

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



**Solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos para la
toma de decisiones en el área comercial de la empresa Tiendas Delgado
S.A.C.**

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

AUTOR

Alberths Alexis Deza Cachay

ASESOR

Miguel Orlando Diaz Vidarte

<https://orcid.org/0000-0002-7403-0304>

Chiclayo, 2025

Solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos para la toma de decisiones en el área comercial de la empresa Tiendas Delgado S.A.C.

PRESENTADA POR
Alberths Alexis Deza Cachay

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

Maria Ysabel Aranguri Garcia
PRESIDENTE

Karla Cecilia Reyes Burgos
SECRETARIO

Miguel Orlando Diaz Vidarte
VOCAL

Dedicatoria

A Dios, por ser mi guía y fortaleza en cada paso. A mis padres, por su apoyo constante y sus valiosos consejos, por creer en mí cuando más lo necesitaba y enseñarme el valor del esfuerzo. Sin ustedes, este sueño no habría sido posible.

Solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos para la toma de decisiones en el área comercial de la empresa Tiendas Delgado S.A.C.

INFORME DE ORIGINALIDAD



FUENTES PRIMARIAS

1	tesis.usat.edu.pe Fuente de Internet	6%
2	hdl.handle.net Fuente de Internet	2%
3	www.coursehero.com Fuente de Internet	1%
4	repositorio.undc.edu.pe Fuente de Internet	<1%
5	digibuo.uniovi.es Fuente de Internet	<1%
6	docplayer.es Fuente de Internet	<1%
7	laccei.org Fuente de Internet	<1%
8	prezi.com Fuente de Internet	<1%

Índice

Resumen.....	6
Abstract	7
Introducción.....	8
Revisión de literatura.....	10
Materiales y métodos	14
Resultados y discusión	18
Conclusiones	27
Recomendaciones.....	28
Referencias.....	29
Anexos.....	31

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo implementar una herramienta de inteligencia de negocios que utilice minería de datos para mejorar la toma de decisiones en el área comercial de Tiendas Delgado S.A.C. Se aplicó un enfoque analítico y deductivo, utilizando técnicas de recolección de datos como entrevistas y un diseño pre-experimental para evaluar la efectividad del sistema implementado. La metodología de Ralph Kimball se empleó para diseñar un modelo dimensional que permitiera organizar la información y estructurar un almacén de datos. Se analizaron tres modelos predictivos: regresión lineal, SARIMA y LSTM, siendo este último el seleccionado por su mayor precisión (R^2 promedio de 70%). La solución desarrollada incluyó un módulo de predicción que generó informes detallados para la planificación estratégica, mejorando el ajuste de stock y la eficiencia operativa. Finalmente, la aceptación tecnológica del sistema fue validada mediante el modelo TAM, destacando la utilidad y facilidad de uso percibida por los usuarios.

Palabras clave: Inteligencia de negocios, Predicción de ventas, Minería de datos, Redes neuronales LSTM.

Abstract

The objective of this research is to implement a business intelligence tool that uses data mining to improve decision making in the commercial area of Tiendas Delgado S.A.C. An analytical and deductive approach was applied, using data collection techniques such as interviews and a pre-experimental design to evaluate the effectiveness of the implemented system. Ralph Kimball's methodology was used to design a dimensional model to organize the information and structure a data warehouse. Three predictive models were analyzed: linear regression, SARIMA and LSTM, the latter being selected for its higher accuracy (average R^2 of 70%). The developed solution included a forecasting module that generated detailed reports for strategic planning, improving stock adjustment and operational efficiency. Finally, the technological acceptance of the system was validated by means of the TAM model, highlighting the usefulness and ease of use perceived by the users

Keywords: Business Intelligence, Sales Forecasting, Data Mining, Neural Networks LSTM.

Introducción

En el ámbito de las empresas comerciales, la toma de decisiones basadas en datos precisos ha sido esencial para mantener la competitividad y el crecimiento sostenible. Sin embargo, muchas organizaciones enfrentaron dificultades para implementar herramientas de análisis de datos que les permitieran tomar decisiones estratégicas informadas [1]. Este desafío se observa en una empresa local dedicada a la venta de productos para el hogar, donde la falta de herramientas avanzadas para la toma de decisiones basadas en datos ha generado una serie de incidencias reiterativas que han ocasionado problemas significativos en el área comercial de la empresa. Entre las principales dificultades identificadas se encuentran la falta de precisión en las proyecciones de demanda, lo que ha derivado en ineficiencias en la gestión de inventarios, resultando en exceso o desabastecimiento de productos. Estas situaciones recurrentes no solo incrementan los costos operativos, sino que también afectan la satisfacción del cliente al no contar con un stock adecuado. Además, la información incompleta y desactualizada ha impedido identificar los productos más rentables y definir estrategias comerciales eficaces, lo que ha resultado en pérdida de oportunidades comerciales y en la implementación de estrategias ineficaces. La falta de una solución tecnológica que permita prever las fluctuaciones en las ventas ha dificultado la optimización de recursos, generando un impacto negativo en la competitividad de la empresa.

A nivel global, las PYMES enfrentan serios desafíos en la toma de decisiones estratégicas debido a la falta de herramientas avanzadas de inteligencia de negocios (BI) y minería de datos para la predicción de ventas y la optimización de recursos. Estas carencias han llevado a que el 45% de estas empresas presenten problemas recurrentes en la gestión de inventarios, resultando en exceso de stock o desabastecimiento de productos, lo cual incrementa los costos operativos en un 20% y afecta la satisfacción del cliente al no contar con un stock adecuado [2]. Además, la falta de precisión en las proyecciones de demanda y la ausencia de información detallada ha dificultado la identificación de los productos más rentables y las temporadas de mayor demanda, lo que deriva en una planificación comercial ineficaz y una pérdida de oportunidades de negocio [3]. A nivel operativo, la adopción insuficiente de algoritmos de aprendizaje automático ha limitado la eficiencia en un 22%, afectando la capacidad de las empresas para identificar productos rentables y optimizar ventas [4]. En el ámbito local, las PYMES en Perú son un 25% más propensas a adoptar BI en comparación con las grandes empresas; sin embargo, se evidencia que muchas aún no logran implementar sistemas eficientes para abordar estas deficiencias [5]. Un estudio reveló que las empresas ferreteras peruanas que no han adoptado BI experimentan un 32% menos de precisión en la predicción de la demanda, afectando

directamente su gestión de inventarios [6]. En la región de Lambayeque, una MYPE comercial registró una baja eficiencia en sus decisiones estratégicas, enfrentando riesgos de sobre stock y desabastecimiento en un 22% de sus productos [7]. Estas deficiencias no solo limitan la eficiencia operativa y la capacidad de respuesta de las PYMES, sino que comprometen su competitividad y crecimiento sostenible en mercados cada vez más dinámicos.

Por todo lo expuesto, se formula la siguiente pregunta: ¿Qué características debe tener una solución de inteligencia de negocios para mejorar la toma de decisiones en el área comercial de Tiendas Delgado S.A.C.? Además, se plantea cómo podría optimizarse el proceso de toma de decisiones en el área comercial de dicha empresa.

La justificación científica de la investigación se basó en que este trabajo sirvió como base para futuras tesis o estudios relacionados con la problemática expuesta, proporcionando una base sólida sobre la relevancia de la inteligencia de negocios en la toma de decisiones empresariales. Desde el aspecto tecnológico, la investigación se justificó por la implementación de la metodología de Ralph Kimball y la minería de datos para la predicción de ventas, lo que permitió crear un almacén de datos eficiente, optimizando el uso de información histórica y facilitando la toma de decisiones estratégicas. Además, el desarrollo de una aplicación web garantizó un acceso preciso a los datos, mejorando la planificación comercial y la competitividad de la empresa. En términos económicos, la investigación se justificó porque la implementación de la solución tecnológica permitió a la empresa obtener mayores beneficios mediante datos actualizados diariamente, lo que mejoró la toma de decisiones estratégicas, redujo pérdidas y optimizó la gestión comercial. Finalmente, la justificación social se basó en que, gracias a la minería de datos, se realizaron predicciones de ventas que aseguraron un stock adecuado, evitando que los clientes enfrentaran problemas de falta de productos y mejorando así la satisfacción del cliente al garantizar la disponibilidad constante.

Por esto, el objetivo general de la investigación es implementar una solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos para la toma de decisiones en el área comercial de Tiendas Delgado S.A.C. Esta solución proporcionará reportes detallados que permitirán desglosar las ventas por producto, temporadas, sucursales más rentables y los mejores clientes, facilitando así la labor del gerente. Igualmente, incluirá una herramienta de predicción de ventas que permitirá anticipar la demanda y garantizar un stock adecuado de productos, basándose en los movimientos históricos de la data comercial.

