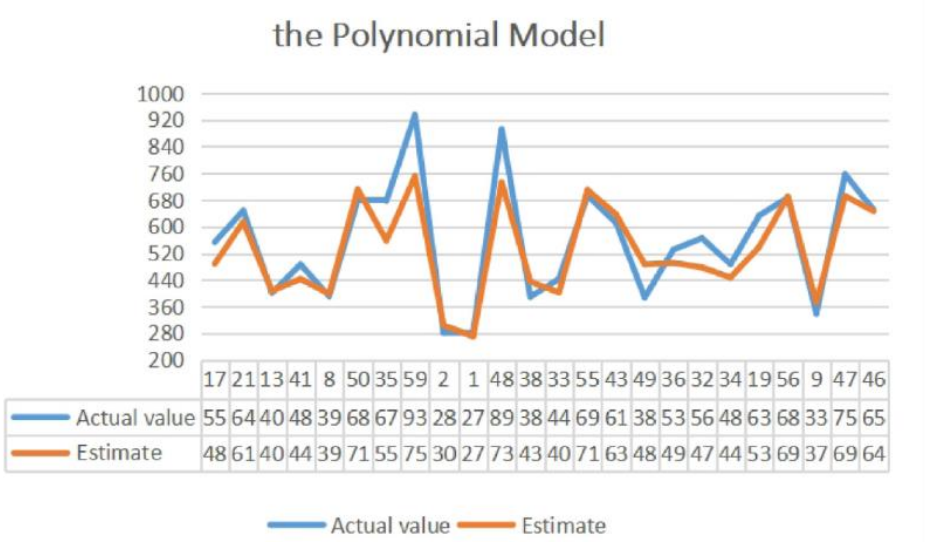


	17	21	13	41	8	50	35	59	2	1	48	38	33	55	43	49	36	32	34	19	56	9	47	46
Actual value	553	648	401	486	391	680	677	935	281	279	891	389	443	693	611	287	531	565	487	633	687	339	757	650
Estimate	516	656	316	434	409	696	591	803	226	257	749	408	390	746	624	414	488	442	413	611	697	375	732	684

Nota. Tomado de Shi, J. "*Application of the model combining demand forecasting and inventory decision in feature-based newsvendor problem*" (2022)

Figura 3.

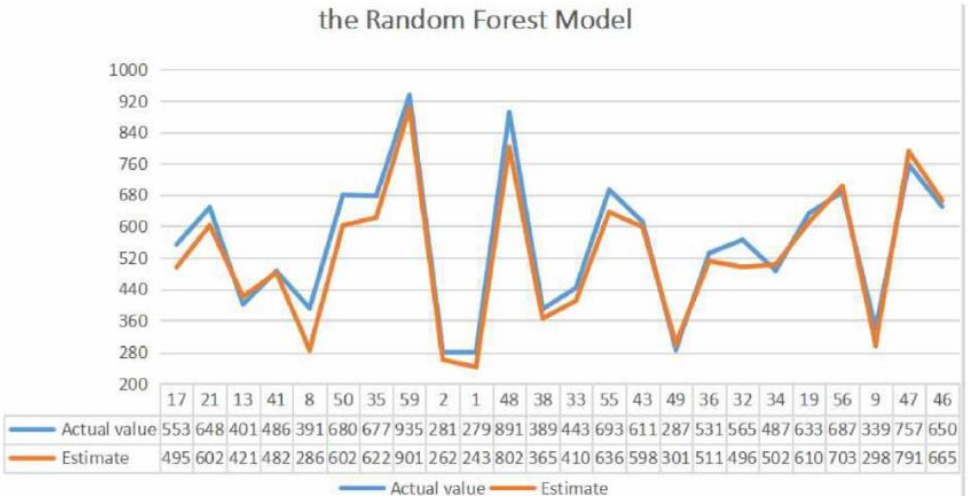
Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Polinomial



Nota. Tomado de Shi, J. "*Application of the model combining demand forecasting and inventory decision in feature-based newsvendor problem*" (2022)

Figura 4.

Grado de ajuste entre el valor real y el valor estimado del Modelo Random Forest



Nota. Tomado de Shi, J. "*Application of the model combining demand forecasting and inventory decision in feature-based newsvendor problem*" (2022)

De forma complementaria, Liu et al. (2024) demuestran que algoritmos de *deep reinforcement learning* permiten integrar *forecasting, pricing* e inventario en una sola

estrategia. Esto permite que se puedan tomar decisiones en tiempo real que optimicen la rentabilidad y fortalezcan la resiliencia de la organización ante cambios bruscos en la demanda.

Por último, el estudio de Kumar et al. (2024) resalta cómo las técnicas de series temporales, tales como el suavizado exponencial, pueden ser útiles para predecir con precisión los patrones de consumo. Estas herramientas analíticas son clave para una correcta implementación de políticas de respuesta rápida y permiten ajustar dinámicamente la estrategia de inventario y la de precios en entornos de mercado que son intrínsecamente inciertos.

Estrategias de integración omnicanal y cadena de suministro

La omnicanalidad se ha convertido en un componente central de las estrategias modernas del *retail.* Según Liu et al. (2024), en el marco actual de la omnicanalidad, la coordinación entre precios e inventario es esencial para mantener la coherencia entre la experiencia de compra física y digital. El modelo propuesto por estos autores une las decisiones dinámicas de precio con el aforo del inventario para mejorar las ventas tanto en tiendas como en *e-commerce* (Liu et al., 2024, Fig. 1). Asimismo, Shi (2022) indica que los métodos de pronóstico en la toma de decisiones de inventario pueden resultar más precisos cuando se integran diversas fuentes de información, lo que contribuye a la exactitud en situaciones con múltiples canales de venta. La interconexión entre los WMS (Warehouse Management System) y el TMS (Transportation Management System) y algoritmos de previsión favorece una mayor eficiencia del cumplimiento, asegurando que las existencias presentadas en las plataformas digitales respalden el inventario real en el almacén.

Estrategias de resiliencia y sostenibilidad en el retail

La resiliencia en el manejo de inventarios y precios va más allá de la simple acumulación de stock de seguridad; significa tener una capacidad activa para prever los cambios. Kumar et al. (2024) señalan que las estrategias basadas en la prevención con el método de exposición exponencial y los modelos estadísticos constituyen mejores soluciones ante los picos repentinos en la demanda. Liu et al. (2024) completan esta perspectiva al afirmar que la resiliencia radica en la habilidad de los algoritmos de aprendizaje automático para ajustar rápidamente las tácticas de abastecimiento y precios, lo cual permite a los retailers actuar con rapidez frente a los choques de la cadena de suministro. Por último, Shi (2022) subraya que las estrategias sostenibles tienen que incluir indicadores de eficiencia energética, optimización del transporte y reducción de pérdidas durante todo el ciclo de vida. Esta orientación no sólo mejora la competitividad del *retail* sino que asimismo respalda los estándares de responsabilidad social corporativa.

Coordinación estratégica entre precio e inventario bajo incertidumbre estructural

Tradicionalmente, ambas decisiones en la literatura reciente en retail analytics es la formulación de modelos conjuntos de decisión que consideran simultáneamente el pricing y la gestión de inventarios bajo escenarios de incertidumbre. Estos dos bloques se han considerado tradicionalmente de forma independiente, pero, según recientes investigaciones, esta independencia genera pérdidas de eficiencia económica, sobre todo en mercados con gran volatilidad de la demanda y efectos cruzados entre productos (Xu et al., 2026).

Los modelos de control conjuntos de precio e inventario bajo optimización robusta pueden capturar la dependencia entre la elasticidad de la demanda y el stock. En estos

modelos, el precio no solo influye en el volumen demandado, sino que también impacta el riesgo de niveles de inventarios insuficientes. Xu et al. (2026) muestran que, cuando la distribución de la demanda es impredecible, las decisiones óptimas deben formularse considerando un conjunto de distribuciones plausibles, y no una única estimación puntual. Esta aproximación, conocida como optimización distribuida robusta (DRP), proporciona una protección del margen esperado contra los errores de previsión.

El análisis de los patrones de demanda en categorías como mejora del hogar, materiales de construcción o productos estacionales es crítico. Los patrones de demanda suelen variar por causa de ciclos económicos, cambios climáticos, eventos especiales y estrategias omnicanales de ventas. Así, si una política de precios o de nivel de inventario es estática, puede aumentar el riesgo operacional. En cambio, la coordinación estratégica puede modificar simultáneamente precio y nivel de inventario para mejorar el beneficio deseado bajo condiciones difíciles (Xu et al., 2026).

Impacto económico y conductual de los agotados (stockouts)

El fenómeno de agotado representa un factor importante de pérdida de ingresos en la tienda. Sin embargo, este impacto va más allá de lo comercial; incluye aspectos conductuales y estratégicos. De acuerdo con Son et al. (2019), la evidencia empírica muestra que las interrupciones en la disponibilidad de productos afectan el comportamiento del comprador más allá de una compra única, afectando la imagen de fiabilidad y reduciendo la intención de comprar de nuevo.

Según el análisis de Son et al. (2019), los agotados aumentan la probabilidad de que las órdenes sean canceladas o modifiquen sus fechas, lo cual disminuye el valor promedio del pedido. Además, la reacción del consumidor varía según el tipo de producto y el número de alternativas similares disponibles. Para productos altamente substituibles,

los consumidores pueden cambiar a alternativas de la misma marca; para los productos diferenciados, un agotamiento puede significar una pérdida definitiva de ventas.

Adicionalmente, el análisis estructural sobre mercados online y offline muestra que la elasticidad precio-demanda y los efectos cruzados entre productos difieren notablemente dependiendo del canal (Zhang & Demirkan, 2021). Esto sugiere que una pérdida en el punto de venta físico puede trasladar la demanda al canal digital o a otros competidores, en función de los costos de búsqueda de información y la disponibilidad de datos. Por lo tanto, para Sodimac, una empresa omnicanal, el manejo de stocks debe contemplar la transferencia probable de demanda entre canales, no solo los resultados locales de una única tienda.

Analítica predictiva como habilitador estratégico

El desarrollo de modelos de aprendizaje automático y minería de datos ha cambiado cómo los retailers analizan el comportamiento del cliente. Las técnicas como el clustering, reglas de asociación y aprendizaje supervisado permiten discernir patrones de compra complejos que no pueden identificarse mediante el análisis lineal tradicional (Stylianou & Pantelidou, 2025). Estos métodos ofrecen información más detallada acerca del comportamiento del cliente.

En los supermercados la aplicación de modelos predictivos muestra que la combinación de datos transaccionales, temporales y de promociones mejora de forma significativa la precisión del forecast de demanda. Esto ha sido demostrado por Stylianou y Pantelidou (2025), quienes señalan que el empleo de algoritmos avanzados permite capturar estacionalidades, efectos de promociones y dinámicas de comportamiento que afectan directamente la definición de precios dinámicos y de políticas de reposición.

En el contexto estratégico, la analítica avanzada no solo mejora la precisión del pronóstico, sino que también transforma un enfoque descriptivo en uno prescriptivo. Es

decir, la empresa puede elaborar sugerencias automatizadas sobre precios, inventarios optimizados y selección de producto, según modelos que se entrenan para mejorar continuamente de las tendencias del mercado (Stylianou & Pantelidou, 2025). Esta transición es vital para asegurar una superioridad competitiva en entornos de gran actividad comercial.

Optimización omnicanal con criterios de riesgo

La gestión omnicanal genera una mayor complejidad al combinar varios canales de inventario, diversos tiempos de entrega y distintas tendencias de demanda. Recientemente, se han sugerido que las mediciones de riesgo se integren directamente en los modelos de optimización, como se utiliza el Conditional Value at Risk (CVaR) para minimizar la vulnerabilidad a situaciones extremas (Guan et al., 2024)

Guan et al. (2024) proponen modelos que integran surtido, inventario y estrategias de cumplimiento teniendo en cuenta la aversión al riesgo. Estos modelos hacen posible equilibrar la rentabilidad esperada con la estabilidad financiera, disminuyendo la probabilidad de pérdidas significativas ante fluctuaciones bruscas en la demanda. Para una empresa como Sodimac, que trabaja con múltiples categorías y está muy expuesta a cambios macroeconómicos, este enfoque le brinda una herramienta estratégica para fortalecer su resiliencia operativa.

Además, la integración logística entre tiendas y centros de almacenamiento, utilizando estrategias como ship-from-store o pooling de existencias, reduce la variabilidad geográfica de la demanda y mejora la eficiencia del sistema (Guan et al., 2024). Este tipo de prácticas incrementa la adaptabilidad del retailer y disminuye el número de escaseces.

Diferenciación estratégica entre canales y efectos de sustitución

El análisis estructural de demanda desarrollado por Zhang y Demirkan (2021) muestra que la coexistencia de canales online y offline produce dinámicas competitivas internas. Tales dinámicas requieren modelarse con precaución, pues pueden presentar elasticidades propias y cruzadas muy distintas entre canales, lo cual refleja divergencias en el proceso de compra, la disponibilidad de información y los costes de búsqueda.

Esto tiene implicaciones estratégicas directas: un precio uniforme puede resultar en canibalización indeseada. Por ejemplo, un descuento agresivo en canal digital podría disminuir las ventas en locales físicos sin mejorar necesariamente el margen bruto total. Como resultado, la literatura recomienda implementar estrategias adaptativas que teniendo en cuenta la interrelación entre los canales y la relación de sustitución entre productos (Zhang & Demirkan, 2021).

En el caso de Sodimac Colombia, donde la experiencia en tienda es un componente clave del valor de marca, la diferenciación estratégica entre canales debe diseñarse cuidadosamente para evitar conflictos internos y maximizar el desempeño agregado del sistema omnicanal.

Implicaciones estratégicas integradas para Sodimac Colombia

La fusión de los resultados teóricos y empíricos analizados resulta en una estructura de enfoque sólida para una intervención empresarial. Primero, la coordinación simultánea del precio e inventario con optimización robusta proporciona un sistema que minimiza la vulnerabilidad asociada con las categorías de alta inestabilidad (Xu et al., 2026). En segundo lugar, la documentación sobre agotados señala el requisito de implementar sistemas de seguimiento en tiempo real para prevenir efectos sobre ventas y fidelización (Son et al., 2019).

En tercer lugar, la implementación de análisis avanzados como apoyo a las decisiones estratégicas facilita la traducción de una amplia gama de datos transaccionales en ventajas competitivas duraderas (Stylianou & Pantelidou, 2025). Finalmente, la integración de parámetros de riesgo y de gestión omnicanal mejora la robustez organizacional y reduciría la posibilidad de pérdidas extremas (Guan et al., 2024).

En conjunto, estas contribuciones académicas no solo fortalecen el marco teórico, sino que consolidan la relevancia metodológica de la intervención planteada para Sodimac Colombia, ofreciendo apoyo empírico y técnico para la implementación de acciones orientadas a la optimización y la resiliencia operativa mediante la incorporación de datos y técnicas analíticas.

En síntesis, a partir del marco conceptual del proyecto, las variables principales para el proyecto son el precio promedio de venta, las unidades totales vendidas y la disponibilidad/stock en tienda. De acuerdo con el marco conceptual, el precio se considera un estímulo de demanda (la sensibilidad de los clientes) y la disponibilidad representa las limitaciones operativas que permiten o impiden la satisfacción de la demanda; las ventas correspondientes serán definidas como una variable resultada. Metodológicamente, se utiliza el modelo log-log ya que permite representar de manera simplificadora una relación que es fundamentalmente multiplicativa entre demanda e ingresos de abastecimiento; además, el modelo facilita convertir los coeficientes en elasticidades interpretables directamente por la gerencia:

$$Ln\,(U) = \beta 0 + \beta 1 * Ln(P) + \beta 2 * Ln(D) + \varepsilon \quad (4)$$

Donde:

U: Unidades vendidas

P: Precio promedio

D: Disponibilidad

$\beta 0$: Constante o intercepto

$\beta 1$: Cambio porcentual esperado en las unidades vendidas ante un cambio del precio promedio

$\beta 2$: Cambio porcentual esperado en las unidades vendidas ante un cambio porcentual de la disponibilidad

ε: Termino de error aleatorio

Regresión logística

El estudio de la venta perdida en retail requiere un enfoque que integre correctamente variables comerciales y operativas. Desde la literatura de inventarios, la venta perdida es entendida como las situaciones en las que la demanda no atendida no se acumula como un pedido pendiente y se pierde definitivamente, afectando de manera negativa los ingresos, el nivel de servicio y la eficiencia operativa (Bijvank & Vis, 2011). En el contexto del retail, los quiebres de inventario pueden generar diferentes respuestas en el cliente, tales como la sustitución del producto, y el abandono o aplazamiento de la compra, lo que convierte a este fenómeno en un problema de relevancia para la gestión de la cadena de abastecimiento (Zinn & Liu, 2001).

Las decisiones de fijación de precios inciden directamente sobre la demanda, y directamente generan presión en los niveles de inventario. La literatura en gestión de operaciones ha demostrado que, las decisiones de precio e inventario deben analizarse de manera conjunta, principalmente cuando existe elasticidad precio-demanda en los productos ofertados (Federgruen & Heching, 1999). La integración entre decisiones de precio y cantidad a ordenar segun Petruzzi y Dada (1999) señalan que la integración entre decisiones de precio y cantidad a ordenar permite comprender mejor la interacción

entre la estrategia comercial y las restricciones operativas, en este sentido, una estrategia de precios puede incentivar un aumento de la demanda, pero intensificar también la ocurrencia de ventas perdidas si no hay un respaldo solido en los niveles de disponibilidad, inventario o capacidad de reposición.

El propósito del presente estudio es analizar la ocurrencia de ventas perdidas, se propone el uso de regresión logística, esta técnica resulta adecuada cuando la variable independiente es dicotómica o binaria, es decir, cuando representa la ocurrencia o no de un evento, como sucede en el caso de la venta perdida (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013). A traves de este modelo es posible estimar la posibilidad de ocurrencia de venta perdida en función de variables explicativas como el precio relativo, la disponibilidad, el margen, el periodo de venta y la categoría del producto, adicionalmente, la interpretación mediante Odds ratios permite identificar si cada variable contribuye a incrementar o reducir la probabilidad de ocurrencia de venta perdida.

En consecuencia, el análisis propuesto permite evaluar empíricamente la relación entre las decisiones de fijación de precios y la venta perdida, identificando categorías específicas en que las decisiones de fijación de precios deben coordinarse con decisiones de abastecimiento. Esta perspectiva tiene coherencia con los enfoques que integran precio, demanda e inventario, y permite reconocer que las ventas perdidas no dependen exclusivamente de decisiones comerciales, si no de la interacción entre la estrategia de precios y la capacidad operativa de la cadena de abastecimiento (Federgruen & Heching, 1999; Petruzzi & Dada, 1999).

Especificación del modelo logístico

Para el desarrollo del modelo, se definió como variable dependiente la ocurrencia de venta perdida. Esta variable se construyó a partir del valor monetario de venta perdida registrado en la base de datos. Cuando el registro presenta un valor de venta perdida

mayor a cero, se asigna el valor de 1, si es menor o igual a cero, se asigna el valor de 0. De esta manera, el análisis no se enfoca en estimar directamente el monto económico de la venta perdida, sino en determinar la probabilidad de que esta ocurra. La regresión logística permite transformar dicha probabilidad en una función lineal de las variables explicativas mediante la función logit. En términos generales, el modelo se expresa de la siguiente forma:

$$\ln\left(\frac{pi}{1-pi}\right) = \beta 0 + \beta 1 PRi + \beta 2 CPi + \beta 3 Mi + \beta 4 Di + \beta 5 Xi \quad (5)$$

Donde:

pi: Probabilidad de que el registro *i* presente venta perdida

$1 - pi$: Probabilidad de que el registro i no presente venta perdida

$\ln\left(\frac{pi}{1-pi}\right)$: Logaritmo de los odds de ocurrencia de venta perdida

$\beta 0$: Constante o intercepto del modelo

PRi: Precio relativo del producto *i*

CPi: Cambio de precio del producto i respecto del periodo anterior

Mi: Margen comercial asociado al producto *i*

Di: Disponibilidad del producto *i*

Xi: Vector de variables de control (año, mes, familia, tipo de producto)

$\beta 1, \beta 2, \beta 3, \beta 4, \beta 5$: Coeficientes estimados para cada variable explicativa

En este tipo de modelo, los coeficientes no se interpretan directamente como cambios porcentuales en la variable dependiente, como ocurre en una regresión lineal. En cambio, se interpretan a través de los odds ratios, que se obtienen al aplicar la función exponencial a cada coeficiente:

$$ORj = e^{\beta_j} \quad (6)$$

Donde:

ORj: Odds ratio asociado a la variable *j*

e: Base de logaritmo natural

β_j: Coeficiente estimado para la variable *j*

Cuando el odds ratio es mayor que 1, la variable se asocia con un aumento en los odds de ocurrencia de venta perdida. Cuando el odds ratio es menor que 1, la variable se asocia con una reducción en los odds de ocurrencia de venta perdida. Finalmente, cuando el valor es cercano a 1, el efecto de la variable sobre la ocurrencia del fenómeno es reducido o poco relevante.

