

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



**Aplicación web basada en machine learning para predecir la demanda de
productos en la empresa Multiservicios Chino Kam**

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

AUTOR

Lisle Jose Alonso Martinez Soplapuco

ASESOR

Karla Cecilia Reyes Burgos

<https://orcid.org/0000-0003-3520-5076>

Chiclayo, 2023

**Aplicación web basada en machine learning para predecir la demanda
de productos en la empresa Multiservicios Chino Kam**

PRESENTADA POR:

Lisle Jose Alonso Martinez Soplapuco

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:

Hector Miguel Zelada Valdivieso

PRESIDENTE

Huiler Juanito Mera Montenegro

SECRETARIO

Karla Cecilia Reyes Burgos

ASESOR

DEDICATORIA

A Dios, por su amor infinito que llenó mi camino de luz y alegrías.

A mis padres, José Martínez y Eliana Soplapuco;
a mi hermana Leslie; a mi abuelo Lisle; a mi prima Matilde Baca Paredes

Todos ellos me impulsaron a ser mejor cada día.

A mi abuela Blanca, que está en el cielo y desde allí me guía siempre.

A mis familiares y entorno cercano, que me impulsan a seguir adelante
y luchar por mis sueños.

AGRADECIMIENTOS

A mi asesora, la Mgtr. Karla Cecilia Reyes Burgos, por sus sabias orientaciones a lo largo del desarrollo de este trabajo de investigación.

A todos los docentes de esta prestigiosa casa de estudios, por su formación profesional.

Agradecer a la empresa donde realicé mi investigación, por brindarme su ayuda con la recopilación de datos.

A mis grandes amigos, Sergio Velásquez y Daniel Paz, quienes estuvieron apoyándome desde inicio de carrera con sus consejos y ayuda incondicional.

TESIS FINAL INFORME - ALONSO MARTINEZ

INFORME DE ORIGINALIDAD

17%

INDICE DE SIMILITUD

16%

FUENTES DE INTERNET

2%

PUBLICACIONES

6%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	hdl.handle.net Fuente de Internet	5%
2	tesis.usat.edu.pe Fuente de Internet	3%
3	repositorio.ucv.edu.pe Fuente de Internet	1%
4	repositorio.uladech.edu.pe Fuente de Internet	1%
5	Submitted to Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo Trabajo del estudiante	1%
6	repositorio.ug.edu.ec Fuente de Internet	<1%
7	www.risti.xyz Fuente de Internet	<1%
8	www.coursehero.com Fuente de Internet	<1%
9	Submitted to Universidad Cesar Vallejo Trabajo del estudiante	

Índice

I.	INTRODUCCIÓN	13
II.	REVISIÓN DE LA LITERATURA	15
II.1.	ANTECEDENTES	15
	II.1.1. ANTECEDENTES INTERNACIONALES	15
	II.1.2. ANTECEDENTES NACIONALES.....	17
	II.1.3. ANTECEDENTES LOCALES.....	19
II.2.	BASES TEÓRICO CIENTÍFICAS	22
	II.2.1. APLICACIÓN WEB	22
	II.2.2. MACHINE LEARNING.....	25
	II.2.3. DEMANDA.....	27
	II.2.4. MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN DE INVENTARIOS	29
III.	MATERIALES Y MÉTODOS	31
III.1.	TIPO DE INVESTIGACIÓN	31
III.2.	MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN	31
III.3.	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS	31
III.4.	PROCEDIMIENTOS	32
	III.4.1. METODOLOGÍA DE DESARROLLO	32
	III.4.2. PRODUCTO ACREDITABLE	34
	III.4.3. MANUAL DE USUARIO.....	36
III.5.	MATRIZ DE CONSISTENCIA	37
III.6.	CONSIDERACIONES ÉTICAS.....	38
IV.	RESULTADOS	39
IV.1.	EN BASE A LA METODOLOGÍA UTILIZADA	39
	IV.1.1. ITERACIÓN #1: PLANIFICACIÓN	39
	IV.1.2. ITERACIÓN #2: EJECUCIÓN.....	41
	IV.1.3. ITERACIÓN #3: INSPECCIÓN Y ADAPTACIÓN	45
IV.2.	EN BASE A LOS OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN	51

IV.2.1. DETERMINAR EL ALGORITMO ÓPTIMO EN LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA IMPLEMENTARLO EN LA APLICACIÓN WEB.....	51
IV.2.2. ALCANZAR UN ALTO GRADO DE PRECISIÓN	53
IV.2.3. VALIDAR LOS CRITERIOS DE USABILIDAD DE LA APLICACIÓN WEB BASADA EN UN ESTÁNDAR DE CALIDAD	55
IV.2.4. VERIFICAR EL CUMPLIMIENTO DE REQUISITOS FUNCIONALES	57
IV.3. IMPACTOS ESPERADOS	58
IV.3.1. IMPACTOS ECONÓMICOS.....	58
IV.3.2. IMPACTOS SOCIALES	59
IV.3.3. IMPACTOS EN TECNOLOGÍA	59
IV.3.4. IMPACTOS AMBIENTALES.....	59
V. DISCUSIÓN	60
VI. CONCLUSIONES.....	62
VII. RECOMENDACIONES.....	64
VIII. REFERENCIAS	65
IX. ANEXOS.....	70
ANEXO N° 01. CONSTANCIA DE APROBACIÓN DEL PRODUCTO ACREDITABLE DE LA ENTIDAD DONDE SE EJECUTÓ LA TESIS	70
ANEXO N° 02. MANUAL DE USUARIO.....	71
ANEXO N° 03. ENCUESTA – CRITERIOS DE USABILIDAD	82
ANEXO N° 04. ENCUESTA – CUMPLIMIENTO DE REQUERIMIENTOS FUNCIONALES..	84
ANEXO N° 05. DIAGRAMA DE BASE DE DATOS	86
ANEXO N° 06. PRUEBAS DE CAJA NEGRA	87
ANEXO N° 07. PRUEBAS DE CAJA BLANCA	89
ANEXO N° 08. PRUEBA DE VELOCIDAD Y RENDIMIENTO	92

Lista de tablas

TABLA I.....	22
TABLA II.....	23
TABLA III	24
TABLA IV	26
TABLA V	31
TABLA VI.....	31
TABLA VII.....	37
TABLA VIII	42
TABLA IX	42
TABLA X	43
TABLA XI	43
TABLA XII.....	43
TABLA XIII	44
TABLA XIV	45
TABLA XV.....	52
TABLA XVI.....	54
TABLA XVII.....	55
TABLA XVIII.....	55
TABLA XIX	57
TABLA XX.....	58
TABLA XXI.....	58

Lista de figuras

FIG 1. METODOLOGÍA SCRUM [35].....	32
FIG 2. FASES DE LA METODOLOGÍA CRIPS-DM [36].....	33
FIG 3. ARQUITECTURA TECNOLÓGICA DE LA APLICACIÓN WEB.....	35
FIG 4. DEFINICIÓN DE MÓDULOS DEL SISTEMA.....	39
FIG 5. ENTRADAS DEL ALGORITMO DE PREDICCIÓN	45
FIG 6. INTERFAZ LOGIN - APLICACIÓN WEB	46
FIG 7. INTERFAZ PRINCIPAL - APLICACIÓN WEB	46
FIG 8. INTERFAZ MANTENIMIENTO: PERSONAL	47
FIG 9. INTERFAZ MANTENIMIENTO: REGISTRAR PERSONAL	47
FIG 10. INTERFAZ ALMACÉN: LISTA DE PRODUCTOS	48
FIG 11. INTERFAZ ALMACÉN: REGISTRAR PRODUCTOS.....	48
FIG 12. INTERFAZ ALMACÉN: REPORTE DE STOCK.....	49
FIG 13. INTERFAZ VENTAS: REGISTRAR VENTAS	49
FIG 14. INTERFAZ PREDICCIÓN DE STOCK	50
FIG 15. ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING.....	51
FIG 16. ALGORITMO DE PREDICCIÓN (1)	53
FIG 17. ALGORITMO DE PREDICCIÓN (2)	53
FIG 18. ARITHMETIC AVERAGE OR WEIGHTED AVERAGE (MAPE) [38]	54

RESUMEN

En la presente investigación se implementó una aplicación web basada en Machine Learning para predecir la demanda de productos en una empresa ferretera, utilizando la metodología ágil SCRUM para el desarrollo del producto y sus iteraciones; adicionalmente, se determinó al algoritmo de regresión lineal como el más óptimo y se lo entrenó con data histórica de ventas de tres años, tomando en cuenta el método de clasificación ABC para centrar la demanda en los productos de la categoría A, que son los que generan mayor rentabilidad. La aplicación web integró exitosamente el algoritmo de regresión lineal y demostró un alto grado de precisión (87.64%) al evaluarlo con la métrica MAPE; se validaron los criterios de usabilidad según la norma ISO 25010, obteniendo un cumplimiento alto (90%) en los seis criterios evaluados. Con la ayuda de expertos en desarrollo de software, se verificó el cumplimiento de los requisitos definidos, asegurando la calidad y funcionalidad de la aplicación, concluyendo que su implementación basada en Machine Learning brinda una herramienta confiable y precisa para predecir la demanda de productos, apoyando la toma de decisiones en la gestión de inventario y generando una mayor rentabilidad al negocio.

Palabras clave: IA, algoritmo, predicción, demanda

ABSTRACT

In the present investigation, a web application based on Machine Learning was implemented to predict the demand for products in a hardware company, using the agile SCRUM methodology for product development and its iterations; Additionally, the linear regression algorithm will be limited as the most optimal and it will be trained with historical sales data of three years, taking into account the ABC classification method to focus the demand on category A products, which are the ones that generates higher profitability. The web application successfully integrated the linear regression algorithm and showed a high degree of precision (87.64%) when evaluated with the MAPE metric; The usability criteria were validated according to the ISO 25010 standard, obtaining a high compliance (90%) in the six criteria evaluated. With the help of software development experts, the defined requirements were validated, ensuring the quality and functionality of the application, concluding that its implementation based on Machine Learning provides a reliable and accurate tool to predict product demand, supporting decision making. decisions in inventory management and discover greater profitability to the business.

Keywords: AI, algorithm, prediction, demand.

I. INTRODUCCIÓN

Las empresas en la actualidad se enfrentan a muchos desafíos, teniendo al control de inventarios como uno de los de mayor complejidad en la Logística [1]. Por ello, calcular con precisión la demanda de productos permite disminuir la incertidumbre de cuántos productos comprar para satisfacerla; así también, disminuye el riesgo de tomar decisiones poco acertadas en la gestión de inventarios [2], las cuales repercuten en la rentabilidad de los negocios y en su misión de lograr crecer en un mercado cada vez más competitivo.

A nivel internacional, la revista América Economía, en su estudio Esperanza de vida de los negocios [3], indicó que en Latinoamérica el 70% de las pequeñas y medianas empresa (PYMES) no perduran más allá de los 5 años; esto debido a factores relacionados a un manejo ineficiente en el control de inventarios y almacenes. En relación con el uso de las Tecnologías de la Información y Comunicaciones (TIC), en países como Colombia se refleja un porcentaje bajo de implementación en PYMES [4].

En un panorama nacional, y de acuerdo a cifras de la ENAHO 2019 [5], aproximadamente el 75% de las MYPES en el Perú no lleva registro alguno de sus cuentas, un 21.5% solo realiza apuntes de ingresos o gastos, y solo un 3.8% llevan libros contables o cuentan con un sistema completo de contabilidad. Esta situación permite explorar soluciones tecnológicas e implementarlas para probar su efectividad en casos donde presenten dificultades para controlar sus inventarios.

Según el INEI, en la Encuesta Nacional de Empresas, del 49.9% de las empresas que guardaron en almacén sus productos, el 40.8% refirió no utilizar algún mecanismo para el control de sus inventarios [6]. Por eso, Bernaola y Varillas proponen la implementación de un sistema predictivo basado en Machine Learning que ayude en la gestión de inventario en una empresa ferretera, logrando disminuir el tiempo y el coste de los productos a un futuro, así como rotación continua de los productos; concluyendo que dicha solución mejora el manejo de inventario de productos [7].

A nivel local, existen diversos negocios que están resurgiendo luego de estar estancados debido a la pandemia. Aquellos que se dedican a la venta de productos necesitan realizar más esfuerzos para controlar de la mejor manera posible sus entradas y salidas; por ello, realizar una predicción precisa supone tener un equilibrio en lo que se requiere comprar. Díaz [8] menciona que en una clínica las compras las realizan de manera empírica y reactiva, lo que origina baja disponibilidad de productos. Por ello, apoyado de una solución basada en algoritmos, plantea predecir la demanda de productos y que esta sea utilizada como indicador en la gestión de compras.

“Multiservicios Chino Kam” es una empresa que ofrece, entre otros servicios, la venta de productos ferreteros, y ha presentado problemas para satisfacer la demanda, por lo que se requirió encontrar un balance que permita tener lo necesario; adicionalmente, la previsión de demanda se realizaba de manera empírica, lo que generaba sobre stock y retrasos en el envío de un pedido (de 3 días hasta dos semanas). Algunos factores tomados en cuenta fueron: la existencia de los productos con cantidades reales que no coincidían con las registradas en su sistema; la capacidad del almacén, que permitió evaluar cuánto espacio ocupa los productos; y la clasificación de productos, para determinar cuáles productos se venden más y/o generan mayor rentabilidad a la empresa. Esta empresa registra diariamente sus ventas, las cuales tenían variación en la semana; se contó con data histórica de 3 años, con un promedio de 15-20 ventas por día, lo cual permitió la evaluación de los registros, haciendo una disgregación de los productos para una mejor clasificación y el planteamiento de una solución basada en Machine Learning.

Ante esta realidad, es importante formular la siguiente pregunta: ¿De qué manera se predeciría la demanda de productos en “Multiservicios Chino Kam”? Frente a esta interrogante y la necesidad de analizar a detalle el problema, se realizó una investigación de tipo aplicada, teniendo como objetivo principal: implementar una aplicación web basada en Machine Learning, que logre predecir la demanda y un control eficiente sobre el stock

de productos de la empresa “Multiservicios Chino Kam”, considerando a la metodología SCRUM para lograr dicho propósito.

Para ello, se determinó el algoritmo de predicción más óptimo, el cual se logró implementar en la aplicación web; así también se alcanzó un alto grado de precisión para demostrar que la aplicación es confiable, se validaron los criterios de usabilidad de la aplicación web basada en un estándar de calidad; y finalmente, se aplicaron casos de prueba para verificar el cumplimiento de requisitos que aseguran el correcto funcionamiento de la aplicación web mediante juicio de expertos.

En un enfoque científico, el uso de técnicas de Machine Learning mejora la precisión y velocidad de las predicciones de demanda, lo que reduce costos y optimiza la cadena de suministro, mejorando la satisfacción del cliente. Tecnológicamente, permite el procesamiento rápido de grandes cantidades de datos y la identificación de patrones y relaciones que podrían ser difíciles de detectar por métodos tradicionales. Socialmente, una mejor planificación de inventarios contribuye a mejorar la eficiencia y rentabilidad de las empresas ferreteras, fomentando el crecimiento económico y la creación de empleo.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

II.1. Antecedentes

II.1.1. Antecedentes internacionales

Guaranda y Saltos [9], en su tesis sobre un prototipo de aplicación web basado en IA para el control de inventarios en un salón de belleza, narran la problemática enfocándola a la necesidad del negocio cuando la gerencia solicita reportes actualizados y no los tienen; adicionalmente, el proceso de control de inventarios se trabaja manualmente, lo que origina información inconsistente algunas veces. Se aplicó dos metodologías de investigación: descriptiva y prototipada, la segunda para la implementación del software. La solución planteada trabaja con una muestra no probabilística, logrando que la aplicación web desarrollada basada en Inteligencia Artificial (IA) mejore la eficiencia en la gestión del

inventario. El valor agregado radica en que la aplicación podrá dar sugerencias sobre qué productos adquirir para tener una respuesta producto a la demanda de los clientes. Las conclusiones de este trabajo de investigación señalan que el análisis y estudio de los procesos del negocio fueron realizados correctamente; la implementación del prototipo mejora y agiliza la gestión de inventario y se determinó que el tiempo de respuesta con un sistema web se redujo en más de un 50%. Se tomó en cuenta esta investigación debido a que aborda la problemática de gestión de inventarios proponiendo una aplicación basada en un algoritmo de predicción para satisfacer la demanda de sus productos, así como mejorar el control de entradas y salidas de estos.

Bernal y López [2] presentan el problema centrándose en el manejo ineficiente de inventario cuando se realizan ventas al por menor y que, al no reabastecerse adecuadamente, la mercancía genera sobrecostos por realizar pedidos bajo condiciones de incertidumbre. Se aplicó a SCRUM como metodología para el desarrollo del software, debido al tiempo limitado de desarrollo y al alto control que se realiza; ello apoyado del modelo de regresión ARIMA, el cual es un modelo predictivo que ayudará a tener mejores predicciones. Como resultados se obtuvo un producto final, que consta de un sistema POS con funcionalidades de venta de productos, CRUD de productos e inventario y predicción de inventarios óptimos; así como la implementación de una Red Neuronal Artificial (RNA) basada en el modelo LSTM. El valor agregado se denota en que la data de ventas de las diversas tiendas minoristas ayuda en la implementación un algoritmo de IA. Las conclusiones evidencian que la implementación de RNA nativa a un software POS permite mejorar el proceso de ingesta de los datos de entrenamiento y que al ser obtenidos de manera estándar evita errores humanos, como la digitación. Esta investigación se tomó en cuenta debido a que presenta el mismo comportamiento de ventas de los productos al por

menor y que, aplicando otro modelo de predicción, se logra tener un resultado favorable que beneficia el control de inventarios.

Guevara [10] presenta como problemática el manejo inadecuado de entradas y salidas de existencias sin una justificación clara, ocasionando una serie de problemas financieros para la empresa, el daño o deterioro de la mercadería, afecta la fiabilidad de los reportes de stock y pérdida de tiempo y recursos valiosos al realizar verificaciones manuales constantes de inventarios físicos. Se usó ICONIX como metodología de desarrollo, teniendo como resultados la centralización de la información permitiendo ofrecer una compra y venta segura con el inventario actualizado; así también, un mejor control y supervisión del inventario. Como valor agregado, planteó un catálogo de clientes y proveedores, los cuales se pueden actualizar desde cualquier dispositivo. Finalmente, concluyó que el uso de un sistema web es de gran ayuda para mantener el inventario actualizado. Esta investigación se tomó en cuenta debido a la similitud en la problemática de encontrar una solución web en una realidad parecida que permita tener un inventario controlado y que satisfaga la demanda de sus clientes; y, a su vez, estos resultados permitan tener una mejor toma de decisiones a los dueños del negocio.

II.1.2. Antecedentes nacionales

Higa [11] centra la problemática en empresas dedicadas al sector salud que cuentan con inventarios de alta rotación y no saben cómo reponer productos de manera rápida y eficiente. Se aplicó la metodología Design Thinking para el desarrollo del prototipo, logrando seleccionar un proveedor Cloud para el registro de data en la nube y el alojamiento del pronóstico de la demanda futura, así como la visualización de resultados. El valor agregado se centra en integrar una solución de IA con un algoritmo de predicción en un escenario Cloud, donde se pueda consultar la data en tiempo real. Las conclusiones reflejan que las empresas de este sector confirman

la importancia de invertir en sistemas que permitan tener un análisis preciso para la gestión de sus inventarios y el hecho de invertir en soluciones Cloud permite la escalabilidad a través de los años. Esta tesis se tomó en consideración debido a la evaluación de dos algoritmos de predicción para determinar la mejor demanda en estas empresas, permitiendo una respuesta pronta a la solicitud de sus clientes.

