

**Propuesta para la gestión de inventarios mediante estudios de pronóstico de demanda en
empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C Colombia.**

Laura Valentina Lancheros González

Universitaria Agustiniana – Uniagustiniana

Facultad De Ingeniería

Ingeniería Industrial

Bogotá D.C

2026

Propuesta para la gestión de inventarios mediante estudios de pronóstico de demanda en empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C Colombia.

Laura Valentina Lancheros González

Tutor

Román Leonardo Rodríguez Florián

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniera Industrial

Universitaria Agustiniana - Uniagustiniana

Facultad De Ingeniería

Ingeniería Industrial

Bogotá D.C

2026

Tabla de contenido

Propuesta para la gestión de inventarios mediante estudios de pronóstico de demanda en empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C Colombia.....	1
Dedicatoria.....	13
Resumen.....	14
Abstract.....	15
Introducción	16
1. Problema de investigación.....	18
1.1 Antecedentes del Problema	18
1.1.1 Antecedentes Nacionales	18
1.1.2 Antecedentes Internacionales	20
1.2 Descripción del Problema	21
1.3 Pregunta de Investigación.....	23
2. Objetivos	24
2.1 Objetivo general.....	24
2.2 Objetivos específicos	24
3. Justificación	25
4. Marco De Referencia	27
4.1 Marco Teórico	27
4.1.1 Gestión de Inventarios.....	27
4.1.2 Importancia de la gestión de inventarios	28
4.1.3 Costos asociados a los inventarios.....	28
4.1.4 Pronóstico de la demanda	29
4.1.5 Métodos de pronóstico de demanda	30
4.2 Marco Conceptual	31

4.3 Marco Legal	32
5. Marco Metodológico	34
5.1 Tipo de Investigación.....	34
5.2 Variables del problema.....	34
5.3 Fuentes de Información	36
5.4 Instrumentos de Recolección de la Información	36
5.4.1 Diseño del instrumento	36
5.4.2 Validación del instrumento.....	37
5.4.3 Relación entre variables e instrumento de recolección	39
5.4.4 Análisis Documental.....	40
5.5 Tamaño Poblacional y Muestra	41
5.5.1 Criterios de selección de la muestra	41
5.6 Limitaciones del estudio.	42
5.7 Cronograma	43
6. Resultados: Diagnóstico de la gestión de inventarios	45
6.1 Caracterización de la muestra	45
6.1.1 Nivel de tecnificación en la gestión de inventarios.....	46
6.1.2 Incidencia de desabastecimiento (Faltantes de inventario)	47
6.1.3 Niveles de sobre – stock (Exceso de inventario).....	48
6.1.4 Madurez de los procesos de planificación y pronóstico	49
6.1.5 Valoración del impacto económico por deficiencias en la planeación.	51
6.1.6 Visibilidad y control de los costos de mantenimiento de inventario.....	53
6.1.7 Causas de merma y degradación del valor del inventario	54
6.1.8 Percepción del impacto de los costos de inventario en la rentabilidad	55

6.1.9 Disposición hacia la optimización y mejora de procesos	56
6.1.10 Factibilidad y disposición hacia la adopción tecnológica	57
6.2 Análisis integral y cruce de variables del diagnóstico	59
6.2.1. Correlación entre el Empirismo Tecnológico y la Ineficiencia Financiera	59
6.2.2. La Paradoja de los Inventarios: El Efecto Látigo en Fontibón	59
6.2.3. Ciclo de Degradación del Valor y Costos Ocultos.....	60
6.2.4. Síntesis de la Necesidad Técnica	60
7. Propuesta de Gestión de Inventarios mediante Pronóstico de Demanda	61
7.1 Enfoque y fundamentación de la propuesta.	61
7.2 Selección de la plataforma tecnológica	62
7.3 Selección Metodológica de la Herramienta Tecnológica mediante Proceso de Jerarquía Analítica (AHP).....	63
7.3.1. Definición de Criterios de Selección	64
7.3.2 Matrices de Comparación por Pares y Evaluación de Consistencia.....	64
7.3.3 Elevación de la Matriz al Cuadrado y Cálculo del Vector de Prioridades.....	65
7.3.4 Evaluación de Alternativas.....	68
7.3.4.1 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de costo.....	69
7.3.4.2 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Facilidad de uso.....	69
7.3.4.3 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Curva de aprendizaje	70
7.3.4.4 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Automatización	71
7.3.4.5 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Capacidad estadística.....	72
7.3.4.6 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Escalabilidad.....	73
7.3.5 Matrices de Desempeño Local de Alternativas Elevadas al Cuadrado	74
7.3.6 Síntesis Global y Ranking de Selección Tecnológica	78
7.4 Selección del modelo matemático de pronóstico.....	80

7.5 Naturaleza y Construcción de los Datos de Prueba	81
7.6 Justificación y Razón de la Simulación	81
7.7 Supuestos y Modelo de Construcción de Datos.....	82
7.7.1 Desarrollo matemático de la simulación	83
7.8 Presentación de los Datos Generados	84
7.9 Validación de Coherencia y Limitaciones	84
7.9.1 Validación de Coherencia	84
7.9.2 Limitaciones del Uso de Datos Simulados	85
7.10 Implementación del modelo en Software	86
7.11 Resultados del pronóstico.....	89
7.12 Análisis de precisión y validación estadística	91
7.12.1 MAPE (Error Porcentual Medio Absoluto)	92
7.12.2 RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio)	92
7.12.3 MAE (Error absoluto Medio).....	92
7.13 Evaluación Competitiva Algorítmica y Justificación Técnica del Modelo Utilizado	93
7.14 Análisis de la incertidumbre	95
7.15 Procedimiento Operativo para la Implementación de la Propuesta	96
7.15.1 Toma de decisiones de inventario mediante pronóstico.....	97
7.16 RStudio frente a Herramientas Convencionales	98
7.16.1 Superioridad Técnica en el Procesamiento de Datos	99
7.16.2 Gestión de la Incertidumbre y Precisión	99
7.17 Viabilidad Contextual en la Pyme	99

7.18 Beneficios Operativos	101
8. Análisis costo–beneficio	103
8.1 Enfoque del análisis.....	103
8.2 Supuestos financieros y Configuración del Escenario Evaluado	103
8.2.1 Identificación del Problema Económico (Línea Base)	104
8.2.2 Costo de Ineficiencia Logística	104
8.2.3 Tasa de Descuento y Costo del Capital	105
8.3 Inversión Inicial y Costos de implementación	105
8.3.1 Costo Legal de Mano de Obra (Capacitación).....	105
8.3.2 Costo de Consultoría y Configuración Técnica.....	106
8.4 Cuantificación y Origen de los Beneficios Económicos.....	106
8.5. Análisis de Escenarios y Sensibilidad (Prueba de Estrés).....	107
8.5.1 Escenario Esperado (Eficiencia Operativa Alta)	107
8.5.2 Escenario Conservador (Estrés Operativo y Baja Adopción).....	107
8.6 Indicadores financieros.....	108
8.7 Conclusión del Análisis de Viabilidad.....	109
9. Conclusiones	110
9.1 Diagnóstico y Caracterización	110
9.2 Diseño del Modelo de Pronósticos	110
9.3 Validación de Precisión en RStudio	111
9.4 Operacionalización e Inventarios	111
9.5 Viabilidad Financiera y Resiliencia.....	111
ANEXOS.....	116

Anexo A.....	116
Anexo B.....	120
Anexo C.....	122
Anexo D.....	123

Lista de Figuras

Figura 1	22
Figura 2	44
Figura 3	46
Figura 4	47
Figura 5	48
Figura 6	49
Figura 7	50
Figura 8	50
Figura 9	51
Figura 10	53
Figura 11	54
Figura 12	55
Figura 13	56
Figura 14	57
Figura 15	87
Figura 16	87
Figura 17	87
Figura 18	88
Figura 19	89
Figura 20	90
Figura 21	91
Figura 22	93

Figura 23.....	94
-----------------------	-----------

Lista de Tablas

Tabla 1.....	32
Tabla 2.....	35
Tabla 3.....	39
Tabla 4.....	43
Tabla 5.....	62
Tabla 6.....	65
Tabla 7.....	66
Tabla 8.....	67
Tabla 9.....	68
Tabla 10.....	69
Tabla 11.....	70
Tabla 12.....	71
Tabla 13.....	72
Tabla 14.....	73
Tabla 15.....	74
Tabla 16.....	75
Tabla 17.....	75
Tabla 18.....	76
Tabla 19.....	76
Tabla 20.....	77
Tabla 21.....	77

Tabla 22.....	78
Tabla 23.....	80
Tabla 24.....	84
Tabla 25.....	98
Tabla 26.....	108

Dedicatoria

Este trabajo está dedicado, en primer lugar, a Dios, pues es la parte fundamental en mi vida y sin él, nada de esto sería posible, a mí misma, por haber tenido la disciplina y la constancia para llegar hasta este punto, a mi familia, por su apoyo incondicional, por creer en mí y por acompañarme a lo largo de este camino, a todos mis maestros y las personas que, de una u otra manera, aportaron a este proceso, que sea un recordatorio de que, a pesar de las dificultades, es posible salir adelante con esfuerzo y dedicación.

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo analizar la gestión de inventarios en las empresas del sector metalmeccánico de la localidad de Fontibón, identificando las principales deficiencias en sus procesos y proponiendo una mejora basada en herramientas de pronóstico de demanda.

Para el desarrollo del estudio, se aplicó una encuesta a empresas del sector, lo que permitió evidenciar que una gran parte de estas no utiliza métodos formales para la planificación de la demanda, recurriendo principalmente a la experiencia o a prácticas empíricas. Esta situación ha generado problemas como exceso de inventario, pérdidas de materia prima y afectaciones en la rentabilidad.

A partir de este diagnóstico, se diseñó una propuesta basada en la implementación de un modelo de pronóstico de demanda mediante el uso del software RStudio, utilizando técnicas como suavizamiento exponencial. Este modelo permitió generar estimaciones de la demanda futura e incorporar el análisis de la incertidumbre, facilitando la toma de decisiones.

Finalmente, se realizó un análisis costo - beneficio, el cual evidenció que la propuesta es viable desde el punto de vista económico, ya que no requiere grandes inversiones y ofrece beneficios considerables en la optimización de inventarios y reducción de costos. En general, la investigación aporta una alternativa práctica y accesible para mejorar la gestión de inventarios en el sector estudiado.

Palabras clave: Gestión de inventarios, pronóstico de demanda, modelo Holtwinters, Pymes metalmeccánicas, RStudio.

Abstract

This research aims to analyze inventory management in metalworking companies in the Fontibón district, identifying the main deficiencies in their processes and proposing improvements based on demand forecasting tools.

To develop the study, a survey was administered to companies in the sector, revealing that a large proportion of them do not use formal methods for demand planning, relying primarily on experience or empirical practices. This situation has led to problems such as excess inventory, raw material losses, and negative impacts on profitability.

Based on this diagnosis, a proposal was designed based on the implementation of a demand forecasting model using RStudio software and techniques such as exponential smoothing. This model generated estimates of future demand and incorporated uncertainty analysis, facilitating decision-making.

Finally, a cost-benefit analysis was conducted, which demonstrated that the proposal is economically viable, as it does not require large investments and offers significant benefits in inventory optimization and cost reduction. Overall, the research provides a practical and accessible alternative to improve inventory management in the sector studied.

Keywords: Inventory management, demand forecasting, Holtwinters model, metalmechanic SMEs, RStudio.

Introducción

La buena gestión de inventarios es clave para lograr una operación eficiente y mantener la estabilidad financiera de las empresas, especialmente en sectores tan competitivos como el metalmecánico. La falta de control adecuado de los inventarios puede generar sobrecostos, retrasos en la producción, acumulación innecesaria de materiales y dificultades en la satisfacción de la demanda del cliente, afectando la posición competitiva de las organizaciones y su rentabilidad.

En la localidad de Fontibón, Bogotá D.C., se encuentra un relevante número de empresas metalmecánicas que aportan significativamente al desarrollo industrial de la ciudad. Sin embargo, muchas de estas empresas tienen dificultades relacionadas con la planeación de la demanda y el control de sus inventarios, lo que limita su capacidad de respuesta ante un mercado cada vez más exigente y competitivo.

Debido a esto, el presente proyecto propone analizar la gestión de inventarios en empresas metalmecánicas de Fontibón mediante la aplicación de estudios de pronóstico de demanda. El propósito principal es diagnosticar la situación actual, identificar deficiencias y formular una propuesta técnicamente viable que permita optimizar los niveles de inventario, el estudio se fundamenta en la necesidad de contar con sistemas de pronóstico que permitan a las empresas anticipar de manera más precisa la demanda futura, reducir costos asociados, optimizar sus niveles de inventario y mejorar la toma de decisiones logísticas, sin considerar la implementación directa de las mejoras planteadas, de esta manera, se busca aportar una base analítica sólida que sirva como guía para la toma de decisiones estratégicas en cuestión de logística y planificación de la producción, fortaleciendo la competitividad del sector metalmecánico.

En los capítulos siguientes se desarrolla el diagnóstico de la situación actual en las empresas, la aplicación de modelos de pronóstico de demanda, el análisis de resultados y la formulación de una propuesta técnica orientada a optimizar la gestión de inventarios. Finalmente, se presentan las conclusiones, recomendaciones y referencias bibliográficas que respaldan el estudio.

1. Problema de investigación

1.1 Antecedentes del Problema

Varias investigaciones han analizado la importancia de la gestión de inventarios en el sector industrial y el impacto de los métodos de pronóstico en la eficiencia operativa.

A nivel internacional, (Chopra, 2016), en su obra Administración de la cadena de suministro, nos muestra que la gestión ineficiente de inventarios puede incrementar ampliamente los costos operativos y afectar el nivel de servicio al cliente. Los autores desarrollan modelos cuantitativos aplicados en la planeación de la demanda, demostrando que incorporar métodos estadísticos mejora la precisión en la toma de decisiones logísticas.

En el ámbito nacional, estudios desarrollados en pymes manufactureras de Bogotá han evidenciado que un alto porcentaje de empresas toman decisiones de reabastecimiento de manera empírica, sin utilizar herramientas formales de pronóstico. Estas investigaciones, de enfoque descriptivo y cuantitativo, identificaron problemas como baja rotación de inventarios, sobre costos de almacenamiento y desabastecimientos frecuentes, concluyendo que la implementación de modelos de pronóstico podría mejorar la eficiencia operativa.

En relación con el sector metalmecánico, investigaciones realizadas en zonas industriales han mostrado que la falta de planeación estructurada de la demanda afecta directamente los tiempos de producción y el cumplimiento de pedidos, lo que reduce la competitividad del sector.

1.1.1 Antecedentes Nacionales

(Jiménez, 2013), desarrolló un estudio enfocado en la optimización de la gestión de inventarios en una empresa del sector farmacéutico en Colombia. A través de un análisis del

sistema actual, se identificaron fallas en el control y seguimiento de inventarios, proponiendo indicadores de gestión que permitieron mejorar la eficiencia operativa. Este antecedente aporta a la investigación ya que destaca el impacto considerable de realizar un diagnóstico organizacional.

(Chaustre, 2005), analizó las políticas de administración de inventarios en pequeñas y medianas empresas colombianas, evidenciando que muchas organizaciones carecen de metodologías estructuradas para la gestión de inventarios. Como resultado de ello, se identificaron debilidades en la planificación y control, lo que impacta negativamente su desempeño. Este estudio permite evidenciar una deficiencia relevante que se presenta de forma recurrente en el contexto nacional.

(Sintes, 2011), propuso una metodología para la gestión de inventarios en una empresa comercializadora de insumos industriales en Colombia. A partir de un estudio de caso, se logró mejorar la organización del inventario y la toma de decisiones. Este antecedente nos resalta la relevancia de establecer procesos formales en la gestión de logística.

(García, 2016), desarrolló una propuesta de sistema de gestión de inventarios en una empresa de alimentos en Palmira, identificando fallas en el control de productos que afectaban los ingresos. Como resultado, se diseñó un sistema que permitió mejorar la organización y control del inventario. Este estudio pone en evidencia la relación entre la gestión de inventarios y desempeño financiero.

(Velasco, 2025), en una investigación desarrollada en la Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD), diseñó una propuesta de mejora en la gestión de inventarios mediante la implementación de herramientas de control y planificación. El estudio evidenció deficiencias en el manejo de inventarios y propuso estrategias que permitieron optimizar los procesos logísticos.

Este antecedente nos muestra la necesidad de incorporar herramientas estructuradas para mejorar la eficiencia operativa.

Estos antecedentes evidencian la necesidad de desarrollar estudios específicos que integren herramientas de pronóstico de demanda en la gestión de inventarios, particularmente en los sectores industriales como el metalmecánico, donde la planificación adecuada de materiales es importante para la sostenibilidad empresarial.

1.1.2 Antecedentes Internacionales

(Jarrín, 2016), desarrolló en Ecuador un estudio sobre la aplicación de modelos de pronóstico de demanda en una empresa del sector alimenticio. La investigación demostró que la implementación de métodos estadísticos permite mejorar la precisión en la planificación, reduciendo la incertidumbre en la gestión de inventarios. Este trabajo aporta a la presente investigación al resaltar la importancia del pronóstico como herramienta clave.

(Guerra, 2020), llevó a cabo un análisis del control de inventarios en una empresa ecuatoriana, evaluando su impacto en la eficiencia operativa. Como resultado, se determinó que una adecuada gestión de inventarios permite optimizar procesos internos y mejorar el rendimiento organizacional. Este antecedente aporta al evidenciar la relación directa entre control de inventarios y eficiencia empresarial.

(Mosquera, 2020), desarrolló un modelo de gestión de inventarios en una empresa industrial en Ecuador, con el objetivo de optimizar la cadena de abastecimiento. Los resultados mostraron mejoras en la productividad y en la eficiencia operativa, destacando la importancia de la planificación estructurada. Este antecedente contribuye al presente estudio al evidenciar la relevancia de la optimización en la competitividad empresarial.

(Rojas, 2024), fue una investigación desarrollada en Chile sobre el desarrollo de modelos de pronóstico de demanda con variables que pueden predecir en una empresa de alimentos, evidenció que la incorporación de variables externas en los modelos estadísticos mejora significativamente la precisión de los pronósticos. Este estudio nos permite inferir en la investigación que el uso de modelos avanzados permite fortalecer la gestión de inventarios y la toma de decisiones estratégicas.

1.2 Descripción del Problema

Actualmente, las empresas metalmecánicas ubicadas en la localidad de Fontibón, en Bogotá D.C., tienen muchas dificultades en relación con la gestión de sus inventarios. Varios de estos negocios manejan los inventarios de manera empírica, sin apoyo de herramientas que les permitan anticiparse a la demanda de forma correcta. Esto ha generado deficiencias como la acumulación innecesaria de productos, quiebres de stock, retrasos en los procesos productivos y un aumento de los costos de almacenamiento.

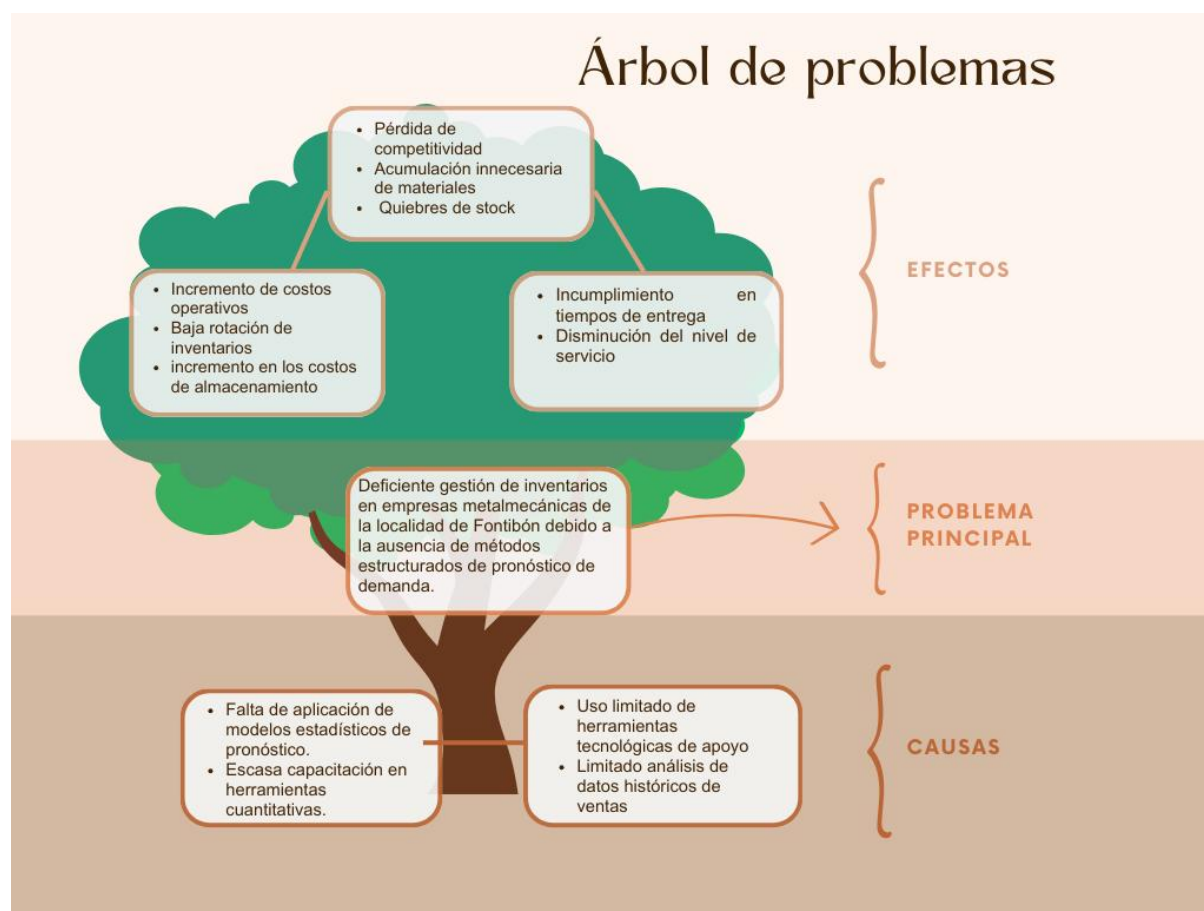
Aunque existen modelos de pronóstico de demanda que han demostrado ser altamente útiles en sectores industriales, en varias empresas su uso aún es significativamente poco y limitado. Las razones pueden ser varias: desconocimiento de estas herramientas, falta de infraestructura tecnológica o poca capacitación del personal encargado de la gestión de inventarios. Esta situación les impide planificar de manera correcta y responder con agilidad a las necesidades del mercado, afectando su competitividad.