Definición de la variable dependiente

La variable dependiente del modelo corresponde a la ocurrencia de venta perdida, esta variable representa si en un registro determinado se presentó o no una pérdida de venta. Para su construcción, se tomó como referencia la variable monetaria de venta perdida disponible en la base de datos.

La variable se definió de la siguiente manera:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & si\ la\ venta\ perdida\ del\ registro > 0 \\ 0, & si\ la\ venta\ perdida\ del\ registro < 0 \end{cases} \quad (7)$$

Donde:

Y_i: Variable dependiente binaria

$Y_i = 1$: Existe ocurrencia de venta perdida

$Y_i = 0$: No existe ocurrencia de venta perdida

Esta transformación permite analizar el fenómeno desde una perspectiva probabilística. En lugar de buscar únicamente cuánto valor económico se pierde, el

modelo permite identificar bajo qué condiciones comerciales y operativas aumenta o disminuye la probabilidad de que ocurra una venta perdida. Esta aproximación resulta pertinente para el objetivo del estudio, ya que permite examinar si las decisiones de fijación de precios y las condiciones de disponibilidad están asociadas con una mayor o menor exposición al fenómeno.

Definición de la variable precio relativo

La variable precio relativo se incorporó al modelo con el propósito de analizar el posicionamiento del precio de cada producto frente al promedio de su categoría. Esta variable permite comparar productos de una misma familia, evitando distorsiones derivadas de diferencias naturales entre categorías con estructuras de precio muy distintas.

El precio relativo se define como:

$$PR_i = \frac{P_i}{P_{f,t}} \quad (8)$$

Donde:

PR_i: Precio relativo del producto *i*

P_i: Precio promedio de venta del producto *i*.

$P_{f,t}$: Precio promedio de la familia *f* en el periodo *t*

f: Familia o categoría del producto

t : Periodo de análisis (año y mes)

Cuando el precio relativo es mayor que 1, el producto tiene un precio superior al promedio de su familia en el periodo analizado. Cuando es igual a 1, el producto se encuentra en el promedio de su categoría. Cuando es menor que 1, el producto tiene un precio inferior al promedio de su familia.

Esta variable es relevante porque permite evaluar si los productos posicionados con precios más competitivos, es decir, por debajo del promedio de su categoría, presentan mayor probabilidad de registrar ventas perdidas. Desde la perspectiva de cadena de abastecimiento, un menor precio relativo puede aumentar la demanda esperada y, por tanto, generar mayor presión sobre los inventarios. Si esta presión no está acompañada por disponibilidad suficiente o capacidad de reposición, puede incrementarse la ocurrencia de ventas perdidas.

Definición de la variable cambio de precio

La variable cambio de precio mide la variación porcentual del precio promedio de un producto frente a su precio registrado en el periodo anterior. Su inclusión permite analizar si los incrementos o reducciones de precio están asociados con cambios en la probabilidad de ocurrencia de ventas perdidas. La variable se expresa de la siguiente forma:

$$CP_i = \frac{P_{i,t} - P_{i,1-t}}{P_{i,1-t}} \quad (9)$$

Donde:

CP_i: Cambio de precio del producto *i*

$P_{i,t}$: Precio promedio del producto i en el periodo actual

$P_{i,1-t}$: Precio promedio del producto *i* en el periodo anterior

t: Perido actual de análisis

$t-1$: Periodo inmediatamente anterior

Un valor positivo de esta variable indica que el precio aumentó respecto al periodo anterior. Un valor negativo indica que el precio disminuyó, mientras que un valor cercano a cero indica estabilidad en el precio.

Definición de la variable margen

La variable margen representa la rentabilidad comercial asociada al producto. Su inclusión en el modelo permite evaluar si los productos con mayor margen presentan una mayor o menor probabilidad de registrar ventas perdidas. Esta variable es relevante porque no todas las ventas perdidas tienen el mismo impacto económico para la organización, el margen se define como:

$$M_i = \frac{P_i - C_i}{P_i} \quad (9)$$

Donde:

M_i: Margen comercial del producto *i*

P_i: Precio promedio de venta del producto *i*

C_i: Costo asociado al producto *i*

En caso de que la base de datos ya contenga la variable margen calculada, esta se incorpora directamente al modelo como variable explicativa. Su interpretación permite identificar si los productos con mayor rentabilidad se encuentran más expuestos a ventas perdidas. Desde una perspectiva gerencial el margen es relevante porque una venta perdida en productos con un alto margen implica no solo la pérdida de una transacción, sino también la pérdida de una oportunidad de rentabilidad mayor para la empresa.

Definición de la variable disponibilidad

La variable disponibilidad representa una condición operativa asociada a la capacidad de la empresa para ofrecer satisfactoria el producto al cliente. En el contexto del presente estudio, esta variable se incorpora como un indicador relacionado con la presencia o disponibilidad del producto en tienda o canal de venta, de manera general, la disponibilidad puede expresarse como:

$$D_i = \frac{Unidades\ disponibles\ del\ producto\ i}{Unidades\ esperados\ del\ producto\ i} \quad (10)$$

Donde:

D_i: Disponibilidad del producto *i*

$D_i = 1$: Disponibilidad total o cercana al 100 %

$D_i = 0$: Ausencia total de disponibilidad

En la práctica, esta variable puede estar expresada como un porcentaje o proporción entre 0 y 1. La inclusión de la disponibilidad en el modelo es fundamental, dado que la venta perdida se da una vez demanda del cliente no logra convertirse en una venta efectiva por restricciones asociadas a inventario, disponibilidad en tienda o capacidad de reposición.

Interpretación de los odds ratios

La interpretación del modelo se realiza principalmente mediante los odds ratios. En una regresión logística, el coeficiente estimado para cada variable indica el efecto sobre el logaritmo de los odds de ocurrencia del evento. Para facilitar la interpretación, cada coeficiente se transforma mediante la función exponencial, la relación se expresa así:

$$ORj = e^{\beta_j} \quad (10)$$

Donde:

OR: Odds ratio

β: Coeficiente estimado del modelo logístico

Si el odds ratio es mayor que 1, la variable aumenta los odds de ocurrencia de venta perdida. Si el odds ratio es menor que 1, la variable reduce los odds de ocurrencia de venta perdida, si el odds ratio es igual o su valor es cercano a 1, el efecto de la

variable tiende a ser mínimo. En el presente estudio, esta interpretación permite identificar si las variables comerciales y operativas actúan como factores intensificadores o mitigadores de la venta perdida. Por ejemplo, un odds ratio menor que 1 en la variable precio relativo indicaría que los productos con mayor precio relativo presentan menor probabilidad relativa de registrar venta perdida.

Pertinencia del modelo para el objetivo del estudio

La regresión logística resulta un modelo pertinente para el presente estudio, esta permite analizar a la venta perdida como un evento de ocurrencia, esta aproximación es adecuada cuando el interés del estudio se centra en identificar las condiciones bajo las cuales se presenta un incremento o decrecimiento de las probabilidades de presentarse venta perdida.

Desde la perspectiva de cadena de abastecimiento, dicho enfoque permite integrar variables comerciales y operativa. El modelo permite reconocer que la venta perdida no se explica exclusivamente por decisiones de precios, en esta influye también la interacción entre la demanda impulsada por la estrategia comercial y la capacidad operativa para atender a la misma.

Diseño Metodológico y Enfoque de Intervención Empresarial

Tipo de investigación

El propósito de esta investigación es aplicado, por lo tanto, busca dar solución a un problema concreto en la empresa Sodimac Colombia, la reducción de ventas perdidas mediante la integración de estrategias de pricing y disponibilidad de inventario en modelos predictivos. En cuanto a su grado de profundidad, la investigación se clasifica como cuantitativa de alcance explicativo y predictivo, dado que no solo pretende identificar y analizar la relación entre variables clave como la elasticidad-precio de la demanda, la gestión de inventarios y el comportamiento de ventas, sino también explicar su interacción y proyectar su comportamiento futuro mediante el desarrollo de modelos predictivos. Este enfoque permite trascender el análisis descriptivo o correlacional, orientando el estudio hacia la construcción de herramientas que faciliten la anticipación de escenarios y la optimización de decisiones comerciales.

En este tipo de diseño, las variables se observan y miden tal como ocurren en su contexto real, sin manipulación experimental directa; sin embargo, a partir de técnicas analíticas y modelos estadísticos se busca identificar patrones, relaciones funcionales y capacidades predictivas entre ellas. De esta manera, el estudio no se limita a establecer asociaciones, sino que incorpora un componente explicativo que permite comprender la dinámica entre variables y un componente predictivo que facilita la simulación de escenarios futuros (Putri, Rezani, & Hermina, 2025). En este sentido, la investigación trasciende el diagnóstico y orienta sus resultados hacia la estructuración de lineamientos y herramientas analíticas que contribuyan a optimizar la toma de decisiones comerciales en la organización.

Con respecto a las fuentes de datos, la investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, dado que requiere el análisis de información estadística proveniente de bases de datos históricas relacionadas con precios, volúmenes de venta e inventarios.

Esta información es fundamental para la estimación de elasticidades, el análisis de correlaciones y la construcción de modelos predictivos que permitan explicar y anticipar el comportamiento de la demanda (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Según su lógica de inferencia, la investigación se enmarca en un proceso inductivo, ya que a partir del análisis de datos empíricos y del comportamiento observado en el mercado se busca generar conclusiones y propuestas metodológicas aplicables a la gestión de Sodimac Colombia. Finalmente, la temporalidad del estudio es de carácter longitudinal, dado que el análisis contempla series de datos históricos y proyecciones futuras con el fin de identificar patrones de demanda y evaluar el impacto de diferentes escenarios de pricing e inventario a lo largo del tiempo. De esta forma, la investigación no se limita a una observación puntual, sino que analiza la evolución de las variables en distintos periodos, permitiendo proponer soluciones sostenibles y replicables dentro de la organización (Kerlinger & Lee, 2002).

Análisis externo

Se elige la metodología de análisis externo PESTEL porque ofrece una visión estructurada y completa del entorno completo que afecta a Sodimac Colombia. Este modelo permite analizar los factores políticos, económicos, sociales, tecnológicos, ecológicos y legales, identificando oportunidades y amenazas que influyen en la competitividad. Dado que Sodimac Colombia opera en un sector dinámico y sensible a cambios regulatorios, económicos y tecnológicos, esta metodología resulta adecuada para anticiparse a riesgos y aprovechar tendencias del mercado (Johnson, Scholes & Whittington, 2017)

Los resultados del análisis se sintetizan en la Tabla 4, titulada *Matriz PESTEL estratégica priorizada del sector retail de mejoramiento del hogar*, donde se clasifican los

factores según su nivel de impacto y probabilidad, permitiendo establecer prioridades estratégicas para la toma de decisiones.

Tabla 5.

Análisis PESTEL del sector retail construcción y mejoramiento del hogar

Factor	Aspectos clave	Oportunidades	Amenazas
Político	• Programas de subsidio a vivienda • Regulación de precios y protección al consumidor • Dependencia de importaciones	• Mayor inversión pública impulsa demanda • Aprovechamiento de TLC para proveedores	• Cambios tributarios y laborales • Restricciones arancelarias • Inestabilidad política
Económico	• Crecimiento retail 1,4% (2024) • Inflación y tasas altas • Ciclos de construcción	• Mayor demanda por proyectos de obra • Promociones y pricing dinámico • Crédito para remodelación	• Caída en ventas de vivienda • Devaluación encarece inventarios • Competencia hard discount e IKEA
Social	• Consumidor sensible al precio • Preferencia omnicanal • Mayor conciencia sostenible	• Servicios de instalación y asesoría • Oferta ecoamigable • Experiencia omnicanal	• Migración a competidores digitales • Menor fidelidad a tiendas físicas
Tecnológico	• Expansión comercio electrónico • Uso de IA y big data	• Modelos predictivos • Entregas rápidas • Mayor productividad	• Rezago tecnológico • Riesgos de fraude

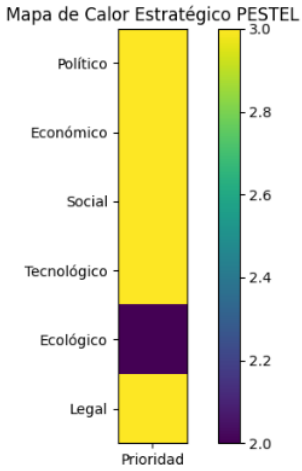
Factor	Aspectos clave	Oportunidades	Amenazas
	• Logística inteligente (RFID, WMS) • Automatización		• Alta inversión digital
Ecológico	• Regulación ambiental • Demanda sostenible • Impacto climático en supply chain	• Portafolio verde • Logística inversa • Posicionamiento sostenible	• Costos de cumplimiento • Interrupciones por clima • Riesgo reputacional
Legal	• Normativa laboral • Protección al consumidor • Regulación comercio electrónico • Seguridad de productos	• Transparencia en garantías • Cumplimiento como ventaja reputacional	• Costos laborales • Sanciones regulatorias • Riesgos en pricing dinámico

Nota. Elaboración propia con base en análisis del entorno del sector retail de mejoramiento del hogar en Colombia (2024–2025).

Complementariamente, la representación visual de estas prioridades se presenta en la Figura 5, denominada *Mapa de calor estratégico PESTEL*, que facilita la identificación gráfica de los factores críticos y aquellos de alta relevancia, fortaleciendo así la interpretación estratégica del entorno externo.

Figura 5.

Mapa de calor estratégico PESTEL del sector retail de mejoramiento del hogar



***Nota*.** Elaboración propia con base en la priorización de impacto y probabilidad presentada en la Tabla 4.

La Figura 5 presenta el mapa de calor estratégico derivado del análisis PESTEL. Se observa que los factores Político, Económico, Social, Tecnológico y Legal presentan prioridad crítica, lo que indica alta probabilidad e impacto significativo sobre la operación comercial. El factor Ecológico, aunque relevante, muestra una prioridad alta pero no crítica, lo que sugiere gestión preventiva más que reactiva.

El análisis PESTEL no se limita a una herramienta de diagnóstico estratégico del entorno, sino que constituye un insumo fundamental para la construcción y parametrización del modelo predictivo propuesto en esta investigación. En este sentido, los factores identificados en cada dimensión del PESTEL se traducen en variables exógenas que influyen directamente en el comportamiento de la demanda, la elasticidad precio y la disponibilidad de inventarios, permitiendo enriquecer la capacidad explicativa y predictiva del modelo.

Particularmente, los factores económicos, como la inflación, las tasas de interés y los ciclos del sector construcción, afectan la capacidad de compra del consumidor y, por

ende, modifican la sensibilidad al precio en distintas categorías de productos. Estos elementos pueden incorporarse en el modelo como variables macroeconómicas que ajustan la estimación de la demanda y permiten simular escenarios de contracción o expansión del mercado. De igual forma, los factores sociales, como la creciente sensibilidad al precio y la preferencia por experiencias omnicanal, inciden en los patrones de consumo y en la respuesta del cliente frente a cambios en precios y disponibilidad, lo que resulta clave para la segmentación de categorías según su elasticidad.

En el ámbito tecnológico, la adopción de herramientas de analítica avanzada, inteligencia artificial y sistemas de gestión logística (WMS, RFID) no solo representa una oportunidad estratégica, sino que también actúa como habilitador del modelo predictivo, al permitir la captura, procesamiento y análisis de datos en tiempo real. Esto facilita la implementación de estrategias de pricing dinámico y la optimización de inventarios basada en datos, integrando de manera operativa los hallazgos del análisis externo.

Asimismo, los factores políticos y legales, como las regulaciones en precios, protección al consumidor y comercio electrónico, introducen restricciones y condiciones que deben ser consideradas dentro del modelo, particularmente en la definición de rangos de precios, políticas comerciales y escenarios de simulación. Finalmente, los factores ecológicos, aunque con menor criticidad relativa, pueden afectar la cadena de suministro mediante interrupciones logísticas o cambios en la demanda hacia productos sostenibles, lo que también puede ser incorporado como variable de ajuste en el modelo.

De esta manera, el análisis PESTEL se articula directamente con el enfoque cuantitativo explicativo y predictivo de la investigación, al permitir la incorporación de variables externas que enriquecen la modelación de la demanda y fortalecen la capacidad de anticipación del sistema. En consecuencia, el modelo predictivo no solo se basa en datos históricos internos, sino que integra dinámicas del entorno, logrando una

visión más robusta, realista y estratégica para la toma de decisiones en Sodimac Colombia.

Como conclusión general del análisis externo realizado con la metodología PESTEL, se evidencia que Sodimac Colombia opera en un entorno dinámico y retador marcado principalmente por factores económicos como la inflación, tasas de interés y alta competencia, factores tecnológicos relacionados con transformación digital y el uso de modelos predictivos y finalmente factores sociales que dejan en evidencia un consumidor más exigente, sensible al precio y con expectativas de alcance omnicanal. La empresa enfrenta riesgos (ventas perdidas, nuevos competidores, regulaciones más estrictas) pero también oportunidades claras como por ejemplo liderar la transformación digital en el retail colombiano, fortalecer su oferta sostenible y optimizar la integración entre precios e inventarios mediante analítica avanzada. Sodimac Colombia se encuentra en un punto estratégico por lo que debe acelerar su transición hacia un modelo de gestión basado en datos, sostenibilidad y omnicanalidad para mantener su liderazgo en el mercado nacional.

Análisis interno

El diagnóstico organizacional respecto del impacto y la percepción de afectación de la elasticidad de precios en Sodimac Colombia se llevó a cabo con la aplicación de un modelo de encuesta adaptado del Organizational Diagnosis Questionnaire (ODQ), adaptado a problemáticas derivadas de la elasticidad de precios, su objetivo es diagnosticar la capacidad de respuesta y alineación entre las gerencias de abastecimiento y comercial frente a variaciones de los precios de venta, este diagnóstico resulta fundamental para el modelo de pricing, dado que la efectividad de las decisiones de precio no depende únicamente de las señales del mercado, sino también de la capacidad interna de la organización para detectarlas, procesarlas y responder de

manera coordinada, la utilización del modelo de encuesta ODQ con la elasticidad de precios optimiza la gestión de la cadena de abastecimiento y las estrategias de precios, permitiendo mayor competitividad y rentabilidad (Auer & Papies, 2019).

Población, muestra y ficha técnica

La población objeto de estudio de la presente investigación son los miembros de las gerencias de cadena de abastecimiento y comercial de Sodimac Colombia, dichas áreas son las que presentan una mayor afectación por problemáticas derivadas de la elasticidad de precios, para el presente estudio se aplicó la fórmula de una población finita, esta ajusta el cálculo de acuerdo al tamaño total conocido de la población, permite mantener un nivel de representatividad deseado con un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 5%. Esta fórmula incorpora una corrección por finitud que reduce el tamaño de muestra requerido cuando la población es relativamente pequeña, optimizando recursos sin sacrificar precisión, según Cochran (1977), el tamaño de la muestra se define así:

$$n = \frac{N * Z^2 * p * (1 - p)}{e^2 * (N - 1) + Z^2 * p * (1 - p)} \quad (4)$$

Donde

N: es la población

Z: valor crítico asociado al nivel de confianza

p: proporción esperada

e: el margen de error

La población objeto de estudio tiene un tamaño de 35 personas, de la cual 20 pertenecen a la gerencia de cadena de abastecimiento y 15 a la gerencia comercial, para un nivel de confianza del 95%, un margen de error del 5% y un valor p=0.5 para garantizar la máxima variabilidad, el valor total de la muestra es de 32 personas.