Jiménez [12] centra la problemática en las deficiencias en la gestión del almacén, gestión del inventario y las ventas a los clientes de la empresa LeoGan Motors. RUP fue aplicada como metodología para el desarrollo del proyecto, el cual logró una solución que redujo el porcentaje de pérdidas por producto, el ratio de duración de inventario y el volumen ocupado de los productos en el almacén. El valor agregado se enfoca en la predicción de ventas de todos los productos de la empresa, lo que permite tener un mayor alcance comparado a otras soluciones que suelen estar delimitadas a un grupo de productos. Finalmente, se concluyó que se logró predecir los productos con mayor frecuencia de solicitud, así como también se logró maximizar su venta diaria. Esta investigación se tomó en cuenta debido a que se encuentra con los problemas de gestión de inventarios de sus productos al por menor y que, al no tener cómo controlar entradas y salidas, se optó por implementar una solución basada en el algoritmo de predicción (regresión lineal) aplicado en mi investigación para la predicción de la demanda.

Quintanilla y Santiago [13] centran la problemática en el deficiente control de entradas y salidas de productos de la empresa Servicell Nakeshi; así como la inexactitud de existencias y mala rotación de stock. Se aplicó SCRUM como metodología para el desarrollo del proyecto, logrando reducir las diferencias del stock real, mejoró favorablemente la rotación de los productos y la exactitud del inventario. El valor agregado se centra en determinar cuál es la frecuencia de rotación de los productos basándose en las ventas

acumuladas y el inventario promedio, para ver qué productos son los que tienen mayores ventas. Finalmente, concluyó que luego de la solución web implementada se logró mejorar la gestión de los inventarios. Esta investigación se tomó en cuenta debido al mismo contexto que presenta, es decir, ventas de productos al por menor; teniendo stock faltante que no permite satisfacer las necesidades de sus clientes, brindando una solución web bajo la metodología SCRUM (misma usada en esta investigación) para tener un mejor control sobre las existencias del negocio, así como una mayor rentabilidad y satisfacción a sus clientes.

II.1.3. Antecedentes locales

Vergara [14] narra la problemática relacionándola a dificultades sobre el control stocks, merma, capital inmovilizado, poco espacio en almacén, deterioro o pérdida de productos, faltantes, sobrantes, etc. Se aplicó la Metodología ABC, logrando como resultado, obtener la descripción de la empresa y organigrama, el valor medio del inventario, la cantidad óptima a solicitar por cada producto y una reducción de costos. Como valor agregado, la aplicación del Sistema Q o Cantidad de Pedido Fija permite determinar la efectividad del almacén, teniendo en cuenta que la demanda es constante y el tiempo de entrega es conocido. Finalmente, se concluyó que: La clasificación ABC permitió determinar que la categoría A generó el 80% de los ingresos; se evaluaron indicadores de gestión de inventarios y se implementó un sistema de cantidad fija que permitió conocer la mejor cantidad a pedir. Se tomó en cuenta este antecedente debido a que plantea como solución clasificar a los productos bajo el método ABC (aplicado también en mi investigación), el cual centra sus esfuerzos en categorizar los productos en tres grupos y que al generar la predicción en los de la categoría A se puede obtener una mayor rentabilidad al negocio.

Díaz [8] presenta el problema centrándose en que en una clínica de Chiclayo los procesos para determinar con exactitud qué

medicamentos se debería comprar, cuántos y en qué momento no se han definido correctamente. Las compras se realizan de manera empírica y reactiva, siendo de manera mensual/trimestral, haciendo que sea difícil realizar una previsión adecuada de la demanda de sus productos. La metodología utilizada permite enriquecer la toma de decisiones, logrando como resultado, obtener reportes basados en el algoritmo ARIMA con predicción de medicamentos, cantidad, montos, etc; así también, se realizó la comprobación para medir los tiempos y se aplicó una encuesta para saber en qué grado de satisfacción se encuentran los usuarios. El valor agregado está presente gracias al uso de ARIMA como método de predicción, ya que resuelve o predice las demandas teniendo información de las ventas de los productos. Finalmente, se logró satisfacer la demanda de los medicamentos en stock, pasando de un promedio de más de 25 min. a poco más de 2 min. en lo que respecta al tiempo de atención al cliente (mejora exponencial que reduce los tiempos de espera en más del 90%) y aumentando en un 40% el grado de satisfacción. Esta investigación se tomó en cuenta debido a que se aplica un algoritmo distinto (de series temporales) para una solución similar enfocada a la predicción de la demanda de medicamentos, teniendo una mayor disponibilidad y asegurando una eficiente gestión del inventario.

Santa Cruz [15] aborda la problemática en una empresa de venta y reparación de motocicletas centrándose en la inadecuada gestión de los procesos de inventario, como actualización del stock en tiempo real y predicción poco precisa en las ventas, originando pérdida de clientes y de la rentabilidad en la empresa. Se aplicó la metodología CRISP-DM para el desarrollo del proyecto, logrando predecir las ventas de todos los productos, con la finalidad de prever su compra y así mejorar el stock; así también, se alcanzó un 80% de satisfacción en el apoyo a la toma de decisiones. Como valor agregado, Santa Cruz nos muestra una comparación de algoritmos de series temporales tomando en cuenta el error MAPE, lo que le permite

determinar al más óptimo para este caso. Finalmente, se concluyó que después de implementar el sistema BI el apoyo para analizar y evaluar las ventas futuras será fiable. Esta investigación se tomó en cuenta debido a la implementación de un sistema de predicción como herramienta para lograr una mejor proyección de ventas, control de existencias y gestión de inventarios.

II.2. Bases teórico científicas

II.2.1. Aplicación web

Una aplicación web es un tipo específico de aplicación donde los usuarios acceden a través de un servidor (servidor web) y el protocolo de comunicación (HTTP), los que han sido estandarizados y no creados por un desarrollador web de aplicaciones [16].

II.2.1.1. Lenguajes de programación y *frameworks*

Algunos lenguajes de programación se describen a continuación en la Tabla1:

Tabla 1. Lenguajes de programación

Características	PHP [17]	JavaScript [18]	Lenguaje R [19]
Tipo	Lenguaje de programación del lado del servidor.	Lenguaje de programación del lado del cliente	Lenguaje de programación orientado al análisis de datos y estadísticas
Uso principal	Desarrollo web y aplicaciones del lado del servidor.	Desarrollo web y aplicaciones del lado del cliente.	Análisis de datos, estadísticas y visualización.
Sintaxis	Similar a C, fácil de aprender y utilizar.	Similar a C, flexible y de fácil comprensión.	Enfocada a análisis estadístico y manipulación de datos.
Comunidad	Gran comunidad de desarrolladores y abundante documentación.	Enorme comunidad de desarrolladores y amplia disponibilidad de recursos en línea.	Comunidad activa y comprometida con el análisis de datos y la investigación.
Aplicaciones notables	WordPress, Drupal, Laravel.	React, Angular, Node.js.	RStudio, Shiny.

Entre los *frameworks* más populares para el desarrollo web, se revisó su documentación de algunos y sus características se describen en la *Tabla 2*.

Tabla 1. Cuadro comparativo entre los frameworks

Framework	Laravel	Django	Ruby on Rails
Simplicidad	Destaca por su sintaxis clara y legible.	Tiene una curva de aprendizaje empinada.	Ofrece una curva de aprendizaje moderada.
Documentación	Excelente documentación y guías en línea.	Documentación completa y detallada.	Documentación sólida y abundante.
Comunidad	Gran comunidad de usuarios y desarrolladores.	Comunidad activa y comprometida.	Comunidad sólida y colaborativa.
Características	Amplia gama de funcionalidades integradas.	Incluye una amplia variedad de características.	Proporciona características extensas y poderosas.
Rendimiento	Buen rendimiento y eficiencia en general.	Rendimiento sólido y eficiente.	Rendimiento sólido y escalable.
Ecosistema	Fuerte ecosistema con numerosos complementos.	Ecosistema sólido y bien establecido.	Ecosistema maduro con una gran cantidad de complementos.

Se optó por elegir a Laravel como *framework* para la implementación de la aplicación web, porque además de su sintaxis elegante y otras características, está basado en el

MVC (Modelo Vista Controlador), el cual es un enfoque arquitectónico usado para separar la lógica en tres componentes principales.

Adicionalmente, para la implementación del algoritmo de predicción se optó por TensorFlow.js, biblioteca de JavaScript que permite ejecutar modelos de aprendizaje automático en el navegador web. La integración de Laravel con TensorFlow.js permite aprovechar las capacidades de aprendizaje automático en el navegador y combinarlas con las funcionalidades de desarrollo web proporcionadas por Laravel.

II.2.1.2. Gestores de Bases de Datos

En la *Tabla 3* se muestra una comparativa de los gestores de bases de datos más usados para el almacenamiento de bases de datos relacionales.

Tabla 2. MySQL vs PostgreSQL

Características	MySQL [22]	PostgreSQL [23]
Adopción	Ampliamente adoptado en aplicaciones web y sitios populares	Ampliamente utilizado en aplicaciones empresariales.
Rendimiento	Rápido y eficiente para lecturas y consultas simples.	Buen rendimiento general y optimización para escrituras.
Simplicidad	Curva de aprendizaje suave y sintaxis simple	Mayor complejidad sintáctica.
Compatibilidad	Compatible con muchos lenguajes.	Compatible con muchos lenguajes.

Escalabilidad	Escalabilidad vertical mediante adición de recursos.	Escalabilidad horizontal con soporte para clústeres y réplicas.
Funcionalidades	Conjunto básico de características y funciones.	Amplio conjunto de características y funciones avanzadas.
Fiabilidad	Estable y confiable.	Altamente confiable y robusto.
Extensibilidad	Menos opciones para personalización.	Amplias opciones para extender y personalizar.

Para la presente investigación se optó por MySQL como gestor de base de datos, debido a su rendimiento rápido y eficiente en lecturas y consultas simples.

II.2.2. Machine Learning

Rama de la Inteligencia Artificial (IA) que permite que las máquinas aprendan sin una programación específica. [24]

Según [25], existen dos tipos de aprendizajes: el supervisado y no supervisado.

a) Aprendizaje supervisado

Se proporcionan preguntas (características) y respuestas (etiquetas) al algoritmo para hacer predicciones basadas en las características conocidas.

En este aprendizaje se presentan los siguientes algoritmos:

- Algoritmo de Clasificación:
 - ✓ Encuentra patrones y clasifica datos en grupos.

- ✓ Tipo de variable por predecir: conjunto de estados discretos o categóricos.
- Algoritmo de Regresión:
 - ✓ Retorna una variable continua o número específico.
 - ✓ No clasifica datos en grupos.

b) Aprendizaje no supervisado

Se proporcionan solo características, sin etiquetas al algoritmo, el cual agrupa los datos basados en características similares. Es usado mayormente en *clustering* (identificación de grupos o patrones).

II.2.2.1. Algoritmos de Machine Learning

Según [26], los algoritmos con mayor uso en Machine Learning son:

Tabla 3. Algoritmos de Machine Learning

Algoritmo	Definición	Uso	Ventajas
Regresión Lineal	Establece una relación lineal entre variables.	Predicción de valores numéricos y continuos	-Fácil interpretación -Identificación de la importancia de variables en la predicción
Regresión Logística	Modelo para la clasificación de eventos binarios.	Clasificación de eventos binarios	-Adecuado para problemas de clasificación binaria
Aprendizaje basado en instancias	Clasifica nuevos casos basándose en similitud con instancias.	Clasificación basada en similitud de instancias.	-Trabaja con datos no estructurados. -Utiliza la similitud entre casos para la clasificación

Árbol de decisión	Representación gráfica en forma de árbol.	Clasificación y regresión	-Fácil interpretación -Manejo de datos faltantes y variables categóricas.
Bayesianos	Utiliza el teorema de Bayes para clasificar y predecir.	Clasificación y predicción	-Utilización de información previa. -Manejo de incertidumbre en los datos.
Redes Neuronales	Modelo basado en la estructura y funcionamiento del cerebro.	Clasificación, regresión y reconocimiento de patrones	-Aprende de patrones complejos y no lineales. -Alta flexibilidad y adaptabilidad a diferentes problemas.
Predicción ARIMA	Algoritmo estadístico usado en la predicción de series de tiempo. [27]	Análisis y predicción de series temporales	-Manejo de tendencias y estacionalidad. -Adecuado para predecir a corto plazo.

Para la predicción de demanda de productos se tomó en cuenta el algoritmo de Regresión lineal, debido a que con una base histórica de ventas mínima de tres años se puede predecir la demanda de productos en el negocio.

II.2.3. Demanda

La demanda está vinculada a lo que los consumidores quieren comprar, es decir, realizar una adquisición. [28]

II.2.3.1. Elementos de la demanda

Algunos de los elementos que están presentes en la demanda son [29]:

- Cantidad de un bien o servicio: La cantidad de unidades que un comprador estará listo para comprar o que ya ha comprado.
- Consumidor. Persona o empresa que compra productos para satisfacer su necesidad o deseo.
- Voluntad de obtener un producto o servicio: La determinación de un individuo y/o empresa de satisfacer su necesidad o deseo.
- Precio ofertado: Expresión de valor expresada principalmente en dinero.
- Lugar de establecimiento: El espacio, físico o virtual, donde los compradores podrían realizar una compra.

Según Kotler [30], la terminología relacionada a la demanda son la demanda de mercado y demanda de la empresa.

II.2.3.2. Demanda de mercado

La demanda de mercado de un producto es el volumen total que puede alcanzar un grupo definido de consumidores en un área geográfica particular.

II.2.3.3. Demanda de la empresa

Es la cuota de demanda del mercado que le corresponde a la empresa durante un determinado período.

- **Pronóstico de ventas**

Se representa como el nivel de ventas previsto en relacionado a un plan de marketing y en un entorno ya determinado.

- **Potencial de ventas de la empresa**

Límite de ventas que pueden alcanzar las necesidades de una empresa a medida que aumentan sus esfuerzos de marketing en relación con la competencia.

II.2.4. Métodos de clasificación de inventarios

II.2.4.1. Método de Clasificación ABC

Proviene del principio de Pareto o regla del 80/20. Es un sistema que permite clasificar y ordenar los productos de un almacén basándose en la importancia que tienen para la empresa, el valor económico, rotación, entre otros. Así es más fácil enfocarse en los productos que merecen una mayor atención y esfuerzos de gestión [31].

- **Categoría A:** Productos que no rotan mucho. Representan el 20% del inventario, no obstante, generan el 80% de los ingresos de la empresa.
- **Categoría B:** Productos que presentan una importancia y rotación moderada. Por lo general, representan el 30% del inventario y generan el 15% de ingresos de la empresa.
- **Categoría C:** Productos de rotación constante, siendo los más numerosos. Por lo general, representan más del 50% del inventario y sus ingresos no representan ni el 5% de los de la empresa.

II.2.4.2. Método de clasificación EOQ (Economic Order Quantity)

Es el método que se enfoca en conseguir que los costos de inventario sean los más bajos posible. [32]

- La demanda es conocida, constante e independiente.
- Basado en predicciones realistas.
- No hay descuentos por volumen.
- La reposición del inventario es inmediata.

II.2.4.3. Método de clasificación PEPS (Primeras entradas, primeras salidas)

Es un método de inventario que se basa en que los primeros productos en entrar son los primeros en salir. [33]

- La mercadería que entró primero será la primera en venderse.
- Refleja el valor actual del inventario con las últimas adquisiciones.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

III.1. Tipo de investigación

Basado en lo que menciona Méndez [34], la investigación es aplicada, porque con la implementación de una aplicación novedosa se pretende resolver un problema en un contexto en particular. En este caso, es la implementación de una aplicación web basada en Machine Learning para predecir la demanda de productos en una empresa ferretera.

III.2. Métodos de investigación

Tabla 4. Métodos de investigación

Método	Descripción
Analítico	Estudio y análisis del problema que presenta la empresa.
Inductivo	Determinar la aplicación a utilizar para desarrollar la propuesta de solución.
Deductivo	Bosquejo de la situación problemática.

III.3. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Tabla 5. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Técnicas	Instrumentos	Elementos de la población	Propósito
Entrevista	Guion de entrevista	2 colaboradores	Identificar la situación actual del proceso de control de inventarios de la empresa.
Observación	Ficha de observación	Guías de remisión, boletas, facturas	Recopilar información sobre el flujo de productos en el almacén.
Análisis Documental	Ficha de recolección de datos	Documentación como Kardex de productos y ventas.	Conocer la realidad actual registrada en los documentos para detectar fallos en la demanda.
Encuesta	Ficha de encuesta	Expertos de TI, administrador del negocio.	Validar los criterios de usabilidad. Verificar el cumplimiento de Requerimientos Funcionales.

III.4. Procedimientos

III.4.1. Metodología de desarrollo

Para la presente investigación se usó como metodología de desarrollo a SCRUM, la cual es una forma de realizar el trabajo mediante *sprints* o iteraciones, por lo que su finalidad es planificar y controlar los proyectos que presenten muchos cambios en corto tiempo. SCRUM, además, responde a las exigencias exactas del usuario final, revisando los entregables con respecto al requerimiento del usuario en un corto plazo [35].

Las iteraciones para llevar a cabo la metodología SCRUM son: Planificación, ejecución e inspección y adaptación.



Figura 1. Metodología SCRUM [35]

1. Iteración #1: Planificación

Se presenta la lista de requisitos del proyecto, para luego seleccionar los de mayor prioridad y exige un compromiso para completar la iteración en el tiempo solicitado.

Adicionalmente, se elabora la lista de tareas de la iteración para desarrollar aquellos requisitos a los que se compromete.

2. Iteración #2: Ejecución

Se determina una periodicidad en las reuniones con los usuarios, así como se inspecciona el trabajo que se va realizando con la

finalidad de hacer las modificaciones y/o adaptaciones que permitan cumplir con los compromisos.

3. Iteración #3: Inspección y adaptación

Con base en los resultados obtenidos y los cambios que presentados durante el desarrollo del proyecto, el usuario final o cliente podrá realizar o sugerir las adaptaciones que se requieran de manera objetiva.

Adicionalmente, se tomó en cuenta la metodología CRIPS-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), modelo de proceso estándar utilizado para guiar el análisis y extracción de información valiosa de conjuntos de datos que permitan tomar decisiones informadas y resolver problemas empresariales [36]. Esta metodología presenta seis fases:

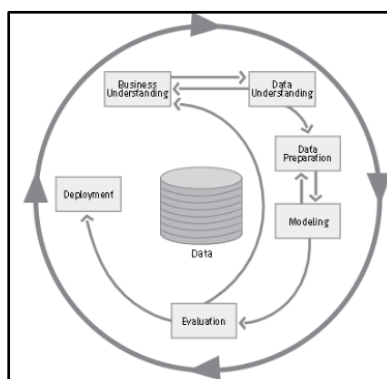


Figura 2. Fases de la metodología CRIPS-DM [36]

1. **Comprensión del negocio.** Comprender los objetivos del negocio y los requisitos del proyecto. Esto implica la colaboración estrecha con los participantes del negocio.
2. **Comprensión de los datos.** Realizar una exploración inicial de los datos disponibles y evaluar su calidad. Se identifican los posibles problemas y se determina su relevancia para el proyecto.
3. **Preparación de los datos.** Seleccionar, limpiar y transformar los datos para su análisis. Esto implica seleccionar las variables

relevantes, limpiar los datos, tratar los valores faltantes y transformarlos según sea necesario.

