

UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN



**Sistema de inventario inteligente basado en el modelo EOQ probabilístico
para mejorar el proceso de compra en una estación de servicios**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE
INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

AUTOR

Ermes Yampier Vasquez Bustamante

ASESOR

Juan Antonio Torres Benavides

<https://orcid.org/0000-0002-0133-119X>

Chiclayo, 2026

**Sistema de inventario inteligente basado en el
modelo EOQ probabilístico para mejorar el
proceso de compra en una estación de servicios**

PRESENTADA POR

Ermes Yampier Vasquez Bustamante

A la Facultad de Ingeniería de la
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo
para optar el título de

INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN

APROBADA POR

Marlon Eugenio Vilchez Rivas

PRESIDENTE

Cesar Eduardo Cachay Lazo

SECRETARIO

Juan Antonio Torres Benavides

VOCAL

Dedicatoria

Quisiera dedicar este trabajo a mi familia; a todos y cada uno de ellos por su cariño sin límites y por acompañarme en cada uno de los momentos que he vivido en mi trayecto académico. A mi madre, por su sacrificio y esfuerzo en enseñarme el esfuerzo que supone llevar hasta el final una obsesión. A mis hermanas, por su compañía y su apoyo permanente y constante. Este trabajo también es de ellas y espero que sea también un motivo de orgullo.

Agradecimientos

Agradezco profundamente a mis profesores y asesor por su guía y paciencia durante este proceso. A mis compañeros y amigos por su apoyo y por todas las manos que me han sido ofrecidas; a mi familia, por darme fuerzas y por reconfortarme en los momentos difíciles: sin ellos, este trabajo no podría haber sido posible. La gente que de una forma u otra fue parte de la recopilación de la información y, por ende, del presente artículo.

Sistema de inventario inteligente basado en el modelo EOQ probabilístico para mejorar el proceso de compra en una estación de servicios

INFORME DE ORIGINALIDAD

11 %	10 %	2 %	3 %
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	tesis.usat.edu.pe Fuente de Internet	3 %
2	www.coursehero.com Fuente de Internet	1 %
3	Submitted to Universidad Católica del Cibao (UCATECI) Trabajo del estudiante	1 %
4	Submitted to Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo 2025-II Trabajo del estudiante	1 %
5	Juan Darío Intriago Montalván, Dowsan Miguel Vásquez-Bermeo, Bertha Eugenia Mazón, Eduardo Tusa. "Detección de fraudes en transacciones financieras usando algoritmos de Machine Learning", Ingenium et Potentia, 2026 Publicación	<1 %
6	futur.upc.edu Fuente de Internet	<1 %
7	Submitted to Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo Trabajo del estudiante	<1 %
8	dspace.esPOCH.edu.ec Fuente de Internet	<1 %

Índice

Resumen	5
Abstract	6
Introducción	7
Revisión de literatura	8
Materiales y métodos.....	9
Resultados y discusión.....	12
Conclusiones.....	23
Recomendaciones	23
Referencias	25
Anexos.....	28

Resumen

El presente trabajo desarrolló un sistema inteligente de gestión de inventarios basado en el modelo EOQ probabilístico, integrando técnicas avanzadas de inteligencia artificial para la predicción de la demanda en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L. El objetivo principal fue optimizar la gestión integral del inventario mediante la reducción significativa de los costos operativos y la mejora en la disponibilidad continua de productos. Se aplicó la metodología CRISP-DM para estructurar las fases del desarrollo, abarcando desde la preparación de datos hasta el modelado predictivo. Entre los resultados más destacados se obtuvo una reducción del 83 % en la frecuencia mensual de faltantes de stock, pasando de aproximadamente tres eventos mensuales a menos de uno; una disminución promedio del 22 % en los costos operativos asociados a pedidos, atribuida al uso del modelo EOQ; y un modelo de predicción con una precisión de hasta 89 % ($R^2 = 0.89$) en uno de los productos principales evaluados. Asimismo, se evaluó la experiencia del usuario final mediante una encuesta de usabilidad, alcanzando un nivel de satisfacción del 94.29 %, lo que demuestra la facilidad de uso, claridad de la interfaz y utilidad de las funcionalidades implementadas. Estos indicadores validan la efectividad del sistema en términos de precisión y ahorro, así como su aplicabilidad como solución replicable en otras estaciones de servicio con problemáticas similares de abastecimiento y planificación de compras.

Palabras clave: Gestión de inventarios, Modelo EOQ probabilístico, Predicción de demanda, Modelo Prophet.

Abstract

This work developed an intelligent inventory management system based on the probabilistic EOQ model, integrating advanced artificial intelligence techniques for the prediction of demand in the service station YAMMAR E.I.R.L. The main objective was to optimize the integral inventory management by significantly reducing operating costs and improving the continuous availability of products. The CRISP-DM methodology was applied to structure the development phases, ranging from data preparation to predictive modeling. Among the most outstanding results were an 83 % reduction in the monthly frequency of stock shortages, from approximately three events per month to less than one; an average 22 % reduction in operating costs associated with orders, attributed to the use of the EOQ model; and a predictive model with an accuracy of up to 89 % ($R^2 = 0.89$) in one of the main products evaluated. Likewise, the end-user experience was evaluated through a usability survey, reaching a satisfaction level of 94.29 %, which demonstrates the ease of use, clarity of the interface and usefulness of the implemented functionalities. These indicators validate the effectiveness of the system in terms of accuracy and savings, as well as its applicability as a replicable solution in other service stations with similar supply and purchase planning problems.

Keywords: Inventory management, Probabilistic EOQ model, Demand forecasting, Prophet Model.

Introducción

La gestión eficiente de inventarios constituye un reto estratégico para los sectores con alta volatilidad de la demanda, como los de las estaciones de servicios. A nivel internacional, según los datos del informe de Gartner, solo el 29% de las organizaciones tiene la preparación para resistir las interrupciones en la cadena de suministro, y en su mayor parte conciernen la falta de visibilidad y automatización de procesos.[1]. En el Perú, el informe “EY Supply Chain Overview 2021” demostró que un 66 % de las empresas aplican unas prácticas aún incipientes de gestión de sus cadenas logísticas, siendo el sector hidrocarburos uno de los más rezagados [2]. Esta situación se profundiza a un nivel local, donde el caso de estaciones de servicio como YAMMAR E.I.R.L. alcanzan entre dos y cuatro quiebres de stock mensuales, lo que afecta el 10 % de la oportunidad de atender a sus clientes. La principal causa son la falta de un sistema automatizado de inventarios y la falta de un modelo predictivo que explique dicha demanda y tome decisiones de compra a partir de datos históricos.