A continuación, se presentan los tres objetivos específicos de la investigación. El primero, determinar el algoritmo para la predicción de ventas de acuerdo con los criterios de comparación, se centró en la revisión de la literatura, seleccionando tres modelos predictivos

relevantes: redes neuronales LSTM, SARIMA y regresión lineal. De estos, el modelo LSTM demostró un promedio de 70% en el coeficiente de determinación (R^2) y, según autores como James, Witten, Hastie y Tibshirani, su precisión es adecuada para anticipar las necesidades futuras de productos. Se identificaron variables clave como tiempo, producto, sucursal y unidades vendidas. En cuanto al segundo objetivo, establecer a la solución de inteligencia de negocios la capacidad de predecir las ventas de los productos en función del algoritmo seleccionado, se implementó el modelo predictivo, el cual se integró junto con el data mart diseñado previamente para utilizarlo como dataset dentro del código de la aplicación web, facilitando el acceso a las funcionalidades necesarias. Para concluir, el tercer objetivo, validar el nivel de aceptación tecnológica por parte del usuario usando el modelo TAM, consistió en el diseño y distribución del cuestionario basado en el modelo TAM, con el fin de evaluar la percepción de utilidad y facilidad de uso de la solución de inteligencia de negocios.

Revisión de literatura

Asimismo, se le suma la investigación de Armas [8], quién abordó la problemática relacionada con la falta de un sistema integral para predecir las ventas y organizar los datos comerciales, lo que generaba decisiones estratégicas basadas en información incompleta y desorganizada. Para abordar esta problemática, se desarrolló un sistema de inteligencia de negocios, el cual integra técnicas de minería de datos. El primer paso fue la recopilación y depuración de los datos históricos de ventas, que inicialmente estaban distribuidos en varias bases de datos. Luego, se emplearon algoritmos de minería de datos, tales como el análisis de series temporales y la regresión, con el objetivo de reconocer patrones en el comportamiento de compra de los clientes. La implementación de paneles de control interactivos, mediante técnicas de OLAP, permitió a los gerentes monitorear en tiempo real las ventas y otros indicadores clave, lo cual facilitó un análisis multidimensional de la información. Además, los modelos predictivos desarrollados con algoritmos de aprendizaje supervisado posibilitaron predicciones de ventas más precisas a corto y mediano plazo, ajustando el inventario de acuerdo con las fluctuaciones del mercado. Como resultado, la empresa incrementó en un 70% la precisión de sus predicciones de ventas redujo en un 15% los costos de almacenamiento, optimizó la rotación de inventarios y mejoró la planificación de campañas de marketing, al tiempo que identificó a sus clientes más valiosos, impulsando las ventas durante las temporadas clave.

De manera similar, tenemos el trabajo de Carreño [9], quién abordó la problemática relacionada con la falta de integración de herramientas de inteligencia de negocios y análisis de datos, lo que dificultaba la predicción de ventas, afectando la toma de decisiones, la planificación de inventarios y la eficiencia de las campañas de marketing, generando un impacto negativo en los ingresos. Para enfrentar esta situación, se implementó un modelo predictivo basado en inteligencia de negocios y técnicas de análisis de datos, utilizando herramientas como data analytics para procesar grandes volúmenes de datos históricos de ventas. Además, se aplicaron algoritmos de minería de datos para identificar patrones de comportamiento en las ventas y mejorar la precisión de las predicciones. El sistema también integró paneles de control interactivos que facilitaban el monitoreo en tiempo real del rendimiento de las ventas y la gestión de inventarios. Como consecuencia de esta implementación, la empresa mejoró la precisión de sus pronósticos de ventas en un 75%, optimizó sus inventarios y redujo los costos de almacenamiento, logrando además un incremento del 20% en las ventas anuales mediante una planificación más eficiente y estrategias comerciales basadas en datos.

También se tiene lo investigado por Díaz [10], quién abordó la problemática de una clínica en Chiclayo, que enfrentaba dificultades para predecir la demanda de medicamentos, lo que resultaba en desabastecimientos frecuentes y tiempos prolongados de atención, afectando tanto la satisfacción del cliente como las ventas. El proceso de compras de medicamentos era reactivo y empírico, lo que generaba pérdidas económicas y una mala experiencia para los pacientes. Para enfrentar esta dificultad, Díaz propuso implementar un sistema de inteligencia de negocios utilizando el algoritmo ARIMA, enfocado en prever la demanda de medicamentos. Este sistema facilitó una gestión de inventarios más eficiente, lo que mejoró la disponibilidad de medicamentos y redujo significativamente los tiempos de espera, evitando faltantes de stock. Con esta solución, el tiempo promedio de atención al cliente se redujo de 25 minutos y 28 segundos a solo 3 minutos y 29 segundos, logrando una mejora de más del 80%. Además, la satisfacción del cliente se incrementó del 30% al 70%, reflejando un aumento del 40% tras la implementación, lo que evidenció un notable avance en la eficiencia del servicio de farmacia y en la percepción del cliente.

Bases teóricas

Toma de decisiones

De acuerdo con Gallego y Quintero [11], la toma de decisiones implica seleccionar la alternativa más adecuada entre varias opciones para resolver un problema o establecer un plan de acción que influya directamente en la organización. En el contexto de esta investigación,

esta capacidad es crucial para enfrentar la problemática de la empresa Tiendas Delgado S.A.C. dedicada a la venta de productos. La falta de un sistema integral de análisis empresarial junto con métodos de minería de datos ha limitado la capacidad para tomar decisiones bien fundamentadas, derivando en estrategias comerciales menos efectivas y en la pérdida de oportunidades significativas. Por ello, implementar un sistema que permita analizar y predecir las ventas de manera más detallada proporcionará la información necesaria para optimizar recursos y mejorar la planificación de inventarios.

Inteligencia de negocios

Según García et al [12]. La inteligencia de negocios (Business Intelligence - BI) es fundamental para transformar datos en información útil que optimiza la toma de decisiones. Permite a las empresas analizar grandes volúmenes de datos y mejorar su competitividad al identificar patrones clave en sus operaciones.

Ramírez y Estrella [13] destacan que las funcionalidades de BI incluyen la consolidación de datos de diversas fuentes y la creación de informes dinámicos. Además, los dashboards interactivos permiten que las empresas tomen decisiones más rápidas y efectivas en tiempo real.

Cevallos y Párraga [14] afirman que las principales características de la BI son su escalabilidad, flexibilidad y precisión. Una arquitectura sólida de BI permite procesar grandes volúmenes de datos, mejorando la velocidad y calidad de la información para la toma de decisiones.

En el contexto de la tesis, la implementación de inteligencia de negocios ha permitido mejorar las ventas al optimizar la predicción de demanda y ajustar el inventario según las necesidades del mercado. Esto ha disminuido los problemas tanto de desabastecimiento como de exceso de inventario, lo que facilita decisiones estratégicas más acertadas. La gerencia ahora dispone de información más precisa y detallada, fortaleciendo su capacidad para planificar y adaptarse a las variaciones en el mercado.

Data Mart

Según Kimball, un Data Mart se define como un subconjunto de un almacén de datos, diseñado para satisfacer las necesidades de análisis de una unidad o sección específica dentro de la organización, como el área de ventas o recursos humanos. A diferencia de un Data Warehouse, que cubre la organización en su totalidad, el Data Mart se centra en proporcionar un análisis más específico y detallado [15]. En esta investigación, se implementó un Data Mart enfocado en el área de ventas, lo cual permitió analizar la información de manera detallada según el producto, la temporada y las distintas sucursales. Esto facilitó la optimización de

inventarios y la toma de decisiones estratégicas más precisas, mejorando la predicción de demanda y ajustando los recursos de manera eficiente.

Proceso ETL (Extract, Transform and Load)

La extracción, transformación y carga de datos (ETL) es fundamental en la creación de almacenes de datos para sistemas de inteligencia de negocios. Este conjunto de etapas permite consolidar información de diversas fuentes, organizarla en un formato uniforme y centralizarla en una base de datos, lo que facilita el análisis y mejora la toma de decisiones [16]. En esta investigación, se implementó ETL para recolectar datos de las fuentes internas de la empresa, asegurar su coherencia y cargarlos en el Data Mart. Así, la información quedó lista para el análisis, respaldando decisiones informadas y optimizando el tratamiento de los datos.