Identificación de las variables

El presente instrumento de diagnóstico se basa en el marco teórico previamente desarrollado, centrado en las estrategias de pricing dinámico, gestión de inventarios, analítica predictiva y omnicanalidad en el contexto de Sodimac Colombia. Las variables que se muestran en la tabla 5, se seleccionaron con fundamento en los aportes de Kumar et al. (2024), Shi (2022) y Liu et al. (2024), quienes evidencian que la integración entre políticas de precios e inventario incide directamente en la eficiencia operativa y en la reducción de ventas perdidas. En este sentido, además de las variables cualitativas asociadas a la percepción organizacional, el estudio incorpora variables cuantitativas fundamentales para la modelación predictiva, tales como el precio de los productos, la demanda observada (volumen de ventas), los niveles de inventario disponibles y las ventas perdidas derivadas de eventos de desabastecimiento (stockouts). Estas variables permiten no solo caracterizar la relación entre precio y demanda, sino también estimar la elasticidad y analizar el impacto de la disponibilidad sobre el comportamiento de ventas, constituyéndose en la base empírica para el desarrollo del modelo predictivo propuesto.

Para garantizar la validez conceptual del instrumento, se adoptó como referente metodológico el Organizational Diagnosis Questionnaire (ODQ), derivado del modelo de las Seis Cajas de Weisbord (1976), el cual permite evaluar variables organizacionales mediante cuestionarios tipo Likert validados empíricamente (Lok & Crawford, 1999). Esta adaptación al entorno retail busca identificar la madurez interna de Sodimac en el uso de estrategias de pricing y disponibilidad, integrando de manera complementaria variables cuantitativas y cualitativas relacionadas con la toma de decisiones basada en datos. De esta forma, el diagnóstico no se limita a la percepción de los actores organizacionales, sino que se articula con el análisis de datos históricos reales, fortaleciendo la consistencia metodológica entre el diagnóstico interno y el modelo predictivo desarrollado en la investigación.

Tabla 6.

Selección de variables

Variable	Definición conceptual	Dimensión / Indicador	Forma de medición (escala Likert 1–5)
Estrategias de pricing dinámico	Capacidad de la organización para ajustar precios en función de la elasticidad de la demanda y condiciones del mercado.	Sensibilidad de precios, políticas de ajuste, alineación con demanda.	Ítems 1–4 (acuerdo con afirmaciones sobre actualización de precios, análisis de datos y reducción de ventas perdidas)
Gestión de inventarios	Prácticas para mantener disponibilidad adecuada y evitar quiebres de stock mediante decisiones basadas en datos.	Nivel de stock, reposición, flexibilidad operativa.	Ítems 5–9 (percepción sobre disponibilidad, precisión de inventarios y respuesta ante la demanda)
Integración omnicanal	Nivel de coordinación entre canales físicos y digitales para asegurar	Sincronización de canales, consistencia de precios,	Ítems 10–13 (consistencia entre canales, integración de sistemas,

Variable	Definición conceptual	Dimensión / Indicador	Forma de medición (escala Likert 1–5)
	coherencia en precios, inventarios y entregas.	experiencia del cliente.	experiencia homogénea)
Analítica predictiva y modelos de apoyo	Grado de utilización de técnicas de análisis predictivo en pricing, demanda e inventario.	Uso de IA, forecast, business intelligence.	Ítems 14–17 (uso de datos históricos, modelos predictivos, reportes en tiempo real).
Venta perdida	Impacto de la falta de disponibilidad o pricing ineficiente en la pérdida de ingresos y clientes.	Tasa de quiebre, recuperación de ventas, percepción del cliente.	Ítems 18–20 (afectación de ventas y percepción de marca)

Nota. Elaboración propia.

Cada variable responde a un constructo medible mediante la escala Likert de 5 puntos (1 = Totalmente en desacuerdo, 5 = Totalmente de acuerdo). Esta estructura facilita la comparación y análisis de resultados en términos de madurez interna y efectividad de las estrategias implementadas.

Instrumento de medición

El instrumento está compuesto por 20 ítems distribuidos en cinco secciones temáticas, cada una correspondiente a una variable principal del estudio. Su estructura permite recopilar información cuantitativa de tipo perceptual proveniente de los

colaboradores involucrados en áreas de pricing, planeación de inventarios, logística y comercio electrónico, con el fin de evaluar el nivel de alineación organizacional, el uso de herramientas analíticas y la madurez en la toma de decisiones basada en datos.

Es importante precisar que este instrumento mide percepciones organizacionales y no el comportamiento real de las variables operativas. Por esta razón, su función dentro de la investigación es complementaria al modelo predictivo, ya que permite contextualizar e interpretar las prácticas internas que inciden en la gestión de precios, inventarios y ventas. En paralelo, el componente predictivo del estudio se fundamenta en el análisis de datos históricos reales, tales como precios, volúmenes de demanda, niveles de inventario y registros de ventas perdidas, los cuales son utilizados para la estimación de elasticidades y la construcción de modelos cuantitativos.

De esta manera, el instrumento de medición no sustituye el análisis de datos, sino que lo complementa, permitiendo integrar una visión organizacional con evidencia empírica. Esta triangulación metodológica fortalece la validez del diagnóstico y asegura coherencia entre el análisis interno y el desarrollo del modelo predictivo propuesto.

Formato: Encuesta estructurada.

Escala: Likert de 1 a 5 (1 = Totalmente en desacuerdo, 5 = Totalmente de acuerdo).

Modo de aplicación: Digital o impresa.

Duración estimada: 10–12 minutos. Número total de ítems: 20.

Estructura del cuestionario

Sección 1: Estrategias de Pricing Dinámico

1. La empresa ajusta los precios según la elasticidad-precio de cada categoría de producto.

2. Existen políticas claras para el establecimiento de precios que consideren elasticidad-precio
3. Las decisiones de precios se basan en análisis de datos históricos.
4. El establecimiento de precios dinámicos contribuye a aumentar las ventas y reducir las ventas perdidas

Sección 2: Gestión de Inventarios

5. Los procesos de reabastecimiento mantienen niveles adecuados de stock.
6. La disponibilidad de los productos en tienda satisface la demanda de los clientes
7. El inventario en línea refleja el stock real.
8. Los quiebres de inventario afectan negativamente el nivel de ventas
9. Los sistemas de reposición responden de manera adecuada y permiten atender satisfactoriamente los cambios de demanda

Sección 3: Integración Omnicanal

10. Los precios son consistentes entre los canales de venta.
11. La información de inventarios está integrada entre canales.
12. La percepción de los precios es consistente entre los diferentes canales de venta.
13. Los tiempos de entrega se cumplen según lo prometido al cliente.

Sección 4: Analítica Predictiva y Modelos de Apoyo

14. Los modelos de pronóstico se actualizan regularmente con nuevos datos de ventas y precios.
15. Se aplican herramientas de analítica de datos para la planeación de inventarios

16. Las decisiones de precios se basan en modelos que predicen la respuesta de la demanda
17. Los responsables de establecimiento de precios e inventarios reciben reportes analíticos en tiempo real.

Sección 5: Venta Perdida

18. La falta de inventario tiene impacto directo en el volumen de las ventas.
19. Los clientes afectados por quiebres de stock acuden a competidores.
20. Se asegura el stock de productos en el momento y lugar necesarios.

Validación de instrumento

Para garantizar que los reactivos del instrumento diseñado bajo el modelo de diagnóstico organizacional de Weisbord (1976) midan efectivamente las dimensiones de alineación estratégica, mecanismos de soporte, coordinación y sistemas de información, se procedió a realizar una validación de contenido mediante juicio de expertos.

A diferencia de una revisión subjetiva, esta investigación empleó el coeficiente V de Aiken (1985), un algoritmo estadístico que permite cuantificar la relevancia y claridad de cada ítem basándose en el consenso de un panel de especialistas.

Procedimiento de Validación

El proceso se estructuró en las siguientes fases:

Selección de Jueces: Se contó con la participación de 3 expertos en la organización, jefe planeación demanda, jefe reabastecimiento y gestión de proveedores, y jefe abastecimiento *retail* digital.

Criterios de Evaluación: Los expertos evaluaron cada ítem de forma independiente utilizando una escala ordinal de 1 a 5, considerando tres criterios fundamentales: Claridad (redacción comprensible), Coherencia (relación lógica con la dimensión) y Relevancia (importancia del ítem para el diagnóstico).

Cálculo del Coeficiente: Se aplicó la fórmula de la V de Aiken, donde un valor de 1.00 indica un acuerdo perfecto entre los jueces y valores cercanos a 0 indican ausencia de consenso. Para esta investigación, se estableció un umbral de aceptación de 0.9.

Concepto de la Validación

Tras procesar los datos en la matriz de validación, el concepto de los expertos arrojó que la mayoría de los ítems superaron el valor crítico establecido. El instrumento obtuvo un coeficiente V de Aiken promedio global de 1.

Este concepto confirma una validez de contenido óptima, asegurando que el instrumento es estadísticamente robusto y posee la representatividad necesaria para ser aplicado en la recolección de datos primarios de la organización. Aquellos ítems que presentaron observaciones menores por parte de los jueces fueron ajustados en su redacción para maximizar la claridad antes de la aplicación final.

En el Anexo D. Formato de validación V de Aiken Corregido, se encuentran los comentarios de los expertos y los ajustes realizados al instrumento.

Resultados y análisis diagnóstico organizacional

En este capítulo se presentan los resultados del diagnóstico organizacional. Inicialmente, se analizan los resultados obtenidos mediante la aplicación del instrumento cualitativo Encuesta de Estructura, descrito en el capítulo anterior. Posteriormente, se presenta el análisis estadístico de las variables cuantitativas y los criterios de interpretación utilizados para comprender y discutir los resultados obtenidos.

Resultados de la aplicación del instrumento cualitativo

A continuación, se presentan los hallazgos derivados de la aplicación del instrumento diseñado para evaluar las estrategias de *pricing* dinámico y la gestión de inventarios en Sodimac Colombia, con el objetivo de analizar su relación con la reducción de ventas perdidas.

El cuestionario, estructurado en cinco dimensiones (pricing dinámico, gestión de inventarios, integración omnicanal, analítica predictiva y venta perdida), fue aplicado a 32 colaboradores de Sodimac Colombia, específicamente a 14 colaboradores del área gerencia comercial y 18 colaboradores del área gerencia de cadena de abastecimiento. La recolección de datos se realizó mediante una escala Likert de cinco puntos (1 = totalmente en desacuerdo, 5 = totalmente de acuerdo), y posteriormente se analizaron con técnicas de estadística descriptiva y correlacional. Los resultados por respuesta individual se encuentran en el Anexo A. Resultados encuesta aplicada en Sodimac Colombia.

En la tabla 6 se muestran el promedio de resultados por sección evidencian una brecha significativa entre la percepción organizacional del problema de la venta perdida y el nivel de desarrollo de las capacidades destinadas a su mitigación. Los colaboradores reconocen de manera consistente que la pérdida de ventas constituye un fenómeno crítico, reflejado en el promedio más alto de todas las dimensiones evaluadas. Sin embargo, las áreas que deberían actuar como palancas estratégicas, pricing dinámico y

gestión de inventarios, presentan resultados apenas medios, lo que pone de manifiesto limitaciones en la capacidad de respuesta de la organización.

Tabla 7.

Resultados por sección – Instrumento de medición

Sección	Promedio	Significado
Pricing dinámico	3.25	Nivel medio-bajo. La empresa aplica algunos elementos analíticos, pero aún no logra una gestión de precios flexible y optimizada.
Inventarios	3.37	Nivel medio. Los procesos funcionan, pero hay inconsistencias y quiebres de stock que afectan la disponibilidad.
Omnicanal	3.60	Nivel medio-alto. Se percibe coherencia entre canales, aunque todavía hay espacio para mejorar la sincronización.
Analítica predictiva	3.51	Nivel medio-alto. Se usan datos históricos y algunos modelos, pero no de manera sistemática ni en tiempo real.
Venta perdida	3.89	Alto consenso. Existe claridad sobre el impacto negativo de los quiebres de inventario en las ventas.

Nota. Elaboración propia.

Desde una perspectiva operativa, la falta de inventario es identificada como la principal causa de pérdida de ventas, mientras que las estrategias de precios y la analítica predictiva aún no alcanzan un nivel de madurez suficiente para anticipar la demanda y ajustar la disponibilidad de manera efectiva. Aunque la integración omnicanal muestra avances, persiste una brecha entre las expectativas del cliente y las capacidades operativas de la empresa.

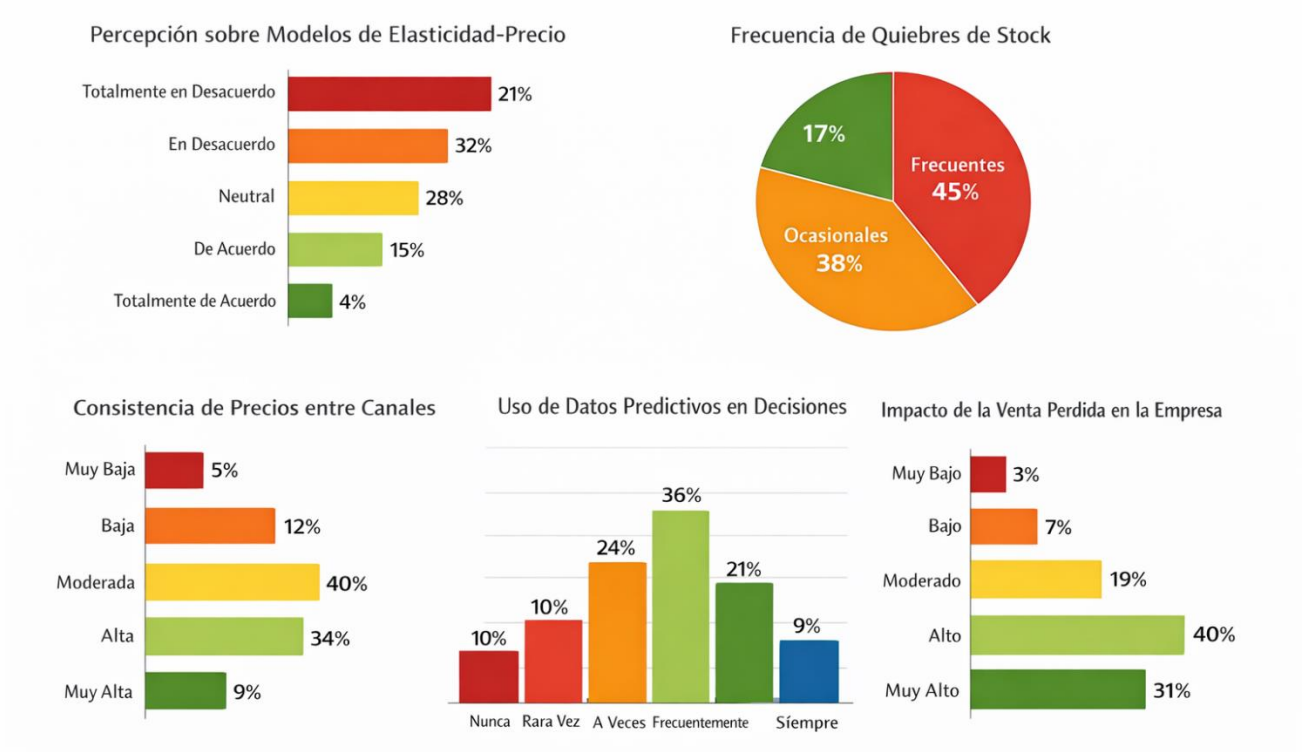
Los resultados ponen de relieve un desfase entre la conciencia del problema y la capacidad de acción. La organización reconoce con claridad el impacto de las ventas perdidas, pero requiere fortalecer sus capacidades analíticas y operativas para transformar dicha conciencia en soluciones efectivas.

Análisis sección 1: Estrategias de pricing dinámico

Los resultados muestran un nivel medio-bajo de desarrollo en esta dimensión, con un promedio de 3.25.

Figura 6.

Resultados estrategias de pricing dinámico



***Nota*.** Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

La Figura 6 muestra que existe una percepción limitada, sobre la aplicación de modelos de elasticidad-precio.Las políticas de precios no se consideran del todo claras ni estructuradas. Aunque se emplean datos históricos, su uso no se traduce plenamente en decisiones dinámicas.

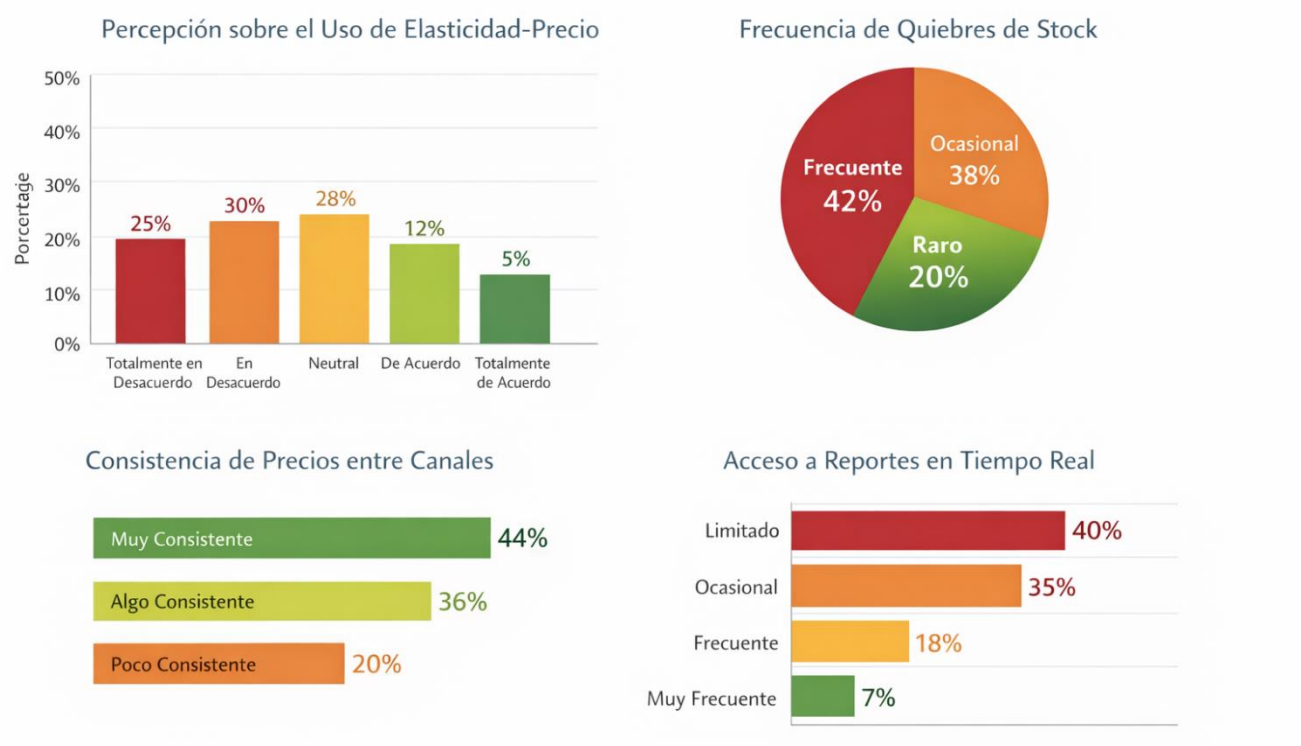
En conjunto, estos hallazgos sugieren que la organización se encuentra en una etapa intermedia de madurez, donde el pricing se gestiona de manera parcialmente analítica, pero aún sin alcanzar un nivel de optimización acorde con la demanda.

Análisis sección 2: Gestión de inventarios

La dimensión de inventarios presenta un promedio de 3.37, lo que indica un desempeño medio.

Figura 7.

Resultados gestión de inventarios



***Nota*.** Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

La Figura 7 evidencia que los encuestados reconocen que los procesos de reposición funcionan de manera aceptable.

Sin embargo, existen inconsistencias entre el inventario físico y el registrado en sistemas. Los quiebres de stock son percibidos como frecuentes y con impacto negativo.