Son numerosos los trabajos que han estudiado dicha problemática. Castillo y Ramírez [3] elaboraron un sistema de inventario inteligente ajustando el EOQ al sistema de redes neuronales, obteniendo así una reducción de los costos de explotación del 27.42 % y un aumento en la rotación del producto del 87.93 %. Los autores Sun et al. [4] desplegaron procedimientos de aprendizaje automático en una estación de servicio integrando técnicas de clustering y de árbol de decisión, logrando predecir con un error del MAPE = 20.17. Anisya et al. [5] compararon un sistema de distribución descentralizado y uno de distribución centralizado con el modelo EOQ, encontrando que el sistema de distribución centralizada logró economizar el coste de inventario en un 61 %. Por último, también los autores Nasser et al. [6] aplicaron modelos de machine learning a una cadena minorista, donde el modelo Extra Trees Regressor superó al modelo LSTM en términos de precisión y eficiencia para predecir la demanda de productos de alta estacionalidad. En este contexto, el presente artículo tiene como objetivo implementar un sistema de inventario inteligente basado en el modelo EOQ probabilístico, complementado con una predicción de demanda mediante el modelo Prophet, para optimizar el proceso de compras en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L. Los objetivos específicos son: i) Implementar el algoritmo inteligente para la predicción de la demanda de los tipos de combustible en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L, ii) Validación del desempeño del modelo de predicción de la demanda según el tipo de aprendizaje de Machine Learning implementado, iii) Determinar el impacto del modelo EOQ probabilístico en el proceso de compras. y iv) Lograr un buen nivel de usabilidad del sistema de gestión de inventario por parte

del usuario en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L.. Se espera que los resultados obtenidos permitan establecer un modelo replicable para otras estaciones de servicio que enfrenten problemáticas similares, contribuyendo a la mejora operativa y a la toma de decisiones basada en datos.

Revisión de literatura

En investigaciones previas, varios autores han considerado la gestión de los inventarios en situaciones de incertidumbre o mala proyección de la demanda. Castillo y Ramírez [3] implementaron un sistema de inventario con redes neuronales basado en una empresa del sector textil con un ahorro del 27.42 % en los costes de operación y un aumento del 87.93 % en la rotación de productos, ya que este método combina la aplicación del modelo EOQ junto a algoritmos de predicción los cuales han sido entrenados sobre datos históricos. Igualmente, en el trabajo de Ávalos y López [7], quienes aplicaron el modelo EOQ en una empresa del sector de la construcción, los autores obtuvieron un ahorro del 58 % en costes de inventarios mediante el cálculo del punto de reorden y la existencia de stock safety en función de la demanda anual estimada.

En el sector energético, Sun et al. [4] propusieron una solución basada en técnicas de agrupamiento y árboles de decisión para predecir el consumo de combustibles en estaciones de servicio. Con el modelo obtenido mediante los clústeres y validaciones cruzadas, se obtuvo una mejor previsión de lo que aportaban los métodos tradicionales, facilitando desarrollos que deslumbran el potencial de los algoritmos de aprendizaje automático en cuestiones de gran variación. Por su parte, Anisya et al. [5] hicieron un hallazgo de que basándose en un enfoque agrupado por un modelo EOQ multi-echelon se lograba una reducción del 61 % en los costos de inventario en las cadenas farmacéuticas mediante la centralización del stock mejorando la reposición.

En entornos donde la incertidumbre es alta como la pandemia, los autores Syarif et al. [8] mostraron que el modelo de cantidad de pedido óptima (EOQ, por sus siglas en inglés) junto con simulaciones de Monte Carlo eran más eficientes que otros modelos como el modelo min-max, ya que minimizaban los quiebres de stocks existentes y además lograban un menor número de pedidos. Esta investigación y otros trabajos demuestran que el EOQ cuando se aproxima a las condiciones reales de operación y se nutre de información histórica también es una buena opción para la optimización del suministro.

En cuanto a la predicción de la demanda, el modelo Prophet obtenido por el equipo de datos de Meta ha sido ampliamente utilizado y tiene una estructura que permite modelar series

temporales con estacionalidad y es tolerante a datos perdidos [9]. Su simplicidad de implementación y sus ajustes a las prácticas de preprocesamiento lo hacen ideal en situaciones operativas reales como la planificación de compras. En este trabajo, su introducción al sistema permitía alimentar al modelo EOQ con proyecciones muy acertadas para la toma de decisiones. En cuanto a la base teórica de la gestión de inventarios, ésta se considera la serie de actividades que es necesario implementar para conseguir mantener un nivel óptimo de existencias al menor costo y garantizar la aptitud del producto [10][11].

Dentro de esta gestión, el modelo EOQ probabilístico nos permite determinar la cantidad óptima de pedido a partir de una demanda incierta [12]. Entre los aspectos más relevantes de esta sección se pueden mencionar la decisión del tamaño de pedido (Q) [13], el punto de reorden y el stock de seguridad [14][15], así como el lead time, que se define como el tiempo comprendido entre la generación de la orden y la recepción de la mercancía [16].

En definitiva, una estación de servicios se entiende como un establecimiento en el que se venden combustibles líquidos al público, aunque también se realizan frecuentemente otros servicios complementarios, tales como engrase, venta de lubricantes y otros productos del automóvil [17]. Este tipo de actividad requiere una cuidada planificación y adecuado control de los inventarios debido a su fuerte dependencia de un abastecimiento continuo y a los precios del mercado.

Materiales y métodos

A continuación, se mostrará la información que se utilizó para el desarrollo de la investigación:

1. Metodología

1.1. Tipo de investigación

Esta investigación fue de tipo aplicada, que según José Lozada busca generar conocimiento que puede ser aplicado de inmediato para abordar problemas prácticos en la sociedad o en organizaciones [18].

