



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de
inventario en A&M Confecciones, 2023**

**TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
Ingeniero de Sistemas**

AUTORES:

Gonzales Valentin, Alessandro Robert (orcid.org/0000-0001-5193-897X)

Perez Martinez, Noe Rafael (orcid.org/0009-0007-0153-7933)

ASESORA:

Mg. Acuña Melendez, Maria Eudelia (orcid.org/0000-0002-5188-3806)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistema de Información y Comunicaciones

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento

LIMA – PERÚ

2023

DEDICATORIA

A mi familia por ser parte de este proceso personal y profesional, que han sumado muchas veces en fortaleza, perseverancia y dedicación para lograr este objetivo.

AGRADECIMIENTOS

A mi esposa y mis padres, quienes me han demostrado su apoyo incondicional en todo momento en este proceso de formación profesional. Por sus ánimos brindados y consejos siempre estimulantes para poder continuar.

Noé Pérez Martínez

Ante muchas dudas y direccionamiento profesional, una historia de vida y de oportunidades negadas, fueron parte de esta gran decisión.

Fueron la iniciativa y de mucha perseverancia para poder retomar y culminar este gran objetivo.

Muchas Gracias por tu gran consejo mi estimado

Jorge Ramírez Gauss

Índice de contenidos

Carátula	i
Dedicatoria	ii
Agradecimiento.....	iii
Índice de Contenidos.....	iv
Índice de Tablas	v
Índice de figuras	vi
Resumen	vii
Abstrac	viii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO	5
III. METODOLOGÍA.....	13
3.1 Tipo y diseño de investigación	13
3.2 Variables y operacionalización	14
3.3 Población, muestra, muestreo y unidad de análisis.....	15
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	16
3.5 Procedimientos.....	20
3.6 Método de análisis de datos	21
3.7 Aspectos éticos	24
IV. RESULTADOS.....	25
4.1 Análisis descriptivo	25
4.2 Análisis inferencial.....	28
4.3 Prueba de hipótesis	32
V. DISCUSIÓN.....	36
VI. CONCLUSIONES	38
VII. RECOMENDACIONES.....	39
REFERENCIAS	40
ANEXOS	48

Índice de tablas

Tabla 01. Población por indicadores	15
Tabla 02. Recolección de datos.....	16
Tabla 03. Validez de la ficha de registro del indicador requerimiento.....	16
Tabla 04. Validez de la ficha de registro del indicador despacho.....	17
Tabla 05. Nivel de confiabilidad.	17
Tabla 06. Confiabilidad de instrumento de requerimiento.	19
Tabla 07. Confiabilidad de instrumento de despacho.	19
Tabla 08. Medidas descriptivas del indicador requerimiento.	25
Tabla 09. Medidas descriptivas del indicador Despacho.....	27
Tabla 10. Prueba de normalidad variable: Gestión de inventario.....	28
Tabla 11. Prueba de normalidad indicador: Requerimiento.	30
Tabla 12 Prueba de normalidad indicador: Despacho.	31
Tabla 13 Prueba T de Student de Gestión de inventario	32
Tabla 14 Prueba T de Student indicador: Requerimiento.....	34
Tabla 15 Prueba T de Student indicador: Despacho.....	35

Índice de figuras

Figura 01. Fases de Metodología XP	11
Figura 02. Fases de Metodología SCRUM.....	12
Figura 03. Coeficiente de correlación de Pearson	18
Figura 04. Parámetros de normalidad.....	22
Figura 05. Resultados pre y post de indicador Requerimiento	26
Figura 06. Resultados pre y post de indicador Despacho	28
Figura 07. Prueba de normalidad variable: Pre_gestión de inventario.	29
Figura 08. Prueba de normalidad variable: Post_gestión de inventario.	29
Figura 09 Prueba de normalidad indicador: Pre_test_Requerimiento.	30
Figura 10 Prueba de normalidad indicador: Post_test_Requerimiento.	30
Figura 11 Prueba de normalidad indicador: Pre_test_Despacho	31
Figura 12 Prueba de normalidad indicador: Post_test_Despacho	31
Figura 13 Prueba T de Student para la variable Gestión de inventario	33
Figura 14 Prueba T de Student indicador: Requerimiento.....	34
Figura 15 Prueba T de Student indicador: Despacho.....	35

RESUMEN

El presente documento de investigación trata sobre la implementación de un sistema basado en Machine Learning para el control de gestión de inventario en la empresa A&M Confecciones, empresa en la cual se han detectado irregularidades en el área de almacén. Motivo por lo cual se ha enfocado la presente investigación a medir los indicadores de requerimiento y despacho para poder dar con una pronta solución a la mencionada área para que el desarrollo y/o existencia de la misma no se vea en perjudicada.

Se parte con la idea de determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023. Para el desarrollo del proyecto se da uso a la metodología XP (sistema web) aplicando diversas tecnologías como PHP, Jupyter Notebook, MySql y Visual Studio Code. La investigación es de tipo aplicada con un diseño pre experimental y un enfoque de modo cuantitativo. La población observada en el presente estudio se mostró de carácter indeterminado, motivo por lo cual se consideró N=30 registros (por conveniencia), puesto que la cantidad siempre variaba (población irregular). Para la obtención de datos se usó la técnica de observación y como instrumento la ficha de registro; ambas fichas pasaron por un proceso de validación de expertos.

Al finalizar la implementación del sistema basado en Machine Learning se obtuvo que el indicador de requerimiento presentó un aumento de poco más del doble de la media de registros que en el post-test versus el pre-test; además, en el indicador despacho se obtuvo un resultado similar al anterior. Gracias a los datos mencionados es relevante y válido postular de manera afirmativa que el sistema basado en Machine Learning sí mejora la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023, además de ver a futuro la posibilidad de implementarlo en otras áreas de la empresa a fin de seguir mejorando la eficiencia en los diferentes procesos internos para lograr una mejor performance frente a la competencia local con visión a expansión nacional.

Palabras clave: Sistema web, gestión de inventario, machine learning.

ABSTRACT

This research document deals with the implementation of a system based on Machine Learning for inventory management control in the company A&M Confections, a company in which irregularities have been detected in the warehouse area. For this reason, this investigation has focused on measuring the requirement and dispatch indicators in order to find a prompt solution to the aforementioned area so that its development and/or existence is not harmed.

It starts with the idea of determining the impact of the implementation of the system based on Machine Learning on the improvement of inventory management of the company A&M Confecciones 2023. For the development of the project, the XP methodology (web system) is used by applying various technologies such as PHP, Jupyter Notebook, MySql and Visual Studio Code. The research is of an applied type with a pre-experimental design and a quantitative approach. The population observed in the present study was of an indeterminate nature, which is why N=30 records were considered (for convenience), since the quantity always varied (irregular population). To obtain data, the observation technique was used and the registration form was used as an instrument; Both tokens went through an expert validation process.

At the end of the implementation of the system based on Machine Learning, it was obtained that the requirement indicator presented an increase of just over double the average number of records than in the post-test versus the pre-test; Furthermore, in the dispatch indicator a result similar to the previous one was obtained. Thanks to the aforementioned data, it is relevant and valid to affirmatively postulate that the system based on Machine Learning does improve the inventory management of the company A&M Confecciones 2023, in addition to seeing in the future the possibility of implementing it in other areas of the company in order to continue improving efficiency in the different internal processes to achieve better performance against local competition with a vision for national expansion.

Keywords: Web system, inventory management, machine learning.

I. INTRODUCCIÓN

El entorno industrial es de vital importancia a nivel mundial, es por esto que las empresas relacionadas a la industria de consultoría están realizando esfuerzos para mejorar y optimizar los servicios de tecnología de información que ofrecen a sus clientes corporativos y usuarios finales.

En la actualidad, los sistemas web y su presencia en redes de internet se convierten siempre fundamentalmente en una estrategia en la institución que busca sobresalir en el sentido de optimizar sus procesos de negocio para de esa manera generar valor competitivo. Por otro lado, es necesario recordar en todo momento que para alcanzar ese objetivo es a través de un trabajo constante y de análisis minuciosos de toda la información recopilada de primera mano de las empresas, así como de su información histórica en un tiempo determinado.

A nivel internacional Lucas (2017), postuló que el desarrollo de sistemas web actualmente, para la sociedad, significa el progreso permanente a la eficiencia de entrega de reportes con un modelo tecnológico. Las empresas se esfuerzan por la mejora continua para los usuarios y consumidores tanto como sea posible.

Cabe recalcar que las organizaciones empresariales han evolucionado en estos últimos años hasta el punto de discutir requisitos técnicas y herramientas que apoyen sus procesos de negocio.

Por otro lado, en el ámbito nacional, Vásquez (2020), señala que planear adecuadamente la demanda confirma la relevancia de las decisiones en los negocios con el sistema tecnológico permitiendo un pronóstico viable.

Son varios los autores que defienden el desarrollo al momento de determinar la estructura organizacional, pues, aunque el proceso posee cierto nivel de complejidad, los resultados son rentables para toda empresa. En este sentido, la presente investigación aplicó las tecnologías de la información, el aprendizaje automático, el modelado, lineamientos y herramientas que permitieron el estudio del desarrollo de un negocio y el diseño arquitectónico detallado del sistema. Por ende, la gestión de inventarios toma gran importancia para las empresas, es por eso que es importante saber cómo gestionarlo de manera correcta puesto que se requiere tener un buen control de inventarios a través de métodos y estrategias que ayuden al control logístico para conseguir rentabilidad y productividad en la compra de sus activos. Además, el control interno fue un

elemento fundamental para lograr el manejo adecuado del negocio, pues ofreció seguridad al lograr los objetivos y las metas trazadas dentro de la eficiencia económica.

Ante estos hechos, en la empresa A&M Confecciones, que actualmente se dedica a la manufactura y venta de prendas de vestir, la gestión de inventario, en la actualidad, es obsoleta y anticuada, generando pérdidas económicas, atraso en entregas de pedidos y mala imagen como empresa seria debido básicamente por la mala gestión en el área; lo que llevaba a errores en las decisiones que se tomaban, pérdida de tiempo en la revisión de inventario y falta de datos durante el tiempo real sobre los productos y su disponibilidad, además, existía un desbalance en el área logística, como la planificación y producción, donde se observó la falta de uso tecnológico en procesos de producción dentro de su almacén, en el cual se confirmó que no presentaba una adecuada gestión de productos, lo que conllevaba al rechazo y pérdida de mercancía durante diversas jornadas laborales generando así sobrecarga y acumulación en registros de productos tanto en entradas como salidas. Con el fin de evitar pérdidas de tiempo, así como en lo económico, en su demanda se tuvo por enfoque mejorar la gestión de inventarios y el análisis final del mismo (específicamente en relación a requerimientos y despachos).

Por ende, para mejorar la gestión de inventarios se propuso la implementación de un sistema basado en Machine Learning (ML) que fue diseñado para monitorear y analizar datos en tiempo real sobre el registro y prever la demanda de productos por lo que la implementación del sistema realizó un pre – test para evaluar el desempeño real del inventario y el tiempo que se dedicó a la gestión de los mismos, evaluó la cantidad de productos vendidos, productos en inventarios y el tiempo dedicado a la revisión, así mismo, después de la implementación del sistema basado en machine learning, se llevó a cabo un post – test para evaluar su impacto. Se evaluó la eficacia del sistema en la gestión y en la toma de decisiones reducir los errores. Considerando esta realidad problemática actual, se plantearon las siguientes preguntas:

¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la gestión de inventarios de la empresa A&M

Confecciones 2023?, y como problemas específicos se plantearon los siguientes: ¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023? y ¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del despacho de la empresa A&M Confecciones 2023?

Ante lo expuesto se presentó como objetivo general determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023. Los objetivos específicos son los siguientes: Determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023 y determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

Se cuenta con una justificación a nivel metodológico, ya que la aplicación del software se basó en resolver una necesidad de negocio específico a través de programas independientes, procesando datos técnicos y empresariales de forma eficaz en las operaciones o toma de decisiones.

Además, cuenta con justificación tecnológica puesto que Machine Learning contiene algoritmos en su configuración, bases de datos y capacidad de aprendizaje necesarias para gestionar y analizar de manera correcta procesos internos de la empresa, sumando competitividad como resultante a la implementación.

Se habla de una justificación económica debido a que se hizo uso de un sistema experto que extrajo diversos patrones y datos del ingreso y egreso de productos; además, el software mostró un pronóstico de precios e inclusive una vista de productos con mayor movimiento mensual/anual, es decir, se habilitó la opción de cambiar el precio según demanda. Para la empresa A&M SAC, al implementar el software del aprendizaje automático se entendió como el control

de todo el inventario por el sistema predictivo, reportes al instante, toma de decisiones, entre otros; por tanto, redujo costos en recurso humano, lo que por consecuencia aceleró el procesamiento de información y data.

Como justificación práctica el estudio contribuyó al conocimiento, el cual, se sustentó como valor agregado en los conceptos y teorías de autores reconocidos, quienes fueron debidamente citados, por lo tanto, será de utilidad como antecedente para futuras investigaciones.

II. MARCO TEÓRICO

Magar y Farimani (2023), desarrollaron e implementaron un prototipo de aprendizaje de máquina que sirva de herramienta para la detección del descubrimiento de materiales, se tuvo como base dos criterios de muestreo las cuales fueron capaces de generar algoritmos. Concluyeron que, en los algoritmos que analizan el rendimiento se observó una ganancia del 30% al 50% en términos de la cantidad de datos de entrenamiento necesarios, de tal manera, las ganancias de rendimiento observados en relación a la cantidad de muestras requeridas mejoraron la aplicabilidad de los modelos básicos, lo que sirve para situaciones de mayor envergadura al tratarse de descubrir nuevos materiales.

Ahmad et al. (2022) estudiaron cómo una programación de Machine Learning generó prognosis del precio de cierre de acciones acerca de varios sectores. El sistema desarrollado generó la predicción haciendo uso de una red neuronal recurrente y la implementación exponencial triple de Holt – Winters donde se recaba información del usuario acerca de la cantidad que requiera invertir, tiempo y cuánta pérdida puede soportar. Concluyeron que la herramienta de predicción funcionó bien para el sistema representando correctamente el comportamiento en cada sector, además, los algoritmos pronosticaron el precio cierre de un trimestre, lo que permitió calcular los costos, entradas y salidas.

Vidal e Izquierdo (2021), examinaron cómo la gestión de almacenes con herramientas de aprendizaje de máquina influyó en la productividad de una empresa logística. Se detectó una productividad de 41% antes de la implementación y 70% luego de la implementación del sistema. Sostuvieron que, la gestión de inventario con Machine Learning optimizó los procedimientos, lo que se tradujo en reducción de costos de los errores de selección, ya que el resultado de las devoluciones es que la gestión del almacén minimiza el inventario de productos y, de esa manera, se garantiza que todos los productos terminados estén presentes en el espacio correcto.

Deng & Liu (2021), desarrollaron un estudio enfocado en analizar la formulación de la gestión de inventarios como un modelo matemático con el objetivo de minimizar costos y maximizar ganancias. Demuestran que, una

arquitectura de aprendizaje profundo llamada DIM, que utiliza memoria a corto plazo (LSTM), mejora la precisión de predicción y optimización en el proceso de gestión de inventarios, ya que DIM aprovecha la serie temporal y el patrón de retro propagación para lograr una alta precisión de predicción; en el estudio se afirma que puede desarrollarse una predicción de demanda del cliente con una precisión superior al 80% y reducir los costos generales en aproximadamente un 25%. Determinaron que, el método propuesto puede ser una herramienta efectiva para mejorar la gestión de inventario y la predicción de la demanda en la cadena de suministro.

López (2019), propuso hacer uso de una herramienta basada en Machine Learning en la administración de almacenes con el propósito de aumentar la efectividad de una empresa importadora. Logró demostrar que, luego de la implementación del sistema, evidenció un aumento del 25,2% en la productividad del almacén. Por ello, concluyó, que con la implementación del sistema se mejoró la productividad y todo esto significa un mejor seguimiento de los envíos. Para lograr una productividad satisfactoria en el almacén, es necesario eliminar el exceso de inventario, establecer medidas de control y proveer productos almacenados.

Boute et al. (2020), estudió dos metodologías de aprendizaje de refuerzo profundo (DRL), los Procesos de Decisión de Markov (MDP) y las redes neuronales. Plantean el uso de redes neuronales como un enfoque efectivo para optimizar problemas de inventario. Concluyen que, las redes neuronales pueden ser usadas de forma efectiva como enfoque numérico aproximado para optimizar problemas de inventario modelados como MDP; por lo que, a medida que el DRL para el control de inventario se convierta en un campo más establecido, también debe desarrollarse teoría que sustente los procesos, así como, combinar el enfoque numérico del DRL con resultados producto de un profundo análisis puede ser de mucho provecho para el control de inventario.

Li et al. (2019), propuso un diseño estratégico, método y modelo integral basado en algoritmos de aprendizaje automático para predecir el volumen de ventas y optimizar el inventario. Los números resultantes tras el experimento demostraron una alta precisión de predicción y una reducción del costo total en comparación con otros esquemas de optimización de inventario. Se logró

demostrar que, el modelo integral basado en algoritmos de aprendizaje automático es efectivo para predecir el volumen de ventas y optimizar el inventario en un entorno de comercio electrónico. El modelo logró mejorar la eficiencia del equilibrio de inventario óptimo, adaptabilidad, atribución ajustada y el coeficiente de acoplamiento personalizable. Concluyen que, el uso de algoritmos de aprendizaje automático en el sistema de comercio electrónico ha demostrado ser efectivo para mejorar la eficiencia del equilibrio de inventarios. Peña y Lozano (2022) desarrollaron una propuesta de gestión de inventarios utilizando Machine Learning. Sostienen que, tras la implementación del sistema, se mejoró la gestión de inventarios, resultando un 15% más productivo, de igual manera la eficiencia subió a un 9% y la eficacia un 7%. Propusieron estrategias para reducir el costo de los errores de registro y se posicionó la señalización de cada producto. Notaron que, la gerencia del almacén pudo controlar los bienes fabricados y seguir el proceso de codificación de todos los productos para lograr mejorar la producción en su área.

Soberanes (2020) realizó un estudio acerca del control de bienes informáticos y soporte técnico basándose en un sistema web. Para su desarrollo se hizo uso de la metodología RUP y con lenguaje de programación Ruby de código abierto. Concluyen que, el sistema aplicado redujo el tiempo de las metas fijadas con resultados mejorados un 86% y además los trabajadores indicaron que la labor se hizo más fácil de realizar.

Vásquez (2020) analizó cómo mejorar el control de incidencias de los equipos informáticos bajo un sistema web. Lograron demostrar que, el método usado (ICONI X), trabajando con lenguaje PHP y el gestor de datos MySQL, se logró obtener un porcentaje del 94% de mejora, lo cual permitió una mayor eficiencia y eficacia en las gestiones de los procesos, por lo que se pudo confirmar que el uso de tecnologías basadas en sistemas web fue una decisión certera para el control de incidencias.

Vera (2019) programó e instaló un sistema web para el control de inventarios. Empleó el método RUP con herramientas UML, en relación con la tecnología PHP, aplicando frameworks y un gestor de base de datos. Demostró que, con el análisis de datos existe una mejora en los procesos, lo cual es vital para el

manejo adecuado de los inventarios, por lo que las herramientas basadas en Machine Learning juegan un rol fundamental en la productividad de la empresa.

En cuanto a las bases teóricas del estudio, se debe comprender que, un sistema web son sitios virtuales de texto y gráficos que surgieron en los años noventa; con el transcurrir del tiempo estos espacios se volvieron más complejos con el apoyo de la nube y servidores (Pasyeka et al., 2018). Se caracterizan por tener una instalación directa, sin necesidad de realizar una descarga, sus actualizaciones son sencillas con respecto a las diversas versiones de sistemas, es compatible con varios sistemas operativos y su ejecución es en ámbitos de internet (Baeza, 2018).

El proceso web presenta objetivos en la formulación tanto de la forma como de la estructura, análisis de requerimientos, planeación de desarrollo, desarrollo de la arquitectura web, pruebas en función a su desarrollo y producto (Elia et al. 2020). Para su desarrollo es necesaria la ingeniería web, donde el sistema web exige estrategias, adaptación y cambios frecuentes (Wang & Abbas, 2018) ya que, la preocupación de los usuarios se da en relación a entregar una información cuando lo necesitan y no al trabajo que se lleva para crear la aplicación, es así que el equipo de desarrollo web debió tener la agilidad para esto (Hacker et al., 2020). Parte del recurso humano debe estar a la vanguardia del desarrollo tecnológico y al servicio del proyecto, por lo que, en la ingeniería web existen patrones de diseño en relación al desarrollo de software con calidad también llamado como frameworks (Zheng et al., 2018).

Un framework es una estructura base de la ingeniería web que posee procesos de complejidad y tamaño (Nguyen & Medjaher, 2019). Comprendido también como, un conjunto de actividades con hitos de proyecto, modelado, comunicación, construcción, planeamiento e implementación (Martínez et al., 2020). Por lo tanto, un framework proporciona una estructura y una base para el desarrollo de software, estableciendo reglas, convenciones y patrones que permiten a los desarrolladores trabajar de manera más productiva; estas reglas y convenciones suelen estar diseñadas para promover buenas prácticas de programación y facilitar la reutilización de código (Nguyen & Medjaher, 2019).

Los framework en Machine Learning brindan herramientas y abstracciones que permiten a los desarrolladores trabajar de manera más eficiente en la

creación y entrenamiento de modelos de aprendizaje automáticos, promoviendo la reutilización de código y acelerando, así, el proceso de desarrollo (Grimmer et al., 2022).

Por su parte, el aprendizaje de máquina es un proceso que en contexto identifica patrones complejos con millones de datos, a la vez, es capaz de predecir comportamientos futuros en diversos ámbitos de aplicación, siendo un enfoque de la inteligencia artificial que permite a las máquinas aprender y tomar decisiones a partir de datos, sin una programación explícita (Cavalcante et al., 2019). Se utiliza para resolver una amplia gama de problemas y se basa en algoritmos y modelos que se entrenan con ejemplos de datos y/o casos recurrentes para mejorar su rendimiento (Diez et al., 2019).

Por lo que, un sistema basado en Machine Learning es esencial para impulsar a empresas en su gestión dado que organiza datos de calidad y analiza comportamientos de gran volumen y complejidad (Erharter et al., 2022). Este sistema proporciona información precisa de manera automática sin intervención humana, lo que significa mejores acciones de negocio (García, 2021).

En este tipo de aprendizaje se observan dos distintas; la enseñanza supervisada, la cual resuelve problemas en un conjunto de datos con etiquetas que agrupa un algoritmo para desarrollar actividades determinadas y con los datos históricos o de entrenamiento es posible que los algoritmos apliquen entradas y salidas correctas (Cioffi, 2020). Por su parte el aprendizaje no supervisado sólo hace formulación de cuestiones, lo que el algoritmo agrupa en función a perfiles y decide a qué conjunto pertenece (Hilleli & El-Yaniv, 2018).

Un algoritmo usado en el ámbito de Machine Learning, con cierta frecuencia, es el conocido como “árbol de decisiones” el cual le permite a la máquina “aprender” en base a datos históricos, a más data ingresada al sistema la máquina puede aprender más. Por otro lado, Machine Learning cuenta con diversas librerías, Sarimax por ejemplo, las cuales habilita al programador diversas opciones para facilitar la labor de programación en la realización de pruebas de partes del código, ya que al tener códigos extensos el hacer pruebas de todo el código se podría tardar más de lo necesario.