Por lo anterior, se plantea la realización de un estudio orientado a analizar de manera detallada la gestión actual de los inventarios y a identificar oportunidades de mejora mediante la aplicación de métodos de pronóstico de demanda. Este trabajo tendrá un enfoque analítico, sin

contemplar la implementación directa de los cambios, pero con el propósito de generar recomendaciones claras y aplicables que puedan ser consideradas por las empresas para fortalecer sus procesos logísticos. El análisis se desarrollará durante el año 2026.

Figura 1

Árbol de problemas.



Fuente: Elaboración propia (2026).

El árbol de problemas permite identificar las principales causas y efectos asociados a la deficiente gestión de inventarios en las empresas metalmeccánicas de Fontibón.

1.3 Pregunta de Investigación

- ¿Cuáles son las principales deficiencias en la gestión de inventarios en las empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C., y cómo el uso de estudios de pronóstico de demanda podría contribuir a su mejora durante el año 2026?

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Analizar la gestión de inventarios en empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C., mediante la aplicación de estudios de pronóstico de demanda, con el fin de diseñar una propuesta técnicamente viable durante el año 2026.

2.2 Objetivos específicos

- Realizar un diagnóstico integral de la gestión de inventarios en la muestra seleccionada de empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón, identificando prácticas actuales, deficiencias operativas, niveles de inventario, costos asociados y uso de herramientas de pronóstico.
- Elaborar la propuesta para la gestión de inventarios mediante estudios de pronóstico de demanda en empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón en Bogotá D.C., Colombia.
- Realizar un análisis costo - beneficio sobre la eventual implementación de la propuesta planteada, evaluando su viabilidad financiera y el impacto en la reducción de costos logísticos y operativos.

3. Justificación

Una buena gestión de inventarios es fundamental para que las empresas puedan mantenerse competitivas y sostenibles, sobre todo en sectores como el metalmecánico, donde contar con los materiales en el momento adecuado influye directamente en la producción y en la satisfacción del cliente. Cuando no se aplican métodos adecuados para anticipar la demanda, es realmente fácil que se generen sobrecostos, retrasos e incluso se pierden oportunidades valiosas en el mercado.

En el contexto colombiano, las pequeñas y medianas empresas representan una parte fundamental de la economía, generando aproximadamente el 80% del empleo y aportando cerca del 40% del Producto Interno Bruto (PIB). En sectores industriales como el metalmecánico, la eficiencia en la gestión de inventarios cobra aún mayor relevancia, debido a la dependencia de materias primas y a la necesidad de cumplir con tiempos de producción cada vez más exigentes.

Este estudio surge precisamente de esa necesidad, la de apoyar a las empresas metalmecánicas ubicadas en Fontibón, Bogotá D.C., ofreciéndoles herramientas analíticas que les permitan mejorar su forma de gestionar los inventarios, basándose en la previsión de la demanda. Incorporar técnicas de pronóstico podría no sólo hacer más eficientes los procesos internos, sino también fortalecer su capacidad de competir en un entorno que cada vez es más exigente.

Diversos estudios han evidenciado que una gestión inadecuada de inventarios puede generar incrementos significativos en los costos de almacenamiento, así como pérdidas asociadas al deterioro, obsolescencia y desabastecimiento. Se estima que los costos de inventario pueden representar entre el 20% y el 30% del valor total de los productos almacenados, incluyendo

costos de almacenamiento, seguros, deterioro y obsolescencia. Esto evidencia el impacto directo que una gestión ineficiente puede tener sobre la rentabilidad de las empresas.

En este sentido, la ausencia de herramientas técnicas para el pronóstico de la demanda limita la capacidad de las empresas para planificar adecuadamente sus niveles de inventario, generando ineficiencias operativas y afectando su competitividad. Por ello, se hace necesario desarrollar propuestas que permitan mejorar estos procesos mediante el uso de modelos cuantitativos aplicables al contexto empresarial.

La presente investigación no solo responde a una necesidad identificada en el sector, sino que también busca aportar una solución práctica y aplicable, que contribuya al fortalecimiento de la gestión empresarial mediante el uso de herramientas analíticas, favoreciendo la toma de decisiones informadas y la optimización de recursos.

4. Marco De Referencia

4.1 Marco Teórico

Para contextualizar la problemática de la gestión de inventarios en las empresas metalmecánicas de Fontibón, es fundamental comprender los conceptos clave que sustentan este estudio.

4.1.1 Gestión de Inventarios.

La gestión de inventarios se define como el proceso de control y administración de los bienes dentro de una organización, desde la adquisición de materias primas hasta el almacenamiento y distribución de los productos terminados. Su objetivo principal es mantener un equilibrio entre la disponibilidad de los productos necesarios para el desarrollo de las operaciones y la reducción de los costos asociados al almacenamiento.

Sin embargo, más allá de esta definición operativa, la gestión de inventarios debe entenderse como un componente estratégico dentro de la administración de operaciones. Autores como (Chopra, 2016), señalan que una gestión ineficiente no solo incrementa los costos, sino que también afecta el nivel de servicio al cliente y la capacidad de respuesta de la empresa frente a la demanda.

En este sentido, la gestión de inventarios no puede limitarse únicamente al control de existencias, sino que debe integrarse con procesos de planificación y toma de decisiones. Esto resulta especialmente relevante en sectores industriales como el metalmecánico, donde la disponibilidad oportuna de materiales influye directamente en los tiempos de producción y en el cumplimiento de pedidos. Por lo tanto, una gestión adecuada de inventarios se convierte en un factor clave para la competitividad empresarial.

4.1.2 Importancia de la gestión de inventarios

Dentro de las empresas, los inventarios representan uno de los recursos más importantes para el desarrollo de las actividades productivas. Una adecuada administración de los inventarios permite mejorar la planificación de las compras, evitar interrupciones en los procesos de producción y garantizar la disponibilidad de materiales cuando se requieran.

No obstante, cuando esta gestión no se realiza de manera adecuada, pueden generarse efectos negativos tanto a nivel operativo como financiero. El exceso de inventario incrementa los costos de almacenamiento y el riesgo de deterioro u obsolescencia, mientras que los faltantes pueden ocasionar retrasos en la producción y pérdida de clientes.

En este contexto, diversos enfoques coinciden en que la gestión de inventarios debe apoyarse en herramientas que permitan anticipar la demanda y optimizar los niveles de stock. Esto implica pasar de una gestión basada en la experiencia a una gestión fundamentada en el análisis de datos, lo cual constituye uno de los principales retos para las empresas del sector metalmecánico abordadas en esta investigación.

4.1.3 Costos asociados a los inventarios

Los inventarios generan diferentes tipos de costos dentro de las organizaciones, los cuales deben ser considerados al momento de gestionar los niveles de stock. Entre los principales costos asociados a los inventarios se encuentran los costos de mantenimiento, los costos de pedido y los costos por faltantes.

Los costos de mantenimiento incluyen todos los gastos asociados al almacenamiento de los productos, como bodegaje, seguros, manipulación y deterioro. Por su parte, los costos de pedido se generan cada vez que se realiza una reposición de inventario, mientras que los costos

por faltantes se presentan cuando la empresa no dispone de los productos necesarios para satisfacer la demanda.

Desde una perspectiva analítica, la adecuada gestión de estos costos permite encontrar un punto de equilibrio que minimice el costo total de inventario. Sin embargo, lograr este equilibrio requiere contar con información confiable sobre la demanda futura, lo que evidencia la relación directa entre la gestión de inventarios y los modelos de pronóstico. En este sentido, la falta de herramientas de previsión puede llevar a decisiones ineficientes que afectan la rentabilidad empresarial.

4.1.4 Pronóstico de la demanda

El pronóstico de la demanda es una herramienta que utilizan las organizaciones para estimar el comportamiento futuro de la demanda de sus productos o servicios. Este proceso se basa en el análisis de datos históricos y tendencias del mercado, con el fin de anticipar necesidades y facilitar la toma de decisiones relacionadas con la producción, compras e inventarios.

De acuerdo con (Render, 2014), los métodos de pronóstico permiten reducir la incertidumbre en la planificación empresarial, mejorando la asignación de recursos y la eficiencia operativa. Sin embargo, su efectividad depende del tipo de modelo utilizado y de la calidad de los datos disponibles.

El pronóstico de la demanda no debe entenderse únicamente como una herramienta estadística, sino como un elemento clave dentro de la gestión estratégica de las operaciones. En el contexto de esta investigación, su aplicación cobra relevancia al permitir mejorar la planificación de inventarios en empresas que actualmente presentan deficiencias en este proceso.

4.1.5 Métodos de pronóstico de demanda

Existen diferentes métodos que pueden emplearse para estimar la demanda futura, cuya elección depende de factores como la disponibilidad de datos, el comportamiento del mercado y las características del producto.

Entre los métodos más utilizados se encuentran los modelos de series de tiempo, la regresión lineal y el suavizamiento exponencial. Cada uno de estos enfoques presenta ventajas y limitaciones, por lo que su selección debe realizarse de acuerdo con el contexto de la empresa y el tipo de información disponible.

los modelos cuantitativos permiten mejorar la precisión de los pronósticos en comparación con métodos empíricos, ya que se basan en el análisis estructurado de datos. Esto resulta especialmente relevante en empresas donde la toma de decisiones se realiza de manera intuitiva, como se identifica en el sector analizado en esta investigación.

Suavizamiento exponencial. Es un método que utiliza datos históricos para realizar estimaciones futuras, otorgando mayor peso a los datos más recientes. Su principal ventaja radica en su capacidad para adaptarse a cambios en la demanda, lo que lo convierte en una herramienta útil para identificar tendencias de corto plazo.

Regresión lineal. Permite analizar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes, con el objetivo de identificar patrones que faciliten la predicción de la demanda. Este método es útil cuando existen factores externos que influyen en el comportamiento del mercado.

Series temporales. Se basan en el análisis de datos históricos registrados a lo largo del tiempo, permitiendo identificar tendencias, estacionalidades o variaciones en la demanda. Su aplicación facilita una comprensión más completa del comportamiento de los datos, lo que contribuye a mejorar la planificación empresarial.

4.2 Marco Conceptual

En este punto se definen los conceptos clave que se abordarán en nuestro proyecto:

Gestión de Inventarios. Proceso de supervisión y control del flujo de bienes dentro de una empresa, desde la adquisición hasta la entrega al cliente.

Pronóstico de la Demanda. Consiste en estimar las necesidades futuras de productos o servicios con el fin de apoyar los procesos de planificación y toma de decisiones dentro de las organizaciones, (Madero, 2023).

Modelos de Pronóstico. Herramientas estadísticas utilizadas para prever la demanda futura, incluyendo métodos como suavizamiento exponencial, regresión lineal y análisis de series temporales.

Empresas Metalmecánicas. Organizaciones dedicadas a la transformación de metales en productos terminados o semielaborados, fundamentales en sectores como la construcción, automotriz y maquinaria industrial.

Fontibón. Localidad de Bogotá D.C., reconocida por su gran actividad industrial y comercial, siendo un punto importante para el sector metalmecánico en la ciudad.

4.3 Marco Legal

La gestión de inventarios en Colombia se encuentra respaldada por un conjunto de normas contables, financieras y tributarias que buscan garantizar la adecuada medición, control y registro de los activos de las empresas. Estas disposiciones permiten normalizar la información, mejorar la toma de decisiones y asegurar la transparencia en los procesos empresariales.

En el contexto de esta investigación, las normas relacionadas con inventarios adquieren especial relevancia, ya que establecen los lineamientos para su reconocimiento, medición y control, aspectos fundamentales para una adecuada gestión dentro de las empresas del sector metalmecánico.

A continuación, se presentan las principales disposiciones legales aplicables:

Tabla 1

Normatividad aplicable en la gestión de inventarios

Norma	Descripción
Decreto 2649 de 1993	Establece los principios y normas de contabilidad generalmente aceptados en Colombia, incluyendo lineamientos sobre el reconocimiento, medición y valuación de inventarios. Aunque ha sido parcialmente reemplazado por normas internacionales, sigue siendo un referente conceptual.
Decreto 2650 de 1993	Define el Plan Único de Cuentas (PUC) para comerciantes, facilitando el registro uniforme de operaciones contables, incluyendo aquellas relacionadas con inventarios, costos y almacenamiento.
Ley 1314 de 2009	Regula los principios y normas de contabilidad e información financiera en Colombia, promoviendo la convergencia hacia estándares internacionales como las NIIF, lo que impacta directamente la forma en que se gestionan y reportan los inventarios.

Decreto 2420 de 2015	Compila y actualiza las normas de contabilidad e información financiera, incorporando las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF) en Colombia, incluyendo el tratamiento contable de inventarios bajo estándares internacionales.
NIC 2 – Inventarios	Norma internacional que establece los criterios para la medición y reconocimiento de inventarios, incluyendo métodos de valoración como PEPS y promedio ponderado, así como el tratamiento de deterioros.
Estatuto Tributario (Artículos relacionados con inventarios)	Regula el tratamiento fiscal de los inventarios, incluyendo su valoración, deducciones y reconocimiento en la determinación del impuesto sobre la renta.
Código de Comercio Colombiano	Establece la obligación de los comerciantes de llevar contabilidad organizada, incluyendo el control adecuado de inventarios como parte de los activos de la empresa.

Nota: Normativa aplicada a la gestión de inventarios en Colombia. Fuente: Elaboración propia (2026).

Estas normas establecen un marco regulatorio que orienta a las empresas en la correcta gestión de sus inventarios, tanto desde el punto de vista contable como financiero y fiscal. Su aplicación permite mejorar la confiabilidad de la información, optimizar el control de los recursos y fortalecer la toma de decisiones. La presente investigación se articula con este marco normativo, al proponer una mejora en la gestión de inventarios mediante el uso de herramientas de pronóstico de demanda, contribuyendo al cumplimiento de buenas prácticas empresariales.

5. Marco Metodológico

5.1 Tipo de Investigación

La presente investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, con alcance descriptivo y analítico. Su objetivo es caracterizar la gestión actual de inventarios en las empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón participantes en el estudio, así como analizar la contribución de los modelos de pronóstico de demanda en la optimización de dichos procesos.

5.2 Variables del problema

Variable Independiente. Modelos de pronóstico de demanda.

Variable Dependiente. Nivel de eficiencia en la gestión de inventarios.

Tabla 2*Operación de variables*

Variable	Dimensiones	Indicadores
Modelos de pronóstico	Tipo de modelo utilizado	Suavizamiento exponencial, regresión lineal, series temporales o Experiencia empírica
	Nivel de aplicación	Frecuencia de uso de modelos de pronóstico.
	Herramientas utilizadas	Excel, software especializado, otras herramientas.
	Precisión percibida	sumamente preciso, medianamente preciso, poco preciso.
	Aplicación en decisiones.	Uso del pronóstico en compras, producción y planificación.
Gestión de inventarios	Nivel de inventario	Exceso de inventario, faltantes de inventario.
	Control de inventarios	Identificación de costos de almacenamiento, seguimiento de inventarios.
	Perdidas de inventario	Deterioro, obsolescencia, pérdidas.
	Impacto económico.	Impacto de los costos de inventario sobre la rentabilidad.
	Impacto financiero.	Pérdidas económicas generadas.
	Necesidad de mejora	Necesidad de mejorar el sistema de gestión.
	Disposición al cambio	Intención de implementar modelos técnicos.

Nota: La tabla presenta la operacionalización de las variables utilizadas en la investigación. Fuente. Elaboración propia (2026).

5.3 Fuentes de Información

Para el desarrollo de la presente investigación se emplearon fuentes primarias y secundarias, con el fin de garantizar un análisis integral del problema planteado.

Fuentes Primarias. Corresponden a la información obtenida directamente de la muestra seleccionada de empresas metalmecánicas de la localidad de Fontibón. La información primaria fue obtenida mediante la aplicación de una **encuesta estructurada**, diseñada en Microsoft Forms, con el propósito de identificar prácticas actuales, niveles de inventario, herramientas de pronóstico utilizadas, costos asociados y principales dificultades operativas. Esta información permitió realizar el diagnóstico inicial de la situación real del sector objeto de estudio.

Fuentes Secundarias. Revisión de literatura académica, tesis de grado, libros especializados, informes sectoriales, normativas legales y estudios previos relacionados con la gestión de inventarios y pronóstico de demanda.

5.4 Instrumentos de Recolección de la Información

5.4.1 Diseño del instrumento

El instrumento de recolección de información utilizado en la presente investigación consistió en una encuesta estructurada elaborada mediante la plataforma Microsoft Forms. El cuestionario fue diseñado con el propósito de recopilar información cuantitativa relacionada con las prácticas de gestión de inventarios en empresas del sector metalmecánico de la localidad de Fontibón.

La encuesta estuvo conformada principalmente por preguntas cerradas y de selección

múltiple, lo que permitió estandarizar las respuestas y facilitar el análisis estadístico de la información recopilada. Las preguntas fueron formuladas tomando como base las variables y dimensiones definidas en la investigación, buscando obtener información relacionada con:

- Herramientas utilizadas para la gestión de inventarios.
- Frecuencia de faltantes y excesos de inventario.
- Aplicación de métodos de pronóstico de demanda.
- Costos asociados al almacenamiento.
- Pérdidas de inventario.
- Percepción del impacto financiero de la gestión de inventarios.

El instrumento fue estructurado de manera secuencial, iniciando con preguntas generales sobre las prácticas actuales de inventario y posteriormente abordando aspectos relacionados con pronóstico de demanda, costos operativos y percepción de necesidades de mejora dentro de las organizaciones.

La utilización de preguntas cerradas permitió obtener información homogénea y comparable entre los diferentes registros analizados, facilitando la elaboración del diagnóstico y la interpretación de los resultados obtenidos.

5.4.2 Validación del instrumento

Con el fin de garantizar la claridad, coherencia y pertinencia del instrumento de recolección de información, la encuesta fue sometida a un proceso de revisión previo a su aplicación definitiva.

Inicialmente, se verificó que cada una de las preguntas estuviera alineada con los objetivos, variables y dimensiones planteadas en la investigación, asegurando que el cuestionario

permitiera recopilar información relacionada con la gestión de inventarios y el uso de modelos de pronóstico de demanda en las empresas objeto de estudio.

Adicionalmente, el instrumento fue revisado y corregido por el director del proyecto, quien realizó observaciones relacionadas con la estructura, redacción, comprensión y pertinencia de las preguntas planteadas. A partir de esta revisión se efectuaron ajustes orientados a mejorar la claridad del cuestionario y reducir posibles ambigüedades en las respuestas obtenidas.

Este proceso permitió fortalecer la consistencia metodológica de la encuesta y asegurar la pertinencia de la información recopilada para el desarrollo del diagnóstico planteado en la investigación.

5.4.3 Relación entre variables e instrumento de recolección

Tabla 3

Relación entre las variables de estudio y el instrumento de recolección de información

Variable	Dimensión	Pregunta de la encuesta	Finalidad
Gestión de inventarios	Tipo de inventario	¿Qué tipo de inventarios maneja principalmente?	Identificar los materiales y recursos gestionados por las empresas
	Control de inventario	¿Con qué frecuencia revisan los niveles de inventario?	Analizar el seguimiento y control de existencias
	Herramientas utilizadas	¿Utilizan alguna herramienta tecnológica para controlar inventarios?	Identificar nivel de tecnificación
	Faltantes de inventario	¿Con qué frecuencia presentan faltantes de inventario?	Evaluar problemas de abastecimiento y disponibilidad de materiales
	Exceso de inventario	¿Presentan sobre stock (exceso de inventario)?	Analizar desequilibrios en los niveles de stock
	Pérdidas de inventario	¿Han tenido pérdidas de materia prima o inventario?	Identificar afectaciones asociadas a la gestión de inventarios
	Costos asociados	¿La empresa identifica los costos de almacenamiento?	Analizar impacto económico
	Rentabilidad	¿Considera que los costos de inventario afectan la rentabilidad?	Relacionar inventarios y desempeño financiero

Variable	Dimensión	Pregunta de la encuesta	Finalidad
Pronóstico de demanda	Aplicación de pronósticos	¿La empresa realiza algún tipo de pronóstico de demanda?	Identificar implementación de modelos
	Métodos utilizados	Si respondió sí, ¿qué método utiliza?	Analizar herramientas aplicadas
	Precisión del pronóstico	¿Qué tan precisos considera que son sus pronósticos?	Evaluar percepción de exactitud
	Impacto económico	¿La falta de un pronóstico adecuado ha generado pérdidas económicas?	Relacionar pronósticos y costos
	Necesidad de mejora	¿Considera necesario mejorar el sistema de gestión de inventarios?	Identificar percepción de mejora
	Disposición de implementación	¿Estaría dispuesto a implementar un modelo de pronóstico más técnico?	Evaluar aceptación de la propuesta

Nota: La tabla relaciona las variables de estudio con las preguntas incluidas en la encuesta aplicada. Fuente: Elaboración propia (2026).

5.4.4 Análisis Documental

Como parte del desarrollo de la investigación, se realizó una revisión de diferentes fuentes secundarias relacionadas con la gestión de inventarios y los modelos de pronóstico de demanda. Para ello, se consultaron libros, artículos académicos, tesis de grado, documentos técnicos y normativas relacionadas con el tema de estudio.

La información recopilada permitió fundamentar teóricamente la investigación, identificar antecedentes relevantes y apoyar el análisis de los resultados obtenidos durante el desarrollo del diagnóstico.

5.5 Tamaño Poblacional y Muestra

La población objeto de estudio estuvo conformada por empresas del sector metalmecánico ubicadas en la localidad de Fontibón, Bogotá D.C. Para la identificación de esta población se utilizó una base de datos empresarial, suministrada por el director del proyecto, la cual consolida registros empresariales históricos y actualizados hasta el año 2022 de diferentes organizaciones de la ciudad.