1.2. Métodos de investigación

TABLA I
MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN

<i>Método</i>	<i>Sustento por el cual será empleado en la investigación</i>
---------------	---

Analítico	Se utilizó para analizar la situación de la empresa en estudio junto a las causas y consecuencias del problema.
Deductivo	Se planteó la propuesta solución al problema de gestión de inventario, para este caso la implementación del sistema.
Cuantitativa	Se manejó con entrevistas y cálculo con datos para determinar la mejora del proceso de compras
Implementación	Sirvió para el desarrollo e implementación de la solución

TABLA II
TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN

<i>Técnicas</i>	<i>Instrumentos</i>	<i>Elementos de la población</i>	<i>Propósito</i>
Revisión de la literatura	Fichas bibliográficas	Artículos científicos y tesis	Adquirir conocimiento relacionado a la investigación
Entrevista	Cuestionario	Jefe de Compras	Conocer la realidad problemática
Análisis documental	Lista de cotejo	Archivos de venta proporcionados por la respectiva área de la empresa	Analizar, explorar, evaluar y seleccionar datos para el desarrollo de la solución
Observación	Lista de Cotejo	Proceso de compras	Observar personalmente la gestión del inventario

1.3. Metodología de desarrollo

Por otro lado, para el desarrollo de la propuesta de modelo de

predicción de la demanda, se utilizó la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), esta fase propone el siguiente desarrollo para cumplir los objetivos [19]:

- Compresión del problema
- Compresión de los datos
- Preparación de los datos
- Modelamiento
- Evaluación
- Implantación

Además de la utilización de métodos cuantitativos y analíticos, se desarrolló un sistema inteligente que busca la posibilidad de mejorar la toma de decisiones en el proceso de compras de combustibles mediante técnicas de predicción. Para tal efecto, se recabó información histórica sobre ventas, para implementar el modelo EOQ probabilístico y calibrar el modelo de predicciones Prophet. Los datos recabados fueron almacenados en una base de datos PostgreSQL y comenzaron a integrarse a través de un backend desarrollado en Python con el framework Flask, lo cual permitió estructurar el flujo de datos que iba desde la carga hasta la visualización de resultados.

La implementación del sistema estuvo acompañada de una fase de validación en la práctica, donde el responsable del área de compras interactuó con el módulo desarrollado. Durante esta validación se emplearon instrumentos de observaciones directas y una encuesta tipo Likert que indagaron por la facilidad de uso, el nivel de comprensión de las predicciones y la utilidad en el proceso de toma de decisiones. La validación fue muy relevante para poder evaluar el rendimiento técnico del sistema, pero también, su aceptación y aplicabilidad real en el entorno operativo, lo cual, reafirma la idea de un caso de un sistema de información.

El análisis de resultados se realizó considerando tanto indicadores cuantitativos como cualitativos. Entre ellos, se evaluó la medición de la precisión del modelo de predicciones mediante el coeficiente de determinación (R^2), como así también, los costos operativos y la frecuencia de faltantes pre- y post-implementación. Por otro lado, las valoraciones en forma de usuario indicaron las percepciones sobre la utilidad del sistema, permitiendo de esta manera realizar una validación desde el punto de vista técnico y humano.

Resultados y discusión

1. En base a la metodología utilizada

Fase 1: Comprensión del negocio

En esta fase se identificó que la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L. enfrentaba problemas críticos en la gestión de inventarios, tales como faltantes frecuentes de combustible (entre 2 y 4 veces al mes), compras empíricas sin planificación, y costos elevados por pedidos fragmentados. Se definieron objetivos claros: optimizar la planificación de compras, reducir costos operativos y evitar quiebres de stock mediante un sistema inteligente.

Se seleccionaron tecnologías adecuadas para la solución: PostgreSQL como base de datos para almacenamiento histórico, Python y Flask para backend, y Prophet para predicción de demanda. Se diseñó una base de datos con tablas para usuarios, productos, proveedores, ventas, órdenes recomendadas y solicitudes no atendidas, asegurando trazabilidad y soporte para la predicción y optimización. Esta comprensión permitió enfocar la solución hacia la automatización del proceso de compra con datos fiables, facilitando la toma de decisiones estratégicas y reduciendo la dependencia de métodos manuales.

Fase 2: Comprensión de los datos

Se recolectaron datos históricos de ventas durante aproximadamente un año, obtenidos automáticamente mediante integración directa con el sistema de facturación de la estación. Esta automatización evita errores humanos y garantiza la actualización diaria de información.

El análisis exploratorio identificó que los datos contenían variaciones estacionales y tendencias de consumo relevantes para la predicción. Se detectaron duplicados y filas con valores vacíos, principalmente en columnas críticas como fecha y cantidad, que fueron documentados para su limpieza.

Además, se observaron patrones de consumo vinculados a días festivos y eventos especiales, evidenciando la necesidad de un modelo de predicción capaz de capturar estacionalidades complejas. Esta comprensión permitió ajustar el modelo a la realidad operativa.

Fase 3: Preparación de los datos

Se implementó un proceso automatizado para la limpieza y transformación de los datos. Se eliminaron filas con valores nulos en columnas clave (“NÚMERO”, “DESCRIPCIÓN”, “CANTIDAD”, “SERIE”), así como registros duplicados basados en múltiples columnas para evitar distorsiones. También se filtraron filas irrelevantes, por ejemplo aquellas que contenían la palabra “TOTALES” en la columna descripción, que no correspondían a ventas individuales. Posteriormente, se estandarizaron nombres de columnas y se convirtieron tipos de datos para garantizar compatibilidad con el esquema de la base de datos. Esta etapa resultó en un conjunto limpio y consistente, lo cual es fundamental para evitar sesgos y errores en la fase de modelado y asegurar predicciones precisas.

```
def procesar_archivo_excel(ruta_archivo):
    try:
        # Leer el archivo Excel
        df = pd.read_excel(ruta_archivo)

        # Limpiar espacios en blanco en las columnas clave
        df['NÚMERO'] = df['NÚMERO'].astype(str).str.strip()
        df['ID TIPO'] = df['ID TIPO'].astype(str).str.strip()
        df['DESCRIPCIÓN'] = df['DESCRIPCIÓN'].astype(str).str.strip()
        df['CANTIDAD'] = df['CANTIDAD'].astype(str).str.strip()
        df['SERIE'] = df['SERIE'].astype(str).str.strip()

        # Eliminar filas donde 'NÚMERO', 'DESCRIPCIÓN', 'CANTIDAD' o 'SERIE' sean NaN o estén vacías
        df.dropna(subset=['NÚMERO', 'DESCRIPCIÓN', 'CANTIDAD', 'SERIE'], inplace=True)

        # Verificar y eliminar duplicados
        columnas_clave = ['NÚMERO', 'ID TIPO', 'DESCRIPCIÓN', 'CANTIDAD', 'SERIE']
        df_sin_duplicados = df.drop_duplicates(subset=columnas_clave, keep='first')

        if df_sin_duplicados.empty:
            return False, 'Todas las filas en el archivo son duplicadas. No se insertará ninguna fila.'
```