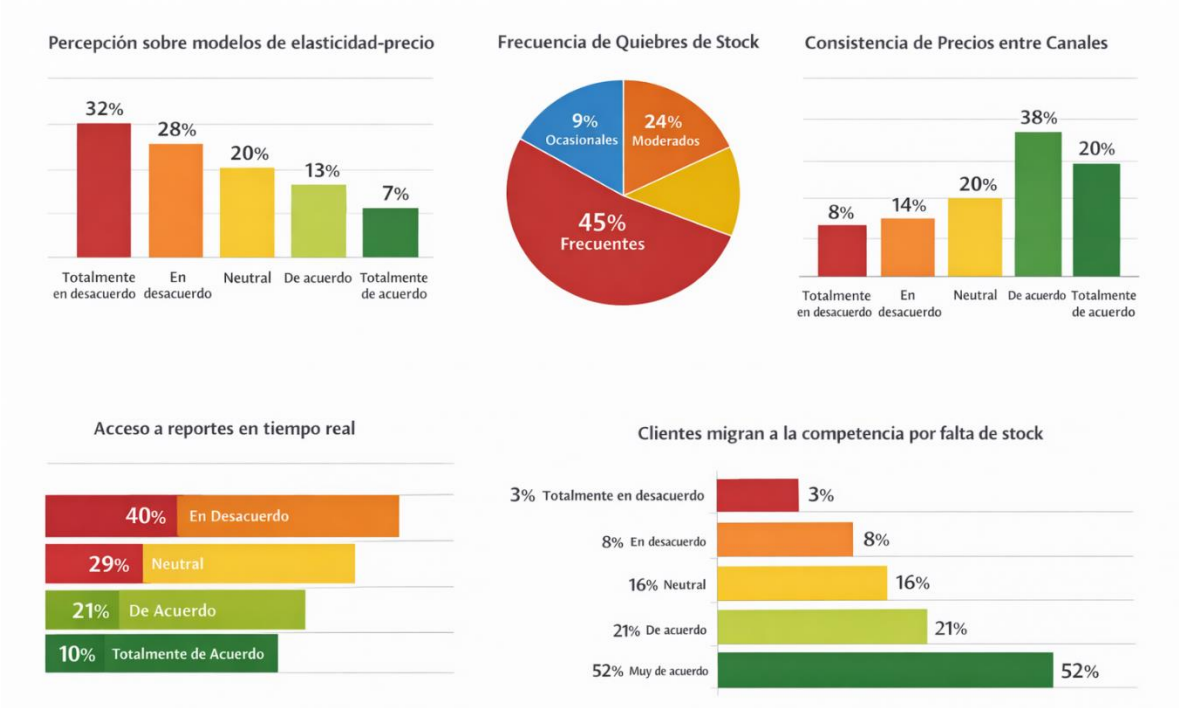
Este comportamiento refleja una operación funcional, pero con limitaciones en precisión y capacidad de respuesta ante cambios en la demanda, lo cual afecta directamente la disponibilidad de productos.

Análisis sección 3: Integración omnicanal

Con un promedio de 3.60, esta dimensión muestra un nivel relativamente más alto de desarrollo.

Figura 8.

Resultados integración omnicanal



Nota. Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

La Figura 8 presenta resultados que indican que existe una percepción positiva en la consistencia de precios entre canales. La integración de información de inventarios es moderadamente efectiva. El cumplimiento en tiempos de entrega es aceptable, aunque no sobresaliente.

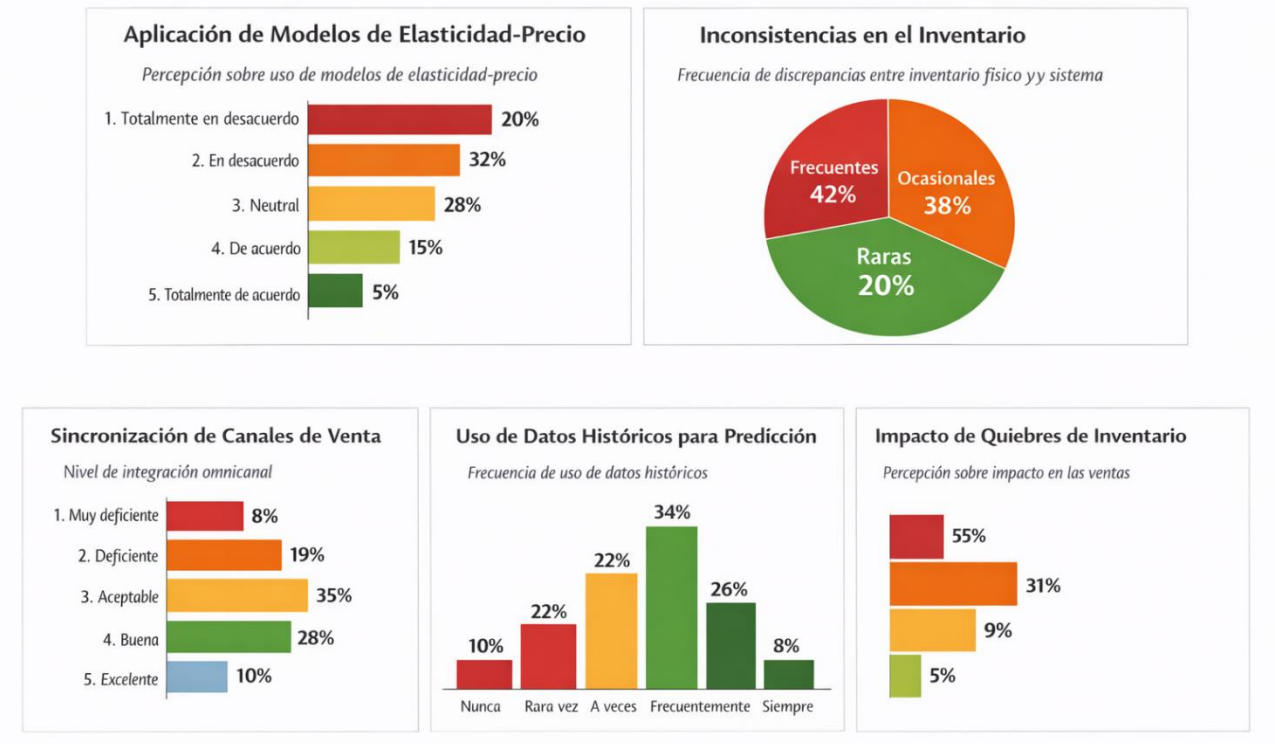
Esto sugiere que la empresa ha avanzado en la construcción de una estrategia omnicanal, aunque aún existen oportunidades para mejorar la sincronización y la experiencia del cliente.

Análisis sección 4: Analítica predictiva y modelos de apoyo

El promedio alcanzado en esta dimensión fue de 3.51, lo que refleja un nivel medio de implementación.

Figura 9.

Resultados Analítica predictiva y modelos de apoyo



***Nota*.** Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

La Figura 9 muestra que se utilizan datos históricos para la toma de decisiones. Aunque la actualización de modelos predictivos no es completamente sistemática y el acceso a reportes en tiempo real sigue siendo limitado.

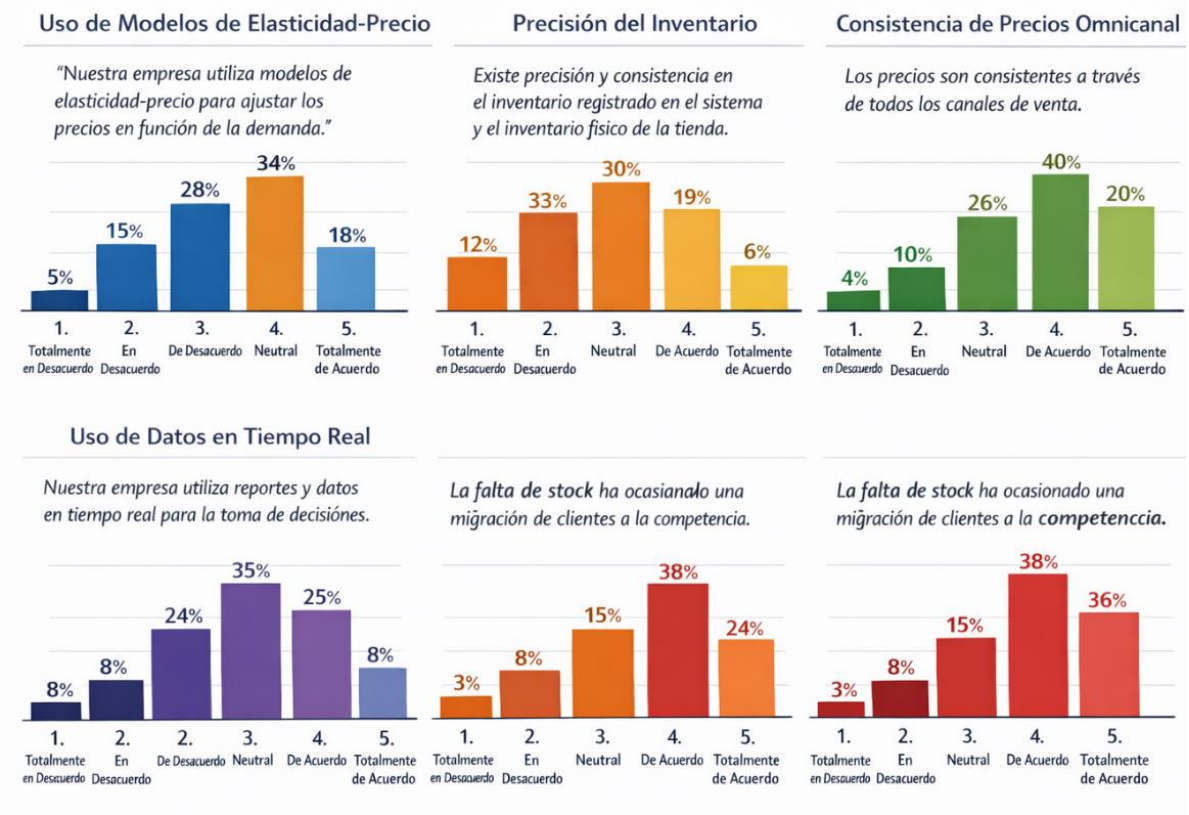
En este sentido, la organización ha dado pasos hacia una gestión basada en datos, pero aún no consolida plenamente capacidades predictivas que respalden decisiones estratégicas en pricing e inventarios.

Análisis sección 5: Venta perdida

La dimensión de venta perdida presenta el promedio más alto (3.89), lo que indica un alto nivel de consenso entre los encuestados.

Figura 10.

Resultados venta perdida



***Nota*.** Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

La Figura 10 evidencia que existe una fuerte percepción del impacto de los quiebres de inventario en las ventas. Se reconoce que los clientes migran a la competencia ante falta de disponibilidad. No siempre se logra asegurar el stock en el momento y lugar adecuados.

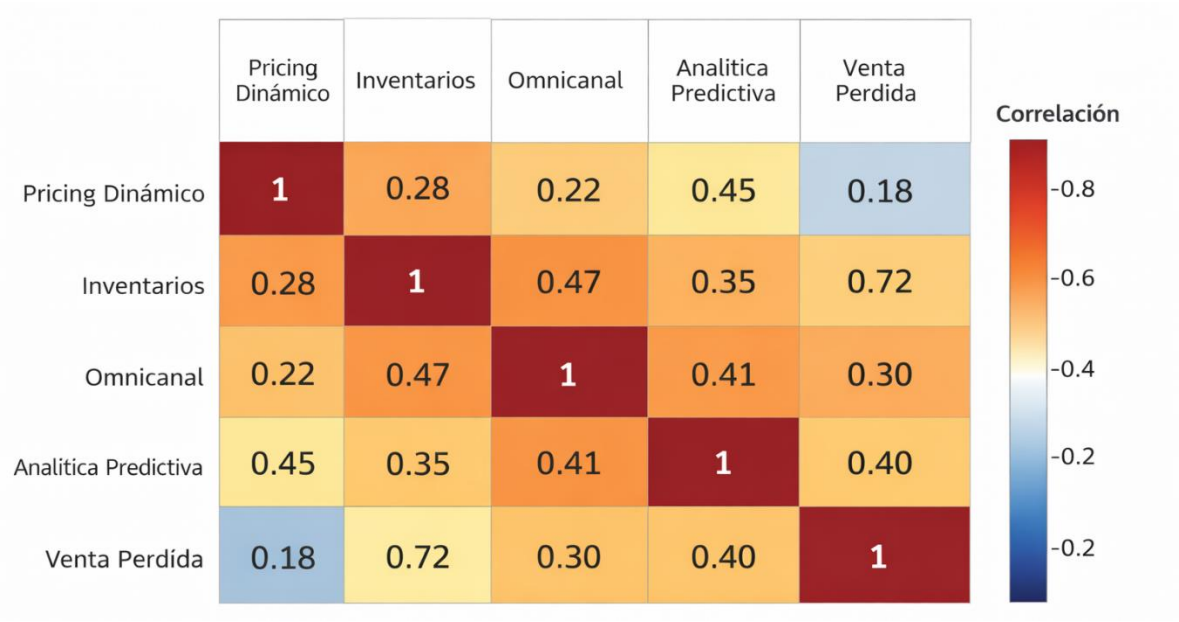
Este resultado evidencia que el problema de ventas perdidas es claramente identificado dentro de la organización y constituye una preocupación transversal.

Análisis relacional entre variables

El análisis de correlación permitió identificar las principales relaciones entre las dimensiones evaluadas pricing dinámico, gestión de inventarios, integración omnicanal, analítica predictiva, venta perdida y evidenció patrones consistentes con la literatura sobre gestión comercial y eficiencia operativa en el sector retail.

Figura 11.

Matriz de correlación



Nota. Elaboración propia con base en los resultados del instrumento de medición.

En el mapa de calor de la figura 11, se evidencia que la relación más fuerte se presenta entre gestión de inventarios y venta perdida (r = 0.72), lo que indica una relación estadística relevante entre ambas variables dentro de la muestra analizada. Si bien este resultado no permite establecer causalidad, sí sugiere que la disponibilidad de productos podría estar estrechamente vinculada con el comportamiento de las ventas perdidas y, por tanto, con la variación de los ingresos comerciales. Este hallazgo es consistente con lo señalado por Pourmohammad-Zia et al. (2021), quienes destacan la

importancia del control de inventarios para fortalecer el desempeño operativo y comercial en cadenas de suministro de bienes perecederos.

Asimismo, se observa una correlación moderada entre analítica predictiva y pricing dinámico (r = 0.45), lo que sugiere que el desarrollo de capacidades analíticas influye directamente en la sofisticación de las estrategias de precios. En línea con ello, Alamdar y Seifi (2024) demuestran que el uso de modelos predictivos fortalece la capacidad de los minoristas para ajustar precios de manera dinámica en entornos competitivos, incrementando la agilidad frente a variaciones en la demanda.

La integración omnicanal mantiene una relación positiva con la gestión de inventarios (r = 0.47) y con la analítica predictiva (r = 0.41), indicando que una mayor sincronización entre canales y sistemas de información contribuye a mejorar la percepción de disponibilidad y la eficiencia operativa. Sin embargo, estas correlaciones moderadas reflejan que la omnicanalidad aún no alcanza un nivel de integración total que permita una respuesta completamente alineada con las expectativas del cliente.

En contraste, la correlación entre pricing dinámico y venta perdida (r = 0.18) resulta débil, lo que sugiere que, aunque el precio puede influir en la demanda, la principal causa de pérdida de ventas está asociada a la falta de inventario más que a una estrategia de precios inadecuada.

En conjunto, los resultados evidencian un desfase entre percepción y capacidad de acción: la organización reconoce el impacto de las ventas perdidas, pero las dimensiones que deberían funcionar como mecanismos de mitigación —pricing e inventarios— aún presentan niveles medios de desarrollo. Este hallazgo subraya la necesidad de fortalecer las capacidades analíticas y operativas para transformar la conciencia del problema en soluciones efectivas.

Procesamiento estadístico de datos

A continuación, se exponen los resultados del análisis de elasticidad precio-demanda realizado sobre la base de datos histórica de ventas de Homecenter, este análisis comprende la venta histórica para el periodo de enero 2023 y diciembre 2025. El propósito de este ejercicio es cuantificar la elasticidad precio-demanda con el uso de un modelo de regresión log-log estimado por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).

Descripción de los datos

La base de datos corresponde al registro de venta histórico de Homecenter, esta ese encuentra en un periodo mensual y está a nivel de SKU, el archivo contiene 1.556.310 registros distribuidos en 14 variables como se muestra en la tabla 7, entre estas se encuentran el año y mes de la observación, la jerarquía del producto (Familia, Sub Familia, Grupo, Conjunto y SKU), el precio promedio mensual en pesos colombianos, las unidades vendidas y la disponibilidad del producto en tienda.

Se aplicaron distintos criterios de depuración, inicialmente el rango de precios válido se estableció entre $1.000 y $20.000.000 COP, con esto se excluyen valores que correspondían a errores de codificación; los registros con unidades vendidas menores o iguales a cero fueron descartado, estos no representaban una venta física; por el contrario, correspondían a devoluciones y finalmente, los valores de disponibilidad iguales a 0.0 exacto fueron tratados como datos faltantes.

Tras este proceso de limpieza, el total de registros con precio válido fue de 656.911 y 628.470 registros aptos para el análisis, 188.680 presentaban además disponibilidad superior al 70%.

Tabla 8.

Definición de variables cuantitativas

Variable	Tipo	Definición
Año	Entero	Año de la observación (2023, 2024, 2025)
Mes	Texto	Nombre del mes (Enero, Febrero, …)
Familia / Sub Familia / Grupo / Conjunto	Texto	Jerarquía de producto (4 niveles)
SKU	Texto	Código único del producto
Precio promedio	Decimal	Precio promedio de venta mensual en COP
Venta unidades	Entero	Unidades vendidas en el mes
Disponibilidad	Decimal	Proporción del mes con disponibilidad (0 a 1)

Nota. Elaboración propia a partir de la estructura de datos suministrada por Sodimac.

Consideraciones

Niveles de agregación: El análisis se realizó en cinco niveles jerárquicos de la estructura de productos: Familia, Sub Familia, Grupo, Conjunto y SKU. Para los niveles superiores de agregación (Familia a Conjunto), una observación del modelo se traduce como un período mes-año en el que se calculó el precio promedio ponderado por unidades y la venta total del nivel de agregación, garantizando así una serie temporal de hasta 36 períodos por nivel de agregación. Para el nivel SKU, cada fila del dataset original constituye una observación directa.

Criterios de validez y filtros: Se establecieron los siguientes criterios metodológicos para garantizar la calidad de las estimaciones: (1) se requirió un mínimo

de 12 observaciones por grupo para ejecutar el modelo; (2) los grupos sin variación en el precio fueron excluidos automáticamente, ya que no permiten identificar la relación precio-demanda; (3) los coeficientes con valor absoluto superior a 50 fueron clasificados como *outliers* y descartados; y (4) los grupos que no alcanzaron el umbral mínimo de observaciones heredaron la elasticidad del nivel jerárquico inmediatamente superior (Conjunto → Grupo → Sub Familia → Familia).

Criterios de interpretación

Tabla 9.

Criterios de interpretación

Rango de elasticidad	Clasificación	Implicación comercial
$E < -1$	Elástica	Subir el precio reduce ventas significativamente. Priorizar volumen.
$-1 \leq E < 0$	Inelástica	Demanda resistente al precio. Margen de ajuste disponible.
$E \geq 0$	Anormal	Posible bien Giffen o variación de precio insuficiente.
$\|E\| > 50$	Outlier	Filtrar. Insuficiente variación de precio en el período.

Nota. Elaboración propia.

Resultados por nivel de agregación

Los resultados del modelo se encuentran en el Anexo B. Resultados regresión logística ventas perdidas.

Nivel familia.