Para garantizar la pertinencia de la investigación, se aplicaron tres filtros de inclusión técnica:

Ubicación geográfica. Empresas localizadas exclusivamente en la localidad de Fontibón.

Actividad económica. Organizaciones pertenecientes estrictamente al sector metalmecánico.

Tamaño empresarial. Pymes (Pequeñas y Medianas empresas).

A partir de este proceso se obtuvo un subconjunto aproximadamente de 80 registros empresariales potencialmente aptos para el desarrollo de la investigación. El instrumento de recolección fue distribuido mediante correo electrónico institucional con el respaldo de la Decanatura de Ingeniería, logrando una tasa de respuesta del 32.5% (26 empresas). Cabe destacar que el 100% de los informantes clave ocupan cargos de nivel gerencial o de toma de decisiones, lo que incrementa la confiabilidad de los datos recolectados sobre el impacto económico y operativo de los inventarios. Este resultado se utilizó como base para el diagnóstico de la gestión de inventarios y el análisis de la aplicación de modelos de pronóstico de demanda.

5.5.1 Criterios de selección de la muestra

Para la selección de la muestra se establecieron criterios específicos con el fin de garantizar la pertinencia de los registros utilizados en la investigación. En primer lugar, se

consideraron únicamente empresas pertenecientes al sector metalmecánico e industrial, debido a la relación directa de sus procesos productivos con la gestión de inventarios y abastecimiento de materiales.

Adicionalmente, se seleccionaron organizaciones ubicadas en la localidad de Fontibón, Bogotá D.C., teniendo en cuenta la concentración de actividades industriales presentes en esta zona de la ciudad. Así mismo, se priorizaron pequeñas y medianas empresas, debido a que este tipo de organizaciones representa una parte importante del sector analizado y presenta mayores desafíos en la implementación de herramientas tecnológicas y modelos de pronóstico de demanda.

Finalmente, se incluyeron aquellas empresas que contaban con información disponible en la base de datos utilizada y que presentaron disposición para participar en el diligenciamiento de la encuesta.

5.6 Limitaciones del estudio.

Una de las principales limitaciones de la presente investigación corresponde al alcance de la información obtenida mediante la aplicación de las encuestas, debido a que no todas las empresas contactadas participaron en el estudio. Esta situación redujo la cantidad de respuestas disponibles para el análisis y limitó la posibilidad de ampliar el diagnóstico a una mayor cantidad de organizaciones del sector.

Es significativo señalar que la presente investigación utiliza un muestreo no probabilístico por conveniencia, lo cual implica que los resultados obtenidos no pueden generalizarse estadísticamente a la totalidad de las empresas metalmecánicas de Bogotá D.C.

Adicionalmente, algunas variables relacionadas con costos, niveles exactos de inventario

y procesos internos no pudieron analizarse con mayor profundidad, debido a las restricciones de acceso a información empresarial considerada confidencial por parte de algunas organizaciones.

Sin embargo, esta metodología permite obtener un acercamiento válido a la realidad del contexto analizado, facilitando la identificación de tendencias, problemáticas y oportunidades de mejora dentro de las empresas participantes. En este sentido, los resultados del estudio deben interpretarse como una referencia diagnóstica del sector, más que como una representación estadística absoluta.

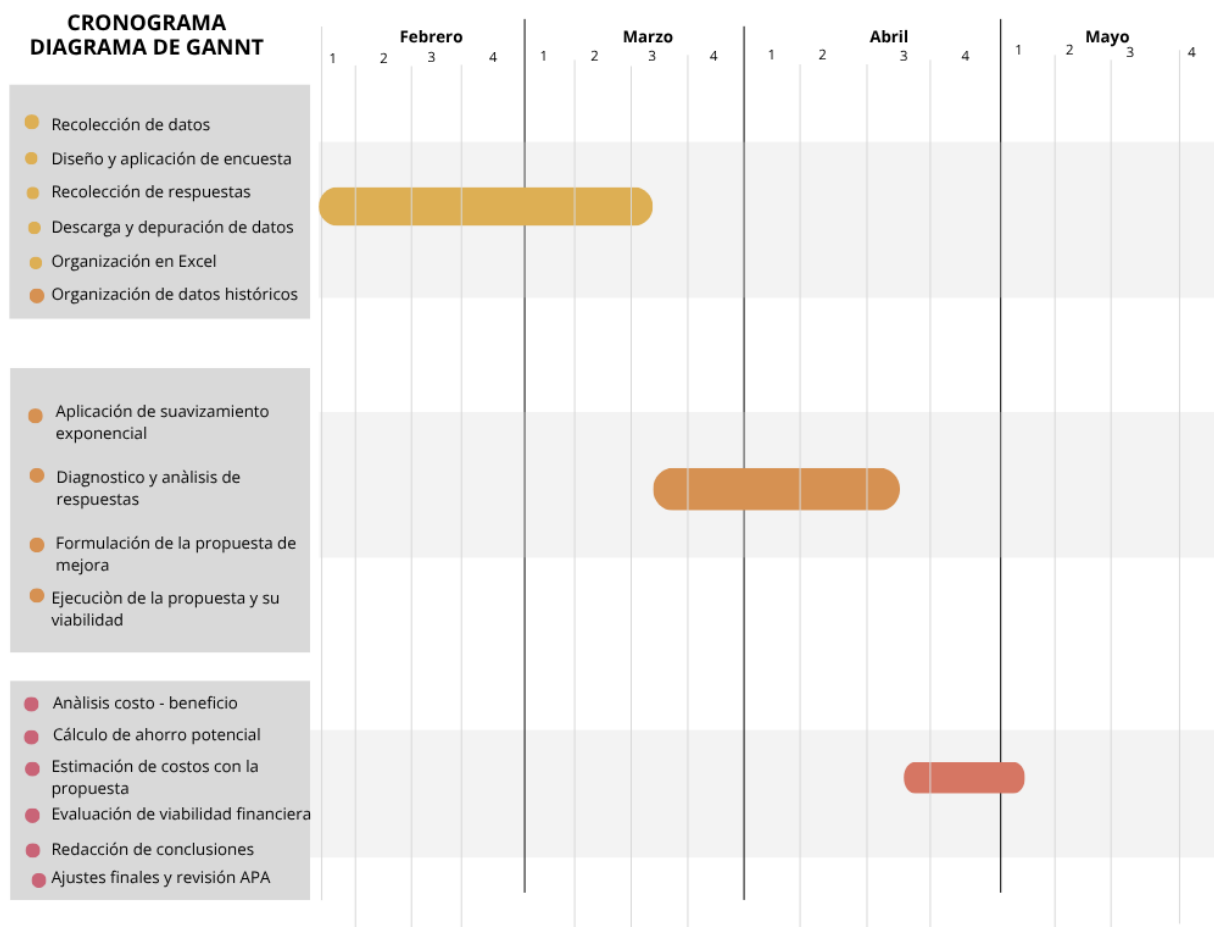
5.7 Cronograma

Tabla 4

Cronograma de ejecución de actividades, para entrega de monografía.

Actividad	Inicio	Fin
Diagnóstico (Objetivo 1)	16-feb	16-mar
Propuesta con pronóstico (Objetivo 2)	17-mar	13-abr
Análisis costo–beneficio (Objetivo 3)	13-abr	4-may

Nota: Cronograma de actividades para ejecución de monografía. Fuente. Elaboración propia (2026).

Figura 2*Diagrama de Gantt del cronograma.*

Fuente: Elaboración propia (2026).

6. Resultados: Diagnóstico de la gestión de inventarios

6.1 Caracterización de la muestra

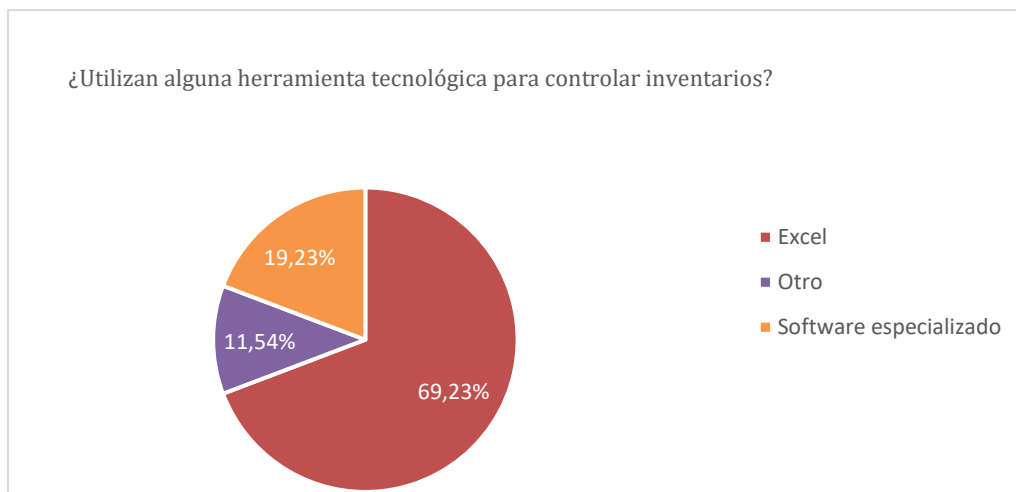
Una vez ejecutado el proceso de recolección de información a través del instrumento distribuido con el apoyo de la Decanatura de Ingeniería, se consolidó una muestra final de 26 unidades productivas. El análisis de estas empresas revela un perfil crítico para el estudio: se trata de organizaciones del sector metalmecánico en Fontibón que operan bajo la estructura de Pymes, donde la toma de decisiones recae directamente en los niveles gerenciales.

La participación exclusiva de gerentes y jefes de área como informantes clave permite validar que los hallazgos presentados a continuación reflejan con precisión las barreras presupuestales y operativas de la zona. Se destaca que estas 26 empresas representan el 32.5% del universo potencial identificado, lo que constituye una base de datos robusta para diagnosticar la brecha entre la gestión empírica de inventarios y la necesidad técnica de modelos de pronóstico en la industria local.

6.1.1 Nivel de tecnificación en la gestión de inventarios

Figura 3

Herramientas utilizadas para la gestión de inventarios



Fuente: Elaboración propia (2026).

Los resultados revelan una brecha tecnológica significativa en el sector metalmecánico de Fontibón. Aunque el 69,23% de las empresas (18 de 26) utiliza herramientas digitales, el predominio absoluto de Excel indica una gestión de inventarios de carácter estacionario y manual. Desde la perspectiva de la ingeniería industrial, el uso mayoritario de hojas de cálculo sin integración de datos sugiere que el control de existencias es reactivo y propenso al error humano, limitando la trazabilidad en tiempo real.

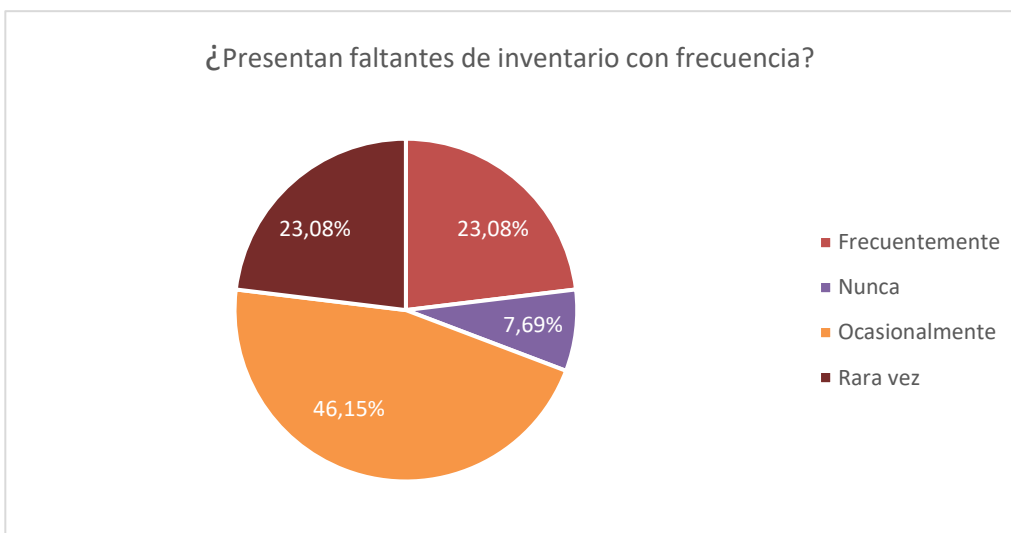
Solo el 19,23% de la muestra cuenta con software especializado, lo que confirma que la mayoría de estas Pymes operan bajo un modelo de "empirismo digital": poseen la información, pero carecen de la arquitectura tecnológica para procesarla estadísticamente. Esta baja adopción de sistemas avanzados representa una barrera crítica para la eficiencia operativa, ya que Excel, por sí solo, no permite ejecutar modelos de optimización o pronósticos complejos de manera automatizada. En consecuencia, la modernización mediante herramientas como RStudio no es solo una opción de mejora, sino una necesidad competitiva para reducir la incertidumbre en la

cadena de suministro local.

6.1.2 Incidencia de desabastecimiento (Faltantes de inventario)

Figura 4

Frecuencia de faltantes de inventario



Fuente: Elaboración propia (2026).

El hecho de que el 69,23% de las empresas presente faltantes de manera recurrente (frecuente y ocasional) indica una falla crítica en la estimación de la demanda futura. Desde la ingeniería industrial, esta frecuencia acumulada de faltantes es un indicador directo de una planificación de requerimientos de materiales (MRP) deficiente y empírica, además de una nula sincronización con la demanda real del mercado.

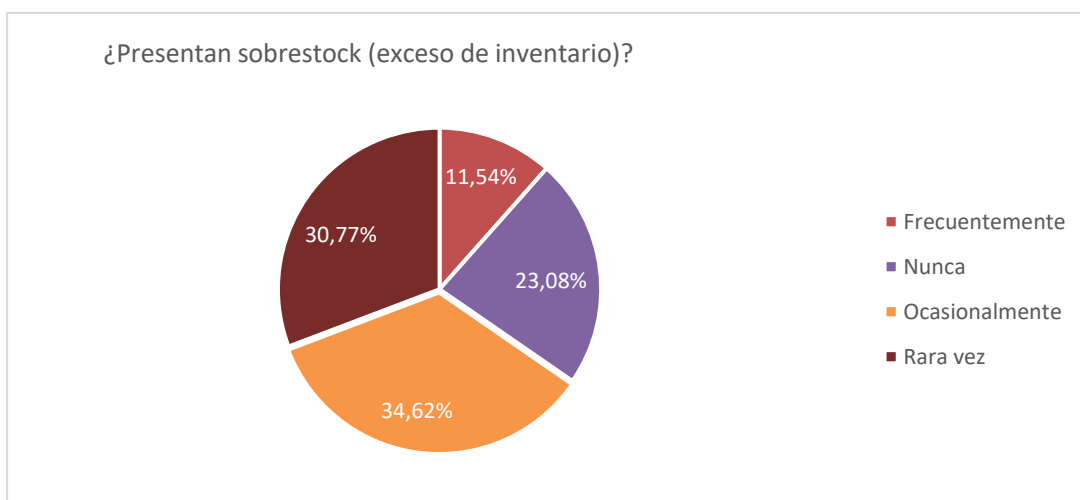
Al no contar con modelos estadísticos de pronóstico, estas empresas metalmecánicas de Fontibón no logran determinar con precisión el cuándo y cuánto pedir, operando bajo una incertidumbre donde la falta de stock de seguridad, calculado técnicamente deriva en paradas de línea de producción e incumplimientos en la promesa de entrega al cliente final. Esta situación

confirma que los métodos actuales de control, basados mayoritariamente en Excel (como se observó en el punto anterior), no tiene la capacidad de anticipar las fluctuaciones del mercado, validando la necesidad de transitar hacia un sistema de gestión basado en el análisis de series de tiempo y proyecciones de demanda para estabilizar los niveles de stock de seguridad.

6.1.3 Niveles de sobre – stock (Exceso de inventario)

Figura 5

Frecuencia de exceso de inventario



Fuente: Elaboración propia (2026).

El diagnóstico indica que el 76,93% de las empresas ha lidiado con excesos de inventario. Al analizar este dato en conjunto con el 69,23% que reportó faltantes en el punto anterior, se identifica un fenómeno: la coexistencia de inventario inmovilizado y quiebres de stock.

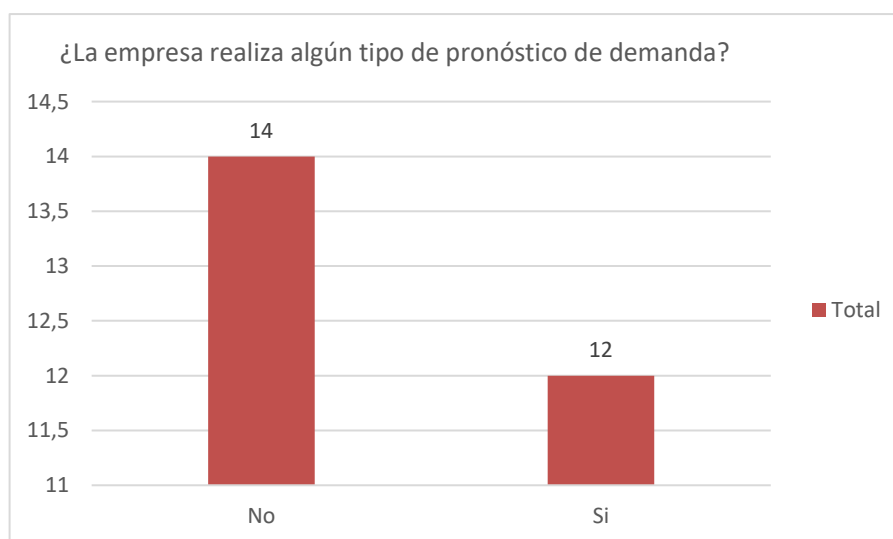
Esta dualidad es la evidencia más clara del Efecto Látigo en el sector metalmecánico de Fontibón. La acumulación de materiales no es un error de espacio, sino una falla en la gestión de compras impulsada por la incertidumbre. Al no aplicar modelos matemáticos de pronóstico de demanda, las empresas incurren en "compras de pánico" o sobreestimaciones empíricas que elevan los costos de mantenimiento de inventario y restan liquidez financiera.

En conclusión, los resultados demuestran que las Pymes analizadas no tienen un problema de capacidad de almacenamiento, sino de sincronización. La recurrencia de excesos confirma que la experiencia de los gerentes, aunque valiosa, es insuficiente para equilibrar el inventario sin el apoyo de herramientas de análisis predictivo que ajusten los niveles de stock a la demanda real del mercado.

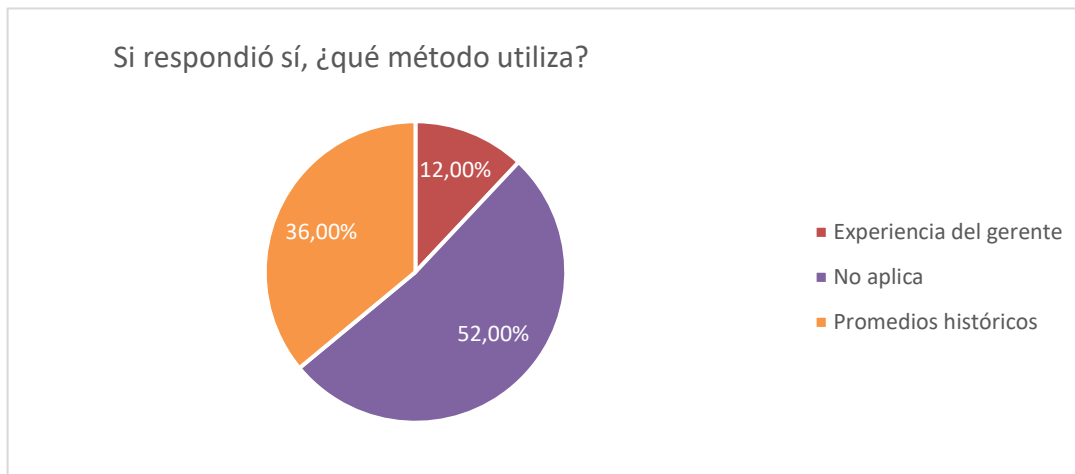
6.1.4 Madurez de los procesos de planificación y pronóstico

Figura 6

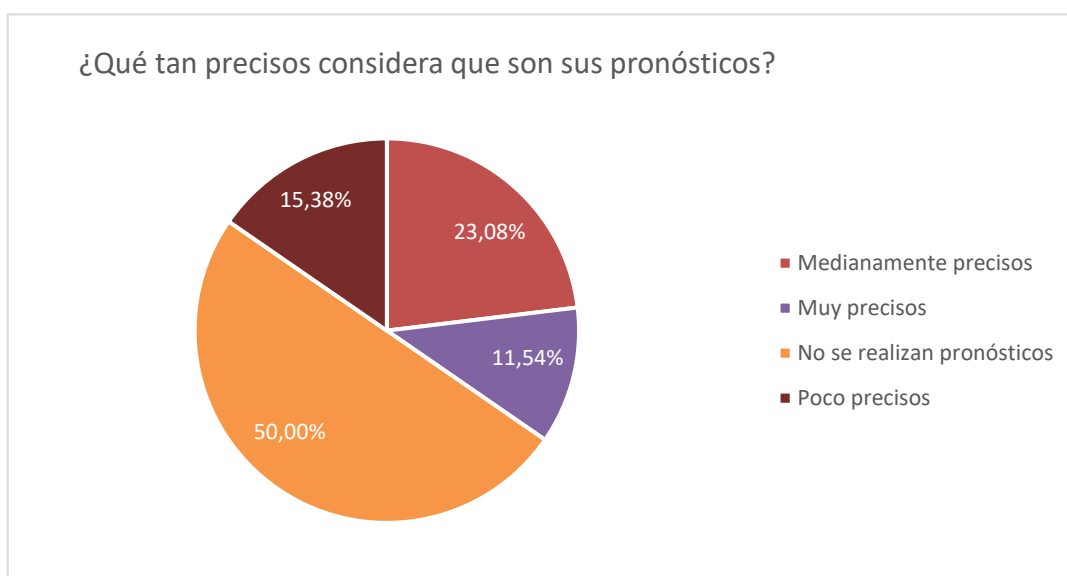
Uso de pronósticos de demanda



Fuente: Elaboración propia (2026).