Metodología de Ralph Kimball

La metodología de Kimball [15] se basa en el ciclo de vida dimensional del negocio, ya que define los esquemas multidimensionales. Este enfoque es uno de los métodos más populares para la construcción de data warehouses. Además, ha demostrado ser una agrupación de data marts que se encuentran en la empresa, duplicando los datos transaccionales que se analizan según el modelo dimensional desnormalizado. Este modelo contiene las dimensiones de análisis, sus atributos, el nivel jerárquico y los diversos hechos que el negocio requiere analizar. Por otro lado, el enfoque propuesto por Kimball adopta una estrategia de diseño ascendente (Bottom up), en la cual se crean tablas llamadas hechos que contienen datos cuantitativos. Como toda metodología, esta cuenta con fases específicas, que se pueden observar en la figura 1. El proceso comienza con la planificación del proyecto y la identificación de los requisitos empresariales, centrados en la gestión de ventas y el pronóstico de demanda. Se diseña la arquitectura técnica y se seleccionan las tecnologías adecuadas para garantizar una implementación eficaz. El modelado dimensional y el diseño del Data Mart brindan una estructura robusta para almacenar y analizar los datos. El subsistema ETL obtiene la información directamente de la base de datos transaccional. Finalmente, el sistema entra en una fase de mantenimiento y evolución constante, ajustándose a los requerimientos de la empresa para garantizar su continuidad.

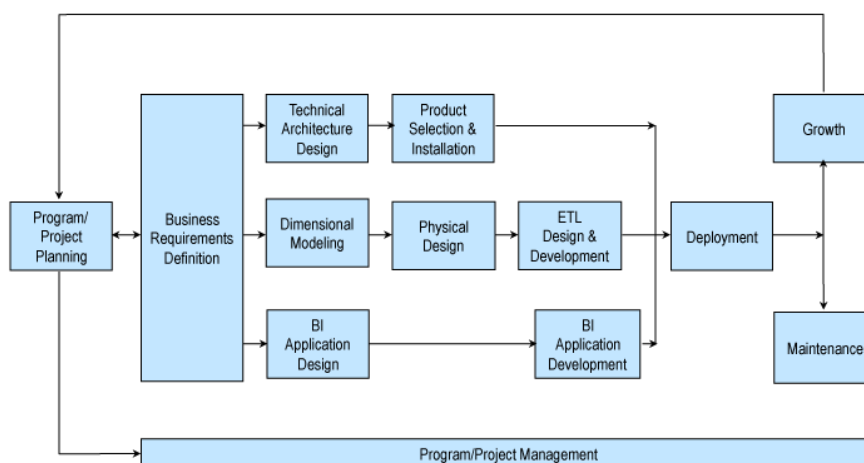


Figura 1. Estructura de la metodología propuesta por Ralph Kimball

Minería de datos

Este enfoque permitió extraer patrones en series temporales, optimizando decisiones estratégicas. Las redes neuronales LSTM, una variante de las RNN, fueron efectivas al procesar datos secuenciales, reteniendo información clave para predecir ventas y fluctuaciones de precios a lo largo del tiempo [18]. SARIMA, por su parte, es ideal para capturar fluctuaciones estacionales en series temporales, facilitando la optimización de inventarios y la previsión de demanda [19]. Finalmente, la regresión lineal es una técnica básica que permite analizar la relación entre variables como las ventas y otros factores, ofreciendo predicciones útiles [20]. En el contexto del presente trabajo, se evaluarán estos tres modelos predictivos ya mencionados con el objetivo de analizar cuál será el más adecuado. Estos modelos fueron seleccionados debido a sus características particulares en el análisis de series temporales.

Materiales y métodos

Tipo de investigación

Según lo planteado en el manual de Frascati, el tipo de investigación a emplear en este estudio fue aplicada, dado que se diseñó e implementó una solución de inteligencia de negocios para resolver un problema específico en el área comercial de la empresa. En esta investigación, se manipularon variables clave como el tiempo, producto, sucursal y unidades vendidas, para observar su impacto en la variable dependiente, que fue la demanda de ventas. Con la implementación del sistema basado en redes neuronales LSTM, se evaluó cómo estas variables impactaban en la mejora de los procesos de toma de decisiones, permitiendo analizar de forma precisa los efectos de esta tecnología en la optimización de la planificación de inventarios y en la predicción de ventas.

Diseño de la investigación

En la presente investigación, se empleó un diseño pre-experimental, según la clasificación de Hernández Sampieri [21], para contrastar los resultados, aplicado a una empresa dedicada a la comercialización de productos del hogar. Este diseño se representa de la siguiente forma:

$$O_1 \rightarrow X \rightarrow O_2$$

Figura 2. Diseño de la investigación

Donde:

O1: Evaluación inicial para analizar los procesos de toma de decisiones antes de la implementación de la solución de inteligencia de negocios.

X: Despliegue del sistema de inteligencia empresarial.

O2: Evaluación posterior para analizar los procesos de toma de decisiones después de la implementación de la solución de inteligencia de negocios

Población

La población se compone de quienes participan en el proceso de toma de decisiones y de los usuarios que utilizan el sistema para generar reportes y realizar pronósticos. Esta población incluye:

- Gerente de la empresa
- Socios (2)
- Administrador informático (1)

Muestra

Dado el tamaño limitado de la población, se decidió incluir a la totalidad de los trabajadores, es decir, los 4 empleados, como muestra del estudio.

Métodos de investigación

Los métodos que se emplearon en la investigación fueron los siguiente:

Tabla 1. Métodos de investigación

Método	Sustento por el cual será empleado en la investigación
Implementación	Se desarrollará la solución de inteligencia de negocios para la toma de decisiones en el área comercial
Analítico	Permite desglosar los datos de ventas y extraer información clave para mejorar la toma de decisiones
Deductivo	Porque se resolvió, a través del análisis el problema propuesto en la presente investigación, la cual es la dificultad en la toma de decisiones dentro de la empresa.

Técnicas de investigación

Tabla 2. Técnica de recolección de datos

Técnica	Sustento por el cual será empleado en la investigación
Entrevista	Poder recolectar información sobre el problema de manera más detallada sobre la toma de decisiones

Metodología de desarrollo

Planificación del proyecto

- Alcance
- Propósito

Definición de requerimientos del negocio

- Requerimientos funcionales
- Requerimientos no funcionales
- Matriz de buz

Modelo dimensional

Diseño físico

Diseño y desarrollo de presentación de datos

Especificaciones de aplicaciones para usuarios finales

Desarrollo de aplicaciones para usuarios finales

Despliegue

Mantenimiento y crecimiento

Matriz de consistencia

Tabla 3. Matriz de consistencia

Formulación del problema	Metodología de investigación	
¿Qué características debería tener una solución tecnológica para la toma de decisiones en el área comercial de una empresa?	Tipo de investigación	
	Aplicada	
Objetivo general es implementar una solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos para optimizar la toma de decisiones en el área comercial de Tiendas Delgado S.A.C.	Método	Descripción
	Analítico	Se estudio el problema actual que presenta la empresa
	Deductivo	Porque se resolvió, a través del análisis el problema propuesto en la presente investigación, la cual es la dificultad en la toma de decisiones dentro de la empresa.
	Implementación	Se desarrollará la solución de inteligencia de negocios para la toma de decisiones en el área comercial
	Técnicas	Descripción
Entrevista	Poder recolectar información sobre el problema de manera más detallada sobre la toma de decisiones	
Objetivos específicos	Descripción del logro de los objetivos específicos	Indicadores
Determinar el algoritmo para la predicción de ventas de acuerdo con los criterios de comparación	Se llevó a cabo una comparativo entre tres modelos predictivos: Regresión Lineal, SARIMA y LSTM. Los resultados mostraron que el modelo LSTM tuvo el mejor rendimiento.	Porcentaje de coeficiencia de determinación R2 al menos de 70%.
Establecer a la solución de inteligencia de negocios la capacidad de predecir las ventas de los productos en función del algoritmo seleccionado.	Se implementó un módulo de predicción de ventas que generó informes basados en el análisis de datos históricos. Este módulo permitió predecir de manera precisa las ventas de productos, lo cual facilitó la optimización del stock y la planificación estratégica. La herramienta ofreció recomendaciones específicas de stock para evitar desabastecimientos o exceso de inventario.	- Nivel de stock óptimo por producto. - Porcentaje de precisión del modelo.
Validar el nivel de aceptación tecnológica por parte del usuario usando el modelo TAM	Se realizó una evaluación de la aceptación del software entre el gerentes y administrador informático	Nivel de utilidad y facilidad de uso percibida del modelo TAM

Consideraciones éticas

A continuación, se listan los aspectos que se consideraron para la proyección y bienestar de los participantes de esta investigación, en este caso, el gerente y el administrador informático. Así como para la seguridad de los datos:

- Se aseguro la protección de los datos personales del gerente y administrador informático.
- Las contraseñas del sistema fueron encriptadas utilizando algoritmos seguros.
- Se resguardaron copias de seguridad realizadas exclusivamente por el administrador del sistema.

Resultados y discusión

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos a partir del desarrollo de la investigación, los cuales se estructuran en función de los objetivos planteados. Cada resultado es analizado y discutido en relación con los hallazgos de otros estudios, resaltando los aportes y diferencias relevante.