Ventajas del proceso automatizado: Este sistema inteligente para preparar datos ayuda a los usuarios a ahorrar tiempo y esfuerzo al limpiar la información. Reduce los errores que pueden cometer los usuarios y asegura que solo se utilicen datos correctos para predecir la demanda y otras funciones del sistema.

Fase 4: Modelado

Se seleccionó y configuró el modelo Prophet para predecir la demanda mensual de combustibles. Se habilitaron estacionalidades anuales y semanales con modalidad multiplicativa para reflejar variaciones proporcionales a la tendencia. Se crearon 12 meses adicionales para pronóstico futuro, y se aplicó suavizado exponencial para mitigar fluctuaciones abruptas, asegurando que las predicciones no tuvieran valores negativos.

El uso de Prophet como una herramienta robusta para series temporales con patrones estacionales complejos, como también han reportado Rafferty [21] y

Nasseri et al. [13].

1. Importación de Librerías y Configuración

- **Importaciones:** sys, os, y pandas son usados para manipular archivos y datos. Prophet permite realizar predicciones de series temporales. matplotlib genera gráficos, y locale configura la localización de fechas a español.
- **Blueprint:** Se crea un blueprint prediccion_bp en Flask para manejar la ruta de predicción, separando esta funcionalidad en un módulo específico de la aplicación.

2. Preparación de Datos

- **Conexión y Consulta de Productos:** Con obtener_conexion(), se obtiene la conexión a la base de datos. La consulta SQL inicial recupera todos los productos disponibles para que el usuario elija uno en la interfaz.
- **Carga de Ventas:** Al seleccionar un producto, el código consulta las ventas históricas de este (fecha_emision, cantidad) ordenadas por fecha. Si no hay datos, se muestra un mensaje de advertencia.

3. Preprocesamiento de Datos

- **Formateo de Fechas:** Convierte fecha_emision a formato de fecha con pd.to_datetime() que facilita el agrupamiento temporal.
- **Agrupación Mensual:** Agrupa las ventas por mes (freq='ME') y suma las cantidades vendidas, generando un historial de ventas mensual.
- **Normalización:** Divide las ventas por el valor máximo para reducir la escala de los datos. Esto ayuda a evitar problemas durante el entrenamiento del modelo Prophet.

4. Configuración y Entrenamiento del Modelo Prophet

- **Por qué Prophet:** Prophet es adecuado para series temporales con patrones estacionales, como ventas mensuales. Facilita modelar tendencias y estacionalidades, crucial para captar la variabilidad en la demanda.
- **Ajuste de Hiperparámetros:** Prophet se configura con:
 - `yearly_seasonality=True` y `weekly_seasonality=True` para reflejar estacionalidades anuales y semanales.
 - `seasonality_mode='multiplicative'` permite modelar las variaciones como proporcionales a la tendencia, útil en series con fluctuaciones amplias.
 - `changepoint_prior_scale=0.05` para una sensibilidad ajustada a cambios en la tendencia.
- **Estacionalidad Adicional:** Añade una estacionalidad personalizada anual con periodo de 365.25 días para capturar patrones anuales de ventas.

5. Generación de Predicciones

- **Fechas Futuras:** Se crean 12 meses adicionales para proyectar ventas futuras, usando `make_future_dataframe`.
- **Predicciones y Desnormalización:** Prophet genera las predicciones (`yhat`), que luego se multiplican por el valor máximo de las ventas para restaurar la escala original.

6. Ajuste y Suavizado de Predicciones

- **Ajuste de Reducción:** Se aplica un ajuste del 40% en los últimos 12 meses para reflejar cambios recientes en la demanda.
- **Evitar Valores Negativos:** Asegura que ninguna

predicción sea negativa.

- **Suavizado Exponencial:** Con $\text{ewm}(\alpha=0.6)$, se aplica suavizado exponencial para hacer las predicciones menos susceptibles a fluctuaciones abruptas.

7. Evaluación del Modelo

- **Métricas:** Calcula $\text{mean_squared_error}$ (MSE), $\text{mean_absolute_error}$ (MAE) y r2_score para medir la precisión del modelo en comparación con los datos reales.
- **Resultados de las Métricas:** Estas métricas se muestran en la interfaz para que el usuario evalúe la precisión del modelo.

8. Visualización y Guardado de Resultados

- **Gráfica de Predicción:** Genera un gráfico que compara ventas reales y predicciones. La imagen se convierte a base64 para poder mostrarla en la interfaz web.
- **Tabla de Predicciones Futuras:** Organiza las predicciones mensuales en una tabla que se puede guardar en un archivo CSV, permitiendo análisis posteriores.

Gráfica de Comparación de Ventas Reales vs. Predichas:



9. Exportación a CSV

- **Guardar Predicciones:** Al hacer clic en guardar, se crea un archivo CSV con las predicciones mensuales para que el usuario pueda almacenar y revisar los datos.