Respecto a la gestión de inventarios, se entiende como la medida de control que asegura que una empresa realice la entrega de materiales eficientemente y, por efecto, la buena condición conducirá a la armonización para el despacho y requerimientos de consumidores finales; es decir, es el proceso de controlar y supervisar las existencias de productos, con el objetivo de mantener un equilibrio óptimo entre la oferta y la demanda, minimizando los costos y maximizando la satisfacción del cliente (De Moor et al., 2022).

Para la gestión de inventario es necesaria la comprensión de sus dimensiones que son, en primer lugar, el requerimiento de existencias, lo cual es el proceso de recibir y registrar correctamente los productos o artículos que llegan a un almacén. Al igual que postula que "...no es posible controlar aquello que no se puede encontrar." (Muller, 2019). Implica verificar físicamente los productos, comparar los documentos de entrega, registrar el requerimiento en el sistema, etiquetar y ubicar los productos adecuadamente, y realizar controles de calidad si es necesario (Yerpude & Singhal, 2018). Por lo que, un requerimiento eficiente asegura la precisión del inventario y facilita la planificación y disponibilidad de productos para su uso o distribución (Kumar et al., 2022). El requerimiento de existencias son parte de las operaciones de almacenamiento por ser el inicio del flujo de materiales, vale recalcar que, si no se maneja bien en esta etapa se presentarán algunos errores que aparecerán en los registros y se desintegrará la eficiencia del establecimiento. Esta dimensión es evaluada a través del indicador de cumplimiento de registro de mercadería (CRM) bajo la siguiente fórmula:

$$CRM = \frac{\text{Total de ingresos registrados}}{\text{Total de ingresos de mercadería}} \times 100$$

La segunda dimensión es el despacho, el cual es un registro de todos los productos que se incluyen en la producción teniendo una posición correspondiente de acuerdo con la especificación del material. Por lo tanto, se compone de bienes como materias primas y bienes a despachar (Muller, 2019). Esta dimensión es evaluada a través del indicador rotación de mercadería (RM) utilizando la siguiente fórmula:

$$RM = \frac{\text{Despachos acumulados}}{\text{Inventario promedio}} \times 100$$

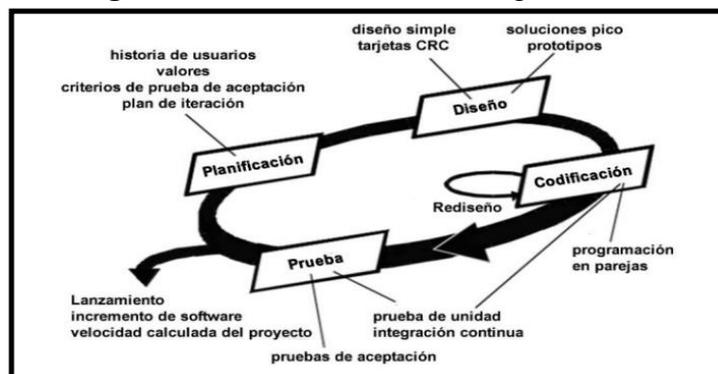
La metodología XP, por su parte, se basa en la idea de responder a los cambios de forma rápida y eficaz, lo cual permite adaptar fácilmente a cambios requeridos en los procesos (Salza et al., 2019). Aplicando esta metodología se alcanzan entregas oportunas con resultados que promueven el desarrollo y la consistencia de un software funcional, lo que se traduce en resultados tangibles en etapas tempranas (Al-Saqqa et al., 2020). Además, Figueroa (2018) nos recuerda que un criterio ágil adaptativo es la combinación de práctica y planificación ideales durante un determinado periodo de tiempo, con probabilidad de ser producto del desarrollo gradual de herramientas informáticas a las que se alcanzan paso a paso.

Fases de Programación Extrema (XP)

- Planificación: Por su relación del cliente con todas las interacciones analizadas en etapas no prolongadas con el fin de obtener la solución.
- Diseño: Se trabaja con lenguaje de programación orientado a lograr propósitos determinados.
- Codificación: Depende críticamente de un rápido y continuo testeo en la cual el usuario tiene que plantear y aprobar.
- Pruebas: Comprende el compromiso de un rápido y continuo testeo en el cual el usuario tiene la responsabilidad de plantear y certificar.

Por ello, Nigurah y Fernández (2018) mencionan que la metodología de programación extrema (XP) está basada en cuatro principales etapas: Planificación, Diseño, Codificación y Pruebas. (p.48).

Figura 01. Fases de Metodología XP

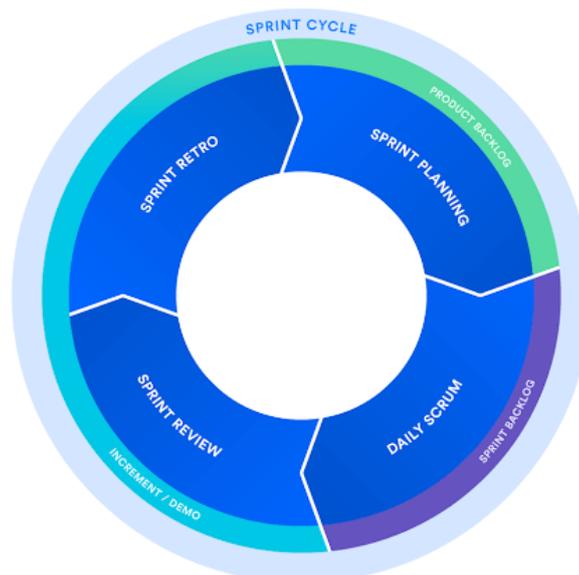


Fuente: Nigurah y Fernández (2018)

La metodología SCRUM es un método para gestionar grandes equipos en proyectos complejos, este enfoque se caracteriza por: transparencia, verificación y adaptación (Morandini et al., 2021). También se destaca la metodología RUP, que son los procesos que ayudan a modelar el desarrollo de software utilizando UML, un método de usabilidad estándar (Sudarma et al., 2021).

Según Claire Drumond (2022) la metodología SCRUM se define como un marco de trabajo en equipo o colaborativo; si se debe hacer un símil para un mejor entendimiento imaginemos un equipo de futbol que está en la etapa de prepararse para un gran partido, SCRUM alienta a todos los involucrados para que todos puedan compartir la misma experiencia, organizarse para dar solución a diversos problemas para luego aprender tanto de las victorias como de las derrotas para finalmente alcanzar la mejora continua. A pesar de que SCRUM es más frecuente encontrarlo en personal involucrado específicamente en desarrollo de software, lo cierto es que SCRUM es aplicable en todo tipo de trabajos u organizaciones y por ello es una de las razones por las que se conoce. Aunque SCRUM sea considerada como una metodología ágil, esta incluye reuniones, herramientas y roles que ayudan al equipo a lograr una mejor organización para poder planificar de manera coordinada el trabajo.

Figura 02. Fases de Metodología SCRUM



Fuente: Claire Drumond (2022)

III. METODOLOGÍA

3.1 Tipo y diseño de investigación

3.1.1 Tipo de investigación

El presente estudio se basó en un tipo de investigación aplicada puesto que identifica un problema específico y planteó dar solución con los conocimientos científicos adquiridos. Este tipo de investigaciones se caracterizan porque emplean la práctica para la solución de problemas (Ñaupas, 2018).

Por consiguiente, la investigación propone la gestión de inventarios como problemática a resolver específicamente en el área de almacén de la empresa A&M Confecciones. Además, este estudio es cuantitativo ya que presenta un método de recopilación de datos y procesamiento a través de diversas bandejas estadísticas orientadas a resolver el inconveniente ya mencionado.

3.1.2 Diseño de investigación

El diseño es pre experimental ya que un grupo de unidades de prueba se analizan dos veces (no existe un grupo de control). Paso uno, se hace una medición previa al tratamiento (O_1), seguidamente se le expone al tratamiento (X) para finalmente hacer una medición final (O_2). Se analiza el efecto del tratamiento mediante $O_2 - O_1$ (Lerma, 2009).

Esquema:

$$G. E: O_1 \rightarrow X \rightarrow O_2$$

Donde:

G.E: Grupo experimental

O_1 : Medición pre test – antes de la mejora

O_2 : Medición post test – después de la mejora

X: Experimento, variable independiente

3.2 Variables y operacionalización

Variable independiente: Sistema basado en Machine Learning

- **Definición conceptual:** Es un aprendizaje que en contexto identifica patrones complejos con millones de datos, a la vez, es capaz de predecir comportamientos futuros en diversos ámbitos de aplicación, siendo un enfoque de la inteligencia artificial que permite a las máquinas aprender y tomar decisiones a partir de datos, sin una programación explícita (Cavalcante et al., 2019).
- **Definición operacional:** Es un sistema de programación que expone softwares confiables, en nuestro caso, se basa en la gestión de inventarios con la exposición de plataformas teniendo el registro de indicadores como el requerimiento y la rotación de mercadería.

Variable dependiente: Gestión de inventario

- **Definición conceptual:** Medida de control que asegura que una empresa realice la entrega de materiales eficientemente y, por efecto, la buena condición conducirá a la armonización para el despacho y requerimientos de consumidores finales; es decir, es el proceso de controlar y supervisar las existencias de productos, con el objetivo de mantener un equilibrio óptimo entre la oferta y la demanda, minimizando los costos y maximizando la satisfacción del cliente (De Moor et al., 2022).
- **Definición operacional:** La gestión de inventario está en función al requerimiento y al despacho de productos, acciones mediante las cuales se monitorean los movimientos de productos en almacén y a los registros de los mismos de manera eficiente.
- **Indicadores:** La dimensión requerimiento de existencias es evaluada a través de su indicador cumplimiento de registro de mercaderías que contempla los ingresos registrados de mercadería y los ingresos reales de mercadería y la dimensión despacho se evalúa a través del indicador rotación de mercadería que contempla a los despachos acumulados y al inventario promedio.

3.3 Población, muestra, muestreo y unidad de análisis

3.3.1 Población

La población estuvo conformada por la cantidad de registros de productos que confecciona la empresa A&M Confecciones, los cuales variaban cada mes, por tanto, se consideró una población indeterminada porque no se trató de una cifra conocida. Se consideró la misma población para el análisis de los indicadores de requerimiento y despacho.

Tabla 01. Población por indicadores

Indicador	Población	Unidad
Requerimiento	Indeterminada	Registros
Despacho	Indeterminada	Registros

3.3.2 Muestra

La muestra es la representación de una fracción de un grupo determinado demográfico que representa a la población y se determina para ahorrar tiempo y recursos (Bruce, 2019).

Dado que se tiene una población indeterminada se consideramos utilizar los siguientes valores como tamaños de muestra para el análisis.

N= 30 registros

La muestra de estudio será de 30 registros. Se consideró el requerimiento y despacho durante un periodo total de 60 días, que fueron distribuidos en 30 días antes de la implementación del sistema basado en Machine Learning (agosto de 2023) y 30 días después de ello (setiembre de 2023).

3.3.3 Muestreo

En este punto, Hernández y Carpio (2019) indicaron sobre el muestreo, es utilizado para poder definir qué elementos conforman parte de la muestra. Recalcan que se utiliza para muestrear temas de investigación.

3.3.4 Unidad de análisis

Se utilizaron para este punto los registros.

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

La técnica utilizada en este estudio fue de la observación, para la cual una ficha de registro fue utilizada como instrumento para esta recolección de información. La ficha de registro se define como una forma de recolectar datos relacionados con lo que se estudia de manera sistemática y ordenada (Hernández et al., 2014). Generalmente, en investigaciones cuantitativas, al utilizar la técnica de observación se utiliza la ficha de registro, ya que recoge de manera adecuada lo planificado en los objetivos al rellenar con información relacionada con los indicadores (Hernández y Mendoza, 2018). Este instrumento y técnica fueron utilizados para la evaluación de cada indicador, como se muestran en la tabla siguiente:

Tabla 02. Recolección de datos

DIMENSIÓN	INDICADOR	TÉCNICA	INSTRUMENTO
Requerimiento	Cumplimiento de Registro de Mercadería	Observación	Ficha de registro
Despacho	Rotación de Mercadería	Observación	Ficha de registro

Para la utilización de estos instrumentos primeramente pasaron por un proceso de validación de expertos para la evaluación de su contenido. Esto es definido como una revisión de cada ítem considerado para el análisis por parte de expertos en la materia a fin de determinar su pertinencia y si realmente miden lo que se busca medir (Hernández y Mendoza, 2018). En este sentido, los instrumentos se sometieron a juicio de un experto que validó cada dimensión e indicador:

Tabla 03. Validez de la ficha de registro del indicador requerimiento.

N°	EXPERTO	GRADO ACADÉMICO	PUNTAJE	OBSERVACIÓN
1	Estrada Aro, Marcelino	Doctor	90%	
PROMEDIO			90%	

La ficha de registro para la evaluación de la dimensión requerimiento fue enviada al experto a través de un documento virtual y esta obtuvo una puntuación promedio de 90% (Ver tabla 03) en donde se evaluó si realmente mide este indicador, así como su relevancia, objetividad, suficiencia y consistencia. La validación de este instrumento se encuentra en el anexo 08.

Tabla 04. Validez de la ficha de registro del indicador despacho.

N°	EXPERTO	GRADO ACADÉMICO	PUNTAJE	OBSERVACIÓN
1	Estrada Aro, Marcelino	Doctor	90%	
PROMEDIO			90%	

La ficha de registro para la evaluación de la dimensión despacho fue enviada al experto mediante un documento virtual y obtuvo una puntuación promedio de 90% (Tabla 04). Se evaluó si realmente mide este indicador, así como su relevancia, objetividad, suficiencia y consistencia. La validación de este instrumento se encuentra en el anexo 09.

De igual forma, los instrumentos se sometieron a una prueba piloto para determinar su fiabilidad, que se trata de la evaluación de su consistencia interna para determinar si es confiable y si puede aplicarse a la muestra total (Hernández et al., 2014). Se determinó la confiabilidad en cada una de las dimensiones y se ubicó su valor en la siguiente tabla para establecer su grado de fiabilidad.

Tabla 05. Nivel de confiabilidad.

Significancia	Nivel
Entre 0.000 y 0.200	Muy baja
Entre 0.200 y 0.400	Baja
Entre 0.400 y 0.600	Regular
Entre 0.600 y 0.800	Aceptable
Entre 0.800 y 1.000	Elevada

Fuente: Hernández y Mendoza (2018)

Existen diversos métodos para tal fin y en este estudio se consideró la prueba de correlación de Pearson por medio del Test-ReTest, que se trata de realizar al menos dos mediciones con el mismo instrumento en un mismo contexto para establecer las similitudes en los resultados porque esto muestra que realmente evalúa lo que busca evaluar al aplicarse en varias oportunidades (Hernández y Mendoza, 2018). La prueba aplicada y sus valores se muestran en la siguiente figura:

Figura 03. Coeficiente de correlación de Pearson

Población: $\rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x + \sigma_y}$

Muestra: $r_{xy} = \frac{S_{xy}}{S_x + S_y}$

ρ_{xy} = Coeficiente de correlación de Pearson de la Población
 r_{xy} = Coeficiente de correlación de Pearson de la Muestra
 $\sigma_{xy} = S_{xy}$ = Covarianza de x e y
 $\sigma_x = S_x$ = Desviación típica de la variable x
 $\sigma_y = S_y$ = Desviación típica de la variable y

Fuente: Hernández y Mendoza (2018).

Esta prueba fue aplicada en las 2 dimensiones evaluadas de la variable gestión de inventarios con los datos recolectados en sus respectivos indicadores en la prueba piloto, a fin de establecer su

aplicabilidad a la muestra total de manera confiable, se obtuvieron estos resultados que a continuación se muestran:

Tabla 06. Confiabilidad de instrumento de requerimiento.

		Test Requerimiento	Test Requerimiento
Fuente: Elaboración propia	Test_Requerimiento	Correlación de Pearson.	1.
		sig. (bilateral)	,902**
		N°	<.001
		30.	30.
Fuente: Elaboración propia	ReTest_Requerimiento	Correlación de Pearson.	,902**
		Sig. (bilateral)	1
		N°	<.001
		30.	30.

** La correlación es significativa en el nivel 0.01 (bilateral).

Este cálculo fue realizado utilizando SPSS v. 28, obteniendo un valor de coeficiente de Pearson de 0.902. Al ubicar este valor en la tabla de niveles de confiabilidad se refleja que es elevada, mostrando que el instrumento de requerimiento es confiable para aplicar a la muestra total.

Tabla 07. Confiabilidad de instrumento de despacho.

		Test Despacho	Test Despacho
Fuente: Elaboración propia	Test_Requerimiento	Correlación de Pearson.	1.
		sig. (bilateral)	,710**
		N°	<.001
		30.	30.
Fuente: Elaboración propia	ReTest_Requerimiento	Correlación de Pearson.	,710**
		Sig. (bilateral)	1.
		N°	<.001
		30.	30.

** La correlación es significativa en el nivel 0.01 (bilateral).

Este cálculo fue realizado utilizando SPSS v. 28, obteniendo un valor de coeficiente de Pearson de 0.710. Al ubicar este valor en la tabla de niveles de confiabilidad se refleja que es aceptable, mostrando que el instrumento de despacho es confiable para aplicar a la muestra total.

3.5 Procedimientos

Principalmente, se determinó la problemática existente en la empresa de análisis en cuanto a la forma en que se gestionan sus inventarios y las afectaciones que esto genera, planteada como la variable dependiente de este estudio, investigando sobre la forma en que esta situación también se presenta en otras empresas internacional y nacional a fin de conocer las formas de solución aplicadas para contrarrestar la problemática. También, se investigaron sobre los procedimientos que lleva la empresa en cuanto a inventarios y las normativas o procedimientos recomendados a los que deben regirse para solventar la situación, exponiendo las consecuencias negativas de que su mala gestión se prolongue en el tiempo. Por lo tanto, en conversaciones con la gerencia y directivos, se decide implementar un sistema basado en Machine Learning, la cual es la variable independiente del estudio, y probar si esta alternativa le genera resultados positivos a la organización.

A fin de tener una fundamentación teórica adecuada para la implementación del sistema basado en Machine Learning en la empresa, se revisaron diversas fuentes bibliográficas como tesis y artículos científicos que se exponen como antecedentes, de los cuales se extrajo información relevante que sirva como base; así como diversos libros y normativas para tener un marco teórico que rijan el estudio en cuanto a dimensiones e indicadores sustentables.

En base a lo anterior, se propuso una investigación de carácter cuantitativo, de tipo aplicado y bajo diseño pre-experimental, ya que se realizaron evaluaciones de la gestión de inventarios antes y después de la implementación del sistema basado en Machine Learning con la finalidad de establecer existencias y diferencias entre ambos momentos y si estas representaron mejoras para la organización. Considerando las variables y los indicadores para su evaluación, se estableció la población de estudio y la muestra que la representó, así como la selección aleatoria de la misma a través de muestreo probabilístico. También, se exponen las técnicas e

instrumentos para recolectar datos y se estableció que se validaron a través de los juicios de expertos y que la confiabilidad fue calculada mediante la prueba de correlación de Pearson a través del Test-ReTest.

Los datos que se obtuvieron en la recolección de datos fueron analizados utilizando el software estadístico SPSS v. 28, donde se aplicó estadística descriptiva reflejada en tablas de frecuencia y gráficos de barra porcentual y también se aplicó estadística inferencial para probar las hipótesis de estudio. En este caso, se aplicó como primer paso la prueba de normalidad Shapiro-Wilk por tener una muestra de 50 registros (N= 30 registros), se encontró que los datos estaban distribuidos normalmente, y para aprobar esta hipótesis se utilizó T de Student como prueba.

Como último punto, se desarrollaron aspectos administrativos que abarcasen a los recursos humanos, materiales y servicios que se necesitaron para llevar a cabo el proyecto, así como los gastos surgidos en el camino; asimismo, se estableció el financiamiento de estos desembolsos a cargo de la empresa a favorecer.

3.6 Método de análisis de datos

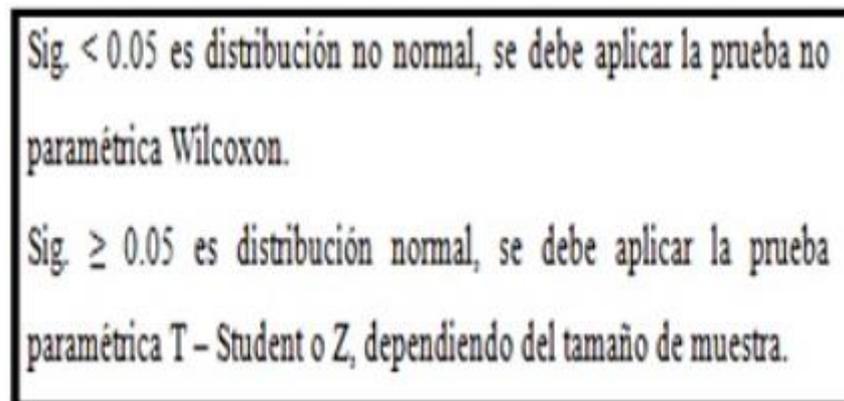
Para dar respuesta a los objetivos planteados, la información obtenida en la recolección de datos será procesada de forma cuantitativa utilizando SPSS v. 28, que es un software estadístico desarrollado por la multinacional IBM abarcando diversas pruebas estadísticas que sirven para la realización de investigaciones en diferentes contextos, mismo que es ampliamente utilizado por su capacidad de procesar gran cantidad de datos y por tener un manejo sencillo e intuitivo (Reyes, 2021).

Como primer paso, en el SPSS se procesará la data para reflejar la estadística descriptiva por medio de la frecuencia obtenida en la variable dependiente (gestión de inventarios) antes y después de la implementación de la variable independiente (sistema basado en Machine Learning), mostrándose a través de tablas de frecuencia y gráficos de

barra porcentual tanto los resultados del pre – test, que muestran la situación de la empresa en cuanto a inventarios antes de la implementación del sistema basado en Machine Learning, como los resultados del post – test que refleja la misma evaluación después de la implementación.

Seguidamente, se realizará el análisis inferencial para probar hipótesis, empleando la prueba de normalidad como primera prueba en todas dimensiones de la gestión de inventario (Requerimiento y despacho), esto con la finalidad de conocer si los datos se distribuyen de forma normal o no.

Figura 04. Parámetros de normalidad.



Sig. < 0.05 es distribución no normal, se debe aplicar la prueba no paramétrica Wilcoxon.

Sig. \geq 0.05 es distribución normal, se debe aplicar la prueba paramétrica T – Student o Z, dependiendo del tamaño de muestra.

Fuente: Reyes (2021).