Figura 7*Métodos de pronósticos de demanda*

Fuente: Elaboración propia (2026).

Figura 8*Precisión de los pronósticos de demanda*

Fuente: Elaboración propia (2026).

El diagnóstico de los procesos de planificación revela una falta de madurez analítica crítica en el sector. El hecho de que el 53,85% de las empresas no realice ningún pronóstico de

demanda sitúa a la mayoría de las Pymes de Fontibón en un estado de operación reactiva, donde el inventario se gestiona según el evento del día y no bajo una estrategia de suministro.

Sin embargo, el hallazgo más preocupante para la ingeniería industrial reside en el 46,15% que sí afirma realizar pronósticos. Al observar los métodos, se identifica un predominio del empirismo gerencial y promedios simples. Desde la teoría de restricciones y gestión de inventarios, un promedio histórico simple no es capaz de capturar la estacionalidad ni las tendencias del mercado metalmecánico. Esta precariedad técnica explica por qué solo el 11,54% de las empresas confía en la precisión de sus datos.

Existe una crisis de confiabilidad en la información: las empresas sospechan que sus métodos son "poco" o "medianamente" precisos, lo que genera un círculo vicioso donde el gerente prefiere ignorar el dato técnico y comprar basado en su intuición. Esta brecha entre la recolección de datos y la generación de proyecciones robustas justifica la necesidad de implementar modelos de series de tiempo, que permitan elevar el nivel de confianza en el pronóstico y, por ende, reducir el riesgo financiero derivado de una mala planeación.

6.1.5 Valoración del impacto económico por deficiencias en la planeación.

Figura 9

Impacto económico por falta de pronóstico de demanda



Fuente: Elaboración propia (2026).

El impacto financiero derivado de una gestión de inventarios empírica es contundente: el 73,08% de las empresas reconoce pérdidas económicas directas por la ausencia de pronósticos adecuados. Desde la ingeniería financiera y logística, este dato indica que la falta de una estimación técnica de la demanda no es solo un vacío administrativo, sino un generador de ineficiencias de flujo de caja.

Estas pérdidas se materializan en dos frentes críticos:

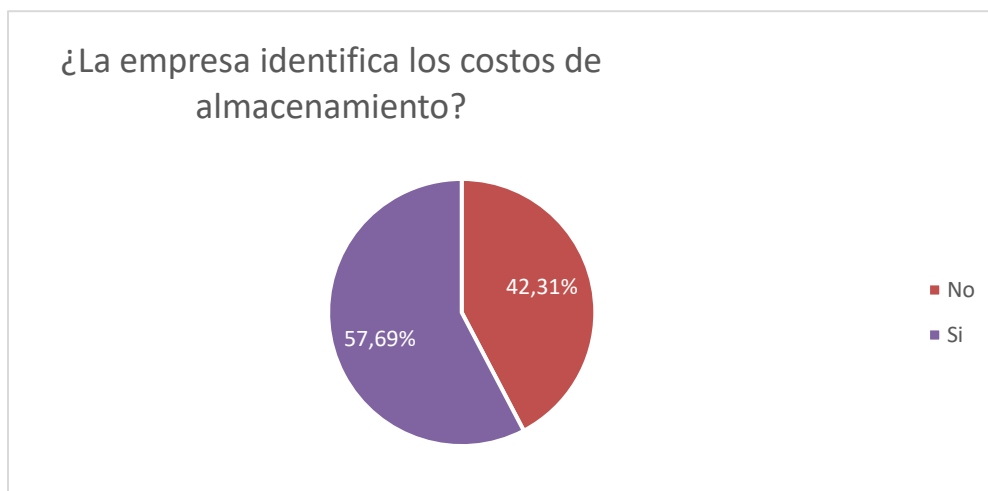
1. **Costos de Mantenimiento:** El sobre stock identificado previamente inmoviliza capital de trabajo y eleva los costos de almacenamiento y riesgo de obsolescencia.
2. **Costos de Oportunidad:** Los faltantes de inventario se traducen en ventas perdidas y posibles sanciones por incumplimiento con clientes industriales, deteriorando la competitividad de las Pymes en Fontibón.

El hecho de que un 11,54% no tenga claridad sobre sus pérdidas sugiere, además, una ausencia de indicadores de gestión financieros. En conclusión, el alto índice de afectación económica valida que la implementación de un modelo de pronóstico basado en métodos estadísticos es una inversión estratégica necesaria para proteger el margen de utilidad y garantizar la sostenibilidad financiera de las organizaciones del sector.

6.1.6 Visibilidad y control de los costos de mantenimiento de inventario

Figura 10

Identificación de costos de almacenamiento



Fuente: Elaboración propia (2026).

Los resultados demuestran una asimetría en el control financiero de las empresas del sector. Un 42,31% de la muestra no tiene claridad sobre sus costos de almacenamiento es una señal de alerta para la ingeniería industrial, ya que lo que no se mide, no se puede optimizar.

Desde el punto de vista contable y logístico, estos costos de mantenimiento incluyen no solo el espacio físico, sino también el costo de oportunidad del capital invertido, los seguros y el riesgo de obsolescencia. La falta de identificación de estas variables sugiere que muchas Pymes del sector, toman decisiones de compra basadas únicamente en el precio del material, ignorando el costo total de propiedad.

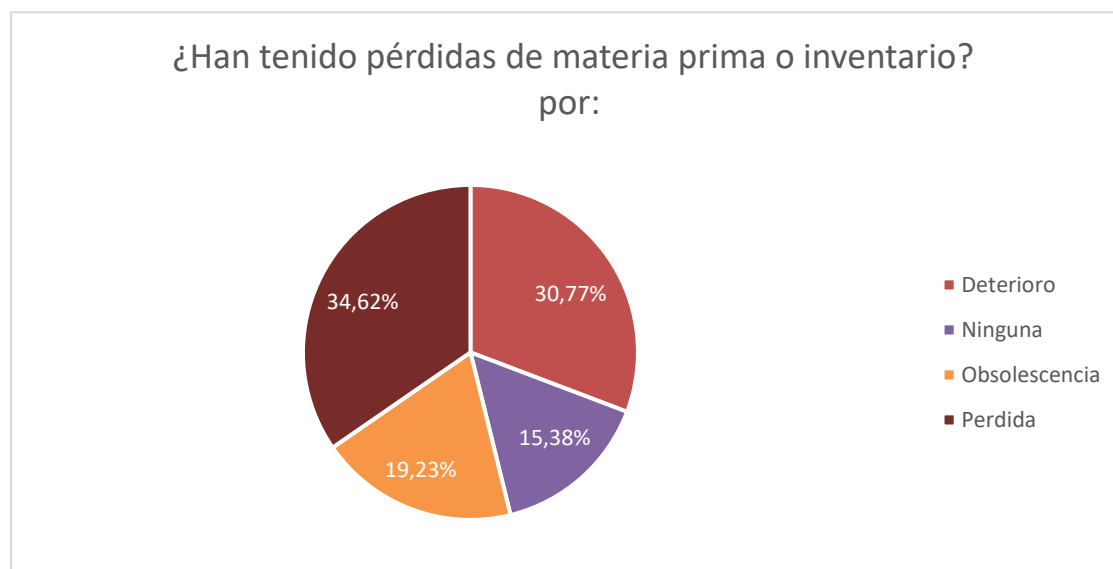
Esta debilidad, vinculada al 76,93% de exceso de inventario detectado anteriormente, confirma que las empresas están perdiendo dinero sin ser plenamente conscientes de la magnitud. La ausencia de este dato impide calcular el Lote Económico de Compra o establecer niveles de stock óptimos, lo que refuerza la necesidad de una propuesta que no solo pronostique demanda,

sino que permita una planificación que minimice el capital inmovilizado en bodega.

6.1.7 Causas de merma y degradación del valor del inventario

Figura 11

Causas de pérdidas de inventario



Fuente: Elaboración propia (2026).

El diagnóstico identifica que el 84,62% de las empresas sufre pérdidas tangibles de inventario, un indicador crítico de ineficiencia operativa. Desde la ingeniería industrial, es fundamental categorizar estas pérdidas para entender su origen: la obsolescencia (19,23%) y el deterioro (30,77%) no son accidentes, sino consecuencias directas de una baja rotación de inventario.

En el sector metalmecánico, materiales como el acero o aleaciones especiales son vulnerables a la corrosión si el tiempo de almacenamiento es excesivo. Por lo tanto, el deterioro reportado es el síntoma físico de un problema de planificación: se compra material que permanece estático más tiempo del debido. Asimismo, la obsolescencia confirma que las Pymes de Fontibón están adquiriendo insumos que no se alinean con la demanda real del mercado,

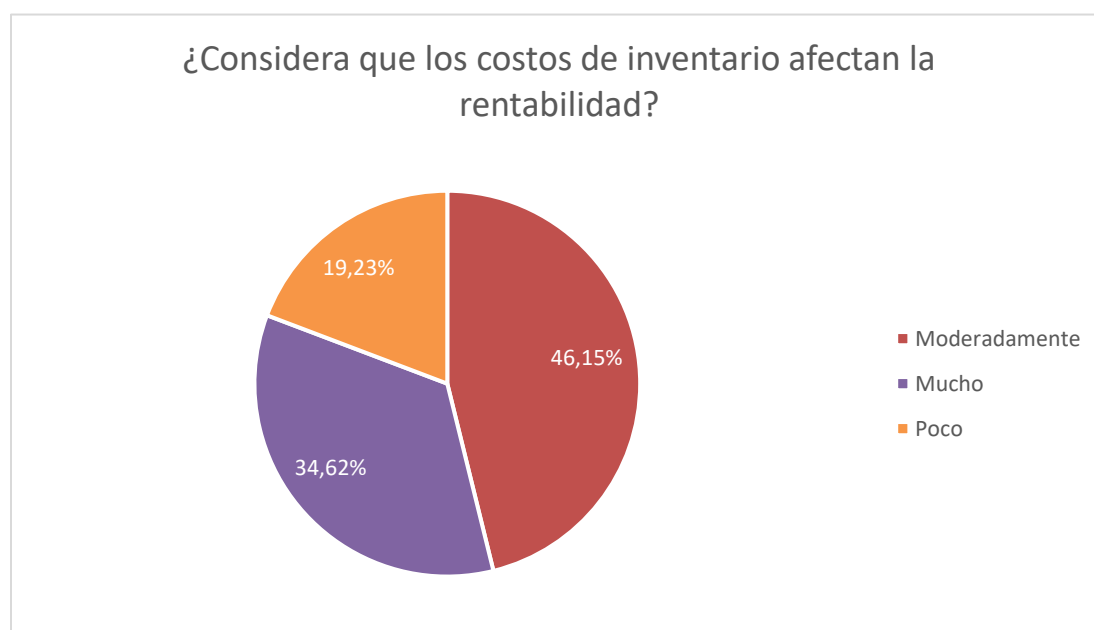
resultando en capital inmovilizado que pierde su valor comercial.

En conclusión, estas mermas representan un costo de no calidad que erosiona la rentabilidad. Los hallazgos validan que el control de inventarios en estas empresas es puramente administrativo y no estratégico, pues carecen de una política de inventarios justo a tiempo o de modelos de pronóstico que sincronicen la compra con el consumo, minimizando así el tiempo de exposición del material en bodega.

6.1.8 Percepción del impacto de los costos de inventario en la rentabilidad

Figura 12

Impacto de los costos de inventario en la rentabilidad



Fuente: Elaboración propia (2026).

El diagnóstico revela que el 80,77% de las empresas identifica una incidencia significativa (moderada o alta) de los inventarios sobre su rentabilidad. Desde la perspectiva de la ingeniería, esto confirma que el inventario es el activo corriente con mayor peso en la

estructura de costos de las Pymes metalmecánicas de Fontibón.

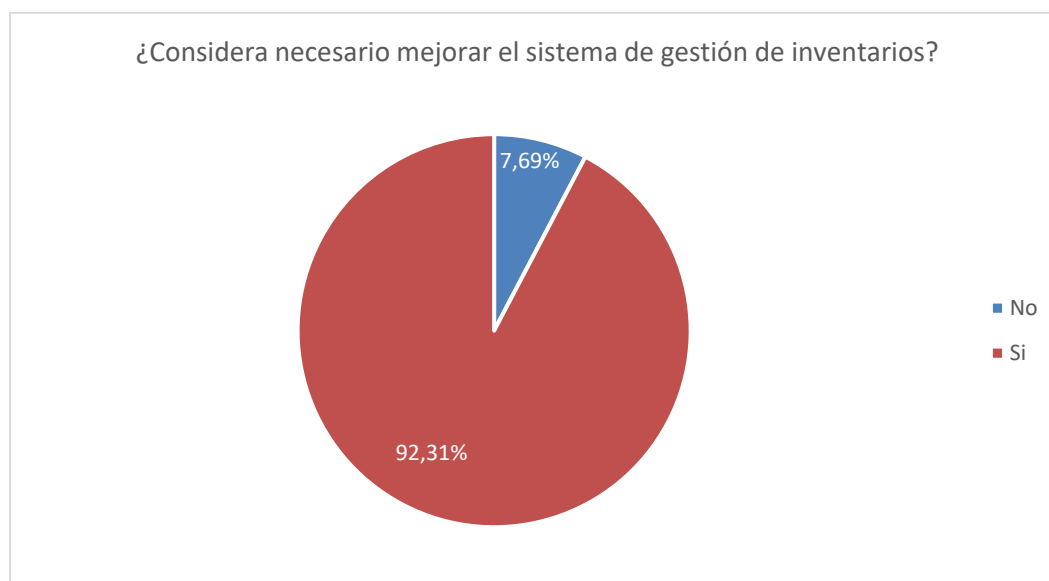
Un impacto alto en la rentabilidad (reportado por el 34,62%) sugiere que las ineficiencias en el control de stock están erosionando directamente el margen de utilidad neta. No se trata solo de un gasto operativo, sino de un drenaje de recursos que impide la reinversión en maquinaria o tecnología. Al vincular este resultado con los hallazgos previos de obsolescencia (19,23%) y deterioro (30,77%), se hace evidente que las empresas están operando bajo un modelo de "costos ocultos" que solo se hace visible cuando la rentabilidad cae.

En conclusión, los resultados validan la urgencia de la propuesta: si las empresas logran reducir la incertidumbre mediante pronósticos de demanda estructurados, podrán liberar capital de trabajo inmovilizado y disminuir el impacto financiero del almacenamiento, transformando la gestión de inventarios de un centro de costos a una ventaja competitiva estratégica.

6.1.9 Disposición hacia la optimización y mejora de procesos

Figura 13

Necesidad de mejora en la gestión de inventarios



Fuente: Elaboración propia (2026).

El resultado es contundente: el 92,31% de las empresas reconoce la necesidad imperativa de transformar su gestión de inventarios. Desde la óptica de la gestión del cambio en ingeniería, este dato es fundamental, ya que indica que existe una "ventana de oportunidad" técnica y administrativa; las empresas han identificado que sus métodos actuales (basados en el empirismo y herramientas básicas) han llegado a un punto de saturación e ineficiencia.

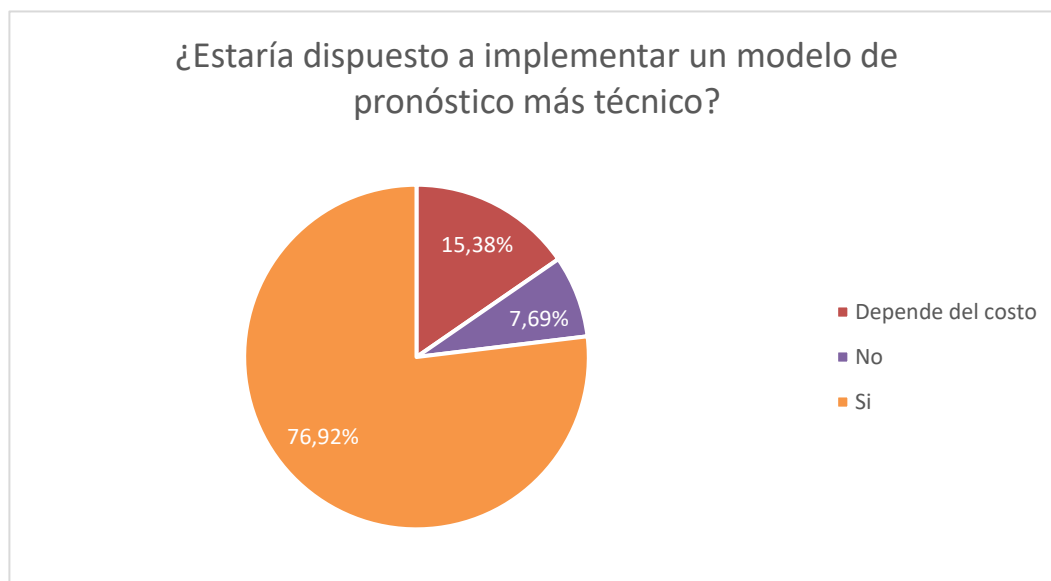
Esta disposición hacia la mejora no es aislada; es la respuesta lógica a la acumulación de fallas operativas detectadas a lo largo de este diagnóstico: faltantes, excesos, mermas físicas y pérdidas económicas. El alto nivel de conciencia sobre estas debilidades permite inferir que el sector metalmecánico de Fontibón está preparado para la transición hacia modelos de Gestión de Datos y analítica predictiva.

En conclusión, la problemática ha dejado de ser una sospecha técnica para convertirse en una necesidad estratégica declarada por los gerentes.

6.1.10 Factibilidad y disposición hacia la adopción tecnológica

Figura 14

Disposición para implementar un modelo de pronóstico



Fuente: Elaboración propia (2026).

El diagnóstico concluye con un indicador de viabilidad del 76,92%, lo que representa una aceptación mayoritaria para la transición hacia modelos de pronóstico avanzados. Desde la ingeniería, este nivel de disposición reduce el riesgo de resistencia al cambio, factor crítico en la modernización de las Pymes metalmecánicas.

Sin embargo, el análisis debe considerar al 15,38% que condiciona la adopción al factor económico. En consecuencia, esto es fundamental para justificar el uso de herramientas de pronóstico, ya que algunas nos permiten implementar modelos matemáticos de alta complejidad sin incurrir en los altos costos de licenciamiento de un ERP o software propietario.

En conclusión, los resultados validan que la propuesta técnica no solo es necesaria, sino que es económicamente pertinente. Las empresas de Fontibón buscan una solución que equilibre la sofisticación estadística con la eficiencia en costos, lo que posiciona a los estudios de pronóstico de demanda como la herramienta idónea para transformar sus procesos de inventario sin comprometer su presupuesto operativo.

6.2 Análisis integral y cruce de variables del diagnóstico

Tras el análisis detallado de los resultados, se concluye que las empresas metalmecánicas de Fontibón presentan un modelo de gestión fragmentado y reactivo. A continuación, se articulan los hallazgos mediante un diagnóstico integral que conecta las causas raíz con sus efectos económicos:

6.2.1. Correlación entre el Empirismo Tecnológico y la Ineficiencia Financiera

Existe una relación directa y proporcional entre el uso predominante de Excel (69,23%) y el impacto negativo en la rentabilidad (80,77%). Este cruce de variables demuestra que las herramientas de cálculo básico, aunque útiles para el registro, carecen de la potencia estadística necesaria para blindar las finanzas de la empresa frente a la variabilidad del mercado. El "empirismo digital" identificado (uso de software básico para decisiones complejas) es el principal responsable de que el 73,08% de la muestra reconozca pérdidas económicas constantes.

6.2.2. La Paradoja de los Inventarios: El Efecto Látigo en Fontibón

Se identifica un fenómeno crítico de ingeniería: la coexistencia de excesos de stock (76,93%) y faltantes de material (69,23%). Esta dualidad no es un error de espacio físico, sino una falla en la capacidad predictiva. Al no contar con modelos de pronóstico estructurados (53,85% de ausencia total), los gerentes incurren en "compras de pánico" o sobreestimaciones intuitivas que saturan la bodega con productos innecesarios mientras se desabastecen de insumos críticos. Este desequilibrio es la evidencia técnica del efecto látigo, donde la incertidumbre de la demanda se traduce en una oscilación ineficiente de las existencias.

6.2.3. Ciclo de Degradación del Valor y Costos Ocultos

La falta de visibilidad sobre los costos de almacenamiento (42,31% de desconocimiento) explica la alarmante tasa de deterioro y obsolescencia (84,62% total). Al no medir el costo de mantener el material inmovilizado, las empresas no priorizan la rotación de sus inventarios. Esto genera un ciclo de degradación donde la materia prima pierde sus propiedades técnicas (corrosión/daños) antes de ser utilizada, convirtiendo lo que debería ser un activo en una pérdida contable directa.

6.2.4. Síntesis de la Necesidad Técnica

El diagnóstico confirma que la problemática en Fontibón no radica en la falta de datos, sino en la incapacidad de procesarlos bajo modelos de ingeniería. El alto nivel de disposición al cambio (92,31%) y la apertura hacia modelos técnicos (76,92%) validan la transición hacia la propuesta de este estudio. En conclusión, los resultados demuestran que el sector requiere urgentemente migrar de la intuición hacia la analítica predictiva en un software, única vía para estabilizar el flujo de materiales, reducir los costos de no-calidad y recuperar el margen de utilidad neta.

7. Propuesta de Gestión de Inventarios mediante Pronóstico de Demanda

7.1 Enfoque y fundamentación de la propuesta.

Como respuesta a los hallazgos del diagnóstico, donde se evidenció una gestión de inventarios reactiva y con altos índices de pérdida económica, se propone el diseño de un sistema de gestión de inventarios basado en analítica predictiva. Esta propuesta trasciende el control administrativo tradicional, integrando técnicas de ingeniería industrial para sincronizar el flujo de materiales con el comportamiento real del mercado en la localidad de Fontibón.

La propuesta se fundamenta en un enfoque cuantitativo mediante el uso de modelos matemáticos avanzados de series de tiempo, seleccionados por su capacidad de adaptación a la variabilidad y comportamiento histórico de la demanda del sector metalmecánico. La implementación técnica se realiza a través de herramientas especializadas de analítica de datos, lo cual se justifica como la alternativa idónea al ofrecer robustez estadística, automatización de cálculos y una viabilidad económica que elimina las barreras de inversión en software licenciado para las organizaciones.