A nivel de Familia, el análisis arrojó resultados para 29 grupos, de los cuales 27 contaron con suficientes observaciones para estimar el modelo. De estos, 6 familias (20,7%) presentaron coeficientes estadísticamente significativos a un nivel de confianza del 95%. La elasticidad media calculada es de 0,0248 y la mediana de 0,0262, valores

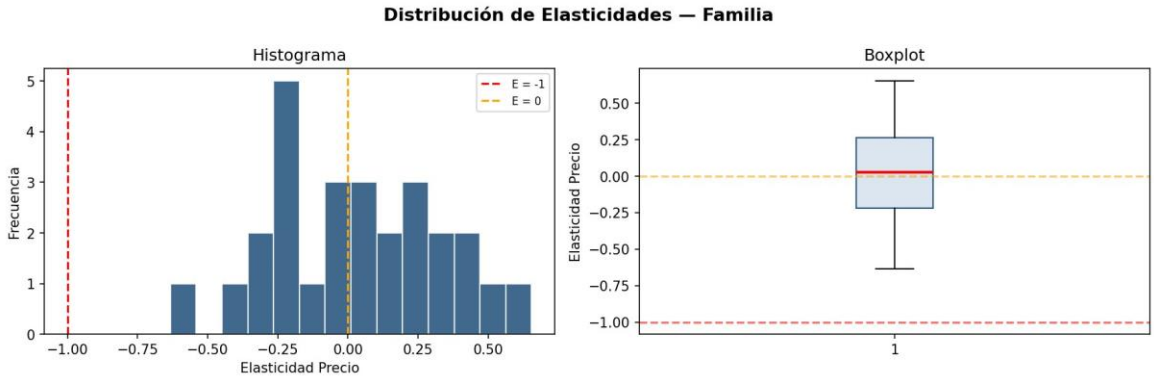
que en términos absolutos se ubican cerca de cero, lo que en principio sugiere una baja sensibilidad promedio de la demanda ante cambios en el precio a este nivel de agregación.

Los resultados muestran que algunas de las familias con resultados significativos son, Alquiler de Herramientas con una elasticidad de -0.6333, y Menaje con -0.3510, lo que las clasifica como categorías de demanda inelástica, cuya demanda tiene una respuesta moderada a los cambios de precio. Ambas categorías presentan coeficientes negativos, coherentes con la teoría económica. Por otro lado, familias como Aseo (0,2929) y Pintura y Accesorios (0,4056) exhiben elasticidades con signo positivo, contrarias al comportamiento teórico esperado. Este comportamiento podría estar asociado a limitaciones en la especificación del modelo, tales como la omisión de variables relevantes, efectos de promoción no capturados, cambios en la composición del surtido, problemas de multicolinealidad o insuficiencia de datos para ciertas familias. Asimismo, en algunas categorías con mayor diferenciación o posicionamiento premium, el precio puede operar como señal de calidad, lo que también contribuiría a explicar este comportamiento.

Como se muestra en la figura 12, ninguna familia presentó una elasticidad elástica ($E < -1$), lo que indica que a este nivel de agregación el portafolio de Homecenter tiende a ser inelástico, con demanda relativamente resistente a los cambios de precio. El R^2 ajustado de las familias significativas oscila entre 0,11 y 0,55, reflejando que el modelo explica entre el 11% y el 55% de la variación en ventas.

Figura 12.

Distribución de elasticidades a nivel Familia. Histograma y diagrama de caja.



Nota. Elaboración propia con base en análisis de elasticidades a nivel de familia.

Nivel Sub familia.

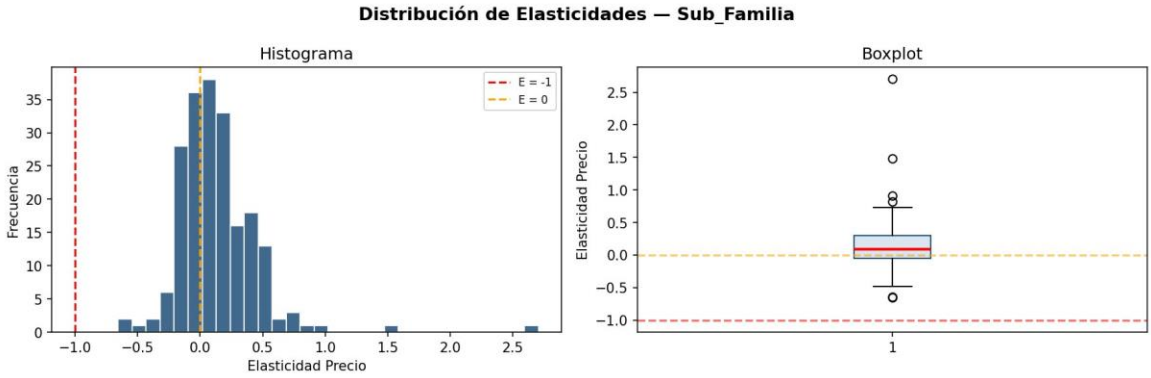
En el nivel de Sub Familia se identificaron 210 grupos, de los cuales 202 contaron con suficientes datos para la estimación. El 13,3% de los grupos (28 sub familias) presentó resultados estadísticamente significativos. La elasticidad media es de 0,1342 y la mediana de 0,0861, ambas positivas y cercanas a cero, lo que refleja la heterogeneidad de comportamientos al interior del catálogo cuando se desagrega a este nivel.

Como se muestra en la figura 13, la distribución de elasticidades a nivel Sub Familia muestra una concentración marcada alrededor de cero, con mayor dispersión hacia valores positivos. Se identificaron 70 sub familias con demanda inelástica (E entre –1 y 0) y ninguna con demanda elástica (E < –1), mientras que 132 grupos, equivalentes al 65.3% de las subfamilias con datos suficientes, presentaron elasticidades con signo positivo o contrario al comportamiento teórico esperado (E ≥ 0). Esta alta proporción sugiere que, a este nivel de desagregación, la relación precio-demanda no está siendo capturada de forma estable en una parte importante del portafolio. Entre las posibles explicaciones se encuentran la baja variabilidad efectiva de precios durante el periodo

analizado, la incidencia de promociones no modeladas explícitamente, cambios en la composición del surtido, efectos de estacionalidad, posibles problemas de multicolinealidad y limitaciones en la cantidad o calidad de datos disponibles para algunas subfamilias. En consecuencia, estos resultados deben interpretarse con cautela, pues más que reflejar una relación positiva entre precio y demanda, podrían reflejar restricciones de modelación y factores comerciales no incorporados plenamente en la estimación.

Figura 13.

Distribución de elasticidades a nivel Sub Familia



Nota. Elaboración propia con base en análisis de elasticidades a nivel de sub familia

Nivel Grupo.

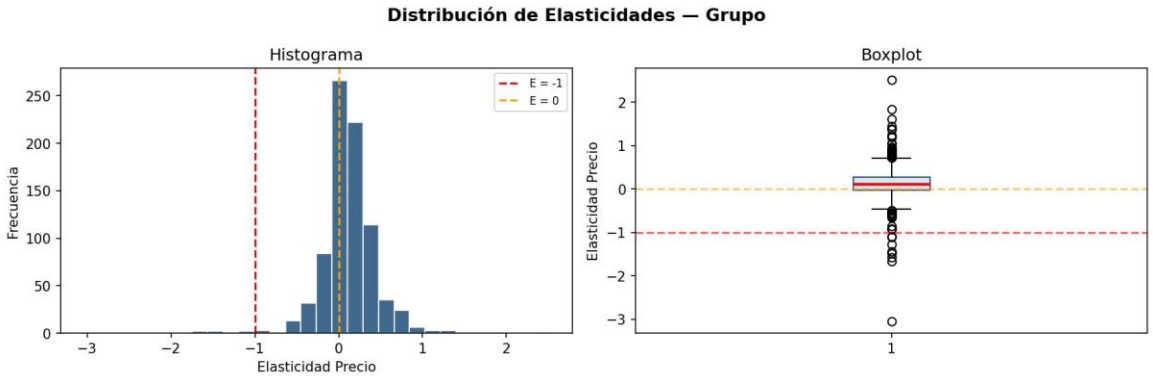
El nivel de Grupo es el primero en mostrar presencia de elasticidades elásticas. De los 904 grupos analizados, 818 contaron con datos suficientes y 154 (17,0%) presentaron resultados significativos. La elasticidad media es de 0,1198 y la mediana de 0,1049. Se identificaron 8 grupos con demanda elástica (E < –1), 233 con demanda inelástica y 577 con signo positivo o contrarias al comportamiento teórico esperado. Esta alta proporción, cercana al 70,5%, sugiere que, a este nivel de desagregación, la relación precio-demanda puede estar influida por factores no capturados completamente en el modelo, tales como promociones, cambios en la composición del surtido, baja

variabilidad de precios, posibles problemas de multicolinealidad o limitaciones en la cantidad de datos disponibles para ciertos grupos. En consecuencia, estos resultados deben interpretarse con cautela, pues más que evidenciar una relación positiva entre precio y demanda, podrían reflejar restricciones de modelación y efectos comerciales no incorporados plenamente en la estimación.

La identificación de grupos con demanda elástica a este nivel de agregación es relevante desde el punto de vista de la gestión comercial, pues señala categorías donde los incrementos de precio pueden tener un impacto significativo en el volumen de ventas. La distribución del histograma para este nivel muestra una campana centrada alrededor de cero con colas relativamente simétricas, aunque con mayor densidad en valores positivos bajos. El boxplot evidencia la presencia de outliers tanto positivos como negativos, coherente con la diversidad de categorías incluidas en este nivel.

Figura 14.

Distribución de elasticidades a nivel Grupo



Nota. Elaboración propia con base en análisis de elasticidades a nivel de Grupo

Nivel Conjunto.

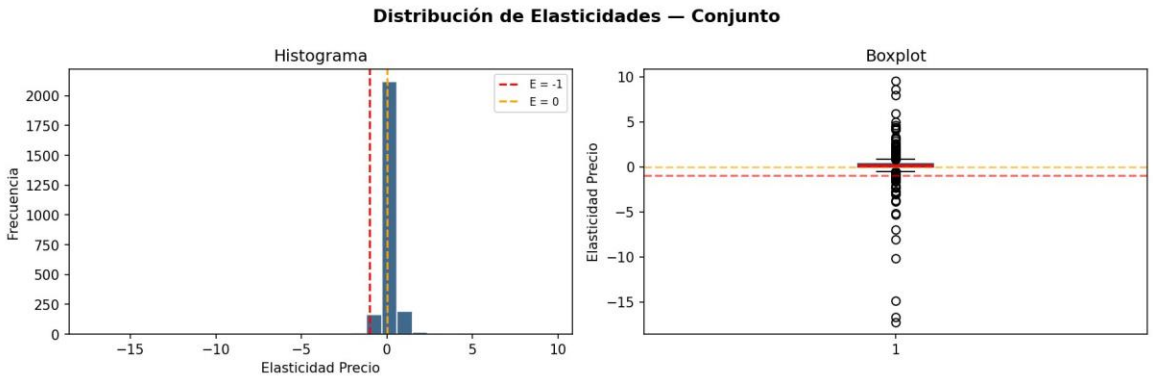
El nivel de Conjunto es el de mayor granularidad antes de llegar al SKU individual. Con 3.335 grupos analizados, 2.545 contaron con estimaciones válidas y 475 (14,2%) resultaron estadísticamente significativos. La elasticidad media es de 0,1683 y la

mediana de 0,1442. En este nivel se contabilizan 41 conjuntos con demanda elástica, 653 inelásticos y 1.851 con elasticidades de signo positivo o contrarias al comportamiento teórico esperado. Esta proporción, equivalente al 72,7% de los conjuntos con estimaciones válidas, sugiere que, a este nivel de desagregación, la relación precio-demanda puede estar influida por factores no capturados plenamente en el modelo, tales como promociones, cambios en la composición del surtido, baja variabilidad de precios, posibles problemas de multicolinealidad o limitaciones en la cantidad y calidad de datos disponibles para ciertos conjuntos. En consecuencia, estos resultados deben interpretarse con cautela, pues más que evidenciar una relación positiva entre precio y demanda, podrían reflejar restricciones de modelación y efectos comerciales no incorporados completamente en la estimación.

El incremento en la proporción de valores anormales conforme se desciende en la jerarquía es un comportamiento esperado desde el punto de vista metodológico: a mayor desagregación, menor es el número de observaciones disponibles por grupo y mayor es la probabilidad de que la variación de precio no sea suficiente para identificar la relación de manera robusta. La distribución del nivel Conjunto muestra una concentración fuerte alrededor de cero con colas largas, especialmente hacia valores negativos, lo que reafirma que los conjuntos con demanda elástica, aunque minoritarios, representan oportunidades de gestión de precio relevantes.

Figura 15.

Distribución de elasticidades a nivel Conjunto.



Nota. Elaboración propia con base en análisis de elasticidades a nivel de Conjunto

Nivel SKU.

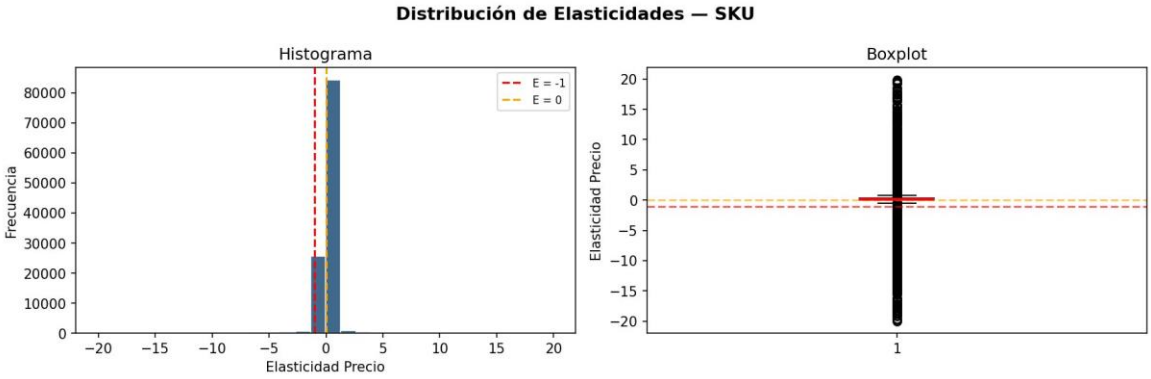
El análisis a nivel de SKU individual constituye el nivel más granular del ejercicio. Se procesaron 113.763 referencias, de las cuales 113.758 contaron con al menos un resultado (incluyendo herencia de niveles superiores). Solo el 2,0% de los SKUs (2.291) presentaron elasticidades calculadas directamente con significancia estadística, lo cual es consistente con la naturaleza del dato: el 90% de los SKUs cuenta con pocas observaciones mensuales, lo que limita el poder estadístico del modelo.

La distribución de elasticidades en SKU muestra patrones interpretables: 2.618 SKUs con demanda elástica, 30.202 con demanda inelástica y 80.938 con elasticidades de signo positivo o contrarias al comportamiento teórico esperado. La proporción de 71% de productos con elasticidad positiva, sugiere que a el nivel más bajo de desagregación la relación precio-demanda puede verse afectada por factores no capturados en el modelo, entre los cuales pueden estar promociones temporales, cambios del surtido, quiebres de inventario o estacionalidades. Estos resultados deben interpretarse con cautela, ya que más que evidenciar una relación positiva entre precio y demanda, pueden reflejar restricciones de modelación y condiciones comerciales específicas no incorporadas de

forma explícita en la estimación. Para los SKU sin elasticidad propia estimada, se aplicó la herencia desde el nivel de Conjunto, garantizando así que el 100% de las referencias cuenten con un coeficiente asignado para uso en modelos de planeación de demanda.

Figura 16.

Distribución de elasticidades a nivel SKU



Nota. Elaboración propia con base en análisis de elasticidades a nivel de SKU

Análisis e interpretación

Patrón general de elasticidades.

El hallazgo más consistente a lo largo de todos los niveles de análisis es que la demanda del portafolio de Homecenter tiende a ser inelástica o con baja sensibilidad al precio. Las elasticidades medias en todos los niveles se ubican entre 0.025 y 0.168, valores que en términos absolutos están muy por debajo del umbral de -1 que define la demanda elástica.

La proporción de resultados estadísticamente significativos se sitúa entre el 2% a nivel del SKU y el 20.7% en el nivel de Familia. Estos resultados son metodológicamente esperados, a mayor nivel de agregación mayor es el número de observaciones disponibles por grupo, lo que incrementa el poder estadístico del modelo y la probabilidad de detectar relaciones significativas. El nivel Familia es el más robusto estadísticamente,

mientras que el nivel SKU presenta mayor incertidumbre dado el bajo número de observaciones por producto.

Categorías con mayor sensibilidad al precio.

Entre las categorías con elasticidades negativas y significativas, se destacan en el nivel Familia: Alquiler de Herramientas (E = –0,633) y Menaje (E = –0,351). Estas categorías exhiben una respuesta moderada al precio, lo que sugiere que estrategias de reducción de precios podrían generar incrementos en volumen superiores a la caída en ingresos por unidad, aunque sin llegar al umbral elástico.

En el nivel de Grupo y Conjunto, los 8 y 41 grupos elásticos respectivamente representan las categorías de mayor interés para acciones de gestión de precio. Estos grupos, aunque minoritarios, son los únicos donde una reducción del 10% en el precio generaría un incremento en ventas superior al 10%, lo que implicaría una mejora neta en los ingresos totales de la categoría.

Modelo estadístico para el análisis de ventas perdidas

El presente apartado presenta el desarrollo del modelo estadístico utilizado para analizar la relación entre las decisiones de fijación de precios y la ocurrencia de venta perdida en las categorías analizadas, el propósito del modelo es identificar si ciertas condiciones comerciales y operativas aumentan o disminuyen la probabilidad de que se presente una venta perdida. El modelo se muestra en el Anexo C. Modelo Regresión Python Sodimac.

Para este propósito se creó una variable dependiente binaria denominada ocurrencia de venta perdida, esta toma el valor de 1 cuando el registro presenta venta perdida y 0 cuando la venta perdida es nula, esta transformación permite analizar el fenómeno desde una perspectiva de clasificación, ya que el objetivo no consiste únicamente en estimar el monto de venta perdida, si no en analizar la probabilidad de

que esta ocurra. Por esta razón se empleó un modelo de regresión logística, técnica utilizada para estudiar el comportamiento de fenómenos dicotómicos y estimar la probabilidad de ocurrencia de estos en función de un conjunto de variables explicativas.

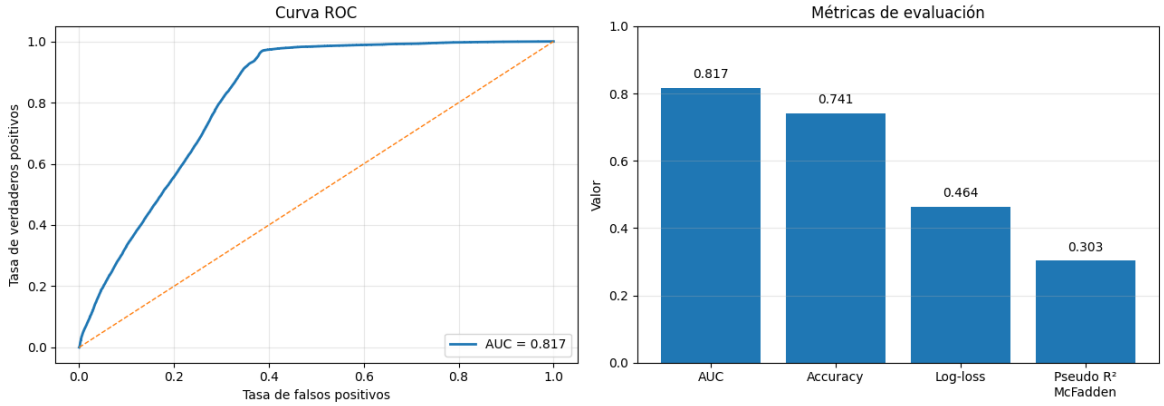
Dentro de las variables independientes se incluyeron factores comerciales y operativos asociados a la generación de ventas perdidas, entre ellas se incluyó el precio relativo, el cambio de precio, el margen, la disponibilidad, el periodo de análisis y las categorías de producto. El precio relativo se calculó como la relación entre el precio promedio del producto y el precio promedio de su familia en el mismo periodo, esto, con el fin de comparar productos dentro de grupos homogéneos y evitar posibles interpretaciones sesgadas derivadas de diferencias entre categorías, así, fue posible identificar si los productos con precios relativos superiores o inferiores al promedio de su categoría presentan mayor o menor probabilidad de generar venta perdida.