La prueba que corresponda será utilizada para contrastar las hipótesis de estudio, que se presentan a continuación considerando que, el indicador requerimiento será rAs y rDs para denotar el requerimiento antes y después de la implementación del sistema basado en Machine Learning respectivamente y la dimensión despacho será iAs e iDs para denotar despacho antes y después de la implementación del sistema basado en Machine Learning, respectivamente tal como se muestra en las hipótesis planteadas:

HE1: La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

Hipótesis nula (H_0): La implementación del sistema basado en Machine Learning no mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$H_0: rAs \geq rDs$$

Hipótesis alternativa (H_a): La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$H_a: rAs < rDs$$

HE2: La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

Hipótesis nula (H_0): La implementación del sistema basado en Machine Learning no mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$H_0: iAs \geq iDs$$

Hipótesis alternativa (H_a): La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$H_a: iAs < iDs$$

Nivel de significancia

$\alpha = 5\%$ de error

Confianza = $(1 - \alpha = 0.95)$

3.7 Aspectos éticos

En el desarrollo del estudio se respetarán todos los aspectos éticos investigativos que rigen este tipo de investigaciones a nivel nacional e internacional, respetando la propiedad intelectual con la debida referencia de las fuentes consultadas según normas ISO. Además, se declara que el estudio será auténtico respetando el índice de similitud permitidos, lo que refleja la autoría del estudio. También, se mostrarán datos recogidos de la realidad empresarial de la institución que se analiza, mostrando la veracidad de los datos.

IV. RESULTADOS

4.1 Análisis descriptivo

En el siguiente análisis adaptamos un software donde determinamos los indicadores de requerimiento y despacho, de manera que en un inicio aplicamos un estudio inicial (Pre-Test) para tener datos actuales de los indicadores planteados, y posteriormente a la implementación del sistema basado en machine learning elaboramos nueva toma de datos (Post-Test), para registrar la medición de los indicadores correspondientes para el requerimiento y despacho en la gestión del inventario.

Indicador: Requerimiento

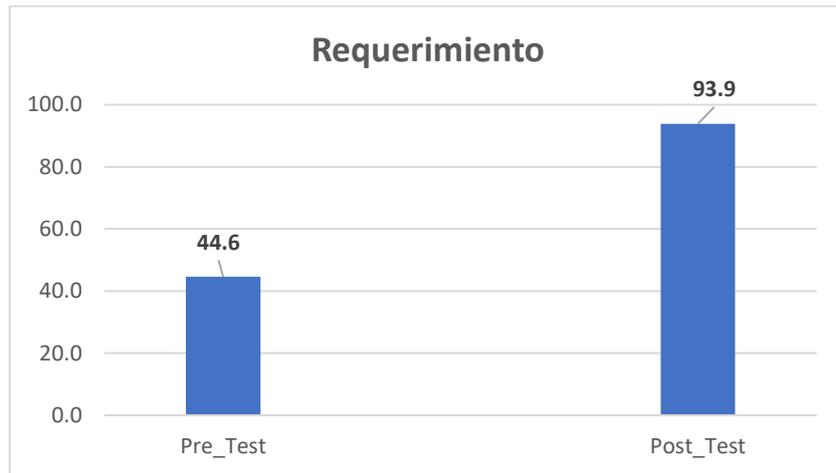
Resultados descriptivos del requerimiento se encuentran a continuación:

Tabla 08. Medidas descriptivas del indicador requerimiento.

			Estadístico	Error estándar
Requerimiento_Pre_Test	Media		44,6113	1,31987
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	41,9119	
		Límite superior	47,3108	
	Media recortada al 5%		44,6370	
	Mediana		43,9500	
	Varianza		52,262	
	Desviación estándar		7,22924	
	Mínimo		29,85	
	Máximo		59,09	
	Rango		29,24	
	Rango intercuartil		8,03	
	Asimetría		,056	,427
	Curtosis		-,004	,833
	Requerimiento_Post_Test	Media		93,9220
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	92,4759	
		Límite superior	95,3681	
Media recortada al 5%			94,1372	
Mediana			95,0350	
Varianza			14,998	
Desviación estándar			3,87279	
Mínimo			84,00	
Máximo			99,17	
Rango			15,17	
Rango intercuartil			5,19	
Asimetría			-,928	,427
Curtosis			,314	,833

Para el indicador requerimiento, antes de la implementación se obtuvo una media de 44.6, mientras que después de la implementación el promedio aumentó significativamente a 93.9; datos que se muestran en la figura 5. Asimismo, el requerimiento mínimo antes de la implementación de fue de 29,85 y 84 después de la implementación, datos que se muestran en la tabla 08.

Figura 05. Resultados pre y post de indicador Requerimiento



Estos resultados indican que la implementación del sistema basado en Machine Learning tuvo un impacto positivo en el requerimiento de la gestión de inventario de A&M Confecciones 2023. La media del requerimiento aumentó en 49.30 registros, lo que refleja en una mejora en el requerimiento después de la implementación.

Indicador: Despacho

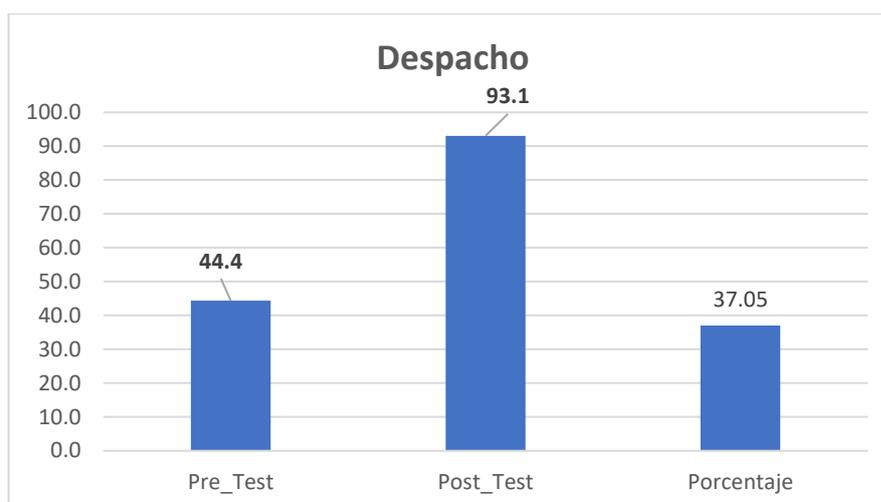
El resultado descriptivo del índice de despacho se muestra a continuación en la tabla siguiente:

Tabla 09. Medidas descriptivas del indicador Despacho.

			Estadístico	Error estándar
Despacho_Pre_Test	Media		44,4583	1,27944
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	41,8416	
		Límite superior	47,0751	
	Media recortada al 5%		44,5750	
	Mediana		44,1550	
	Varianza		49,109	
	Desviación estándar		7,00777	
	Mínimo		29,32	
	Máximo		57,41	
	Rango		28,09	
	Rango intercuartil		7,84	
	Asimetría		-,067	,427
	Curtosis		,178	,833
	Despacho_Post_Test	Media		93,1543
95% de intervalo de confianza para la media		Límite inferior	91,8279	
		Límite superior	94,4808	
Media recortada al 5%			93,3676	
Mediana			94,0950	
Varianza			12,618	
Desviación estándar			3,55224	
Mínimo			83,33	
Máximo			98,04	
Rango			14,71	
Rango intercuartil			4,10	
Asimetría			-,728	,427
Curtosis			,614	,833

Para el indicado despacho, antes de la implementación se obtuvo una media de 44.4 %, mientras que después de la implementación el promedio aumentó significativamente a 93.1; y estos se muestran en la siguiente figura 06. Asimismo, el despacho mínimo antes de la implementación de fue de 29.3 y 83.3 después de la implementación, que se muestran en la tabla (09).

Figura 06. Resultados pre y post de indicador Despacho



Estos resultados sugieren que la implementación del sistema basado en Machine Learning tuvo un impacto positivo en la gestión del inventario de A&M Confecciones 2023. La media del despacho aumentó en 48.70 registros, lo que refleja una mejora en el control y la gestión del despacho después de la implementación.

4.2 Análisis inferencial

Prueba de normalidad

Se aplicó una prueba de normalidad para la variable y sus indicadores pre y post, se tomó en cuenta que la muestra o los grados de libertad (gl) fueron menores a 50; por lo cual se utilizó Shapiro-Wilk tomando en cuenta en los posteriores análisis de hipótesis:

Nivel de significancia $\alpha = 5\%$ de error

Confianza = $(1-\alpha = 0.95)$

Variable: Gestión de inventario

Tabla 10. Prueba de normalidad variable: Gestión de inventario.

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Pre_gestion_invetario	,973	30	,625
Post_gestion_invetario	,941	30	,096

Como se evidencia en esta tabla 10, estos resultados de la prueba de normalidad de la variable gestión del inventario antes de implementación fue 0.625, mientras que después de la implementación fue de 0.096, por lo tanto, ambos valores son mayores a 0.05, por lo cual, esta variable resultó de una distribución normal, información que se muestra en la figura 07 y 08.

Figura 07. Prueba de normalidad variable: Pre_gestión de inventario.

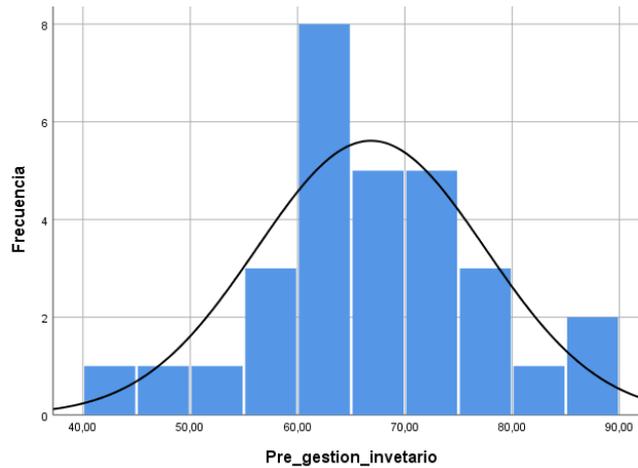
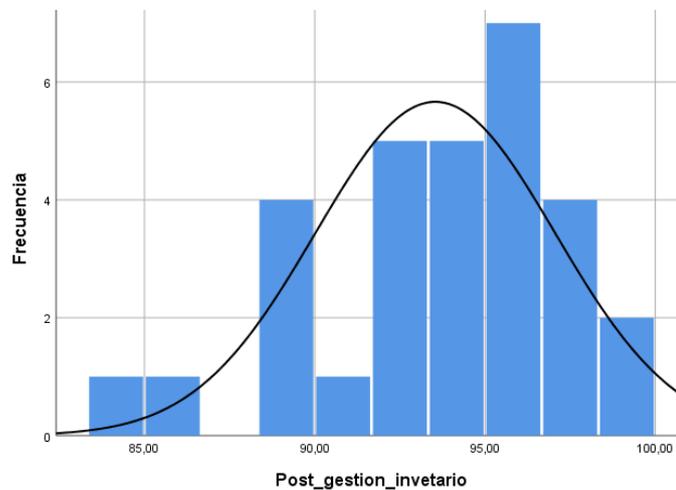


Figura 08. Prueba de normalidad variable: Post_gestión de inventario.



Indicador: Requerimiento

Tabla 11. Prueba de normalidad indicador: Requerimiento.

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Requerimiento_pre_Test	,973	30	,629
Requerimiento_post_Test	,922	30	,130

Se evidencia en la tabla 11, el resultado de la prueba de normalidad para este indicador requerimiento antes de la implementación fue de 0.629 y mientras que después de la implementación fue de 0.130, por lo tanto, ambos valores son mayor a 0.05, por lo cual, la variable resultó en una distribución normal, como se visualiza en la figura 09 y 10.

Figura 09 Prueba de normalidad indicador: Pre_test_Requerimiento.

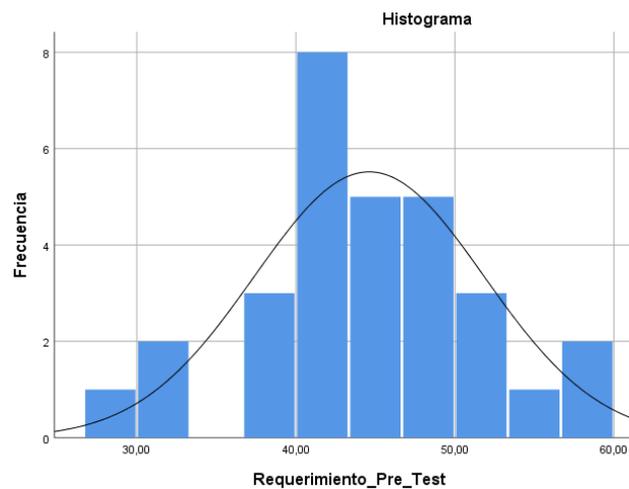
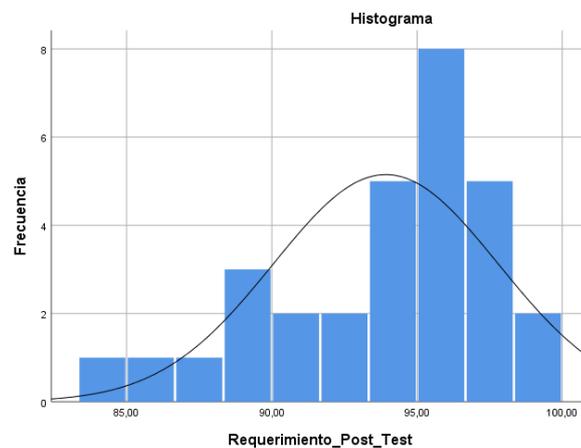


Figura 10 Prueba de normalidad indicador: Post_test_Requerimiento.



Indicador: Despacho

Tabla 12 Prueba de normalidad indicador: Despacho.

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Despacho pre	0.968	30	0.489
Despacho post	0.945	30	0.126

Se evidencia en tabla 12, este resultado de la prueba de normalidad para este indicador despacho antes de la implementación fue de 0.489 y mientras que después de la implementación fue de 0.126, por lo tanto, ambos valores son mayores a 0.05, por lo cual, esta variable resultó de una distribución normal, como se visualiza en la figura 11 y 12.

Figura 11 Prueba de normalidad indicador: Pre_test_Despacho

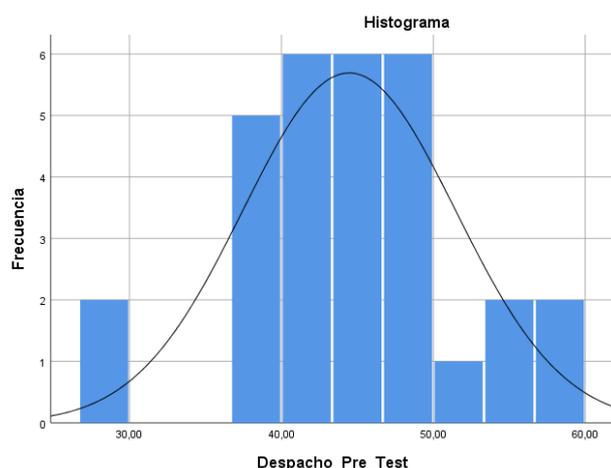
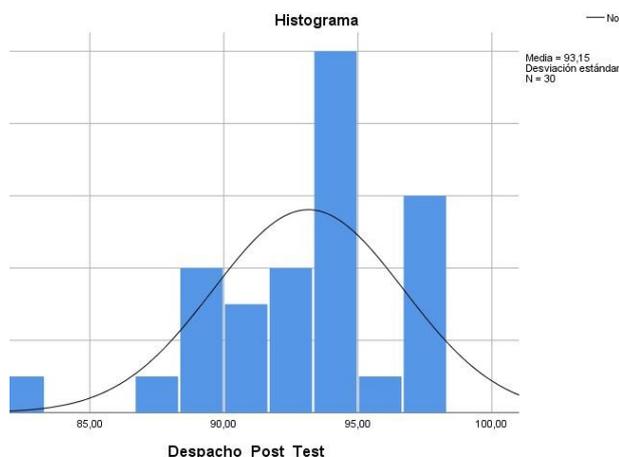


Figura 12 Prueba de normalidad indicador: Post_test_Despacho



Considerando los resultados del análisis inferencial se procedió a aplicar la prueba paramétrica T de Student.

4.3 Prueba de hipótesis

Hipótesis general de Investigación:

HE1: La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.

Variable dependiente: Gestión de inventario

Definición de Variables

rAs: Gestión de inventario ANTES de usar el sistema basado en Machine Learning

rDs: Gestión de inventario DESPUES de usar el sistema basado en Machine Learning

Hipótesis nula (Ho): La implementación del sistema basado en Machine Learning no mejora significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ho: rAs \geq rDs$$

Hipótesis alternativa (Ha): La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ha: rAs < rDs$$

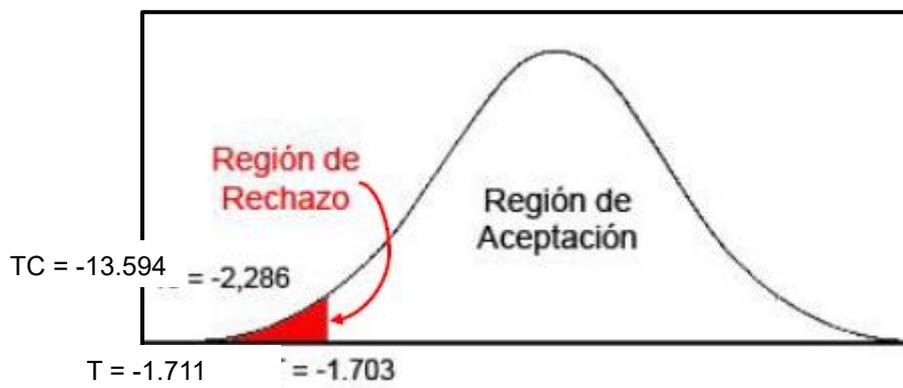
Tabla 13 Prueba T de Student de Gestión de inventario

		Media	t	gl	Sig. (bilateral)
Par 1	Pre_gestion_invetario - Post_gestion_invetario	-2,669,767	-13,594	29	,000

De la tabla 13 se evidencia que el valor $t = -13.594$, el cual es claramente menor que -1.711 . (Ver figura 13) y el valor Significancia es 0.000 , este al ser menores que 0.05 rechazamos la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna con el 95% de certeza, por lo tanto, se concluye que la implementación del sistema

basado en Machine Learning mejoro significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.

Figura 13 Prueba T de Student para la variable Gestión de inventario



Hipótesis de Investigación 1:

HE1: La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

Indicador: Requerimiento

Definición de Variables

rAs: Requerimiento ANTES de usar el sistema basado en Machine Learning

rDs: Requerimiento DESPUES de usar el sistema basado en Machine Learning

Hipótesis nula (Ho): La implementación del sistema basado en Machine Learning no mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ho: rAs \geq rDs$$

Hipótesis alternativa (Ha): La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ha: rAs < rDs$$

Tabla 14 Prueba T de Student indicador: Requerimiento

		Media	t	gl	Sig. (bilateral)
Par 1	Requerimiento_Pre_Test - Requerimiento_Post_Test	-49,31067	-35,460	29	,000

De la tabla 14 se observa que el valor $t = -35.460$, el cual es claramente menor que -1.711 . (Ver figura 14) y el valor Significancia es 0.000 , este al ser menores que 0.05 y rechazamos la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna con el 95% de certeza, por lo tanto, se puede concluir que la implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones 2023.

Figura 14 Prueba T de Student indicador: Requerimiento



Hipótesis de Investigación 2:

HE2: La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

Indicador: Despacho

Definición de Variables

iAs: Despacho ANTES de usar el sistema basado en Machine Learning

iDs: Despacho DESPUES de usar el sistema basado en Machine Learning

Hipótesis nula (Ho): La implementación del sistema basado en Machine Learning no mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ho: iAs \geq iDs$$

Hipótesis alternativa (Ha): La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

$$Ha: iAs < iDs$$

Tabla 15 Prueba T de Student indicador: Despacho

	Media	t	gl	Sig. (bilateral)
Despacho_Pre_Test - Despacho_Post_Test	-48,69600	-35,054	29	,000

De la tabla 15 se observa que el valor $t = -35.054$, el cual es claramente menor que -1.711 . (Ver figura 15) y el valor Significancia es 0.000 , este al ser menores que 0.05 rechazamos esta hipótesis nula y aceptamos esta hipótesis alterna con el 95% de certeza, por lo tanto, se puede concluir que la implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones 2023.

Figura 15 Prueba T de Student indicador: Despacho



V. DISCUSIÓN

En relación con la hipótesis general, se planteó que, la implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.

Tomando como base los resultados obtenidos, aplicando Shapiro Wilk se pudo observar que los números registrados apuntan a la normalidad para la variable gestión de inventario tanto para el antes y el después de la implementación ($p < 0.05$) datos que respaldan y acepta la hipótesis alternativa demostrando que la implementación del sistema basado en machine learning tiene un impacto positivo en la gestión de inventario en A&M Confecciones. Resultados finales en los dos indicadores (Requerimiento y Despacho) se obtuvieron de similar forma demostrando que se mantenía la normalidad en cada prueba, así como la inclinación hacia la hipótesis alternativa, como en el caso de la variable dependiente ya vista.

A comparación de ello, Li et al. (2019), en sus resultados experimentales se pudo evidenciar una precisión alta de predicción y la reducción de los costos totales en comparación con algunos esquemas de optimización de inventario y han demostrado el modelo integral basado en algoritmos de aprendizaje automático es efectivo para predecir los volúmenes de ventas y optimizando los inventarios en el entorno del sistema de e-commerce, de esa manera dichos autores han logrado concluir que, el uso de algunos algoritmos de aprendizaje automático en el sistema de comercio electrónico demuestras ser muy efectivos mejorando una eficiencia del equilibrio de inventarios. Vidal e Izquierdo (2021), en su estudio se pudo apreciar que la gestión de almacenes con herramientas de Machine Learning pudo evidenciar esta influencia en la producción de una empresa logística, mostrando una productividad de 41% antes de la aplicación y 70% después de la aplicación del programa. la empresa ETP Logística y Transporte arroja un 65% con resultados de cálculo con resultados aceptables, la empresa con mayor puntaje es Puerto oriente con 206 puntos para un total de 86%, y las demás empresas se encuentran entre el 83% y 85% mostrándose

entre estos rangos con mayor excelencia en el mercado. Por ende, con la aplicación del Machine Learning se logró optimizar los procedimientos y se redujeron el costo de los errores de selección.

Otro caso donde se obtuvieron resultados significativos fue en la investigación de Peña y Lozano (2022) en la que desarrollaron una propuesta de gestión de inventarios utilizando Machine Learning. Afirman que, bajo la propuesta, mejoró la gestión de inventarios, siendo un 15% más productivo, de igual manera la eficiencia mejoró un 9% y la eficacia un 7%. Plantearon que la gerencia del almacén puede controlar los bienes fabricados y seguir el proceso del almacén al codificar todos los productos por ser algo productivo en el lugar de trabajo.

Se entiende por requerimiento de existencias, como el proceso de recibir y registrar correctamente los productos o artículos que llegan a un almacén (Muller, 2019). Ello implica verificar físicamente los productos, comparar los documentos de entrega, registrar el requerimiento en el sistema, etiquetar y ubicar los productos adecuadamente.

Se entiende por despacho, al registro de todos los productos que están incluidos en proceso de la producción teniendo una posición correspondiente de acuerdo con la especificación del material (Muller, 2019).

Y es que en los resultados de la prueba T de Student de muestras emparejadas indican una diferencia significativa entre los niveles de despacho antes y después de la implementación del sistema basado en Machine Learning, con una diferencia promedio de -48.696. Además, el valor p es menor que 0.05 ($p < 0.05$), lo que respalda la hipótesis alternativa y sugiere que la implementación del sistema tiene el impacto positivo y significativamente en la mejora del despacho en la empresa A&M Confecciones en 2023.