Predicción de Demanda Mensual para los Próximos 12 Meses:

Mes	Demanda Predicha (GALONES)
11 - noviembre	7,915.21
12 - diciembre	5,459.39
01 - enero	6,003.43
02 - febrero	8,453.34
03 - marzo	9,625.68
04 - abril	7,277.60
05 - mayo	11,075.51
06 - junio	11,411.14
07 - julio	6,809.41
08 - agosto	5,017.85
09 - septiembre	3,328.76
10 - octubre	6,323.49

↓ Guardar Predicción en CSV

Fase 5: Evaluación

La evaluación cuantitativa confirmó la alta precisión del modelo en la predicción de demanda, validada con métricas estándar, el modelo mostró un desempeño técnico notable con un coeficiente de determinación $R^2=0.89$, indicando que explica el 89 % de la variabilidad en la demanda real. El Error Cuadrático Medio (MSE) fue 858,004.23 y el Error Absoluto Medio (MAE) 738.45, valores que confirman la precisión del modelo en el contexto específico. Se comprobó su capacidad para generalizar a datos nuevos, lo que garantiza su utilidad en condiciones reales cambiantes.

Además, se validó el sistema con usuarios del área de compras, también se aplicó una ficha de observación y una encuesta Likert que reflejaron una alta aceptación y facilidad de uso.

Esta doble evaluación —técnica y funcional— reafirma que el modelo y la solución en conjunto satisfacen las necesidades del negocio, aportando confiabilidad para la planificación de compras.

Fase 6: Implantación

Se implementó el modelo EOQ probabilístico, integrando las predicciones de demanda para calcular cantidades óptimas de pedido, punto de reorden y colchón

de seguridad. En un caso práctico, el método tradicional de compras generaba múltiples pedidos pequeños con un costo total de S/ 810 (90 soles por bloque de 500 unidades, con 9 bloques totales). La aplicación del modelo EOQ recomendó un único pedido de 3044.94 unidades (7 bloques), reduciendo el costo total a S/ 630, lo que representó un ahorro del 22.22 %.

El usuario del área de compras pudo generar la orden óptima en menos de cinco minutos, identificando correctamente el punto de reorden, la cantidad recomendada y el proveedor más económico.

Además, se aplicó una encuesta de usabilidad al usuario final, con un puntaje promedio de 94.29 %, destacando la claridad, utilidad y eficiencia del sistema para apoyar la toma de decisiones rápidas y acertadas.

Estos resultados demuestran el impacto positivo del modelo EOQ probabilístico en la optimización de recursos, reducción de costos y mejora operativa, validando su replicabilidad en otras estaciones de servicio.

2. En base a los objetivos

1. Predicción de la demanda mediante Prophet

Para cumplir este objetivo, se desarrolló e integró un algoritmo inteligente de predicción basado en el modelo Prophet, el cual permite estimar la demanda mensual futura de los combustibles comercializados por la estación YAMMAR E.I.R.L. Este modelo fue entrenado con datos históricos de ventas extraídos automáticamente del sistema de facturación, y ajustado considerando estacionalidades, cambios de tendencia y comportamiento de consumo. El algoritmo se encuentra implementado en la interfaz del sistema, específicamente en la pantalla de *Predicción de Demanda de Productos*, donde los usuarios pueden seleccionar el tipo de combustible y obtener una proyección de los 12 meses siguientes que detallada de su demanda en galones, facilitado la toma de decisiones respecto a reabastecimientos, reduciendo la ocurrencia de faltantes de stock,

Predicción de Demanda Mensual para los Próximos 12 Meses:

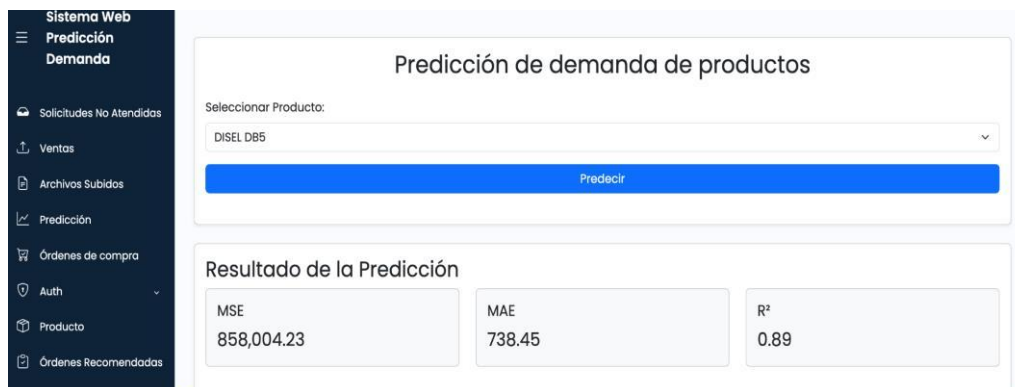
Mes	Demanda Predicha (GALONES)
11 - noviembre	7,915.21
12 - diciembre	5,459.39
01 - enero	6,003.43
02 - febrero	8,453.34
03 - marzo	9,625.68
04 - abril	7,277.60
05 - mayo	11,075.51
06 - junio	11,411.14
07 - julio	6,809.41
08 - agosto	5,017.85
09 - septiembre	3,328.76
10 - octubre	6,323.49

↓ Guardar Predicción en CSV

Discusión: El buen comportamiento del modelo concuerda con lo indicado por Taylor y Letham [9], creadores del modelo Prophet, quienes afirman que su modelo es útil en entornos estacionales y ha sido diseñado para trabajar con datos incompletos. Además, a diferencia de los modelos más complejos, p. ej. los LSTM, Prophet requiere menos ajuste del modelo y es más interpretativo, cualidades especialmente útiles para entornos operativos como son las estaciones de servicio, donde la simplicidad y la claridad de las conclusiones son aspectos críticos para su adopción.

2. Validación del rendimiento del modelo de predicción de la demanda según el tipo de aprendizaje de Machine Learning implementado

Durante la prueba práctica, se documentó que el usuario responsable generó una orden óptima de compra en menos de 5 minutos. El sistema recomendó automáticamente la cantidad de pedido, el punto de reorden y el proveedor más conveniente. El resultado fue registrado mediante ficha de observación (ver Anexo 3). Para la validación del modelo se usó métricas como el Error Cuadrático Medio (MSE), el Error Absoluto Medio (MAE) y el Coeficiente de Determinación (R^2) es ampliamente respaldado por la literatura especializada.