4. **Modelado.** Se aplican técnicas de minería de datos para descubrir patrones, construir modelos predictivos o descriptivos y explorar diferentes enfoques analíticos.
5. **Evaluación.** Evaluar y validar los modelos obtenidos, asegurando su calidad y relevancia para los objetivos del negocio.
6. **Despliegue.** Implementar los resultados del análisis en la operación del negocio y realizar un seguimiento de su rendimiento.

Es importante tener en cuenta que estas fases no son necesariamente lineales y se pueden retroceder o repetir cuando sea necesario. El enfoque iterativo de CRISP-DM permite una mejora continua a medida que se adquiere un mayor conocimiento de los datos y se obtienen nuevos hallazgos.

La integración de ambas metodologías permite combinar la estructura y enfoque de desarrollo ágil de SCRUM con el proceso sistemático e iterativo de minería de datos de CRISP-DM, optimizando la eficiencia y calidad del análisis de datos en el histórico de ventas.

III.4.2. Producto acreditable

1. Interfaces

Para la construcción de las interfaces se tuvo en cuenta el uso de los lenguajes *php*, *javascript* y el *framework laravel*; además, la librería *TensorFlow.js* para el desarrollo del algoritmo de predicción. Estas se presentan el *ítem 4.1.3. Iteración #3: Inspección y Adaptación, en el Capítulo IV. Resultados.*

2. Arquitectura

Se diseñó una arquitectura idónea para el funcionamiento de la aplicación web, la cual se muestra en la *Figura 3.*

Los clientes acceden a la aplicación web a través del servidor web, que utiliza Laravel para manejar las solicitudes y respuestas. La base de datos MySQL almacena los datos históricos de ventas necesarios para el entrenamiento y la predicción del algoritmo de regresión lineal implementado con TensorFlow.js, utilizado para realizar la predicción de la demanda de productos basada en los datos históricos.

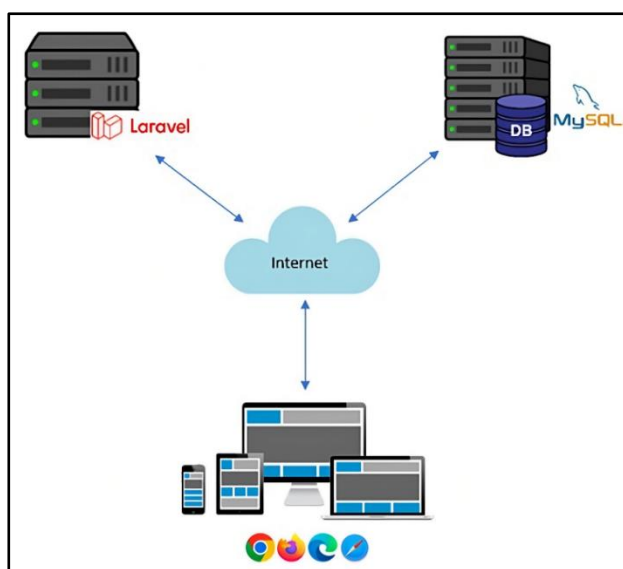


Figura 3. Arquitectura tecnológica de la aplicación web.

3. Infraestructura tecnológica

- **Cliente:** Los clientes interactúan con la aplicación web a través de un navegador web estándar. Se utilizan tecnologías web como HTML, CSS y JavaScript para proporcionar una interfaz de usuario intuitiva y receptiva.
- **Servidor web:** El servidor web es responsable de recibir y procesar las solicitudes del cliente. Está configurado con Laravel, un *framework* de desarrollo web en PHP, que facilita la implementación de la lógica de negocio.

- **Base de datos:** La información histórica de ventas se almacena en una base de datos MySQL. Se utiliza para acceder a los datos necesarios para el entrenamiento y la predicción del algoritmo de regresión lineal.
- **Algoritmo de regresión lineal:** Se ha integrado en la aplicación utilizando TensorFlow.js, permitiendo ejecutar modelos de aprendizaje automático basados en JavaScript en el navegador del cliente. Los datos históricos de ventas se utilizan para entrenar el modelo de regresión lineal y obtener los resultados necesarios para la predicción de la demanda.

III.4.3. Manual de usuario

El manual de usuario permite ayudar a los usuarios en el uso de la aplicación web implementada, el cual muestra las funcionalidades y cómo se puede acceder a cada una de ellas. Se muestra en el *Anexo N° 02*.

III.5. Matriz de consistencia

Tabla 6. Matriz de consistencia

<u>FORMULACIÓN DEL PROBLEMA</u>		<u>MÉTODOLÓGÍA DE INVESTIGACIÓN</u>		
¿De qué manera se predeciría la demanda de productos en “Multiservicios Chino Kam”?		<u>TIPO DE INVESTIGACIÓN</u> Tecnológica aplicada.		
<u>OBJETIVO GENERAL</u>	<u>MÉTODO</u>	<u>DESCRIPCIÓN</u>		
Implementar una aplicación web basada en Machine Learning para predecir la demanda de productos en una empresa ferretera.	Analítico	Estudio y análisis del problema que presenta el negocio.		
	Deductivo	Estrategia para el planteamiento de la propuesta de solución al problema		
	Implementación	Se ejecutó la propuesta de solución		
	<u>TÉCNICAS</u>	<u>INSTRUMENTOS</u>	<u>ELEMENTOS DE LA POBLACIÓN</u>	<u>PROPÓSITO</u>
	Entrevista	Guía de entrevista	de Dos colaboradores	Identificar situación actual.
Observación	Ficha de observación	de Guías de remisión, boletas, facturas	Recopilar información sobre el flujo de productos	
Análisis documental	Ficha de recolección de datos	de Documentación como Kardex de ventas	Conocer la realidad actual registrada para detectar fallos en la demanda.	
Encuesta	Ficha de encuesta	de Expertos de TI	Validar los criterios. Verificar el cumplimiento de RF.	
<u>OBJETIVOS ESPECÍFICOS</u>	<u>DESCRIPCIÓN DEL LOGRO DE LOS OBJETIVOS ESPECÍFICOS</u>		<u>INDICADORES</u>	
OE1: Determinar el algoritmo óptimo para la predicción de la demanda de productos e implementarlo en la aplicación	OE1: Evaluar los distintos algoritmos de Machine Learning y seleccionar el más óptimo para predecir la demanda de productos.		Para OE1: Número de algoritmos de Machine Learning, características cumplidas (entradas y salidas)	
OE2: Alcanzar un alto grado de precisión para demostrar que la aplicación desarrollada es confiable.	OE2: Tener un alto grado de precisión del algoritmo significa que la predicción de la demanda de los productos sea lo más exacta posible.		Para OE2: Precisión del algoritmo = $(\text{Valor} - \text{Min}) / (\text{Max} - \text{Min}) \times 100$	
OE3: Validar los criterios de usabilidad de la aplicación web basada en un estándar de calidad.	OE3: La aplicación debe funcionar correctamente en su totalidad y debe lograr predecir la demanda de los productos.		Para OE3: Criterios de usabilidad de la ISO 25010 (Facilidad de aprendizaje, Operabilidad, Atractividad, Inteligibilidad, Protección frente a errores, Porcentaje de Usabilidad de la aplicación)	
OE4: Verificar el cumplimiento de requisitos para asegurar el correcto funcionamiento de la aplicación web mediante juicio de expertos.	OE4: Verificar a través de encuestas los requerimientos funcionales del sistema.		Para OE4: Número de requerimientos funcionales (RF), porcentaje de cumplimiento de RF.	

III.6. Consideraciones éticas

- ✓ Se ha trabajado con autenticidad, debido a que el texto de la presente investigación es parte de la redacción del investigador, esto ha sido comprobado con el software Turnitin. Adicionalmente, la información obtenida de libros, artículos y otras fuentes de información han sido citados con el estilo de cita IEEE, como se aprecia la lista de referencias.

- ✓ Se aplicaron técnicas de recolección de datos, como: Encuestas, entrevistas, etc., que permitieron tener un mayor detalle de la situación encontrada, la cual contiene información restringida para usuarios que no pertenezcan al negocio.

- ✓ La información de las ventas proporcionadas por el administrador no será divulgada, así como los datos de sus clientes y proveedores. Esto ha sido facilitado únicamente para fines de la investigación.

IV. RESULTADOS

IV.1. En base a la metodología utilizada

Para la presente investigación se usó como metodología de desarrollo a SCRUM, la cual presenta tres iteraciones: Planificación, ejecución e inspección y adaptación.

IV.1.1. Iteración #1: Planificación

Se definieron los módulos del sistema de ferretería (SISFER) en 5 capas principales: Principal, Mantenimiento, Almacén, Ventas e Inteligencia de Negocios. Se muestra un mayor detalle en la *Figura 3. Definición de módulos del sistema.*

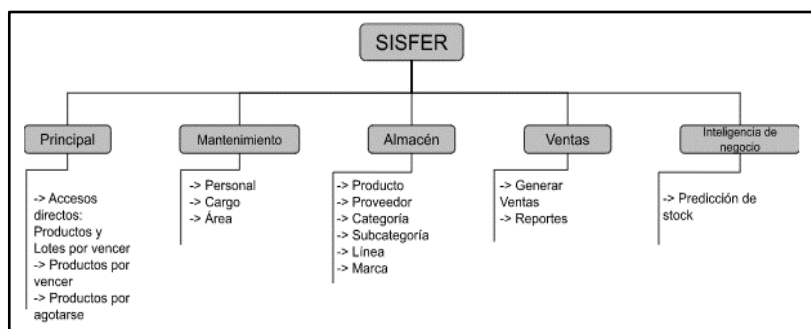


Figura 4. Definición de módulos del sistema

Para una mayor descripción de los módulos, tenemos: El módulo Principal, el cual presenta una vista principal de algunos accesos directos, como productos y lotes por vencer; el módulo Mantenimiento, donde se puede agregar, editar o dar de baja al personal, los cargos que presentan y las áreas en las que laboran; el módulo Almacén, donde se listan los productos, proveedores, categorías, subcategorías, líneas y marcas, y donde se pueden agregar nuevos datos, según se requiera; el módulo Ventas, donde se registran las ventas realizadas en el día a día, teniendo también reportes a través de filtros de fecha; finalmente tenemos el módulo Inteligencia de Negocios, donde se podrá predecir la demanda de los productos.

Las interfaces muestran las opciones que se tienen para realizar acciones específicas en el sistema. Algunas de ellas se muestran en la *Iteración #3*.

❖ **M. CRISP-DM | Comprensión del negocio**

A través de las entrevistas con el administrador del negocio, se definieron los requerimientos funcionales para la aplicación web.

- ✓ El sistema permitirá realizar el registro de personal, así también se podrá editar información de este o darle de baja.
- ✓ El sistema permitirá registrar los diferentes cargos o roles en la empresa.
- ✓ El sistema podrá registrar los detalles de las áreas y los departamentos de la empresa.
- ✓ El sistema permitirá gestionar el ingreso de productos y su registro, así como el stock -incluyendo un reporte- y notas de almacén.
- ✓ La gestión de los productos tomará en cuenta la inclusión de categorías y subcategorías, así también las líneas y marcas a los que estos pertenecen.
- ✓ Las ventas se podrán realizar a diferentes clientes y se podrá editar en caso el usuario tenga errores de digitación o desee agregar más productos a la venta.
- ✓ El sistema permitirá registrar las compras que se adquieren en la empresa a diferentes proveedores. Deberá permitir agregar más productos, anular la compra y actualizar el stock.
- ✓ El sistema permitirá predecir la demanda de los productos que generan la mayor rentabilidad a la empresa, teniendo como histórico ventas no menores a tres años. También permitirá registrar esas predicciones.
- ✓ En el sistema se permitirá visualización de los reportes enfocados a las compras y ventas registradas.

Adicionalmente, se presentan los roles para el sistema:

- ✓ Vendedor: encargado de realizar las ventas.
- ✓ Almacenero: encargado de registrar productos, proveedores, etc.
- ✓ Administrador: encargado de mantenimiento de entidades, inteligencia de negocio y los módulos mencionados anteriormente.

IV.1.2. Iteración #2: Ejecución

❖ M. CRISP-DM | Comprensión de los datos

Se tuvo acceso a la información de ventas de los productos con una data histórica de tres años, teniendo un promedio de 15 a 20 ventas por día. Inicialmente se tuvieron los datos en diferentes archivos Excel y se verificó que había inconsistencia y duplicidad de datos. Posteriormente se procedió con la limpieza de datos.

❖ M. CRISP-DM | Preparación de los datos

Luego se procedió a realizar la limpieza de data, teniendo los siguientes datos ordenados por la utilidad que generaron para cada año:

Tabla 7. Ventas realizadas por producto - Año 2019 (1)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Escalera	2019	917	S/.50.00	S/45,850.00
Taladro	2019	816	S/.94.00	S/76,704.00
Pegamento	2019	1499	S/.31.00	S/46,469.00
Ladrillos	2019	1599	S/.24.00	S/38,376.00
Tubería PVC	2019	925	S/.20.00	S/18,500.00
Bloques	2019	875	S/.34.00	S/29,750.00
Brochas	2019	1049	S/.26.00	S/27,274.00
Juego de alicates	2019	910	S/.19.00	S/17,290.00
Cemento	2019	1309	S/.26.00	S/34,034.00
Cinta de medir	2019	969	S/.25.00	S/24,225.00
Martillo	2019	964	S/.14.50	S/13,978.00
Candados	2019	848	S/.15.00	S/12,720.00
Sopletes	2019	605	S/.16.00	S/9,680.00
Pala	2019	723	S/.22.00	S/15,906.00
Mangueras	2019	571	S/.28.00	S/15,988.00
Cerraduras	2019	913	S/.34.00	S/31,042.00
Broca multiusos	2019	1083	S/.20.00	S/21,660.00
Pinturas	2019	861	S/.21.00	S/18,081.00
Soplete 3 boquillas	2019	855	S/.22.00	S/18,810.00
Cubetas	2019	834	S/.25.00	S/20,850.00
Paletas mango sintético	2019	1034	S/.25.00	S/25,850.00
Aspirador para polvo	2019	826	S/.29.00	S/23,954.00

Tabla 8. Ventas realizadas por producto - Año 2019 (2)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Serrucho carpintero	2019	1028	S/.18.00	S/18,504.00
Rascador de vidrios	2019	1005	S/.27.00	S/27,135.00
Clavos	2019	1000	S/.29.00	S/29,000.00
Talochas para yeso	2019	996	S/.30.00	S/29,880.00
Coronas Bimetal	2019	661	S/.26.00	S/17,186.00
Soporte p/ bicicleta	2019	988	S/.23.00	S/22,724.00
Hacha media	2019	1285	S/.16.00	S/20,560.00
Juego de desarmadores	2019	963	S/.30.00	S/28,890.00
Desatacador profesional	2019	766	S/.32.00	S/24,512.00
Generador de electricidad	2019	625	S/.33.00	S/20,625.00
Focos Led	2019	1248	S/.19.00	S/23,712.00
Grapadora metálica	2019	611	S/.33.00	S/20,163.00
Compresoras de aire	2019	730	S/.45.00	S/32,850.00
Sprays	2019	1201	S/.30.00	S/36,030.00
Platos taladro	2019	1195	S/.19.00	S/22,705.00
Juego de caballetes	2019	1193	S/.27.00	S/32,211.00
Cinta de amarre	2019	1182	S/.33.00	S/39,006.00
Detergente suelos	2019	584	S/.14.00	S/8,176.00
Juego de fresas	2019	700	S/.25.00	S/17,500.00
Escoba metálica	2019	578	S/.13.00	S/7,514.00
Limpieza automóvil	2019	1152	S/.31.00	S/35,712.00
Pistola silicona	2019	836	S/.29.00	S/24,244.00

Tabla 9. Ventas realizadas por producto - Año 2020 (1)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Escalera	2020	972	S/53.00	S/51,516.00
Taladro	2020	921	S/96.00	S/88,416.00
Cinta de medir	2020	1048	S/25.00	S/26,200.00
Pegamento	2020	1531	S/34.00	S/52,054.00
Brochas	2020	1129	S/31.00	S/34,999.00
Juego de alicates	2020	934	S/22.00	S/20,548.00
Tubería PVC	2020	988	S/22.00	S/21,736.00
Cemento	2020	1270	S/28.50	S/36,195.00
Martillo	2020	952	S/14.00	S/13,328.00
Bloques	2020	865	S/37.00	S/32,005.00
Ladrillos	2020	1726	S/22.00	S/37,972.00
Pala	2020	850	S/19.00	S/16,150.00
Sopletes	2020	640	S/20.00	S/12,800.00
Candados	2020	925	S/16.00	S/14,800.00
Mangueras	2020	573	S/28.00	S/16,044.00
Juego de cinceles	2020	884	S/15.00	S/13,260.00
Pliegos de lija	2020	879	S/20.00	S/17,580.00
hacha media	2020	693	S/38.00	S/26,334.00
Muelle p/ martillo	2020	1068	S/33.00	S/35,244.00
Bomba inflar bicis	2020	1067	S/25.00	S/26,675.00
Pintura PATO	2020	1065	S/26.00	S/27,690.00
Maletín de herramientas	2020	1052	S/31.00	S/32,612.00

Tabla 10. Ventas realizadas por producto - Año 2020 (2)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Pintura CPP	2020	1035	S/35.00	S/36,225.00
Broca multiusos	2020	1021	S/19.00	S/19,399.00
Desarmador plano	2020	764	S/33.00	S/25,212.00
Accesorios para taladro	2020	1007	S/27.00	S/27,189.00
Mezclador cola eléctrica	2020	890	S/41.00	S/36,490.00
Coronas Bimetal	2020	966	S/32.00	S/30,912.00
Juego de desarmadores	2020	722	S/26.00	S/18,772.00
Pistolar p/ pintar	2020	712	S/29.00	S/20,648.00
Estuche brocas A. rendimiento	2020	941	S/31.00	S/29,171.00
Focos Led	2020	703	S/19.00	S/13,357.00
Terazas, desencofador	2020	932	S/29.00	S/27,028.00
Mortero	2020	930	S/29.00	S/26,970.00
Soplete 3 boquillas	2020	927	S/27.00	S/25,029.00
Pirzas de batería	2020	918	S/30.00	S/27,540.00
Amoladora neumática	2020	1056	S/22.00	S/23,232.00
Desatasador profesional	2020	892	S/21.00	S/18,732.00
Escoba reforzada	2020	890	S/25.00	S/22,250.00
Guantes	2020	870	S/16.00	S/13,920.00
Cinta métrica	2020	843	S/20.00	S/16,860.00
Limpieza automóvil	2020	831	S/34.00	S/28,254.00
Cable de bicicleta	2020	827	S/15.00	S/12,405.00
Lámparas	2020	819	S/28.00	S/22,932.00