VI. CONCLUSIONES

- Se ha demostrado una mejora significativamente en la gestión de los inventarios de la empresa A&M Confecciones ya que este permite resolver problemas relacionados como desbalance en el área logística, despacho, falta de información en tiempo real, planificación y producción, todo ello basándose en algoritmos y modelos que se entrenan con ejemplos de datos para mejorar su rendimiento.
- Se mejoró significativamente el requerimiento de la empresa A&M Confecciones, y ello se encuentra vinculado al proceso de control y supervisión como también un manejo óptimo y dinámico de la gestión en lo que respecta al requerimiento.
- Mejoro significativamente el despacho de la empresa A&M Confecciones, por lo mismo que se demostró que hubo mejoras en la gestión de inventario con la aplicación de dicho sistema, con lo que se mejoró la capacidad de supervisión y control.

VII. RECOMENDACIONES

- En cuanto al sistema, se sugiere añadir nuevas opciones para optimizar los resultados, ya que pueden ser ajeno a factores externos como, por ejemplo, incidencias de salud (pandemia) las cuales podrían determinar decisiones de despacho a futuro y así tener una segunda plantilla de resultados.
- Realizar nuevos módulos de desarrollo a diferentes sistemas de proceso y/o funciones de la empresa o empresas con un mismo rubro similar, como un centro de costos con esta estructura de data y/o algoritmos como base y puedan ser agregados como add-ons, generen asientos de cierre (costo de venta) y estos puedan ser llevado a la contabilidad.
- Se recomienda utilizar algoritmos, técnicas y funciones que reduzcan el tiempo de entrenamiento esperado de los modelos. Además, se recomienda un desarrollo detallado con diferentes configuraciones para encontrar los parámetros correctos asociados con un tiempo de entrenamiento reducido y una precisión aceptable.
- También se recomienda la introducción de módulos de facturación electrónica, comercio electrónico, etc. a través de los cuales se puedan proporcionar servicios en línea para complementar y usar como base la data ingresada y obtener un control inventario adecuado.
- Añadir un módulo en el sistema Machine Learning en donde se pueda agregar información de ventas de productos textiles de diversas empresas (empresas abiertas) las ventas totales en prendas de vestir con el objetivo de que el sistema Machine Learning pueda generar en base a los datos un histórico del cual pueda predecir qué meses es en donde más se debe producir ciertos tipos de vestimenta.
- Adaptar el sistema de Machine Learning a un entorno de aplicación móvil para hacer de este una herramienta con la que se puede contar en todo momento.

REFERENCIAS

- AHMAD, Sultan, et al.** A Novel AI-Based Stock Market Prediction Using Machine Learning Algorithm. Scientific Programming, 2022, vol. 2022. <https://www.hindawi.com/journals/sp/2022/4808088/>
- AL-SAQQA, Samar; SAWALHA, Samer; ABDELNABI, Hiba.** Agile software development: Methodologies and trends. International Journal of Interactive Mobile Technologies, 2020, vol. 14, no 11. <https://pdfs.semanticscholar.org/2fef/154748093288894dbd0b98db1b9b54731c71.pdf>
- BAEZA-YATES, Ricardo.** Bias on the web. Communications of the ACM, 2018, vol. 61, no 6, p. 54-61. <https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3209581>
- BOUTE, Robert., et al.** Deep reinforcement learning for inventory control: A roadmap. European Journal of Operational Research, 2022, vol. 298, no 2, p.401-412. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221721006111>
- BRUCE, Leopold.** Diseño de la muestra en proyectos de encuesta. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía. 2011. https://www.snieg.mx/documentacionportal/normatividad/vigente/doctos_gen_basica/muestra_encuesta.pdf
- CAVALCANTE, Ian M., et al.** A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. International Journal of Information Management, 2019, vol. 49, p. 86-97. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0268401219301422>

CIOFFI, Raffaele, et al. Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: Progress, trends, and directions. Sustainability, 2020, vol. 12, no 2, p. 492.

<https://www.mdpi.com/2071-1050/12/2/492>

DE MOOR, Bram; GIJSBRECHTS, Joren; BOUTE, Robert N. Reward shaping to improve the performance of deep reinforcement learning in perishable inventory management. European Journal of Operational Research, 2022, vol. 301, no 2, p. 535-545.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221721008948>

DENG, Chuning; LIU, Yongji. A Deep Learning-Based Inventory Management and Demand Prediction Optimization Method for Anomaly Detection. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, vol. 2021, p. 1-14.

<https://www.proquest.com/openview/805053c7ffdb7b9e28c5e4801b485788/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2034344>

DIEZ-OLIVAN, Alberto, et al. Data fusion and machine learning for industrial prognosis: Trends and perspectives towards Industry 4.0. Information Fusion, 2019, vol. 50, p. 92-111.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253518304706>

DRUMOND Claire. ¿Qué es scrum? Revista ATLASSIAN. 2022.

<https://www.atlassian.com/es/agile/scrum#:~:text=Scrum%20de%20scrums%20es%20una,ejemplos%20de%20Atlassian%20y%20otros.>

ELIA, Gianluca; MARGHERITA, Alessandro; PASSIANTE, Giuseppina. Digital entrepreneurship ecosystem: How digital technologies and collective intelligence are reshaping the entrepreneurial process. Technological Forecasting and Social Change, 2020, vol. 150, p. 119791.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0040162519301969>

ERHARTER, Georg H., et al. Machine learning—An approach for consistent rock glacier mapping and inventorying—Example of Austria. Applied Computing and Geosciences, 2022, vol. 16, p. 100093.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590197422000155>

GARCÍA-BARRIOS, David. A Machine Learning based Method for Managing Multiple Impulse Purchase Products: An Inventory Management Approach. Journal of Engineering Science and Technology Review, 2021.

<http://repositorio.uniatlantico.edu.co/handle/20.500.12834/878>

GRIMMER, Justin; ROBERTS, Margaret E.; STEWART, Brandon M. Text as data: A new framework for machine learning and the social sciences. Princeton University Press, 2022.

<https://academic.oup.com/dsh/article-abstract/38/1/458/6762963>

HACKER, Janine, et al. Virtually in this together—how web-conferencing systems enabled a new virtual togetherness during the COVID-19 crisis. European Journal of Information Systems, 2020, vol. 29, no 5, p. 563-584.

<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/0960085X.2020.1814680>

HERNÁNDEZ & CARPIO. Introducción a los tipos de muestreo. Alerta, Revista científica Del Instituto Nacional De Salud, 2(1), 75–79. 2019.

<https://doi.org/10.5377/alerta.v2i1.7535>

HERNÁNDEZ, Roberto; FERNÁNDEZ, Carlos; BAPTISTA, Pilar. Metodología de la investigación. 6ta. ed. México, D.F.: McGraw Hill Interamericana. 2014.

<https://www.uca.ac.cr/wp-content/uploads/2017/10/Investigacion.pdf>

HERNÁNDEZ, Roberto; MENDOZA, Christian. Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. México, D.F.: McGrawHill Interamericana Editores. 2018.

<https://www.yumpu.com/es/document/read/65785426/hernandez-y-mendoza-2018>

HILLELI, Bar, EL-YANIV, Ran. Toward deep reinforcement learning without a simulator: An autonomous steering example. En Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018.

<https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/11490>

KUMAR, Niharika, et al. Machine Learning Based Predictive Analytics For Agriculture Inventory Management System. En 2022 Fourth International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP). IEEE, 2022. p. 1-7.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10058690>

LERMA, Héctor. Metodología de la investigación. Propuesta, anteproyecto y proyecto. 4th ed. Bogotá: ECOE Ediciones. 2009.

https://www.sijufor.org/uploads/1/2/0/5/120589378/metodologia_de_la_investigacion_propuesta_anteproyecto_y_proyecto.pdf

LÓPEZ ARIAS, Vodger Walter. Aplicación de la gestión de inventarios para incrementar la productividad en la empresa Camel Import SAC Ate, 2019.

<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/54323>

LI, Jiahua, et al. Machine learning algorithm generated sales prediction for inventory optimization in cross-border E-commerce. International Journal of Frontiers in Engineering Technology, 2019, vol. 1, no 1, p. 62-74.

<https://francis-press.com/uploads/papers/sm3WLMx0WpnY3c1olyFt7qvRGx0T1E55XsrIWcGk.pdf>

LUCAS, Kerly. Desarrollo e implementación de aplicación web para el control de inventario del local comercial maquinas Hidalgo. Tesis Ingeniero de Sistemas. Guayaquil: Universidad Politécnica Salesiana, 2017.

<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/15097/1/UPS-GT002054.pdf>

MAGAR, Rishikesh; FARIMANI, Amir Barati. Learning from mistakes: Sampling strategies to efficiently train machine learning models for material property prediction. Computational Materials Science, 2023, vol. 224, p. 112167.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927025623001611>

MARTÍNEZ, Andrés, et al. A machine learning framework for customer purchase prediction in the non-contractual setting. European Journal of Operational Research, 2020, vol. 281, no 3, p. 588-596.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221718303370>

MORANDINI, Marcelo, et al. Considerations about the efficiency and sufficiency of the utilization of the Scrum methodology: A survey for analyzing results for development teams. Computer Science Review, 2021, vol. 39, p. 100314.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1574013720304147>

MULLER, Max. Fundamentos de la gestión de inventario. Liderazgo de HarperCollins, 2019. Gestion de inventario, recepción de existencias, inventario, gestión de stock.
https://www.academia.edu/41078535/FUNDAMENTOS_DE_ADMINISTRACION_DE_INVENTARIOS_MULLER

NGUYEN, Khanh; MEDJAHHER, Kamal. A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics. Reliability Engineering & System Safety, 2019, vol. 188, p. 251-262.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0951832018311050>

PASYEKA, Nadia; MYKHAILYSHYN, Halina; PASYEKA, Mykola. Development algorithmic model for optimization of distributed fault-tolerant web-systems. En 2018 International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). IEEE, 2018. p. 663-669.
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8632160>

PEÑA ÁLVAREZ, Carlos Enrique; LOZANO LAURENTE, Gustavo Adolfo.

Implementación de la gestión de inventarios para aumentar la productividad del área de almacén, empresa Sun Chemical Perú SA 2022. 2022.
<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/104017>

QUISPE HUAMÁN, Leslie. Activities with Neulog sensors and their influence on the learning of Physics. ÑAWPARISUN: Revista de Investigación Científica de Ingenierías, 2022, Vol. 3, no. 4, pp. 49-54.

[https://www.researchgate.net/publication/365298517 Actividades experimntales con sensores Neulog y su influencia en el aprendizaje de la Fisica](https://www.researchgate.net/publication/365298517_Actividades_experimntales_con_sensores_Neulog_y_su_influencia_en_el_aprendizaje_de_la_Fisica)
[Experimental activities with Neulog sensors and their influence o](https://www.researchgate.net/publication/365298517_Actividades_experimntales_con_sensores_Neulog_y_su_influencia_en_el_aprendizaje_de_la_Fisica)
[n the learning of Physics/link/637039a4431b1f5300944e46/download](https://www.researchgate.net/publication/365298517_Actividades_experimntales_con_sensores_Neulog_y_su_influencia_en_el_aprendizaje_de_la_Fisica)

REYES, Aida; SANDOVAL, Diego. Metodologías, enfoques y estructuras. México, D.F.: El colegio de Chihuahua. 2021.

<http://www.colech.edu.mx/cont/descargables/metodologias.pdf>

SALZA, Pasquale; MUSMARRA, Paolo; FERRUCCI, Filomena. Agile

methodologies in education: A review. Agile and lean concepts for teaching and learning: Bringing methodologies from industry to the classroom, 2019, p. 25-45.

https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-13-2751-3_2

SHENOY, Dinesh. Problems & solutions in inventory management. Springer International Publishing, 2018.

<https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-65696-0>

SOBERANES JANAMPA, Rosa Luz. Sistema web para el control de los bienes informáticos y soporte técnico de la institución educativa “Los Andes”–Uñas. 2020.

<https://repositorio.upla.edu.pe/handle/20.500.12848/1712>

SUDARMA, Made; ARIYANI, Sri; WICAKSANA, Putu Aryasuta. Implementation of the Rational Unified Process (RUP) Model in Design Planning of Sales Order Management System. *INTENSIF: Journal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, 2021, vol. 5, no 2, p. 249-265.

<https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/intensif/article/view/15543>

VÁSQUEZ VELÁSQUEZ, Wilson. Sistema de información vía web para mejorar el control de las incidencias de los equipos informáticos en el Gobierno Regional San Martín 2020. 2020.

<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/51412>

VERA YÁNEZ, Christian Marcelo. Desarrollo e implementación de un sistema web para el control de inventario y alquiler de maquinarias de la empresa Megarient SA. 2019. Tesis de Licenciatura.

<https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/17525>

VIDAL, Brigitte; IZQUIERDO, Andrés. Eficiencia operacional en la planificación de procesos en la empresa ETP Logística y Transporte SAS. 2021. Tesis de Maestría. Maestría en Gerencia de la Cadena de Abastecimiento-Virtual.

<https://repository.universidadean.edu.co/handle/10882/10948>

WANG, Qichao; ABBAS, Montasir. Designing web-games for transportation engineering education. *Computer Applications in Engineering Education*, 2018, vol. 26, no 5, p. 1699-1710.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cae.22031>

YERPUDE, Samir; SINGHAL, Tarun Kumar. Smart warehouse with internet of things supported inventory management system. International Journal of Pure and Applied Mathematics, 2018, vol. 118, no 24, p. 1-15.

https://www.researchgate.net/profile/Samir-Yerpude/publication/327052098_SMART_Warehouse_with_Internet_of_Things_supported_Inventory_Management_System/links/5b754f0492851ca6506424ed/SMART-Warehouse-with-Internet-of-Things-supported-Inventory-Management-System.pdf

ZHENG, Pai, et al. Smart manufacturing systems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives. Frontiers of Mechanical Engineering, 2018, vol. 13, p. 137-150.

<https://link.springer.com/article/10.1007/s11465-018-0499-5>

ANEXOS

Anexo 01: Desarrollo metodología XP

FASE I: PLANIFICACIÓN

Conformación del equipo XP, roles y desarrollo.

<i>Actores</i>	<i>Roles</i>			
	Programador	Pruebas	Cliente	Guía
Programador 1	X			x
Programador 2		x		

Tabla 1; Roles de equipo
Fuente: Elaboración propia

Responsables durante la etapa de planificación:

<i>Rol</i>	<i>Responsabilidades</i>
Programador	<ul style="list-style-type: none"> • Calcula los tiempos que tomaran en realizarse las historias de usuario
	<ul style="list-style-type: none"> • Encargado del desarrollo de gestión de almacén
Prueba	<ul style="list-style-type: none"> • Realiza las pruebas funcionales del sistema
	<ul style="list-style-type: none"> • Encargado de la aceptación de cambios o mejoras
Cliente	<ul style="list-style-type: none"> • Brinda los requerimientos funcionales
	<ul style="list-style-type: none"> • Utilizará el sistema de gestión de stock e inventario
	<ul style="list-style-type: none"> • Decide aceptar o rechazar el sistema de gestión de stock e inventario
Guía	<ul style="list-style-type: none"> • Sugiere algún cambio en el sistema
	<ul style="list-style-type: none"> • Brinda alguna idea nueva
	<ul style="list-style-type: none"> • Apoya en algunas tareas en el desarrollo

Tabla 2: Responsabilidades
Fuente: Elaboración propia

Requerimientos Funcionales	
Accesos	<ul style="list-style-type: none"> • Mostrar tabla de grupos existentes • Crear modificar y eliminar grupos • Mostar tabla de usuarios registrados • Crear, modificar y eliminar usuarios
Categorías	<ul style="list-style-type: none"> • Mostar tabla de las categorías existentes • Agregar editar y eliminar categorías
Productos	<ul style="list-style-type: none"> • Visualizar tabla de últimos productos agregados • Agregar editar y eliminar categorías
Media	<ul style="list-style-type: none"> • Mostar lista de imágenes de productos • Subir nuevas imágenes • Eliminar imágenes
Alertas	<ul style="list-style-type: none"> • Administrar salidas • Agregar salidas • Administrar stock
Inventarios	<ul style="list-style-type: none"> • Reporte por fecha reporte mensual • Reporte diario • Reporte de stock • Reporte de exactitud • Reporte de rotación

Tabla 3: Requerimientos funcionales
Fuente: Elaboración propia

Requerimientos No Funcionales
<ul style="list-style-type: none"> • PHP, Python, MYSQL, para el desarrollo del sistema. • Navegadores Google Chrome y Brave. • El acceso de los usuarios será mediante roles del sistema. • Contará con copia de seguridad de la base de datos cada quincena.

Tabla 4: Requerimientos no funcionales
Fuente: Elaboración propia

HERRAMIENTAS, LENGUAJES Y TECNOLOGÍAS

- SISTEMA OPERATIVO. WINDOWS 10
- SERVIDOR DE BASE DE DATOS WORKBECH MYSQL.
- LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN PYTHON, PHP.
- VISUAL STUDIO CODE
- METODOLOGÍA. PROGRAMACIÓN EXTREMA (XP).
- FRAMEWORK. BOOTSTRAP
- JAVASCRIPT.
- MAQUETACIÓN DE INTERFAZ HTML Y CSS

Tabla 5: Tecnologías
Fuente: Elaboración propia

N.º	HISTORIA	DESCRIPCIÓN
Historia 01	Autenticación de usuario	El administrador se encargará de asignar las credenciales de acceso con sus privilegios
Historia 02	Administrar grupos	El administrador se encargará de agregar, editar, eliminar, activar y desactivar grupos para los usuarios de sistema.
Historia 03	Administrar categorías	El administrador se encargará de agregar, editar, eliminar las categorías de los productos
Historia 04	Administrar multimedia	El administrador se encargará de administrar las imágenes que suban al sistema.
Historia 05	Administrar reportes	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero recibir informes mensuales que resuman las tendencias de ventas, movimientos de inventario y ganancias para evaluar el rendimiento general del sistema.
Historia 06	Administrar productos	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero agregar nuevos productos para mantener actualizado el inventario
Historia 07	Administrar recepción de productos	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero escanear productos y actualizar automáticamente el inventario al recibir nuevos envíos.
Historia 08	Administrar requerimientos	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero que los empleados puedan reservar productos para clientes y que estas reservas se reflejen automáticamente en el inventario general.
Historia 09	Administrar movimientos	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero transferir productos entre ubicaciones para gestionar de manera efectiva la distribución del inventario.
Historia 10	Gestionar despachos	El administrador del sistema de stock e inventario, quiero conocer las predicciones por años para los diferentes productos.

Tabla 6: Requerimientos funcionales
Fuente: Elaboración propia

Riesgo	Descripción con respecto a la historia de usuario
Alto	Será alto cuando es de mucho peligro el mal funcionamiento de las historias de usuario
Medio	Será medio cuando es regular el peligro el mal funcionamiento
Bajo	Será bajo cuando no existe riesgo de peligro de la historia de usuario

Tabla 7: Riesgos y prioridades de las historias
Fuente: Elaboración propia

N.º	Nombre	Prioridad	Riesgo	Iteración
1	Autenticación de usuario	Alta	Alto	1
2	Administrar grupos	Alta	Alto	1
3	Administrar categoría	Alta	Alto	1
4	Administrar movimientos	Alta	Alto	1
5	Administrar producto	Alta	Medio	1
6	Administrar reportes	Media	Medio	2
7	Administrar productos	Media	Medio	2
8	Administrar requerimientos	Media	Medio	2
9	Administrar recepción de productos	Media	Medio	2
10	Gestionar despachos	Media	Medio	2

Tabla 8: Tabla de riesgos por niveles
Fuente: Elaboración propia

Casos de uso

Vista general del administrador



Ilustración 1: Vista general del administrador
Fuente: Elaboración propia

Gestionar usuario: Se muestra el caso de uso de gestión de usuario donde el administrador puede registrar, listar, editar y eliminar (desactivar) un usuario.

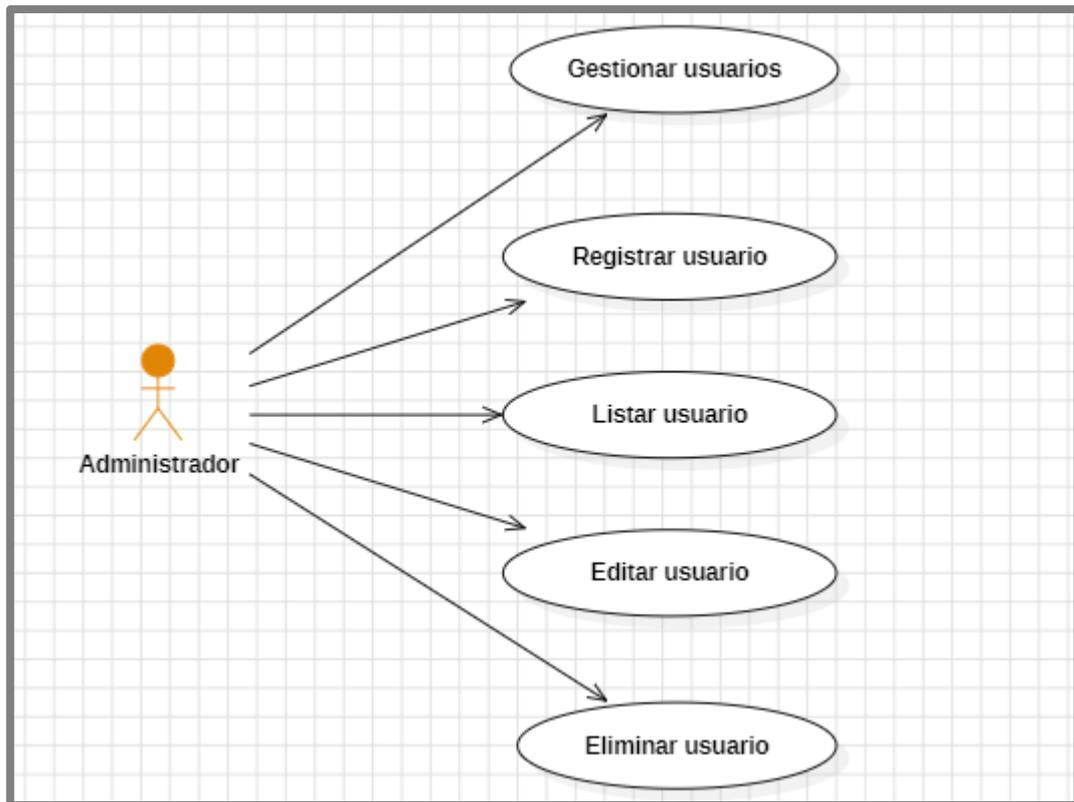


Ilustración 2: Gestionar usuario
Fuente: Elaboración propia

Gestionar inventario: Se muestra el caso de uso de gestión de inventario donde el administrador puede consultar el inventario y actualizar el inventario.

