



FACULTAD DE INGENIERIA  
UNIVERSIDAD EAN

IDENTIFICACIÓN DE DEMANDA EN LA EMPRESA ARGENTTO POR CIUDAD UTILIZANDO  
ALGORITMOS K-MEANS

GUÍA 2

**AUTORES**

JUAN JOSE RAMIREZ BONILLA  
KAREN TATIANA MORENO QUINTERO

**TUTOR**

DIANA CAROLINA BELTRAN PEÑA

BOGOTÁ D.C, 03 DE JUNIO DEL 2025

## Contenido

Resumen Ejecutivo:.....	3
Palabras Clave.....	4
Introducción:.....	5
Objetivo general:.....	6
Objetivos específicos:.....	6
Pregunta orientadora:.....	6
Definición del problema:.....	7
Justificación:.....	8
Análisis de Requerimientos.....	9
Requerimientos Funcionales.....	9
Requerimientos no funcionales.....	9
Marco Teórico:.....	10
Marco de referencia:.....	13
Análisis de restricciones.....	14
Metodología para la selección y desarrollo de la solución:.....	16
Análisis de Costos.....	20
Diagrama de Gantt:.....	22
Solución de ingeniería:.....	23
Funcionalidades Principales:.....	24
- Módulo de inventario:.....	24
- Módulo de categorías:.....	26
- Módulo de ventas:.....	26
- Análisis de comportamiento por ciudad:.....	28
- Interfaz web e informes:.....	29
Modelo Entidad- relación:.....	30
Descripción del Modelo Entidad-Relación:.....	30
Interpretación del análisis K-means.....	31
- Resultados de abril:.....	31
- Resultados Mayo:.....	32
Conclusión.....	33
Referencia Bibliográfica:.....	34

## **Ilustraciones:**

Ilustración 1. Interfaz del Módulo de Inventario.....	25
Ilustración 2. Interfaz detalle de producto. ....	25
Ilustración 3. Interfaz de Categorías.....	26
Ilustración 4. Interfaz ventas.....	27
Ilustración 5. Interfaz historial de ventas. ....	27
Ilustración 6. Interfaz detalle de venta.....	28
Ilustración 7. Interfaz K-means.....	29
Ilustración 8. Modelo Entidad-Relación.....	30
Ilustración 9. Resultados análisis K-means abril.....	31
Ilustración 10. Resultados análisis K-means mayo. ....	32

## **Tablas:**

Tabla 1. Referencias y textos utilizados para la investigación.....	10
Tabla 2. Errores frecuentes.....	16
Tabla 3. Demanda por ciudad según el algoritmo K-means.....	20
Tabla 4. Inventario códigos SKU.....	23
Tabla 5. Descripción modelo entidad relación.....	30

## **Resumen Ejecutivo:**

Una gestión eficiente del inventario es clave para evaluar el desempeño de las ventas y optimizar el uso de los recursos en la producción. Actualmente, Argentto SAS enfrenta desafíos en la administración de su inventario y el análisis de sus ventas, lo que dificulta la planificación estratégica y la distribución óptima de sus productos.

Para abordar esta problemática, el proyecto implementará Machine Learning mediante el algoritmo K-Means, con el objetivo de identificar los productos más vendidos por ciudad. Este modelo analítico facilitará la toma de decisiones en el manejo del inventario, dependiendo cuales son los productos con mayor demanda.

Argentto SAS es una empresa consolidada en el mercado textil colombiano, especializada en la fabricación de medias diseñadas para mejorar la comodidad de los integrantes de las Fuerzas Armadas de Colombia, quienes operan en condiciones extremas. Sus productos se comercializan en ciudades clave como Barranquilla, Popayán, Rionegro, Cali y Bogotá.

Como parte del proyecto, se estructurará el inventario existente, utilizando códigos SKU, además, se desarrollará una prueba piloto para analizar tendencias de demanda por ciudad de los productos ofrecidos. Los resultados permitirán mejorar la planificación y manejo de inventario, la compra de producto terminado y la distribución estratégica de productos. Además, la segmentación geográfica contribuirá a un análisis más preciso del rendimiento comercial por región, fortaleciendo la competitividad de Argentto SAS en el mercado.

## **Palabras Clave**

Inventario – Gestión – Ventas – Analisis – SKU – Kmeans – Demanda – Medias

**Introducción:**

La ausencia de un sistema estructurado de inventario en Argentto SAS dificulta el control, seguimiento y gestión eficiente de sus productos. Esta falta de organización impide analizar, con base en datos concretos, cuáles son los productos que incrementar o disminuir el stock disponible para la venta. Además, la imprecisión en la información sobre las cantidades y el destino final de los productos obstaculiza la identificación de patrones de compra y la implementación de estrategias de almacenamiento eficientes.

Como resultado, la empresa enfrenta dificultades para cumplir con los pedidos en los plazos establecidos, lo que puede generar retrasos, afectar la relación con los clientes y provocar inversiones desincronizadas en materia prima y/o producto terminado.

Para abordar esta problemática, este estudio propone la aplicación del algoritmo K-Means para identificar los productos con mayor demanda por ciudad. A partir de estos análisis, se busca desarrollar estrategias internas que optimicen la gestión del inventario y la compra de producto terminado.

**Objetivo general:**

Identificar productos de mayor demanda por ciudad mediante la aplicación del algoritmo **K-Means** en una prueba piloto. A partir de los resultados obtenidos, se busca optimizar el uso de los recursos disponibles, mejorando la gestión del inventario, la planificación de compras y la distribución de los productos.

**Objetivos específicos:**

- Estandarizar la clasificación, registro y control del inventario mediante códigos SKU, facilitando una gestión más eficiente de los productos.
- Analizar el volumen de ventas por ciudad mediante K-Means, permitiendo una gestión estratégica del inventario según la demanda por producto.

**Pregunta orientadora:**

¿Cómo a partir de la identificación de la demanda por producto, se logra gestionar de una manera más eficiente el inventario?

**Definición del problema:**

Actualmente, Argentto SAS enfrenta deficiencias en la gestión de su inventario debido a la falta de una estructura clara en sus procesos internos. La ausencia de un sistema de clasificación e identificación de productos dificulta el control y seguimiento del inventario, impidiendo una gestión eficiente basada en las ventas o la llegada de nueva mercancía.

Además, la empresa carece de un registro estructurado de ventas y producción, lo que limita su capacidad para anticiparse a cambios en la demanda. Sin un análisis preciso de la demanda de los productos basado en las ventas, la planificación estratégica y gestión del inventario se ve afectada.

Para solucionar esta problemática, se propone la implementación de un sistema de inventario estructurado mediante códigos SKU y la aplicación del algoritmo K-Means en una prueba piloto. Estos elementos permitirán a Argentto SAS optimizar la gestión de recursos en inventario, destinando mayor inversión a los productos que así lo requieran (más demandados).

**Justificación:**

Este estudio es fundamental para Argentto SAS, ya que permitirá solucionar las deficiencias actuales en la gestión del inventario y la planificación de compras, incrementando la eficiencia entre la mercancía que entra y sale (compra – venta). La falta de un sistema estructurado para administrar el inventario y la ausencia de un análisis detallado de la demanda de los productos en distintas regiones han dificultado la toma de decisiones estratégicas, generando ineficiencias operativas, costos innecesarios y retrasos en la entrega de productos.

La implementación de códigos SKU permitirá una mejor clasificación y control del inventario, facilitando la gestión de productos. Asimismo, la aplicación del algoritmo K-Means posibilitará la identificación de demanda por producto, según la ciudad. Esto permitirá a la empresa anticiparse a la demanda, hacer un uso eficiente de recursos, como el monetario, el cual se destina en forma de inversión a materias primas o producto terminado, reduciendo tiempos muertos en inventario y optimizando la disponibilidad de productos para todas las regiones.