Determinar el algoritmo para la predicción de ventas de acuerdo con los criterios de comparación.

Con base en el análisis comparativo de 6 documentos de revisión [22],[23],[24],[25],[26],[27] centrados en metodologías de predicción en contextos comerciales. Este análisis permitió identificar diversos enfoques que cumplen con los criterios necesario para la tarea de predicción de ventas, como la cantidad de parámetros, el nivel de precisión y la flexibilidad en patrones temporales.

A partir de estos criterios, se realizó un filtro inicial para seleccionar tres algoritmos a evaluar con mayor profundidad: Regresión lineal, SARIMA y Redes Neuronales Recurrentes (LSTM). Estos modelos fueron seleccionados por su adecuación a la tarea de predicción en el área comercial y por cumplir con los requisitos fundamentales para este tipo de análisis. La tabla a continuación muestra una comparación de los seis algoritmos considerados, destacando los tres seleccionados para la evaluación detallada en función de su rendimiento, precisión y flexibilidad en el manejo de patrones temporales complejos

Criterio	Regresión Lineal	SARIMA	Árbol de decisión	Redes Neuronales Recurrentes (LSTM)	Random Forest
Cantidad de parámetros	Baja cantidad de parámetros	Moderada, adecuada para	Baja cantidad de parámetros;	Alta; permite aprender	Moderada; precisa en

	Bajo nivel de complejidad Limitado en patrones complejos	datos estacionales, pero menos flexible en patrones dinámicos	adecuado solo para relaciones simples	patrones temporales complejos con precisión	relaciones no lineales pero limitada en datos secuenciales
Nivel de precisión	Limitada en patrones no lineales y estacionales	Moderada en datos estacionales; limitada en patrones no lineales	Limitada en series temporales precisa en relaciones simples	Alta; excelente en patrones complejos y estacionales	Buena en relaciones no lineales pero limitada en series temporales complejas
Flexibilidad en patrones temporales	Baja; útil solo en patrones lineales y predecibles	Moderada; captura patrones estacionales pero limitada en cambios abruptos	Baja; limitada en series temporales dinámicas	Alta; excelente en la captura de relaciones dinámicas y no lineales	Baja; mejor en datos no secuenciales

Tabla 4. Criterios de comparación de algoritmos de predicción de ventas

Tras esta comparación, los algoritmos Regresión lineal, SARIMA y Redes Neuronales Recurrentes (LSTM) fueron seleccionados para una evaluación. Los resultados de cada prueba fueron cuantificados utilizando el coeficiente de determinación R^2 , cual mide el nivel de ajuste del modelo a los datos.

Tabla 4. Resultados de pruebas del modelo de predicción por regresión lineal

Prueba	R^2
1	0.41
2	0.27
3	0.46
4	0.30
5	0.15
Promedio	0.32

Tabla 5. Resultados de pruebas del modelo de predicción por SARIMA

Prueba	R^2
--------	-------

1	0.33
2	0.60
3	0.56
4	0.30
5	0.51
Promedio	0.46

Tabla 6. Resultados de pruebas del modelo de predicción por redes neuronales recurrente LSTM

Prueba	R ²
1	0.62
2	0.65
3	0.75
4	0.69
5	0.77
Promedio	0.70

En conclusión, la elección de modelos LSTM para la predicción de ventas se justifica por su excepcional capacidad para capturar y modelar las relaciones temporales complejas, adaptarse a la variabilidad en el tiempo y proporcionar interpretaciones claras de tendencias y patrones estacionales. Estos hallazgos respaldan la idoneidad de las LSTM sobre otros modelos para alcanzar los objetivos establecidos en la tesis sobre la predicción de ventas en el tiempo.

Establecer a la solución de inteligencia de negocios la capacidad de predecir las ventas de los productos en función del algoritmo seleccionado.

Para lograr una integración efectiva, primero se elabora un data mart, el cual actúa como un repositorio especializado que centraliza toda la información histórica de la base de datos de origen. Este esquema estrella (figura 3) más allá de organizar los datos de manera adecuada para su análisis garantiza que el modelo LSTM disponga de datos de alta calidad y coherentes en el tiempo, aspectos cruciales para obtener predicciones precisas. Para mantener la información siempre actualizada, se implementó una tarea programada que sincroniza el data mart en tres momentos específicos del día: en la mañana, en la tarde y al finalizar la jornada

laboral (figura 4). Con esta actualización periódica, el modelo LSTM recibe los datos más recientes, permitiendo que las proyecciones reflejen con exactitud las condiciones actuales del mercado.