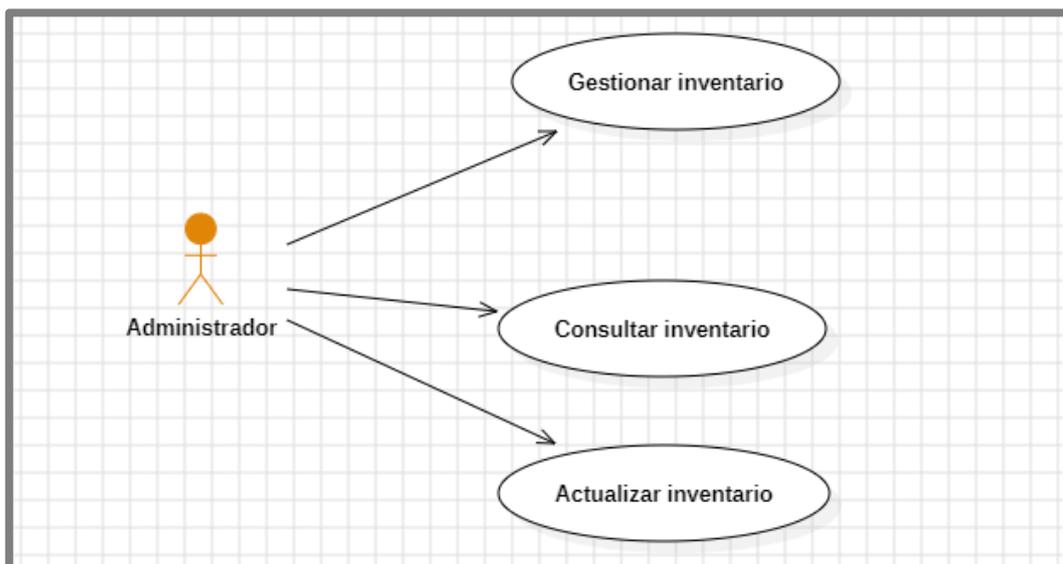


Ilustración 3: Gestión de inventario
Fuente: Elaboración propia

Gestionar categorías: Se muestra el caso de uso de gestión de categorías donde el administrador puede registrar categorías, listar, editar y eliminar (desactivar) categorías.

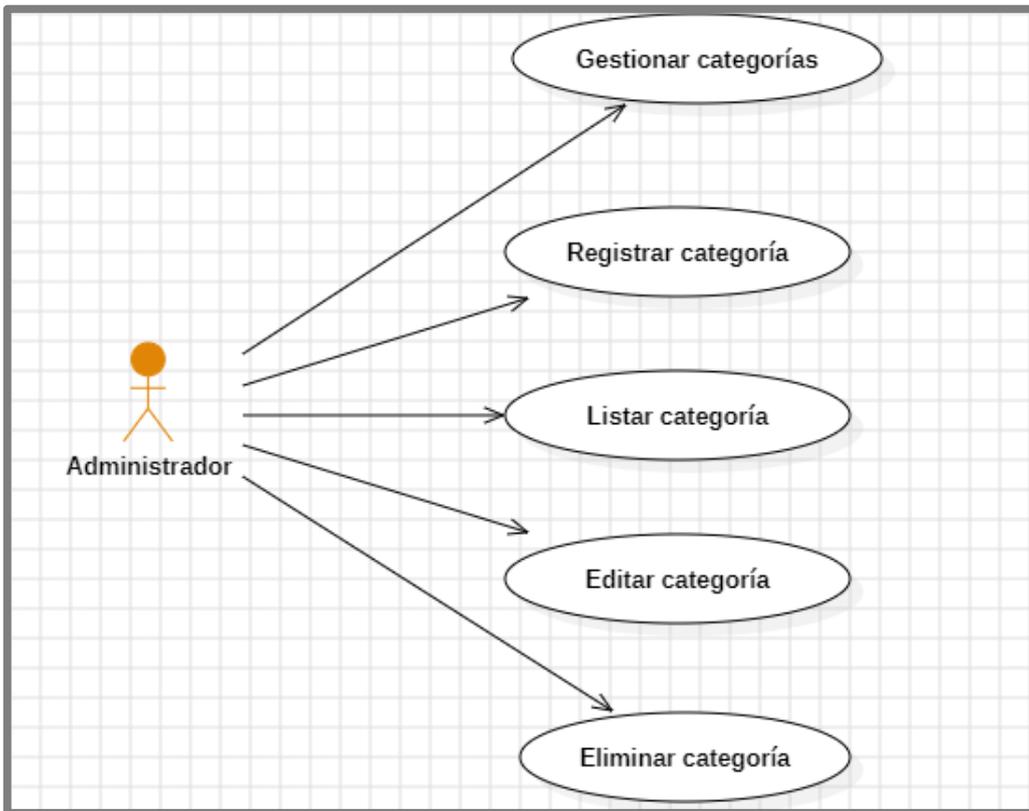


Ilustración 4: Gestionar categorías
Fuente: Elaboración propia

Gestionar reporte: Se muestra el caso de uso de gestión de reportes donde el administrador puede generar un reporte y exportar el archivo del reporte.

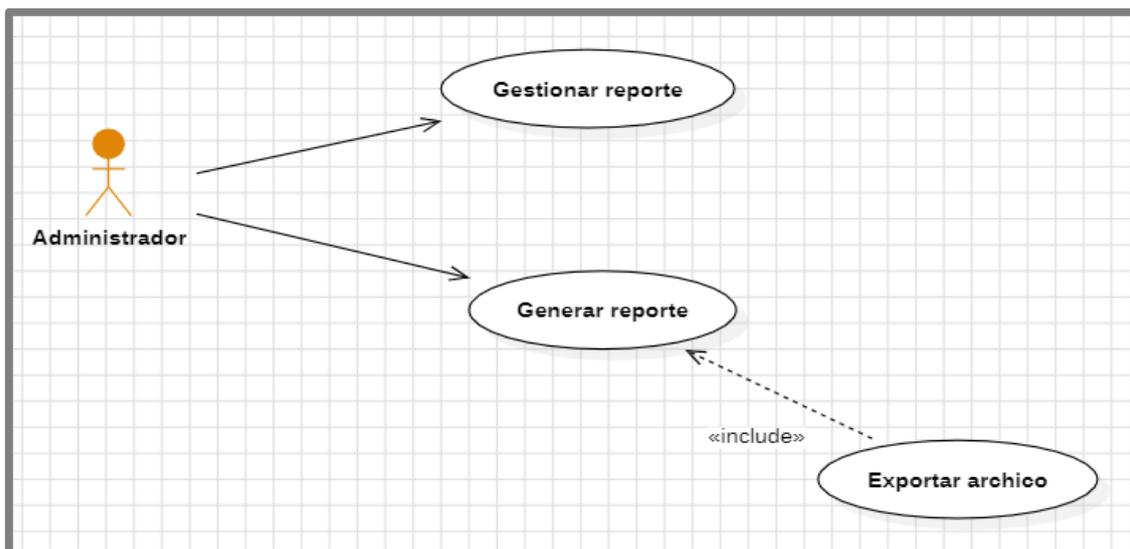


Ilustración 5: Gestionar reporte
Fuente: Elaboración propia

Gestionar productos: Se muestra el caso de uso de gestión de reportes donde el administrador puede registrar, editar, listar y eliminar productos.

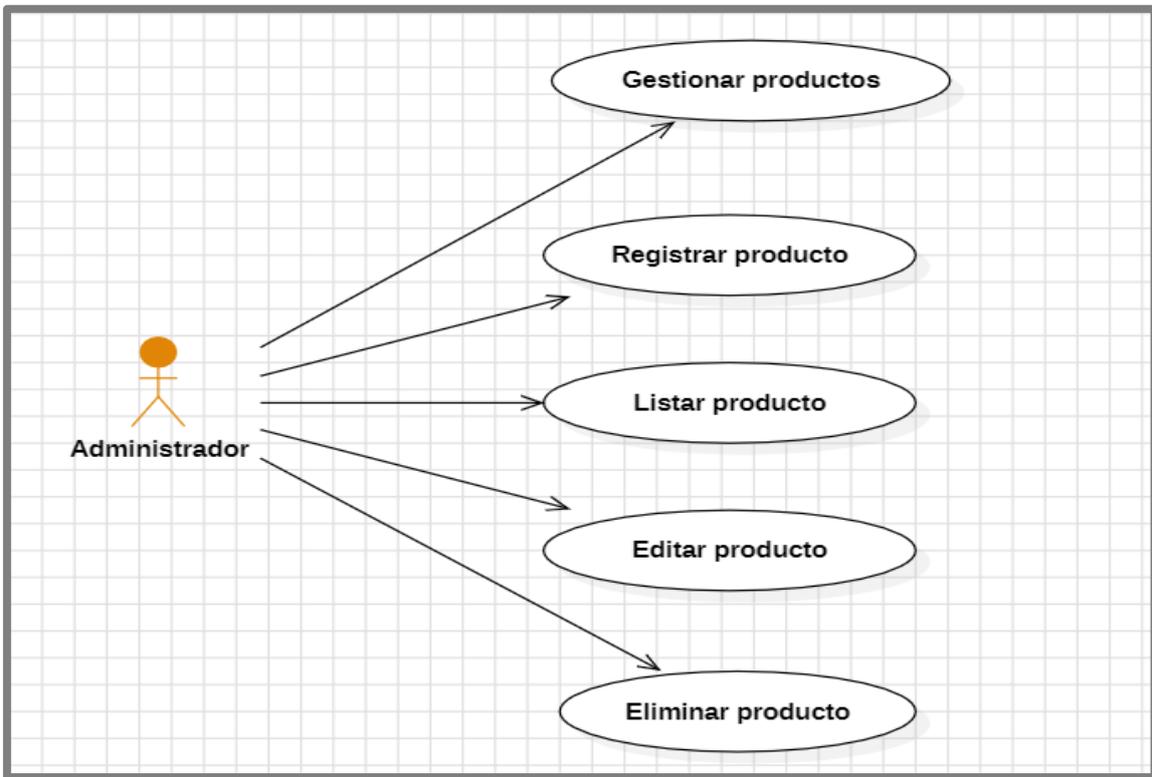


Ilustración 6: Gestionar productos
Fuente: Elaboración propia

Gestionar requerimientos: Se muestra el caso de uso de gestión de requerimientos donde el administrador puede registrar, editar, listar y eliminar proveedores.

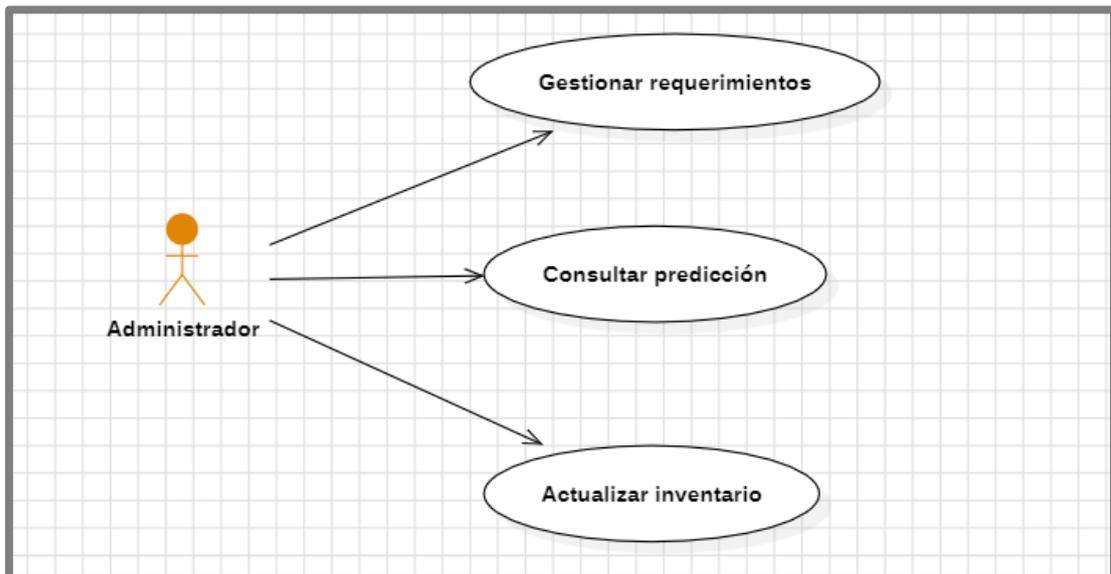


Ilustración 7: Gestionar proveedores
Fuente: Elaboración propia

Gestionar despachos: Se muestra el caso de uso de gestión de despacho donde el administrador puede generar informes de predicciones y descargar los mismos.

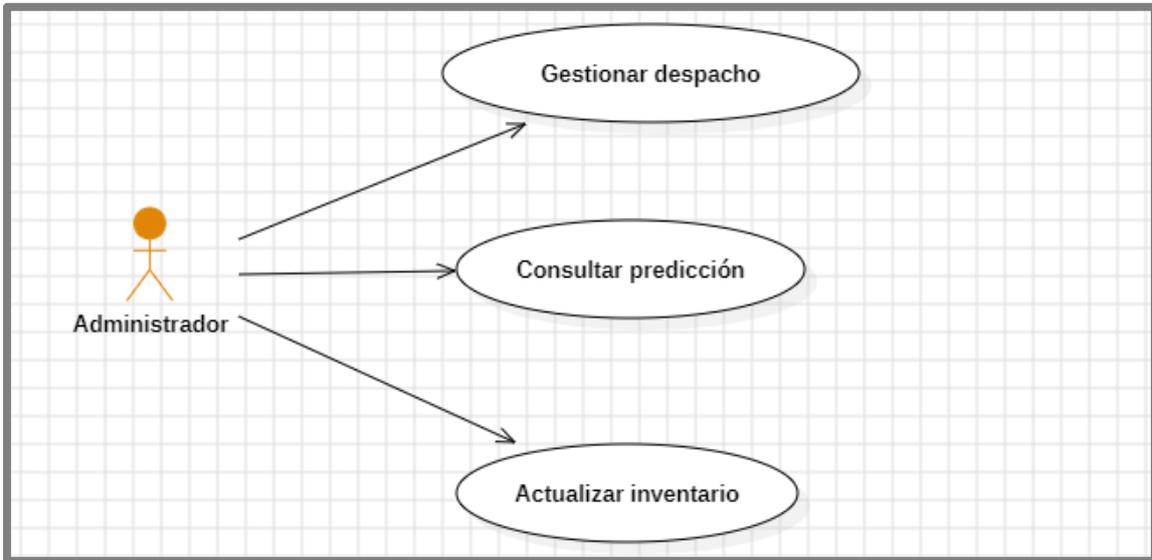


Ilustración 8: Gestionar alertas

Fuente: Elaboración propia

Gestionar movimientos: Se muestra el caso de uso de gestionar transferencias de productos entre locaciones, el administrador puede registra las ubicaciones, agregar e intercambiar de lugar productos.

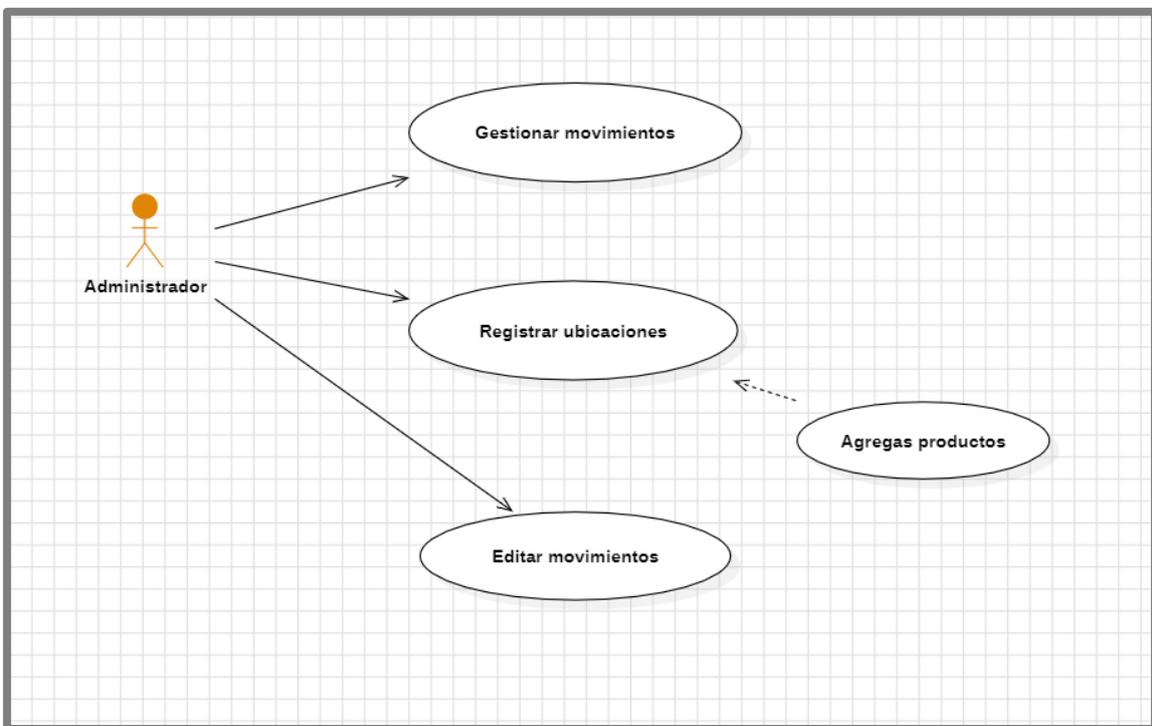


Ilustración 9: Gestionar transferencias

Fuente: Elaboración propia

Gestión de Administrador

Número historia: 1

Usuario: usuario del sistema

Nombre historia de usuario: Autenticación de usuario

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 7
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá acceder a la creación de su cuenta.

Observación: Para registrar un empleado previamente debemos registrar un tipo de usuario con sus roles o permisos asignados según las funciones que va desempeñar

Tabla 9 Gestión de autenticación
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 01

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz gestión de empleado

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación, edición y eliminación de usuarios.

Tabla 10 Gestión de autenticación
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Administrador

Número historias: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar grupos

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 8
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar perfiles para el mantenimiento de empleados. El formulario

Observación: El administrador se encargará de agregar, editar, eliminar, activar y desactivar grupos para los usuarios de sistema.

Tabla 11 Gestión de perfiles
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 02

Número historia: 1

Nombre: Administrar roles que los usuarios puedan ver en el sistema.

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El usuario podrá administrar los roles de empleados que puedan ver en el sistema.

Tabla 12 Gestión de perfiles
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Categoría

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar categoría

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 6
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de categorías.

Observación: Para registrar una categoría debemos registrar un tipo de categoría con sus roles o permisos asignados que tendrá con sus productos.

Tabla 13: Gestión de categoría
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 03

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de categorías

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de categorías.

Tabla 14: Gestión de categoría
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Despacho

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar despacho

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 9(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: Administrar predicciones de despacho.

Observación: Para generar predicciones de despacho, se debe tener un rango de niveles de productos permitidos.

Tabla 15: Gestión de alertas
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 04

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de despacho

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: Para generar predicciones tenemos que contar con productos en ciertos niveles o cantidades establecidas en el sistema.

Tabla 16: Gestión de alertas
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Reportes

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar reportes

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 6
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de reportes personalizados.

Observación: Para crear un reporte se debe tener en cuenta el ingreso y salida de productos.

Tabla 17: Gestión de reportes
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 05

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de reportes

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El administrador podrá gestionar la creación de reportes personalizados teniendo datos de entrada como productos en ingreso y salida además de los rangos de fechas.

Tabla 18: Gestión de reportes
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Requerimientos

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar requerimientos

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 7
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá predecir los requerimientos.

Observación: Para generar una predicción se tiene que tener cierta cantidad de productos por categoría.

Tabla 19 Gestión de proveedores
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 06

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de requerimientos

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El administrador podrá generar una predicción se tiene que tener cierta cantidad de productos por categoría.

Tabla 20: Gestión de proveedores
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Productos

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar productos

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 9
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de productos.

Observación: Para registrar un producto debemos conocer en que categoría será añadido y si no tiene una categoría respectiva se tendrá que crear.

Tabla 21: Gestión de productos
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 07

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de productos

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de productos y asignarles una categoría en específico.

Tabla 22: Gestión de productos
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Movimientos

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar movimientos

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 7
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la distribución de movimientos.

Observación: Para agregar movimientos se selecciona los productos registrados previamente y se escoge entre entrada y despacho, para después pasar a registrarse.

Tabla 23: Gestión de transferencias
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 08

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz transferencias

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El administrador podrá agregar movimientos se selecciona los productos registrados previamente y se escoge entre entrada y despacho, para después pasar a registrarse

Tabla 24: Gestión de Transferencias
Fuente: Elaboración propia

Gestión de Multimedia

Número historia: 1

Usuario: Administrador del sistema

Nombre historia de usuario: Administrar reservas

Prioridad de negocio: Media
(Media/Alta/Baja)

Riesgo en desarrollo: Media
(Media/Alta/Baja)

Puntos estimados: 8
(1/10)

Iteración asignada: 1

Descripción: El usuario podrá administrar distribución de multimedia.

Observación: Para administrar los productos en reserva se debe tener un control donde no se tengan alertas ni reportes por escasez de productos.

Tabla 24: Gestión de reservas
Fuente: Elaboración propia

Tarea N° 09

Número historia: 1

Nombre: Diseño de interfaz de reservas

Programador Responsable: programador 1

Tipo de tarea: Desarrollo
(Desarrollo/Corrección/Mejora/Otra)

Puntos estimados: 1

Descripción: El usuario podrá administrar la creación de empleados. El formulario

Tabla 24: Gestión de reservas
Fuente: Elaboración propia

FASE II: Diseño

Diseño de interfaces (Mockup)

Login



A mockup of a login page. At the top, there is a browser address bar containing the text "/Login". In the center of the page, there is a white rectangular box with a thin border. Inside this box, the text "Iniciar sesión" is centered at the top. Below this text are two input fields: the first is labeled "usuario" and the second is labeled "Contraseña". At the bottom of the box is a blue rounded rectangular button with the text "Ingresar" centered on it.

Menu Principal



A mockup of a main menu page. At the top, there is a browser address bar containing the text "/Escritorio". On the left side, there is a dark gray vertical sidebar containing a list of menu items, each with a small icon to its left: "Escritorio", "Categoria", "Media", "Productos", "ML - Requerimiento", "ML - Despacho", "Mi perfil", "Usuario", "Grupo", "Movimientos", and "Reporte Stock mínimo". The main content area to the right of the sidebar is mostly empty, with a large gray rectangular placeholder in the center.