Además, esta iniciativa contribuirá a mejorar la satisfacción del cliente al garantizar entregas más oportunas y alineadas con sus necesidades. En un mercado altamente competitivo, contar con un sistema de gestión basado en datos permitirá a Argentto SAS fortalecer su posición y mejorar su capacidad de respuesta ante cambios en el entorno comercial.

## **Análisis de Requerimientos**

Link: <https://www.youtube.com/watch?v=a1ENMEGYCUI>

### **Requerimientos Funcionales**

- Generar y asignar Códigos SKU a cada producto destinado en el inventario.
- Obtener los datos de las ventas de un mes vencido, así como estructurar, limpiar y organizar el base de datos a utilizar en el algoritmo.
- Identificación de demanda por producto que consiste en el análisis temporal de las ventas para identificar: productos más demandados por ciudad.

### **Requerimientos no funcionales**

- Escalabilidad: El sistema debe poder manejar grandes volúmenes de datos (debido a que es una empresa que vende al por mayor).
- Precisión: Uso de métricas de validación para garantizar la calidad de los resultados (al Implementar el algoritmo de K-means).
- Usabilidad: Interfaz clara para interpretar la información generada.
- Seguridad: Protección de los datos de ventas.

## Marco Teórico:

Para facilitar la comprensión de los temas abordados, en la Tabla 1. Referencias y textos utilizados para la investigación. se realizó una relación de los principales conceptos, describiendo sus características e identificando las ideas clave de cada uno.

Tabla 1. Referencias y textos utilizados para la investigación

<b>Tema y Subtema</b>	<b>Teoría / Modelo / Concepto</b>	<b>Descripción o idea central</b>	<b>Autor y año</b>	<b>Fuente APA</b>
Segmentación de Clientes por Comportamiento de Compra	Algoritmo K-Means para la Segmentación de Clientes	Aplicación del algoritmo K-Means para segmentar clientes en función de su comportamiento de compra, permitiendo identificar grupos homogéneos y diseñar estrategias de marketing específicas para cada segmento.	Ravi, V., & Kamaruddin, S. (2022)	Ravi, V., & Kamaruddin, S. (2022). K-Means Clustering Approach for Intelligent Customer Segmentation Using Customer Purchase Behavior Data. <i>Sustainability</i> , 14(12), 7243.
Identificación de Patrones de Venta por Épocas del Año	Clustering de Series Temporales para Detectar Estacionalidad	Uso de técnicas de clustering, incluyendo K-Means, para agrupar series temporales y detectar patrones estacionales en los datos de ventas, lo que ayuda a comprender cómo las ventas varían en diferentes épocas del año.	Hyndman, R. J., & Shahid Ullah, M. (2007)	Hyndman, R. J., & Shahid Ullah, M. (2007). Robust forecasting of mortality and fertility rates: a functional data approach. <i>Computational Statistics &amp; Data Analysis</i> , 51(10), 4942-4956.
Análisis de Patrones Estacionales en Ventas	Clustering de Patrones Estacionales en Presencia de Errores	Desarrollo de un método de clustering que considera errores en los datos para identificar patrones estacionales en	Fisher, D. M., & Jain, A. K. (2003)	Fisher, D. M., & Jain, A. K. (2003). Clustering seasonality patterns in the presence of errors. <i>Proceedings of the ninth</i>

		la industria minorista, mejorando la precisión en la estimación de la estacionalidad.		<i>ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining</i> , 611-616.
Segmentación de Clientes en Datos de Transacciones	Uso de K-Means para la Segmentación Basada en Datos de Ventas	Desarrollo y validación de un modelo de segmentación de clientes utilizando el algoritmo K-Means optimizado para agrupar clientes según datos de transacciones de ventas, permitiendo una comprensión más precisa del comportamiento de compra.	Nugroho, B. I. (2023)	Nugroho, B. I. (2023). Customer segmentation in sales transaction data using k-means clustering algorithm. <i>Journal of Intelligent Decision Support System</i> , 7(2), 130-136.
Segmentación de Clientes en Comercio Electrónico	Aplicación de K-Means para Segmentación en E-commerce	Implementación del algoritmo K-Means para segmentar clientes en plataformas de comercio electrónico, analizando datos de comportamiento de compra para mejorar las estrategias de marketing y aumentar la satisfacción del cliente.	Singh, H., Vellanki, J., Sudha, V., Bagal, P. A., & Ramani, R. K. (2022)	Singh, H., Vellanki, J., Sudha, V., Bagal, P. A., & Ramani, R. K. (2022). Customer Segmentation for Marketing Campaigns Using K-means Clustering. <i>Proceedings of the Kennesaw State University Conference on Cybersecurity Education, Research and Practice</i> , 2022(1), 59.
Inventario y su utilidad	Definición de inventario y stock	El inventario es un listado ordenado y valorado de productos que facilita el	Guerrero Salas, H. (2009)	Guerrero Salas, H. (2009). <i>Inventarios: manejo y control</i> (ed.). Ecoe Ediciones.

		aprovechamiento y el proceso productivo. El stock se analiza desde el punto de vista físico y económico para su correcta gestión.		
Categorización de inventarios - Clasificación ABC	Principio de Pareto aplicado a la gestión de inventarios	La clasificación ABC se basa en el principio de Pareto, agrupando los materiales en categorías según su importancia económica: A (80%), B (15%) y C (5%). Este análisis permite optimizar la gestión de inventarios y recursos.	Espejo González, M. (2022)	Espejo González, M. (2022). <i>Gestión de inventarios: métodos cuantitativos</i> (1 ed.). Marge Books.
Sistemas de información y su utilidad	Tipos de sistemas de información	Los sistemas de información automatizan procesos operativos, apoyan la toma de decisiones y generan ventajas competitivas. Se clasifican en transaccionales, de apoyo a la toma de decisiones y estratégicos.	Cohen, D.K. (2000)	Cohen, D.K. (2000). <i>Sistemas de información para los negocios</i> (3.ed.). McGraw-Hill.
Implementación de un sistema de información para inventarios y ventas en Track Repuestos	Aplicación de sistemas de información en la gestión de inventarios	La implementación de un sistema de información en Track Repuestos mejora la gestión de ventas e inventarios, reduciendo	Vera, M. J. S. (2019)	Vera, M. J. S. (2019). <i>Implementación de un sistema de información para el control y seguimiento de las ventas e inventarios en la empresa</i>

		errores y optimizando la administración del negocio.		<i>Track Repuestos en la ciudad de Bucaramanga.</i> Edu.co.
--	--	--	--	--

**Fuente:** Elaboración propia a partir de: Ravi y Kamaruddin (2022); Hyndman y Shahid Ullah (2007); Fisher y Jain (2003); Nugroho (2023); Singh et al. (2022); Guerrero Salas (2009); Espejo González (2022); Cohen (2000); Vera (2019).

### **Marco de referencia:**

Para la realización de este trabajo, se han considerado estudios previos sobre la gestión eficiente del inventario y la automatización de procesos empresariales. Diversos estudios han demostrado que la implementación de sistemas de información (SI) y técnicas avanzadas de análisis de datos, como el algoritmo K-Means, pueden mejorar la planificación de la producción, optimizar la distribución y reducir los costos operativos.