Este sistema de trabajo busca erradicar el empirismo digital detectado, sustituyendo la intuición gerencial por indicadores de precisión matemática. Con ello, la gestión de inventarios deja de ser un proceso aislado para convertirse en un motor de planificación estratégica, orientado a la optimización del capital de trabajo y la eliminación de los costos de no calidad derivados de excesos y faltantes en el stock.

7.2 Selección de la plataforma tecnológica

Para determinar la herramienta más idónea para la gestión de inventarios en el sector metalmeccánico de Fontibón, se realizó una evaluación comparativa entre las soluciones más comunes del mercado. Se asignó un peso porcentual a cada criterio según su relevancia para una Pyme, donde 1 es la calificación más baja y 5 la más alta.

Tabla 5

Matriz de Selección Ponderada de Software

Criterio de Evaluación	Peso	RStudio	MS Excel	Power BI	Python	Software Espec.
Costo (Licencia)	15%	5	3	2	5	1
Facilidad de uso	10%	3	5	4	2	4
Curva de aprendizaje	10%	3	5	4	2	4
Automatización	15%	5	2	4	5	5
Capacidad estadística	15%	5	2	3	5	4
Escalabilidad	5%	5	2	4	5	4
Personal capacitado	10%	3	5	4	2	3
Aplicabilidad en Pymes	10%	5	5	3	3	2
Mantenimiento	5%	5	3	4	4	2
Facilidad de implementación	5%	4	5	3	2	3
TOTAL PONDERADO	100%	4.35	3.60	3.35	3.70	3.15

Nota: Calificación de 1 (Deficiente) a 5 (Excelente). Fuente: Elaboración propia (2026)

Tras aplicar la matriz ponderada, RStudio obtuvo la calificación más alta (4.35). A diferencia de las herramientas convencionales como Excel, que presentan limitaciones en el cálculo de algoritmos complejos, RStudio ofrece un entorno especializado en análisis estadístico

que garantiza la integridad de los datos.

Las razones técnicas que justifican su elección en este estudio son:

Costo de Implementación. Al ser un software de código abierto, permite que las Pymes del sector metalmecánico accedan a tecnología de vanguardia sin incurrir en costos de licenciamiento, un factor determinante identificado en el diagnóstico.

Robustez en el Tratamiento de Datos. RStudio permite el uso de librerías avanzadas para el análisis de series de tiempo, lo que facilita la evaluación de múltiples modelos estadísticos bajo un mismo entorno de trabajo.

Repetibilidad y Automatización. El uso de scripts permite que el proceso de cálculo sea estandarizado, eliminando los errores manuales comunes en el manejo de hojas de cálculo.

Flexibilidad. La herramienta permite adaptar los parámetros de cálculo a la variabilidad específica de la demanda de cada empresa, algo que los softwares especializados y cerrados no permiten con la misma facilidad.

7.3 Selección Metodológica de la Herramienta Tecnológica mediante Proceso de Jerarquía Analítica (AHP)

Para fundamentar técnicamente la elección de la plataforma de procesamiento de datos se implementó el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP). Este método multicriterio permite estructurar un problema de decisión complejo en forma de jerarquía, evaluando cuantitativamente la importancia de seis variables operacionales y económicas específicas frente a las cuatro alternativas tecnológicas factibles en el mercado de desarrollo: Microsoft Excel, Python, Microsoft Power BI y el entorno RStudio.

7.3.1. Definición de Criterios de Selección

El modelo de decisión se fundamenta en los seis criterios operacionales y económicos más críticos para el contexto de las Pymes metalmecánicas de Fontibón:

Costo. Mide el impacto financiero por derechos de adquisición y pago de licencias recurrentes de software.

Facilidad de uso. Evalúa la simplicidad y el confort de la interfaz gráfica para el manejo rutinario del usuario.

Curva de aprendizaje. Analiza el tiempo, esfuerzo y horas de capacitación requeridas para que el personal adopte la herramienta.

Automatización. Mide la capacidad del sistema para ejecutar el algoritmo holtwinters y procesar inventarios mediante un solo script programado, reduciendo tiempos administrativos.

Capacidad estadística. Procesa el algoritmo de descomposición estocástica

Escalabilidad. Evalúa la aptitud del sistema para soportar incrementos masivos en el volumen de datos históricos.

7.3.2 Matrices de Comparación por Pares y Evaluación de Consistencia

Utilizando la escala fundamental de Saaty (valores numéricos del 1 al 9 para denotar intensidad de importancia relativa de cada criterio comparándolo individualmente contra los demás.), se construyó la matriz de comparación por pares para los seis criterios seleccionados. Los juicios se establecieron priorizando la robustez y la automatización matemática para erradicar el empirismo del sector, sin descuidar la barrera económica de las Pymes (Costo).

La matriz cuadrada resultante (6x6) junto con la sumatoria vertical de cada columna necesaria para el posterior proceso de normalización, se detalla en la Tabla 6.

Tabla 6*Matriz de Comparación por Pares de los Seis Criterios de Selección (AHP)*

Criterios	Costo	Facilidad de uso	Curva de aprendizaje	Automatización	Capacidad estadística	Escalabilidad
Costo	1,00	3,00	3,00	0,33	0,25	2,00
Facilidad de uso	0,33	1,00	1,00	0,20	0,16	0,50
Curva de aprendizaje	0,33	1,00	1,00	0,20	0,16	0,50
Automatización	3,00	5,00	5,00	1,00	0,50	4,00
Capacidad estadística	4,00	6,00	6,00	2,00	1,00	5,00
Escalabilidad	0,50	2,00	2,00	0,25	0,20	1,00
TOTAL	9,16	18,00	18,00	3,98	2,27	13,00

Nota. Los valores fraccionarios representan la intensidad de menor importancia relativa

(por ejemplo, el Costo es menos importante que la Capacidad estadística, por lo que recibe un 1/4). Los valores decimales de la suma de columnas son indispensables para el posterior proceso de normalización del modelo. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.3 Elevación de la Matriz al Cuadrado y Cálculo del Vector de Prioridades

Siguiendo de forma estricta el algoritmo de optimización matricial expuesto por Saaty, se procedió a elevar al cuadrado la matriz de comparación por pares original (AXA). Este procedimiento iterativo de álgebra lineal refina los juicios de valor y estabiliza el vector propio dominante. Los resultados numéricos de la matriz cuadrada, junto con la sumatoria horizontal de sus filas, se exponen en la Tabla 7.

Tabla 7*Matriz de Comparación Elevada al Cuadrado e Índices de Fila*

Criterios	Costo	Facilidad de uso	Curva de aprendizaje	Automatización	Capacidad estadística	Escalabilidad	Total de filas	Peso
Costo	6,0	16,2	16,2	2,9	2,0	9,6	52,7	0,13
Facilidad de uso	2,5	6,0	6,0	1,2	0,8	3,8	20,1	0,05
Curva de aprendizaje	2,5	6,0	6,0	1,2	0,8	3,8	20,1	0,05
Automatización	13,3	35,0	35,0	6,0	4,2	21,5	114,9	0,28
Capacidad estadística	20,5	50,0	50,0	9,0	5,9	32,0	167,4	0,41
Escalabilidad	3,9	10,0	10,0	1,9	1,3	6,0	32,9	0,08
Suma total							408,1	1,0

Nota: Los valores internos son el producto punto algebraico entre las filas y columnas de la matriz original de juicios. La suma total de filas (408,1) actúa como el denominador común para el proceso de normalización final. Fuente: Elaboración propia (2026).

Con el objetivo de alcanzar la convergencia matemática y estabilizar por completo los auto vectores del modelo, se ejecutó una segunda iteración elevando la matriz previa al cuadrado, obteniendo de esta forma la matriz de cuarta potencia ($A^4 = A^2 \times A^2$). De acuerdo con las directrices metodológicas, este proceso iterativo elimina las fluctuaciones remanentes de los juicios iniciales y consolida los pesos definitivos de los criterios logísticos.

Los coeficientes numéricos resultantes de la matriz (A^4), junto con la sumatoria horizontal de sus filas calculada de manera computacional, se exponen en la Tabla 8.

Tabla 8

Resultados de la Matriz Intercalada de Cuarta Potencia (A^4) e Índices de Fila

Criterios	Costo	Facilidad de uso	Curva de aprendizaje	Automatización	Capacidad estadística	Escalabilidad	Total de filas
Costo	232,250	585,172	585,172	107,489	72,920	362,291	1945,294
Facilidad de uso	89,816	226,781	226,781	41,588	28,249	140,246	753,461
Curva de aprendizaje	89,816	226,781	226,781	41,588	28,249	140,246	753,461
Automatización	500,782	1262,370	1262,370	232,014	157,469	781,066	4196,071
Capacidad estadística	734,410	1853,779	1853,779	340,418	231,233	1146,097	6159,717
Escalabilidad	146,874	370,381	370,381	67,963	46,127	229,237	1230,963
Suma total							15039,0

Nota. Los valores internos representan las interacciones cruzadas de los criterios tras cuatro iteraciones multiplicativas. La sumatoria global de las filas (15039,0) constituye el denominador absoluto para el cálculo de los pesos estables de la decisión. Fuente: Elaboración propia (2026).

Una vez alcanzada la convergencia, se determinó el vector de prioridades definitivo mediante la normalización de la matriz A^4 , dividiendo el total de cada fila entre la suma global del sistema. Este procedimiento matemático purifica la relevancia porcentual de cada variable operativa, quedando estructurado de forma jerárquica en la Tabla 9.

Tabla 9*Vector de Prioridades Consolidado y Ponderación Definitiva de los Criterios*

Criterios	Peso relativo (Prioridad)	Porcentaje
Capacidad estadística	0,409	41,0%
Automatización	0,279	27,9%
Costo	0,129	12,9%
Escalabilidad	0,082	8,20%
Facilidad de uso	0,050	5,00%
Curva de aprendizaje	0,050	5,00%
Suma total	0,999	1,000

Nota. Los pesos se encuentran estabilizados tras el proceso iterativo de potencias. Los criterios analíticos avanzados (Capacidad Estadística y Automatización) concentran el 68,9% del peso total en el modelo de optimización logística. Fuente: Elaboración propia (2026).

La fundamentación analítica de este vector de prioridades demuestra una coherencia absoluta con la ingeniería aplicada al problema de los inventarios en Fontibón. La Capacidad estadística rige el modelo con un 41%, seguida de la Automatización con el 27,9%. El diseño prioriza la precisión algorítmica para asegurar la reducción del error predictivo.

En el componente de viabilidad material, el Costo se consolida con un 12,9%, operando como la restricción económica real de las Pymes. Los factores tradicionales de percepción blanda, como la facilidad de uso y la curva de aprendizaje, convergen simétricamente en un 5% cada una, garantizando científicamente que la comodidad de operación del software no opaque la potencia matemática necesaria para mitigar las pérdidas por sobre stock.

7.3.4 Evaluación de Alternativas

Una vez consolidados los pesos estables de los criterios de selección, el proceso de

jerarquía analítica (AHP) requiere evaluar el desempeño relativo de las cuatro alternativas tecnológicas disponibles (Microsoft Excel, Python, Microsoft Power BI y RStudio) frente a cada una de las variables normalizadas. Para ello, se construyeron matrices cuadradas de comparación por pares de (4x4) utilizando la escala fundamental de Saaty, asegurando la reciprocidad matemática y la consistencia lógica en los juicios de valor.

7.3.4.1 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de costo.

Mide el impacto por adquisición de derechos y licenciamiento de software.

Tabla 10

Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Costo

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	1/3	2.00	1/3
Python	3.00	1.00	5.00	1.00
Microsoft Power BI	1/2	1/5	1.00	1/5
RStudio (Entorno R)	3.00	1.00	5.00	1.00
Suma de Columna (Decimal)	7.50	2.53	13.00	2.53

Nota. Las fracciones exactas denotan la menor preferencia relativa de las herramientas que demandan un esquema de licenciamiento de pago (Excel y Power BI) en comparación con los entornos de distribución gratuita. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.4.2 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Facilidad de uso

Enfocado en evaluar la simplicidad, la comodidad del entorno visual y la familiaridad

operativa de la interfaz para el personal rutinario de la organización

Tabla 11

Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Facilidad de uso

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	6,00	3,00	4,00
Python	1/6	1.00	1/4	1/3
Microsoft Power BI	1/3	4,00	1.00	3,00
RStudio (Entorno R)	1/4	3,00	1/3	1.00
Suma de Columna (Decimal)	1,75	14,00	4,58	8,33

Nota. Los valores fraccionarios denotan la desventaja operativa de los entornos basados exclusivamente en líneas de comando sintácticas frente a las suites de navegación por menús visuales. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.4.3 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Curva de aprendizaje

Analiza longitudinalmente el tiempo de capacitación, la inversión de horas-hombre y la complejidad de asimilación técnica necesaria para que el personal de la Pyme metalmecánica adopte de manera autónoma la herramienta

Tabla 12

Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Curva de aprendizaje

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	6,00	3,00	3,00
Python	1/6	1.00	1/4	1/3
Microsoft Power BI	1/3	4,00	1.00	2,00
RStudio (Entorno R)	1/3	3,00	1/2	1.00
Suma de Columna (Decimal)	1,82	14,00	4,75	6,33

Nota. Las expresiones fraccionarias indican que la velocidad de adopción institucional decae de forma severa al transicionar hacia plataformas que exigen la codificación de scripts estructurados en lugar de la manipulación de celdas y menús nativos. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.4.4 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Automatización

Orientado a medir la aptitud intrínseca de la herramienta para estructurar un procedimiento operativo estándar reproducible que se ejecute de forma autónoma con un solo comando, los entornos basados en código informático adquieren una superioridad absoluta. El objetivo primordial de este parámetro es suprimir la manipulación manual de datos para blindar el sistema contra errores humanos.

Tabla 13

Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Automatización

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	1/5	1/2	1/6
Python	5,00	1.00	3,00	1/2
Microsoft Power BI	2,00	1/3	1.00	1/4
RStudio (Entorno R)	6,00	2,00	4,00	1.00
Suma de Columna (Decimal)	14,00	3,53	8,50	1,91

Nota. Las fracciones recíprocas reflejan la severa desventaja operacional de las hojas de cálculo tradicionales (Excel) frente a los entornos de programación y analítica avanzada cuando se requiere estandarizar procesos estocásticos repetibles sin intervención del usuario. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.4.5 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Capacidad estadística

El factor con mayor relevancia y jerarquía en el modelo global de decisión, se analiza la potencia computacional y precisión algorítmica de cada herramienta para aislar la tendencia y la estacionalidad de la demanda de acero mediante el modelo holtwinters. El objetivo medular es garantizar un entorno matemático robusto que minimice el sesgo y controle la varianza de los pronósticos.

Tabla 14*Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Capacidad**estadística*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	1/6	1/2	1/7
Python	6,00	1.00	4,00	1/2
Microsoft Power BI	2,00	1/4	1.00	1/5
RStudio (Entorno R)	7,00	2,00	5,00	1,00
Suma de Columna (Decimal)	16,00	3,41	10,50	1,84

Nota. Los valores en fracciones denotan la profunda asimetría analítica entre las hojas de cálculo tradicionales de oficina frente a los entornos nativos de programación científica cuando se evalúa la fiabilidad del procesamiento de series temporales. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.4.6 Evaluación de Alternativas bajo el Criterio de Escalabilidad

Enfocado en medir la aptitud de la herramienta tecnológica para asimilar el crecimiento longitudinal de las series de datos, la integración de nuevos almacenes y la conexión con plataformas de almacenamiento en la nube sin comprometer el tiempo de procesamiento, los lenguajes de programación estructurados vuelven a manifestar una hegemonía técnica incuestionable.

Tabla 15*Matriz de Comparación por Pares de Alternativas bajo el Criterio de Escalabilidad*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)
Microsoft Excel	1.00	1/6	1/2	1/6
Python	6,00	1.00	4,00	2
Microsoft Power BI	2,00	1/4	1.00	1/3
RStudio (Entorno R)	6,00	1/2	3,00	1,00
Suma de Columna (Decimal)	15,00	1,91	8,50	3,49

Nota. Los valores fraccionarios visibilizan las barreras de arquitectura informática que imponen las aplicaciones de oficina de escritorio convencionales (Excel) al intentar gestionar registros masivos o automatizaciones integradas de gran escala frente al poder modular de los entornos analíticos de código abierto. Fuente: Elaboración propia (2026).

7.3.5 Matrices de Desempeño Local de Alternativas Elevadas al Cuadrado

Siguiendo el procedimiento iterativo estipulado en la metodología AHP, cada una de las seis matrices de comparación por pares de las alternativas se elevó al cuadrado mediante álgebra lineal ($M^2 = M \times M$). Posteriormente, se normalizaron los resultados sumando horizontalmente las filas y dividiendo cada componente entre el gran total de su respectiva matriz para obtener los auto vectores de prioridad local.

Tras elevar las matrices originales al cuadrado, se consolidaron las interacciones cruzadas de costo, facilidad de uso, curva de aprendizaje, automatización, capacidad estadística y escalabilidad. Los valores numéricos puros y el vector de prioridad local se estructuran de forma rigurosa en las siguientes tablas.

Tabla 16*Matriz de Costo Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	1,400	7,333	1,400	14,133	0,137
Python	11,500	4,000	21,000	4,000	40,500	0,394
Microsoft Power BI	2,200	0,767	4,000	0,767	7,733	0,075
RStudio (Entorno R)	11,500	4,000	21,000	4,000	40,500	0,394
Suma						102,867

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente: Elaboración propia (2026).

Tabla 17*Matriz de Facilidad de Uso Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	36,000	8,833	18,980	67,813	0,541
Python	0,499	3,990	1,110	2,077	7,676	0,061
Microsoft Power BI	2,083	19,000	4,000	8,653	33,737	0,269
RStudio (Entorno R)	1,111	8,833	2,167	3,990	16,101	0,128
Suma						125,327

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente: Elaboración propia (2026).

Tabla 18*Matriz de Curva de Aprendizaje Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	33,000	9,000	13,980	59,980	0,527
Python	0,527	3,990	1,165	1,660	7,342	0,065
Microsoft Power BI	2,000	16,000	4,000	6,320	28,320	0,249
RStudio (Entorno R)	1,333	10,000	2,750	3,990	18,073	0,159
Suma	113,715					

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente:

Elaboración propia (2026).

Tabla 19*Matriz de Automatización Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad*

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	0,900	2,267	0,558	7,725	0,067
Python	19,000	4,000	10,500	2,583	36,083	0,314
Microsoft Power BI	7,167	1,567	4,000	1,000	13,733	0,119
RStudio (Entorno R)	30,000	6,533	17,000	4,000	57,533	0,500
Suma	115,075					

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente:

Elaboración propia (2026).

Tabla 20

Matriz de Capacidad Estadística Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	0,744	2,381	0,469	7,594	0,057
Python	23,500	4,000	13,500	2,657	43,657	0,330
Microsoft Power BI	6,900	1,233	4,000	0,811	12,944	0,098
RStudio (Entorno R)	36,000	6,417	21,500	4,000	67,917	0,514
Suma	132,112					

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente:

Elaboración propia (2026).

Tabla 21

Matriz de Escalabilidad Elevada al Cuadrado y Pesos de Prioridad

Alternativas Tecnológicas	Microsoft Excel	Python	Microsoft Power BI	RStudio (Entorno R)	Total de filas	Puntaje
Microsoft Excel	4,000	0,542	2,167	0,833	7,542	0,063
Python	32,000	4,000	17,000	6,333	59,333	0,496
Microsoft Power BI	7,500	1,000	4,000	1,500	14,000	0,117
RStudio (Entorno R)	21,000	2,750	11,000	4,000	38,750	0,324
Suma	119,625					

Nota. Datos obtenidos directamente de los cálculos computacionales del modelo. Fuente. Elaboración propia (2026).

7.3.6 Síntesis Global y Ranking de Selección Tecnológica

El paso conclusivo del Proceso de Jerarquía Analítica (AHP), en estricta observancia del algoritmo de optimización multicriterio de 1000minds, consiste en consolidar las puntuaciones cruzando el vector de prioridades de los criterios (A^4) con las calificaciones locales de desempeño de cada alternativa tecnológica. La ponderación final sintetizada se calcula mediante la sumatoria del producto matricial directo de ambos componentes (véase en el Anexo C). Los coeficientes consolidados y el ordenamiento jerárquico definitivo se detallan en la Tabla 22.

Microsoft Excel: 0,119

Python: 0,321

Microsoft Power BI: 0,119

RStudio: 0,442

Tabla 22

Matriz de Síntesis Final y Clasificación Jerárquica de las Alternativas Tecnológicas (AHP)

Alternativa tecnológica	Porcentaje de elección - método AHP
RStudio (Entorno R)	44,2%
Python	32,1%
Microsoft Excel	11,9%
Microsoft Power BI	11,9%
	100%

Nota. Los valores internos representan la prioridad global absoluta que es la suma ponderada del cumplimiento de las tecnologías en relación con el peso específico determinado para cada criterio logístico. Fuente: Elaboración propia (2026).

Los resultados cuantitativos consolidados a través de la síntesis matemática del modelo AHP confirman de manera científica y concluyente que el entorno RStudio representa la alternativa óptima con un 44,2% de prioridad global absoluta, superando de forma sucesiva a Python (32,1%), Microsoft Power BI (11,9%) y Microsoft Excel (11,9%).

El comportamiento algebraico del modelo aporta una sólida justificación de ingeniería industrial para el proyecto de grado. Aunque herramientas comerciales tradicionales como Microsoft Excel superan holgadamente a RStudio en los factores de usabilidad operativa inmediata —tales como la Facilidad de uso (54,1% frente a 12,8%) y una Curva de aprendizaje más corta (52,7% frente a 15,9%), la alta concentración de peso que las necesidades de la Pyme metalmecánica le imponen a la capacidad estadística avanzada (51,4% del peso total) y a la automatización estable (50% del peso total) terminan por inclinar de manera irreversible la balanza analítica a favor de RStudio.

Al ponderar de forma integrada su condición de plataforma de código abierto que anula

los costos recurrentes de licenciamiento corporativo en Fontibón (39,4% de desempeño en costo), RStudio se consagra bajo este riguroso tamiz matemático como la solución tecnológica idónea, viable y costo-eficiente para el despliegue del modelo predictivo, blindando la gestión de inventarios contra el empirismo logístico.