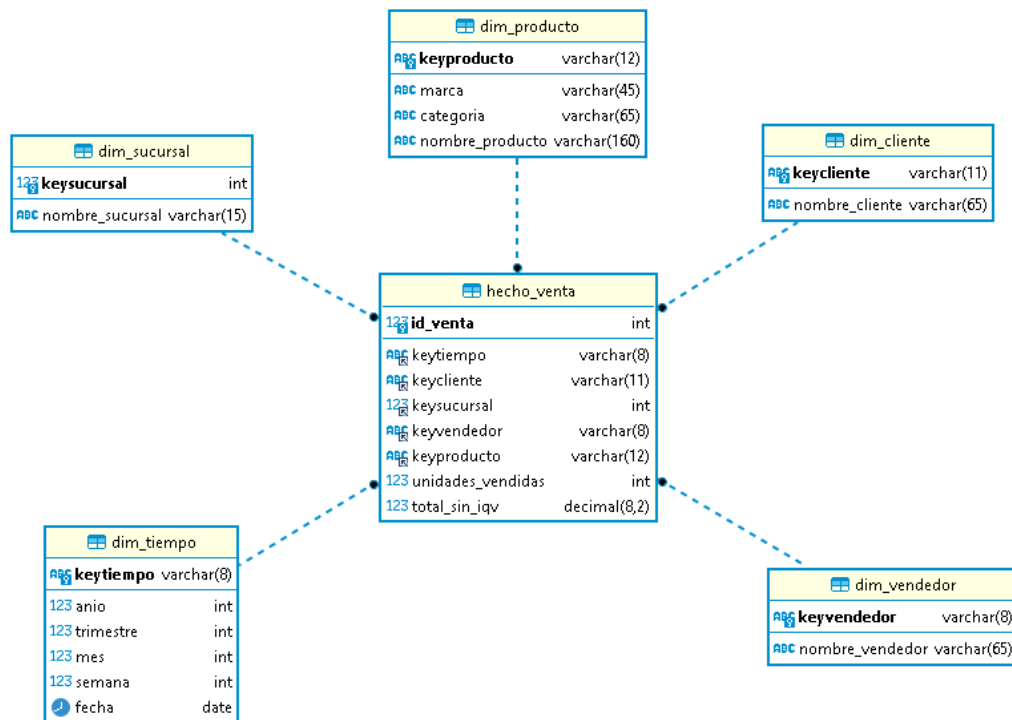


Figura 3. Esquema estrella

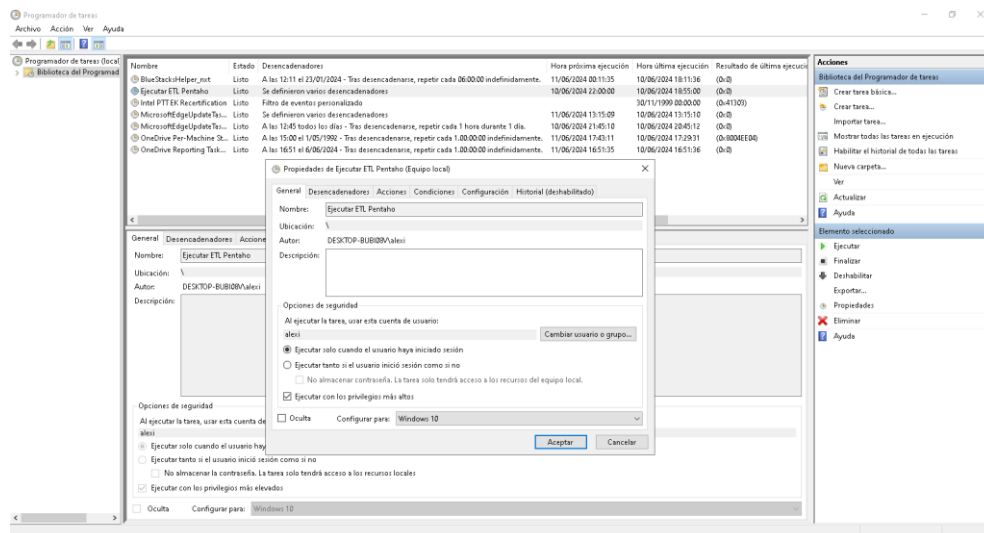
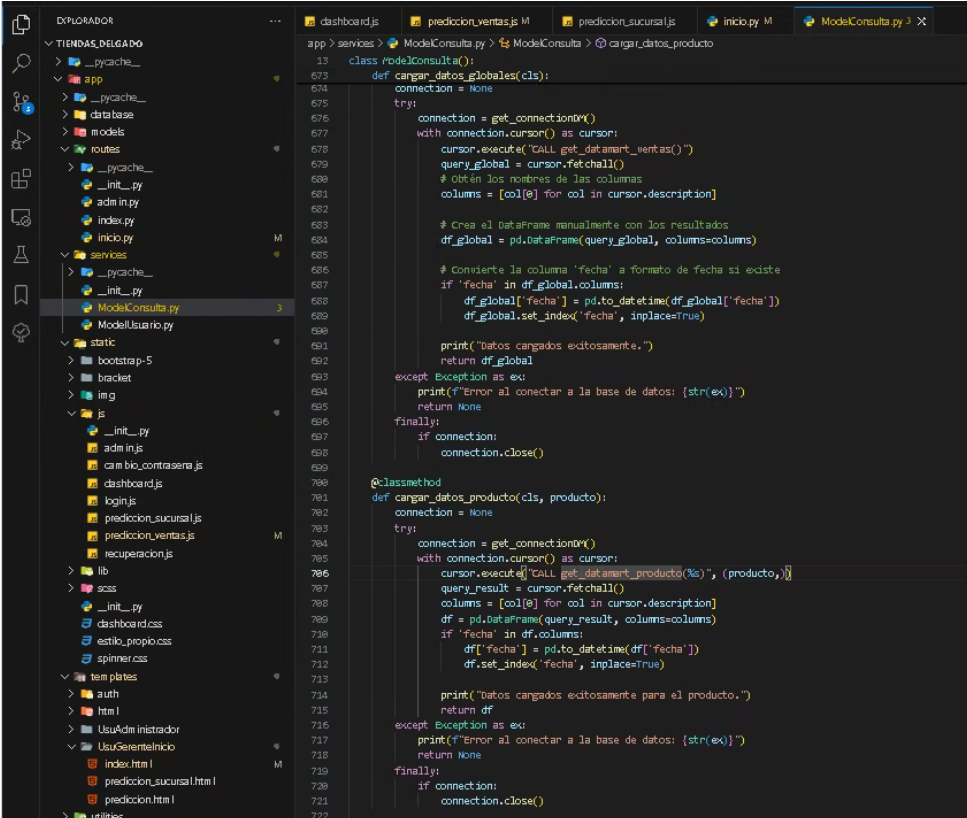


Figura 4. Tarea programada para la actualización de datos

La conexión entre el modelo y el data mart se realiza mediante procedimientos almacenados, lo cual asegura un acceso directo y organizado a los datos de ventas y otros parámetros fundamentales. Estos procedimientos extraen información relevante usando identificadores de sucursal y producto, lo que permite que el modelo LSTM trabaje con datos segmentados y

detallados. Este enfoque elimina la necesidad de realizar transferencias manuales de datos, facilitando una integración y eficiente entre el data mart y el modelo predictivo, como se ilustra en la figura 5.



```

class ModelConsulta():
    def cargar_datos_globales(cls):
        connection = None
        try:
            connection = get_connection()
            with connection.cursor() as cursor:
                cursor.execute("CALL get_datamart_ventas()")
                query_global = cursor.fetchall()
                # Obtén los nombres de las columnas
                columns = [col[0] for col in cursor.description]
                # Crea el DataFrame manualmente con los resultados
                df_global = pd.DataFrame(query_global, columns=columns)
                # Convierte la columna 'fecha' a formato de fecha si existe
                if 'fecha' in df_global.columns:
                    df_global['fecha'] = pd.to_datetime(df_global['fecha'])
                    df_global.set_index('fecha', inplace=True)
            print("Datos cargados exitosamente.")
            return df_global
        except Exception as ex:
            print(f"Error al conectar a la base de datos: {str(ex)}")
            return None
        finally:
            if connection:
                connection.close()

    @classmethod
    def cargar_datos_producto(cls, producto):
        connection = None
        try:
            connection = get_connection()
            with connection.cursor() as cursor:
                cursor.execute("CALL get_datamart_producto(%s)", (producto,))
                query_result = cursor.fetchall()
                columns = [col[0] for col in cursor.description]
                df = pd.DataFrame(query_result, columns=columns)
                if 'fecha' in df.columns:
                    df['fecha'] = pd.to_datetime(df['fecha'])
                    df.set_index('fecha', inplace=True)
            print("Datos cargados exitosamente para el producto.")
            return df
        except Exception as ex:
            print(f"Error al conectar a la base de datos: {str(ex)}")
            return None
        finally:
            if connection:
                connection.close()

```

Figura 5. Conexión a los datos por medio de procedimientos almacenados

Para incorporar el modelo LSTM en el sitio web en desarrollo, se han creado tres funciones clave en el archivo “ModelConsulta.py”, ubicado en la carpeta “Services”. Estas funciones cargar datos, entrenar el modelo y generar predicciones futuras de ventas forman la base del proceso de predicción. La función de carga de datos permite que el modelo acceda automáticamente al data mart, asegurando que trabaje siempre con información actualizada sin intervención manual. La función de entrenamiento optimiza al modelo LSTM para reconocer patrones y tendencias temporales de ventas, lo cual mejora su precisión al adaptarse a las condiciones actuales del mercado. Por último, la función de predicción de ventas futuras permite generar proyecciones visualizables en el sitio web, apoyándose en estructuras adaptadas de Jupyter Lab para facilitar la interpretación de los resultados, como se muestra en la figura 6.

```

# Definir el modelo LSTM
model_global = Sequential()

model_global.add(LSTM(50, activation='tanh', return_sequences=False, input_shape=(n_steps, 1)))
model_global.add(Dropout(0.1))
model_global.add(Dense(1))

model_global.compile(optimizer=Adam, learning_rate=0.001, loss='mean_squared_error')
model_global.fit(X_train_global, y_train_global, epochs=30, batch_size=128, verbose=1)

y_pred_scaled_global = model_global.predict(X_test_global)
y_pred_global = scaler_global.inverse_transform(y_pred_scaled_global)
y_test_rescaled_global = scaler_global.inverse_transform(y_test_global.reshape(-1, 1))

```

Figura 6. Integración del modelo LSTM

Este enfoque integración no solo permite el acceder a las proyecciones de ventas futuras, sino que también facilita el análisis de tendencias históricas, aspectos fundamentales para la planificación estratégica en el área comercial. La capacidad del modelo LSTM para procesar grandes volúmenes de datos históricos y generar predicciones precisas proporciona al equipo gerencial de la empresa. Una herramienta confiable para anticipar cambios en la demanda, optimizar el inventario y reducir los riesgos de sobre stock o desabastecimiento. Esta solución, por lo tanto, refuerza la capacidad de respuesta de la empresa ante las dinámicas del mercado, permitiendo una planificación fundamentada en datos reales y mejorando así la eficiencia operativa figura 7 y 8.

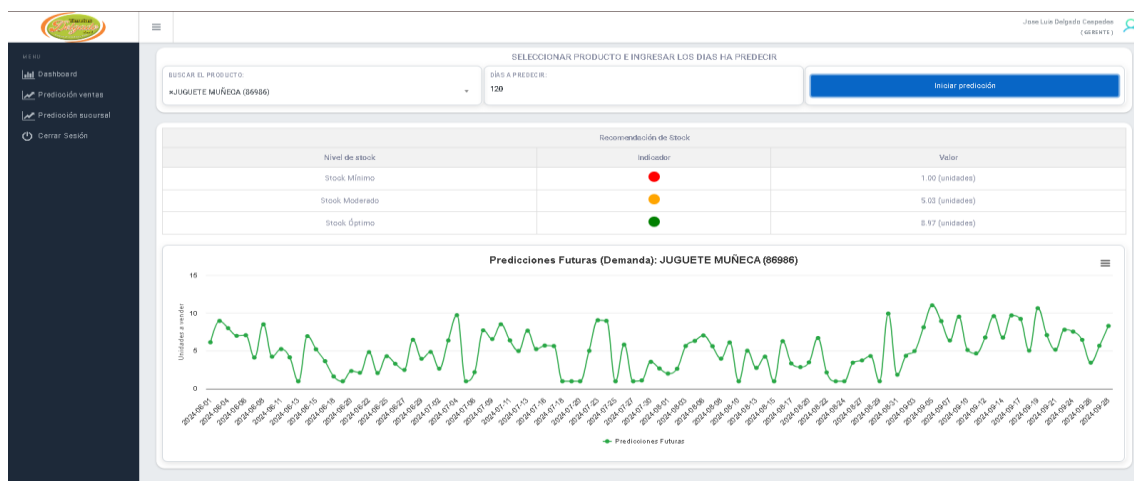


Figura 7. Modelo LSTM integrado

El análisis de los indicadores clave demuestra la relevancia de las recomendaciones de stock y la precisión del modelo predictivo para la toma de decisiones estratégicas en la gestión del inventario. En cuanto al nivel de stock óptimo, este indicador se calcula en función de la demanda futura estimada para el producto "Juguete Muñeca (86986)", proyectada para los próximos 90 días. Los tres niveles presentados mínimo, moderado y óptimo permiten a la organización establecer umbrales claros que garantizan la disponibilidad del producto sin

incurrir en costos innecesarios por exceso de inventario. Por ejemplo, en la figura 7 muestra un stock mínimo de 5 unidades aproximadamente la cual indica el límite inferior de existencias para evitar desabastecimientos críticos, mientras que un nivel moderado de 9 unidades sugiere un margen de seguridad adecuado para satisfacer fluctuaciones menores en la demanda. Finalmente, el nivel óptimo de 13 unidades se define como el valor ideal que equilibra la cobertura de la demanda esperada y la eficiencia operativa. Esta segmentación de niveles ofrece una guía práctica para ajustar las compras y la reposición de inventario según las condiciones actuales del mercado.