El control eficiente del inventario es un factor clave para mejorar la rentabilidad y eficiencia operativa en las empresas. Estudios previos han evidenciado que la falta de un sistema automatizado de inventario genera errores en los registros, dificulta la gestión de stock y afecta la satisfacción del cliente. Vera (2019) analizó la empresa Track Repuestos, donde los errores manuales en los registros de inventarios afectaban la eficiencia de la compañía. La implementación de un sistema de información mejoró la precisión en el control del stock y optimizó la toma de decisiones, reduciendo errores y aumentando la eficiencia operativa. Por otro lado, Martínez Montoya (2019) investigó la Ferretería Benjumea & Benjumea, donde la falta de control de inventario generaba pérdidas económicas y descontento entre los clientes. La solución consistió en un sistema automatizado que mejoró la visibilidad del stock y redujo fallas en la gestión de productos.

Desde una perspectiva teórica, el inventario se define como un listado ordenado de productos que facilita el aprovisionamiento y garantiza la disponibilidad para los clientes (Guerrero Salas, 2009). Su correcta administración requiere tanto un enfoque físico (almacenamiento y custodia) como económico (valoración contable y control de costos). Para mejorar la organización del inventario, se aplicará el método ABC, basado en la Ley de Pareto, que permite clasificar los artículos según su impacto en la inversión y rentabilidad empresarial (Espejo González, 2022). La categoría A agrupa los productos que representan el 80% del valor total, la categoría B aquellos con una representación del 15%, y la categoría C los de menor importancia, con un 5%.

Dado que Argentto SAS enfrenta dificultades en la gestión de su inventario y en la planificación de la producción, se propone la aplicación del algoritmo K-Means para la segmentación de datos y la identificación de patrones de demanda. Este algoritmo de clustering no supervisado permite agrupar elementos en función de similitudes en sus características. En el contexto de la gestión de inventarios y ventas, su aplicación facilita la segmentación de clientes según su comportamiento de compra (Ravi & Kamaruddin, 2022), la identificación de patrones de demanda estacional y la previsión de cambios en el volumen de ventas a lo largo del año (Hyndman & Shahid Ullah, 2007), la optimización de la producción y distribución asegurando que las diferentes regiones cuenten con el stock adecuado antes de los períodos de alta demanda (Fisher & Jain, 2003) y la reducción de costos operativos al ajustar la adquisición de materias primas según la segmentación de los datos de ventas (Nugroho, 2023).

Los sistemas de información desempeñan un papel crucial en la transformación digital de las organizaciones, proporcionando herramientas para la automatización de procesos, la mejora de la toma de decisiones y la obtención de ventajas competitivas (Cohen, 2000). Estos sistemas pueden ser transaccionales, para procesar pagos y cobros; de apoyo a la toma de decisiones, permitiendo realizar análisis predictivos de inventario y demanda; o estratégicos, enfocados en mejorar la competitividad de la empresa mediante la aplicación de algoritmos avanzados como K-Means.

El presente trabajo toma como base estos estudios previos y modelos teóricos para aplicar una solución integral a la problemática de Argentto SAS. La combinación de un sistema estructurado de inventario (SKU), el método ABC y el algoritmo K-Means permitirá a la empresa optimizar su gestión de stock, mejorar la planificación de producción y definir estrategias de distribución eficientes. Esto se traducirá en una reducción de costos, una mayor satisfacción del cliente y un incremento en la competitividad de la empresa en el mercado.

### **Análisis de restricciones**

Como parte de la búsqueda de una solución de ingeniería para el presente proyecto, donde se hará uso del algoritmo de machine learning K-means, hemos podido identificar restricciones de tipo económico, legales, de salud y seguridad y restricciones internas, las cuales se presentan a continuación:

- Restricciones Económicas: El proyecto propuesto no cuenta con gastos involucrados, sin embargo, se debe garantizar la *Disponibilidad de recursos digitales*, que determina que a pesar de no hay inversión monetaria directa, es importante contar con acceso estable a servidores, internet, computador y demás recursos que serán utilizados como Python para el procesamiento de datos.
- Restricciones Legales: Tanto en Colombia, como en la mayoría de los países se debe garantizar la protección de los datos y la propiedad intelectual. El presente proyecto al manejar información de

ventas donde se puede incluir información de los clientes, se debe garantizar la *Protección de Datos Personales* (Ley 1581 de 2012), esta ley implica manejar políticas de confidencialidad y obtener consentimiento para manipular la información necesaria.

- Restricciones de Salud y seguridad: Aunque no existe la manipulación de recursos físicos, si existe la manipulación de recursos intangibles como la información, por lo tanto, la *Seguridad Digital* garantiza la protección de la información e infraestructura ante riesgos de ciberseguridad. Además, el *Entorno Laboral* debe garantizar espacios de trabajo adecuados, con pausas activas y espacios ergonómicos mientras se trabaje en el proyecto.

Por último, presentamos las restricciones internas (organizacionales) donde se dividiremos en dos principales las posibles restricciones:

- Tecnología y personal: Aunque no implica costos adicionales, es necesario contar con personal que tenga experiencia en Machine Learning y bases de datos, además de herramientas tecnológicas apropiadas para el procesamiento de la información (Asana, 2024).
- Disponibilidad de datos: La calidad y acceso a los datos de ventas e inventarios son fundamentales. Cualquier vacío o inconsistencia en la información puede afectar la efectividad del algoritmo de K-Means.

Dado que el proyecto se centra en la ejecución de un algoritmo, a partir del análisis de datos suministrados de ventas y no existen costos directos asociados, las restricciones se centran en factores internos (organizacionales), de seguridad de la información y de acceso a recursos digitales e intelectuales por parte de los involucrados, todo cobijado bajo las leyes colombianas como la ley 1582 de 2012 sobre la protección de datos personales.

## Metodología para la selección y desarrollo de la solución:

Para el desarrollo de la solución propuesta, se realizó un análisis crítico de los productos finales identificados en el proyecto, con el fin de evaluar posibles errores frecuentes que podrían comprometer su efectividad o aplicabilidad. **Tabla 2. Errores frecuentes.** se presenta una síntesis de los principales problemas asociados a cada producto, acompañados de recomendaciones específicas que sirve como herramienta metodológica para identificar riesgos potenciales, establecer criterios de mejora y orientar el diseño de soluciones más robustas. Las recomendaciones incluidas no solo buscan mitigar los errores señalados, sino también optimizar el rendimiento, la precisión y la utilidad de los desarrollos.

Tabla 2. Errores frecuentes.

Producto	Error frecuente	Recomendación
Implementación de Machine Learning (Algoritmo K-means)	Utilizan datos sin procesar y sin normalización, lo que genera resultados inexactos.	<i>“Dado que K-means utiliza la distancia euclidiana, los datos deben normalizarse antes de agruparlos para evitar el predominio de un atributo sobre otros” (Jain et al., 2020).</i> Es fundamental aplicar técnicas de preprocesamiento de datos antes de ejecutar K-means, como la normalización o estandarización, ya que este algoritmo es sensible a la escala de los datos. Sin esta etapa, los resultados pueden ser distorsionados, especialmente cuando las variables tienen unidades o rangos diferentes.
	No comprenden el número óptimo de clústeres (K), lo eligen al azar.	<i>“La selección del número correcto de clústeres es un paso clave en K-means. Se utilizan varios métodos, como las estadísticas de codo, silueta y brecha, para determinar el valor K óptimo” (Jain et al., 2020).</i> Se recomienda utilizar métodos estadísticos para determinar el valor óptimo de K, como el método del codo (Elbow Method), la técnica de Silhouette o el método Gap Statistic. Estos permiten elegir un valor más robusto y

		justificable que mejore la calidad del agrupamiento.
Identificación de patrones de ventas por época del año y segmentación de ciudades por comportamiento de compra	No consideran variables estacionales ni factores regionales en el análisis.	“La estacionalidad y las diferencias regionales afectan significativamente los patrones de ventas y deben integrarse en los modelos predictivos para realizar pronósticos más precisos” (Moreno et al., 2020). Es fundamental incorporar variables estacionales (como estaciones del año, festividades o ciclos comerciales) y factores regionales (clima, cultura, eventos locales) en los modelos de análisis. Ignorar estos elementos puede llevar a patrones falsos o a interpretaciones inadecuadas de la demanda.
	Segmentan sin criterio claro y generan grupos poco útiles comercialmente.	“Las técnicas de agrupamiento no supervisado deben estar impulsadas por objetivos comerciales e informadas por una selección de variables adecuada para garantizar que los segmentos resultantes sean significativos y procesables” (Moreno et al., 2020). La segmentación debe basarse en variables relevantes para el negocio, como comportamiento de compra, frecuencia, valor monetario o afinidad con productos. Se recomienda el uso de técnicas de segmentación basadas en análisis RFM (Recency, Frequency, Monetary value), clustering o modelos de propensión, que permitan formar grupos accionables desde el punto de vista comercial.
Gestión de Inventarios	Falta de alineación entre adquisición de materia prima e inventario	Según Rodríguez y Zea (2022), uno de los principales problemas identificados fue la