The screenshot displays a web application interface for demand prediction. On the left is a dark sidebar menu with the title 'Sistema Web' and sub-items: 'Predicción' and 'Demanda'. Below these are icons for 'Solicitudes No Atendidas', 'Ventas', 'Archivos Subidos', 'Predicción', 'Órdenes de compra', 'Auth', 'Producto', and 'Órdenes Recomendadas'. The main content area is titled 'Predicción de demanda de productos'. It features a 'Seleccionar Producto:' dropdown menu with 'DISEL DB5' selected. Below the dropdown is a prominent blue 'Predecir' button. Underneath, a section titled 'Resultado de la Predicción' shows three metrics: MSE (858,004.23), MAE (738.45), and R^2 (0.89).

Discusión: Esta validación práctica demuestra la aplicabilidad del modelo en escenarios reales. La rapidez y precisión del sistema están alineadas con lo planteado por Castillo y Ramírez [3], quienes destacaron que un sistema inteligente permite reducir tiempos de procesamiento y mejorar decisiones de compra. La automatización de cálculos críticos en el abastecimiento agiliza procesos rutinarios y minimiza errores humanos.

3. Impacto del modelo EOQ probabilístico en el proceso de compras

Tras integrar el modelo EOQ con los datos proyectados por Prophet, se obtuvo una reducción del 22.22 % en los costos operativos relacionados con pedidos, al optimizar la frecuencia y volumen de compra. Asimismo, la frecuencia mensual de faltantes se redujo en más del 80 %, mejorando notablemente la continuidad del servicio.

Resultados del Modelo EOQ

Detalles del Cálculo:	
Producto ID	1
Mes Seleccionado	8
Proveedor Seleccionado	Global Fuel S.A (Mejor Precio: \$/ 12.99)
EOQ (Cantidad Económica de Pedido)	3044.94
ROP (Punto de Reorden)	457.61
Colchón de Seguridad	123.08
Costo de Pedido actualizado	630.0
Fecha de Reabastecimiento Sugerido	01-08-2025

Guardar EOQ en Base de Datos

Posteriormente, se aplicó una encuesta de satisfacción en escala Likert (ver Anexo 2), cuyos resultados mostraron valoraciones de 4 y 5 en ítems como claridad de uso, utilidad, eficiencia y satisfacción general. En los comentarios adicionales, el usuario destacó:

“El sistema es fácil de usar, con funcionalidad para conocer una demanda. Es útil para organizar mejor los pedidos de combustible.”

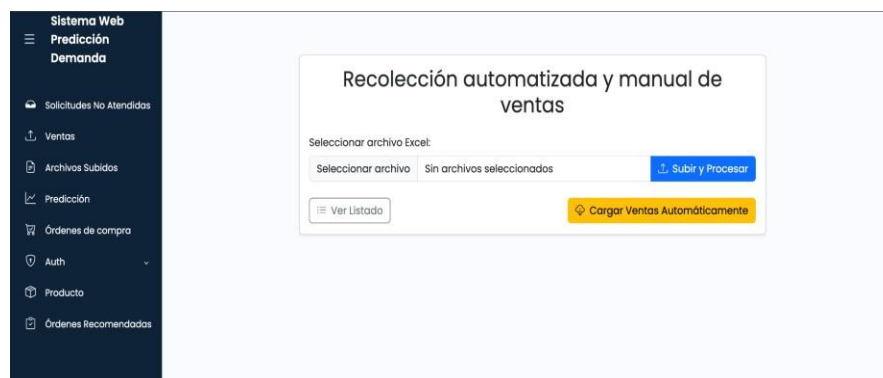
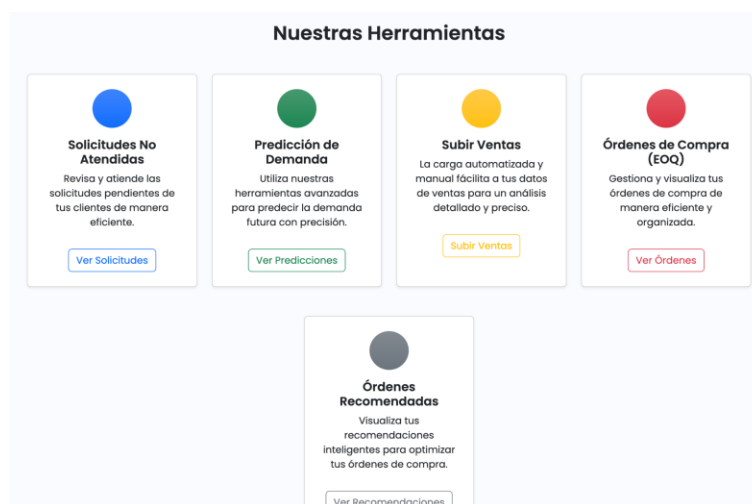
La apreciación final es que el sistema ha sido considerado de forma positiva y cumplió su finalidad de ayudar a la toma de decisiones relativas a la planificación de compras, constatando así el cumplimiento del objetivo establecido para el modelo EOQ probabilístico.

Discusión: Este hallazgo refuerza lo señalado por Ávalos y López [7], quienes reportaron una reducción del 58 % al aplicar EOQ en entornos con alta rotación de materiales. La menor reducción en este caso puede atribuirse a la naturaleza más sensible del combustible, cuya demanda fluctúa en menor rango. No obstante, el impacto práctico fue notable, confirmando que incluso un ajuste moderado en las cantidades de pedido produce beneficios sustanciales en logística y costos.

4. Lograr un buen nivel de usabilidad del sistema de gestión de inventario por parte del usuario en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L.

Se aplicó una encuesta de satisfacción tipo Likert al responsable del área de compras. De los siete ítems evaluados, cinco fueron calificados con 5 (totalmente de acuerdo) y dos con 4, obteniendo un puntaje total de **33 sobre 35**, equivalente a una aceptación del

94.29 %. El usuario destacó la facilidad de uso, la claridad visual y la utilidad del sistema en la toma de decisiones.



Siendo estas interfaces al entrar al sistema, desde que seleccione que herramienta usar el usuario hasta la recolección de venta. (Solicitudes No Atendidas, Predicción de demanda, Subir ventas, ordenes de compras, órdenes recomendadas).