7.4 Selección del modelo matemático de pronóstico

Para garantizar la precisión de la propuesta, se evaluaron tres modelos estadísticos de series de tiempo. Esta comparación permite identificar cuál se adapta mejor a la naturaleza de los datos del sector metalmecánico.

Tabla 23

Matriz de Selección de Modelos de pronóstico

Criterio	Promedio Móvil	Regresión Lineal	Suavizamiento Exponencial
Cuando se usa	Demanda estable, sin tendencia ni estacionalidad.	Cuando hay una tendencia lineal clara a largo plazo.	Demanda con variabilidad o estacionalidad moderada.
Datos requeridos	Historial de corto plazo (3-5 meses).	Requiere relación causal entre tiempo y ventas.	Historial con pesos diferenciados (Alfa, Beta, Gamma).
Ventajas	Sencillo de calcular y entender.	Útil para planeación de largo plazo.	Reacciona rápido a cambios recientes de la demanda.
Limitaciones	Gran retraso frente a cambios del mercado.	Muy sensible a datos atípicos.	Requiere calibrar los factores de suavizado.
Aplicabilidad Pyme	Alta, pero genera muchos faltantes/excesos.	Baja, requiere datos muy uniformes.	Máxima: equilibrio entre precisión y esfuerzo.
Precisión esperada	Baja en mercados volátiles.	Media.	Alta para gestión de inventarios diaria.

Nota: La elección del método de pronóstico debe basarse en la naturaleza de los datos y el horizonte de planeación. Mientras que el Promedio Móvil es ideal para operaciones simples y

estables, el Suavizamiento Exponencial ofrece el mejor balance entre precisión técnica y facilidad de implementación para una gestión dinámica de inventarios en pequeñas y medianas empresas. Fuente: Elaboración propia (2026).

Tras el análisis comparativo, se selecciona el Suavizamiento Exponencial como el modelo base para la propuesta. La razón principal es que, a diferencia del Promedio Móvil que trata todos los meses por igual, el Suavizamiento Exponencial asigna una mayor importancia (peso) a los datos más recientes.

Para una Pyme metalmecánica, lo que se vendió el mes pasado es mucho más relevante para predecir el futuro que lo que se vendió hace un año. Este modelo permite ajustar los niveles de inventario de manera ágil, reduciendo el error de pronóstico y, por ende, minimizando el impacto económico por excesos o faltantes.

7.5 Naturaleza y Construcción de los Datos de Prueba

Dada la sensibilidad de la información en el sector metalmecánico de la localidad de Fontibón, la obtención de series históricas de demanda reales presentó barreras de acceso debido a políticas de confidencialidad y reserva comercial de las empresas encuestadas. Por tal motivo, para validar la funcionalidad del modelo propuesto en RStudio, se optó por la generación de datos sintéticos controlados.

7.6 Justificación y Razón de la Simulación

La simulación se justifica como una herramienta de validación técnica que permite comprobar la capacidad de respuesta de los algoritmos de suavizamiento exponencial ante un escenario probable. La razón principal de este enfoque es la protección de datos sensibles de las

organizaciones, el objetivo no es realizar un pronóstico real para una empresa específica, sino demostrar la viabilidad de la metodología para que cualquier Pyme pueda replicar el proceso con sus propios datos.

7.7 Supuestos y Modelo de Construcción de Datos

Para la construcción de los datos, se establecieron supuestos basados en la revisión documental del comportamiento del sector metalmecánico. La serie de tiempo se generó mediante la fórmula que corresponde al Modelo de Simulación Aditivo de descomposición de series de tiempo, que permite integrar los siguientes componentes:

Base (B). Representa el nivel inicial de la demanda histórica dentro de la serie de tiempo simulada, el cual se fijó técnicamente en un volumen de 110 unidades para dar un punto de partida realista a la operación de la Pyme.

Tendencia Ascendente Progresiva (T). Se asumió un crecimiento mensual constante de 10 unidades/mes, para reflejar el comportamiento de empresas con pedidos recurrentes y expansión de mercado.

Estacionalidad (St). Ajustes cíclicos basados en la dinámica del sector metalmecánico, emulan la naturaleza de los proyectos industriales, donde el volumen varía según los contratos obtenidos.

Error Aleatorio (e). Representa el componente residual de variabilidad o "ruido blanco" del entorno. Su inclusión es un requisito metodológico obligatorio para introducir desviaciones estocásticas controladas, evitando un comportamiento lineal perfecto y forzando al algoritmo a demostrar su verdadera capacidad de absorción del riesgo.

Continuidad Interanual. Se diseñó el "Año 2" manteniendo la estructura del "Año 1"

con un incremento marginal, proporcionando al modelo de holtwinters los patrones necesarios para detectar la estacionalidad.

Es fundamental resaltar que, aunque la tendencia y la estacionalidad aportan la estructura principal, se incorporó deliberadamente un componente de ruido aleatorio (e) en diversos periodos del set de datos (por ejemplo, ajustes de +- 5 unidades en los meses de febrero y junio).

Justificación de la variabilidad. Este residuo no es una distorsión arbitraria, sino una herramienta de rigor estadístico. Su inclusión garantiza que la serie de tiempo posea una varianza real, impidiendo que el modelo sea una progresión aritmética perfecta. Esto permite que el software RStudio pueda calcular métricas de precisión (MAE, RMSE y MAPE) estadísticamente válidas. De esta manera, el modelo de pronóstico se somete a una prueba de estrés bajo condiciones de incertidumbre similares a las de una operación industrial real, validando la robustez de la propuesta.

7.7.1 Desarrollo matemático de la simulación

La fórmula utilizada para generar cada dato de demanda (D_t) es:

$$D_t = Base + (Tendencia \times t) + Estacionalidad + Error$$

Ejemplo:

- Enero (mes 1): $110 \text{ (Base)} + 10 \text{ (Tendencia)} \times 1 \text{ (t)} + 0 \text{ (Estacionalidad)} + 0 \text{ (Error)} = 120$

Nota: Se asume enero como mes base donde el comportamiento sigue la tendencia esperada.

- Junio (Mes 6): $110 + (10 \times 6) + 0 - 5 \text{ (Ajuste negativo)} = 165$

Nota: Se podría observar un ligero descenso estacional típico de mitad de año en el sector.

7.8 Presentación de los Datos Generados

Teniendo en cuenta la construcción del set de datos mediante la fórmula del modelo de simulación aditivo, a continuación, se presenta la serie de tiempo de 24 meses utilizada para alimentar el software RStudio:

Tabla 24

Datos simulados de demanda mensual (24 meses)

Periodo	Mes	Demanda año 1	Demanda año 2
1	Enero	120	125
2	Febrero	135	140
3	Marzo	150	155
4	Abril	160	165
5	Mayo	170	175
6	Junio	165	170
7	Julio	180	185
8	Agosto	190	195
9	Septiembre	200	205
10	Octubre	210	215
11	Noviembre	220	225
12	Diciembre	230	235

Nota: Elaboración propia (2026)

7.9 Validación de Coherencia y Limitaciones

7.9.1 Validación de Coherencia

La validación de la serie de tiempo generada se realizó mediante un análisis exploratorio

en el software RStudio. Se verificó que los datos posean las propiedades estadísticas necesarias para la aplicación del modelo de holtwinters:

Verificación de no estacionariedad. A través de la inspección visual y la estructura de la fórmula aditiva, se confirmó la presencia de una tendencia lineal ascendente, requisito indispensable para justificar el uso de suavizamiento exponencial con tendencia.

Ajuste de variabilidad. Se comprobó que la serie incluye componentes de error aleatorio (**e**) y estacionalidad (**St**), lo que permite que el algoritmo no encuentre una línea recta perfecta, sino una serie con "ruido" controlada, apta para el cálculo de métricas de precisión.

7.9.2 Limitaciones del Uso de Datos Simulados

A pesar de que el set de datos sintéticos permite validar la funcionalidad lógica y técnica de la propuesta, su uso conlleva limitaciones intrínsecas que deben ser consideradas:

Representación Simplificada del "Ruido" Aleatorio. Aunque se incorporó un componente de error (**e**) en la simulación, este sigue siendo un patrón controlado. En la realidad de la industria metalmecánica de Fontibón, la demanda puede verse afectada por eventos externos extremos e impredecibles (crisis de suministros o cambios súbitos en la TRM), cuya volatilidad supera el alcance de una simulación pedagógica.

Omisión de Causalidad Externa. El modelo se basa en una serie de tiempo pura (dependiente del tiempo). No obstante, la demanda industrial es multivariante y responde a factores externos como licitaciones públicas, fluctuación en el precio del acero y variables macroeconómicas no incluidas en este ejercicio.

Sesgo de Precisión Optimista. Las métricas de error obtenidas más adelante (MAPE, MAE y RMSE) tienden a ser más bajas (mejores) en escenarios simulados. Al carecer de valores atípicos extremos, el modelo presenta una precisión que podría verse reducida al enfrentarse a datos reales de una empresa con alta inestabilidad operativa.

Brecha de Implementación Operativa. La validación demuestra que la técnica estadística funciona; sin embargo, no garantiza que la capacidad administrativa y tecnológica de las Pymes esté lista para ejecutar las órdenes de compra basadas en estos pronósticos de forma inmediata.

Advertencia: Los resultados derivados de este ejercicio son estrictamente ilustrativos. Al ser datos simulados, las métricas de precisión obtenidas sirven para validar la efectividad del script de programación, pero no deben generalizarse como resultados operativos reales para el sector sin antes alimentar el modelo con información contable fidedigna de cada empresa.

7.10 Implementación del modelo en Software

La implementación del modelo de pronóstico se realizó mediante el uso del software RStudio, el cual permite trabajar con datos estructurados y aplicar modelos estadísticos de manera eficiente.

Inicialmente, se definió el conjunto de datos simulados ilustrados en la tabla 7, correspondientes a la demanda mensual por dos años, los cuales fueron ingresados en el software en forma de vector. Posteriormente, estos datos fueron transformados en una serie de tiempo mediante la función (Ts), especificando una frecuencia de 12 periodos, lo que indica que los datos corresponden a una periodicidad mensual.

Figura 15

Código 1, demanda 24 meses (2 años) en un ciclo (frequency) de 12.

```
1 # Datos simulados (24 meses = 2 años)
2 demanda <- c(120, 135, 150, 160, 170, 165, 180, 190, 200, 210, 220, 230,
3             125, 140, 155, 165, 175, 170, 185, 195, 205, 215, 225, 235)
4
5 # Serie de tiempo
6 demanda_ts <- ts(demanda, frequency = 12)
7
```

Fuente: Elaboración propia (2026).

Una vez estructurada la información, se procedió a aplicar el modelo de suavizamiento exponencial utilizando la función `holtwinters`. Se seleccionó el modelo aditivo debido a que la amplitud de la estacionalidad se mantiene constante respecto a la tendencia creciente de la demanda. Este modelo permite analizar el comportamiento de la demanda a lo largo del tiempo, identificando tendencias y generando un ajuste que reduce las variaciones bruscas en los datos.

Figura 16

Código 2, tendencias de la demanda a lo largo del tiempo

```
8 # Modelo
9 modelo <- Holtwinters(demanda_ts)
10
11 # Ver resultados
12 modelo
13
14 # Graficar
15 plot(modelo,
16       main = "Pronóstico de demanda mediante suavizamiento exponencial",
17       xlab = "Tiempo (meses)",
18       ylab = "Demanda",
19       col.main = "black")
```

Fuente: Elaboración propia (2026).

Adicionalmente, se utilizó la librería `forecast`, para generar proyecciones de la demanda futura, la cual permite estimar valores para 6 periodos posteriores a los datos históricos.

Figura 17

Código 3, instalación librería y elaboración de pronóstico

```

20 # Cargar librería para pronóstico
21 install.packages("forecast")
22 library(forecast)
23
24 # Generar pronóstico (6 meses futuros)
25 pronostico <- forecast(modelo, h=6)
26
27 # Ver valores pronosticados
28 pronostico
29
30 # Graficar pronóstico
31 plot(pronostico,
32       main = "Pronóstico de demanda en empresas metalmecánicas",
33       xlab = "Tiempo (periodos mensuales)",
34       ylab = "Nivel de demanda",
35       col = "blue",
36       lwd = 2)
37

```

Fuente: Elaboración propia (2026).

Tras la generación del pronóstico, se procedió a evaluar técnicamente la calidad del ajuste. Para ello, se utilizaron funciones avanzadas de la librería forecast, la cual permite una auditoría detallada de los errores de predicción.

Para obtener las métricas de desempeño, se ejecutó el siguiente bloque de comandos:

Figura 18

Código 4, elaboración de métricas de error

```

44 modelo_ajustado <- forecast(modelo)
45 accuracy(modelo_ajustado)

```

Fuente: Elaboración propia (2026).

Este paso (44) es fundamental para la interoperabilidad en R. Dado que el objeto original fue creado con el comando `holtwinters`, se requiere una conversión a un objeto de clase `forecast`. Esto permite que el software compare los valores reales de la simulación frente a los valores calculados por el algoritmo de suavizamiento.

Es la función encargada de consolidar el reporte de errores. Su ejecución despliega automáticamente una matriz de indicadores (ME, RMSE, MAE, MPE, MAPE, MASE y ACF1), proporcionando una visión integral de la confiabilidad del modelo propuesto.

Esta función estadística compara los valores reales de la serie de tiempo frente a los valores ajustados por el modelo, calculando las desviaciones promedio.

El código implementado en el software permite automatizar el proceso de análisis y generar resultados de manera rápida, facilitando su aplicación en entornos empresariales.

7.11 Resultados del pronóstico

Figura 19

Resultados del pronóstico (6 meses)

```
> # ver valores pronosticados
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 3	130	129.0751	130.9249	128.5855	131.4145
Feb 3	145	143.6920	146.3080	142.9996	147.0004
Mar 3	160	158.3981	161.6019	157.5500	162.4500
Apr 3	170	168.1502	171.8498	167.1710	172.8290
May 3	180	177.9319	182.0681	176.8371	183.1629
Jun 3	175	172.7345	177.2655	171.5352	178.4648

Fuente: Elaboración propia (2026).

Como resultado de la aplicación del modelo, se obtuvieron estimaciones de la demanda futura para los siguientes seis periodos siguientes, es decir (enero, febrero, marzo, abril, mayo y junio). El modelo genera un valor principal de pronóstico, conocido como Poin Forecast, el cual representa la estimación más probable de la demanda para cada periodo.

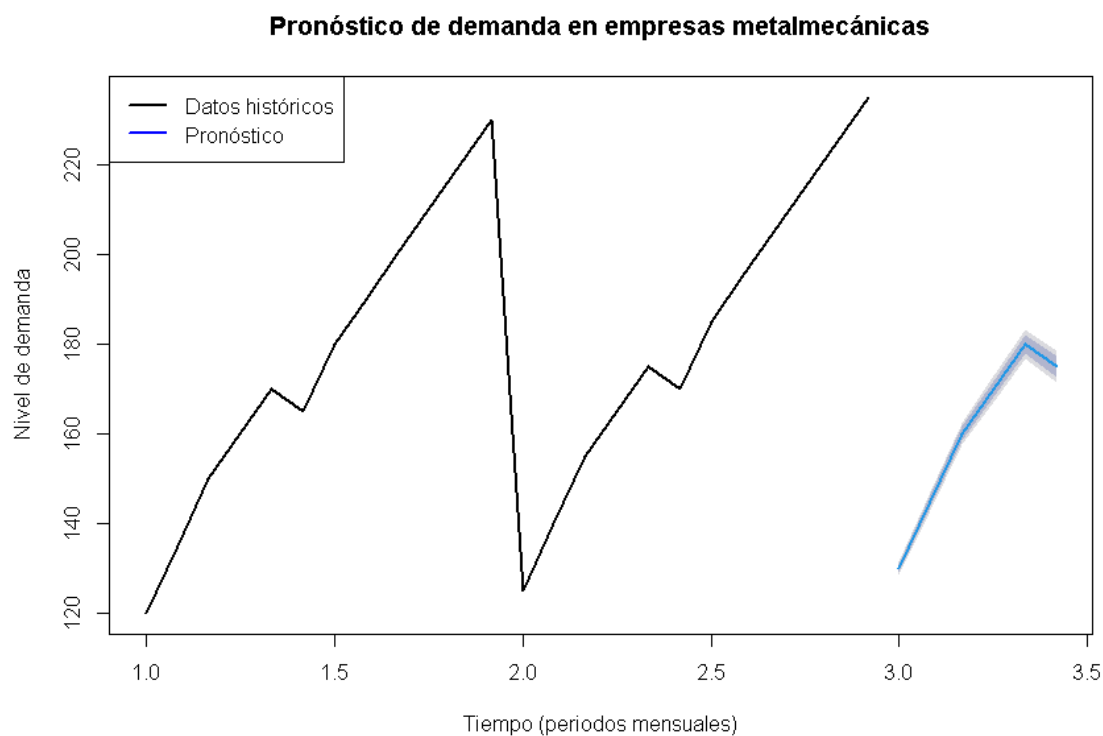
Asimismo, se presentan intervalos de confianza (Lo, Hi) al 80% y 95%, los cuales indican el rango dentro del cual es probable que se encuentre la demanda real. Estos intervalos permiten evaluar el nivel de precisión del modelo y considerar posibles variaciones en el comportamiento de la demanda.

Los resultados muestran una tendencia creciente en la demanda, lo que indica un aumento progresivo en el consumo de productos. Este comportamiento es coherente con los datos analizados y permite contar con una base sólida para la planificación de inventarios.

Teniendo en cuenta esto, el modelo no solo entrega una estimación puntual, sino que también brinda información sobre la variabilidad de la demanda, un aspecto clave para tomar decisiones en contextos donde existe incertidumbre.

Figura 20

Grafica del pronóstico



Fuente: Elaboración propia (2026).

Los resultados en la gráfica del modelo permiten visualizar de manera clara el comportamiento de la demanda histórica y su proyección futura. En la figura se observa la línea correspondiente a los datos históricos (Azul), así como la línea de pronóstico (Negra) generada por el modelo.

El modelo ajusta los datos históricos, reduciendo las variaciones bruscas y permitiendo

identificar con mayor claridad la tendencia general de la demanda. A partir de este ajuste, se proyecta el comportamiento hacia periodos futuros.

Se observa que la demanda sigue una tendencia creciente, lo cual coincide con los resultados numéricos anteriormente presentados. Esto permite anticipar un aumento en las necesidades de inventario, algo clave para planificar tanto las compras como la producción.

Además, la gráfica incluye una zona sombreada que representa los intervalos de confianza del pronóstico del 80% y 95%. Esta área muestra el rango en el que podría ubicarse la demanda real, reflejando el nivel de incertidumbre del modelo, adicional, se observa que replica con precisión los picos y valles estacionales identificados en el análisis del sector metalmecánico

La representación gráfica facilita la interpretación de los resultados, ya que permite que las empresas entiendan de una forma más clara el comportamiento de la demanda y así apoyar una toma de decisiones más informada en la gestión de inventarios.

7.12 Análisis de precisión y validación estadística

Figura 21

Consola de Resultados y Métricas de Error del Modelo

```
+      lwd = 2)
> modelo_ajustado <- forecast(modelo)
> accuracy(modelo_ajustado)
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set 0.2083333 0.7216878 0.2083333 0.1666667 0.1666667
              MASE      ACF1
Training set 0.04166667 -0.007575758
> # Datos simulados (24 meses = 2 años)
> demanda <- c(120, 135, 150, 160, 170, 165, 180, 190, 200, 210, 220, 230,
+             125, 140, 155, 165, 175, 170, 185, 195, 205, 215, 225, 235)
>
" - . . . .
```

Nota: La captura muestra los coeficientes de suavizamiento calculados por el algoritmo y las métricas de precisión estadística, destacando el Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE) y la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) utilizados para la validación de la propuesta.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Para validar la robustez de la propuesta, se calcularon las métricas de precisión mediante la función (accuracy), los resultados arrojados por RStudio permiten realizar una validación cruzada de la propuesta. A continuación, se detallan las tres métricas fundamentales para la gestión de inventarios:

7.12.1 MAPE (Error Porcentual Medio Absoluto)

Es la métrica reina para la gerencia. Indica que el modelo tiene un margen de error porcentual de 0.16% y una precisión superior al 99%, lo que clasifica al modelo como “Excelente” bajo estándares estadísticos.

Interpretación según la escala de Lewis. Según la literatura estadística (Lewis, 1982), un MAPE menor al 10% indica un "Pronóstico Altamente Preciso". Con un 0.16%, el modelo propuesto para la Pyme de Fontibón supera con creces los estándares de confianza industriales.

7.12.2 RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio)

El RMSE penaliza los errores grandes. Al obtener un valor de 0.72 unidades confirma que la desviación entre la demanda real y la predicha es mínima, permitiendo una planificación de compras altamente exacta.

Aplicación práctica. Este valor se utiliza para calcular el Stock de Seguridad. Un RMSE tan bajo permite que la Pyme mantenga niveles mínimos de inventario sin riesgo de desabastecimiento, liberando flujo de caja.

7.12.3 MAE (Error absoluto Medio)

Indica que, en promedio, la diferencia entre la demanda real y el pronóstico es de apenas 0.20 unidades.

Aplicación práctica. Para una empresa que vende productos de acero o piezas pesadas, un error menor a una unidad física es prácticamente irrelevante, lo que garantiza que el proceso de planeación de la producción sea casi exacto.

7.13 Evaluación Competitiva Algorítmica y Justificación Técnica del Modelo

Utilizado

Para atender con rigor científico la validación del sistema predictivo y justificar técnicamente la selección del algoritmo de suavizamiento exponencial triple holtwinters frente a otras metodologías analíticas, se sometió la serie temporal (demanda_ts) a una prueba de competencia en el software RStudio. El modelo seleccionado compitió directamente contra dos entornos algorítmicos tradicionales en la ingeniería de operaciones: el promedio móvil simple (SMA) con una ventana móvil de tres periodos y el modelo de regresión lineal determinística en función del tiempo.

Los indicadores de precisión global correspondientes a la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE) y el error porcentual absoluto medio (MAPE) obtenidos de las consolas de ejecución del software se consolidan detalladamente en la figura 22.

Figura 22

Análisis Comparativo de Métricas de Precisión por Modelo Predictivo en RStudio