El porcentaje de precisión del modelo, evaluado en un 74.25%, refleja la capacidad del algoritmo LSTM para capturar patrones históricos y proyectarlos con alta confiabilidad en el tiempo, aunque este valor puede variar según el producto analizado y el horizonte temporal definido para la predicción. Productos con una demanda estable y un historial de datos consistente tienden a generar proyecciones más precisas, mientras que aquellos con patrones de venta más volátiles o con proyecciones a mayor plazo podrían presentar ligeras variaciones en la precisión. Este nivel de exactitud es clave para integrar el modelo con herramientas de inteligencia de negocios, permitiendo proyecciones lo suficientemente robustas para respaldar decisiones estratégicas en áreas como planificación de ventas y gestión de inventarios. Asimismo, la precisión alcanzada refleja no solo el desempeño técnico del modelo, sino también la calidad del procesamiento y segmentación de los datos provenientes del data mart, que garantizan información actualizada y estructurada. En conjunto, estos elementos permiten a la empresa optimizar sus recursos, anticiparse a cambios en la demanda y garantizar un equilibrio entre disponibilidad y eficiencia operativa en un entorno dinámico.

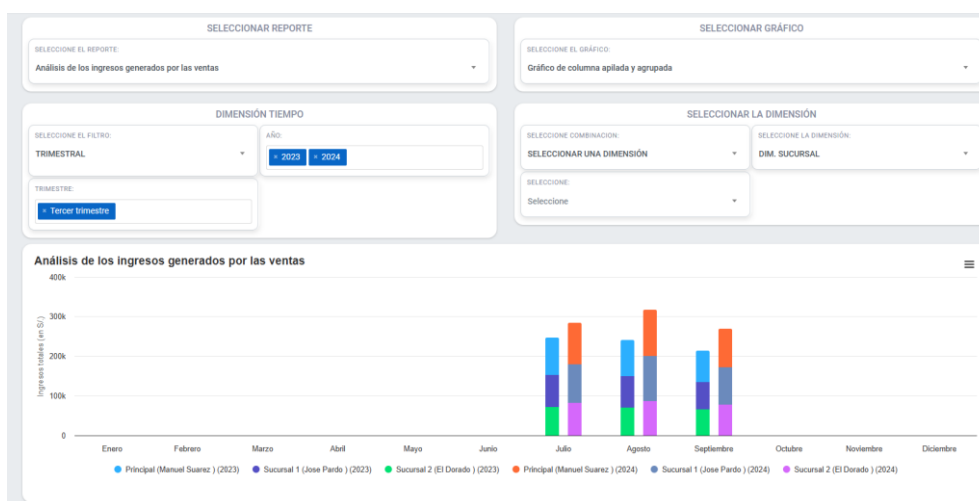


Figura 8. Comparación del año 2023(3) vs 2024(3)

El análisis comparativo de los ingresos generados por las ventas en el tercer trimestre de 2023 y 2024 evidencia el impacto positivo de la implementación del sistema predictivo. Durante el tercer trimestre de 2023, sin el sistema, los ingresos totales alcanzaron 702,748.64 soles, mientras que, en el mismo periodo de 2024, con el sistema en funcionamiento, aumentaron a 872,141.28 soles, representando un crecimiento notable en la capacidad de generación de ingresos. Este incremento puede atribuirse a una planificación más eficiente del inventario y una mayor capacidad para anticipar y satisfacer la demanda en cada sucursal. Asimismo, la rentabilidad promedio del trimestre mostró una mejora significativa tras la implementación, destacándose un incremento en la utilidad promedio gracias a la optimización de costos y una gestión estratégica más precisa. En conjunto, estos resultados reflejan cómo el sistema predictivo ha mejorado tanto los ingresos como la rentabilidad, consolidándose como una herramienta clave para la eficiencia operativa y la competitividad empresarial.

Validar el nivel de aceptación tecnológica por parte del usuario usando el modelo TAM.

La evaluación del indicador para el objetivo tratado se lleva mediante la utilización del cuestionario del modelo TAM, el cual se encuentra segmentado en dos aspectos el nivel de utilidad percibida y el nivel de facilidad de uso. Se utilizó la escala Likert para calificar las respuestas, lo que facilitó una evaluación precisa de las actitudes y percepciones de los usuarios (ver anexo 3).

Según las evaluaciones realizadas, se percibe una actitud positiva hacia la aplicación. Los usuarios, que incluyen al gerente, los socios y el administrador informático, han asignado calificaciones entre 4 y 5 en las dos dimensiones evaluadas: utilidad y facilidad de uso. Esto indica que ven la solución tecnológica como un recurso eficaz para aumentar la precisión en las operaciones, agilizar el proceso de toma de decisiones y simplificar el análisis de los datos históricos de la empresa. Además, destacan la integración del sistema y su capacidad para ofrecer una visualización clara de la información, lo cual contribuye a minimizar errores y reducir costos operativos.

En relación con la facilidad de uso, tanto los socios como el administrador informático destacan la simplicidad del sistema, la claridad de las instrucciones y la facilidad de navegación entre diferentes secciones y funcionalidades. El administrador informático en particular resalta que la solución tecnológica permite la gestión eficiente de datos y su integración con las herramientas de la empresa sin interferir con el flujo de trabajo diario. Asimismo, se destaca que la plataforma no requiere asistencia técnica especializada para generar predicciones de ventas, lo que permite a los usuarios emplear la herramienta de forma independiente y eficaz.

La mayoría otorgó calificaciones de 4 y 5 en este aspecto, lo que indica una aceptación positiva respecto a la experiencia de uso y la adaptabilidad de la herramienta a sus necesidades operativas.

Discusión

La investigación de Armas [8], desarrolló un sistema de análisis empresarial utilizando técnicas avanzadas de datos para organizar la información comercial y prever las ventas a corto y mediano plazo. En contraste, nuestra investigación utilizó redes neuronales LSTM, lo que permitió predecir la demanda con mayor precisión, capturando patrones temporales complejos. Mientras Armas empleó paneles OLAP para monitorear indicadores clave, nuestra solución también se enfocó en la optimización continua de inventarios, proporcionando predicciones más detalladas para mejorar las decisiones estratégicas en tiempo real.

La investigación de Carreño [9], se centra en implementar herramientas de análisis empresarial para mejorar la predicción de ventas, la organización de datos y la toma de decisiones estratégicas. Carreño se enfocó en integrar técnicas avanzadas de análisis de datos para optimizar inventarios y aumentar la precisión de las proyecciones. En nuestra investigación, se implementaron técnicas similares de inteligencia de negocios y minería de datos, pero con un enfoque más avanzado. Además de organizar y automatizar los reportes mediante el Data Mart, nuestro sistema también incorporó redes neuronales LSTM. Esto nos permitió mejorar significativamente la capacidad de predicción de ventas, ofreciendo una visión más precisa y detallada del comportamiento de la demanda, lo que facilitó una planificación estratégica más eficiente y adaptable en comparación con los sistemas tradicionales.

Díaz [10], enfrentó la problemática de la clínica en Chiclayo con dificultades para predecir la demanda de medicamentos, utilizando el algoritmo ARIMA para mejorar la gestión de inventarios, lo que impactó positivamente en la disponibilidad de productos y la satisfacción del cliente. En nuestra investigación, si bien compartimos la meta de mejorar la predicción de ventas y la gestión de inventarios, nuestro aporte se centró en el uso de redes neuronales LSTM, utilizando variables clave como tiempo, producto, sucursal y unidades vendidas. Estas variables permitieron modelar con mayor precisión las fluctuaciones del mercado, capturando patrones temporales más complejos. Mientras los estudios anteriores se basaron en ARIMA y Apriori para resolver problemas puntuales, el enfoque con LSTM nos permitió anticipar la demanda de manera más detallada y adaptable, optimizando la planificación de inventarios y la toma de decisiones estratégicas. Este enfoque proporcionó una ventaja competitiva al permitir un

análisis más profundo y flexible de las ventas en diversas sucursales, mejorando la capacidad de reacción frente a cambios en la demanda.