El modelo presentó un desempeño estadístico adecuado para el propósito del estudio, el valor AUC fue de 0.817, lo que indica una buena capacidad del modelo para diferenciar entre registros con y sin venta perdida. De la misma manera, la exactitud del modelo fue de 74,1%, lo que significa que el modelo logró clasificar correctamente una proporción importante de los casos analizados, el log-loss fue de 0.464, valor que refleja un nivel aceptable de error en la estimación de probabilidades, mientras que el pseudo R2 de McFadden fue de 0.303, evidenciando un ajuste sólido para un modelo de regresión logística. Estos resultados respaldan la pertinencia del modelo utilizado, considerando que, al tratarse de una variable dependiente binaria, el R^2 lineal tradicional no constituye la métrica principal de evaluación. Con el fin de validar el desempeño del modelo logístico, se analizaron métricas propias de modelos de clasificación binaria. En particular, se evaluó la capacidad discriminativa mediante la curva ROC y el área bajo la curva AUC, así como indicadores complementarios como la exactitud, el log-loss y el pseudo R^2 de McFadden. La Figura 17 sintetiza estos resultados y permite evidenciar

que el modelo presenta una capacidad adecuada para diferenciar entre registros con y sin venta perdida.

Figura 17.

Desempeño del modelo logístico para la ocurrencia de ventas perdidas



Nota. Elaboración propia con base en el modelo de regresión logística aplicado a la base histórica de ventas perdidas.

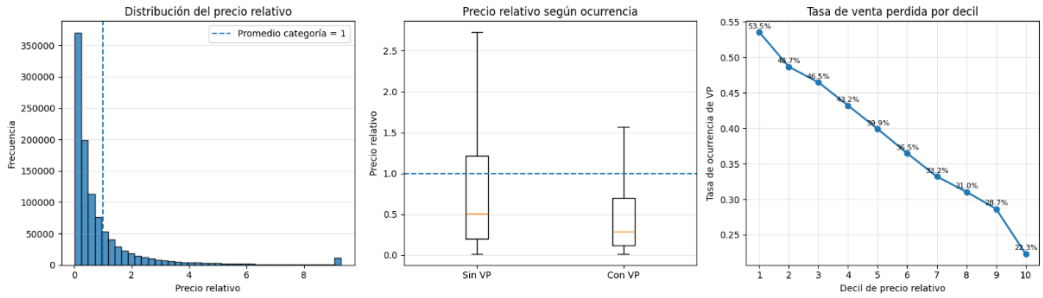
Análisis precio relativo

Los resultados muestran que el precio relativo presenta una relación negativa y estadísticamente significativa con la ocurrencia de ventas perdidas, el coeficiente estimado fue de -0.0809, con un odds ratio de 0.9922, lo que indica que, un mayor precio relativo se asocia con una reducción aproximada de 7.78% en los odds de ocurrencia de venta perdida, manteniendo constantes las demás variables del modelo, el valor p inferior a 0.001, lo que indica que esta variable tiene significancia estadística dentro del modelo. En términos prácticos, este resultado sugiere que los productos con menores precios relativos (precio promedio de venta más bajo frente al promedio de su categoría) tienden a presentar mayor probabilidad de registrar ventas perdidas. Este hallazgo resulta relevante para la gestión de la cadena de abastecimiento, debido a que permite concluir que las estrategias de precios competitivos pueden aumentar la presión sobre la demanda, si dicha presión no está debidamente acompañada por niveles adecuados de

inventario, disponibilidad y capacidad de reposición, puede intensificarse la ocurrencia de ventas perdidas. Por esto, el precio no debe analizarse de manera aislada, en su lugar, debe ir acompañado de las condiciones operativas que determinan la capacidad de respuesta a cambios de demanda. El precio relativo puede considerarse una variable clave que permita identificar productos con mayor exposición a la venta perdida, los productos con precios inferiores al promedio de su categoría deberían ser monitoreados en mayor medida. estas acciones permitirían anticipar posibles quiebres, realizar ajustes de inventario y coordinar correctamente decisiones entre las áreas comerciales y de abastecimiento. La Figura 18 presenta la distribución general de la variable precio relativo, la comparación de registros con y sin venta perdida, y la tasa de ocurrencia de venta perdida por deciles de precio relativo. Esta visualización permite observar si los productos ubicados en niveles inferiores de precio relativo presentan o no una mayor exposición a la venta perdida.

Figura 18.

Relación entre precio relativo y ocurrencia de ventas perdidas



Nota. Elaboración propia con base en el modelo de regresión logística aplicado a la base histórica de ventas perdidas.

Como se observa en la Figura 18, la lectura por deciles permite identificar si los productos con menor precio relativo en comparación con su categoría concentran una mayor tasa de ocurrencia de ventas perdidas. Este resultado complementa la estimación

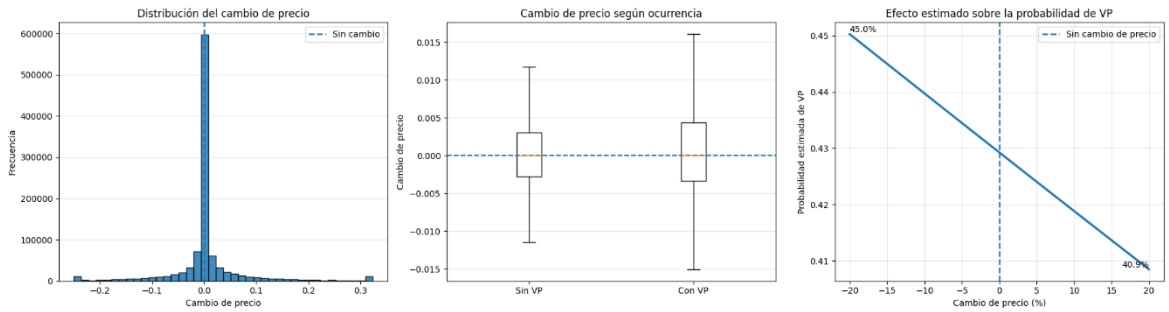
del modelo logístico, para el cual el odds ratio inferior a 1 confirma la existencia de una relación inversa entre el precio relativo y la probabilidad de ocurrencia de venta perdida.

Análisis cambio de precio

La variable cambio de precio presentó también una relación negativa y estadísticamente significativa con la ocurrencia de ventas perdidas, el coeficiente estimado fue de -0.4229, con un odds ratio de 0.6552 y un valor p de 0.0037, lo cual permite afirmar que la variable tiene relevancia estadística dentro del modelo. El odds ratio de 0.6552 indica que los incrementos en el precio se asocian con una reducción en los odds de ocurrencia de venta perdida, el resultado indica una disminución aproximada del 34.48 % en los odds de ocurrencia de venta perdida ante un incremento unitario en la variable cambio de precio si se mantienen constantes las demás variables del modelo se sugiere que estos resultados sean interpretados con cautela. Dado que el cambio de precio suele expresarse como una variación porcentual, un aumento unitario equivale a un cambio del 100% del cambio de precio, por lo que la interpretación debe centrarse en la dirección del efecto, no en una lectura literal del porcentaje. Un hallazgo relevante es que el modelo presenta una asociación negativa entre el aumento del precio y la ocurrencia de ventas perdidas. A continuación, se presenta una visualización conjunta del comportamiento descriptivo del cambio de precio y de su efecto estimado sobre la probabilidad de venta perdida.

Figura 19.

Relación entre cambio de precio y ocurrencia de ventas perdidas



Nota. Elaboración propia con base en el modelo de regresión logística aplicado a la base histórica de ventas perdidas.

La figura muestra que, aunque la distribución del cambio de precio se concentra alrededor de cero, el efecto estimado por el modelo presenta una relación descendente, lo que indica que aumentos en el precio se asocian con una menor probabilidad estimada de venta perdida, manteniendo constantes las demás variables.

Desde el punto de vista de la cadena de abastecimiento, este resultado puede explicarse por qué los aumentos de precio tienden a reducir la demanda, cuando el precio de venta sube, algunos consumidores tienden a disminuir su intención de compra, sustituir el producto o desistir de la compra, en contraste, cuando el precio de venta disminuye, existe la posibilidad que la demanda y en consecuencia las ventas perdidas aumenten. Este hallazgo permite identificar una práctica crítica, las reducciones de precio, promociones o estrategias comerciales agresivas no deben ejecutarse sin validar previamente la capacidad de abastecimiento. Si el área comercial reduce precios para estimular ventas, pero el área logística no cuenta con inventario suficiente o capacidad de reposición oportuna, el resultado puede ser un aumento en la ocurrencia de ventas perdidas.

Por tanto, el cambio de precio debe entenderse como una señal anticipada de riesgo operativo. En productos donde se proyecten reducciones de precio, descuentos o campañas promocionales, se recomienda realizar una revisión previa de inventario disponible, cobertura esperada, lead time de reposición y comportamiento histórico de la demanda. De esta forma, la empresa puede evitar que una decisión comercial orientada a aumentar ventas termine generando pérdidas por falta de disponibilidad.

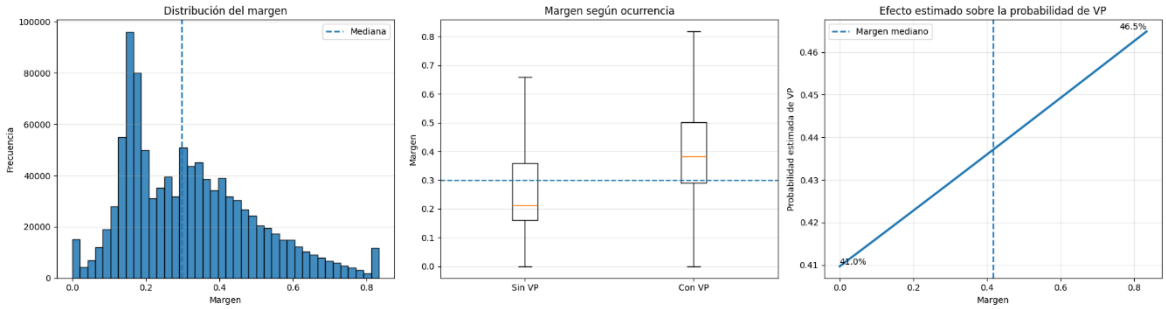
Análisis margen

La variable margen presentó una relación positiva y estadísticamente significativa con la ocurrencia de ventas perdidas. El coeficiente estimado fue de 0.1778, con un odds ratio de 1.1946 y un valor p de 0.0009, lo que indica que el margen tiene un efecto estadísticamente relevante dentro del modelo. El margen es una variable de tipo comercial que se asocia directamente con la rentabilidad del producto, en este sentido, perder una venta de un producto con un bajo margen no genera el mismo impacto que perder una venta de un producto con un margen alto.

El odds ratio para el margen fue de 1.1946, significa que, si se mantienen constantes las demás variables del modelo, un aumento en el margen se asocia con un incremento de 19.46% en los odds de ocurrencia de venta perdida, en resumen, los productos con un mayor margen tienden presentar una mayor probabilidad relativa de generar ventas perdidas, este comportamiento puede explicarse por varios factores desde la gestión comercial y logística, los productos con un mayor margen pueden estar asociados a focos estratégicos, diferenciados o de mayor atractivo comercial. Si estos productos presentan una alta demanda o un impulso comercial especifico, pueden presentar riesgo de generar venta perdida si la disponibilidad de inventario no es suficiente, adicionalmente, pueden también tener mayor prioridad en campañas o actividades promocionales, así, su probabilidad de incurrir en demanda no atendida incrementa. El margen no necesariamente causa la venta perdida, este puede reflejar características comerciales que lo hacen de mayor importancia dentro de la operación. Para complementar la interpretación del coeficiente estimado, se presenta una visualización conjunta del comportamiento descriptivo del margen y de su efecto estimado sobre la probabilidad de venta perdida.

Figura 20.

Relación entre margen y ocurrencia de ventas perdidas



Nota. Elaboración propia con base en la variable margen y en el modelo de regresión logística aplicado a la base histórica analizada.

La figura 20 muestra una relación positiva entre el margen y la probabilidad de ocurrencia de venta perdida, esto respalda la interpretación del odds ratio superior a 1, para la cual los productos con mayor margen tienden a presentar una mayor probabilidad relativa de presentar venta perdida con el supuesto de que las demás variables del modelo se mantienen constantes.

Desde una perspectiva de abastecimiento, este hallazgo es relevante respecto a la priorización de la gestión de inventarios, los productos con un mayor margen y una alta probabilidad de generar venta perdida deberían ser prioridad, un posible quiebre no solo representa pérdida de unidades vendidas, es posible también que se genere una afectación de manera directa sobre la rentabilidad de la empresa, el margen permite complementar el análisis de ventas perdidas desde una perspectiva económica. Es importante identificar dónde ocurre la venta perdida con una mayor frecuencia, también es necesario identificar en qué productos la venta perdida genera mayor afectación sobre la rentabilidad. Esto permitirá diseñar estrategias diferenciadas y enfocadas no solo en reducir la cantidad de eventos de venta perdida, sino también en disminuir el impacto financiero tras la generación de dichas ventas perdidas.

Análisis de disponibilidad

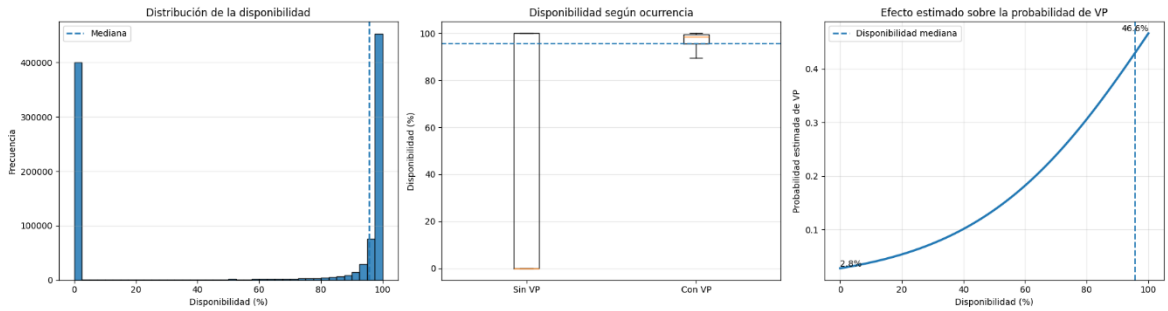
La variable disponibilidad presentó el coeficiente más alto dentro de las variables principales del modelo. El coeficiente estimado fue de 3.3941, con un odds ratio de 29.7886 y un valor p cercano a 0.0000, lo cual indica una relación altamente significativa con la ocurrencia de ventas perdidas.

A primera vista, podría esperarse que una mayor disponibilidad redujera la probabilidad de ventas perdidas. Sin embargo, en los resultados del modelo se observa una relación positiva entre disponibilidad y ocurrencia de venta perdida. Este resultado debe interpretarse con especial cuidado, ya que no necesariamente significa que una mayor disponibilidad cause más ventas perdidas, otra interpretación posible es que la disponibilidad está capturando también la exposición del producto, es decir que, los productos con mayor disponibilidad son aquellos que se encuentran más activos en la operación, cuenta con mayor presencia en el canal y una rotación más alta. Al tener más oportunidades de generar venta, tiene también mayores probabilidades de generar venta perdida, otra posible explicación es que la disponibilidad promedio de la cadena no refleje la disponibilidad real en el momento y lugar exacto de la compra, por ejemplo, un producto puede mostrar disponibilidad alta a nivel agregado, sin embargo, presentar quiebres en tiendas o fechas puntuales. Por esto, una disponibilidad general alta no garantiza que el producto esté disponible en todo momento y en todos los lugares.

El odds ratio de 29.7886 indica una relación muy alta entre disponibilidad y la ocurrencia de ventas perdidas, el aumento de un punto porcentual de la disponibilidad se relaciona con un aumento aproximado de 3.45% en los odds de ocurrencia de venta perdida. Para complementar la interpretación del coeficiente estimado, se presenta una visualización conjunta de la disponibilidad y su efecto estimado sobre la probabilidad de venta perdida. Esta lectura debe entenderse como una asociación estadística del modelo y no como una relación causal directa.

Figura 21.

Relación entre disponibilidad y ocurrencia de ventas perdidas



Nota. Elaboración propia con base en la variable disponibilidad y en el modelo de regresión logística aplicado a la base histórica analizada.

La Figura 21 evidencia que la disponibilidad presenta una relación positiva con la probabilidad estimada de venta perdida, se sugiere que dicho resultado se interprete con cautela, es posible que los productos con una mayor disponibilidad sean también los productos con mayor exposición comercial, mayor rotación y demanda, lo anterior confirma que la venta perdida es un fenómeno operativo complejo. La disponibilidad no debe medirse únicamente como existencia de producto en tiendas, sino como capacidad real de atender la demanda en el momento requerido, esto implica considerar inventario por tienda, tiempos de reposición, exactitud del inventario, cobertura y comportamiento de la demanda. En términos prácticos, la disponibilidad debe ser utilizada como una variable que permita generar alertas tempranas. Productos con alta demanda, precios competitivos en comparación con su categoría y disponibilidad limitada o inestable deberían ser priorizados en la gestión de abastecimiento.

Análisis conjunto de variables

El análisis conjunto de las variables de las variables del modelo permite concluir que la ocurrencia de ventas perdidas no depende únicamente de un factor, este fenómeno depende de la interacción entre decisiones comerciales y condiciones operativas. El precio relativo y el cambio de precio evidencian que las decisiones de

fijación de precios pueden generar presión de la demanda de los productos sobre los inventarios, el margen permite identificar aquellos productos en los cuales la ocurrencia de venta perdida puede tener mayor impacto económico en la empresa, mientras que la disponibilidad refleja la capacidad operativa de la organización para responder a la demanda generada, los resultados evidencian que aquellos productos con precios relativamente bajos dentro de su categoría presentan mayor exposición a ventas perdidas. Esto sugiere que las estrategias o establecimientos de precios competitivos pueden estimular la demanda, pero también pueden aumentar el riesgo de pérdida si no están acompañados de una disponibilidad robusta. Por su parte el margen permite identificar productos estratégicos desde la perspectiva comercial, se propone la priorización de productos de alto margen y probabilidad de generar venta perdida en la cadena de abastecimiento. Finalmente, la disponibilidad confirma que la venta perdida es un fenómeno relacionado con la operación logística. No basta con tener una estrategia comercial adecuada si la cadena de abastecimiento no cuenta con la capacidad de responder a la demanda.

En síntesis, los resultados permiten concluir que las prácticas que más contribuyen a intensificar la venta perdida son la reducción de precios sin respaldo de inventario, la falta de coordinación entre gerencias comerciales y logísticas, y la falta de segmentación por categoría o nivel de riesgo. Por otro lado, las prácticas que pueden contribuir con la mitigación de la venta perdida incluyen la planeación conjunta entre precios e inventarios, el monitoreo de productos con un bajo precio relativo respecto a su categoría, la priorización de referencias de alto margen y probabilidad de generar venta perdida y la implementación de alertas tempranas basadas en disponibilidad, demanda y sensibilidad al precio.

Plan de intervención

Propósito del plan de intervención

El plan de intervención tiene el objetivo de traducir los hallazgos obtenidos en el diagnóstico organizacional y en el procesamiento estadístico de datos en acciones concretas para Sodimac Colombia. El plan responde particularmente al objetivo específico orientado a formular una estrategia de implementación de precios basada en elasticidad precio-demanda, con el fin de mejorar la eficiencia comercial y reducir las ventas perdidas. Los resultados evidencian que la venta perdida no depende únicamente de las decisiones de precio, depende de la interacción entre la estrategia comercial, la sensibilidad de la demanda y la capacidad de reacción de la cadena de abastecimiento. Por esta razón, la intervención propuesta no se limita a establecer reglas de establecimiento de precios, esta plantea un esquema que integre la Gerencia Comercial, responsable de la fijación de precios, y la Gerencia de Cadena de Abastecimiento, responsable de garantizar la disponibilidad, reposición y cobertura de inventario.