Tabla 11. Ventas realizadas por producto - Año 2021 (1)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Taladro	2021	922	S/.99.50	S/.91,739.00
Ladrillos	2021	1882	S/.35.00	S/.65,870.00
Escalera	2021	1042	S/.61.00	S/.63,562.00
Cinta de medir	2021	1162	S/.23.00	S/.26,726.00
Pegamento	2021	1666	S/.39.00	S/.64,974.00
Bloques	2021	982	S/.45.00	S/.44,190.00
Brochas	2021	1174	S/.38.00	S/.44,612.00
Martillo	2021	802	S/.22.00	S/.17,644.00
Tubería PVC	2021	1018	S/.27.00	S/.27,486.00
Cemento	2021	1464	S/.32.00	S/.46,848.00
Mangueras	2021	711	S/.29.00	S/.20,619.00
Escoba reforzada	2021	869	S/.30.00	S/.26,070.00
Pala	2021	922	S/.28.00	S/.25,816.00
Juego de Alicates	2021	982	S/.18.50	S/.18,167.00
Sopletes	2021	949	S/.16.00	S/.15,184.00
Mallas	2021	1207	S/.24.00	S/.28,968.00
Tenazas, desencofador	2021	877	S/.29.00	S/.25,433.00
Juego de cinceles	2021	865	S/.20.00	S/.17,300.00
Guantes	2021	654	S/.18.00	S/.11,772.00
Soldaduras	2021	743	S/.31.00	S/.23,033.00
Barreta de punta	2021	853	S/.24.00	S/.20,472.00
Escoba metálica	2021	1173	S/.19.00	S/.22,287.00

Tabla 12. Ventas realizadas por producto - Año 2021 (2)

Producto	Año	Cantidad Vendida	Precio	Monto Vendido
Desatasador profesional	2021	712	S/.22.00	S/.15,664.00
Generador de electricidad	2021	1042	S/.42.00	S/.43,764.00
Candados	2021	922	S/.23.00	S/.21,206.00
Antideslizante p/ cuero	2021	1084	S/.31.00	S/.33,604.00
Llanas y espátulas	2021	913	S/.35.00	S/.31,955.00
Platos taladro	2021	1010	S/.38.00	S/.38,380.00
Abrazadera Reforzada	2021	1076	S/.38.00	S/.40,888.00
Muelle p/ martillo	2021	831	S/.34.00	S/.28,254.00
Coronas para madera y fresa	2021	1090	S/.20.00	S/.21,800.00
Bomba inflar bicis	2021	954	S/.21.00	S/.20,034.00
Juego de desarmadores	2021	1308	S/.26.00	S/.34,008.00
Cepillos Nylon	2021	1198	S/.28.00	S/.33,544.00
Baterías	2021	1002	S/.35.00	S/.35,070.00
Caballette de madera	2021	952	S/.36.00	S/.34,272.00
Tuercas	2021	1282	S/.29.00	S/.37,178.00
Paletas mango sintético	2021	947	S/.20.00	S/.18,940.00
Mezclador cola eléctrica	2021	1100	S/.30.00	S/.33,000.00
Soplete 3 boquillas	2021	803	S/.29.00	S/.23,287.00
Soporte p/ bicicleta	2021	1425	S/.41.00	S/.58,425.00
Accesorios para taladro	2021	1212	S/.26.00	S/.31,512.00
Cintas	2021	1058	S/.14.00	S/.14,812.00
Pintura CPP	2021	911	S/.31.00	S/.28,241.00

Para cada año existen cerca de 90 productos. Aplicando el método de clasificación ABC (el 20% de los productos representan el 80%

de las utilidades), se pudo determinar cuáles fueron los productos que generaron una mayor rentabilidad al negocio. Así tenemos a 15 productos por año que generan la mayor rentabilidad a la empresa y están sombreados para una mejor identificación.

Con el fin de tener un mayor detalle de las ventas realizadas por producto en cada mes y año específico, se tiene un ejemplo del año 2019 (considerar que existe para el 2020 y 2021 también):

Tabla 13. Ventas realizadas de los 15 mejores productos - 2019

Fecha	Taladro	Escalera	Alcate	Martillo	Pala	Cemento	Mangueras	Bloques	Ladrillos	Pegamento	Brochas	Candados	Tubería PVC	Sopletes	Cinta de medir
01-2019	65	89	75	83	65	115	55	74	124	130	85	68	74	52	80
02-2019	70	74	70	74	60	112	49	78	143	126	89	72	78	47	86
03-2019	67	70	74	89	63	110	49	72	131	128	87	69	77	51	83
04-2019	72	84	84	78	58	100	47	70	129	115	92	75	78	55	74
05-2019	64	69	94	81	52	98	49	65	132	124	82	69	82	51	72
06-2019	67	71	67	71	57	99	38	73	140	123	86	69	75	44	83
07-2019	68	92	78	86	68	108	48	77	127	133	88	71	77	55	83
08-2019	64	68	64	68	54	96	44	83	137	120	83	66	72	41	80
09-2019	68	80	80	74	54	99	39	66	125	111	88	71	74	51	70
10-2019	68	70	74	91	63	110	48	72	131	129	87	71	77	54	83
11-2019	66	69	73	88	62	130	50	71	130	127	86	68	76	50	82
12-2019	77	81	77	81	67	132	55	74	150	133	96	79	85	54	93

Para la implementación del algoritmo, se definieron las entradas y salidas:

PREDICCIÓN DE STOCK

Producto: Mes Proyectado:

Figura 5. Entradas del algoritmo de predicción

Entradas:

- ✓ Producto
- ✓ Mes de la Predicción
- ✓ Épocas
- ✓ Array de data histórica de ventas de 3 años

Salidas:

- ✓ Valor de la predicción (cantidad que se venderá)

IV.1.3. Iteración #3: Inspección y adaptación

Se muestran los resultados de esta iteración, teniendo en cuenta los requisitos del cliente. Para el desarrollo del sistema web se tuvieron

las siguientes interfaces comprendidas en los módulos detallados anteriormente en la *Figura 3. Definición de los módulos del sistema.*

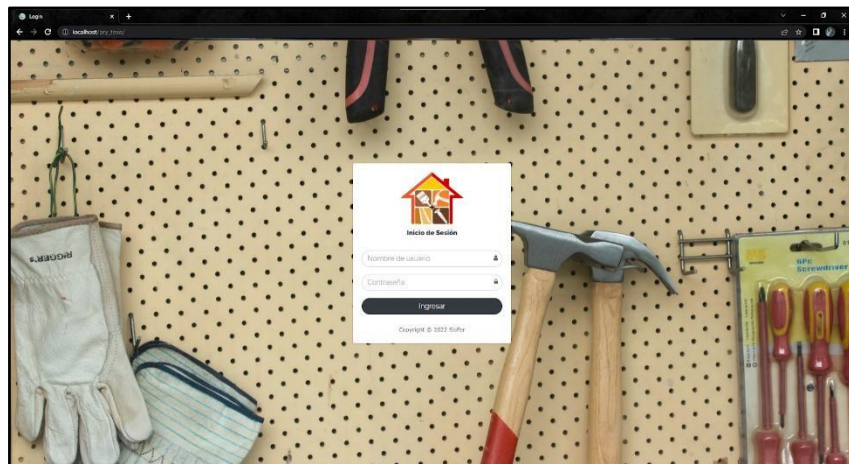


Figura 6. Interfaz Login - Aplicación Web

Esta interfaz es la de acceso al sistema. Aquí es donde se iniciará sesión y, según los permisos dados al usuario, le permitirá visualizar una o más opciones.

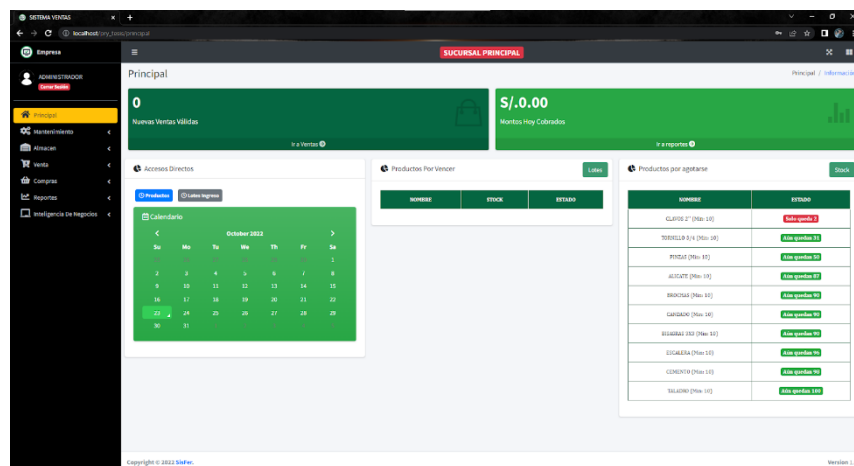


Figura 7. Interfaz Principal - Aplicación web

Vista principal del sistema una vez ingresado correctamente. Permite visualizar el total de ventas válidas y los montos cobrados del día. Así también, muestra los productos próximos a vencer y próximos a agotarse, mostrando alertas según el stock con el que cuentan.

PERSONAL	SECCION	ESTADO	CARGO	USUARIO	ESTADO	ACCIONES
DNE INVITADO INVITADO INVITADO	VENICE 300	94284414	ADMINISTRADOR DE LA TIENDA	ADMINISTRADOR	ACTIVO	[Iconos de acciones]
DNE VENDEDOR VENDEDOR BAKLO	PORRUELA 123	94548239	VENDEDOR	VENDEDOR	ACTIVO	[Iconos de acciones]
DNE ADMINISTRADOR ADMINISTRADOR ADMINISTRADOR	PREIRA 123	43287612	ADMINISTRADOR DE LA TIENDA	ADMINISTRADOR	ACTIVO	[Iconos de acciones]
DNE CONTROLADOR CONTROLADOR LITE	PORRUELA 234	945704836	CONTROLADOR	CONTROLADOR	ACTIVO	[Iconos de acciones]
DNE ALMACENERO ALMACENERO ALMACENERO	PORRUELA 234	933443793	ENCARGADO DE ALMACEN	ALMACEN	ACTIVO	[Iconos de acciones]

Figura 8. Interfaz Mantenimiento: Personal

Esta vista del Personal está dentro del módulo Mantenimiento. Aquí se pueden registrar nuevos usuarios del sistema (personal, administrativo, etc.), como también actualizar su información y darlos de baja.

Figura 9. Interfaz Mantenimiento: Registrar Personal

Registrar personal muestra los datos a ingresar para que se pueda agregar un nuevo usuario al sistema. Existe información obligatoria denotada de color rojo, la cual deberá llenarse completamente para tener un registro exitoso.

ID	NOMBRE	CODIGO DE BARRAS	CATEGORIA	MARCA	STOCK	PRECIO BASE	OPCIONES
22	SEGURAC 2X2	8167094	SEGURIMOS DE ENVIO	PRIMAT	04	7.000	[+][-][x]
23	CLAVES 2'	8168094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	PRIMAT	0	7.000	[+][-][x]
26	ALAMBRE DE COBRE	8169094	SEGURIMOS ELECTRICAS	DE LA CASA	1000	7.100	[+][-][x]
14	PIRQA	8170094	SEGURIMOS DE PLANO	REINTEL	24	7.000	[+][-][x]
10	TORNILLO 1/4	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	PRIMAT	24	7.000	[+][-][x]
17	ESTRGA	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	DE LA CASA	100	7.000	[+][-][x]
18	FOGA PELADA	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	DE LA CASA	100	7.000	[+][-][x]
21	ZAPATOS	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	DE LA CASA	100	7.000	[+][-][x]
14	TUBERIA PVC	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	DE LA CASA	100	7.000	[+][-][x]
13	CABLEADO	8170094	SEGURIMOS DE CONSTRUCCION	DE LA CASA	04	7.000	[+][-][x]

Figura 10. Interfaz Almacén: Lista de productos

La interfaz de Productos muestra, en primera instancia, una lista total de productos existentes con información relevante de cada uno, tales como: código, categoría, marca, stock, entre otros.

Registrar producto

Datos de Producto

Nombre [?]

Descripción [?]

Categoría [?] SubCategoría [?]

Marca [?] Código de Barras (Opcional) [?]

Manager (Opcional) [?]

Datos de Producto para la Sucursal SUCURSAL PRINCIPAL

Tipo Abastecida [?] Stock Inicial [?] Fecha Vencimiento [?]

Precios Para la Sucursal

Unidad de Venta Principal [?]

Precio Normal [?] Precio Mínimo [?] Precio al Mayor [?] Costo [?]

Ingresar P. VENTA Ingresar P. MAYOR Ingresar P. MAYOR Ingresar COSTO

Registrar Otros Incluir en Venta al Cálculo Información sobre Factura

Guardar Cerrar

Figura 11. Interfaz Almacén: Registrar productos

Para registrar nuevos productos existe esta vista, la cual permite insertar datos relevantes y stock inicial, así como el precio para mostrar las utilidades del producto en un futuro.

NOMBRE	CANTO DISPONIBLE	CATEGORIA	MARCA	ESTADO
CLARINO 2 (New 15)	42.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	PROBLYAT	Activo
ROBELLON 214 (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	PROBLYAT	Activo quedan 15
FRILAS (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE MARI	FRISTROL	Activo quedan 15
AGUJES (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15
DEBILAS (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15
CARDANES (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15
BRIDELAS 203 (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	PROBLYAT	Activo quedan 15
VARILLAS (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15
CEMENTOS (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15
TALADROS (New 15)	17.00	INSTRUMENTOS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Activo quedan 15

Figura 12. Interfaz Almacén: Reporte de stock

La interfaz Reporte de stock presenta los productos con información del stock. Este reporte se puede exportar en formatos como *pdf* para obtener un mayor detalle de estos.

PRODUCTO	UNIDAD	TIPO PRECIO	PRECIO	CANTIDAD	SUBTOTAL
OF. GRANADA					S/ 0.00
ROB. 203					S/ 0.00
OF. GRANADA					S/ 0.00
OF. INVENTOS					S/ 0.00
TOTAL					S/ 0.00

Figura 13. Interfaz Ventas: Registrar ventas

En esta interfaz se pueden registrar las ventas del día a día con los productos existentes en el negocio, pudiéndose agregar o quitar los que se deseen con las unidades que sean necesarios. Tener en cuenta que no se puede vender más de lo que se tiene en stock.

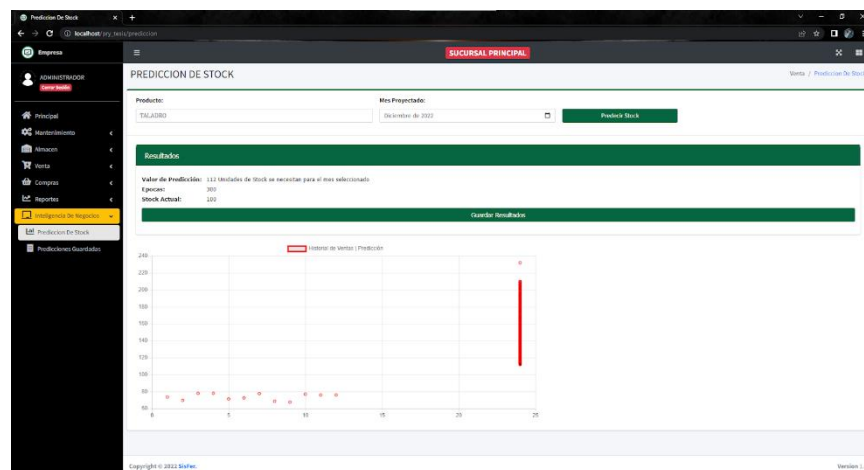


Figura 14. Interfaz Predicción de stock

Interfaz que está integrada con el algoritmo de predicción y que permite predecir la demanda de cierto producto para n meses en el futuro. Se entrena a través de épocas (número de veces que se ejecuta el algoritmo) y de la data histórica ingresada previamente.

IV.2. En base a los objetivos de la investigación

IV.2.1. Determinar el algoritmo óptimo en la predicción de la demanda implementarlo en la aplicación web

Para determinar el mejor algoritmo, se tuvo que evaluar los que existen en la actualidad en Machine Learning. Para ello, es importante primero evaluar en qué tipos de aprendizaje (supervisado y no supervisado) se podría encontrar el algoritmo a implementar.

El tipo de aprendizaje donde se desarrolló el algoritmo se encuentra en el primer tipo (supervisado), debido al entrenamiento que necesita y también a la información con la que se contó: productos ferreteros y sus precios.

Dentro del aprendizaje supervisado existen dos algoritmos principales: los de regresión y clasificación [25]. Para esta investigación, se optó por el **algoritmo de regresión**, ya que suelen ser idóneos para la predicción de valores continuos donde se tenga información relevante para poder entrenar al algoritmo. En este caso, con la información de ventas de tres años en la tienda ferretera se pudo entrenar al algoritmo para que las predicciones sean lo más precisas posibles.

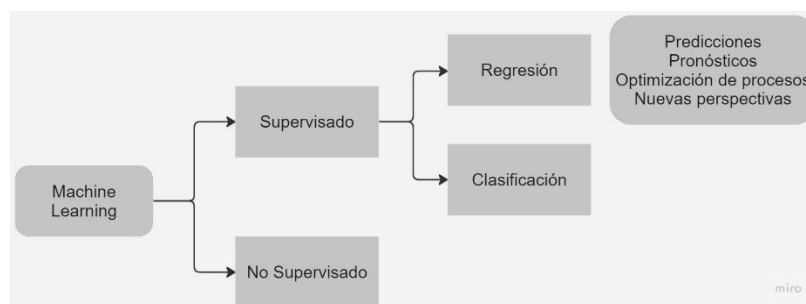


Figura 15. Algoritmos de Machine Learning

El desarrollo del algoritmo de regresión se realizó a través de TensorFlow, la cual es una biblioteca de código abierto para aprendizaje automático (Machine Learning). Para ello, se logró entrenar al algoritmo con data histórica de tres años con los mejores productos de la empresa ferretera, para posteriormente solicitar un

producto y el número de meses para que el algoritmo, el cual trabaja internamente con épocas (número de veces que se va a entrenar el algoritmo), pueda retornar una respuesta de predicción de demanda para el producto ingresado en los meses solicitados. En la Figura 15 y Figura 16 se muestra el desarrollo del algoritmo.

Para poder determinar el algoritmo adecuado, se ha comparado los principales algoritmos enfocados a predecir valores futuros, estimar relaciones entre variables o modelar patrones en los datos. Se evaluaron en base a 5 criterios, teniendo base los tres primeros en los factores de calidad de software planteados por McCall [37] y los otros dos a características propias de esta investigación. Los criterios son: tiempo promedio de implementación (C1), grado de reusabilidad (C2), interoperación para integrar el algoritmo en otros sistemas (C3), tipo de aprendizaje supervisado (C4) y precisión del algoritmo (C5). Se asignó un peso a cada uno (desde P1 hasta P5), basados en la prioridad que cada criterio tiene en esta investigación. Los valores para cada criterio oscilan entre 1 y 3, teniendo a 1 como BAJO; 2 a MEDIO; y 3 a ALTO.

