



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

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

Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de
almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

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

AUTORES:

Borjas Torres, Jeancarlos (orcid.org/0000-0001-6977-0351)
Ramos Gonzales, Kevin Eduardo (orcid.org/0000-0003-0055-7071)

ASESOR:

Cabrejos Yalan, Victor Manuel (orcid.org/0000-0002-6254-3444)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento

LIMA – PERÚ

2023

DEDICATORIA

La presente investigación va dedicada a todas las personas que estuvieron apoyándonos a lo largo de nuestra carrera, brindándonos aliento y motivación para seguir adelante.

AGRADECIMIENTO

A Dios y a nuestros docentes de la universidad César Vallejo, que gracias a la formación que nos han brindado han hecho posible estar hoy en día a puertas de terminar nuestra carrera profesional

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA	II
AGRADECIMIENTO	III
ÍNDICE DE CONTENIDOS	IV
ÍNDICE DE TABLAS	VI
ÍNDICE DE FIGURAS	VII
RESUMEN	IX
ABSTRACT	X
I. INTRODUCCIÓN	1
III. MARCO TEÓRICO	8
III. METODOLOGÍA	42
3.1 Tipo y diseño de investigación	43
3.1.1 Tipo de investigación	43
3.1.2 Diseño de la investigación	43
3.2 Variables y operacionalización	44
3.2.1 Definición conceptual	44
3.2.2 Definición operacional	45
3.3 Población, muestra, muestreo, unidad de análisis	48
3.3.1 Población	48
3.3.2 Muestra	48
3.3.3 Muestreo	49
3.3.4 Unidad de análisis	49
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	49
3.4.1 Técnica	49
3.4.2 Instrumento	50
3.5 Procedimientos	51
3.6 Método y análisis de datos	53
3.7 Aspectos éticos	54
IV. RESULTADOS	55
4.1 CONTRASTE DE HIPÓTESIS	56
4.1.1 INDICADOR 1: Índice De Rotación De Mercancía	56

IV

4.1.2 INDICADOR 2: Nivel De Cumplimiento De Entregas	58
V. DISCUSIÓN	60
5.1 Indicador 1: “Índice de rotación de mercancías”	61
5.2 Indicador 2: “Nivel de cumplimiento de entrega”	62
VI. CONCLUSIONES	66
VII. RECOMENDACIONES	68
REFERENCIAS	70
ANEXOS	86

ÍNDICE DE TABLAS

tabla 1.	Fases Y Proceso De Scrum	39
Tabla 2.	Indicadores Del Proceso De Almacén	46
Tabla 3.	Operacionalización De Variables.....	47
Tabla 4.	Irm - Prueba De Normalidad De Shapiro-Wilk.....	56
Tabla 5.	Irm - Prueba T Asumiendo Igualdad De Varianza	57
Tabla 6.	Ncp – Prueba De Normalidad De Shapiro-Wilk	58
Tabla 7.	Ncp – Prueba U De Mann Whitney.....	59
Tabla 8.	Roles Y Responsabilidades.....	100
Tabla 9.	Herramientas	101
Tabla 10.	Costos De La Propuesta De Solución	104
Tabla 11.	Requerimientos Funcionales Iniciales	104
Tabla 12.	Historia De Usuario 1	106
Tabla 13.	Historia De Usuario 2	106
Tabla 14.	Historia De Usuario 3	107
Tabla 15.	Historia De Usuario 4	108
Tabla 16.	Historia De Usuario 5	109
Tabla 17.	Historia De Usuario 6	109
Tabla 18.	Historia De Usuario 7	110
Tabla 19.	Impacto De Prioridad.....	110
Tabla 20.	Product Backlog	111
Tabla 21.	Escala De Prioridad Product Backlog.....	113
Tabla 22.	Sprint Backlog	113
Tabla 23.	Scrum Taskboard Sprint 1	116
Tabla 24.	Scrum Taskboard Sprint 2.....	119
Tabla 25.	Scrum Taskboard Sprint 3.....	122
Tabla 26.	Etapas Del Proyecto De Crisp-Dm	127

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Desempeño De La Industria No Primaria 2012 – 2022	2
Figura 2.	Situación Empresarial Actual.....	4
Figura 3.	Diagrama De Ishikawa De Movilab	4
Figura 4.	Flujograma Del Proceso De Almacén.....	5
Figura 5.	Inteligencia Artificial.....	26
Figura 6.	Técnicas De Recomendación Más Usadas.....	28
Figura 7.	Sistema De Recomendación Basado En Contenido	29
Figura 8.	Collaborative Filtering (User-Based)	30
Figura 9.	Collaborative Filtering (Ítem-Based)	30
Figura 10.	Fases Crisp-Dm	32
Figura 11.	Corte Horizontal De Crisp-Dm.....	32
Figura 12.	Corte Vertical De Crisp-Dm	33
Figura 13.	Filtrado Colaborativo Con Knn	35
Figura 14.	Similitud De Coseno	35
Figura 15.	Flujo De Arquitectura Mvt.....	37
Figura 16.	Flujo De Scrum En Un Sprint	38
Figura 17.	Equipo Principal De Scrum.....	38
Figura 18.	Proceso Cuantitativo	43
Figura 19.	Diseño Pretest – Postest.....	44
Figura 20.	Procedimiento De Proyecto.....	52
Figura 21.	Método De Análisis De Datos.....	54
Figura 22.	Promedio Del Pretest Y Postest Del Indicador Índice De Rotación De Mercancías	61
Figura 23.	Promedio Del Pretest Y Postest Del Indicador Nivel De Cumplimiento De Entregas.....	63
Figura 24.	Gant Del Proyecto	103
Figura 25.	Rf 01 Lógica De Programación	117
Figura 26.	Rf 02 Lógica De Programación	117
Figura 27.	Rf 03 Lógica De Programación	118
Figura 28.	Rf 04 Lógica De Programación	118