Diseño de base de datos:

Diseño: Modelo relacional

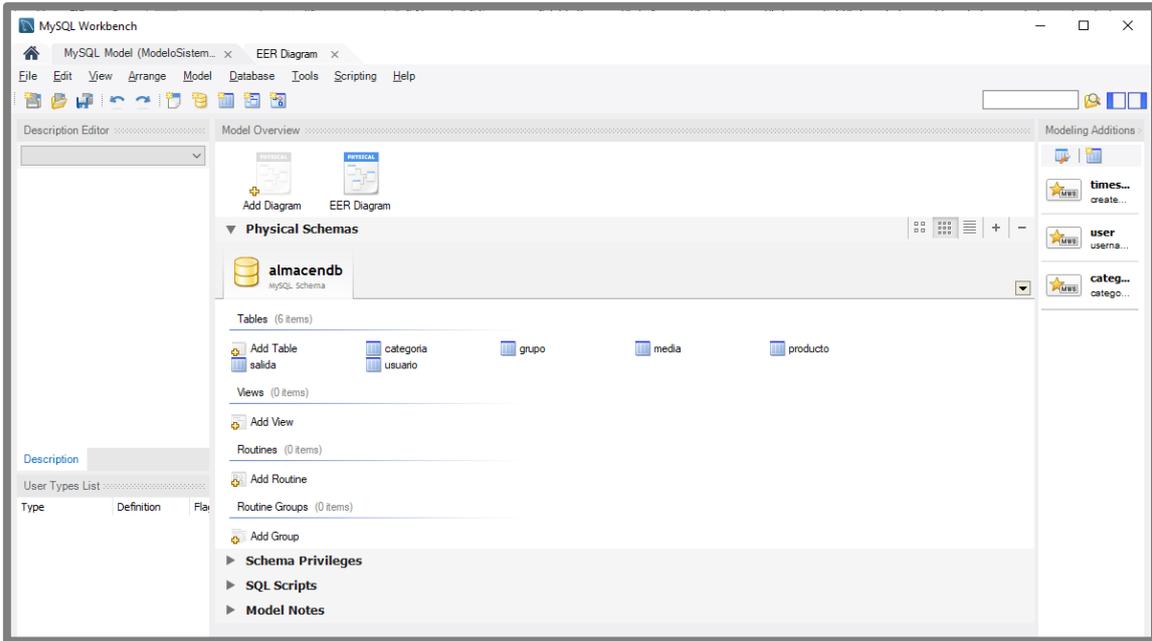


Figura 1: Entorno Workbench

Fuente: Captura propia

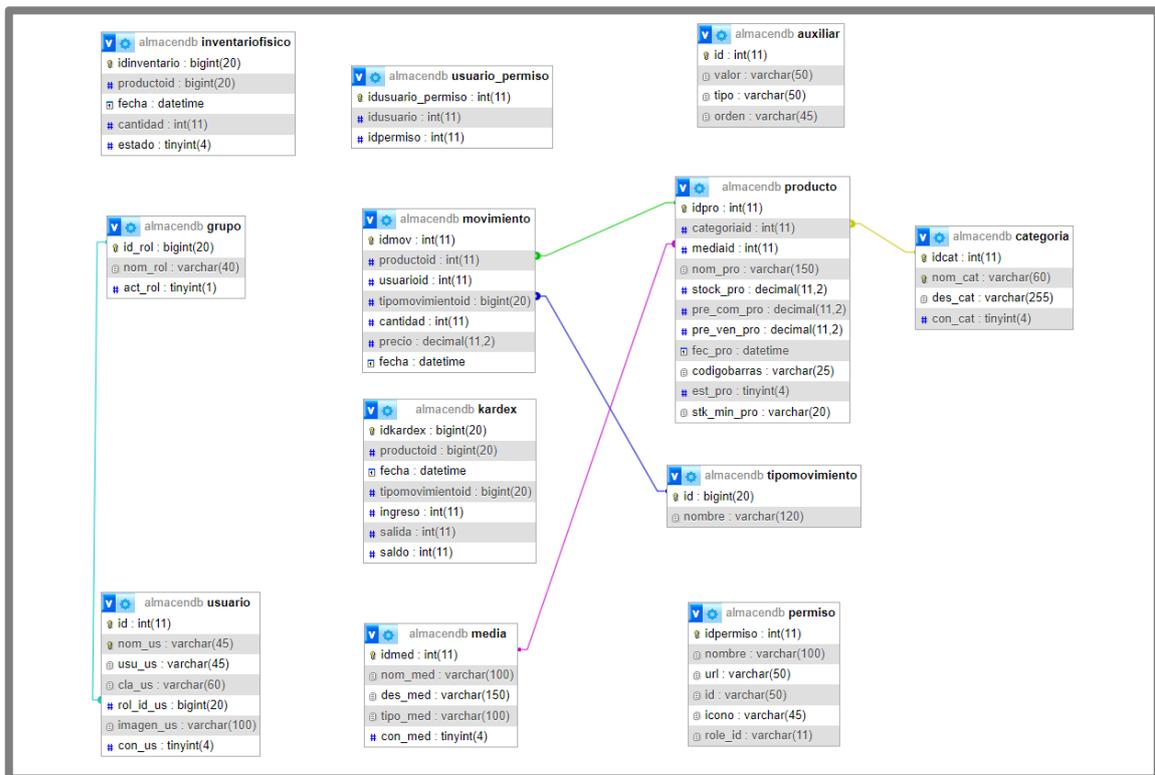


Figura 2: Vista modelo relacional

Fuente: Captura propia

Lista de tablas y atributos empleados en el sistema.

Tabla: **auxiliar**

- id
- valor
- tipo
- orden

Tabla: **categoría**

- idcat
- nom_cat
- des_cat
- con_cat

Tabla: **grupo**

- id_rol
- nom_rol
- act_rol

Tabla: **inventariofisico**

- idinventario
- productoid
- fecha
- cantidad
- estado

Tabla: **kardex**

- idkardex
- productoid
- fecha
- tipomovimientoid
- ingreso
- salida
- saldo

Tabla: **media**

- idmed
- nom_med
- des_med
- tipo_med
- con_med

Tabla: **movimiento**

- idmov
- productoid
- usuarioid
- tipomovimientoid
- cantidad
- precio
- fecha

Tabla: **permiso**

- idpermiso
- nombre
- url
- id
- icono
- role_id

Tabla: **producto**

- idpro
- categoriaid
- mediaid
- nom_pro
- stock_pro
- pre_com_pro
- pre_ven_pro
- fec_pro
- codigobarras
- est_pro
- stk_min_pro

Tabla: **tipomovimiento**

- id
- nombre
- Tabla: usuario
- id
- nom_us
- usu_us
- cla_us
- rol_id_us
- imagen_us
- con_us

Tabla: **usuario_permiso**

- idusuario_permiso
- idusuario
- idpermiso

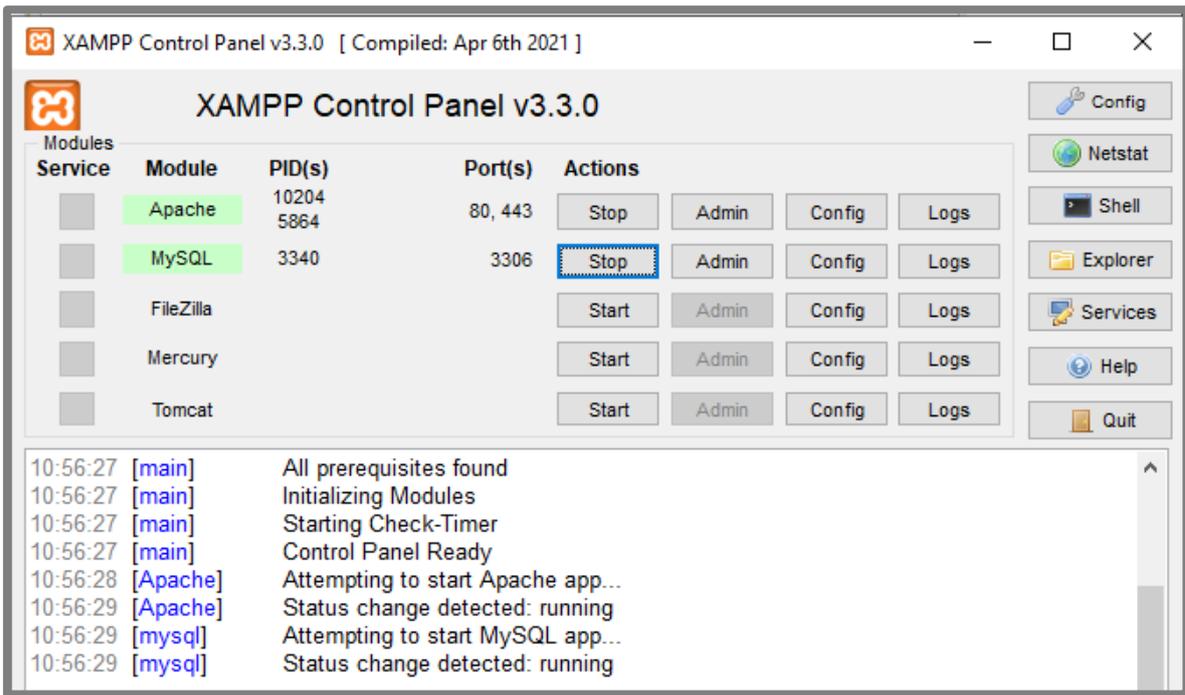


Figura 3: Entorno servidor local XAMPP
Fuente: Captura propia

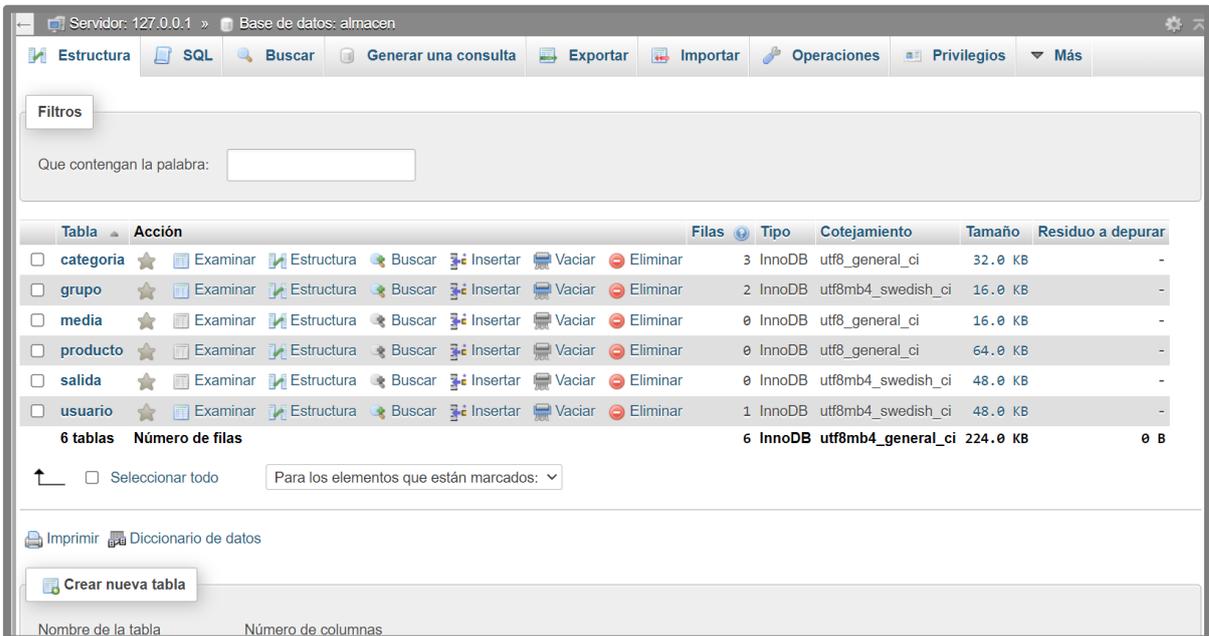


Figura 4: Entorno phpmyadmin
Fuente: Captura propia

FASE III: Codificación

Software:

En la parte del desarrollo del sistema se emplearon las tecnologías de PHP, PYTHON, HTML, css, Bootstrap, Ajax, jQuery.

Login de acceso:

Página de inicio, que da la bienvenida a los usuarios que interactúan con el sistema.

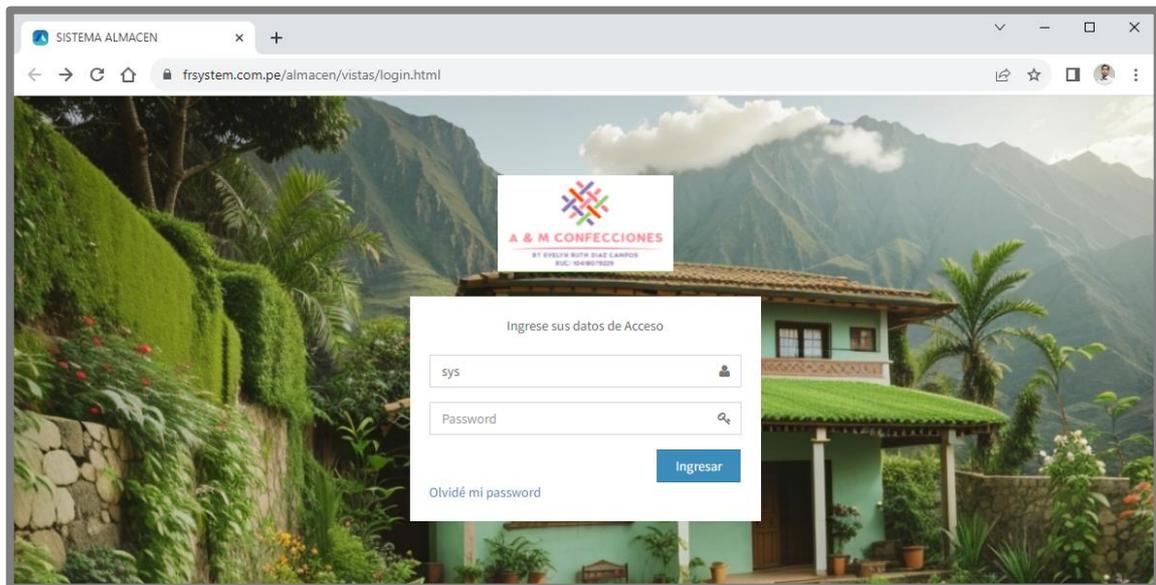


Figura 5: Login de sistema

Fuente: Captura propia

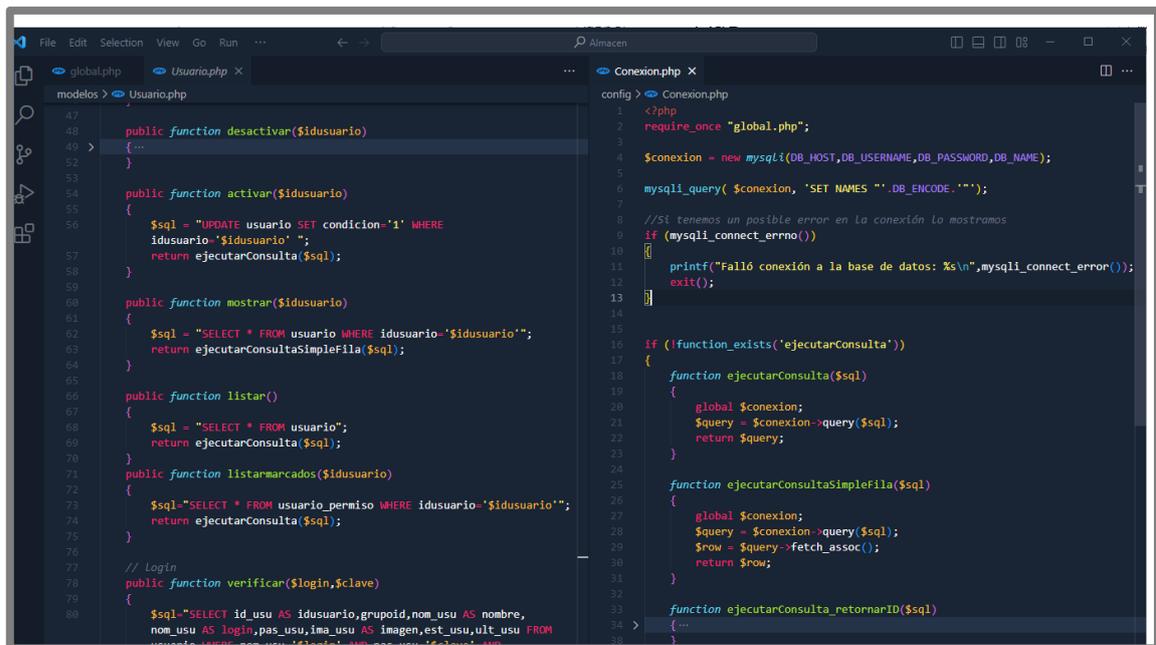


Figura 6: Código de validación de inicio de sistema

Fuente: Captura propia

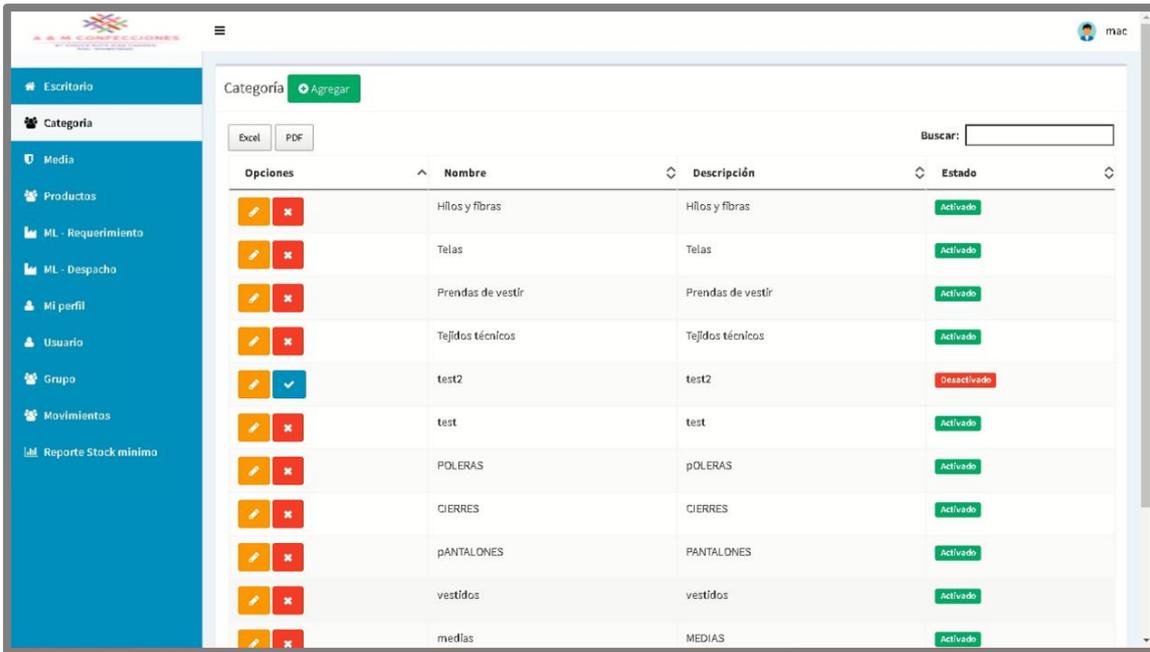


Figura 11: Menú principal
Fuente: Captura propia

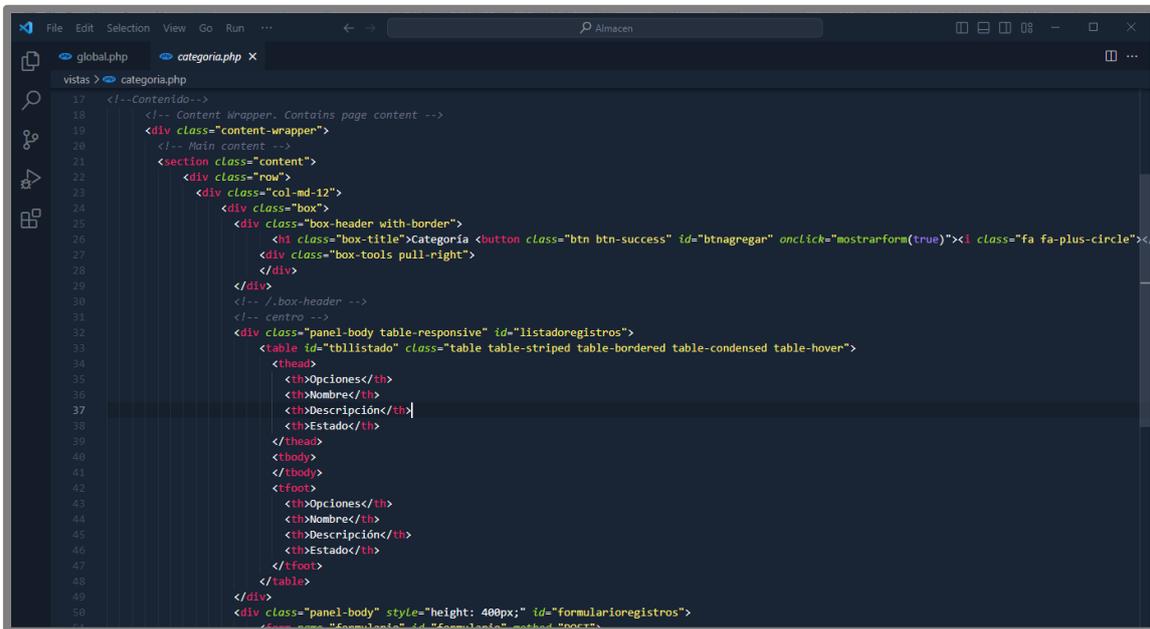


Figura 12: Menú principal
Fuente: Captura propia

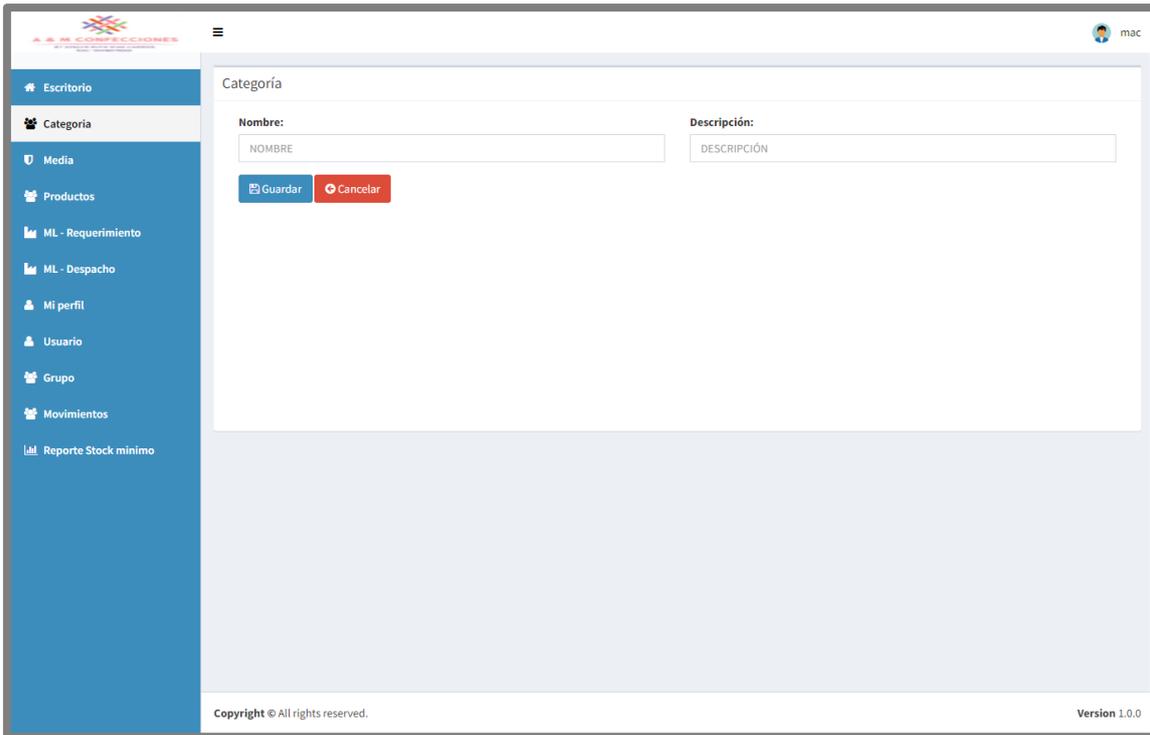


Figura 13: Menú principal
Fuente: Captura propia

```
global.php  Categoría.php x
modelos > Categoría.php
1 <?php
2 require_once "../config/Conexion.php";
3
4 class Categoria
5 {
6     public function __construct()
7     {
8     }
9
10    public function insertar($nombre,$descripcion)
11    {
12        $sql = "INSERT INTO categoria (nom_cat, des_cat,con_cat)
13        VALUES ('$nombre', '$descripcion', '1')";
14        return ejecutarConsulta($sql);
15    }
16
17    public function editar($idcategoria,$nombre,$descripcion)
18    {
19        $sql = "UPDATE categoria SET nom_cat='$nombre',des_cat='$descripcion' WHERE idcat = '$idcategoria'";
20        return ejecutarConsulta($sql);
21    }
22
23    public function desactivar($idcategoria)
24    {
25        $sql = "UPDATE categoria SET con_cat='0' WHERE idcat='$idcategoria' ";
26        return ejecutarConsulta($sql);
27    }
28
29    public function activar($idcategoria)
30    {
31        $sql = "UPDATE categoria SET con_cat='1' WHERE idcat='$idcategoria' ";
32
33        return ejecutarConsulta($sql);
34    }
35
36    public function mostrar($idcategoria)
37    {
38        $sql = "SELECT idcat AS idcategoria, nom_cat AS nombre, des_cat AS descripcion ,con_cat AS condicion FROM categoria WHERE idcat='$idcategoria'";
39    }
40
```