Tabla 14. Selección de algoritmo

Algoritmos	Criterios					Total
	C1	C2	C3	C4	C5	$\sum_{i=1}^5 C_i \times P_i$
	P1=0.2	P2=0.1	P3=0,1	P4=0.3	P5=0.3	
1. Regresión Lineal	3	2	2	2	2	2.2
2. Regresión Múltiple	2	2	1	2	1	1.7
3. ARIMA	1	1	2	2	1	1.4

Basado en los criterios antes mencionados, y según la Tabla 15, el algoritmo de Regresión Lineal obtuvo un puntaje de 2.2, lo que indica que es el más óptimo. Por ello, se lo ha seleccionado para

implementarlo en la aplicación web y lograr predecir la demanda de los productos en la empresa ferretera.

```

nuevoValX=parseInt(fechaseparado[1])+12;
}
$("#año_pred").val(añoseleccionado);
$("#mes_pred").val(meseleccionado);
// Ciclo que va ir ajustando el calculo
for (i = 0; i < epocas; i++) {
// Entrenamos el modelo una sola vez (pero como esta dentro de un ciclo se va ir entrenando por cada bucle)
await model.fit(xs, ys, {epochs: 1});
// Obtenemos el valor de Y cuando el valor de x sea
var prediccionY = model.predict(tf.tensor2d([nuevoValX], [1, 1])).dataSync()[0];
// Redondeamos valor
var prediccionYInt = Math.round(prediccionY);
// Escribimos el valor de y
document.getElementById("valy").innerText = prediccionYInt;
$("#valor").val(prediccionYInt);
// Escribimos en que epoca vamos
document.getElementById("epocas").innerText = i+1;
// Redibujamos la grafica con el nuevo valor de X y Y
datosGrafica.push({x:nuevoValX,y:(prediccionYInt)});
grafica.data.datasets[0].data = datosGrafica;
grafica.update();
}

document.getElementById("valy").innerText = prediccionYInt+" Unidades de Stock se necesitan para el mes seleccionado";
$("#btn_guardar").prop('disabled', false);
}

function deArrayAMatriz(arx, ary) {
var data = [];
for (i = 0; i < arx.length; i++) {
data.push({x: arx[i], y: ary[i]});
}
return data;
}

learnLinear();
</php ?>

```

Figura 16. Algoritmo de predicción (1)

```

206 learnLinear();
207
208
209 </php ?>
210
211 <?php if ($exitoso==0){ ?>
212
213 Swal.fire({
214 icon: 'error',
215 title: "Mensaje del sistema",
216 text: "El producto seleccionado no tiene suficiente data histórica para realizar la predicción.",
217 footer: '<a href="#">Lo sentimos :(</a>',
218 timer: 15000
219 });
220
221 </php ?>
222
223 </script>

```

Figura 17. Algoritmo de predicción (2)

Se logró implementar el algoritmo e integrarlo exitosamente a la aplicación. En la *Figura 25* se aprecia el resultado en la aplicación web.

IV.2.2. Alcanzar un alto grado de precisión

Para medir la precisión de los pronósticos existen múltiples variantes de estas tres métricas: sesgo de pronóstico (forecast bias), desviación promedio (mean average deviation o MAD) y error porcentual promedio (mean average percentage error o MAPE). [38]

Debido a la implementación de metodología ABC para clasificar los productos ferreteros en la presente investigación, MAPE resulta ser la mejor opción, ya que resalta su importancia en los mejores productos. Por ello, se optó por elegirla para medir el grado de precisión del algoritmo para predecir la demanda de los productos.

$$\text{Weighter MAPE} = \frac{\sum |\text{Forecast} - \text{Sales}|}{\sum \text{Sales}}$$

Figura 18. Arithmetic average or weighted average (MAPE) [38]

Para su aplicación, es necesario tener los pronósticos y el promedio de las ventas. No obstante, se optó por considerar valores mínimos y máximos de ventas para cada determinado año con el fin de tener una precisión más exacta. Reajustando la fórmula de precisión, tenemos:

$$\text{Precisión del algoritmo} = \frac{(\text{Valor} - \text{Min.})}{(\text{Max.} - \text{Min.})} \times 100$$

Donde:

Valor: Valor de predicción

Min: Venta mínima

Max: Venta máxima

Se tomó al azar productos del 2021, con valores de predicción para los meses de agosto y setiembre. Se tuvieron 5 pruebas para cada mes, retornando un porcentaje de precisión promedio de 88.70% para agosto y 86.59% para setiembre.

Tabla 15. Valores de predicción para agosto y setiembre del 2021

PRODUCTO	MÍN	MAX	Valores de agosto	Valores de setiembre
Taladro	64	87	84	-
Escalera	74	97	-	93
Alicate	69	92	89	88
Cinta de medir	84	107	105	-
Martillo	54	77	76	-
Pala	64	87	83	-
Cemento	95	149	-	142
Mangueras	51	67	-	66
Bloques	69	92	-	89

Tabla 16. Porcentaje de predicción del algoritmo

PRODUCTO	Porcentaje de precisión en agosto	Porcentaje de precisión en setiembre
Taladro	86.96%	-
Escalera	-	82.61%
Alicate	86.96%	82.61%
Cinta de medir	91.30%	-
Martillo	95.65%	-
Pala	82.61%	-
Cemento	-	87.04%
Mangueras	-	93.75%
Bloques	-	86.96%
% Precisión	88.70%	86.59%

Se determinó que el algoritmo posee un alto grado de precisión, cercano al 90%, lo que demuestra que la aplicación desarrollada es muy confiable.

IV.2.3. Validar los criterios de usabilidad de la aplicación web basada en un estándar de calidad

Para validar los criterios de usabilidad de la aplicación web se realizó una encuesta, teniendo en cuenta el estándar de calidad ISO 25010 (*Ver Anexo 04*). Se establecieron seis indicadores o criterios: Adecuación Reconocible (IAR), Capacidad de Aprendizaje (ICA), Operabilidad (IO), Protección contra Errores del Usuario (IPE), Estética de la Interfaz (IEI) y Accesibilidad (IA).

Esta encuesta fue aplicada a dos clientes internos (trabajadores) y tres profesionales (externos) para determinar los criterios de usabilidad de la aplicación. Los resultados se muestran a continuación:

Tabla 17. Resultados de encuesta a clientes internos

Criterios	Indicadores	Promedio	Porcentaje obtenido
Adecuación reconocible	IAR1	87.50%	87.50%
	IAR2	75.00%	
	IAR3	100.00%	
Capacidad de aprendizaje	ICA1	100.00%	95.83%
	ICA2	87.50%	
	ICA3	100.00%	
Operabilidad	IO1	75.00%	83.33%
	IO2	87.50%	
	IO3	87.50%	
Protección contra errores del usuario	IPE1	87.50%	87.50%
Estética de la interfaz	IEI1	100.00%	100.00%
	IEI2	100.00%	
Accesibilidad	IA1	87.50%	87.50%
	IA2	87.50%	
	IA3	87.50%	

Con base en la norma ISO 25010, aplicada a los trabajadores de Multiservicios Chino Kam (clientes internos), tenemos los siguientes resultados:

En el 1° criterio "Adecuación Reconocible" se logró un 87.50%, lo que demuestra que los usuarios pueden reconocer que el sistema es adecuado a sus necesidades. Dicho promedio iguala a los criterios de "Protección contra errores" y "Accesibilidad", los cuales representan el nivel de protección a los usuarios; y el uso por usuarios de diferentes características, capacidades y roles respectivamente. En "Capacidad de Aprendizaje" se obtuvo como resultado un 95.83%, lo que denota que el sistema puede ser utilizado con efectividad, eficiencia, libertad de riesgo y satisfacción, siendo el segundo indicador con mejor resultado. Finalmente, la "Estética de la Interfaz" demuestra que el sistema permite a los trabajadores una interacción agradable y satisfactoria en su totalidad.

Tabla 18. Resultados de encuesta a profesionales (externos)

Criterios	Indicadores	Promedio	Porcentaje obtenido
Adecuación reconocible	IAR1	83.33%	94.44%
	IAR2	100.00%	
	IAR3	100.00%	
Capacidad de aprendizaje	ICA1	100.00%	91.67%
	ICA2	83.33%	
	ICA3	91.67%	
Operabilidad	IO1	100.00%	97.22%
	IO2	91.67%	
	IO3	100.00%	
Protección contra errores del usuario	IPE1	91.67%	91.67%
Estética de la interfaz	IEI1	100.00%	100.00%
	IEI2	100.00%	
Accesibilidad	IA1	83.33%	86.11%
	IA2	83.33%	
	IA3	91.67%	

El promedio de respuestas de los profesionales es más alto en la mayoría de los criterios. Resaltan la “Operabilidad”, “Adecuación Reconocible” y, una vez más, “Estética de la Interfaz”. Prácticamente todos superan el 90%, lo que denota un alto grado de cumplimiento en los criterios de usabilidad, basados en el estándar de calidad 25010 de la norma ISO.

IV.2.4. Verificar el cumplimiento de requisitos funcionales

Para el logro de este objetivo, se realizó una encuesta de verificación de cumplimiento de requerimientos funcionales (*Ver anexo 4*). En ella se plasmaron los requerimientos funcionales de esta investigación y se evaluó el cumplimiento de estos en base a tres posibles respuestas y sus valores: No cumple (0%), cumple parcialmente (1%-79%) y sí cumple (80%-100%). La encuesta fue aplicada a expertos como docentes universitarios de la escuela de Ingeniería de Sistemas y a ingenieros con más de tres años de experiencia en el rubro de desarrollo e implementación de software.

Tabla 19. Requerimientos funcionales de la aplicación web

N°	Requerimiento Funcional	Historia de Usuario relacionada
RF01	El sistema permitirá realizar el registro de personal, así también se podrá editar información de este o darle de baja.	H1 – Gestionar personal
RF02	El sistema permitirá registrar los diferentes cargos o roles, así como las áreas en la empresa	H2 – Gestionar cargos H3 – Gestionar áreas
RF03	El sistema podrá registrar los detalles de las áreas y los departamentos de la empresa.	H4 – Gestionar departamentos
RF04	El sistema permitirá gestionar el ingreso de productos y su registro, así como el stock -incluyendo un reporte- y notas de almacén.	H5 – Gestionar productos H6 – Ingreso de stock H7 – Gestionar notas de almacén H8 – Reporte de stock
RF05	La gestión de los productos tomará en cuenta la inclusión de categorías y subcategorías, así también las líneas y marcas a los que estos pertenecen.	H9 – Gestionar categorías H10 – Gestionar subcategorías H11 – Gestionar líneas H12 – Gestionar marcas
RF06	Las ventas se podrán realizar a diferentes clientes y se podrá editar en caso el usuario tenga errores de digitación o desee agregar más productos a la venta.	H13 – Gestionar ventas
RF07	El sistema permitirá registrar las compras que se adquieren en la empresa a diferentes proveedores. Deberá permitir agregar más productos, anular la compra y actualizar el stock.	H14 – Gestionar compras H15 – Gestionar proveedor
RF08	El sistema permitirá predecir la demanda de los productos que generan la mayor rentabilidad a la empresa, teniendo como histórico ventas no menores a tres años. También permitirá registrar esas predicciones.	H18 – Gestionar predicciones
RF09	En el sistema se permitirá visualización de los reportes enfocados a las compras y ventas registradas.	H16 – Reporte de ventas H17 – Reporte de compras

Las respuestas de los expertos y su promedio se muestran en la *tabla 20*.

Tabla 20. Cumplimiento de requerimientos funcionales - Promedio de respuestas

N°	EXPERTO 1	EXPERTO 2	EXPERTO 3	EXPERTO 4	PROMEDIO DE VALORACIONES	CUMPLIMIENTO DE REQ.
RF01	90.00%	100.00%	100.00%	100.00%	97.50%	93.19%
RF02	100.00%	85.00%	90%	100.00%	93.75%	
RF03	90.00%	92.00%	100.00%	100.00%	95.50%	
RF04	95.00%	96.00%	100.00%	95.00%	96.50%	
RF05	95.00%	100.00%	100.00%	90.00%	96.25%	
RF06	100.00%	74.00%	100.00%	80.00%	88.50%	
RF07	95.00%	95.00%	100.00%	90.00%	95.00%	
RF08	100.00%	100.00%	79.00%	90.00%	92.25%	
RF09	90.00%	75.00%	79.00%	90.00%	83.50%	

Después de evaluar el cumplimiento de requerimientos con juicio de expertos, tenemos que el “sistema web para predecir la demanda de productos” cumple en un 93.19%, por lo que se concluye que se han cumplido de manera satisfactoria.

IV.3. Impactos esperados

IV.3.1. Impactos económicos

La aplicación web permitirá disminuir los costos elevados de almacenamiento, así como también los de envío. Además, será posible llevar un mejor control de las entradas y salidas de los productos, permitiendo prever qué productos necesitan reponerse o

los que están teniendo menos salida. Esto mejorará el flujo de efectivo en la empresa, aumentando su rentabilidad.

IV.3.2. Impactos sociales

El uso de la aplicación mejorará la labor de los trabajadores, aumentando su productividad y, por consecuencia, podrán dar un mejor servicio al cliente. Esto permitirá un crecimiento a la empresa que, a su vez, generará más empleos.

IV.3.3. Impactos en tecnología

La aplicación web, además de optimizar los procesos existentes, podrá predecir con mayor exactitud la demanda de los productos en la empresa. Esto gracias a un algoritmo de predicción de Inteligencia Artificial, el cual se fijará en patrones de estacionalidad que tienen los productos y con una data histórica de 3 años.

IV.3.4. Impactos ambientales

La utilización de la aplicación web permitirá reducir el uso de papel, ya sea para documentación, registro o envío de productos. El sistema almacenará dicha información, la cual podrá estar disponible desde cualquier dispositivo conectado a internet.

V. DISCUSIÓN

-Determinar el algoritmo óptimo para la predicción de la demanda de productos e implementarlo en la aplicación.

Díaz [8] desarrolla el algoritmo ARIMA basado en series temporales para predecir la demanda de los medicamentos en una clínica durante un período de tiempo, logrando que se pueda conocer cuándo comprar y que comprar para satisfacer la demanda de los clientes. Por otro lado, en [9] plantean un prototipo de aplicación web basada en un algoritmo de Red Neuronal en tiendas minoristas, basándose en data de un repositorio externo para entrenar el algoritmo y en el método de clasificación EOQ, permitiéndoles predecir la demanda teniendo como objetivo reducir costos de inventario.

A diferencia de los autores antes citados, para la presente investigación se toma data real de tres años de ventas de la empresa en estudio y con el apoyo de un algoritmo de regresión lineal se logra tener una predicción de demanda de los productos que generaron mayor rentabilidad a la empresa, identificados a través del método de clasificación ABC, el cual permitió ordenar los mejores productos para la empresa.

-Alcanzar un alto grado de precisión para demostrar que la aplicación desarrollada es confiable

Para determinar el grado de especificidad (precisión) de un sistema inteligente, Reaño [39] lo determinó basándose en la probabilidad de que existan verdaderos negativos y falsos negativos en pacientes que podrían sufrir dermatofitosis. Para ello, realizó un entrenamiento a la red convolucional con 36 imágenes, obteniendo una probabilidad de 0.8333 de verdaderos negativos, lo que demuestra un alto grado de especificidad.

Para esta investigación, a diferencia de la mencionada con anterioridad, para evaluar el grado de precisión se tuvo apoyo de la métrica MAPE, en la cual se tomaron productos al azar del 2021 y predicciones de dos meses (agosto y setiembre). Aplicando la fórmula MAPE, con valores mínimos y máximos de venta, se determinó un 88.7% y un 86.59% de precisión para cada mes.

-Validar los criterios de usabilidad de la aplicación web basada en un estándar de calidad

Chafloque y Nevado [40] evalúan diferentes criterios y métricas de usabilidad basándose en el estándar de calidad ISO 9146, determinándolo como el más propicio y teniendo 3 métricas principales: Eficacia, eficiencia y satisfacción. Estas métricas determinan, por ejemplo, cuántas tareas pueden realizarse, el tiempo que se toma y los clientes que califican como satisfactorio un producto. Finalmente, se logró un 95% de eficacia, 93 segundos como satisfactorio para lograr un conjunto de instrucciones, y un 83% de satisfacción por parte de los clientes. Por otro lado, Ramírez [41] plantea validar la usabilidad de un sistema experto basándose en el modelo TAM y otras métricas que permitan evaluar la satisfacción del usuario final y la aceptación del experto, obteniendo resultados favorables en ese proceso.

Similar a Chafloque y Nevado, en esta investigación se aplicó también un estándar de calidad; en este caso, la norma ISO 25010, ya que de ese modo la medición de los criterios puede ser más exacta. Dicho estándar hace énfasis en la capacidad de aprendizaje, adecuación y protección frente a errores que presenta el sistema web. Adicionalmente, tal como es en el caso de Ramírez, se logró encuestar a los usuarios finales, como trabajadores del negocio, y se complementó con profesionales externos, logrando determinar que la aplicación web cumple con todos los criterios evaluados con una valoración alta.

-Verificar el cumplimiento de requisitos para asegurar el correcto funcionamiento de la aplicación web mediante juicio de expertos

Según Borja & Cuji [42], plantean la verificación de requerimientos de un sistema de matrícula y calificaciones a través de criterios como la correctitud y completitud, donde se realizan preguntas a los usuarios finales sobre los tiempos de respuesta y de desarrollo, el tipo de contenido a mostrar, interfaces internas, entre otros. Las respuestas a estas preguntas tienen tres opciones: SÍ, NO y N/A. Obtuvo un porcentaje medio/alto de cumplimiento de los requerimientos planteados.

Similar a lo planteado por Borja & Cuji, en la presente investigación se verificó el cumplimiento de los requisitos funcionales a través de una encuesta realizada a expertos del rubro tecnológico; las respuestas tuvieron dos opciones: SÍ y NO, logrando un cumplimiento alto, lo que demuestra que se cumplió de manera satisfactoria con todos los requisitos planteados al inicio del desarrollo de la aplicación.

VI. CONCLUSIONES

A modo general, dando respuesta a la formulación de la pregunta planteada:

Se implementó la aplicación web teniendo como base al algoritmo de regresión lineal, el cual permitió predecir la demanda de cada producto tomando en cuenta un mes específico. Esto se logró teniendo como información para el algoritmo data histórica de ventas de tres años de la empresa ferretera.

Las conclusiones de la presente investigación indican que:

Se determinó un algoritmo de regresión lineal como el más óptimo, el cual se encuentra dentro del aprendizaje supervisado y para lograr que la predicción de la demanda sea lo más precisa posible se lo entrenó con data histórica de ventas de tres años. La integración se logró exitosamente con la librería TensorFlow.js y el *framework* Laravel. Para un mayor detalle, se sugiere revisar *el ítem IV.2.1 del capítulo IV. Resultados*.

Se reajustó la métrica MAPE para evaluar la precisión del algoritmo de regresión lineal, tomando data histórica del año 2021, logrando alcanzar un alto grado de precisión (87.64%), demostrando que la aplicación web desarrollada es muy confiable. Se puede revisar *el ítem IV.2.2 del capítulo IV. Resultados* para un mejor entendimiento.

Se validaron los criterios de usabilidad tomando como referencia el estándar de calidad de la norma ISO 25010 y, basándose en seis indicadores aplicados a través de encuestas a trabajadores del negocio (así como a profesionales externos), se determinó un cumplimiento alto (90%) en los criterios de usabilidad

comprendidos en esta norma, los cuales son: Adecuación Reconocible (IAR), Capacidad de Aprendizaje (ICA), Operabilidad (IO), Protección contra Errores del Usuario (IPE), Estética de la Interfaz (IEI) y Accesibilidad (IA). Para la visualización de las encuestas, se sugiere revisar el **Anexo 3. Encuesta – Criterios de Usabilidad.**

Se definieron 09 requerimientos funcionales (RF) para la aplicación web y se verificó mediante una encuesta aplicada a expertos, que cuentan con años de experiencia en el área de Desarrollo de Software, que se cumplió satisfactoriamente todos los RF con un 93.19%. Para visualizar la encuesta aplicada, se recomienda revisar el **Anexo 04. Encuesta de cumplimiento de RF.**

VII. RECOMENDACIONES

Con el fin de incentivar la ejecución de otros proyectos de investigación y/o resultados obtenidos, se presentan las siguientes recomendaciones:

1. Se puede implementar un módulo en el que se ingresen nuevas variables y estas puedan ser tomadas en cuenta por un algoritmo de regresión con múltiples variables, lo que podría predecir la demanda de productos a niveles más específicos (categorías, líneas, etc.)
2. Algunos productos en diversos negocios suelen presentar estacionalidad. Por ejemplo, los helados y el agua suelen venderse más en verano. Para casos como esos, se podría tomar en cuenta la estacionalidad en el algoritmo o usar un algoritmo que contemple ello. De ese modo, se puede tener una predicción más precisa teniendo en cuenta dicho factor.
3. Se podría implementar un algoritmo de clasificación o *clustering* cuando se requiera agrupar productos para alguna necesidad en particular, como comprar productos específicos a un proveedor.
4. Para esta investigación, como se mencionó, se empleó el método de clasificación ABC para generar una mayor rentabilidad al negocio; sin embargo, cuando las demandas son conocidas, como en las fábricas o negocios que requieren cantidades constantes de productos, se podría aplicar el método de clasificación EOQ para determinar la cantidad óptima de productos que se deben solicitar en cada pedido y así reducir los costos de materia prima.