Conclusiones

la implementación de una solución de inteligencia de negocios basada en minería de datos ha cumplido satisfactoriamente con los objetivos y las hipótesis planteadas. En primer lugar, se logró identificar el modelo LSTM como el algoritmo más adecuado para la predicción de ventas en el contexto comercial de la empresa Tiendas Delgado S.A.C., superando a otros modelos como SARIMA y la regresión lineal. La selección de LSTM se fundamentó en su capacidad para procesar secuencias temporales y detectar patrones complejos, lo que resultó en un coeficiente de determinación (R^2) del 70%. Este nivel de precisión fue suficiente para anticipar con efectividad las necesidades de inventario, permitiendo a la empresa mejorar significativamente la planificación y reducir el riesgo de decisiones incorrectas en la gestión de stock. Así, la hipótesis de que un modelo predictivo basado en redes neuronales podría optimizar la predicción de ventas se confirmó con éxito, proporcionando un valor añadido a la estrategia comercial de la empresa.

La implementación del modelo LSTM como parte del sistema predictivo ha cumplido con el objetivo planteado al proporcionar una solución robusta y confiable para predecir las ventas futuras y optimizar la gestión del inventario. Este enfoque ha permitido acceder a proyecciones precisas de la demanda, facilitando el análisis de tendencias históricas y fortaleciendo la planificación estratégica en el área comercial. Los niveles de stock definidos mínimo, moderado y óptimo han permitido una planificación eficiente del inventario, evitando sobre stock o desabastecimientos, como se refleja en los resultados del producto donde los indicadores guiaron decisiones estratégicas para ajustar las compras según la demanda proyectada. Asimismo, el análisis comparativo de los ingresos generados en el tercer trimestre de 2023 y 2024 evidenció un incremento significativo, lo cual se traduce en una mejora notable en la rentabilidad promedio y la eficiencia operativa gracias a una gestión más precisa de costos e inventarios. Estos resultados validan la integración exitosa del modelo predictivo con herramientas de inteligencia de negocios, demostrando su impacto positivo en la anticipación de cambios del mercado, la toma de decisiones fundamentadas en datos y la sostenibilidad operativa en un entorno dinámico y competitivo.

La validación de la solución de inteligencia de negocios, realizada mediante el modelo TAM, reflejó una alta aceptación por parte de los usuarios, quienes evaluaron positivamente tanto su

utilidad como su facilidad de uso. Los usuarios valoraron la simplicidad de la interfaz, la claridad en la visualización de datos y la facilidad para navegar entre las funcionalidades del sistema. Esta aceptación confirma que la herramienta no solo cumple con sus objetivos funcionales, sino que también se adapta a las necesidades del usuario, permitiéndoles utilizarla de forma autónoma y eficiente. La validación positiva respalda el éxito del proyecto en cuanto a la adopción tecnológica, cumpliendo con las expectativas de accesibilidad y efectividad en el análisis de datos.

Recomendaciones

Se sugiere investigar la posibilidad de escalar el sistema para que pueda ser implementado en otras áreas de la empresa o incluso en otras empresas con características similares. Esto permitiría aprovechar los resultados obtenidos y mejorar la eficiencia operativa en distintos contextos comerciales.

Dado que las condiciones del mercado y el comportamiento de los consumidores cambian con el tiempo, es recomendable realizar evaluaciones periódicas del desempeño del modelo predictivo. Esto garantizará que continúe siendo preciso y útil para la toma de decisiones.

Finalmente, se recomienda incentivar la investigación sobre la aplicación de minería de datos en otras áreas de la empresa, como la logística o la gestión del cliente. Esto ampliaría el alcance de las soluciones tecnológicas implementadas y podría generar nuevos hallazgos relevantes para la optimización empresarial.

Referencias

- [1] M. Silva, «Desarrollando una línea de cálculo de métricas en línea para mejorar el aprendizaje de productos en comercio electrónico». Consultado: 19 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.proquest.com/openview/b683fc81ef8f2f6a8ca83cdc12240218/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y>
- [2] M. Khder y I. Abu-AlSondos, «The impact of implementing data mining in business intelligence», *Int. J. Entrep.*, vol. 25, pp. 1-9, may 2021.
- [3] J. Bharadiya, «The role of machine learning in transforming business intelligence», *Int. J. Comput. Artif. Intell.*, vol. 4, n.o 1, pp. 16-24, ene. 2023, doi: 10.33545/27076571.2023.v4.i1a.60.
- [4] R. Trujillo, S. Henríquez, y M. Cano, «Business Intelligence to Optimize Decision-Making in a Telecommunication Company», *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 71, pp. 85-101, ago. 2023, doi: 10.14445/22315381/IJETT-V71I8P208.
- [5] N. Hare, «How small businesses are using ai—and how yours can benefit, too». Accedido: 23 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.forbes.com/sites/allbusiness/2023/11/17/how-small-businesses-are-using-ai-and-how-your-business-can-benefit-too/>
- [6] J. Ogosi, V. Guadalupe, L. Usquiano, R. Rayme, V. Avalos y J. Lira, «Application of business intelligence to improve decision-making in the marketing of hardware companies in Peru», *Repos. Inst. - UTP*, 2023, doi: 10.18687/LACCEI2023.1.1.281.
- [7] C. Miñano, «Comparación de técnicas de minería de datos para descubrir información relevante de ventas de una Mype comercial», *Repos. Inst. - USS*, 2022, Accedido: 23 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <http://repositorio.uss.edu.pe/handle/20.500.12802/10077>
- [8] L. Armas, «Implementación de técnicas de minería de datos y visualizaciones utilizando inteligencia de negocios para la toma de decisiones en el Comercial Cadena Casanova», *bachelorThesis*, 2023. Accedido: 23 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/14168>
- [9] S. Carreño, «Modelo predictivo del proceso de ventas utilizando inteligencia de negocios y data analytics en la empresa centro textil De la Matta S.A.C.», *Repos. Inst. - USS*, 2023, Accedido: 23 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <http://repositorio.uss.edu.pe/handle/20.500.12802/10636>
- [10] O. Diaz, «Implementación de una aplicación de inteligencia de negocios para predecir la demanda de medicamentos en una clínica de Chiclayo», 2021, Accedido: 24 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <http://tesis.usat.edu.pe/handle/20.500.12423/3668>
- [11] A. Gallego y S. Quintero, «Papel que juega el administrador de empresas en la toma de decisiones gerenciales en el sector transporte (Metro de Medellín y Rápido Ochoa)», *Corporación Universitaria Minuto de Dios*, 2022. Accedido: 24 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://repository.uniminuto.edu/handle/10656/16023>
- [12] A. García, N. Aguilar, L. Hernández, y E. Lancaster, «La inteligencia de negocios: herramienta clave para el uso de la información y la toma de decisiones empresariales», *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío*, vol. 33, n.º 1, Art. n.º 1, jul. 2021, doi: 10.33975/riuv.vol33n1.514.
- [13] E. Barón, C. García, y S. Sanchez, «La inteligencia de negocios y la analítica de datos en los procesos empresariales», *Rev. Científica Sist. E Informática*, vol. 1, n.o 2, pp. 38-53, 2021.
- [14] C. Viteri y D. Murillo, «Inteligencia de Negocios para las Organizaciones», *Rev. Arbitr. Interdiscip. Koinonía*, vol. 6, n.o 12, Art. n.o 12, jul. 2021, doi: 10.35381/r.k.v6i12.1291.