		<p>adquisición no planificada de insumos, lo cual generaba acumulación innecesaria de inventario y aumento en los costos operativos. El estudio recomienda implementar modelos de pronóstico basados en la demanda real y en tendencias históricas para optimizar los niveles de stock.</p>
	<p>No se identifican productos críticos ni de baja rotación</p>	<p>Según el estudio <b>(Rodríguez &amp; Zea, 2022)</b>. Destaca que muchas empresas no tienen clasificado su inventario por criticidad ni por rotación. Como medida correctiva, se propone el uso del análisis ABC, permitiendo priorizar productos de alta rotación y optimizar los recursos en la gestión del inventario</p>
<p>Tiempos de entrega de tareas en el desarrollo</p>	<p>No se estiman correctamente los tiempos ni se consideran dependencias entre tareas.</p>	<p><i>“Para estimar con precisión el tiempo en los proyectos de software es necesario tener en cuenta las dependencias de las tareas y los datos históricos. Subestimar o ignorar estos factores conduce a demoras y sobrecostos”</i> <b>(Jørgensen y Shepperd, 2020)</b>. Es fundamental aplicar técnicas de estimación basadas en historial de proyectos, puntos por historia o técnicas como PERT (Program Evaluation and Review Technique) y análisis de red para considerar dependencias entre tareas. Las estimaciones deben ser iterativas y ajustables durante el ciclo de vida del proyecto.</p>
	<p>Falta de seguimiento continuo del progreso.</p>	<p><i>“El seguimiento continuo del progreso mediante herramientas ágiles mejora la visibilidad del proyecto y permite la detección temprana de desviaciones del plan”</i> <b>(Jørgensen y Shepperd, 2020)</b>. Se</p>

		recomienda implementar sistemas de monitoreo y control como las herramientas de gestión ágil (como Jira), que permiten un seguimiento constante, identificación de cuellos de botella y toma de decisiones oportunas.
Control de inventario mediante códigos SKU	No se implementa un sistema uniforme para el registro y seguimiento de productos.	Según el estudio <b>(Rodríguez &amp; Zea, 2022)</b> . Menciona la ausencia de una codificación estructurada como uno de los principales causantes de errores en el registro y localización de productos. La propuesta de mejora incluye implementar un sistema de identificación SKU que facilite la trazabilidad y gestión eficiente del inventario.
	Se desconoce el stock real por errores en el registro manual.	<b>Rodríguez y Zea (2022)</b> señalan que las diferencias de inventario se debían en gran medida al manejo manual de registros. Proponen la digitalización del sistema de control y auditorías periódicas de inventario como medida correctiva efectiva.
Clasificación de productos (Ej. Medias para pies)	Clasificación general sin segmentación por características (talla, tipo, color, material).	<i>“Las técnicas de clasificación y agrupamiento automatizadas basadas en atributos del producto mejoran la organización del inventario y la satisfacción del cliente”</i> <b>(Liu et al., 2019)</b> . Es esencial realizar una clasificación detallada del portafolio de productos basada en atributos clave como talla, color, tipo de uso o material. Esto mejora la eficiencia del inventario, facilita búsquedas, permite una gestión más segmentada del stock y mejora la experiencia del cliente.

	Desconocimiento de qué productos tienen mayor rotación o aceptación.	<p>“Analizar los patrones de ventas mediante la clasificación ABC y la previsión de la demanda mejora el control del inventario y garantiza que los productos de alta demanda estén siempre disponibles” (Liu et al., 2019).</p> <p>Aplicar análisis de rotación de inventario como el análisis ABC o técnicas de análisis de ventas ayuda a identificar productos de alta demanda. Esto permite priorizar reabastecimientos, optimizar el espacio de almacenamiento y diseñar estrategias de promoción focalizadas.</p>
--	--	--

**Fuente:** Elaboración propia a partir de: Jain et al. (2020); Moreno et al. (2020); Rodríguez y Zea (2022); Jørgensen y Shepperd (2020); Liu et al. (2019).

### Análisis de Costos

Para hacer un análisis de los costos, se deben tener en cuenta varios factores y costos asociados a la operación de la empresa, todo esto en base a la información del inventario ya estructurado y la información de las ventas que se obtuvo al ejecutar el algoritmo K-means, el cual, se ve reflejado en Tabla 3. Demanda por ciudad según el algoritmo K-means.

Tabla 3. Demanda por ciudad según el algoritmo K-means

Ciudad	Cantidad De Productos	Total Ventas	Comportamiento
Bogota	13	\$207.242.843,50	Comportamiento irregular
Carepa	12	\$151.977.590,59	Comportamiento irregular
Popayan	9	\$78.436.327,20	Comportamiento irregular

Sibate	12	\$410.621.135,82	Comportamiento irregular
Cartagena	2	\$243.117,00	Ventas bajas con variedad
Cali	15	\$341.621.299,18	Ventas altas y constantes
Coveñas	15	\$686.332.490,48	Ventas altas y constantes
Rionegro	15	\$432.481.842,80	Ventas altas y constantes

**Fuente:** Elaboración propia.

- Costo promedio mensual del inventario actual. 40.966.790 COP

Este valor representa el capital promedio que la empresa destina mensualmente a la compra y sostenimiento de su inventario, bajo una rotación estimada de tres meses. Aunque mantener un inventario activo es necesario para garantizar la disponibilidad de productos, un monto elevado puede representar una sobrecarga de capital inmovilizado, especialmente si parte de ese inventario no rota.

- Costo Promedio Mensual por Exceso de Inventario (Productos Sin Rotación) 19.822.494 COP

Este costo refleja el valor mensual del inventario que permanece sin movimiento durante el ciclo de ventas. Es decir, representa productos que no se vendieron en los últimos meses, ocupando espacio y recursos de almacenamiento, y que eventualmente pueden deteriorarse o volverse obsoletos. Este aspecto también impacta directamente la liquidez de la empresa y puede reducir la rentabilidad.

- Costo por Stock-Out (Ventas Perdidas por Falta de Disponibilidad) 114.048.658 COP (estimado por periodo)

El costo por stock-out es aún más crítico, ya que representa las oportunidades de venta perdidas debido a la falta de disponibilidad de ciertos productos cuando la demanda los requería. Este costo no solo implica ingresos no percibidos, sino que puede afectar negativamente la satisfacción del cliente y perjudicar la relación con los almacenes militares en cada ciudad.

Además de estos costos existe otro costo asociado, el costo de implementación del proyecto que al final del ejercicio dio un valor de 26.270.000 COP.

En el archivo anexo “costos”, se discrimina y se describe como el análisis de estos costos y la implementación del proyecto representan una tasa interna de retorno positiva a partir del periodo 2 desde la implementación del proyecto.