Figura 14: Menú principal
Fuente: Captura propia

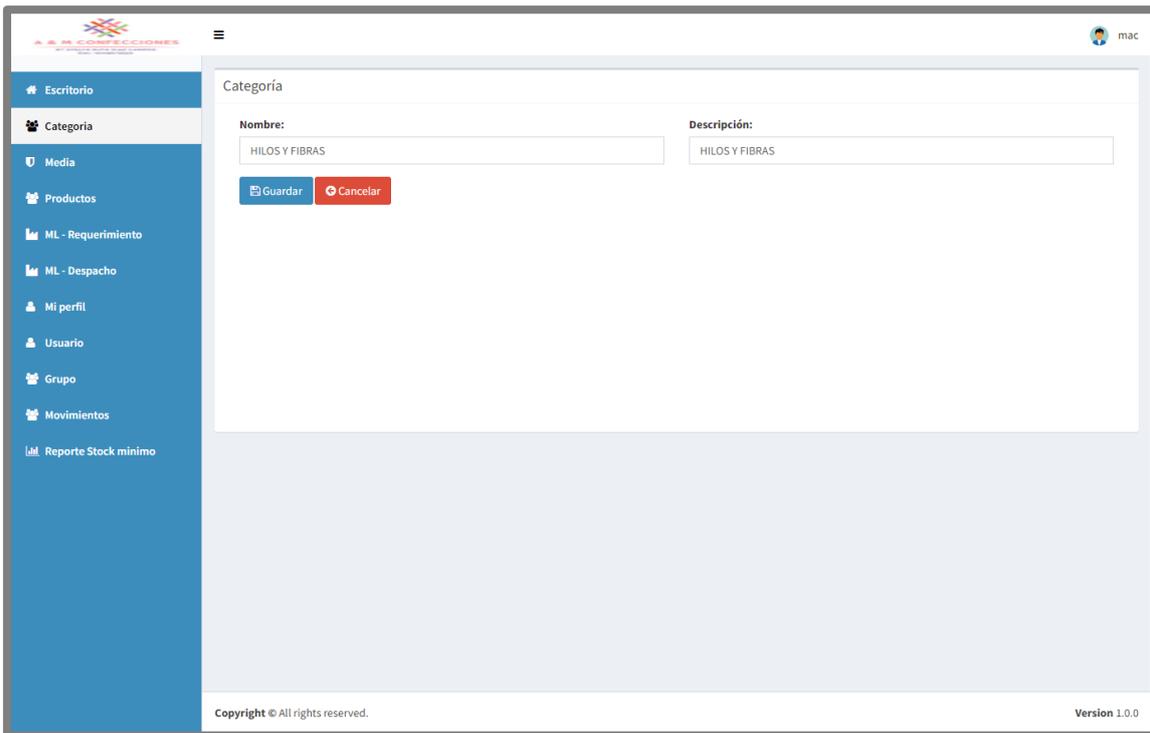


Figura 15: Menú principal
Fuente: Captura propia

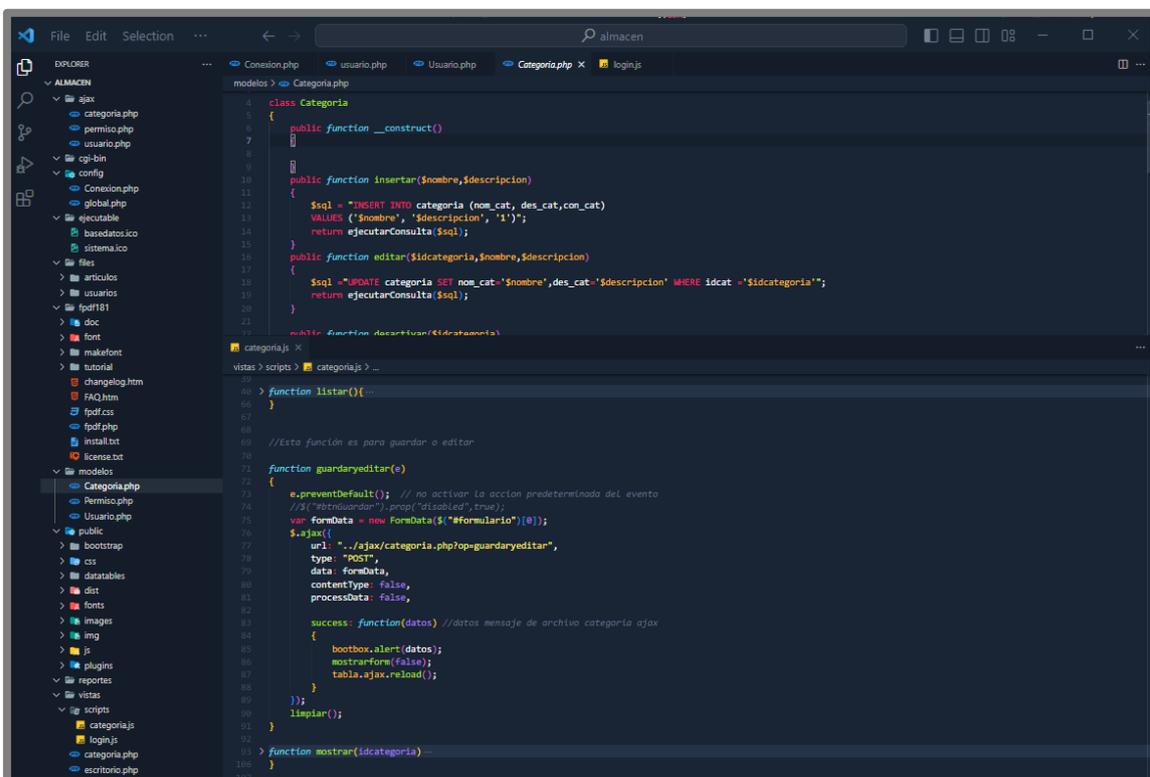


Figura 16: Menú principal
Fuente: Captura propia

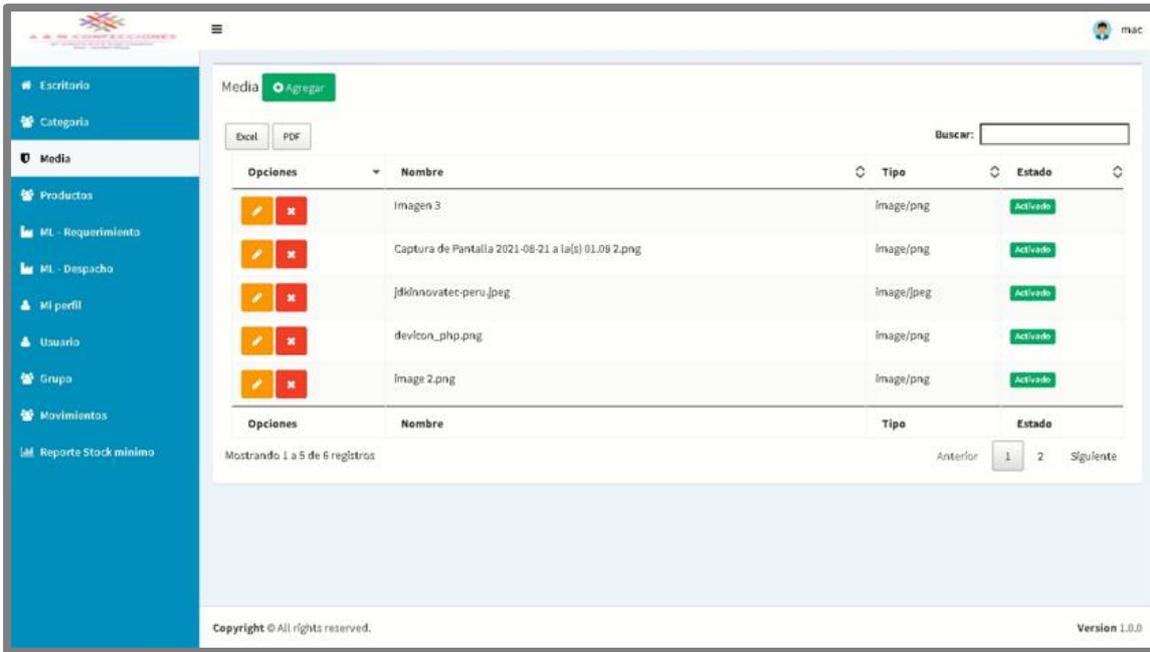


Figura 17: Media
Fuente: Captura propia

```

Media.php
modelos > Media.php
1 <?php
2 require_once "../config/Conexion.php";
3
4 Codium: Explain
5 class Media
6 {
7     Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
8     public function __construct()
9     {
10    }
11    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
12    public function insertar($nom_med,$des_med,$tipo_med)
13    {
14        $sql = "INSERT INTO media (nom_med, des_med, tipo_med, con_med)
15        VALUES ('$nom_med', '$des_med', '$tipo_med', '1')";
16        return ejecutarConsulta($sql);
17    }
18    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
19    public function editar($idmed,$nom_med,$des_med,$tipo_med)
20    {
21        $sql = "UPDATE media SET nom_med='$nom_med',des_med='$des_med',tipo_med='$tipo_med' WHERE idmed = '$idmed'";
22        return ejecutarConsulta($sql);
23    }
24    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
25    public function desactivar($idmed)
26    {
27        $sql = "UPDATE media SET con_med='0' WHERE idmed='$idmed' ";
28        return ejecutarConsulta($sql);
29    }
30    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
31    public function activar($idmed)
32    {
33        $sql = "UPDATE media SET con_med='1' WHERE idmed='$idmed' ";
34        return ejecutarConsulta($sql);
35    }
36    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
37    public function mostrar($idmed)
38    {
39        $sql = "SELECT idmed AS idmedia, nom_med AS cod_img, des_med AS imagen, tipo_med AS tipo, con_med AS condicion FROM media WHERE idmed='$idmed'";
40        return ejecutarConsultaSimpleFila($sql);
41    }
42    Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
43    public function listar()
44    {
45        $sql = "SELECT idmed AS idmedia, nom_med AS cod_img, des_med AS imagen, tipo_med AS tipo, con_med AS condicion FROM media";
46        return ejecutarConsulta($sql);
47    }
48    //funcion que muestro en el selec todos los registros
49    Codium: Refactor | Explain | X
50    public function select()
51    {
52        $sql = "SELECT idmed AS idmedia, nom_med AS cod_img, des_med AS imagen, tipo_med AS tipo, con_med AS condicion FROM media where con_med=1";
53        return ejecutarConsulta($sql);
54    }
55 }

```

Figura 18: Media
Fuente: Captura propia

Opciones	Nombre	Categoría	Imagen	Cant.	P.C.	P.V.	C.Barras	Estado
	Telas	Hilos y fibras		6567.00	2.00	4.00	2000012345678	Activo
	Botones	Hilos y fibras		2641.00	2.00	4.00	2500012345678	Activo
	Etiquetas	POLERAS		5039.00	2.00	4.00	3000012345678	Activo
	Producto 3 por ML.	POLERAS		100.00	10.00	15.00	3100012345678	Activo
	Producto 40 por ML.	Hilos y fibras		100.00	10.00	15.00	2200012345678	Activo
	Producto 41 por ML.	Hilos y fibras		100.00	10.00	15.00	2300012345678	Activo
	Producto 42 por ML.	Hilos y fibras		28.00	10.00	15.00	2400012345678	Activo
	Producto 43 por ML.	Hilos y fibras		28.00	10.00	15.00	2400012345678	Activo

Figura 19: Productos
Fuente: Captura propia

```

Producto.php X
modelos > Producto.php
11
12 $sql = "INSERT INTO producto (categoriaid,mediaid,nom_pro,stock_pro,pre_com_pro,pre_ven_pro,fec_pro,codigobarras,est_pro)
13 VALUES ('$categoriaid','$mediaid','$nom_pro','$stock_pro','$pre_com_pro','$pre_ven_pro','$fec_pro','$codigobarras','1')";
14 // echo $sql;
15 return ejecutarConsulta($sql);
16
17
18
19 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
20 public function editar($idpro,$categoriaid,$mediaid,$nom_pro,$stock_pro,$pre_com_pro,$pre_ven_pro,$fec_pro,$codigobarras)
21 {
22     $sql = "UPDATE producto SET categoriaid='$categoriaid',mediaid='$mediaid',nom_pro='$nom_pro', stock_pro='$stock_pro',pre_com_pro='$pre_com_pro',
23     pre_ven_pro='$pre_ven_pro',fec_pro='$fec_pro',codigobarras='$codigobarras' WHERE idpro = '$idpro'";
24     //echo $sql;
25     return ejecutarConsulta($sql);
26 }
27
28 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
29 public function desactivar($idpro)
30 {
31     $sql = "UPDATE producto SET est_pro='0' WHERE idpro=' $idpro' ";
32     return ejecutarConsulta($sql);
33 }
34
35 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
36 public function eliminar($idpro)
37 {
38     $sql = "DELETE FROM producto WHERE idpro=' $idpro' ";
39     //echo $sql;
40     return ejecutarConsulta($sql);
41 }
42
43 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
44 public function activar($idpro)
45 {
46     $sql = "UPDATE producto SET est_pro='1' WHERE idpro=' $idpro' ";
47     return ejecutarConsulta($sql);
48 }
49
50 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
51 public function mostrar($idpro)
52 {
53     $sql = "SELECT * FROM producto WHERE idpro=' $idpro' ";
54     return ejecutarConsultaSimpleFila($sql);
55 }
56
57 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
58 public function listar()
59 {
60     $sql = "SELECT a.idpro,a.categoriaid,a.nom_pro as nombre,m.nom_med,e.nom_med as media, a.codigobarras,c.nom_cat as categoria,a.nom_pro,a.stock_pro,a.pre_com_pro,a.
61     pre_ven_pro,a.fec_pro,a.est_pro FROM producto a INNER JOIN categoria c ON a.categoriaid=c.idcat INNER JOIN media m ON a.mediaid=m.idmed WHERE a.est_pro = '1'";
62     return ejecutarConsulta($sql);
63 }
64
65 // REGISTROS ACTIVOS
66 Codium: Refactor | Explain | X
67 public function listarProductosParaProductoNombre()
68 {
69     $sql = "SELECT a.idpro,a.categoriaid,a.nom_pro as nombre,m.nom_med,e.nom_med as media, a.codigobarras,c.nom_cat as categoria,a.nom_pro,a.stock_pro,a.pre_com_pro,a.
70     pre_ven_pro,a.fec_pro, a.est_pro FROM producto a INNER JOIN categoria c ON a.categoriaid=c.idcat INNER JOIN media m ON a.mediaid=m.idmed ORDER BY a.idpro ASC";
71     return ejecutarConsulta($sql);
72 }
73
74 Codium: Refactor | Explain | Generate Function Comment | X
75 public function listarActivosVenta()
76 {
77     $sql = "SELECT a.idpro,a.categoriaid,m.nom_med,e.des_med as media,c.nom_cat as categoria,a.nom_pro,a.stock_pro,a.pre_com_pro,a.pre_ven_pro,a.fec_pro, a.est_pro FROM
78     producto a INNER JOIN categoria c ON a.categoriaid=c.idcat INNER JOIN media m ON a.mediaid=m.idmed WHERE a.est_pro='1'";
79     return ejecutarConsulta($sql);
80 }
81
82

```

Figura 20: Productos
Fuente: Captura propia

Opciones	Nombre	Categoría	Imagen	Cant.	P.C.	P.V.	C.Barras	Estado
	Telas	Hilos y fibras		6567.00	2.00	4.00	2000012345678	Activo
	Botones	Hilos y fibras		2641.00	2.00	4.00	2500012345678	Activo
	Etiquetas	POLERAS		5039.00	2.00	4.00	3000012345678	Activo
	Producto 3 por ML.	POLERAS		100.00	10.00	15.00	3100012345678	Activo
	Producto 40 por ML.	Hilos y fibras		100.00	10.00	15.00	2200012345678	Activo
	Producto 41 por ML.	Hilos y fibras		100.00	10.00	15.00	2300012345678	Activo
	Producto 42 por ML.	Hilos y fibras		28.00	10.00	15.00	2400012345678	Activo
	Producto 43 por ML.	Hilos y fibras		28.00	10.00	15.00	2400012345678	Activo

Figura 21: Requerimiento Modelo Python
Fuente: Captura propia

Producto Generar CSV para Barcode

Nombre (*):

Categoría (*):

Medida (*):

Cantidad (*):

Precio Compra:

Precio Venta:

Fecha:

Copyright © All rights reserved. Version 1.0.0

Figura 22: Requerimiento Modelo Python
Fuente: Captura propia

Este código en Python utiliza la biblioteca panda para manipular datos tabulares y matplotlib para visualizar resultados. A continuación, se presenta una descripción:

1. Importa las bibliotecas necesarias, como pandas para la manipulación de datos, scikit-learn para el uso de un clasificador de árbol de decisión, y MySQL.connector para la conexión y manipulación de una base de datos MySQL.
2. Define una función saveProductBarcode que toma un parámetro param (presumiblemente un código de barras) y realiza lo siguiente:
 - Lee un conjunto de datos desde un archivo CSV llamado 'am_barcode.csv' y lo utiliza para entrenar un clasificador de árbol de decisión.
 - Realiza predicciones sobre dos conjuntos de datos, uno de los cuales incluye el parámetro proporcionado y otro código de barras de ejemplo.
 - Conecta a una base de datos MySQL local (posiblemente en un servidor localhost con usuario "root" y sin contraseña, usando la base de datos "almacendb").
 - Realiza una consulta SQL para obtener información sobre el producto predicho más reciente en la categoría correspondiente.
 - Inserta un nuevo registro en la tabla 'producto' con información relacionada al producto predicho por el modelo de aprendizaje automático.
 - Escribe el resultado de las predicciones en un nuevo archivo CSV llamado 'am_barcode_output.csv'.
 - Retorna un mensaje indicando que se ha insertado una fila en la base de datos.
3. En la sección __main__, el código toma un argumento de línea de comandos param (posiblemente el código de barras a procesar) y llama a la función saveProductBarcode con este parámetro.

```

import pandas as pd
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
import numpy as np
import csv
import sys
import json
import mysql.connector
from datetime import datetime

Codeium: Refactor | Explain | Generate Docstring | X
def saveProductBarcode(param):
    barcode = param
    almacén_data = pd.read_csv('am_barcode.csv')
    # almacén_data
    X = almacén_data.drop(columns=['categoria']).values # Convertir a numpy array
    y = almacén_data['categoria'].values # Convertir a numpy array

    model = DecisionTreeClassifier()
    model.fit(X, y)
    predictions = model.predict(np.array([[param, 1],[3100012345678, 1]])) # Convertir
    result = predictions.tolist()

    db = mysql.connector.connect(
        host="localhost",
        user="root",
        password="",
        database="almacendb")

    cursor = db.cursor()

    sql = "SELECT a.idpro,a.categoriaid,a.nom_pro as nombre,m.nom_med,m.nom_med as media, a.codigobarras,c.nom_cat as categoria,a.nom_pro,a.
stock_pro,a.pre_com_pro,a.pre_ven_pro,a.fec_pro, a.est_pro FROM producto a INNER JOIN categoria c ON a.categoriaid=c.idcat INNER JOIN media
m ON a.mediaid=m.idmed WHERE c.nom_cat = %s ORDER BY a.idpro DESC LIMIT 1"
    value = (result[0],)

    cursor.execute(sql, value)

    rows = cursor.fetchall()

    for row in rows:

        new_query_id = row[0]+1
        name_product_created_by_ml = f"Producto {new_query_id} por ML."
        #print(row[1],new_query_id)
        date_now = datetime.now()
        dateNowFormatted = date_now.strftime("%Y-%m-%d")

        cursor = db.cursor()
        sql = "INSERT INTO producto (categoriaid,mediaid,nom_pro,stock_pro,pre_com_pro,pre_ven_pro,fec_pro,codigobarras,est_pro) VALUES (%s, '3',
%s, '28', '10', '15', %s,%s, '1')
        values = (row[1], name_product_created_by_ml,dateNowFormatted,barcode)
        cursor.execute(sql, values)
        db.commit()

    cursor.close()
    db.close()

    with open('am_barcode_output.csv', 'w', newline='') as f:
        writer = csv.writer(f)
        writer.writerow(result)
    return "MACHINE LEARNING Python --- > fila insertada"

if __name__ == "__main__":
    param = sys.argv[1]
    result = saveProductBarcode(param)
    print(json.dumps(result))