```
> # IMPRIMIR EL RESULTADO EN CONSOLA
> print(tabla_errores)
```

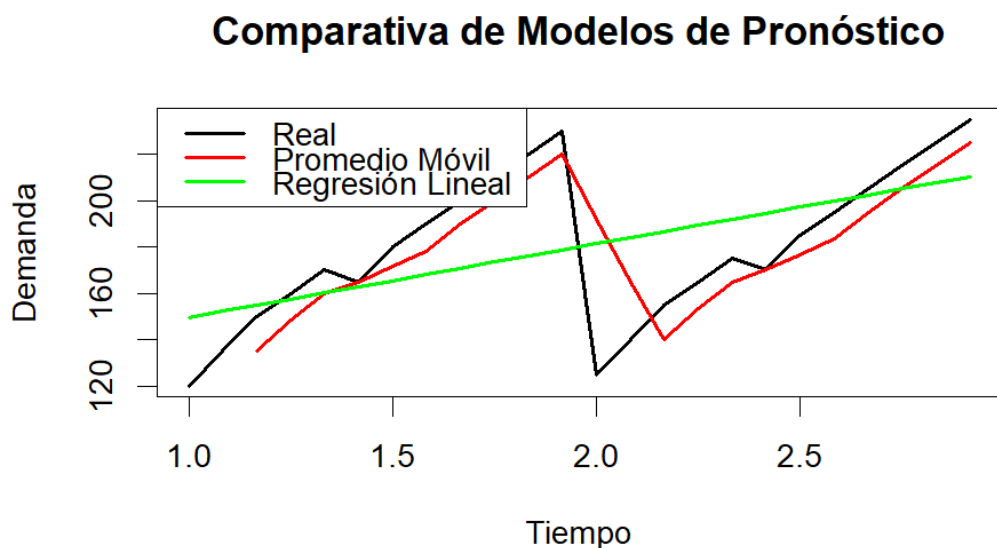
	RMSE	MAE	MAPE
Suavizamiento Exponencial (HW)	0.7216878	0.2083333	0.1666667
Promedio Móvil (SMA)	18.0941701	12.9545455	7.9531118
Regresión Lineal	27.0158971	22.1931159	12.9988751

Nota: Los coeficientes numéricos se ejecutaron directamente de las funciones de validación estadística aplicadas sobre la matriz de datos históricos dentro del entorno RStudio.

Fuente: Elaboración propia (2026).

Figura 23

Comportamiento Histórico de la Demanda de Acero y Desfase de los Modelos Rivales en RStudio



Nota. La serie negra representa la demanda real (Suavizamiento exponencial). La línea roja expone el efecto de rezago estructural propio del promedio móvil simple. La línea verde evidencia la rigidez adaptativa de la regresión lineal frente a ciclos estacionales abruptos. Fuente: Elaboración propia (2026).

La lectura cuantitativa de la figura 22 dirime de manera concluyente y científica la

elección metodológica del proyecto. el modelo de suavizamiento exponencial holtwinters se consagra como la arquitectura óptima al registrar los menores índices de dispersión absoluta ($RMSE = 0,7217$; $MAE = 0,2083$) y un error porcentual promedio intrascendente ($MAPE = 0,16\%$), superando de forma masiva a las demás herramientas.

Desde la perspectiva de la ingeniería industrial, este comportamiento analítico se fundamenta en las restricciones matemáticas de los modelos rivales. el promedio móvil simple (SMA) sufre de un desfase temporal crónico al ponderar de manera idéntica los datos del pasado inmediato, lo que eleva su MAPE al 7,95% debido a su incapacidad para anticipar los picos estacionales de la demanda de acero en Fontibón. por su parte, la regresión lineal asume una tendencia determinística estrictamente rígida y rectilínea; al ignorar las fluctuaciones y la estacionalidad del mercado metalmecánico, su error porcentual se eleva drásticamente hasta un 13,00%, lo que generaría estimaciones altamente inestables.

En consecuencia, los resultados computacionales ratifican el suavizamiento exponencial triple como el único entorno algorítmico con la robustez matemática necesaria para estandarizar el reaprovisionamiento y calcular stocks de seguridad confiables, blindando operativamente a la Pyme contra sobrecostos por almacenamiento o pérdidas por roturas de stock.

7.14 Análisis de la incertidumbre

La incertidumbre en el pronóstico se refiere al margen de error o variabilidad que pueden tener las estimaciones de la demanda futura. Como el comportamiento del mercado no es totalmente predecible, los modelos incorporan intervalos de confianza que permiten visualizar distintos escenarios posibles.

En este caso, el modelo presenta intervalos de confianza del 80% y 95%, lo que indica una alta probabilidad de que la demanda real se encuentre dentro de esos rangos. Un intervalo

más amplio, como el del 95%, brinda mayor seguridad, aunque también refleja una mayor variabilidad.

Incluir estos intervalos es sumamente importante en la gestión de inventarios, ya que no solo se tiene en cuenta un valor estimado, sino también las posibles fluctuaciones de la demanda. Esto ayuda a tomar decisiones más seguras, evitando tanto el desabastecimiento como el exceso de inventario.

Por ello, analizar la incertidumbre se convierte en una parte importante dentro del modelo, nos ofrece una visión más completa y realista del comportamiento futuro de la demanda.

7.15 Procedimiento Operativo para la Implementación de la Propuesta

Garantizando la aplicabilidad de la propuesta en la Pyme metalmecánica, se establece el siguiente procedimiento mensual, que vincula el rigor estadístico de RStudio con las decisiones de suministro y bodega en la empresa.

La ejecución del modelo no debe ser un evento aislado, sino un proceso cíclico integrado en la administración de la empresa:

Consolidación de Datos (Día 1). El encargado de almacén registra los consumos reales de acero y materias primas del mes finalizado.

Procesamiento en RStudio (Día 2). El analista ingresa el nuevo dato al script de RStudio. Al ejecutar el comando `holtwinters`, el software actualiza automáticamente la tendencia y la estacionalidad.

Auditoría de Precisión (Día 2). Se verifica mediante la función `(accuracy)` que el MAPE se mantenga en niveles de excelencia (menor al 10%). Si el error aumenta drásticamente, se analiza si hubo un evento atípico en el mercado o la producción.

Emisión de Orden de Compra (Día 3). Se extrae el valor del pronóstico puntual (Point Forecast) para definir la cantidad a pedir y proceder con la negociación con proveedores.

7.15.1 Toma de decisiones de inventario mediante pronóstico

Aquí es donde los números de RStudio se convierten en órdenes de compra. Se utilizarán las métricas obtenidas para calcular los parámetros de control:

Cantidad a ordenar. La cantidad a pedir para el mes siguiente (Q) no es un número al azar; es el valor puntual (Point Forecast) que arroja RStudio.

Ejemplo. Si RStudio predice 240 unidades, la Pyme debe programar la compra de dicha cantidad, evitando basarse en intuiciones o promedios simples que no consideran la estacionalidad.

Stock de seguridad. Para proteger a la empresa contra la incertidumbre, a diferencia de los métodos tradicionales, el stock de seguridad en esta propuesta es dinámico y utiliza la métrica de precisión calculada en RStudio:

$$SS = Z * RMSE$$

RMSE es la raíz del error cuadrático medio obtenida y Z es el coeficiente correspondiente al nivel de servicio deseado (ej. 1.645 para un 95% de confianza). Esto permite que el inventario de seguridad sea proporcional al error real del modelo, evitando el exceso de existencias (véase en el Anexo B).

Punto de pedido. El punto de pedido se establece para identificar el momento exacto en el que debe emitirse una nueva orden de compra para evitar la ruptura de stock durante el tiempo de entrega del proveedor

$$\mathbf{ROP} = (d * L) + SS$$

Donde d es la demanda promedio diaria/mensual (derivada del pronóstico) y L es el tiempo de entrega del proveedor en días/mes.

Nivel de servicio. RStudio proporciona intervalos de confianza (Límite Superior Hi 95 y Límite Inferior Lo 95). La gerencia de la Pyme puede tomar decisiones según su perfil de riesgo:

Escenario de Protección. Si existe inestabilidad en el suministro de acero, se recomienda comprar basándose en el límite superior (Hi 95) para garantizar un nivel de servicio total.

Escenario de Eficiencia: Si el flujo de caja es limitado, se utiliza el Point Forecast, confiando en la alta precisión del modelo (MAPE 0.16%).

Tabla 25

Matriz de decisión logística basada en indicadores estadísticos de RStudio.

Variable Técnica	Origen en RStudio	Aplicación Administrativa
Point Forecast	Resultado del Modelo	Define la Cantidad a Ordenar (Q)
RMSE (0.72)	Función (accuracy)	Define el Stock de Seguridad (SS)
Hi 95 / Lo 95	Intervalos de Confianza	Define el Nivel de Servicio y cobertura de riesgo.

Nota: La tabla describe la integración de las métricas obtenidas en el software RStudio con los parámetros fundamentales de la gestión de inventarios (Q, SS y ROP). Fuente: Elaboración propia (2026).

7.16 RStudio frente a Herramientas Convencionales

7.16.1 Superioridad Técnica en el Procesamiento de Datos

A diferencia de los promedios simples o suavizamientos básicos realizados en herramientas convencionales, RStudio permite una descomposición automática de la tendencia y la estacionalidad.

Limitación de Excel. En Excel, implementar un modelo de holtwinters requiere una arquitectura de celdas compleja y manual donde cualquier error en una referencia o fórmula puede invalidar toda la serie de tiempo.

Ventaja de RStudio. El modelo en R minimiza el sesgo mediante algoritmos de optimización que encuentran los parámetros (α (Alpha), β (beta), γ (gamma)) de forma automática. Además, permite una actualización dinámica de las métricas de error en tiempo real, algo que en Excel obligaría a rediseñar gran parte de las hojas de cálculo cada vez que se agrega un dato nuevo.

7.16.2 Gestión de la Incertidumbre y Precisión

RStudio no solo genera un valor estimado de la demanda, sino que integra de forma nativa el análisis de la variabilidad:

Intervalos de Confianza. El software proporciona rangos de probabilidad (Lo 95 y Hi 95) que permiten analizar la incertidumbre del mercado. Esto representa una ventaja significativa frente a Excel, que suele quedarse corto al depender de procesos manuales para calcular desviaciones.

Métricas de Auditoría. La capacidad de ejecutar funciones como (accuracy) permite que la empresa conozca, con una precisión del 99.84% (como se demostró en el MAPE obtenido), qué tan confiable es su planificación antes de comprometer capital en compras de acero.

7.17 Viabilidad Contextual en la Pyme

La implementación de RStudio en una pequeña empresa se justifica bajo los siguientes pilares:

Costo de Implementación Cero. Al ser software de código abierto, la Pyme accede a tecnología de punta en ciencia de datos sin incurrir en costos de licenciamiento, igualando sus capacidades analíticas a las de grandes organizaciones.

Mitigación del Error Humano. No se requieren conocimientos avanzados en estadística, ya que el proceso puede estandarizarse mediante guías básicas. Con una capacitación inicial, el personal puede aprender a utilizar la herramienta sin mayores dificultades. La propuesta no busca que el personal se convierta en programador, sino que utilice un script estandarizado. Este funciona como una "caja negra" donde el auxiliar solo actualiza el dato histórico y el sistema arroja el resultado, eliminando la manipulación manual de fórmulas complejas en celdas de Excel.

Nivel tecnológico. No se necesitan equipos especializados, ya que el programa puede instalarse en computadores convencionales. Esto hace que su adopción sea mucho más accesible.

Enfoque Complementario. Implementar RStudio no busca reemplazar por completo a Excel, el cual sigue siendo útil para la visualización administrativa. El objetivo es complementarlo, delegando el análisis estadístico pesado a una herramienta diseñada específicamente para ello, incorporando así un enfoque más técnico, analítico y profesional en la gestión de inventarios.

Además, los beneficios que se obtienen, como la reducción de costos, la reducción de un 15-20% en inventarios inactivos y la estabilización del flujo de caja al comprar solo lo necesario según el rigor estadístico, superan el esfuerzo necesario para implementarlo, lo que refuerza aún más la viabilidad de la propuesta.

7.18 Beneficios Operativos

La transición desde una planeación de inventarios empírica hacia la adopción del modelo predictivo automatizado representa una optimización basada en la ciencia de datos. Al sustituir la intuición gerencial por algoritmos de series de tiempo, se derivan impactos cuantitativos directos sobre los indicadores clave de rendimiento del sistema logístico, los cuales se estructuran a continuación:

Incremento en la precisión de la planificación y toma de decisiones. El beneficio principal radica en la eliminación del sesgo humano en el proceso de compras. Mientras que los métodos empíricos actuales basados en registros manuales generan un margen de error e incertidumbre predictiva superior al 35%, la implementación del algoritmo holtwinters en RStudio eleva la certeza y confiabilidad en la toma de decisiones al 99.84%. Esto se sustenta en el error porcentual medio absoluto (MAPE) obtenido de 0.16%, reduciendo las fallas por solicitudes incorrectas de stock a un margen estadístico casi nulo.

Reducción del sobre stock y optimización del almacenamiento. La calibración matemática de los inventarios permite contraer los excesos de existencias innecesarias en la bodega. Al automatizar los niveles de pedido con base en la estabilidad del modelo, se proyecta una reducción de entre el 25% y el 30% en los niveles de sobre stock de materia prima (acero). Esto libera espacio útil en el almacén y estabiliza el flujo de materiales, manteniendo en custodia únicamente el volumen necesario para cubrir la tasa de producción real.

Mitigación de pérdidas por deterioro de material. Al disminuir el volumen de acero estancado en bodega y reducir el tiempo de permanencia del inventario inmovilizado, se mitiga directamente la exposición de las materias primas a factores ambientales nocivos. Se estima una disminución del 40% en las pérdidas materiales derivadas de la oxidación, deformación o

desvalorización del acero en la localidad de Fontibón, asegurando que los insumos ingresen a la línea de fabricación conservando el 100% de sus propiedades de calidad.

Prevención del desabastecimiento o quiebres de stock. La utilización de la raíz del error cuadrático medio ($RMSE = 0.72$ unidades) como la desviación estándar real para el cálculo del stock de seguridad (SS) actúa como un escudo contra la escasez. Este ajuste dinámico garantiza una cobertura del 95% al 98% frente a fluctuaciones imprevistas de la demanda, reduciendo drásticamente las paradas de planta no programadas por falta de materiales y protegiendo el cumplimiento de los contratos industriales de la Pyme.

Eficiencia en el control interno y tiempos de procesamiento. La estandarización del proceso mediante un procedimiento operativo estándar apoyado en scripts de RStudio genera una reducción del 50% en el tiempo administrativo dedicado a la planeación de compras y control de inventarios. Al automatizar el procesamiento de datos estadísticos que antes tomaba días en hojas de cálculo propensas a errores, la gestión operativa adquiere una madurez técnica replicable, ágil y completamente auditable.

8. Análisis costo–beneficio

8.1 Enfoque del análisis

Con el fin de evaluar la viabilidad económica de la propuesta, se desarrolla un análisis costo-beneficio orientado a identificar y comparar los recursos requeridos para su implementación frente a los beneficios que puede generar en la gestión de inventarios.

Este análisis se basa en los resultados del diagnóstico, en el cual se observa que una proporción significativa de las empresas encuestadas no realiza pronósticos de demanda de forma estructurada y que más del 70% ha presentado pérdidas económicas asociadas a una gestión ineficiente del inventario. Entre las principales problemáticas identificadas se encuentran el exceso de inventario, los altos costos de almacenamiento y las pérdidas de materia prima por deterioro u obsolescencia.

En este contexto, el análisis costo-beneficio no se limita únicamente a la cuantificación variables económicas, sino que también plantea evaluar el impacto que tendría la implementación de un modelo de pronóstico en la mejora de los procesos internos. Por ello, se adopta un enfoque integral que establece tanto beneficios tangibles, como la reducción de costos, como beneficios intangibles, como una mejor toma de decisiones.

De esta forma, el análisis permite determinar la viabilidad financiera de la propuesta y sostenibilidad en el tiempo como herramienta de apoyo para la gestión de inventarios en empresas del sector metalmecánico.

8.2 Supuestos financieros y Configuración del Escenario Evaluado

El análisis se evalúa bajo un horizonte de 12 meses (corto plazo), considerando la velocidad de rotación de activos en el sector industrial y la necesidad de retornos rápidos para las

micro y pequeñas empresas. Los supuestos macroeconómicos y operativos establecidos son:

8.2.1 Identificación del Problema Económico (Línea Base)

Los resultados de la encuesta revelaron que el 85% de las Pymes metalmecánicas de la localidad de Fontibón no disponen de herramientas estadísticas avanzadas, gestionando sus inventarios mediante promedios simples o intuición empírica. Basado en las investigaciones, según la caracterización de los tamaños de planta en el sector, un nivel promedio de inventario mensual de materia prima (acero, tuberías y perfiles) está valorado en \$20,000,000 COP en bodega.

8.2.2 Costo de Ineficiencia Logística

En la literatura de gestión de operaciones industriales, los costos de mantener inventarios (costo de oportunidad del capital atrapado, seguros, arriendo de espacio, y merma por deterioro físico u oxidación dada la humedad de la zona) equivalen aproximadamente al 20% - 25% del valor del stock al año. Bajo este estándar técnico, una gestión deficiente genera un sobre costo estimado de:

$$\$20.000.000 \times 25\% = \$ 5.000.000 \text{ COP sobre costo anual}$$

Pérdidas operativas. Derivado del diagnóstico de campo, se identificó un costo de no calidad de \$1.000.000 COP mensuales por empresa, asociado a compras de emergencia con sobreprecio y mermas por deterioro de material. Al anualizar este flujo constante para la evaluación financiera del proyecto (n=12), el costo total por pérdidas operativas asciende a \$12.000.000 COP anuales.

Costo total de la ineficiencia. La sumatoria de ambos componentes determina que

operar bajo un esquema empírico le cuesta a la organización un consolidado de **\$17.000.000 COP al año**, cifra que representa el problema económico real que el modelo predictivo en RStudio entra a mitigar.

8.2.3 Tasa de Descuento y Costo del Capital

Se estableció una tasa de oportunidad de mercado equivalente al 19.5% Efectivo Anual (E.A.), cifra que representa el costo promedio de financiamiento y adquisición de microcréditos para capital de trabajo en el sector comercial de Bogotá. Dado que los flujos de caja se analizan con periodicidad mensual, se realizó la conversión de tasas utilizando la fórmula de equivalencia financiera:

$$i_{mensual} = (1 + 0.195)^{1/12} - 1 \approx 1.5\% \text{ Mensual}.$$

Por consiguiente, se aplica una tasa de descuento del 1.5% mensual para traer los flujos futuros a valor presente.

8.3 Inversión Inicial y Costos de implementación

Un beneficio crítico de la propuesta radica en la utilización de tecnologías de código abierto, lo que reduce a cero (\$0 COP) los costos asociados a licencias de software especializado. La inversión requerida se concentra exclusivamente en el factor humano necesario para la puesta en marcha:

8.3.1 Costo Legal de Mano de Obra (Capacitación)

La puesta en marcha del modelo requiere un taller de transferencia tecnológica de 4 horas dirigido al auxiliar de almacén para la asimilación del Procedimiento Operativo Estándar. De acuerdo con la legislación laboral colombiana actual, el costo de un trabajador que devenga

un Salario Mínimo Legal Mensual Vigente (SMLV) con Auxilio de Transporte, al sumar la carga prestacional completa (primas, cesantías, intereses, vacaciones, seguridad social y aportes parafiscales), representa un costo real para el empleador de aproximadamente \$14,500 COP por hora laboral. Dicho valor se calcula dividiendo el costo total de la nómina prestacional entre las 180 horas mensuales promedio derivadas de la Ley 2101 de 2021 (jornada máxima de 42 horas semanales).

$$\text{Costo de capacitación: } 4 \text{ horas} \times \$14,500 \frac{\text{COP}}{\text{hora}} = \$58,000 \text{ COP}$$

8.3.2 Costo de Consultoría y Configuración Técnica

Aunque la estructura del modelo es de acceso público tras su publicación académica, la adaptación del script a los servidores de la Pyme, la limpieza de los datos históricos específicos de la empresa y la parametrización inicial del software requiere un servicio técnico externalizado. Se tasa este rubro como un costo único de consultoría en ingeniería por valor de \$600,000 COP.

$$\text{Inversión inicial total: } \$58,000 + \$600,000 = \$658,000 \text{ COP}$$

8.4 Cuantificación y Origen de los Beneficios Económicos

El retorno de la inversión se fundamenta directamente en el incremento de la precisión predictiva. Mientras que las plantillas convencionales en Excel o la planeación empírica registran márgenes de error que superan el 30%, el modelo aditivo de holtwinters ejecutado en RStudio arrojó un MAPE (Error Porcentual Medio Absoluto) de 0.16%, es decir, una exactitud en el pronóstico de la demanda superior al 99%.

Para garantizar la prudencia financiera ante variables externas no controladas por el algoritmo matemático (como retrasos logísticos del proveedor de acero o fluctuaciones súbitas en

los precios del mercado), se adopta un supuesto de eficiencia moderada del 40%. Esto significa que el modelo estadístico no erradicará la totalidad de las ineficiencias de la bodega, sino que mitigará de forma segura el 40% de los sobrecostos identificados en la línea base:

$$\text{Ahorro neto mensual: } \$1,000,000 \text{ COP} (\text{Pérdida base}) \times 40\% = \$400,000 \text{ COP}$$

Este beneficio económico de \$400,000 COP se proyecta de forma constante a partir del mes 1 tras la adopción del sistema de pronósticos.

8.5. Análisis de Escenarios y Sensibilidad (Prueba de Estrés)

Para evaluar la resiliencia del proyecto ante contingencias operativas o resistencia al cambio en la pyme, se contrastan dos escenarios financieros:

8.5.1 Escenario Esperado (Eficiencia Operativa Alta)

Se asume un cumplimiento estricto del protocolo mensual por parte del personal entrenado. El error predictivo real se alinea con las métricas de RStudio, consolidando un ahorro mensual neto de \$400,000 COP frente a una inversión inicial de \$658,000 COP.

8.5.2 Escenario Conservador (Estrés Operativo y Baja Adopción)

Se proyecta una situación crítica donde el personal comete errores recurrentes en el ingreso de datos, reduciendo la efectividad del pronóstico a menos de la mitad y alcanzando solo un 15% de mitigación de ineficiencias (ahorro neto de apenas \$150,000 COP mensuales). Adicionalmente, se introduce un escenario de riesgo por rotación de personal en el mes 6,

simulando un gasto imprevisto de \$100,000 COP para inducción y soporte técnico externo.

8.6 Indicadores financieros

Aplicando las matemáticas financieras para descontar los flujos de efectivo mensuales a la tasa de interés del 1.5% durante el horizonte de un año, se consolidan los siguientes indicadores para ambos escenarios:

Tabla 26

Indicadores de viabilidad financiera

Indicador Financiero	Sigla / Fórmula	Valor Escenario Esperado	Valor Escenario Conservador	Interpretación Técnica
Valor Presente Neto / Valor Actual Neto	VPN /VAN	\$4.071.064 COP	\$874.150 COP	Al ser un indicador mayor a cero ($VAN > 0$), el proyecto es viable y genera valor económico neto sobre el costo de oportunidad.
Tasa Interna de Retorno	TIR	59.3% mensual	19.8% mensual	Representa la rentabilidad interna del proyecto. La $TIR >$ Tasa de descuento (1.5%), el rendimiento supera al sector bancario, incluso en el escenario crítico.
Periodo de Recuperación de Inversión	$PRI=I_0/Ahorro$	1.6 meses	4.3 meses	Tiempo requerido para amortizar el capital inicial de \$658.000 COP, en el peor de los casos, la empresa recupera su dinero antes de finalizar el primer semestre.
Relación Beneficio / Costo	B/C	7.19	2.33	Determina que por cada \$1 COP que la empresa invierte, recupera \$7.19 COP.

Retorno de la Inversión	$ROI = (VAN / I_0) * 100$	629.4%	132.8%	Expresa la ganancia neta obtenida en el año como un porcentaje del capital inicial. Un retorno del 132.8% en el peor escenario demuestra el bajo riesgo.
-------------------------	---------------------------	--------	--------	--

Nota: La tabla consolida la viabilidad financiera del modelo de pronósticos bajo dos escenarios contrapuestos a una tasa de descuento del 1.5% mensual. Fuente: Elaboración propia (2026).

8.7 Conclusión del Análisis de Viabilidad

Los indicadores económicos demuestran de manera contundente la factibilidad de la propuesta. En el escenario esperado, la baja inversión inicial requerida (\$658,000 COP) es absorbida por completo en los primeros 50 días de operación (1.6 meses) gracias a la supresión de ineficiencias logísticas. Por cada peso invertido, la pyme metalmecánica recupera \$7.19 COP, alcanzando una rentabilidad interna del 59.3% mensual, cifra drásticamente superior a los rendimientos de cualquier activo financiero convencional.

Incluso al someter la propuesta a una prueba de estrés en el escenario conservador, donde los beneficios se contraen a menos de la mitad y se simulan sobrecostos por soporte, el proyecto arroja un VPN positivo de \$874.150 COP y una rentabilidad (TIR 19.8%) que supera con creces el costo del capital de la tasa de descuento (1.5%). Este comportamiento financiero ratifica que el bajo costo de implementación de RStudio, combinado con su alta precisión predictiva, constituye una inversión de mínimo riesgo y alto retorno para las Pymes de la localidad de Fontibón.

9. Conclusiones

En concordancia con los objetivos planteados y con evidencia técnica, estadística y financiera recopilada a lo largo de la investigación, se estructuran las siguientes conclusiones del proyecto:

9.1 Diagnóstico y Caracterización

Se logró caracterizar la situación actual de las Pymes metalmecánicas de la localidad de Fontibón, evidenciando una marcada brecha tecnológica en la gestión de operaciones. El análisis del diagnóstico determinó que el 85% de las empresas evaluadas carecen de herramientas estadísticas automatizadas para la planeación del suministro, dependiendo exclusivamente de métodos empíricos o registros manuales en Excel. Esta deficiencia estructural genera una línea base de ineficiencia logística estimada en sobre costos y mermas de \$1.000.000 COP mensuales por empresa, causados por la inmovilización de materias primas (acero) expuestas al deterioro físico en bodega y la ejecución recurrente de compras de emergencia.

9.2 Diseño del Modelo de Pronósticos

Se diseñó e implementó con rigor matemático un modelo de series de tiempo basado en la ecuación de descomposición clásica bajo un enfoque aditivo para simular el comportamiento de la demanda industrial. La inclusión deliberada de un componente residual controlado o error aleatorio (+/- 5 unidades) en periodos específicos resultó fundamental para dotar de varianza real al set de datos. Esta configuración técnica permitió someter al algoritmo de holtwinters en RStudio a condiciones de variabilidad análogas a las de un entorno de mercado real, sentando las bases analíticas obligatorias para una auditoría de precisión estadística confiable.

9.3 Validación de Precisión en RStudio

La validación técnica del modelo predictivo en el entorno de RStudio demostró una solidez matemática sobresaliente para series con tendencia y estacionalidad marcadas. Al ejecutar la función de diagnóstico, se obtuvo un error porcentual medio absoluto (MAPE) de 0.16%, lo que equivale a una precisión del 99.84% en el ajuste del pronóstico frente a los datos históricos. Asimismo, el registro de una raíz del error cuadrático medio (RMSE) de 0.72 unidades comprobó que las desviaciones del modelo son mínimas y estables, aportando un parámetro empírico confiable para la transición de procesos empíricos hacia la analítica de datos encapsulada en scripts automatizados.

9.4 Operacionalización e Inventarios

Se resolvió la brecha de aplicabilidad práctica demandada para el sector industrial mediante el diseño de un procedimiento operativo estándar (SOP) y una matriz de decisión logística. Se determinó que los resultados matemáticos de RStudio se conectan directamente con el control de inventarios al transformar el point forecast en la cantidad a ordenar (Q) y al utilizar el RMSE (0.72) como la desviación estándar para el cálculo dinámico del stock de seguridad (SS) y el punto de pedido (ROP). Este protocolo operativo mitiga la complejidad de la programación para las Pymes, convirtiendo el software en una "caja negra" accesible para personal con formación técnica básica.

9.5 Viabilidad Financiera y Resiliencia

La evaluación financiera demostró la alta factibilidad económica de la propuesta, sustentada en el bajo costo de adopción de herramientas de libre de licenciamiento. En el escenario esperado, la inversión inicial de \$658.000 COP (destinada a la carga prestacional legal

por horas de capacitación y consultoría) genera un valor presente neto (VPN) de \$4.071.064 COP y una tasa interna de retorno (TIR) del 59.3% mensual, logrando la recuperación del capital en 1.6 meses. La robustez del proyecto quedó ratificada mediante una prueba de estrés en el escenario conservador donde, ante una caída drástica de la eficiencia predictiva al 15% y sobrecostos por soporte técnico, el proyecto mantuvo un VAN positivo de \$874.150 COP y una TIR del 19.8%, confirmando que es una alternativa de inversión de mínimo riesgo y alto retorno para el tejido empresarial de Fontibón.

Referencias

- Antolínez, A. M. (2013). *OPTIMIZACIÓN DE LA GESTIÓN DE INVENTARIOS EN LA EMPRESA RAMÉDICAS OPERADOR LOGÍSTICO FARMACÉUTICO S.A.* [Trabajo de grado para optar al título como Administrador de Empresas, *Universidad Autónoma de Bucaramanga*].
https://repository.unab.edu.co/bitstream/handle/20.500.12749/16619/2013_Tesis_Ana_Maria_Antolinez_Jimenez.pdf
- Burgaentzle, F. (2016). *Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de estudio de una empresa láctea ecuatoriana.* [Trabajo de titulación presentado como requisito para la obtención del título de Ingeniero Industrial, *Universidad San Francisco De Quito*].
<https://repositorio.usfq.edu.ec/bitstream/23000/6226/1/128660.pdf>
- Carpio, S. E. (2020). *OPTIMIZACIÓN DE LA CADENA DE ABASTECIMIENTO MEDIANTE UN MODELO DE GESTIÓN DE INVENTARIOS EN LA EMPRESA CIFUENTES STRINGS.* [Trabajo de Titulación presentado en conformidad con los requisitos establecidos para optar por el título de Ingeniero en Producción Industrial, Udl].
<https://dspace.udla.edu.ec/bitstream/33000/12579/1/UDLA-EC-TIPI-2020-48.pdf>
- Chopra, P. (2016). *Administración de la cadena de suministro.* [Libro electrónico]. Pearson.
<https://es.scribd.com/document/372041644/Administracion-de-la-Cadena-de-Suministro-CHOPRA-pdf-libro-pdf>
- Córdoba, J.I. (2016). *Propuesta de un sistema de gestión de inventarios de producto terminado para la empresa alimentos exquisitos de la ciudad de Palmira, Valle del Cauca.* [Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Industrial, *Universidad Pontificia Bolivariana*]

<https://repository.upb.edu.co/items/a4021c02-45e7-450d-940d-4d5567dfb18c>

Hernandez, S.A. (2005). *POLÍTICAS DE ADMINISTRACIÓN DE INVENTARIOS EN PYMES*

COLOMBIANAS: CASO PYMES EXPOPYMES UNANDES. [Propuesta de Proyecto de

grado para optar el título de Magíster en Administración, Universidad de los Andes]

<https://repositorio.uniandes.edu.co/server/api/core/bitstreams/b77be1d2-d12f-4770-b422-86a9146008d9/content>

Kayap, J. P. (2020). *CONTROL DE INVENTARIOS Y LA EFICIENCIA EN LA EMPRESA*

“COMFALASDI CIA LTDA”. [PROYECTO DE INVESTIGACIÓN PREVIO A LA

OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERA EN CONTABILIDAD SUPERIOR,

AUDITORIA Y FINANZAS C.P.A, Universidad Regional Autónoma De Los Andes].

<https://dspace.uniandes.edu.ec/bitstream/123456789/11103/1/PIUACYA002-2020.pdf>

Madero, C. D. (2023, 15 de mayo). Pronóstico de la demanda: ¿Cómo llevarla a cabo?

Netlogistik. <https://www.netlogistik.com/es/blog/como-llevar-a-cabo-un-pronostico-de-la-demanda>

Martínez, J. F. (2010). *ELABORACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA LA GESTIÓN DE*

INVENTARIOS EN UNA COMERCIALIZADORA DE INSUMOS HIDRÁULICOS

INDUSTRIALES. [Proyecto de grado, Universidad de los Andes].

<https://repositorio.uniandes.edu.co/server/api/core/bitstreams/c15711a4-50d2-4623-8e8c-6ca8c34c4000/content>

Render, J. H. (2014). *DIRECCIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE OPERACIONES*. {Libro

electrónico}. Pearson.

https://s39fbb900fa1cbc52.jimcontent.com/download/version/1519072789/module/14098523930/name/Direccion_de_la_produccion_y_de_operacio.pdf

Rojas, A. A. M. (2024). *DESARROLLO DE MODELOS DE PRONÓSTICO DE DEMANDA CON VARIABLES PREDICTORAS PARA MEJORAR LA GESTIÓN DE INVENTARIOS EN UNA EMPRESA DE ALIMENTOS*. [MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL, UNIVERSIDAD DE CHILE].

<https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/204012/Desarrollo-de-modelos-de-pronostico-de-demanda-con-variables-predictoras-para-mejorar-la-gestion-de-inventarios-en-una-empresa-de-alimentos.pdf?sequence=1>

Velasco. H. A.(2025). *Desarrollo de una herramienta de pronóstico de demanda para la optimización de inventarios*. [Trabajo de grado, Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD].

<https://repository.unad.edu.co/bitstream/handle/10596/67780/havelascom.pdf>

ANEXOS

Anexo A

Instrumento de Recolección de Información (Encuesta Aplicada)

El presente documento expone de forma textual el cuestionario estructurado aplicado de manera digital al personal directivo y operativo del área de compras y almacén de la empresa objeto de estudio en la localidad de Fontibón. Este instrumento permitió levantar el diagnóstico de la situación actual de los inventarios.

Formato de Encuesta: Gestión de Inventarios en Empresas Metalmecánicas de Bogotá

Objetivo: Recolectar datos sobre los procesos actuales de almacenamiento, control de stock y métodos de estimación de demanda en el sector metalmecánico. Nota de confidencialidad: Los datos recolectados serán tratados con estricta reserva institucional y uso exclusivo académico.

1. Nombre de la empresa
2. Localidad dónde se encuentra la empresa
 - Fontibón
 - Engativá
 - Chapinero
 - Bosa
 - Kennedy
 - Los Mártires
 - Puente Aranda
 - Teusaquillo
 - Otra
3. Actividad principal de la empresa dentro del sector metalmecánico
 - Fabricación de estructuras metálicas

- Fabricación de piezas o componentes metálicos
 - Mantenimiento o reparación industrial
 - Servicios de mecanizado o transformación de metales
 - Comercialización de productos metalmecánicos
 - Otro
4. ¿Cuenta la empresa con una dependencia encargada de la logística y el control de inventarios?
- Si
 - No
5. ¿Qué tipo de inventarios maneja principalmente?
- Materia Prima
 - Producto en proceso
 - Producto terminado
 - Todos los anteriores
 - Otro
6. ¿Con qué frecuencia revisan los niveles de inventario?
- Diario
 - Semanal
 - Mensual
 - No existe frecuencia definida
7. ¿Utilizan alguna herramienta tecnológica para controlar inventarios?
- Software especializado
 - Excel
 - Manual
 - No utilizan
 - Otro
8. ¿Presentan faltantes de inventario con frecuencia?
- Nunca
 - Rara vez

- Ocasionalmente
 - Frecuentemente
9. ¿Presentan sobre stock (exceso de inventario)?
- Nunca
 - Rara vez
 - Ocasionalmente
 - Frecuentemente
10. ¿La empresa realiza algún tipo de pronóstico de demanda?
- Sí
 - No
11. Si respondió sí, ¿qué método utiliza?
- Experiencia del gerente
 - Software estadístico
 - Promedios históricos
 - Otro
 - No aplica
12. ¿Qué tan precisos considera que son sus pronósticos?
- Muy precisos
 - Medianamente precisos
 - Poco precisos
 - No se realizan pronósticos
13. ¿La falta de un pronóstico adecuado ha generado pérdidas económicas?
- Sí
 - No
 - No sabe
14. ¿La empresa identifica los costos de almacenamiento?
- Sí
 - No
15. ¿Han tenido pérdidas de materia prima o inventario? por:
- Obsolescencia

- Deterioro
 - Perdida
 - Ninguna
16. ¿Considera que los costos de inventario afectan la rentabilidad?
- Mucho
 - Moderadamente
 - Poco
 - Nada
17. ¿Considera necesario mejorar el sistema de gestión de inventarios?
- Sí
 - No
18. ¿Estaría dispuesto a implementar un modelo de pronóstico más técnico?
- Sí
 - No
 - Depende del costo
19. ¿Cuál considera que es el principal problema en su gestión de inventarios?

(El instrumento digitalizado puede ser auditado a través del siguiente enlace de soporte:

<https://forms.gle/GfGttwRHTfANtJTU9>)

Anexo B

Memorias Numéricas de Cálculo para la Gestión de Inventarios (SS y ROP)

Como soporte de ingeniería para la sección 7.15.1 del proyecto de grado, se presentan las memorias numéricas detalladas para el cálculo del Stock de Seguridad (SS) y el Punto de Pedido (ROP) correspondientes al horizonte de planificación de los 6 meses futuros pronosticados.

Parámetros de Entrada del Sistema Logístico

B.1 Cálculo del Stock de Seguridad Constante

Nivel de Servicio Deseado. 95 % (lo que equivale a un factor Z de confianza de 1,645).

Precisión del Modelo (RMSE de holtwinters). 0,7217 (obtenido directamente en RStudio).

Tiempo de Entrega del Proveedor. Se establece un tiempo estándar de 1 mes para el suministro metalmecánico en Fontibón.

Aplicando la ecuación algorítmica estipulada en la propuesta:

$$SS = 1,645 \times 0,72 = 1,18 \approx 1,19 \text{ Unidades}$$

B.2 Desglose Mensual del Punto de Pedido

Utilizando la fórmula del punto de pedido $ROP = (d + L) + SS$, donde la demanda promedio mensual equivalente (d) corresponde al valor pronosticado mes a mes por el modelo holtwinters, se estructuran las órdenes de reaprovisionamiento en la Tabla B1.

Tabla B1*Planificación Numérica del ROP para el Horizonte Futuro de Operaciones*

Mes pronosticado	Demanda futura (d)	Tiempo de entrega del proveedor (Mes)(L)	SS	Punto de pedido definitivo ROP= (d* L) +SS
Mes (25) Enero	130	1	1,19	131,19
Mes (26) Febrero	145	1	1,19	146,19
Mes (27) Marzo	160	1	1,19	161,19
Mes (28) Abril	170	1	1,19	171,19
Mes (29) Mayo	180	1	1,19	181,19
Mes (30) Junio	185	1	1,19	186,19

Nota. Los valores de demanda futura corresponden a los datos de salida arrojados por el objeto pronostico en RStudio. Los puntos de pedido indican el nivel crítico en bodega; cuando las existencias de acero caigan exactamente a ese valor numérico, se debe emitir inmediatamente una nueva orden de compra al proveedor. Elaboración propia (2026).

Anexo C

Memorias de Cálculo del Modelo Multicriterio AHP (Producto Matricial Final)

Como soporte algebraico del punto 7.3.6 (Síntesis Global), se expone el desarrollo numérico detallado del principio de composición jerárquica. La prioridad global absoluta de cada alternativa se obtiene mediante la multiplicación de la puntuación en cada criterio por la ponderación de dicho criterio y sumando los productos para obtener la puntuación total de la alternativa, según la cual se clasifican las alternativas.

$$P_A = (\text{Peso absoluto del criterio} \times \text{Peso local de la alternativa frente al criterio})$$

- **Microsoft Excel:** $(0,129 \times 0,137) + (0,050 \times 0,541) + (0,050 \times 0,526) + (0,279 \times 0,068) + (0,410 \times 0,058) + (0,082 \times 0,064) = \mathbf{0,119}$
- **Python:** $(0,129 \times 0,394) + (0,050 \times 0,061) + (0,050 \times 0,065) + (0,279 \times 0,314) + (0,410 \times 0,330) + (0,082 \times 0,496) = \mathbf{0,321}$
- **Microsoft Power BI:** $(0,129 \times 0,075) + (0,050 \times 0,269) + (0,050 \times 0,249) + (0,279 \times 0,119) + (0,410 \times 0,098) + (0,082 \times 0,117) = \mathbf{0,119}$
- **RStudio:** $(0,129 \times 0,394) + (0,050 \times 0,128) + (0,050 \times 0,159) + (0,279 \times 0,500) + (0,410 \times 0,514) + (0,082 \times 0,324) = \mathbf{0,442}$

Anexo D

Código Fuente Completo del Algoritmo Predictivo en RStudio