### **Diagrama de Gantt:**

El diagrama de Gantt que se presenta a continuación ilustra la planificación temporal y estructural del proyecto “Identificación de demanda en la empresa Gendo por ciudad utilizando algoritmos K-means”. Esta herramienta de gestión facilita la visualización de la secuencia lógica de las actividades, sus responsables, la duración estimada de cada tarea y el progreso alcanzado en cada fase del proyecto.

El cronograma se divide en dos bloques principales. El primero corresponde a la fase de análisis y planificación, donde se llevan a cabo actividades como la definición del proyecto, el estudio de restricciones, el análisis de costos y la propuesta técnica de solución. El segundo bloque abarca la fase operativa y técnica, que incluye la recopilación del inventario, la estandarización de productos mediante códigos SKU, la recolección y estructuración de los datos de ventas, así como la implementación del algoritmo K-means para la segmentación y predicción de la demanda por ciudad.

Cada tarea en el diagrama está detallada con su fecha de inicio, duración estimada, asignación de responsables y nivel de avance, lo que ha permitido realizar un seguimiento efectivo de los hitos clave del proyecto. Esta planificación ha sido esencial para asegurar el cumplimiento de los objetivos y el desarrollo organizado de las etapas del proyecto dentro de los plazos establecidos.



### Solución de ingeniería:

Con el objetivo de mejorar la gestión operativa y la toma de decisiones estratégicas, se desarrolló un Sistema de Inventario con Clasificación de Ventas por Ciudad, partiendo de la creación del inventario como se muestra en

<b>NUMERO</b>	<b>CODIGO SKU</b>	<b>DESCRIPCION</b>
1	MED-DEP-BLA-ALG-001	Blanca Algodón Económica
2	MED-DEP-BLA-MF-001	Tobillera Blanca Reforzada
3	MED-DEP-NEG-ALG-001	Negra Algodón Económica
4	MED-MIL-BLA-MF-003	Blanca Doble Malla
5	MED-MIL-NEG-ALG-001	Termina Negra
6	MED-MIL-NEG-MF-001	Tobillera Negra Reforzada
7	MED-MIL-NEG-MF-002	Acanalada Microfibra
8	MED-MIL-NEG-MF-003	Negra Doble Malla
9	MED-MIL-NEG-MF-004	Negra Microfibra Reforzada Larga
10	MED-MIL-NEG-MF-005	Media Jaspeada
11	MED-MIL-NEG-MF-006	Acanalada Doble Maya
	MED-MIL-NEG-MF-007	Lisa térmica

12		
13	MED-MIL-NEG-MF-008	Negra Lisa
14	MED-MIL-NEG-NYL-001	Nylon #3
15	MED-MIL-VER-NYL-001	Nylon Verde

. Con ello pudimos orientar el control de productos, registro de ventas y análisis de comportamiento comercial. Este sistema incluye funcionalidades de inventario, ventas, clasificación por categorías, visualización histórica y análisis automatizado mediante aprendizaje no supervisado.

Tabla 4. Inventario códigos SKU

<b>NUMERO</b>	<b>CODIGO SKU</b>	<b>DESCRIPCION</b>
1	MED-DEP-BLA-ALG-001	Blanca Algodón Económica
2	MED-DEP-BLA-MF-001	Tobillera Blanca Reforzada
3	MED-DEP-NEG-ALG-001	Negra Algodón Económica
4	MED-MIL-BLA-MF-003	Blanca Doble Malla
5	MED-MIL-NEG-ALG-001	Termina Negra
6	MED-MIL-NEG-MF-001	Tobillera Negra Reforzada
7	MED-MIL-NEG-MF-002	Acanalada Microfibra
8	MED-MIL-NEG-MF-003	Negra Doble Malla

9	MED-MIL-NEG-MF-004	Negra Microfibra Reforzada Larga
10	MED-MIL-NEG-MF-005	Media Jaspeada
11	MED-MIL-NEG-MF-006	Acanalada Doble Maya
12	MED-MIL-NEG-MF-007	Lisa térmica
13	MED-MIL-NEG-MF-008	Negra Lisa
14	MED-MIL-NEG-NYL-001	Nylon #3
15	MED-MIL-VER-NYL-001	Nylon Verde

**Fuente:** Elaboración propia.

- Tecnologías utilizadas:
  - Backend: PHP
  - Frontend: HTML, CSS, JavaScript
  - Algoritmos de análisis (K-means): Python
  - Base de datos: MySQL

### **Funcionalidades Principales:**

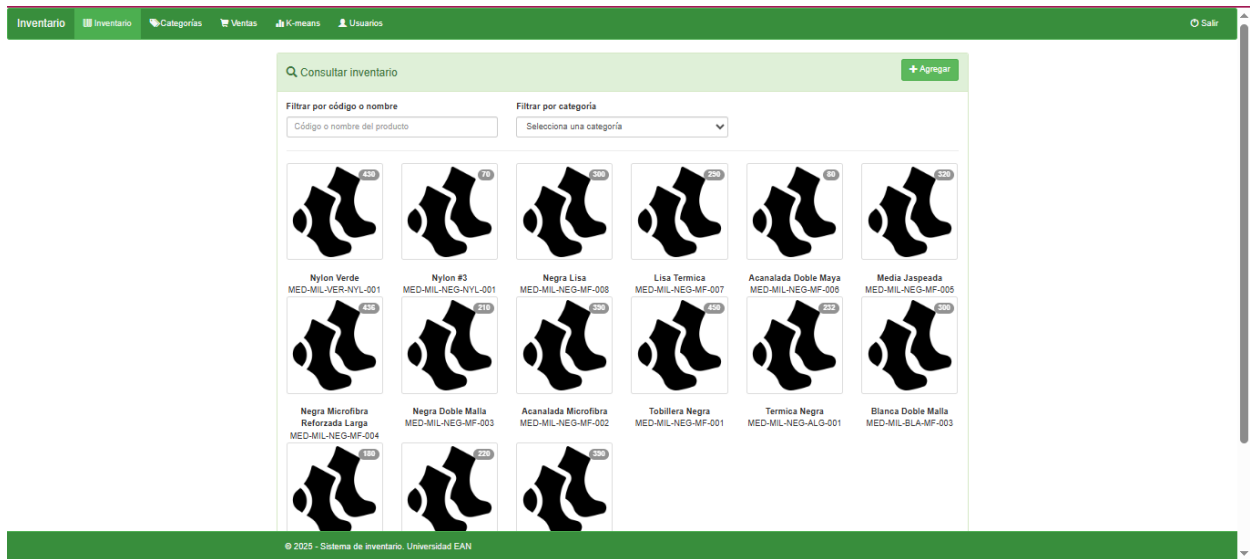
- Módulo de inventario:

La

Ilustración 1. Interfaz del Módulo de Inventario muestra la interfaz del módulo de inventario, diseñada para facilitar una gestión eficiente de los productos a través de la implementación de códigos SKU únicos, los cuales permiten identificar de manera precisa cada artículo (en este caso, medias). Esta interfaz permite al usuario realizar diversas acciones clave, tales como filtrar productos por código o nombre, filtrar por