VIII. REFERENCIAS

[1] C. Vidal, “Fundamentos de gestión de inventarios”, Colombia: Universidad del Valle, 2005, tercera edición. [En línea] Disponible en: <https://dokumen.tips/documents/48840229>

[2] N. Bernal & A. López, “Desarrollo de un prototipo de sistema de facturación e inventarios para tiendas minoristas de ropa que mediante redes neuronales mejore el control de inventarios,” tesis de pregrado, Universidad Autónoma de Bucaramanga, Colombia, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://repository.unab.edu.co/12050/>

[3] América Economía, “Mala gestión de inventarios, una de las principales causas de quiebre de las PyMes”, 2017. [En línea]. Disponible en: <https://mba.americaeconomia.com/mala-gestion-de-inventarios>

[4] A. Correa; R. Gómez & J. Cano, "Gestión de almacenes y Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC)", Universidad ICESI, Colombia, 2010. [En línea]. Disponible en: <https://www.redalyc.org/21218/>

[5] Comex Perú, "Las micro y pequeñas empresas en el Perú", 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.comexperu.org.pe/132421/>

[6] INEI, “Perú: Principales resultados de la Encuesta Nacional de Empresas”, Perú: Lima, 2017. [En línea]. Disponible en: <https://www.inei.gob.pe/232452/>

[7] D. Bernaola & P. Varillas, "Sistema predictivo con Machine Learning para la gestión de inventario para la empresa Inversiones Ferreteras Mendoza SAC", Universidad César Vallejo, Perú, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/1246928/>

[8] O. Díaz, “Implementación de una aplicación de inteligencia de negocios para predecir la demanda de medicamentos en una clínica de Chiclayo”, USAT, Perú, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://tesis.usat.edu.pe/2012423/>

[9] J. Guaranda & E. Saltos, "Prototipo de aplicativo web aplicando algoritmo IA en la gestión del control de inventario para la empresa GISS SPA", Universidad de Guayaquil, Ecuador, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://repositorio.ug.edu.ec/49573>

[10] C. Guevara, "Desarrollo de un sistema en entorno web para el control de la gestión del inventario de la empresa cuenca llantas, utilizando como framework de desarrollo Laravel", Universidad de Guayaquil, Ecuador, 2017. [En línea]. Obtenido de: <repositorio.ug.edu.ec/232723>

[11] H. Higa, "Análisis de pronóstico de demanda para poder gestionar el inventario aplicado al sector salud", Universidad de Lima, Lima, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.ulima.edu.pe/15234>

[12] J. Jiménez, "Sistema web con Datamart aplicando Machine Learning para controlar el inventario y predecir las ventas en la empresa LeoGan Motors, año 2022", UCV, Piura, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/1269299/>

[13] M. Quintanilla & N. Santiago, "Sistema web de gestión de inventarios de almacén para la empresa Servicell Nakeshi", UCV, Lima, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/692657/>

[14] N. Vergara, "Gestión de inventarios mediante el Sistema Q para medir la efectividad en el área de almacén en la empresa Dulcemanía EIRL", USAT, Chiclayo, 2020. [En línea]. Disponible: <http://tesis.usat.edu.pe/2012423/>

[15] L. Santa 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.", USAT, Chiclayo, 2020. [En línea]. Disponible: <https://tesis.usat.edu.pe/3772/>

[16] S. Luján, "Programación de Aplicaciones web: Historia, principios básicos y clientes web," Editorial Club Universitario, Alicante, España

- [17] PHP, “Manual de PHP,” 2001-2021. [En línea]. Obtenido de: <https://www.php.net/manual/es/intro-whatism.php>
- [18] R. Menéndez, “Lenguaje de Programación JavaScript,” UMU, España. [En línea]. Obtenido de: <https://www.um.es/lenguaje-JavaScript.pdf>
- [19] J. Santana & E. Farfán, “El arte de programar en R. Un lenguaje para la Estadística”, México: Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, 2014. [En línea]. Disponible en: cran.r-project.org/programar_en_R.pdf
- [20] J. Gauchat, “El gran Libro de HTML, CSS3 y Javascript”, España: Marcombo, Barcelona, 2012. [En línea]. Obtenido de: <jovenclub.cu/uploads/201310>
- [21] A. Deyimar, «¿Qué es Bootstrap? – Una guía para principiantes», Hostinger, 2023. [En línea]. Obtenido de: <hostinger.es/que-es-bootstrap>
- [22] MySQL, “MySQL 8.0 Reference Manual, including MySQL NDB Cluster 8.0”, 2023. [En línea]. Obtenido de: <mysql.com/docs/refman-8.0-en.pdf>
- [23] P. Denzer, “PostgreSQL”, Chile: UTFSM, 2002. [En línea]. Obtenido de: <profesores.elo.utfsm.cl/elo330>
- [24] Management Solutions, “Machine Learning, una pieza clave en la transformación de los modelos de negocio”, Perú, 2018. [En línea]. Obtenido de: <managementsolutions.com/publicaciones/machine-learning.pdf>
- [25] L. Sandoval, “Machine learning algorithms for data analysis and prediction”, revista tecnológica N° 11, ITCA-FEPADE: El Salvador, 2018. [En línea]. Disponible en: <www.redicces.org/10972>
- [26] J. Bagnato, “Principales algoritmos usados en Machine Learning,” España, 2017. [En línea]. Obtenido de: <machinelearning.com/algoritmos-en-machine-learning/>

- [27] Amazon Forecast, “Developer Guide”. [En línea]. Disponible en: docs.aws.amazon.com/forecast-arima
- [28] MH Education, “La oferta, la demanda y el mercado”. [En línea]. Obtenido de: mheducation.es/guide/8448181042.pdf
- [29] J. Mentzer & C. Bienstock, “Gestión de previsión de ventas: Un enfoque de gestión de la demanda,” California, Estados Unidos: Sage Publications, 1998
- [30] P. Kotler, Dirección de Marketing. 14 edición. México: Pearson Educación, 2012.
- [31] ArRacking, “Método ABC de inventarios en almacén: Origen, características y ventajas”, 25 marzo 2021. [En línea]. Obtenido de: <https://www.ar-racking.com/metodo-abc>.
- [32] EAE Business School, “EOQ: el control más sencillo para los inventarios”, 21 abril 2021. [En línea]. Obtenido de: <https://logistica.es/modelo-eoq/>
- [33] Hubspot, “PEPS: qué es, cómo implementarlo”, 2020. [En línea]. Obtenido de: <https://metodo-peps/>
- [34] C. Méndez, Metodología de La Investigación, México: Editorial Limusa, 2014.
- [35] Sinnaps, «Metodología Scrum,» 2021. [En línea]. Obtenido de: sinnaps.com/metodologia-scrum
- [36] P. Chapman, J. Clinton, R. Kerber et al, “CRISP-DM 1.0 step-by-step data mining guide”, Technical report, 2000.
- [37] J. McCall, P. Richards y C. Walters, Factors in Software Quality, New York: General Electric Company, 1977.

[38] J. Nissi; J. Smaros; T. Ylinen & T. Ala-Risku, "Measuring forecast accuracy: approaches to forecast accuracy measurement". [En línea]. Disponible en: relexsolutions.com/measuring-forecast-accuracy/

[39] J. Reaño, "Sistema Inteligente para la identificación de dermatofitosis en pacientes de un centro dermatológico de la ciudad de Chiclayo", USAT, Chiclayo, 2021. [En línea]. Disponible en: usat.edu.pe/41240

[40] E. Chafloque & J. Nevado, "Evaluación de la usabilidad en las interfaces de usuario de las aplicaciones web mediante normas de calidad", Pimentel, Chiclayo, 2016. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.uss.edu.pe/540242>

[41] L. Ramirez, "Sistema experto para apoyar el diagnóstico de conducta de los estudiantes del nivel secundario de una institución educativa particular de Chiclayo", Chiclayo: USAT, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://tesis.usat.edu.pe/506731>

[42] C. Borja & V. Cuji, "Metodología para la especificación de requerimiento de software basado en el estándar IEEE 830-1998", Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador, 2013. [En línea]. Disponible en: dspace.ups.edu.ec/UPS-CT002757.pdf

IX. ANEXOS

**ANEXO N° 01. CONSTANCIA DE APROBACIÓN DEL PRODUCTO
ACREDITABLE DE LA ENTIDAD DONDE SE EJECUTÓ LA TESIS**



MULTISERVICIOS CHINO KAM E.I.R.L.
"AÑO DEL FORTALECIMIENTO DE LA SOBERANÍA NACIONAL"

CARTAN. 004-2023

ASUNTO: CONSTANCIA DE APROBACIÓN DEL PRODUCTO ACREDITABLE

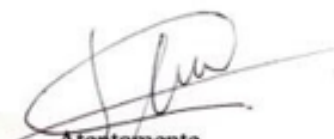
TRABAJO DE INVESTIGACIÓN:

APLICACIÓN WEB BASADA EN MACHINE LEARNING PARA PREDECIR LA DEMANDA DE PRODUCTOS EN LA EMPRESA MULTISERVICIOS CHINO KAM

De nuestra consideración:

Quien suscribe y en representación de MULTISERVICIOS CHINO KAM E.I.R.L., en mi calidad de Administrador, es grato dirigirme a usted con la finalidad de saludarlo cordialmente, asimismo, mediante la presente se suscribe que, habiendo revisado el producto acreditable de la tesis que lleva como título "APLICACIÓN WEB BASADA EN MACHINE LEARNING PARA PREDECIR LA DEMANDA DE PRODUCTOS EN LA EMPRESA MULTISERVICIOS CHINO KAM", presentado por el estudiante MARTINEZ SOPLAPUCO LISLE JOSE ALONSO identificado con código universitario 171TD71211 de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Santo Toribio de Mogrovejo, se certifica la culminación exitosa, el correcto funcionamiento y el cumplimiento de los requisitos establecidos, aportando a satisfacer las necesidades de la empresa, habiéndole dado las facilidades, permisos y apoyo pertinentes en acceder a la información necesaria para el desarrollo de la tesis, así mismo mencionar que se tomaron las medidas sanitarias de seguridad.

Reitero mi especial consideración y estima.

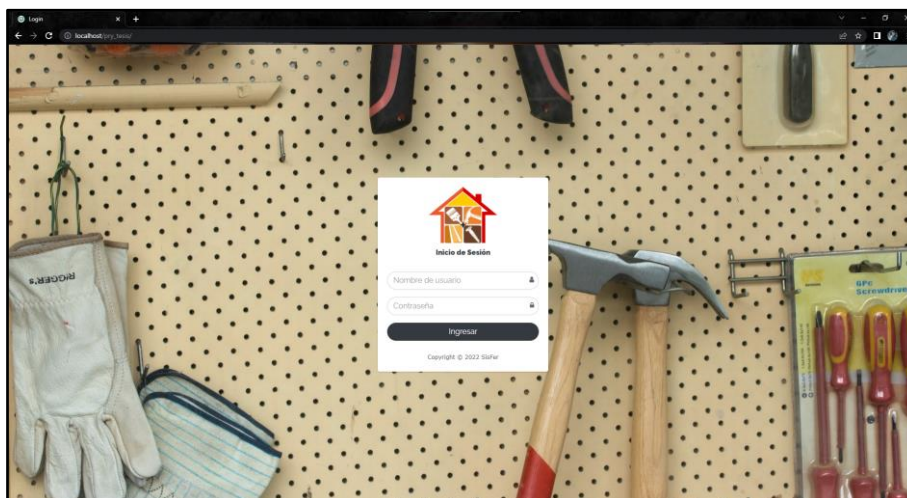

 Atentamente,
Leonardo Vásquez Madrid

Administrador
 MULTISERVICIOS CHINO KAM E.I.R.L.
 Cal. Elvira García y García Mza. C Lote. 5 – Chiclayo

Chiclayo, abril del 2023

ANEXO N° 02. MANUAL DE USUARIO

○ *Interfaz Login*



El usuario inicia su sesión con las credenciales otorgadas por el administrador del sistema y el sistema le muestra las vistas según su rol.

○ *Interfaz Principal*

NOMBRE	STOCK	ESTADO
CLAVES 2" (Min: 10)		Sin stock
TORNILLO 2 1/4" (Min: 10)		Sin stock
PIRNAS (Min: 10)		Sin stock
ALICATE (Min: 10)		Sin stock
BROCA (Min: 10)		Sin stock
CARDANO (Min: 10)		Sin stock
BRUJAS 800 (Min: 10)		Sin stock
ESCALERA (Min: 10)		Sin stock
CERREJO (Min: 10)		Sin stock
TALADRO (Min: 10)		Sin stock

Esta es la primera vista al iniciar. Se aprecia el total de ventas diarias con el monto de ellas. Adicionalmente, el sistema muestra los productos por vencer y los productos por agotarse; ello indica al administrador alertas para tomar una acción frente a esos productos.

○ *Gestionar Personal*

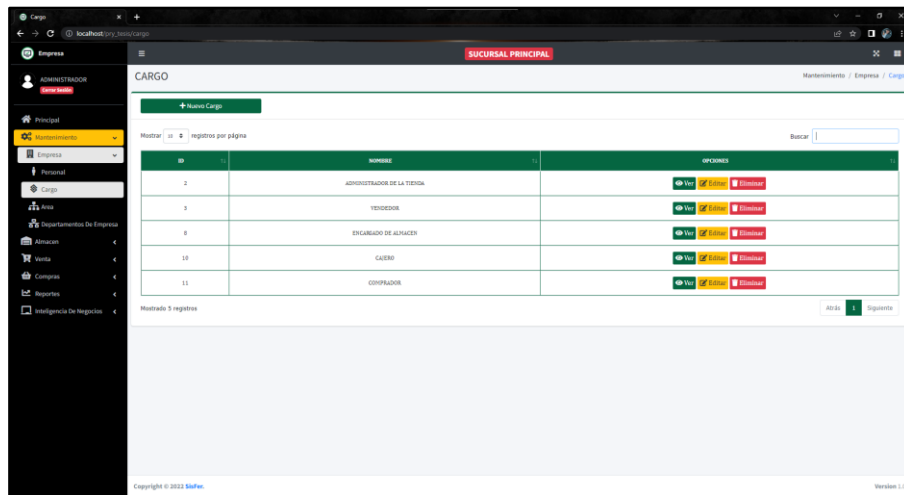
TIPO DE PERSONAL	PERSONAL	DIRECCION	CELULAR/WHATSAPP	CARGO	ESTADO	ESTADO	OPCIONES
DNI	INVITADO INVITADO INVITADO	KILNICE 800	945645434	ADMINISTRADOR DE LA TIENDA	INVITADO	ACTIVO	CO ✓
DNI	VENDEDOR VENDEDOR VENDEDOR	PONALCA 123	945845239	VENDEDOR	VENDEDOR	ACTIVO	CO ✓
DNI	ADMINISTRADOR ADMINISTRADOR ADMINISTRADOR	PRUEBA 123	945781025	ADMINISTRADOR DE LA TIENDA	ADMINISTRADOR	ACTIVO	CO ✓
DNI	COMPRADOR COMPRADOR LEIS	PONALCA 234	94324836	COMPRADOR	COMPRADOR	ACTIVO	CO ✓
DNI	ALMACENERO ALMACENERO ALMACENERO	PONALCA 234	93346783	ENCARGADO DE ALMACEN	ALMACEN	ACTIVO	CO ✓

Gestionar Personal permite listar el personal existente que labora en la empresa Multiservicios Chino KAM. Asimismo, permite al administrador modificar estos datos en caso lo requiera.

○ *Gestionar Personal > Registrar Personal*

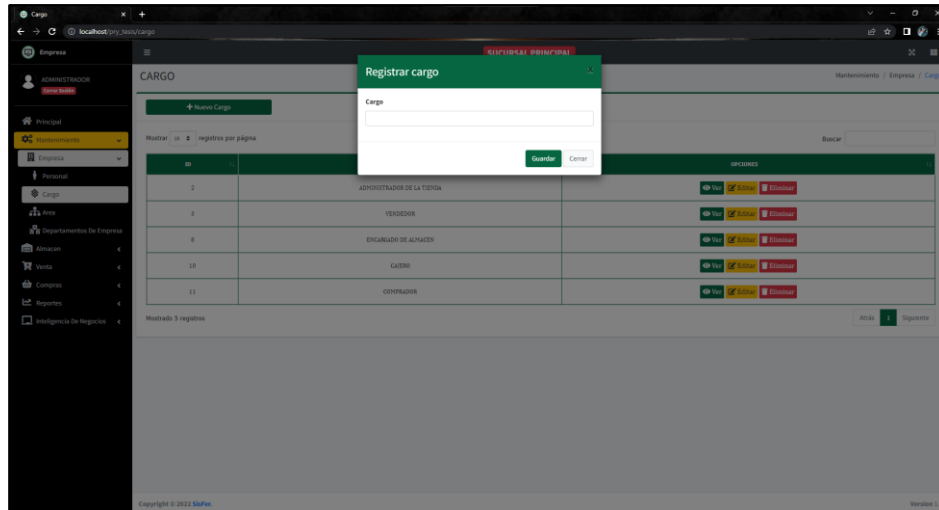
Dentro del registro, se insertan los datos del nuevo personal, como su DNI, nombres, dirección, entre otros; así también, las credenciales de inicio de sesión al sistema.

○ *Gestionar Cargos*



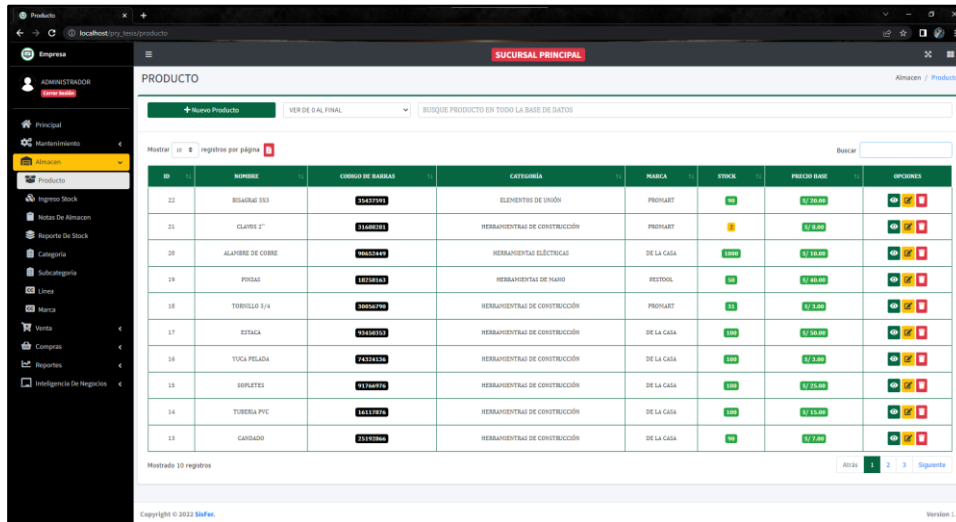
Gestionar Cargo permite mostrar los roles registrados para cada usuario que labora en la empresa Multiservicios Chino KAM. No obstante, también permite al administrador modificar estos datos y dar de baja al rol o cargo cuando es necesario.