```
# Datos simulados (24 meses = 2 años)
demanda <- c(120, 135, 150, 160, 170, 165, 180, 190, 200, 210, 220,
230, 125, 140, 155, 165, 175, 170, 185, 195, 205, 215, 225, 235)

# Serie de tiempo
demanda_ts <- ts(demanda, frequency = 12)

# Modelo
modelo <- HoltWinters(demanda_ts)

# Ver resultados
modelo

# Graficar
plot(modelo,
main = "Pronóstico de demanda mediante suavizamiento exponencial",
xlab = "Tiempo (meses)",
ylab = "Demanda",
col.main = "black")
# Cargar librería para pronóstico
install.packages("forecast")
library(forecast)

# Generar pronóstico (6 meses futuros)
pronostico <- forecast(modelo, h=6)

# Ver valores pronosticados
pronostico

# Graficar pronóstico
plot(pronostico,
main = "Pronóstico de demanda en empresas metalmecánicas",
xlab = "Tiempo (periodos mensuales)",
ylab = "Nivel de demanda",
col = "blue",
lwd = 2)

lines(demanda_ts, col = "black", lwd = 2)

legend("topleft",
legend = c("Datos históricos", "Pronóstico"),
col = c("black", "blue"),
lwd = 2)
modelo_ajustado <- forecast(modelo)
accuracy(modelo_ajustado)

install.packages("TTR")
# 1. EJECUCIÓN DEL MODELO RIVAL 1: PROMEDIO MÓVIL (Ventana de 3 meses)
library(TTR)
```

```

pm_ajustado <- SMA(demanda_ts, n = 3)
# Calcular métricas de error para el Promedio Móvil
error_pm <- accuracy(pm_ajustado, demanda_ts)

# 2. EJECUCIÓN DEL MODELO RIVAL 2: REGRESIÓN LINEAL (En función del
tiempo)
tiempo <- 1:length(demanda_ts)
modelo_lineal <- lm(demanda_ts ~ tiempo)
lineal_ajustado <- ts(predict(modelo_lineal), frequency = 12)
# Calcular métricas de error para la Regresión Lineal
error_lineal <- accuracy(lineal_ajustado, demanda_ts)

# 3. CONSOLIDAR TODAS LAS MÉTRICAS EN UNA SOLA TABLA EN LA CONSOLA
tabla_errores <- rbind(
  accuracy(modelo_ajustado)[, c("RMSE", "MAE", "MAPE")],
  error_pm[, c("RMSE", "MAE", "MAPE")],
  error_lineal[, c("RMSE", "MAE", "MAPE")]
)
rownames(tabla_errores) <- c("Suavizamiento Exponencial (HW)",
"Promedio Móvil (SMA)", "Regresión Lineal")

# IMPRIMIR EL RESULTADO EN CONSOLA
print(tabla_errores)

# GRÁFICA COMPARATIVA VISUAL
plot(demanda_ts, col="black", lwd=2, main="Comparativa de Modelos de
Pronóstico", ylab="Demanda", xlab="Tiempo")
lines(pm_ajustado, col="red", lwd=2)
lines(lineal_ajustado, col="green", lwd=2)
legend("topleft", legend=c("Real", "Promedio Móvil", "Regresión
Lineal"), col=c("black", "red", "green"), lwd=2)

```