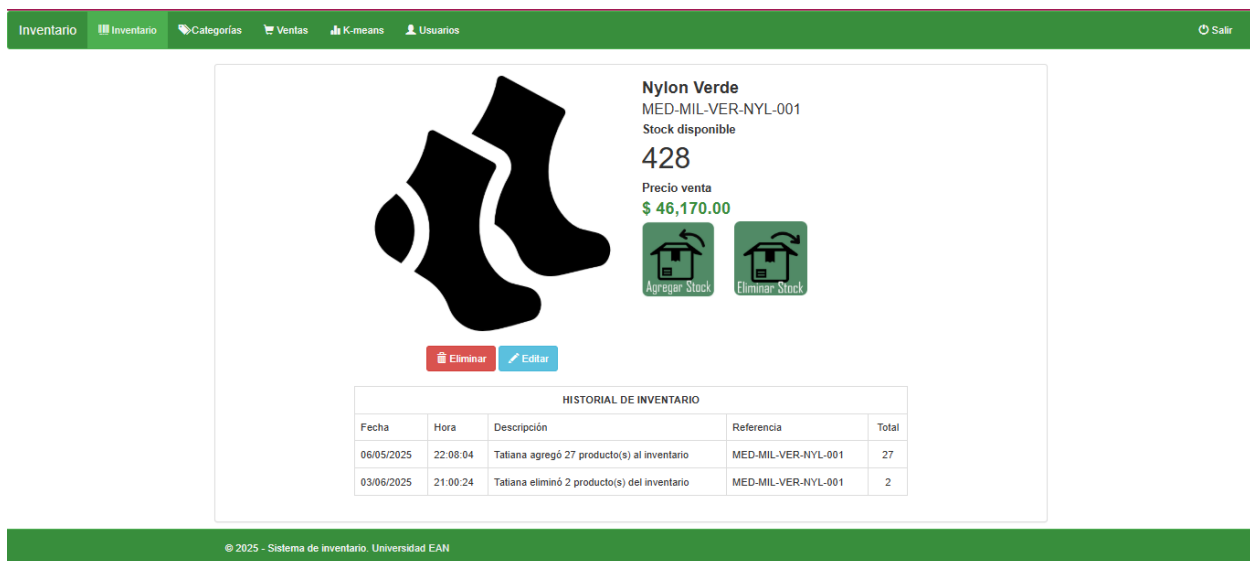
categoría, así mismo, como se muestra en Ilustración 2. Interfaz detalle de producto. podemos visualizar el detalle completo de cada producto, editar o eliminar productos, así como agregar o eliminar stock. Adicionalmente, se incluye una funcionalidad para consultar el historial de modificaciones realizadas, lo que contribuye a mantener un control preciso y trazable de los cambios en el inventario.

Ilustración 1. Interfaz del Módulo de Inventario



Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 2. Interfaz detalle de producto.

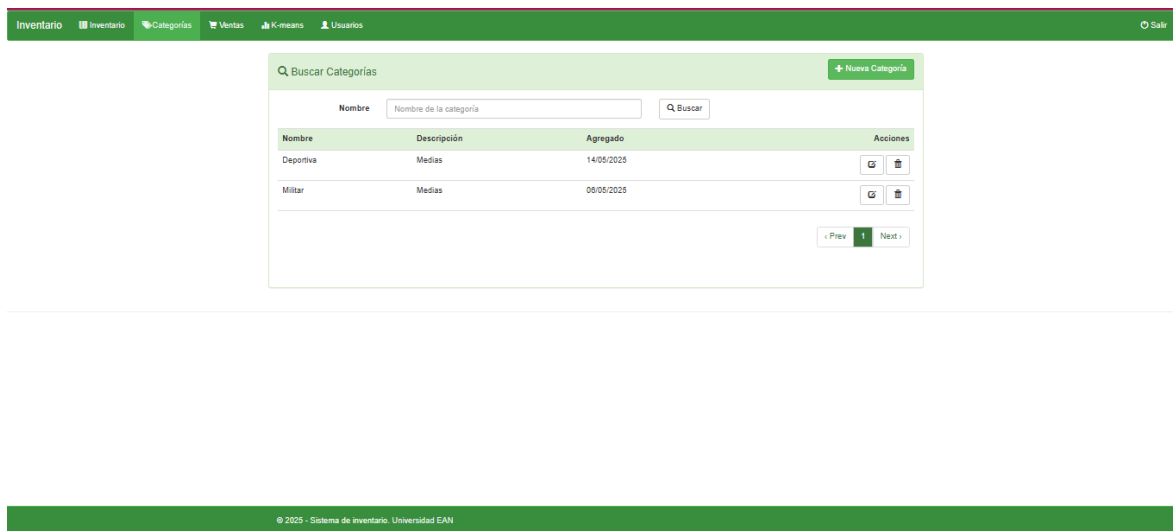


Fuente: Elaboración propia.

- Módulo de categorías:

La Ilustración 3. Interfaz de Categorías. presenta la interfaz del módulo de categorías, el cual permite gestionar eficientemente la clasificación de productos. Esta interfaz brinda funcionalidades como la búsqueda por nombre de categoría, la adición de nuevas categorías, así como la edición o eliminación de las existentes. En el ejemplo mostrado, se evidencia la clasificación de los productos en dos categorías principales: "Militar" y "Deportiva", lo cual facilita la organización, segmentación y consulta del inventario, permitiendo una navegación más ágil y una gestión más estructurada.

Ilustración 3. Interfaz de Categorías.



**Fuente:** Elaboración propia.

- Módulo de ventas:

La Ilustración 4. Interfaz ventas. muestra la interfaz del módulo de ventas del sistema, diseñado para registrar y gestionar transacciones de forma detallada y eficiente. Este módulo permite ingresar ventas especificando la ciudad y la fecha, así como agregar los productos vendidos junto con sus respectivas cantidades. El sistema recupera automáticamente el precio unitario desde la tabla de productos y realiza los

cálculos correspondientes del 19% del IVA, generando subtotales y el total de la venta de forma automática, así mismo, el módulo permite guardar cada transacción.

Adicionalmente, en la Ilustración 5. Interfaz historial de ventas. Se permite consultar el historial completo de ventas. Esta funcionalidad incluye filtros por período de tiempo y ciudad, facilitando la segmentación de los registros, también, permite exportar la información en formato Excel, lo que mejora el análisis y el control administrativo. En la

Ilustración 6. Interfaz detalle de venta. Podemos evidenciar que es posible visualizar el detalle de cada venta individual, si así lo requiere el administrador.

Ilustración 4. Interfaz ventas.

The screenshot shows a web application interface for entering sales. At the top, there is a green navigation bar with the following items: 'Inventario', 'Categorías', 'Ventas', 'K-means', and 'Usuarios'. On the right side of the bar is a 'Salir' button. Below the navigation bar is a form titled 'Ingresar ventas' with a 'Historial' button in the top right corner. The form contains the following elements:

- A search bar with the text 'Ingresar ventas'.
- A 'Fecha de venta' field with a date format 'dd/mm/aaaa' and a calendar icon.
- A 'Ciudad' field with a dropdown menu labeled 'Seleccione ciudad'.
- A table with the following columns: 'Producto', 'Cantidad', 'Precio', 'IVA (19%)', 'Subtotal', and 'Acción'.
- A blue button labeled 'Agregar producto' below the table.
- A 'Total:' label followed by a greyed-out input field.
- A green button labeled 'Guardar venta' at the bottom of the form.

**Fuente:** Elaboración propia.

Ilustración 5. Interfaz historial de ventas.