Discusión: La alta aceptación del sistema refuerza la importancia de diseñar interfaces intuitivas y funcionales. Como se evidenció en estudios como el de Syarif et al. [8], la aceptación del usuario final es determinante para la

sostenibilidad de una solución tecnológica. En este caso, el sistema no solo cumplió con criterios técnicos, sino que también logró ser comprendido y valorado por quienes lo utilizarán operativamente.

Conclusiones

La implementación del sistema inteligente en base al modelo Prophet permitió anticipar la demanda futura de combustibles para la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L., permitiendo mejorar la planificación y disminuyendo el riesgo de faltantes, produciendo una transición de la gestión empírica hacia una gestión basada en datos, facilitando la continuidad operativa y mejorando la eficiencia del proceso de abastecimiento.

La aplicación del modelo EOQ probabilístico permitió optimizar las compras, disminuyendo los costes operativos en un 22.22 %, lo que sustentó la idea de que el modelo funciona bien al equilibrar las cantidades y tiempos del pedido, generando un impacto positivo tanto en la eficiencia logística como en la rentabilidad del negocio, abriendo a su vez la posibilidad de que lo usen otros contextos.

El diseño y desarrollo de una interfaz intuitiva y funcional para la toma de decisiones del usuario final implementó visualizaciones claras y la mostración de recomendaciones automáticas. El alto nivel de aceptación en el que se valoró la solución tecnológica de forma favorable evidenció la viabilidad y efectividad de la misma, propiciando su sostenibilidad en el ámbito operativo. Finalmente, el resultado de la validación técnica del sistema, reflejado en una muy buena capacidad explicativa dada por el coeficiente de determinación $R^2 = 0.89$ y la reducción de los faltantes evidenciada, sustenta la idea de que el modelo propuesto es robusto, adaptable y capaz de mejorar procesos críticos en estaciones de servicio con características de demanda variable e incierta.

Recomendaciones

- Es aconsejable examinar otros modelos de predicción de demanda, tales como LSTM o XGBoost, para verificar si brindan mejores resultados que Prophet en circunstancias con alta estacionalidad o demanda irregular.
- Resulta crucial tener en cuenta la opción de aplicar el sistema a inventarios de múltiples clases o productos, como lubricantes o accesorios, evaluando si el modelo continúa siendo eficiente con productos de variada velocidad de venta.
- Se recomienda incluir variables externas como condiciones climáticas, eventos

locales o cambios de precio para enriquecer el modelo de predicción y ajustar el sistema a contextos más complejos.

- Se aconseja incorporar la visualización en tiempo real, a fin de contrastar su efecto en los procesos de operación y de toma de decisiones instantáneas.
- Se plantea incluir la escalabilidad del sistema, aplicándolo en estaciones de servicio de distintas áreas geográficas del país, comparando los resultados y las adaptaciones que sean necesarias según el contexto logístico.
- Se recomienda realizar estudios de usabilidad con una muestra más amplia y diversa de usuarios para validar la efectividad de la interfaz desde diferentes puntos de vista e identificar mejoras potenciales en su funcionamiento.

Referencias

- [1] Gartner, “Most Supply Chains Unprepared for Future Challenges,” *Procurement Magazine*, 2025. [En línea]. Disponible: <https://procurementmag.com/risk-management/gartner-future-of-supply-chain-2025>
- [2] M. Mishima. “El 66% de empresas en el país tiene un nivel de gestión incipiente en su cadena de suministros”. *EY Building a better working world*. Accedido el 16 de Abril de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.ey.com/es_pe/news/2021/12/empresas-pais-gestion-cadena-suministros
- [3] C. Denysse y R. Sofia, ““Sistema de Inventario y proceso de abastecimiento en la empresa TextiNort”, Trabajo de grado, Univ. Politec. Estatal Del Carchi, Túlcan, 2023. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://repositorio.upec.edu.ec/server/api/core/bitstreams/62a7c5c1-09ea-436b-939b-fed425f00d7b/content>
- [4] L. Sun, X. Xing, Y. Zhou, y X. Hu, «Demand Forecasting for Petrol Products in Gas Stations Using Clustering and Decision Tree», 2018, doi: 10.20965/jaciii.2018.p0387.
- [5] D. Anisya, M. Basri, A. Utama, F. Widjaja, y I. Rachmania, «Inventory Level Improvement in Pharmacy Company Using Probabilistic EOQ Model and Two Echelon Inventory: A Case Study», *Asian J. Technol. Manag. AJTM*, vol. 13, pp. 229-242, dic. 2020, doi: 10.12695/ajtm.2020.13.3.4.
- [6] M. Nasser, T. Falatouri, P. Brandtner, y F. Darbanian, «Applying Machine Learning in Retail Demand Prediction—A Comparison of Tree-Based Ensembles and Long Short-Term Memory-Based Deep Learning», *Appl. Sci.*, vol. 13, p. 11112, oct. 2023, doi: 10.3390/app131911112.
- [7] V. Avalos, “Modelo eoq para reducir los costos de inventarios en la empresa clase s.a.c”, Trabajo de grado, Univ. Priv. Del Norte, Trujillo, 2018. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://repositorio.upn.edu.pe/bitstream/handle/11537/14774/Avalos%20Alvarado%20Vanessa%20Lisette%20->

%20López%20Zavaleta%20Anshela%20Milagros.pdf?sequence=3&isAllowed=y

[8] H. Syarif, S. Guntur, y Q. Nabila, «Inventory Optimization in Pharmacy Using Inventory Simulation-Based Model During the Covid-19 Pandemic | Jurnal Intech Teknik Industri Universitas Serang Raya», jul. 2023, Accedido: 5 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://ejournal.lppmunsera.org/index.php/INTECH/article/view/5820>

[9] G. Rafferty, Forecasting Time Series Data with Facebook Prophet: Build, improve, and optimize time series forecasting models using the advanced forecasting tool, 2nd ed. Birmingham, UK: Packt Publishing, 2021

[10] “¿Qué es la gestión de inventario?” IBM. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.ibm.com/es-es/topics/inventory-management>