Para el plan se tuvieron en cuenta cuatro hallazgos principales, primero, la disponibilidad e inventario presentan una relación relevante con la ocurrencia de ventas perdidas, la falta de producto limita la materialización de la demanda, segundo, el establecimiento de precios por sí solo presenta una incidencia directa sobre la venta perdida, tercero, la organización muestra una madurez media en establecimiento de precios dinámico, esto representa una oportunidad de mejora respecto de las decisiones basadas en datos y cuarto, las capacidades analíticas actuales permiten implementar modelos predictivos de forma progresiva, generando valor con el aprovechamiento de la base histórica de ventas y disponibilidad ya procesada en el presente proyecto.

Por tanto, el plan de intervención se estructura como una hoja de ruta práctica para pasar de un diagnóstico estadístico a una propuesta de gestión aplicable, medible y viable operativamente.

Objetivo del plan

El objetivo del plan de intervención es implementar una estrategia integrada de pricing e inventarios en Sodimac Colombia, basada principalmente en la segmentación de categorías por elasticidad precio-demanda y en el uso de modelos predictivos para reducir venta perdida, mejorar la eficiencia comercial, fortalecer la disponibilidad de producto y apoyar la toma de decisiones coordinadas entre la gerencia comercial y de abastecimiento.

De manera específica, el plan busca:

- Reducir la venta perdida mediante una mejor coordinación entre precios, inventarios y reposición.
- Identificar categorías sensibles al precio para aplicar estrategias diferenciadas.
- Priorizar productos y familias con mayor riesgo de venta perdida.
- Fortalecer el uso de analítica predictiva en la toma de decisiones comerciales y operativas.
- Establecer indicadores de seguimiento que permitan medir el impacto de la intervención.

Alcance del plan

El plan aplica al portafolio activo de Sodimac Colombia, considerando las marcas Homecenter y Constructor, con énfasis inicial en las categorías que presenten mayor sensibilidad al precio, mayor rotación, mayor frecuencia de venta perdida o mayor impacto económico por pérdida de ventas. Si bien el plan podría escalarse a la totalidad del portafolio, se recomiendo iniciar con una implementación gradual en categorías clave,

dicha priorización permite reducir riesgos de ejecución, validación del funcionamiento del modelo y ajuste de las reglas de decisión previo a la extensión a las categorías más desagregadas.

El alcance contempla los canales físicos y digitales, teniendo en cuenta el modelo omnicanal de Sodimac Colombia. Esto es importante porque la venta perdida puede originarse tanto por quiebres en tienda como por falta de disponibilidad en canales digitales, diferencias entre inventario registrado e inventario real, o descoordinación entre campañas comerciales y capacidad de abastecimiento.

Hallazgos que sustentan la intervención

La intervención se fundamenta en los resultados del diagnóstico organizacional, el análisis de elasticidad precio-demanda y el modelo de regresión logística aplicado a la ocurrencia de ventas perdidas. En la tabla 10 se resumen los hallazgos que permiten establecer las principales causas del problema y transformarlos en líneas de acción.

Tabla 10.

Hallazgos clave y orientación de la intervención

Hallazgo clave	Implicación para Sodimac Colombia	Acción derivada
La disponibilidad e inventario explican una parte relevante de la venta perdida	La pérdida de ventas está fuertemente asociada con restricciones operativas de abastecimiento	Fortalecer políticas de reposición, cobertura y alertas de inventario
El pricing presenta baja incidencia directa si se analiza de forma aislada	El precio no resuelve el problema por sí solo; debe coordinarse con inventario	Integrar decisiones comerciales con disponibilidad y abastecimiento
El portafolio presenta categorías con distintos	No todas las categorías deben gestionarse con la	Segmentar el portafolio según elasticidad precio-demanda

Hallazgo clave	Implicación para Sodimac Colombia	Acción derivada
niveles de sensibilidad al precio	misma estrategia de precios	
El modelo logístico evidencia relación entre precio relativo, cambio de precio, margen, disponibilidad y ocurrencia de venta perdida	La venta perdida puede anticiparse mediante variables comerciales y operativas	Usar modelos predictivos para priorizar productos con mayor riesgo
La madurez en pricing dinámico y capacidades analíticas es media	Existe una base para avanzar hacia decisiones más automatizadas y basadas en datos	Implementar dashboards, reglas de decisión y actualización periódica de modelos

Nota. *Elaboración propia con base en los resultados del diagnóstico organizacional y procesamiento estadístico*.

Componentes estratégicos del plan

El plan de intervención se articula en cuatro componentes estratégicos: pricing basado en elasticidad, optimización de inventarios, integración pricing-inventario y analítica predictiva. Estos componentes permiten conectar los resultados del modelo estadístico con acciones de gestión concretas.

Pricing basado en elasticidad precio-demanda

La primera línea de intervención consiste en utilizar la elasticidad precio-demanda como criterio para segmentar el portafolio y definir estrategias de precios diferenciadas. Este componente parte del reconocimiento de que no todos los productos reaccionan de la misma manera ante cambios en el precio, por lo que una política uniforme pueden producir resultados no deseados sobre la demanda, el margen o la disponibilidad.

Como se evidencia en la tabla 11, para esta línea se propone clasificar las categorías en tres grupos:

Tabla 11.

Estrategias de pricing basado en elasticidad precio-demanda

Segmento	Criterio	Estrategia sugerida
Categorías más sensibles al precio	Elasticidad negativa de mayor magnitud	Aplicar ajustes de precio con validación previa de inventario
Categorías de baja sensibilidad	Elasticidades cercanas a cero	Priorizar margen y rentabilidad sin esperar grandes cambios en volumen
Categorías con comportamiento atípico	Elasticidad positiva o inestable	Revisar datos, promociones, estacionalidad o posibles efectos de disponibilidad

***Nota**. Elaboración propia.*

En las categorías más sensibles al precio, cualquier reducción de precio debe estar acompañada de una verificación previa de inventario disponible, cobertura proyectada y capacidad de reposición. Esto evita que una decisión comercial orientada a aumentar ventas termine generando ventas perdidas por incapacidad de atender la demanda.

En categorías inelásticas, la estrategia puede enfocarse en proteger margen, ya que los cambios en precio no generan variaciones significativas en la demanda. Sin embargo, esto no implica aumentar precios de forma indiscriminada, sino evaluar la relación entre margen, rotación, posicionamiento competitivo y disponibilidad.

Las acciones específicas de esta línea se exponen en la tabla 12.

Tabla 12.

Estrategias de precio, categorías inelásticas

Acción	Descripción	Responsable principal
Segmentar categorías por elasticidad	Clasificar familias, subfamilias, grupos y conjuntos según sensibilidad al precio	Gerencia Comercial / Analítica
Definir reglas de ajuste de precio	Establecer rangos de modificación según elasticidad y disponibilidad	Gerencia Comercial
Validar inventario antes de promociones	Revisar stock, cobertura y reposición antes de reducciones de precio	Comercial / Cadena de Abastecimiento
Revisar elasticidades periódicamente	Actualizar los modelos con nuevos datos de ventas	Analítica / Comercial

Nota. *Elaboración propia.*

Optimización de inventarios según sensibilidad y riesgo de venta perdida

La segunda línea de intervención se enfoca en ajustar la gestión de inventarios a partir de la sensibilidad al precio y el riesgo de venta perdida. El análisis realizado evidencia que la disponibilidad es una variable crítica para explicar la ocurrencia de ventas perdidas; por tanto, la intervención debe fortalecer la planeación de inventario en los productos donde una falla de abastecimiento genera mayor impacto comercial.

El principio central de esta línea es que los productos con mayor sensibilidad al precio, mayor margen, alta rotación o probabilidad de venta perdida deben tener un tratamiento prioritario en reposición y cobertura. Lo anterior implica pasar lde una gestión de inventarios uniforme a una gestión segmentada por riesgo.

Las acciones propuestas se exponen en la tabla 13.

Tabla 13.

Acciones para optimización de inventarios según sensibilidad y riesgo de venta perdida

Acción	Descripción	Responsable principal
Priorizar SKUs críticos	Identificar productos con alta sensibilidad, alta venta perdida y alto margen	Cadena de Abastecimiento / Analítica
Definir stock de seguridad diferenciado	Aumentar cobertura en productos sensibles y de alta rotación	Planeación de Inventarios
Crear alertas de disponibilidad	Activar alertas cuando el inventario proyectado no cubra la demanda esperada	Supply Chain / Tecnología
Ajustar reposición por campañas	Incrementar cobertura antes de promociones o reducciones de precio	Comercial / Abastecimiento

***Nota**. Elaboración propia.*

La organización puede enfrentar pérdidas si decide reducir los precios de productos clave, lo que podría resultar en una mayor demanda, pero la cadena de suministro podría no prepararse para este aumento.

Integración pricing e inventarios

La tercera línea de intervención tiene como objetivo reducir la disyunción entre las decisiones comerciales de establecimiento de precios y las decisiones de abastecimiento, las fijaciones de precio se realizan exclusivamente por el área comercial, y si bien la gerencia de abastecimiento no establece precios, debe asumir un rol en el análisis operativo del impacto de dichas decisiones de precios, ya que estas pueden influir en la demanda y disponibilidad de productos en tiendas.

Esta línea no propone trasladar la responsabilidad del establecimiento de precios a abastecimiento. En cambio, mantiene la responsabilidad comercial sobre la fijación de

precios, pero incorpora un proceso formal de coordinación previa con supply chain cuando las decisiones de precio puedan afectar la disponibilidad.

Las acciones propuestas para integración pricing e inventarios se muestran en la tabla 14.

Tabla 14.

Acciones propuestas integración pricing e inventarios

Acción	Descripción	Responsable principal
Crear comité pricing-inventario	Reunión periódica entre Comercial, Supply Chain y Analítica	Gerencia Comercial / Supply Chain
Establecer protocolo de validación	Antes de campañas, revisar elasticidad, stock, cobertura y lead time	Comercial / Abastecimiento
Diseñar dashboard integrado	Visualizar precio, elasticidad, inventario, venta perdida y margen	Tecnología / Analítica
Definir semáforos de decisión	Clasificar productos en riesgo alto, medio o bajo antes de modificar precios	Analítica / Comercial

***Nota**. Elaboración propia.*

El dashboard integrado debe permitir responder preguntas como:

- ¿Qué productos tienen bajo precio relativo y alta probabilidad de venta perdida?
- ¿Qué categorías sensibles al precio tienen baja cobertura de inventario?
- ¿Qué productos de alto margen están presentando ventas perdidas?
- ¿Qué promociones requieren refuerzo previo de inventario?
- ¿Qué familias deben priorizarse en reposición por impacto económico?

Esta integración es fundamental para que las estrategias de pricing no solo busquen aumentar demanda, sino capturar efectivamente esa demanda en ventas reales.

Analítica predictiva y actualización de modelos

La presente línea de intervención busca formalizar el uso de modelos analíticos para apoyar la toma de decisiones. Esta investigación ya cuenta con dos herramientas estadísticas complementarias: el modelo log-log para estimar elasticidad precio-demanda y la regresión logística para analizar la ocurrencia de ventas perdidas. El modelo log-log permite identificar qué categorías son más sensibles al precio y, por tanto, dónde un cambio de precio puede tener mayor efecto sobre la demanda. Por su parte, la regresión logística permite estimar la probabilidad de ocurrencia de venta perdida en función de variables como precio relativo, cambio de precio, margen y disponibilidad.

Las acciones propuestas se muestran en la tabla 15.

Tabla 15.

Acciones propuestas: analítica predictiva y actualización de modelos

Acción	Descripción	Responsable principal
Automatizar cálculo de elasticidad	Actualizar elasticidades mensualmente con nuevos datos	Analítica / Tecnología
Implementar modelo de riesgo de venta perdida	Clasificar productos según probabilidad de venta perdida	Analítica
Integrar modelos al BI corporativo	Publicar resultados en tableros de seguimiento	Tecnología / BI
Capacitar usuarios clave	Formar equipos comerciales y de supply en interpretación de modelos	Analítica / Talento Humano

Nota. *Elaboración propia.*

Este componente permite que el plan no dependa únicamente de análisis puntuales, sino que evolucione hacia una práctica recurrente de gestión basada en datos. La analítica predictiva se convierte así en un habilitador para anticipar riesgos, priorizar decisiones y evaluar el impacto de las estrategias implementadas.

Cronograma de implementación

Se propone una implementación gradual en un horizonte de 12 meses, organizada en cuatro fases: diagnóstico operativo, piloto, escalamiento y mejora continua como se evidencia en la tabla 16.

Tabla 16.

Cronograma de implementación del plan de intervención

Fase	Periodo	Actividades principales	Responsables	Herramientas
Fase 1. Preparación y línea base	Meses 1 a 2	Validar datos históricos, definir categorías piloto, calcular línea base de ventas perdidas, margen, disponibilidad y rotación	Comercial, Supply Chain, Analítica	ERP, Excel, Python, Power BI
Fase 2. Piloto en categorías priorizadas	Meses 3 a 6	Aplicar segmentación por elasticidad, definir reglas de precio, validar inventarios antes de campañas y activar alertas de disponibilidad	Comercial, Abastecimiento, Analítica	ERP, Power BI, modelo log-log
Fase 3. Escalamiento del modelo	Meses 6 a 8	Extender metodología a más familias, automatizar actualización de elasticidades, integrar modelo	Analítica, Tecnología, Comercial, Supply	Python, SQL, Power BI, ERP

Fase	Periodo	Actividades principales	Responsables	Herramientas
		logístico de venta perdida		
Fase 4. Consolidación y mejora continua	Meses 9 a 12	Evaluar KPIs, ajustar reglas de decisión, institucionalizar comité pricing-inventario y ampliar a canales digitales	Comité Comercial-Supply-Tecnología	Dashboards, reportes ejecutivos, alertas ERP

Nota. *Elaboración propia.*

Recursos requeridos y viabilidad operativa

La implementación del plan requiere recursos humanos, tecnológicos, financieros y organizacionales como se muestra en la tabla 17. Sin embargo, se considera viable debido a que Sodimac Colombia ya cuenta con una base histórica de ventas, herramientas de gestión empresarial y capacidades iniciales de analítica.

Tabla 17.

Recursos requeridos para la implementación

Tipo de recurso	Requerimiento	Viabilidad
Humano	Analista de datos, analista comercial de pricing, líder de inventarios y apoyo de tecnología	Alta, puede apoyarse en equipos existentes
Tecnológico	ERP, Power BI, SQL, Python o R, repositorio de datos históricos	Alta, no requiere inversión inicial de gran magnitud
Datos	Información de ventas, precios, margen, disponibilidad, inventario, familia y periodo	Media-alta, requiere estandarización y gobierno de datos

Tipo de recurso	Requerimiento	Viabilidad
Financiero	Capacitación, horas analíticas, posibles licencias o desarrollos BI	Media, justificable por reducción esperada de venta perdida
Organizacional	Coordinación formal entre Comercial, Supply Chain y Tecnología	Media, requiere gestión del cambio y patrocinio directivo

Nota. *Elaboración propia.*

La principal barrera de implementación no es técnica, es organizacional, el éxito del plan depende de que estas decisiones de establecimiento de precios, aunque sigan siendo responsabilidad del área comercial, se articulen y midan el impacto en la cadena de abastecimiento con la información operativa de abastecimiento.

Conclusiones

La investigación hizo posible formular una estrategia integrada de precios e inventarios basada en elasticidad precio-demanda y modelos predictivos, dando cumplimiento al objetivo general planteado. El análisis de 628.470 registros históricos de ventas mediante un modelo de regresión log-log mostró que el portafolio de Homecenter presenta, en términos generales, una demanda inelástica, con elasticidades promedio cercanas a cero en los diferentes niveles de agregación analizados. No obstante, se identificaron categorías con una mayor sensibilidad al precio, entre ellas Alquiler de Herramientas (E = -0,633), así como 41 conjuntos clasificados como elásticos en el nivel Conjunto. De manera complementaria, el modelo de regresión logística evidenció que la disponibilidad de inventario constituye el principal factor asociado a la ocurrencia de ventas perdidas (OR = 29,79). Estos resultados indican que las decisiones de precio y abastecimiento deben analizarse de forma conjunta, dado que el efecto de los cambios de precio depende en gran medida de las condiciones de disponibilidad del producto.

En relación con el primer objetivo específico, el diagnóstico situacional interno y externo permitió identificar factores que influyen en la ocurrencia de ventas perdidas en Sodimac Colombia. El análisis PESTEL y la encuesta aplicada a 32 colaboradores de las gerencias Comercial y de Cadena de Abastecimiento mostraron que variables económicas, tecnológicas y sociales afectan simultáneamente las decisiones de pricing e inventarios. Los resultados evidenciaron que la venta perdida es percibida como un problema relevante dentro de la organización (3,89/5), mientras que las capacidades asociadas al pricing dinámico (3,25/5) y a la gestión de inventarios (3,37/5) presentan oportunidades de fortalecimiento. Asimismo, el análisis de correlación mostró que la gestión de inventarios presenta una relación más alta con la venta perdida (r = 0,72) que las decisiones de pricing evaluadas de manera independiente (r = 0,18), lo que confirma la necesidad de abordar ambas dimensiones de manera integrada.

Respecto al segundo objetivo específico, se identificaron las variables relevantes para clasificar las categorías del portafolio según su sensibilidad al precio y su efecto sobre la demanda. La revisión de literatura y el análisis de la información histórica permitieron seleccionar variables como precio promedio de venta, unidades vendidas, disponibilidad de inventario, precio relativo frente a la categoría, variación de precio respecto al período anterior y margen comercial. La aplicación del modelo log-log permitió estimar elasticidades directamente interpretables y clasificar las categorías en comportamientos elásticos, inelásticos y anómalos. Esta clasificación proporcionó una base cuantitativa para diferenciar categorías con respuestas distintas frente a cambios de precio y orientar posteriores análisis de gestión comercial e inventarios.

En relación con el tercer objetivo específico, la investigación permitió documentar una propuesta metodológica para analizar el efecto de las decisiones de fijación de precios sobre la ocurrencia de ventas perdidas mediante la integración de herramientas econométricas y modelos de clasificación. La metodología combinó un modelo de regresión log-log aplicado sobre 628.470 registros históricos de ventas para estimar elasticidades precio-demanda y un modelo de regresión logística con una capacidad de discriminación adecuada (AUC = 0,817), lo que permitió comprender la interacción entre variables comerciales y operativas. Los resultados evidenciaron que las decisiones de precio, cuando se analizan de manera aislada, no explican completamente la ocurrencia de ventas perdidas; por el contrario, este fenómeno depende de la interacción entre la sensibilidad de la demanda, la disponibilidad de inventario y la capacidad de respuesta de la cadena de abastecimiento. En consecuencia, la metodología propuesta constituye una herramienta replicable para apoyar la toma de decisiones basada en datos y fortalecer la articulación entre las áreas Comercial y de Cadena de Abastecimiento.

Finalmente, el cuarto objetivo específico, se formuló un plan de implementación orientado a incorporar los resultados del análisis de elasticidad precio-demanda y del

modelo predictivo dentro de los procesos de gestión de Sodimac Colombia. La propuesta se estructuró en cuatro componentes estratégicos, con un horizonte de implementación de 12 meses, integrando acciones relacionadas con la gestión de precios, la optimización de inventarios, la coordinación entre las áreas Comercial y de Cadena de Abastecimiento y el fortalecimiento de la analítica predictiva. Asimismo, se establecieron indicadores de seguimiento, responsables y recursos para facilitar su ejecución. En conjunto, el plan proporciona una hoja de ruta viable para incorporar la analítica en la gestión comercial y de abastecimiento, fortaleciendo la coordinación entre las áreas Comercial y de Cadena de Abastecimiento y promoviendo una gestión integrada de precios e inventarios basada en evidencia.

Recomendaciones

Los resultados obtenidos en esta investigación permiten establecer una serie de recomendaciones destinadas tanto a Sodimac Colombia como a la comunidad científica y, de manera adicional, a futuras investigaciones dentro del ámbito de la administración comercial y gestión de la cadena de abastecimiento para los centros comerciales. Estas instrucciones se diseñan para mejorar la condición observada en la organización y para facilitar un avance de la información sobre la integración de modelos de elasticidad precio-demanda con el control de los inventarios en entornos complejos.