Inventario Inventario Categorías Ventas K-means Usuarios Salir

Historial de Ventas Exportar a Excel

Desde: dd/mm/aaaa Hasta: dd/mm/aaaa Ciudad: Todas Filtrar

ID Venta	Fecha	Ciudad	Total	Detalle
27	2025-05-29	Rionegro	\$4,800,103.00	<a href="#">Ver</a>
26	2025-05-28	Rionegro	\$1,876,784.70	<a href="#">Ver</a>
25	2025-05-27	Rionegro	\$338,712.08	<a href="#">Ver</a>
24	2025-05-26	Rionegro	\$154,942.76	<a href="#">Ver</a>
23	2025-05-25	Carepa	\$513,997.89	<a href="#">Ver</a>
22	2025-05-24	Bogota	\$120,004.36	<a href="#">Ver</a>
21	2025-05-23	Bogota	\$359,998.80	<a href="#">Ver</a>
20	2025-05-22	Popayan	\$96,000.87	<a href="#">Ver</a>
19	2025-05-21	Popayan	\$98,000.07	<a href="#">Ver</a>
18	2025-05-20	Bogota	\$1,019,984.70	<a href="#">Ver</a>
59	2025-05-20	Coveñas	\$7,698,424.16	<a href="#">Ver</a>

**Fuente:** Elaboración propia.

### Ilustración 6. Interfaz detalle de venta.

#### Detalle de Venta #27

Fecha: 2025-05-29

Ciudad: Rionegro

Total: \$4,800,103.00

Producto	Cantidad	Precio Unitario	IVA	Subtotal
Negra Lisa	50	\$30,252.00	\$287,394.00	\$1,799,994.00
Tobillera Blanca Reforzada	100	\$25,211.00	\$479,009.00	\$3,000,109.00

[Volver](#)

**Fuente:** Elaboración propia.

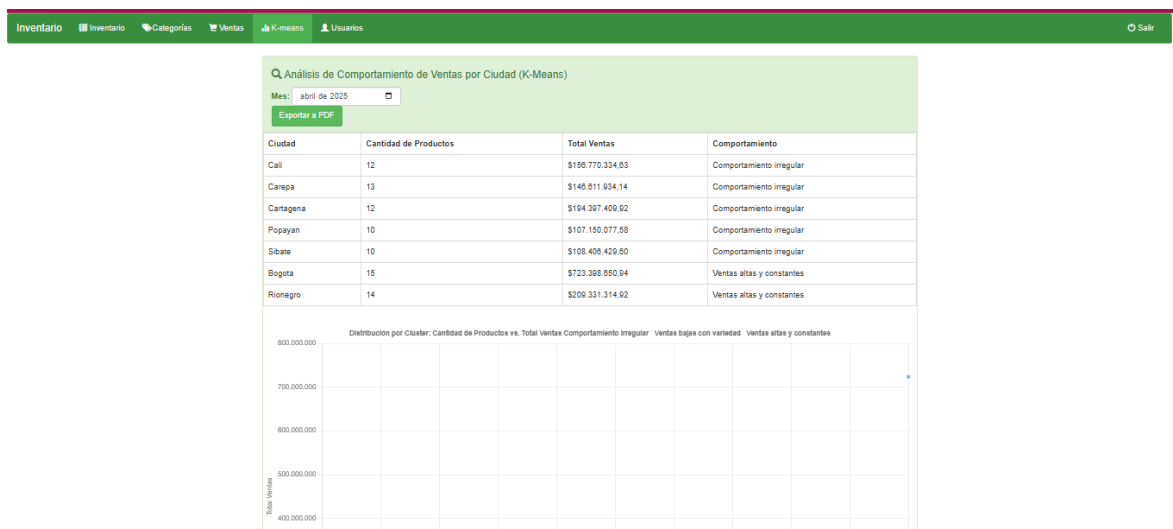
- Análisis de comportamiento por ciudad:

El sistema incorpora el algoritmo K-means, implementado en Python, para analizar mensualmente los datos agrupados por ciudad. Este análisis clasifica las ciudades en tres tipos de clústeres:

- Ventas altas y constantes
- Comportamiento irregular
- Ventas bajas con variedad

La ejecución del algoritmo se realiza de forma manual al finalizar cada mes. Los resultados se almacenan en la tabla  *analisis\_ventas\_ciudad*  y son accesibles desde la interfaz web como se muestra en Ilustración 7. Interfaz K-means. En donde se ilustra los datos en una tabla y en forma gráfica, estos datos pueden ser exportados en formato PDF.

Ilustración 7. Interfaz K-means



**Fuente:** Elaboración propia.

- Interfaz web e informes:

La interfaz fue desarrollada en PHP y permite:

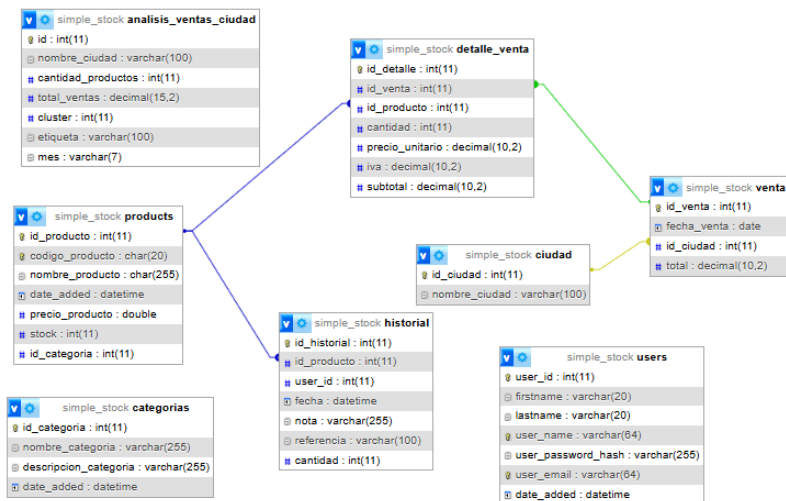
- Visualizar inventario, ventas e historial

- Consultar los resultados del análisis K-means
- Exportar informes personalizados en formatos utilizables para toma de decisiones comerciales (Excel, CSV, PDF)

### Modelo entidad- relación:

En la Ilustración 8. Modelo Entidad-Relación. modelo entidad-relación de Simple Stock está diseñado para gestionar productos, ventas y análisis de comportamiento por ciudad. Este modelo permite una administración eficiente del inventario y un seguimiento detallado de las operaciones.

Ilustración 8. Modelo Entidad-Relación.



Fuente: Elaboración propia.

### Descripción del Modelo Entidad-Relación:

El sistema utiliza una base de datos relacional estructurada, en la *Tabla 5. Descripción modelo entidad relación*. Se evidencia las tablas clave, propósito, principal key, campos clave y relaciones principales para mayor comprensión.

Tabla 5. Descripción modelo entidad relación

Tabla	Propósito	PK	Campos clave	Relaciones principales
<b>Products</b>	Datos de productos	id_producto	codigo_producto, nombre_producto, precio_producto, stock, id_categoria	Con detalle_venta, historial, categorias
<b>detalle_venta</b>	Detalle de productos por venta	id_detalle	id_venta, id_producto, cantidad, precio_unitario, iva, subtotal	Con ventas (id_venta) y products (id_producto)
<b>Ventas</b>	Registro de ventas	id_venta	fecha_venta, id_ciudad, total	Con detalle_venta y ciudad
<b>Ciudad</b>	Lista de ciudades	id_ciudad	nombre_ciudad	Con ventas
<b> analisis_ventas_ciudad</b>	Resultados de K-means	Id	nombre_ciudad, cantidad_productos, total_ventas, cluster, etiqueta, mes	Alimentada por K-means; referencia conceptual a ciudad
<b>Historial</b>	Cambios o movimientos de productos	id_historial	id_producto, user_id, fecha, nota, cantidad	Con products y users
<b>Categorías</b>	Clasificación de productos	id_categoria	nombre_categoria, descripcion_categoria	Con products
<b>Users</b>	Usuarios del sistema	user_id	firstname, lastname, user_name, user_email	Con historial

Fuente: Elaboración propia.

### Interpretación del análisis K-means

El modelo se entrena con los datos acumulados de todos los meses para que los clústeres sean consistentes en el tiempo. Cada entrada mensual por ciudad se clasifica en uno de estos grupos.

- Resultados de abril:

Ilustración 9. Resultados análisis K-means abril.