- [15] R. Kimball y M. Ross, «The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling», 3rd ed., John Wiley & Sons, 2013. Disponible en: <https://ia801609.us.archive.org/14/items/the-data-warehouse-toolkit-kimball/The%20Data%20Warehouse%20Toolkit%20-%20Kimball.pdf>
- [16] W. Orozco, A. Villao, J. Orozco y M. Villarroel, «Aplicación de técnicas de minería de datos para predecir el desempeño académico de los estudiantes de la escuela ‘Lic. Angélica Villón L.’», Rev. Científica Tecnológica UPSE RCTU, vol. 8, n.o 2, pp. 68-75, dic. 2021, doi: 10.26423/rctu.v8i2.637.
- [17] D. Castañeda y J. Garcia, «Introducción a la inteligencia de negocios basada en la metodología KIMBALL: Introduction to business intelligence based on KIMBALL Methodology», Tecnol. Investig. Acad., vol. 9, n.o 1, Art. n.o 1, feb. 2022.
- [18] G. Coy, «Predicción de la serie temporal del indicador bancario de referencia (IBR) con redes neuronales LST», InstnameUniversidad Bogotá Jorge Tadeo Lozano, feb. 2021, doi: 10/17660.
- [19] A. Aminullah, M. Idhom y W. Jauhrais, «FORECASTING SALES USING SARIMA MODELS AT THE SINAR PAGI BUILDING MATERIALS STORE», JIKO J. Inform. Dan Komput., vol. 7, n.o 2, pp. 71-78, jul. 2024, doi: 10.33387/jiko.v7i2.8266.
- [20] S. Takale, T. Bhong, U. Dethe, y P. Gandhi, «Sales Prediction using Linear Regression», Journal of Electronics, Computer Networking and Applied Mathematics, vol. 2, pp. 62-71, sep. 2022, doi: 10.55529/jecnam.25.62.71.
- [21] R. Hernández Sampieri, C. Fernández y M. Baptista, «Metodología de la investigación», 6th ed. México: McGraw-Hill, 2018. Disponible en: <https://www.esup.edu.pe/wp-content/uploads/2020/12/2.%20Hernandez,%20Fernandez%20y%20Baptista-metodolog%C3%ADa%20Investigacion%20Cientifica%206ta%20ed.pdf>
- [22] M. Llumitasig, «Simulación de pronósticos de ventas en la empresa IMPACTEX mediante redes neuronales», masterThesis, Universidad Técnica de Ambato. Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial. Maestría en Matemática Aplicada, 2021. Accedido: 13 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.uta.edu.ec:8443/jspui/handle/123456789/33778>
- [23] J. Manuel y G. Ezequiel, «TEMA: Propuesta De Desarrollo De Un Sistema De Predicción De Ventas Usando Algoritmos De Inteligencia Artificial.».
- [24] E. Guerra Espinoza y V. Flores Andrade, «Análisis comparativo de modelos predictivos de machine learning para la proyección de ventas de productos Nestlé en supermercados Tia en Ecuador», masterThesis, Quito: Universidad de las Américas, 2023, 2023. Accedido: 25 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <http://dspace.udla.edu.ec/handle/33000/15235>
- [25] M. Luyo y G. Silva, «Implementación de una tienda virtual y propuesta de uso de la información para predicción de ventas a través de técnicas de data mining en una empresa comercial», Univ. Peru. Cienc. Apl. UPC, nov. 2022, Accedido: 24 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/handle/10757/667344>
- [26] S. Cruz, «Sistema BI con predicción de ventas basado en el algoritmo de series temporales para apoyar la gestión en la empresa MotoFuerza S.A.C.», 2021, Accedido: 24 de septiembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <http://tesis.usat.edu.pe/handle/20.500.12423/3772>
- [27] F. Villafuerte, «Análisis comparativo de modelos de pronóstico ARIMA y XGBoost aplicados a las series mensuales de ventas en una empresa certificadora». Accedido: 13 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://cybertesis.unmsm.edu.pe/item/b5c77770-aa61-46bc-b16b-6df8f353dd85>

Anexos**ANEXO N° 01: CARTA DE APROBACIÓN DEL PRODUCTO ACREDITABLE****CARTA DE APROBACIÓN DEL PRODUCTO ACREDITABLE**

Chiclayo, 20 de agosto del 2024

Sr. **Alberths Alexis Deza Cachay**

Por medio de la presente, tengo el agrado de dirigirme a usted, **Sr. Alberths Alexis Deza Cachay**, identificado con **DNI N° 70411032**, para comunicarle oficialmente que, en mi calidad de Gerente General de **TIENDAS DELGADO S.A.C**, con **RUC 20600095448**, hemos evaluado y revisado el producto desarrollado como parte de su proyecto de tesis ejecutado. Nos complace informar que el producto presentado cumple con todas las expectativas y requerimientos técnicos de nuestra organización. La implementación de este sistema ha demostrado ser de gran utilidad, ofreciendo soluciones y mejoras significativas en nuestros procesos.

Por lo tanto, confirmamos nuestra completa satisfacción y aprobación del producto acreditable y reconocemos su esfuerzo y dedicación en la culminación exitosa de este proyecto.

Este documento se emite como constancia de la aprobación del producto acreditable, en señal de nuestro compromiso y satisfacción con el trabajo realizado.

Extendemos nuestro agradecimiento por su colaboración y profesionalismo, deseándole éxito continuo en sus futuros desafíos profesionales y académicos.

Saludos cordiales.



TIENDAS DELGADO S.A.C.
JOSÉ LUIS DELGADO CÉSPEDES
GERENTE GENERAL

GERENTE

ANEXO N° 02: INSTRUMENTOS PARA LA RECOLECCIÓN DE DATOS

Entrevista al Gerente

1. ¿Cuál es el giro de negocio de la empresa?
2. ¿Cuántas áreas tiene la empresa? ¿Tiene sucursales?
3. ¿Considera que tiene alguna dificultad en el manejo de su información?
4. ¿Qué decisiones toma la empresa? ¿Cómo es el proceso de toma de decisiones estratégicas con respecto al área de ventas?
5. ¿De qué herramientas de ayuda se sirve para analizar su información y poder tomar decisiones?
6. ¿El sistema actual con el que Ud. Cuenta le ayuda a tomar decisiones estratégicas con respecto al área de ventas?
7. Si lo tiene, ¿El sistema implantado actúa de acuerdo a sus necesidades?
8. ¿Cuál es la mayor dificultad con respecto a la información obtenida por su sistema?
9. ¿Qué mejoras quisiera implantar para solucionar esta problemática?
10. ¿Qué información le ayudaría a tomar mejores decisiones respecto a ventas?
11. ¿Qué reportes brinda el sistema actual respecto a ventas?
12. ¿Los reportes que obtiene del sistema actual le ayudan a tomar decisiones estratégicas sobre las ventas?
13. ¿Cuándo solicita reportes para tomar decisiones estratégicas, cuánto tiempo aproximadamente tarda en recibir los reportes solicitados?
14. ¿Qué información le ayudaría a tomar mejores decisiones respecto a ventas?
15. Actualmente ¿Qué elementos de las ventas son evaluados en la información que obtiene respecto a ventas?
16. ¿De qué manera monitorean el cumplimiento de sus metas respecto a ventas?
17. ¿De qué manera realizan el seguimiento del progreso de ventas?
18. ¿Se analiza la información histórica de las ventas? ¿Cómo cree que ayuda el análisis de la información histórica?

ANEXO N° 03: INSTRUMENTOS DE JUICIO DE EXPERTO

**Instrumento de Evaluación de la Intención de Uso de las
Soluciones de Inteligencia de Negocios basado en el Modelo TAM
(Modelo de Aceptación Tecnológica)**

Muy en desacuerdo	En desacuerdo	Neutral	De acuerdo	Muy de acuerdo
1	2	3	4	5

Responsable:

Nivel de utilidad percibida		
	Calificación	Observación
Utilizar la plataforma de inteligencia de negocios aceleraría la realización de mis labores		
Considero que la implementación de esta solución tecnológica mejora la eficiencia operativa en mi entorno de trabajo		
La visualización de datos históricos del negocio a través de sitio web mediante gráficos mejora mi capacidad de análisis.		
Considera que las predicciones de ventas generadas por el producto le han permitido tomar decisiones más rápidas y acertadas sobre las cantidades de stock		
Las funcionalidades del producto han facilitado la reducción de sobrecostos al mejorar la precisión de las predicciones de ventas		
Considera que el producto ayuda a la empresa a mantener un balance adecuado de inventario para evitar tanto la falta como el exceso de productos		
Nivel de facilidad de uso		
	Calificación	Observación
El sistema le resulta fácil de entender para ejecutar predicciones de ventas y analizar los resultados obtenidos		
Encuentro fácil explorar y analizar datos históricos del negocio gracias al sitio web implementado.		
Aprender a utilizar esta solución tecnológica en el entorno laboral no ha sido complicado		
Encontraría sencillo emplear la solución de inteligencia de negocios para llevar a cabo las acciones que deseo realizar.		
El sistema le permite generar predicciones de ventas sin necesidad de asistencia técnica especializada		
La integración del modelo predictivo con el resto de las herramientas de la empresa es fácil de manejar y no interfiere con su flujo de trabajo		
Nivel de influencia en la toma de decisiones gerenciales		
	Calificación	Observación
Las predicciones generadas por la solución de inteligencia de negocios han mejorado la calidad de mis decisiones estratégicas		
La plataforma me permite tomar decisiones más rápidas y mejor informadas sobre el desempeño del negocio		
Utilizar la solución tecnológica me facilita ajustar las decisiones gerenciales en tiempo real, respondiendo rápidamente a cambios en el entorno de mercado		
La plataforma ha incrementado mi confianza en las decisiones empresariales basadas en datos		