```

Figura 23: Requerimiento Modelo Python
Fuente: Captura propia

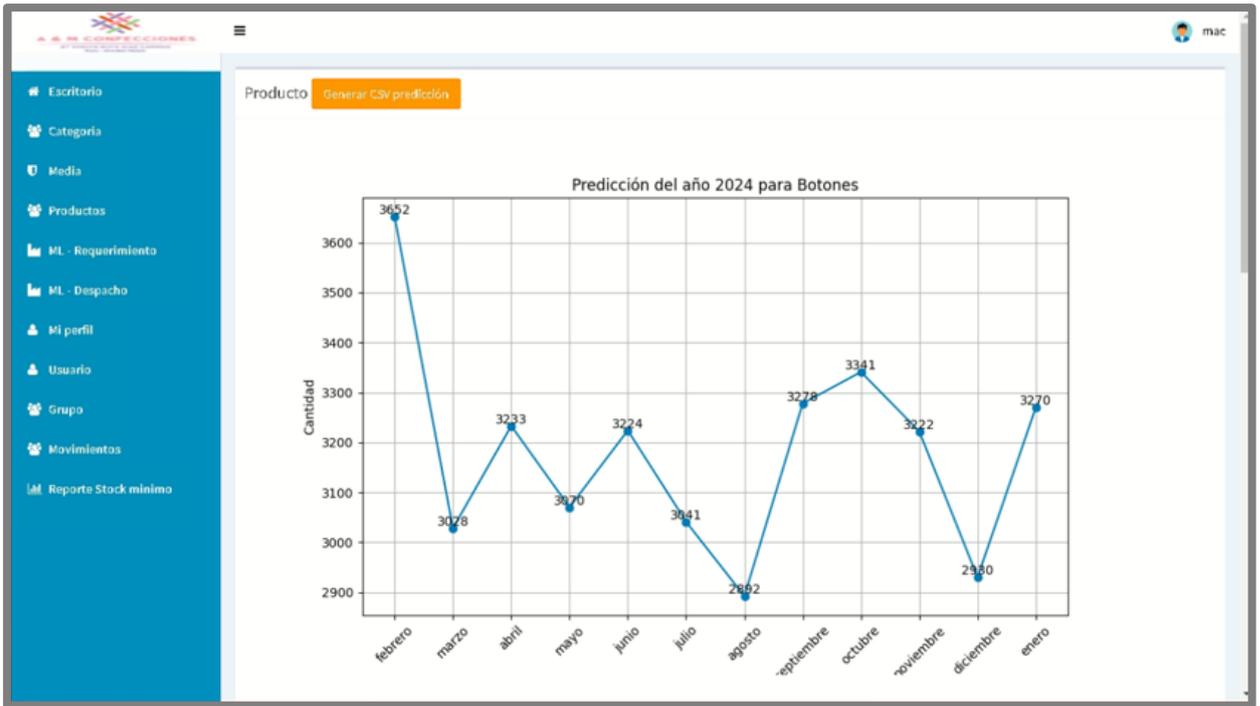


Figura 24: Predicción Modelo Python
Fuente: Captura propia

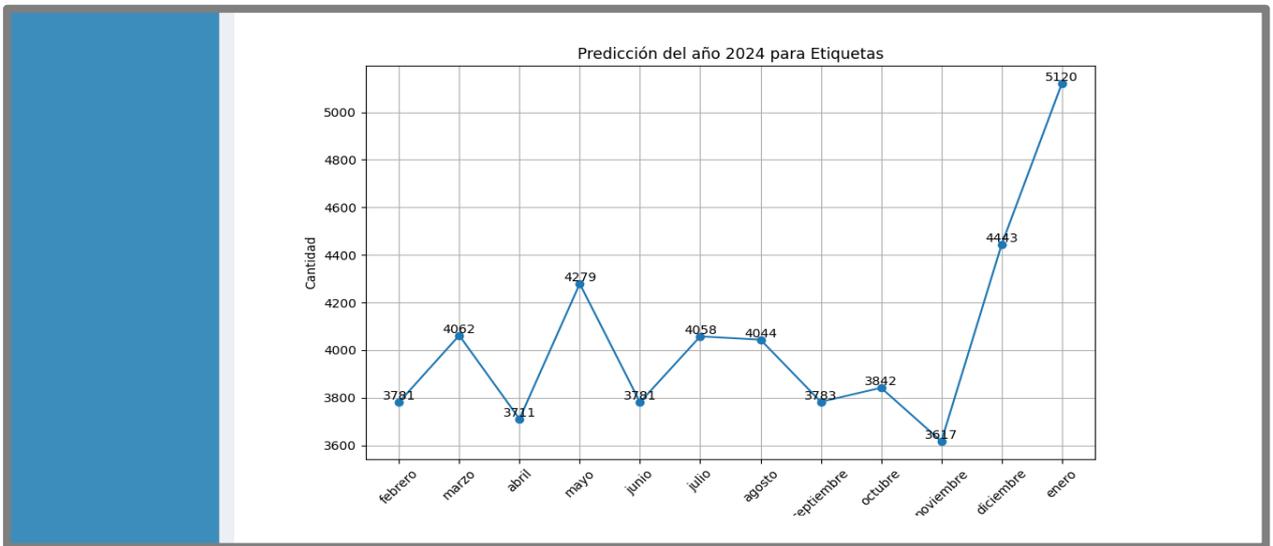


Figura 25: Predicción Modelo Python
Fuente: Captura propia

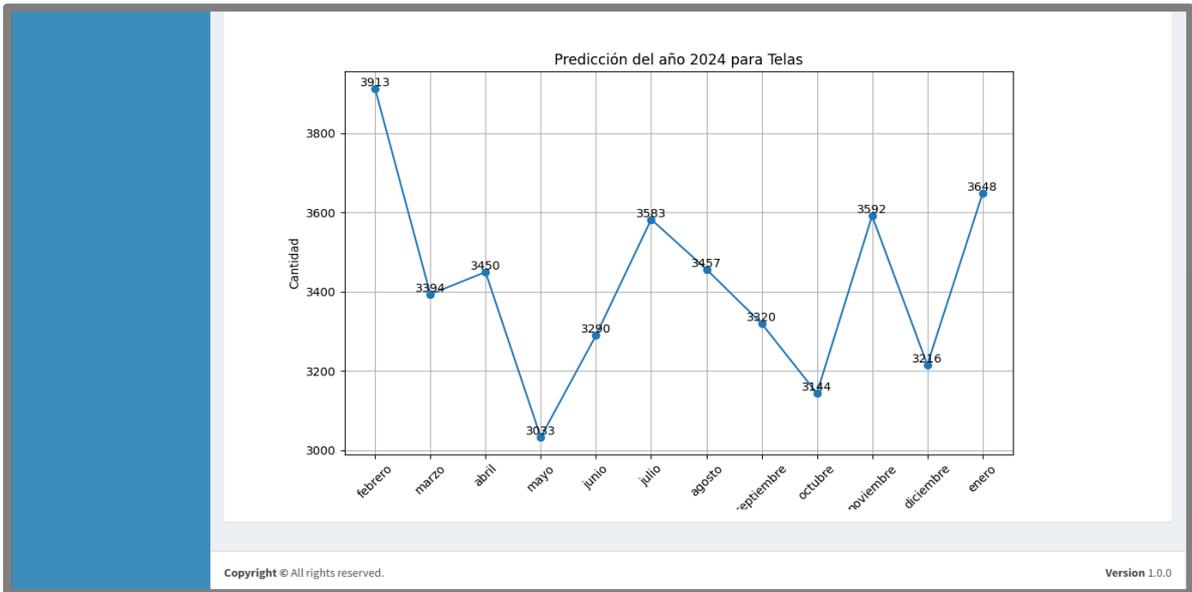


Figura 26: Predicción Modelo Python

Fuente: Captura propia

Este código en Python utiliza la biblioteca panda para manipular datos tabulares y matplotlib para visualizar resultados. A continuación, se presenta una descripción:

1. El código comienza importando las bibliotecas necesarias, como pandas para el manejo de datos y matplotlib para la visualización.
2. Se establece la configuración regional en español para el formato de fechas.
3. Se carga un conjunto de datos desde un archivo CSV que contiene información sobre insumos en un almacén.
4. Los datos se convierten a formato datetime para facilitar los cálculos y se crea un diccionario para renombrar los tipos de insumos.
5. El código realiza un bucle sobre los distintos tipos de insumos, ajusta un modelo SARIMA a los datos mensuales y realiza predicciones para el año 2024.
6. Se genera un gráfico para cada tipo de insumo que muestra la predicción mensual para el próximo año.
7. Las imágenes de las predicciones se guardan en archivos PNG en una ubicación específica del sistema de archivos.

```
script_insumos.py 3, M
ajax > script_insumos.py > _
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
4 import locale
5 #df = pd.read_csv('c:/xampp/htdocs/almacen/ajax/mesproductos_test.csv')
6 df = pd.read_csv('c:/xampp2/htdocs/almacen2/ajax/am_confecciones.csv')
7
8 locale.setlocale(locale.LC_TIME, 'es_ES.UTF-8')
9
10 # Convierto fecha a datetime para hacer los calculos (La fecha realmente se convierte a
11 # numeros para calcular, una fecha tal como esta no se puede calcular )
12 df['fecha'] = pd.to_datetime(df['fecha'])
13 idinsumo_dict = {1: "Telas", 2: "Botones", 3: "Etiquetas"}
14 # Renombra los idinsumos
15 df['idinsumo'] = df['idinsumo'].replace(idinsumo_dict)
16
17 for insumo in df['idinsumo'].unique():
18     df_insumo = df[df['idinsumo'] == insumo]
19     df_insumo = df_insumo.sort_values('fecha')
20     # Configuro 'Fecha' como el indice
21     df_insumo.set_index('fecha', inplace=True)
22     df_insumo_mes = df_insumo.resample('M').sum()
23     modelo = SARIMAX(df_insumo_mes['cantidad'], order=(1, 1, 1), seasonal_order=(1, 1, 1, 12))
24     resultado = modelo.fit(dispatch=False)
25     # predict próximos 12 meses
26     prediccion = resultado.predict(start=61, end=72)
27     # Redondeamos
28     prediccion = prediccion.round()
29     plt.figure(figsize=(10,6))
30     plt.plot(prediccion.index.strftime('%B'), prediccion, marker='o')
31     plt.title(f'Predicción del año 2024 para {insumo}')
32     plt.xlabel('Mes')
33     plt.ylabel('Cantidad')
34     plt.xticks(rotation=45)
35     plt.grid(True)
36
37     # Muestra las cantidades exactas
38     for i, v in enumerate(prediccion):
39         plt.text(i, v, int(v), ha='center', va='bottom')
40
41     # Guarda la imagen
42     plt.savefig(f'c:/xampp2/htdocs/almacen2/files/reportes_ml/prediccion_{insumo}_2024.png')
43     # Guardar las imágenes
44     # Crea un gráfico de líneas con las predicciones
45     """ plt.figure(figsize=(10,6))
46     plt.plot(prediccion.index.strftime('%B'), prediccion, marker='o')
47     plt.title(f'Predicción del año 2024 para {insumo}')
48     plt.xlabel('Mes')
49     plt.ylabel('Cantidad')
50     plt.xticks(rotation=45)
51     plt.grid(True) """
52
53     # Muestra las cantidades exactas en el gráfico
54     """ for i, v in enumerate(prediccion):
55         plt.text(i, v, int(v), ha='center', va='bottom') """
56
57     """ plt.show() """
```

Figura 27: Predicción Modelo Python

Fuente: Captura propia

Anexo 03: Matriz de consistencia

MATRIZ DE CONSISTENCIA						
Título: Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de inventario en A&M Confecciones, 2023.						
Autor: Gonzales Valentín Alessandro Robert / Pérez Martínez Noé Rafael						
PROBLEMA	OBJETIVO	HIPOTESIS	VARIABLES E INDICADORES			
Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variable independiente: Sistema basado en Machine Learning			
¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023?	Determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023	La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente la gestión de inventarios de la empresa A&M Confecciones 2023.	DIMENSIONES	INDICADORES	CRITERIO, ENUNCIADO, REACTIVOS, ITEMS	CRITERIO DE MEDICIÓN
			Presencia / Ausencia			
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas	Variable dependiente: Gestión de inventario			
¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del Cumplimiento de registro de Mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023? ¿Cuál es el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la Rotación de mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023?	Determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora del Cumplimiento de registro de Mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023. Determinar el impacto de la implementación del sistema basado en Machine Learning en la mejora de la Rotación de mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023.	La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente el Cumplimiento de registro de Mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023. La implementación del sistema basado en Machine Learning mejora significativamente la Rotación de mercadería de la empresa A&M Confecciones 2023.	Requerimiento	Cumplimiento de registro de Mercadería (CRM)	$CRM = \frac{Total\ de\ ingresos\ registrados}{Total\ de\ ingresos\ de\ mercadería} \times 100$	
			Despacho	Rotación de mercadería (RM)	$RM = \frac{Despachos\ acumulados}{Inventario\ promedio} \times 100$	
						Razón

Anexo 04: Instrumento N° 01. Pre-Test Requerimiento

Ficha de registro			
Tipo de prueba	Pre-Test		
Empresa investigada	A&M Confecciones		
Motivo de investigación	Gestión de inventario		
Investigador	González Valentín, Alessandro Robert Pérez Martínez, Noé Rafael		
Fecha de inicio	01/08/2023	Fecha final	30/08/2023

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Gestión de inventario	Requerimiento	Razón	$CRM = \frac{\text{Total de ingresos registrados}}{\text{Total de ingresos de mercadería}} \times 100$ <p>CRM = Cumplimiento de registro de mercadería</p>

Ítem	Fecha	Ingresos registrados	Ingresos de mercadería	Requerimiento
1	01/08/2023	93	101	92,08
2	02/08/2023	92	105	87,62
3	03/08/2023	96	102	94,12
4	04/08/2023	93	104	89,42
5	05/08/2023	92	103	89,32
6	06/08/2023	97	105	92,38
7	07/08/2023	95	107	88,79
8	08/08/2023	97	106	91,51
9	09/08/2023	89	106	83,96
10	10/08/2023	85	105	80,95
11	11/08/2023	93	110	84,55
12	12/08/2023	91	102	89,22
13	13/08/2023	90	106	84,91
14	14/08/2023	90	105	85,71
15	15/08/2023	97	104	93,27
16	16/08/2023	96	108	88,89
17	17/08/2023	95	106	89,62
18	18/08/2023	85	105	80,95
19	19/08/2023	97	106	91,51
20	20/08/2023	99	104	95,19
21	21/08/2023	92	102	90,20
22	22/08/2023	87	108	80,56
23	23/08/2023	91	106	85,85
24	24/08/2023	94	106	88,68
25	25/08/2023	99	106	93,40
26	26/08/2023	98	104	94,23
27	27/08/2023	95	105	90,48
28	28/08/2023	91	109	83,49
29	29/08/2023	91	111	81,98
30	30/08/2023	93	103	90,29
PROMEDIO				88.44



Anexo 05: Instrumento N° 02. Post-Test Requerimiento

Ficha de registro			
Tipo de prueba	Post-Test		
Empresa investigada	A&M Confecciones		
Motivo de investigación	Gestión de inventario		
Investigador	González Valentín, Alessandro Robert Pérez Martínez, Noé Rafael		
Fecha de inicio	01/09/23	Fecha final	30/09/23

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Gestión de inventario	Requerimiento	Razón	$CRM = \frac{\text{Total de ingresos registrados}}{\text{Total de ingresos de mercadería}} \times 100$ <p>CRM = Cumplimiento de registro de mercadería</p>

Ítem	Fecha	Ingresos registrados	Ingresos de mercadería	Requerimiento
1	01/09/2023	97	97	100.00
2	02/09/2023	98	98	100.00
3	03/09/2023	95	95	100.00
4	04/09/2023	98	98	100.00
5	05/09/2023	78	78	100.00
6	06/09/2023	92	92	100.00
7	07/09/2023	60	60	100.00
8	08/09/2023	102	102	100.00
9	09/09/2023	98	98	100.00
10	10/09/2023	120	120	100.00
11	11/09/2023	200	200	100.00
12	12/09/2023	90	100	90.00
13	13/09/2023	100	100	100.00
14	14/09/2023	100	100	100.00
15	15/09/2023	90	90	100.00
16	16/09/2023	80	80	100.00
17	17/09/2023	68	68	100.00
18	18/09/2023	60	60	100.00
19	19/09/2023	60	60	100.00
20	20/09/2023	60	60	100.00
21	21/09/2023	60	60	100.00
22	22/09/2023	88	90	97.78
23	23/09/2023	89	90	98.89
24	24/09/2023	90	90	100.00
25	25/09/2023	90	90	100.00
26	26/09/2023	89	90	98.89
27	27/09/2023	90	90	100.00
28	28/09/2023	90	90	100.00
29	29/09/2023	90	90	100.00
30	30/09/2023	90	90	100.00
PROMEDIO				99.52



Anexo 06: Instrumento N° 03. Pre-Test Despacho

Ficha de registro			
Tipo de prueba	Pre-Test		
Empresa investigada	A&M Confecciones		
Motivo de investigación	Gestión de inventario		
Investigador	González Valentín, Alessandro Robert Pérez Martínez, Noé Rafael		
Fecha de inicio	01/08/23	Fecha final	30/08/23

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Gestión de inventario	Despacho	Razón	$RM = \frac{\text{Despachos acumulados}}{\text{Inventario promedio}} \times 100$ <p>RM = Rotación de mercadería</p>

Ítem	Fecha	Despachos acumulados	Despacho promedio	Despacho
1	01/08/2023	53	125	42,40
2	02/08/2023	61	129	47,29
3	03/08/2023	45	117	38,46
4	04/08/2023	48	109	44,04
5	05/08/2023	56	133	42,11
6	06/08/2023	42	142	29,58
7	07/08/2023	58	125	46,40
8	08/08/2023	66	123	53,66
9	09/08/2023	49	119	41,18
10	10/08/2023	51	109	46,79
11	11/08/2023	59	112	52,68
12	12/08/2023	48	126	38,10
13	13/08/2023	58	120	48,33
14	14/08/2023	55	114	48,25
15	15/08/2023	62	108	57,41
16	16/08/2023	49	116	42,24
17	17/08/2023	48	129	37,21
18	18/08/2023	57	127	44,88
19	19/08/2023	62	108	57,41
20	20/08/2023	49	118	41,53
21	21/08/2023	55	124	44,35
22	22/08/2023	63	127	49,61
23	23/08/2023	42	113	37,17
24	24/08/2023	39	133	29,32
25	25/08/2023	54	124	43,55
26	26/08/2023	51	131	38,93
27	27/08/2023	59	105	56,19
28	28/08/2023	47	113	41,59
29	29/08/2023	62	127	48,82
30	30/08/2023	58	131	44,27
PROMEDIO				44.46



Anexo 07: Instrumento N° 04. Post-Test Despacho

Ficha de registro			
Tipo de prueba	Post-Test		
Empresa investigada	A&M Confecciones		
Motivo de investigación	Gestión de inventario		
Investigador	González Valentín, Alessandro Robert Pérez Martínez, Noé Rafael		
Fecha de inicio	01/09/23	Fecha final	30/09/23

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Gestión de inventario	Despacho	Razón	$RM = \frac{\text{Despachos acumulados}}{\text{Inventario promedio}} \times 100$ <p>RM = Rotación de mercadería</p>

Ítem	Fecha	Despachos acumulados	Despacho promedio	Despacho
1	01/09/2023	92	97	94.85
2	02/09/2023	96	98	97.96
3	03/09/2023	85	95	89.47
4	04/09/2023	93	98	94.90
5	05/09/2023	73	78	93.59
6	06/09/2023	84	92	91.30
7	07/09/2023	55	60	91.67
8	08/09/2023	100	102	98.04
9	09/09/2023	88	98	89.80
10	10/09/2023	115	120	95.83
11	11/09/2023	195	200	97.50
12	12/09/2023	92	100	92.00
13	13/09/2023	95	100	95.00
14	14/09/2023	98	100	98.00
15	15/09/2023	80	90	88.89
16	16/09/2023	75	80	93.75
17	17/09/2023	63	68	92.65
18	18/09/2023	52	60	86.67
19	19/09/2023	55	60	91.67
20	20/09/2023	58	60	96.67
21	21/09/2023	50	60	83.33
22	22/09/2023	85	90	94.44
23	23/09/2023	85	90	94.44
24	24/09/2023	82	90	91.11
25	25/09/2023	85	90	94.44
26	26/09/2023	88	90	97.78
27	27/09/2023	80	90	88.89
28	28/09/2023	85	90	94.44
29	29/09/2023	85	90	94.44
30	30/09/2023	82	90	91.11
PROMEDIO				93.15



[Handwritten signature]

Anexo 08: Validación por experto. Instrumento N° 01: Test de Requerimiento



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO N° 1.

I. DATOS GENERALES:

I.1. Apellidos y Nombres del Experto: Estrada Aro Marcelino

I.2. Título y/o Grado: Ingeniero de Sistemas y Cómputo / Doctor en Educación

I.3. Fecha: 10 de junio del 2023

I.4. Nombre del instrumento motivo de validación: Ficha de registro – Recepción

I.5. Autor del instrumento: Gonzáles Valentín, Alessandro Robert

I.6 Título de la investigación:

Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de inventario en A&M Confecciones, 2023.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente	Regular	Bueno	Muy bueno	Excelente
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado					<u>90%</u>
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable					<u>90%</u>
ACTUALIDAD	Es adecuado al avance de la ciencia					<u>90%</u>
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					<u>90%</u>
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad					<u>90%</u>
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico					<u>90%</u>
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos, científicos acordes a la tecnología					<u>90%</u>
COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					<u>90%</u>
METODOLOGÍA	Responde a los objetivos del trabajo bajo los objetivos a lograr					<u>90%</u>
PERTINENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación					<u>90%</u>
PROMEDIO DE VALORACIÓN						<u>90%</u>

III. Promedio de valoración:

IV. Observaciones: _____

Lima, 10 de junio de 2023

.....
Firma del Experto

Anexo 09: Validación por experto. Instrumento N° 02: Test de Despacho



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO N° 2.

I. DATOS GENERALES:

I.1. Apellidos y Nombres del Experto: Estrada Aro Marcelino

I.2. Título y/o Grado: Ingeniero de Sistemas y Cómputo / Doctor en Educación

I.3. Fecha: 10 de junio del 2023

I.4. Nombre del instrumento motivo de validación: Ficha de registro – Inventario

I.5. Autor del instrumento: Gonzáles Valentín, Alessandro Robert

I.6 Título de la investigación:

Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de inventario en A&M Confecciones, 2023.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente	Regular	Bueno	Muy bueno	Excelente
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado					90%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable					90%
ACTUALIDAD	Es adecuado al avance de la ciencia					90%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					90%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad					90%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico					90%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos, científicos acordes a la tecnología					90%
COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					90%
METODOLOGÍA	Responde a los objetivos del trabajo bajo los objetivos a lograr					90%
PERTINENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación					90%
PROMEDIO DE VALORACIÓN						90%

III. Promedio de valoración:

90%

IV. Observaciones: _____

Lima, 10 de junio de 2023

Firma del Experto

Anexo 10: Carta de aceptación del proyecto por parte de la empresa



CARTA DE ACEPTACION DEL PROYECTO

Lima, 15 Julio del 2023

Señores:

Gonzales Valentín Alessandro Robert

Perez Martinez Noe Rafael

Presente

De mi mayor consideración.

Sirva la presente para saludarles cordialmente y a la vez comunicarles que su solicitud de autorización para realizar su proyecto de investigación, titulado "Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de inventario", ha sido aceptada por nuestra empresa.

Esperando que, con esta colaboración de nuestra representada a su persona usted logre sus objetivos trazados y nuestra empresa también se vea favorecido con los resultados de esta importante investigación que va desarrollar en nuestras instalaciones.

Es importante recordarle que deberá mantenerse la confidencialidad de la información, la cual es propiedad de A&M Confecciones, así como el compromiso de entregarnos su proyecto final de investigación y comunicarnos la fecha exacta de sustentación del mismo. Esperamos que su investigación sea de gran aporte a nuestra institución como para la comunidad.

Sin otro particular, me despido.

Atentamente;


Evelyn R. Díaz Campos 



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, MARIA EUDELIA ACUÑA MELENDEZ, docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA DE SISTEMAS de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - LIMA NORTE, asesor de Tesis titulada: "Sistema basado en Machine Learning para la mejora de gestión de inventario en A&M Confecciones, 2023", cuyos autores son PEREZ MARTINEZ NOE RAFAEL, GONZALES VALENTIN ALESSANDRO ROBERT, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 19.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

LIMA, 16 de Diciembre del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
MARIA EUDELIA ACUÑA MELENDEZ DNI: 19083126 ORCID: 0000-0002-5188-3806	Firmado electrónicamente por: EACUNA el 16-12- 2023 15:50:24

Código documento Trilce: TRI - 0698848