🔍 Análisis de Comportamiento de Ventas por Ciudad (K-Means)

Mes: abril de 2025

[Exportar a PDF](#)

Ciudad	Cantidad de Productos	Total Ventas	Comportamiento
Cali	12	\$156.770.334,63	Comportamiento irregular
Carepa	13	\$146.611.934,14	Comportamiento irregular
Cartagena	12	\$194.397.409,92	Comportamiento irregular
Popayan	10	\$107.150.077,58	Comportamiento irregular
Sibate	10	\$108.406.429,60	Comportamiento irregular
Bogota	15	\$723.398.650,94	Ventas altas y constantes
Rionegro	14	\$209.331.314,92	Ventas altas y constantes

**Fuente:** Elaboración propia.

**Observaciones:**

- Bogotá: Mayor volumen y monto en ventas (más de \$700 millones).
  - Rionegro: Buen rendimiento, estable, aunque inferior a Bogotá.
  - Otras ciudades: Presentan menor volumen y patrones irregulares
- Resultados Mayo:

Como se muestra en *Ilustración 10. Resultados análisis K-means mayo*, se evidenció una mayor dispersión en el comportamiento de las ciudades en comparación con meses anteriores. Algunas mantuvieron o mejoraron su rendimiento, mientras que otras presentaron caídas o comportamientos inestables.

**Ilustración 10. Resultados análisis K-means mayo.**

🔍 Análisis de Comportamiento de Ventas por Ciudad (K-Means)

Mes: mayo de 2025

[Exportar a PDF](#)

Ciudad	Cantidad de Productos	Total Ventas	Comportamiento
Bogota	13	\$207.242.843,50	Comportamiento irregular
Carepa	12	\$151.977.590,59	Comportamiento irregular
Popayan	9	\$78.436.327,20	Comportamiento irregular
Sibate	12	\$410.621.135,82	Comportamiento irregular
Cartagena	2	\$243.117,00	Ventas bajas con variedad
Cali	15	\$341.621.299,18	Ventas altas y constantes
Coveñas	15	\$686.332.490,48	Ventas altas y constantes
Rionegro	15	\$432.481.842,80	Ventas altas y constantes

**Fuente:** Elaboración propia.

Observaciones:

- Coveñas, Cali y Rionegro se destacaron con ventas altas y constantes, consolidándose como plazas fuertes y con potencial de crecimiento sostenido.
- Varias ciudades como Bogotá, Carepa, Popayán y Sibaté mostraron comportamiento irregular, lo cual podría deberse a factores internos o externos que deben ser analizados.
- Cartagena registró el nivel más bajo de ventas, con un comportamiento calificado como ventas bajas con variedad, lo que indica necesidad de intervención comercial.

## **Conclusión**

Toda organización, proyecto o empresa, con el fin de ejecutar sus actividades requieren de determinados costos, costos relacionados al talento humano requerido, equipos tecnológicos, tiempos de entrega, calidad del producto, etc, y todo esto, ligado a una planeación de actividades, medidas a lo largo del tiempo, para así, garantizar tanto los tiempos de entrega, como la correcta ejecución de los diferentes procesos involucrados. Teniendo en cuenta que la ejecución de cada proyecto varia dependiendo la complejidad, al igual que los costos relacionados a este, en el análisis de costos se busca un acercamiento de lo que podrían ser los costos relacionados a la ejecución de un proyecto de complejidad media, suponiéndose que se tiene un tiempo de entrega de 1 mes, donde el talento humano involucrado no tendrá un contrato fijo, sino que se subcontratara para realizar labores especificas en tiempos determinados, todo esto, con el objetivo de evitar gastos innecesarios en el inicio de las operaciones cuando el volumen de trabajo no es muy alto. Una vez la cantidad de proyectos sea tan alta, que requiera mantener colaboradores de “planta”, el análisis de costos podría necesitar de una reevaluación.

## Referencia Bibliográfica:

- Cohen, D.K. (2000). *Sistemas de información para los negocios* (3.a ed.). McGraw-Hill.
- Espejo González, M. (2022). *Gestión de inventarios: métodos cuantitativos* (1.a ed.). Marge Books.
- Guerrero Salas, H. (2009). *Inventarios: manejo y control*. Ecoe Ediciones.
- Martínez Montoya, S. R. S. (2019). *Implementación de un sistema de control de inventario en la empresa Ferretería Benjumea & Benjumea ubicada en el municipio de Cerete-Córdoba*. Universidad Cooperativa de Colombia.
- Vera, M. J. S. (2019). *Implementación de un sistema de información para el control y seguimiento de las ventas e inventarios en la empresa Track Repuestos en la ciudad de Bucaramanga*. Universidad Pontificia Bolivariana.
- Ravi, V., & Kamaruddin, S. (2022). K-Means Clustering Approach for Intelligent Customer Segmentation Using Customer Purchase Behavior Data. *Sustainability*, 14(12), 7243.
- Hyndman, R. J., & Shahid Ullah, M. (2007). Robust forecasting of mortality and fertility rates: a functional data approach. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(10), 4942-4956.

- Fisher, D. M., & Jain, A. K. (2003). Clustering seasonality patterns in the presence of errors. *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 611-616.
- Nugroho, B. I. (2023). Customer segmentation in sales transaction data using k-means clustering algorithm. *Journal of Intelligent Decision Support System*, 7(2), 130-136.
- Singh, H., Vellanki, J., Sudha, V., Bagal, P. A., & Ramani, R. K. (2022). Customer Segmentation for Marketing Campaigns Using K-means Clustering. *Proceedings of the Kennesaw State University Conference on Cybersecurity Education, Research and Practice*, 2022(1), 59.
- Rodríguez Sánchez, A., & Zea Arias, J. (2022). *Errores comunes en la gestión de inventarios y propuesta de mejora en una empresa comercializadora de accesorios para vehículos*. ResearchGate.  
[https://www.researchgate.net/publication/358245914\\_Errores\\_comunes\\_en\\_la\\_gestion\\_de\\_inventarios\\_y\\_propuesta\\_de\\_mejora\\_en\\_una\\_empresa\\_comercializadora\\_de\\_accesorios\\_para\\_vehiculos](https://www.researchgate.net/publication/358245914_Errores_comunes_en_la_gestion_de_inventarios_y_propuesta_de_mejora_en_una_empresa_comercializadora_de_accesorios_para_vehiculos)
- Jain, M., Rani, R., & Bhatnagar, R. (2020). *Data pre-processing and clustering techniques for the analysis of medical data*. *Materials Today: Proceedings*, 33, 4702–4706.  
<https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.04.652>
- Congreso de la República de Colombia. (2012). Ley 1581 de 2012. Por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales. <https://dapre.presidencia.gov.co/>
- Asana. (2024). *Las 6 limitaciones de un proyecto que pueden estar impidiendo el éxito de tu empresa: Cómo abordarlas con éxito ¡y con ejemplos!*. <https://asana.com/es/resources/project-constraints>
-

- Moreno, M. N., Valls, A., Gibert, K., & Rodríguez, G. (2020). *Data mining for sales prediction in the retail industry: A systematic review of forecasting techniques*. *Expert Systems with Applications*, 161, 113730. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113730>
- Jørgensen, M., & Shepperd, M. (2020). *A systematic review of software development task estimation studies*. *Journal of Systems and Software*, 169, 110714. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2020.110714>
- Liu, H., Zhang, Y., & Zhang, G. (2019). *A machine learning approach to product classification in e-commerce*. *Expert Systems with Applications*, 136, 12–23. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.06.041>
- Aydın, G., Karaesmen, F., & Küçük, Y. (2019). *Inventory management and assortment planning with item-based demand learning*. *Expert Systems with Applications*, 129, 11–22. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.035>