○ *Gestionar Cargos > Registrar Cargo*



Registrar Cargo permite ingresar un nuevo cargo para la empresa Multiservicios Chino KAM.

○ *Gestionar Productos*

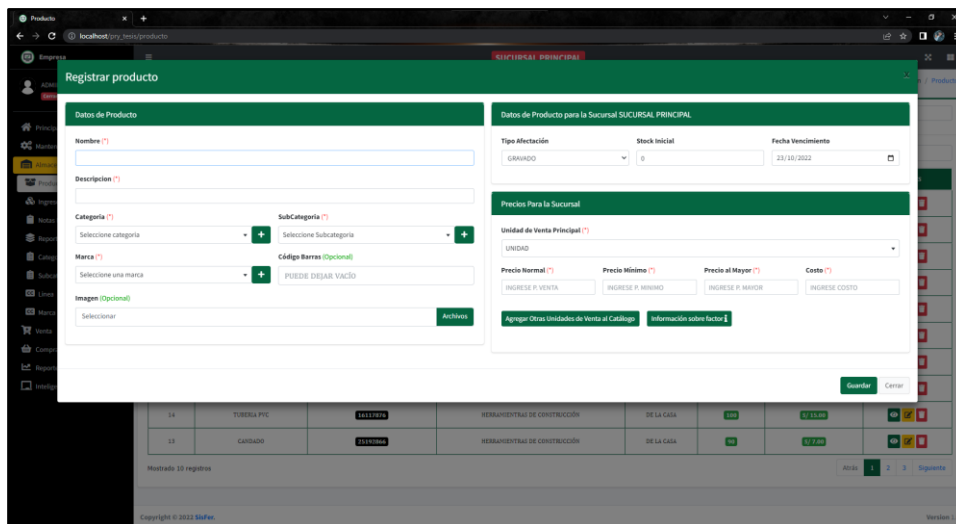


The screenshot shows a web application interface for managing products. The main content is a table with the following columns: ID, NOMBRE, CÓDIGO DE BARRAS, CATEGORÍA, MARCA, STOCK, PRECIO BASE, and OPCIONES. The table contains 10 rows of product data.

ID	NOMBRE	CÓDIGO DE BARRAS	CATEGORÍA	MARCA	STOCK	PRECIO BASE	OPCIONES
22	BIGUERA 1/3	51472913	ELEMENTOS DE UNIÓN	PRIMAET	04	17.20.00	[Icons]
21	CLAVES 2"	51480203	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	PRIMAET	04	17.80.00	[Icons]
20	ALAMBRE DE COBRE	00052849	HERRAMIENTAS ELÉCTRICAS	DE LA CASA	0000	17.10.00	[Icons]
19	PIRNAS	18232843	HERRAMIENTAS DE MANO	PISTOOL	04	17.40.00	[Icons]
18	TORNILLO 3/4	50024760	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	PRIMAET	04	17.50.00	[Icons]
17	ESTACA	03040033	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	0000	17.00.00	[Icons]
16	YUCA PELADA	74324334	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	0000	17.30.00	[Icons]
15	APLETES	41760076	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	0000	17.20.00	[Icons]
14	TUBERA PVC	18112076	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	0000	17.15.00	[Icons]
13	CANTADO	23370064	HERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	04	17.70.00	[Icons]

Gestionar Productos permite mostrar los productos existentes en la empresa Multiservicios Chino KAM. Asimismo, permite al administrador modificar y eliminar estos datos en caso de alguna actualización.

○ *Gestionar Productos > Registrar Producto*



The screenshot shows the 'Registrar producto' form. It is divided into two main sections: 'Datos de Producto' and 'Datos de Producto para la Sucursal SUCURSAL PRINCIPAL'. The 'Datos de Producto' section includes fields for Nombre, Descripción, Categoría, SubCategoría, Marca, and Código Barras (Optional). The 'Datos de Producto para la Sucursal SUCURSAL PRINCIPAL' section includes fields for Tipo Afectación, Stock Inicial, Fecha Vencimiento, Unidad de Venta Principal, Precio Normal, Precio Mínimo, Precio al Mayor, and Costo. There are also buttons for 'Agregar Otras Unidades de Venta al Catálogo' and 'Información sobre factor'. The form is overlaid on a blurred view of the product list table.

Dentro del Gestionar Productos, existe la funcionalidad que permite registrar un nuevo producto, en la cual se ingresa todos los datos referenciales de este. Así como su categoría, subcategoría, línea, marca, tipo de afectación que pertenece y los precios de venta y compra.

○ *Gestionar Ingreso Stock*

The screenshot displays the 'INGRESO STOCK' management interface. At the top, there is a header 'SUCURSAL PRINCIPAL' and a sub-header 'Almacén / Ingreso Stock'. Below the header, there are filters for 'Fecha Vencimiento' (set to 'TODO'), 'Estado' (set to 'EN STOCK'), and 'Marca' (set to 'Seleccione una marca'). A search bar is also present. The main content is a table with 11 rows of stock entries. Each row includes a product number, name, unit cost, category, brand, quantity entered, quantity sold, stock level, status, expiration date, and a 'AJUSTAR LOTE' button. The table shows various construction materials like 'TALADRO', 'ESCALERA', 'MARTILLO', etc., all with a unit cost of 1.00.00 and a stock level of 100. The interface also shows a sidebar with navigation options and a footer indicating 'Mostrado 10 registros'.

Nº	NOMBRE	COSTO POR UNIDAD	CATEGORIA	MARCA	CANT. INGRESO	CANT. SALIDA	STOCK	ESTADO	VENCIMIENTO	AJUSTAR LOTE
1	TALADRO	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	3	97	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
2	ESCALERA	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	4	96	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
4	MARTILLO	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
5	CORTA DE HIERRO	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
6	SIKA	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	2	98	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
7	CEMENTO	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	2	98	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
8	MANGUERAS	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
9	BLIQUETES	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
10	LADRILLOS	1.000.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]
11	PESAJENTO	1.00.00	herramientas de construcción	DE LA CASA	100	0	100	En Stock	No tiene vencimiento	[+/-]

El Gestionar Ingreso de Stock permite mostrar los productos que han ingresado al almacén de la empresa Multiservicios Chino KAM. Asimismo, también permite que el administrador pueda modificar y eliminar estos datos en caso haya alguna actualización.

○ *Gestionar Ingreso Stock > Registrar Ingreso Stock*

The screenshot shows the 'INGRESO STOCK' management interface with a modal form titled 'Registrar Ingreso Stock' open. The modal form contains the following fields: 'Cód. Barras (*)', 'Producto (*)', 'Fecha Vencimiento (*)' (with a date picker set to 23/10/2022), 'Cantidad de Ingreso (*)', and 'Costo por Unidad (*)'. There are 'Guardar' and 'Cancelar' buttons at the bottom of the modal. The background shows the same table of stock entries as in the previous screenshot, but it is dimmed. The sidebar and footer are also visible.

Dentro del Gestionar Ingreso de Stock, existe la funcionalidad que permite registrar un nuevo ingreso, en la cual es necesario llenar los campos solicitados como la cantidad y el costo de venta por unidad del producto.

○ *Reporte De Stock*

El Reporte de Stock permite mostrar la demanda de productos que existe en la empresa Multiservicios Chino KAM

NOMBRE	COSTO REFERENCIAL	CATEGORIA	MARCA	ESTADO
CLAYON 2" (Min: 10)	1,50.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	PRONGAT	Bajo Alto
TORNILLO 5/4 (Min: 10)	1,90.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	PRONGAT	Alto Bajo
PVC (Min: 10)	1,50.00	HEERRAMIENTAS DE MURO	PRONGAT	Alto Bajo
ALICATE (Min: 10)	1,50.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo
BROCHAS (Min: 10)	1,50.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo
CAROLDO (Min: 10)	1,50.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo
BISULAS 8X3 (Min: 10)	1,17.50	ELEMENTOS DE UNIÓN	PRONGAT	Alto Bajo
ESCALERA (Min: 10)	1,20.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo
CEMENTO (Min: 10)	1,20.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo
TALABRO (Min: 10)	1,90.00	HEERRAMIENTAS DE CONSTRUCCIÓN	DE LA CASA	Alto Bajo

○ *Gestionar Ventas*

ID	COMPARTANTE	FECHA	TOTAL	CLIENTE	ESTADO	ESTADO RENT	RENTAJE RENT	PERSONAL	OPCIONES
Ninguna coincidencia para la búsqueda									
Total Ventas Cobradas:			S/0.00						
Ningún registro disponible									

El Gestionar Ventas permite mostrar el listado de ventas realizados por la empresa Multiservicios Chino KAM. A su vez, permite filtrar por día, sucursal, y que usuario la realizó y finalmente otorgarnos un reporte, ya sea por solo una venta o del listado de ventas.

○ *Gestionar Ventas > Registrar Nueva Venta*

The screenshot shows the 'Registrar Venta' form. The 'Datos de Venta' section includes fields for 'Tipo Comprante' (CONTROL INTERNO), 'Serie' (C001), 'Correlativo' (754), 'Moneda' (SOLES), and 'Fecha Emisión' (28/10/2022). Below these are fields for 'Nro. Doc.' (11111111), 'Nombre/Razón Social' (CLIENTES VARIOS), and 'Dirección' (DIRECCION X). The 'Datos de Detalle de Venta' section features a table with columns: PRODUCTO, UNIDAD, TIPO PRECIO, PRECIO, CANTIDAD, and SUBTOTAL. The table contains several rows of product data, including 'OP. SANABAS', 'OP. KINERAS', 'OP. EKONERAS', and 'OP. INAFECTAS', each with a quantity of 1 and a price of 0.00. A 'TOTAL' row at the bottom shows a subtotal of 0.00. The form also includes a 'Guardar' button and a 'Cancelar' button.

Dentro del Gestionar Ventas, existe la funcionalidad que permite registrar una nueva venta de los productos de la empresa Multiservicios Chino KAM, en la cual se deben ingresar todos los datos solicitados referente a la venta que se va a realizar.

○ *Gestionar Compras*

The screenshot shows the 'Gestionar Compras' interface. At the top, there is a header 'COMPRAS' and a sub-header 'SUCURSAL PRINCIPAL'. Below this, there are filters for 'Nueva Compra', dates (01-10-2022 to 23-10-2022), and 'SUCURSAL PRINCIPAL'. A search bar is also present. The main area displays a table with the following columns: ID, COMPRANTE, FECHA, TOTAL, MOTIVO, PROVEEDOR, ESTADO, PERSONAL, and OPCIONES. The table contains four rows of purchase records.

ID	COMPRANTE	FECHA	TOTAL	MOTIVO	PROVEEDOR	ESTADO	PERSONAL	OPCIONES
6	CONTROL INTERNO-123-1	19-10-2022	0.00	BAJO STOCK	CONSORCIO DMAT 20469342675	Finalizado	ADMINISTRADOR ADMINSTRADOR ADMINSTRADOR	[Icons]
5	CONTROL INTERNO-123-3	04-10-2022	0.00	SUSPENSION DE STOCK	CONSORCIO DMAT 20469342675	Finalizado	ADMINISTRADOR ADMINSTRADOR ADMINSTRADOR	[Icons]
4	CONTROL INTERNO-1234-1	04-10-2022	0.00	SIN MOTIVO	PROVEEDOR VARIOS 11111111111	Finalizado	ADMINISTRADOR ADMINSTRADOR ADMINSTRADOR	[Icons]
3	CONTROL INTERNO-123-100	09-10-2022	200.00	FRUSTRADA	PROVEEDOR VARIOS 11111111111	Finalizado	ADMINISTRADOR ADMINSTRADOR ADMINSTRADOR	[Icons]

At the bottom of the table, it says 'Mostrado 4 registros' and 'Página 1 de 1'.

El Gestionar Compras permite mostrar el listado de compras de productos realizados por la empresa Multiservicios Chino KAM.

- *Gestionar Compras > Registrar Nueva Compra*

Registrar compra

Datos de compra

Tipo Comprobante: CONTROL INTERNO Serie: INGRESE SERIE Correlativo: INGRESE CORRELATIVO Moneda: SOLES Fecha Emisión: 23/08/2022

RUC Proveedor: RUC Proveedor Razón Social Dirección

Motivo de Compra: INGRESE MOTIVO SI ES QUE TUVIERA

Datos de Detalle de compra

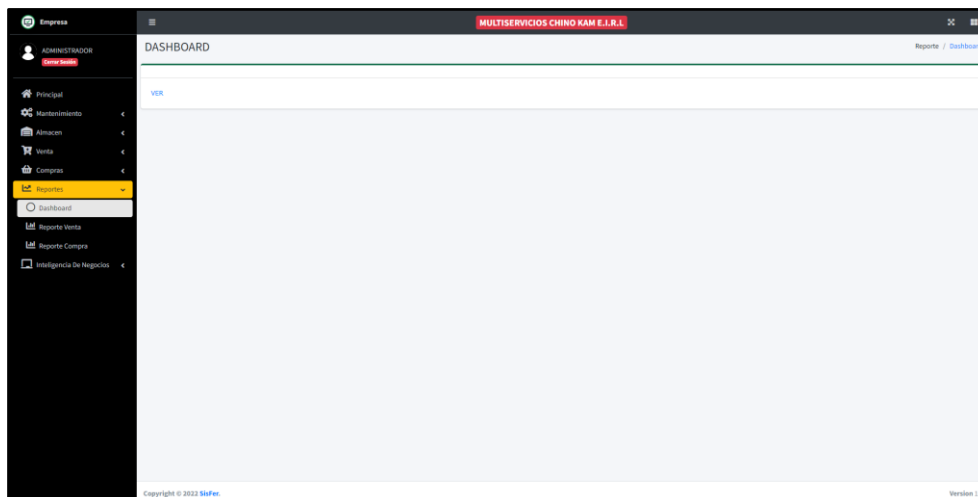
Código de Barras: Código de Barras Producto

PRODUCTO	VENCIAMIENTO	UNIDAD	FACTOR	COSTO	CANTIDAD	SUBTOTAL
					OP. GÁRRAJAS	S: 0,00
					OP. VENTAS	S: 0,00
					OP. EXHIBICIONES	S: 0,00
					OP. IMPACTAS	S: 0,00
					TOTAL	S: 0,00

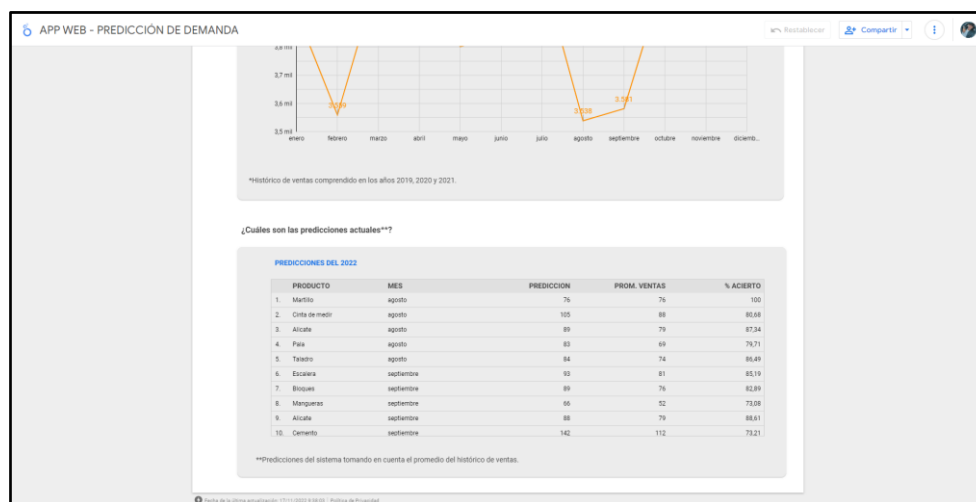
Guardar Cancelar

Dentro del Gestionar Compras, existe la funcionalidad que permite registrar una nueva compra de productos para la empresa Multiservicios Chino KAM, en la cual se deben llenar todos los campos solicitados referente a la compra que se va a realizar.

- *Dashboard (Visualizador de datos)*



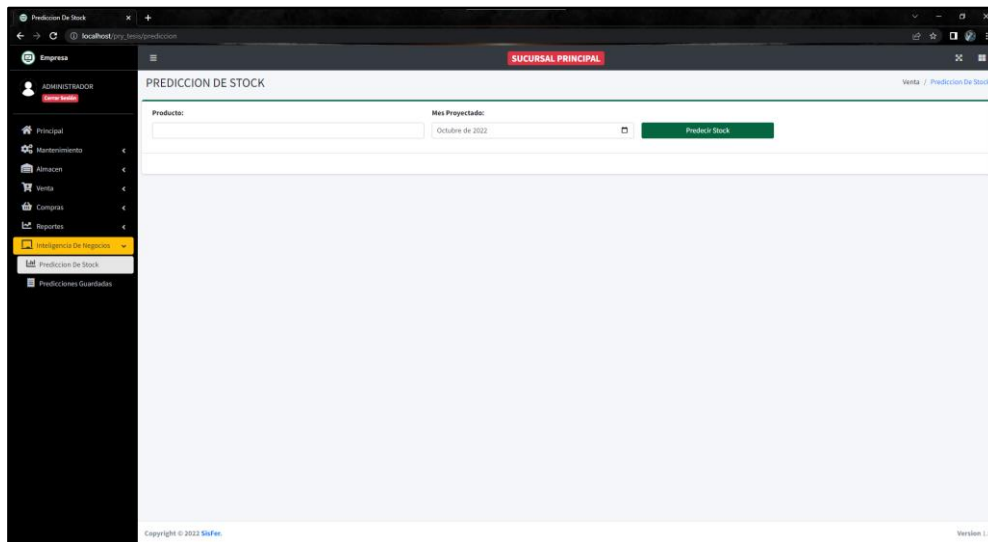
Esta interfaz muestra una funcionalidad que redirecciona a una nueva pestaña para la visualización de datos.



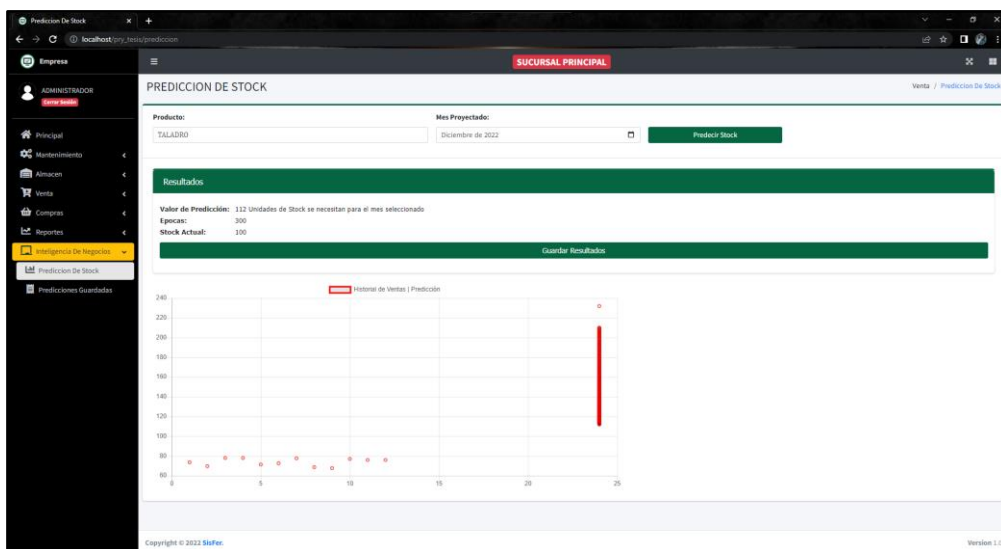
Esta pestaña muestra el histórico de ventas de todos los productos de la Categoría A (15 productos). Inicialmente, muestra el total de ventas de todos los productos con su detalle para cada año. Para una mejor visualización, permite aplicar filtros para ver el crecimiento con respecto a un producto en determinado año.