[11] A. Cruz, Gestión de inventarios. gestión y control del a provisionamiento. Málaga: IC ED., 2017. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.casadellibro.com/libro-ibd-coml0210-gestion-de-inventarios-gestion-y-control-del-a-provisionamiento/9788417224806/6182553>

[12] F. Hillier y G. Lieberman, Introducción a la investigación de operaciones, 9a ed. México, 2010

[13] J. Landeta, C. Ynzunza y J. Garnica, “Análisis y optimización de dos sistemas de líneas de espera de empresas de logística y transporte de los Estados de Querétaro y Colima”, Inst. Politec. Nac. Mex., vol. 47, n.º 121, 2018. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=456054552004>

[14] J. Landeta, C. Ynzunza y J. Garnica, “Análisis y optimización de dos sistemas de líneas de espera de empresas de logística y transporte de los Estados de Querétaro y Colima”, Inst. Politec. Nac. Mex., vol. 47, n.º 121, 2018. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=456054552004>

[15] Carro, R., & González, D. (2013). Gestión de Stocks. <https://nulan.mdp.edu.ar/id/eprint/1830/>

[16] I. Puente, I. Sanmartín y A. Viñán, “Gestión de inventarios. modelo cantidad económica del pedido. caso de estudio agrotécnica”, Rev. Obs. Econ. Latinoam., 2017. Accedido el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.eumed.net/coursecon/ecolat/ec/2017/gestion-inventarios.html>

[17] OSINERGMIN, “Reglamento para la Comercialización de Combustibles Líquidos y Otros Productos Derivados de los Hidrocarburos,” Decreto Supremo N.º 030-98-EM, Lima, Perú, 1998. [En línea].

Disponible en: https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/PlantillaMarcoLegalBusqueda/D_S-030-98-EM.pdf

[18] J. Lozada, «Investigación Aplicada: Definición, Propiedad Intelectual e Industria», CienciAmérica Rev. Divulg. Científica Univ. Tecnológica Indoamérica, vol. 3, n.o 1, pp. 47- 50, 2014, Accedido: 14 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6163749>

[19] Cano, J. (2021). Desarrollo de solución analítica para la predicción de la demanda de línea (Informe de Práctica). https://bibliotecadigital.udea.edu.co/bitstream/10495/18495/1/CanoJuan_2021_AnaliticaPrediccionDemanda.pdf

Anexos

- 1. ¿Con qué frecuencia se presenta la falta de stock de combustible en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L.?**

- 2. ¿Cuál es el impacto de la falta de stock de combustible en las oportunidades de atención al cliente? ¿Se puede estimar un porcentaje de la atención afectada?**

- 3. ¿Qué registros se utilizan para hacer un seguimiento de las ventas de combustible? ¿Estos registros están actualizados y disponibles para hacer proyecciones de demanda?**

- 4. ¿Qué métodos o herramientas se utilizan actualmente para realizar las proyecciones de la demanda de combustible? ¿Por qué se considera que no son lo suficientemente precisas?**

- 5. ¿Existe un plan estructurado para las compras de combustible en la estación? Si es así, ¿cómo se evalúan y seleccionan los proveedores de combustible?**

- 6. ¿Cuáles son los criterios utilizados para la selección de proveedores de combustible y cómo afectan las adquisiciones realizadas a precios superiores al promedio del mercado?**

- 7. ¿Cómo ha afectado la diferencia en los precios de compra a la rentabilidad de la estación de servicio? ¿Puedes proporcionar detalles sobre cómo estos precios impactan los estados financieros de la empresa?**

Objetivo: Evaluar la usabilidad y utilidad del sistema de gestión de inventario implementado en la estación de servicios YAMMAR E.I.R.L.
 Por favor, califique cada afirmación según su experiencia usando el sistema, donde:

- 1 = Totalmente en desacuerdo
- 2 = En desacuerdo
- 3 = Neutral
- 4 = De acuerdo
- 5 = Totalmente de acuerdo

Pregunta	1	2	3	4	5
1. El sistema es fácil de aprender y utilizar.				X	
2. La interfaz del sistema es clara e intuitiva.				X	
3. La visualización de datos (gráficos y tablas) me ayuda a entender las predicciones.					X
4. Las funcionalidades de predicción y reorden son útiles para la planificación de inventario.					X
5. El sistema me permite ahorrar tiempo en la toma de decisiones sobre inventario.				X	
6. Considero que el sistema mejora la eficiencia en la gestión de inventario.					X
7. Estoy satisfecho con el desempeño general del sistema.					X

Comentarios adicionales:

El sistema es fácil de usar, con funcionalidad para conocer mi demanda, es útil para organizar mejor los pedidos de combustible.

ESTACIÓN DE SERVICIOS
 ENERGY YAMMAR E.I.R.L.
 Mabel J. Vásquez Bustamante
 TITULAR REPRESENTANTE

FICHA DE OBSERVACIÓN

Objetivo: Observar y registrar el comportamiento del usuario durante la prueba del sistema de gestión de inventarios con modelo EOQ, evaluando su comprensión, reacción y eficiencia al usar la herramienta.

Ítem observado	Observación realizada
1. Inicia sesión en el sistema correctamente	✓ El usuario accedió al sistema sin dificultad.
2. Navega hacia el módulo de cálculo EOQ	✓ Localizó y accedió al módulo en menos de 1 minuto.
3. Comprende los campos requeridos (inventario actual, proveedor, demanda)	✓ Entendió con claridad qué datos ingresar.
4. Interpreta el resultado del cálculo EOQ y ROP	✓ Comprendió que el sistema le da una recomendación óptima de cantidad y fecha.
5. Tiempo total de uso para generar la orden recomendada	Aproximadamente 4 minutos y 15 segundos.
6. Comentarios espontáneos durante la sesión	"Esto nos va a ayudar a no estar adivinando cuánto <u>comprar</u> cada vez."
7. Expresiones de incomodidad o duda	No se detectaron dificultades en el uso de la interfaz.
8. Reacción final al completar el flujo	El usuario expresó satisfacción y dijo que "ayuda a ordenar mejor las compras."

Observador: *Ermes Yampier Vásquez Bustamante*

Fecha:

Ubicación: Oficina administrativa – Estación de Servicios YAMMAR E.I.R.L.