Institucionalizar la medición de elasticidad precio-demanda como herramienta de gestión permanente

Se sugiere que Sodimac Colombia utilice el modelo de regresión log-log que se ha presentado en esta investigación no solo como un caso particular, sino como un enfoque sistemático en la gestión comercial, ajustándose regularmente cada mes. Al agregar nuevos periodos de venta, el modelo debe recalibrar sus elasticidades de categoría, lo cual les permitirá detectar diferencias en la reacción a los precios que reflejen cambios en el entorno económico, el comportamiento competitivo o la tendencia de compra del consumidor. Es importante implementar procesos formales de gobierno de datos, con el fin de preservar la exactitud, consistencia y continuidad de las medidas esenciales para el modelado: precio promedio, ventas totales, y disponibilidad para cada producto SKU. El análisis detallado del portafolio activo debe ser de 100% con el mecanismo de herencia jerárquica ofrecido, lo que permite asegurar que todos los productos tienen una elasticidad disponible para informar decisiones de estrategia de demanda y marketing.

Establecer un protocolo formal de coordinación entre las gerencias Comercial y de Cadena de Abastecimiento

Como se observa en los resultados, la pérdida de ventas surge principalmente por la desconexión entre las políticas de precios y la capacidad para abastecer, el protocolo institucional debe obligar a que se revise la disponibilidad de inventario antes de que se realice ningún ajuste en cuanto al precio, descuento o campañas de promoción. Específicamente, deben analizarse el stock disponible, la cubierta esperada en días, el tiempo de entrega y los cambios históricos en la demanda relacionados con modificaciones de precios similares en la misma categoría. La definición de precios sigue siendo una responsabilidad comercial, aunque la Gerencia de Cadena de Abastecimiento debe dar un aval operativo a las decisiones comerciales para las categorías moderadas y elevadas en elasticidad. No es necesario invertir tecnología adicional a la hora de implementar este cambio metodológico. Puede adoptarse como parte de la rutina comercial existente.

Implementar una segmentación dinámica del portafolio por nivel de riesgo de venta perdida

Los resultados del modelo logístico permiten identificar, con base en variables observables, qué productos tienen mayor probabilidad de generar venta perdida en un período determinado. Se recomienda que Sodimac Colombia utilice esta capacidad predictiva para construir una segmentación dinámica del portafolio que considere simultáneamente tres dimensiones: sensibilidad al precio (elasticidad estimada), margen comercial e historial de ocurrencia de venta perdida. Los productos que combinen alta sensibilidad al precio, alto margen y frecuencia elevada de venta perdida deben recibir tratamiento prioritario en la asignación de stock de seguridad, en la frecuencia de reposición y en la generación de alertas tempranas dentro del ERP. Esta segmentación

permite pasar de una gestión de inventarios uniforme que trata todas las referencias con los mismos criterios a una gestión diferenciada que concentra los recursos de abastecimiento donde el impacto económico de un quiebre es mayor, optimizando así tanto el nivel de servicio como la rentabilidad operativa.

Fortalecer las capacidades analíticas internas mediante formación y herramientas de visualización

Dado que las capacidades de analítica predictiva en la organización se encuentran en un nivel medio (3,51/5), se recomienda estructurar un plan de formación dirigido a los equipos comerciales y de supply chain en el uso e interpretación de los modelos estadísticos aplicados en esta investigación. Esta formación no requiere que los colaboradores sean expertos en econometría, sino que puedan leer e interpretar los outputs del modelo —elasticidades, odds ratios, probabilidades de venta perdida— y traducirlos en decisiones operativas concretas. Complementariamente, se recomienda desarrollar un panel de decisión integrado (dashboard) que consolide en tiempo real los indicadores de precio relativo, elasticidad estimada, disponibilidad proyectada, margen y probabilidad de venta perdida por categoría y canal. Esta herramienta debe estar disponible tanto para la Gerencia Comercial como para la Gerencia de Cadena de Abastecimiento, eliminando la brecha de información que actualmente separa ambas áreas y dificultando la toma de decisiones coordinadas.

Líneas abiertas para futuras investigaciones

Los resultados de esta investigación abren al menos tres líneas de trabajo que merecen ser exploradas en estudios posteriores. Primero, se sugiere integrar variables exógenas al modelo de elasticidad, como, por ejemplo: índices económicos macro, tasa de inflación, tasas de interés, dinámica sector construcción, precios de referencia de la competencia y efectos estacionales más específicos, con la finalidad de aumentar tanto

la capacidad de explicación como la pronóstica del modelo en categorías de comportamiento menos estáticas. En segundo lugar, sería útil establecer modelos de elasticidad cruzada entre categorías para detectar las reemplazadas por parte de otras categorías internamente, lo cual resulta particularmente importante en el entorno omnicanal, donde se pueden distorsionar la señal precio-demanda global debido a la transición entre canales físicos y digitales. Tercero, la incorporación de datos sobre el comportamiento del consumidor, como tasas de abandonos de carritos, búsquedas de productos sin compra y el tiempo que los clientes pasan en las páginas web de productos, puede ampliar significativamente la estimación de la demanda de producto no atendida y así la medición de la venta perdida en la vía digital, donde esta situación es aún más insensible que en el canal físico.

En síntesis, las recomendaciones aquí formuladas buscan que los hallazgos de esta investigación trasciendan el diagnóstico y se traduzcan en transformaciones reales en la forma en que Sodimac Colombia gestiona la relación entre precio, demanda e inventario. La adopción de un enfoque analítico, integrado y basado en datos no solo ayudará a reducir las ventas perdidas en el corto plazo, sino que construirá las bases para una gestión comercial y operativa más resiliente, eficiente y competitiva en el largo plazo.

Referencias

Aldrey Pastor, G. J. (2023). *Cálculo de elasticidades para la predicción de la demanda y la optimización de precios en el sector retail* [Trabajo de fin de máster, Universidad Pontificia Comillas]. Repositorio Comillas. https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/77097/TFM%20-%20Aldrey%20Pastor%2c%20Guillermo%20Jose.pdf

Alamdar, P. F., & Seifi, A. (2024). Dynamic pricing of differentiated products under competition with reference price effects using a neural network-based approach. *Journal of Revenue and Pricing Management, 23*(6), 575–587. https://doi.org/10.1057/s41272-023-00444-8

Americas Market Intelligence. (2022, 27 de noviembre). *Omnichanneling strategies in Latin America*. https://americasmi.com/insights/omnichannel-latin-america/

AméricaRetail. (2023). *Ranking de ingresos de retailers en Colombia*. AméricaRetail Research.

Auer, J., & Papies, D. (2019). Cross-price elasticities and their determinants: A meta-analysis and new empirical generalizations. *Journal of the Academy of Marketing Science, 47*(3), 555–576.

Bijmolt, T. H. A., van Heerde, H. J., & Pieters, R. G. M. (2005). New empirical generalizations on the determinants of price elasticity. *Journal of Marketing Research, 42*(2), 141–156. https://doi.org/10.1509/jmkr.42.2.141.62296

Bijvank, M., & Vis, I. F. A. (2011). Lost-sales inventory theory: A review. *European Journal of Operational Research, 215*(1), 1–13. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.02.004

Bitran, G., & Caldentey, R. (2003). An overview of pricing models for revenue management. *Manufacturing & Service Operations Management, 5*(3), 203–229. https://doi.org/10.1287/msom.5.3.203.16031

Cámara Colombiana de Comercio Electrónico. (2024). *Informe de comercio electrónico en Colombia*. CCCE.

Chen, X., & You, C. (2025). Dynamic pricing and inventory model for perishable products with reference price and reference quality. *Journal of Computational and Applied Mathematics, 419*, 116338. https://doi.org/10.1016/j.cam.2024.116338

Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques* (3rd ed.). John Wiley & Sons.

ColombiaRetail. (2023). *La llegada de IKEA y su impacto en el mercado colombiano*. ColombiaRetail.

Corsten, D., & Gruen, T. (2003). Desperately seeking shelf availability: An examination of the extent, the causes, and the efforts to address retail out-of-stocks. *International Journal of Retail & Distribution Management, 31*(12), 605–617. https://doi.org/10.1108/09590550310507731

Credé, M., Harms, P. D., & Niehorster, S. (2022). Issues in the use of confirmatory factor analysis for scale validation. *Journal of Managerial Psychology, 37*(5), 463–479. https://doi.org/10.1108/JMP-12-2021-0741

Cruz, K. D., Hermosura, J. C., Vigonte, F., & Abante, M. V. (2023). Analyzing the real-world application of the elasticity theory of demand and supply and its impact on pricing strategies, consumer behavior, and policy decisions. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.4447159

DANE. (2023, diciembre). *Encuesta mensual de comercio al por menor y de servicios de alojamiento*. Departamento Administrativo Nacional de Estadística. https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-interno/comercio-al-por-menor

Datta, A., Dey, B. K., Bhuniya, S., Sangal, I., Mandal, B., Sarkar, M., Guchhait, R., Sarkar, B., & Ganguly, B. (2025). Adaptation of e-commerce retailing to enhance customer satisfaction within a dynamical system under transfer of risk. *Journal of*

Retailing and Consumer Services, 72, 104129. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104129

Departamento Nacional de Planeación. (2024, marzo). *El comercio minorista mostró una caída en el primer mes del año* [PDF]. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/PublishingImages/Planeacion-y-desarrollo/2024/marzo/pdf/informe-comercio-menor.pdf

El Colombiano. (2025, 28 de enero). *Indicadores de vivienda siguen cayendo, ¿cuántas unidades se vendieron en 2024?* https://www.elcolombiano.com/negocios/balance-sector-vivienda-2024-en-colombia-FG26466030

Elmaghraby, W., & Keskinocak, P. (2003). Dynamic pricing in the presence of inventory considerations: Research overview, current practices, and future directions. *Management Science, 49*(10), 1287–1309. https://doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1287.17315

EMIS Insights. (2025). *Colombia consumer goods and retail sector report H2 2025*. EMIS. https://www.emis.com/php/store/reports/CO/Colombia_Consumer_Goods_and_Retail_Sector_Report_H2_2025_en_920534134.html

Falabella / Sodimac. (2023). *Informe de fin de ejercicio 2023 – Sodimac Colombia S. A. S.* Superintendencia de Sociedades de Colombia. https://www.supersociedades.gov.co

Federgruen, A., & Heching, A. (1999). Combined pricing and inventory control under uncertainty. *Operations Research, 47*(3), 454–475. https://doi.org/10.1287/opre.47.3.454

Fisher, M. (2015). Retail store execution: An empirical study. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.2319839

Forbes Colombia. (2025, 31 de octubre). *El shopper dicta las reglas: ¿por qué la logística invisible decidirá el futuro del retail?* Forbes. https://forbes.co/2025/10/31/negocios/el-shopper-dicta-las-reglas-por-que-la-logistica-invisible-decidira-el-futuro-del-retail

Guan, Z., Mou, Y., & Zhang, J. (2024). Incorporating risk aversion and time preference into omnichannel retail operations considering assortment and inventory optimization. *European Journal of Operational Research, 314*(2), 579–596. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.09.034

Guerrero Garzón, P. P., Hernández Losada, D. F., & Díaz Monroy, L. G. (2012). Metodología para la fijación de precios mediante la utilización de la elasticidad precio-demanda. Caso tipo: repuestos del sector automotor. *Apuntes del CENES, 31*(54), 9–36.

Harvard Business Review. (2023, 29 de noviembre). A step-by-step guide to real-time pricing. *Harvard Business Review*.

Haschka, R. E., & Herwartz, H. (2025). Utilizing managerial beliefs for set identification of price elasticities of demand. *Journal of the Academy of Marketing Science, 53*(5), 1482–1505. https://doi.org/10.1007/s11747-025-01090-9

Hernández-Sampieri, R., & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Education.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). Wiley.

HubSpot. (2024, 19 de marzo). *Elasticidad precio de la demanda: qué es, tipos, fórmula y ejemplos*. HubSpot Blog. https://blog.hubspot.es/sales/elasticidad-precio-demanda

Jiménez Ramírez, V. (2024). *Caso de estudio: Elasticidades en el sector retail. Grupo Éxito* [Trabajo de grado, Universidad de Antioquia]. Repositorio Institucional

Universidad de Antioquia. https://bibliotecadigital.udea.edu.co/bitstreams/15c20aee-370d-4e22-8cd6-49d6dc2d0993/download

Johnson, G., Scholes, K., & Whittington, R. (2017). *Explorando la estrategia corporativa* (10.ª ed.). Pearson Educación.

Kannappan, S., Padmashri, N., Swathiramya, R., Anusha, S., & Manikandan, S. (2025). Agile marketing through quantum machine learning (QML) techniques for transforming retail operations and e-commerce. En *Impact of digital transformation on business growth and performance* (pp. 317–335). IGI Global. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-9783-1.ch017

Kerlinger, F. N., & Lee, H. B. (2002). *Investigación del comportamiento: Métodos de investigación en ciencias sociales* (4.ª ed.). McGraw-Hill.

Kumar, L., Sharma, K., & Khedlekar, U. K. (2024). Dynamic pricing strategies for efficient inventory management with auto-correlative stochastic demand forecasting using exponential smoothing method. *Results in Control and Optimization, 15*, 100432. https://doi.org/10.1016/j.rico.2024.100432

La República. (2025, 11 de marzo). *El comercio electrónico superó $105 billones en ventas, aumentando 26,7% en 2024*. https://www.larepublica.co/empresas/comportamiento-del-comercio-electronico-4083244

Liu, S., Wang, J., Wang, R., Zhang, Y., Song, Y., & Xing, L. (2024). Data-driven dynamic pricing and inventory management of an omni-channel retailer in an uncertain demand environment. *Expert Systems with Applications, 244*, 122948. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122948

Lok, P., & Crawford, J. (1999). The application of a diagnostic model and surveys in organizational development. *Leadership & Organization Development Journal, 20*(6), 291–303. https://www.researchgate.net/publication/235295127

McKinsey & Company. (2021). *Harnessing the power of AI in distribution operations*. McKinsey Insights. https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/harnessing-the-power-of-ai-in-distribution-operations

McKinsey & Company. (2021, 30 de abril). *Omnichannel: The path to value*. https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-survival-guide-to-omnichannel-and-the-path-to-value

McKinsey & Company. (2023). *The future of retail operations: AI and advanced analytics*. McKinsey Insights.

McKinsey & Company. (2023). *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*. https://www.mckinsey.com/

NielsenIQ. (2023). *The impact of out-of-stock on consumer behavior*. https://nielseniq.com/global/en/insights/analysis/2023/the-impact-of-out-of-stock-on-consumer-behavior

Petruzzi, N. C., & Dada, M. (1999). Pricing and the newsvendor problem: A review with extensions. *Operations Research, 47*(2), 183–194. https://doi.org/10.1287/opre.47.2.183

Pourmohammad-Zia, N., Karimi, B., & Rezaei, J. (2021). Dynamic pricing and inventory control policies in a food supply chain of growing and deteriorating items. *Annals of Operations Research, 354*(1), 695–734. https://doi.org/10.1007/s10479-021-04141-3

Pulzo. (2025, 27 de febrero). Falabella y Homecenter logran utilidades por más del 8% en Colombia en 2024. https://www.pulzo.com/economia/falabella%C2%A0y-homecenter-logran-utilidades-mas-8--colombia-2024-PP4344798A

Putri, L., Rezani, M. R., & Hermina, D. (2025). Correlational research design. *Jurnal Riset Multidisiplin Edukasi, 2*(6), 306–317.

Remidez, H., & Beldona, S. (2021). Developing and implementing machine learning software at Home Depot. *Journal of Cases on Information Technology, 23*(4), 1–10. https://www.researchgate.net/publication/356954114_Developing_and_Implementing_Machine_Learning_Software_at_Home_Depot

Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research methods for business students* (8th ed.). Pearson.

SensorMatic / IHL Group. (2022). *Inventory distortion report 2022: The trillion dollar problem*. Sensormatic Solutions. https://www.sensormatic.com/resources/inventory-distortion-report

Shanmugapriyaa, K. R., Swetha, S., Janani, N., Bavithra, K., & Padmavathi, K. (2023). Optimizing supply chain efficiency: Integrating deep learning and blockchain technologies. En *Proceedings of the 1st International Conference on Intelligent Technologies for Sustainable Electric and Communications Systems (iTech SECOM 2023)*. IEEE. https://doi.org/10.1109/iTechSECOM59882.2023.10435258

Shi, J. (2022). Application of the model combining demand forecasting and inventory decision in feature-based newsvendor problem. *Computers & Industrial Engineering, 173*, 108709. https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108709

Sodimac. (s. f.). *Quiénes somos: misión, visión y valores*. Sodimac Colombia. https://sodimac.com.co/sodimac-co/quienes-somos

Sodimac Colombia. (2024). *Informe financiero anual 2023*. Sodimac Colombia.

Sodimac Colombia S. A. (2016). *Estatutos sociales de la sociedad emisora*. https://www.homecenter.com.co/static/landing/footer/mashomecenter/informacion-inversionistas/doc/Estatutos%20sociales%20de%20la%20sociedad%20emisora-1.pdf

Sodimac Colombia S. A. (2025). *Homecenter Colombia*. Recuperado el 13 de septiembre de 2025, de https://www.homecenter.com.co/homecenter-co/

Son, J., Kang, M., & Jang, S. (2019). The effects of out-of-stock, return, and cancellation amounts on the order amounts of an online retailer. *Sustainability, 11*(24), 7106. https://doi.org/10.3390/su11247106

Stylianou, N., & Pantelidou, S. (2025). A machine learning approach to consumer behavior in supermarket analytics. *Applied Sciences, 15*(3), 1178. https://doi.org/10.3390/app15031178

Sütçü, M., & Yıldız, B. (2025). A stochastic programming framework for pricing and market share optimization in retail systems. *Decision Analytics Journal, 5*, 100604. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100604

Téllez Álvarez, J. E., Bernal Pachón, M. R., Montaña Monoga, L. J., & Gutiérrez Bustos, D. (2019). *Formular un proceso de abastecimiento nocturno para la cadena Sodimac Homecenter que permita mejorar los procesos logísticos enfocado en la satisfacción del cliente y su experiencia de compra* [Trabajo de grado, Universidad Sergio Arboleda]. Repositorio Universidad Sergio Arboleda. https://repository.usergioarboleda.edu.co/bitstream/handle/11232/1194/Formular%20un%20proceso%20de%20abastecimiento.%20Sodimac%20Homecenter.pdf

Varian, H. R. (2010). *Microeconomía intermedia: Un enfoque actual* (8.ª ed.). Antoni Bosch.

Vázquez Alvarado, J. M. P., & Martínez Damián, M. A. (2015). Estimación empírica de elasticidades de oferta y demanda. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 6*(5), 955–968.

Vázquez-Serrano, J. I., Cárdenas-Barrón, L. E., Vicencio-Ortiz, J. C., Smith, N. R., Bourguet-Díaz, R. E., Céspedes-Mota, A., & Peimbert-García, R. E. (2025). An integrated analytical framework for inventory and pricing of perishable products in multi-echelon supply chains. *Supply Chain Analytics, 3*, 100157. https://doi.org/10.1016/j.sca.2025.100157

Von Neumann, J., & Morgenstern, O. (1944). *Theory of games and economic behavior*. Princeton University Press.

Weisbord, M. R. (1976). Organizational diagnosis: Six places to look for trouble with or without a theory. *Group & Organization Studies, 1*(4), 430–447. https://doi.org/10.1177/105960117600100405

Xu, J., Bi, X., Chen, S., & Liu, F. (2026). Distributionally robust joint inventory and pricing control across products. *Omega, 139*, 103443. https://doi.org/10.1016/j.omega.2025.103443

Zhang, J., & Demirkan, H. (2021). Between online and offline markets: A structural estimation of consumer demand. *Production and Operations Management, 30*(8), 2564–2583.

Zinn, W., & Liu, P. C. (2001). Consumer response to retail stockouts. *Journal of Business Logistics, 22*(1), 49–71. https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2001.tb00159.x

Anexos

Anexo A. Resultados encuesta aplicada en Sodimac Colombia.

Anexo B. Resultados regresión logística ventas perdidas

Anexo C. Modelo Regresión Python Sodimac

Anexo D. Formato de validación V de Aiken Corregido