Así también, existe una tabla dinámica al final que muestra las predicciones que ha generado el sistema con un porcentaje de acierto determinado por la capacidad que tiene para predecir la demanda de los productos.

○ *Gestionar Predicciones*



Esta Historia de Usuario permite realizar la predicción de un producto para un cierto mes y año.



La predicción mostrada, es realizada en base a históricos de las ventas realizada en los meses de 3 años anteriores, permitiendo al algoritmo aprender mediante el número de épocas.

○ *Gestionar Predicciones > Predicciones Guardadas*

PRODUCTO	MES DE PREDICIÓN	AÑO DE PREDICIÓN	PREDICCIÓN DE STOCK	PROM. HISTÓRICO VENTAS	% ACIERTO
TALABRO	AGOSTO	2022	84	78	92.67%
ALICATE	AGOSTO	2022	87	71	80.56%
CINTA DE MEDIR	AGOSTO	2022	102	83	81.37%
MARTELO	AGOSTO	2022	78	65	83.33%
PAJA	AGOSTO	2022	83	71	85.11%
ESCALERA	SEPTIEMBRE	2022	83	78	92.77%
ALICATE	SEPTIEMBRE	2022	88	78	88.21%
MANKERAS	SEPTIEMBRE	2022	84	86	97.54%
BLOQUES	SEPTIEMBRE	2022	87	78	89.66%
CEMENTO	SEPTIEMBRE	2022	143	131	91.61%

Mostrado 10 registros

Copyright © 2022 S&F&F. Versión 1.0

Finalmente, luego de realizar la predicción, el sistema permite la funcionalidad de guardarla para tener como referente para posteriores predicciones. En esta interfaz también se muestra el porcentaje de acierto que se tiene referente la predicción realizada.

ANEXO N° 03. Encuesta – Criterios de Usabilidad

ENCUESTA DE CRITERIOS DE USABILIDAD
BASADA EN EL ESTÁNDAR DE CALIDAD ISO 25010

(Aplicación web basada en Machine Learning para predecir la demanda de productos en la empresa Multiservicios Chino KAM, Alonso Martínez)

Fecha: _____

Usuario: _____

Indicadores Establecidos	Pregunta en el instrumento		Criterios de evaluación				
			Totalmente de acuerdo	De acuerdo	Ni acuerdo ni en desacuerdo	En desacuerdo	Totalmente en desacuerdo
Adecuación reconocible	Pregunta 01	¿Las funciones de la aplicación web son claras y sencillas?					
			Muy fácil	Fácil	Ni fácil ni difícil	Difícil	Muy difícil
	Pregunta 02	¿Cómo considera el acceso a las funciones de la aplicación web?					
			SI		NO		
	Pregunta 03	¿Considera necesario agregar una funcionalidad adicional en la aplicación web?					
Capacidad de aprendizaje			SI		NO		
	Pregunta 04	¿Logra completar tareas específicas de manera simple?					
			Muy bien	Bien	Ni bien ni mal	Mal	Muy mal
	Pregunta 05	¿Cómo se encuentran localizadas las secciones y funciones de la aplicación web?					
			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casi nunca	Nunca
Operabilidad	Pregunta 06	¿Entiende de manera clara las funciones de la aplicación web?					
			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casi nunca	Nunca
Operabilidad	Pregunta 07	Al utilizar la aplicación web, ¿presenta algún tipo de error del sistema?					

			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 08	¿Considera que la aplicación web cuenta con un mecanismo de respuestas a las peticiones apropiado?					
			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 09	¿Puede recordar con facilidad los mensajes o alertas de la aplicación web que considere importante?					
Protección contra errores del usuario			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 10	¿Tiene usted conocimiento sobre qué tipo de datos debe ingresar en cada apartado de la aplicación web?					
Estética de la interfaz			SI		NO		
	Pregunta 11	¿Es visualmente agradable utilizar la aplicación web?					
			SI		NO		
	Pregunta 12	¿Recomendaría el uso de la aplicación web?					
Accesibilidad			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 13	¿Le toma demasiado tiempo realizar alguna actividad en la aplicación web?					
			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 14	¿Con qué frecuencia confunde los botones o etiquetas de la aplicación web?					
			Siempre	Casi siempre	Ocasionalmente	Casirunca	Nunca
	Pregunta 15	¿Es complicado leer los elementos escritos en la plataforma con los tamaños elegidos para el texto?					

ANEXO N° 04. Encuesta – Cumplimiento de requerimientos funcionales
**ENCUESTA DE CUMPLIMIENTO DE REQUERIMIENTOS
 FUNCIONALES**

*(Aplicación web basada en Machine Learning para predecir la demanda
 de productos en la empresa Multiservicios Chino KAM, Alonso Martínez)*

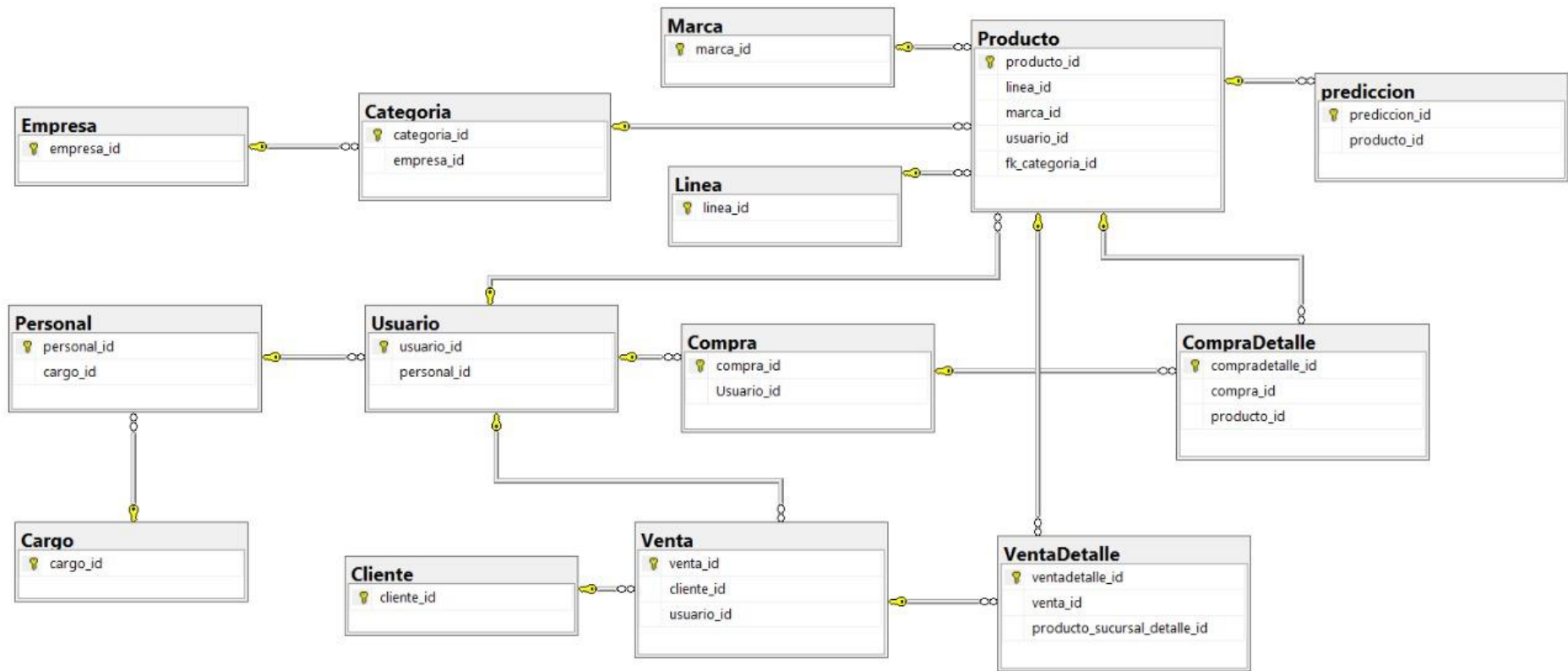
Fecha: _____

Usuario: _____

N°	Requerimiento Funcional	HU relacionada	Cumplimiento			Valoración	Comentario
			No Cumple (0) %	Cumple Parcialmente (1-79) %	Si Cumple (80-100) %		
RF 01	El sistema permitirá realizar el registro de personal, así también se podrá editar información de este o darle de baja.	H1 – Gestionar personal					
RF 02	El sistema permitirá registrar los diferentes cargos o roles, así como las áreas en la empresa	H2 – Gestionar cargos H3 – Gestionar áreas					
RF 03	El sistema podrá registrar los detalles de las áreas y los departamentos de la empresa.	H4 – Gestionar departamentos					
RF 04	El sistema permitirá gestionar el ingreso de productos y su registro, así como el stock - incluyendo un reporte- y notas de almacén.	H5 – Gestionar productos H6 –Ingreso de stock H7 – Gestionar notas de almacén H8 – Reporte de stock					
RF 05	La gestión de los productos tomará en cuenta la inclusión de categorías y subcategorías, así también las líneas y marcas a los que estos pertenecen.	H9 – Gestionar categorías H10 - Gestionar subcategorías H11 – Gestionar líneas H12 – Gestionar marcas					

RF 06	Las ventas se podrán realizar a diferentes clientes y se podrá editar en caso el usuario tenga errores de digitación o desee agregar más productos a la venta.	H13 – Gestionar ventas					
RF 07	El sistema permitirá registrar las compras que se adquieren en la empresa a diferentes proveedores. Deberá permitir agregar más productos, anular la compra y actualizar el stock.	H14 – Gestionar compras H15 – Gestionar proveedor					
RF 08	El sistema permitirá predecir la demanda de los productos que generan la mayor rentabilidad a la empresa, teniendo como histórico ventas no menores a tres años. También permitirá registrar esas predicciones.	H18 – Gestionar predicciones					
RF 09	En el sistema se permitirá la visualización de los reportes enfocados a las compras y ventas registradas.	H16 – Reporte de ventas H17 – Reporte de compras					

ANEXO N° 05. Diagrama de Base de Datos



ANEXO N° 06. Pruebas de Caja Negra

CASO N° 01: PCN-01: GESTIONAR PRODUCTOS

Gestionar productos		Fecha: 20/11/2022		
HU relacionada: HU5				
Descripción: El administrador registra los productos al sistema contemplando ciertas restricciones; asimismo, los datos de los productos deberían editarse y permitir dar de baja.				
No	Tipo de prueba	Datos de prueba	Resultado esperado	Cumple
1	Funcional	Campos obligatorios vacíos	No guardar información.	SÍ
2	Funcional	Listar Categorías, subcategorías	Categorías y subcategorías listadas, permite seleccionar un dato en cada una.	SÍ
3	Funcional	Código	Establecer comunicación con la base de datos y asignar un código automático.	SÍ
4	Funcional	El stock inicial no debe aceptar negativos.	Campo stock inicial no acepta negativos.	SÍ
5	Comunicación	Dar click al botón subir imagen	Establecer comunicación con la base de datos y guardar la imagen. Es opcional.	SÍ
6	Comunicación	Dar click al botón ver	Establecer comunicación con la base de datos y permitir ver los datos ingresados del producto.	SÍ
7	Comunicación	Dar click al botón editar	Establecer comunicación con la base de datos y modificar en la tabla correspondiente.	SÍ
8	Comunicación	Dar click al botón eliminar	Establecer comunicación con la base de datos y dar de baja en la tabla que corresponde.	SÍ

CASO N° 02: PCN-02: GESTIONAR VENTA

Registrar venta		Fecha: 21/11/2022		
HU relacionada: HU13				
Descripción: El sistema debería registrar las ventas, considerando cantidades positivas y que los datos estén completos. Después de realizar la venta, debería cargar el listado de estas. Así también, cuando se desea anular la venta, las cantidades vendidas deberían regresar al stock.				
ni	Tipo de prueba	Datos de prueba	Resultado esperado	Cumple
1	Funcional	Campos obligatorios vacíos	No guardar información.	SÍ
2	Funcional	Productos no seleccionados	Ingrese o seleccione productos a vender. No se registra la venta.	SÍ
3	Funcional	La cantidad ingresada debe ser un número positivo.	Cantidad ingresada positiva y diferente de 0.	SÍ
4	Funcional	Costo numérico positivo o mayor a 0.	Costo unitario acepta decimales, es diferente de 0.	SÍ
5	Funcional	Venta registrada	Listado de ventas después de registrar una nueva.	SÍ
6	Funcional	Venta anulada	Las cantidades vendidas en el detalle de venta regresan al stock.	SÍ

ANEXO N° 07. Pruebas de Caja Blanca

CASO N° 01: PCB-01: INGRESAR STOCK

Formato de casos de prueba	
Tipo de prueba:	Unitaria (Caja Blanca) método "Ingresar stock"
Objetivo:	Validar que el sistema permita registrar los ingresos de los productos.
Caso N° 01: PCB-01: Ingresar stock	
Descripción:	Datos correctos: Nuevo ingreso de productos. Datos incorrectos: Ingreso de caracteres.
Entradas:	Cantidad y costo de productos.
Salida esperada:	Registro exitoso de nuevo stock. Stock del producto actualizado.

```

1
2 function lote_form(usuario_act, productosucursaldetalle_id){ ← 1
3   $.ajax({
4     type: "POST",
5     url: VISTA_URL+"vencidoslote/lote_form.php",
6     async: true,
7     dataType: "html",
8     data: ({
9       action: usuario_act,
10      productosucursaldetalle_id: productosucursaldetalle_id
11    }),
12    beforeSend: function() {
13      $('#h3_modal_title').text('Cargando Formulario');
14      $('#modal_mensaje').modal('show');
15    },
16    success: function(data){
17      $('#modal_mensaje').modal('hide');
18      if(data != 'sin_datos'){
19        $('#div_modal_lote_form').html(data);
20        $('#modal_registro_lote').modal('show');
21
22        if(usuario_act == 'L' || usuario_act == 'E')
23          form_desabilitar_elementos('form_lote');
24        modal_hidden_bs_modal('modal_registro_lote', 'limpiar');
25      }
26    } else{

```

```

26     ... else{
27     ...     var modulo = 'lote';
28     ...     var div = 'div_modal_lote_form';
29     ...     permiso_solicitud(usuario_act, productosucursaldetalle_id, modulo, div);
30     ...     }
31     ... },
32     ... complete: function(data){
33     ...
34     ... },
35     ... error: function(data){
36     ...     $('#box_modal_mensaje').addClass('box-danger').removeClass('box-info');
37     ...     $('#overlay_modal_mensaje').removeClass('overlay').empty();
38     ...     $('#body_modal_mensaje').html('ERROR!:' + data.responseText);
39     ...
40     ... }
41     ... });
42     ... }

```

CASO N° 02: PCB-02: PREDECIR STOCK

Formato de casos de prueba	
Tipo de prueba:	Unitaria (Caja Blanca) método “Predecir stock”
Objetivo:	Validar que el sistema pueda procesar información y retornar una predicción mediante un histórico de ventas anteriores.
Caso N° 02: PCB-02: Predecir stock	
Descripción:	Datos correctos: Histórico de ventas. Datos incorrectos: Verificar calidad de datos.
Entradas:	Productos, meses proyectados, épocas de aprendizaje, array de data histórica.
Salida esperada:	Valor de la predicción (cantidad predicha que podría venderse en un determinado mes y año) basándose en el histórico de ventas de los tres años anteriores.

```

140 async function learnLinear() {
141
142     //Definimos el modelo que sera de regresion lineal
143     const model = tf.sequential();
144     //Agregamos una capa densa porque todos los nodos estan conectado entre si
145     model.add(tf.layers.dense({units: 1, inputShape: [1]}));
146
147     //Compilamos el modelo con un sistema de perdida de cuadratico y optimizamos con sgd
148     model.compile({loss: 'meanSquaredError', optimizer: 'sgd'});
149     // Creamos los tensores para x y para y
150     const xs = tf.tensor2d(valX, [12, 1]);
151     const ys = tf.tensor2d(valY, [12, 1]);
152
153     //Obtenemos la epocas (Las veces que se repetira para encontrar el valor de x)
154     var epocas = 500;
155     //Obtenemos el valor de x
156     var texto = $("#nuevoValX").val(),
157     separadores = ['-'],
158
159     fechaseparado = texto.split(new RegExp(separadores.join('|'), 'g'));
160
161     añoactual=$("#año").val();
162
163     añoseleccionado=parseInt(fechaseparado[0]);
164     meseleccionado=parseInt(fechaseparado[1]);
165
166     restoaño=añoseleccionado-añoactual;
167     if (restoaño!=0) {
168         nuevoValX=parseInt(fechaseparado[1])+12*(restoaño+1);
169     }else{
170         nuevoValX=parseInt(fechaseparado[1])+12;
171     }
172
173     $("#año_pred").val(añoseleccionado);
174     $("#mes_pred").val(meseleccionado);
175     //Ciclo que va ir ajustando el calculo
176     for (i = 0; i < epocas; i++) {
177         //Entrenamos el modelo una sola vez (pero como esta dentro de un ciclo se va ir entrenando por cada bucle)
178         await model.fit(xs, ys, {epochs: 1});
179         //Obtenemos el valor de Y cuando el valor de x sea
180         var prediccionY = model.predict(tf.tensor2d([nuevoValX], [1, 1])).dataSync()[0];
181         //Redondeamos valor
182         var prediccionYInt = Math.round(prediccionY);
183         //Escribimos el valor de y
184         document.getElementById("valy").innerText = prediccionYInt;
185         $("#valor").val(prediccionYInt);
186         //Escribimos en que epoca vamos
187         document.getElementById("epocas").innerText = i+1;
188         //Redibujamos la grafica con el nuevo valor de X y Y
189         datosGrafica.push({x:nuevoValX,y:(prediccionYInt)});
190         grafica.data.datasets[0].data = datosGrafica;
191         grafica.update();
192     }
193     document.getElementById("valy").innerText = prediccionYInt+" Unidades de Stock se necesitan para el mes seleccionado";
194     $("#btn_guardar").prop('disabled', false);
195 }
196

```

Diagrammatic annotations on the code:

- 1**: Points to the `learnLinear()` function definition.
- 2**: Points to the model definition and layer addition (lines 143-145).
- 3**: Points to the data preparation and prediction logic (lines 153-171).
- 4**: Points to the training loop and prediction output (lines 176-191).

ANEXO N° 08. Prueba de Velocidad y Rendimiento

Se realizaron las pruebas para evaluar el rendimiento de la página web de la empresa Multiservicios Chino KAM a través de la url: www.kam.webfacturastec.com. Para ello, se utilizó la herramienta GTmetrix, ya que nos permite analizar detalladamente el proceso de carga del sitio web teniendo en cuenta la cantidad y calidad de las funciones del sistema. **Enlace:** <https://gtmetrix.com/>