Figura 29.	Rf 05 Lógica De Programación	118
Figura 30.	Rf 06 Lógica De Programación	119
Figura 31.	Rf 07 Lógica De Programación	119
Figura 32.	Rf 08 Lógica De Programación	120
Figura 33.	Rf 09 Lógica De Programación	121
Figura 34.	Rf 10 Lógica De Programación	121
Figura 35.	Rf 11 Lógica De Programación	122
Figura 36.	Rf 12 Lógica De Programación	123
Figura 37.	Rf 13 Interfaz.....	124
Figura 38.	Rf 14 Archivos Json.....	124
Figura 39.	Dar Formato A Los Datos.....	128
Figura 40.	Procesamiento De Los Datos Csv.....	129
Figura 41.	Construir El Modelo.....	130
Figura 42.	Confiabilidad Instrumento N°1 - Prueba De Normalidad	131
Figura 43.	Confiabilidad Instrumento N°1 - Coeficiente De Pearson.....	132
Figura 44.	Confiabilidad Instrumento N°2 – Prueba De Normalidad	132
Figura 45.	Confiabilidad Instrumento N°2 – Coeficiente De Spearman	133
Figura 46.	Estadísticos Descriptivos - Irm	135
Figura 47.	Histograma - Pretest Irm	135
Figura 48.	Histograma – Postest Irm.....	136
Figura 49.	Irm – Grafico Pretest Y Postest.....	136
Figura 50.	Estadísticos Descriptivos - Nce	137
Figura 51.	Histograma – Pretest Nce	138
Figura 52.	Histograma – Postest Nce.....	138
Figura 53.	Nce - Grafico Pretest Y Postest.....	139

RESUMEN

El problema de la investigación fue, que la empresa Movilab dedicada a la comercialización de insumos químicos tiende a no gestionar correctamente los niveles de stock de tal manera que la mercancía queda acumulada, además trabajan con registros manuales completamente desactualizados que generan retrasos en el cumplimiento de entregas. El objetivo de la investigación es implementar un sistema de recomendación para el proceso de almacén de insumos químicos usando Collaborative Filtering en la empresa Movilab para optar el título de Ingeniero de sistemas de la Universidad César Vallejo sede Lima-Perú. La metodología usada es aplicada de tipo cuantitativo con diseño pre-experimental usando técnicas e instrumentos como el fichaje y fichas de registros. Entre los resultados se evidenció que mejoró los indicadores en el promedio de rotación de mercancías de 2.31% a un 5.35%, además de pasar de un 86.88% a un 97.32% para el promedio del nivel de cumplimiento de entregas.

Palabras clave: Sistemas de recomendación, Filtrado colaborativo, Proceso de almacén.

ABSTRACT

The problem of the research was that the company Movilab, dedicated to the commercialization of chemical supplies, tends to poorly manage stock levels in such a way that the merchandise becomes accumulated. Additionally, they work with completely outdated manual records that generate delays in delivery fulfillment. The objective of the research is to implement a recommendation system for the chemical supply warehouse process using Collaborative Filtering at Movilab company in order to obtain the title of Systems Engineer from César Vallejo University, Lima-Peru. The methodology used is quantitative, with a pre-experimental design, employing techniques and instruments such as logging and record sheets. The results showed an improvement in indicators, with the average merchandise turnover increasing from 2.31% to 5.35%. Additionally, the average delivery fulfillment level increased from 86.88% to 97.32%.

Keywords: Recommender systems, Collaborative filtering, Storage process.

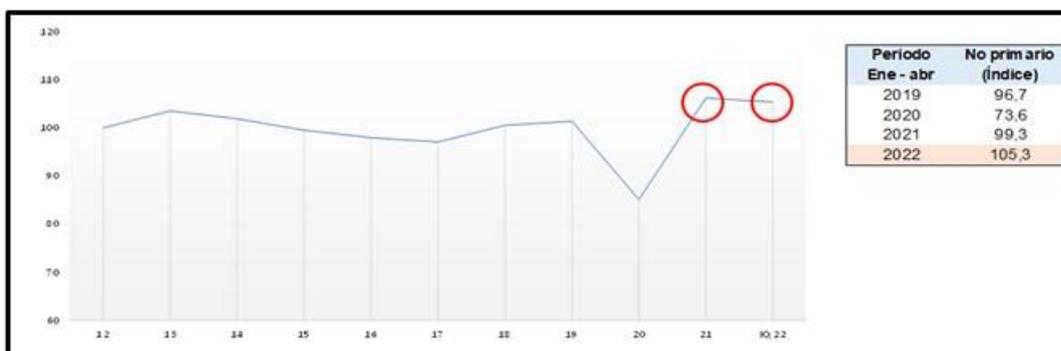
I. INTRODUCCIÓN

Recientemente, la pandemia ocasionada por COVID-19 ha conmocionado al sector salud, tecnológico y empresarial, afectando el comportamiento en el ámbito laboral, la forma en relacionarse y actuar ante ello a nivel mundial.

En el campo empresarial, (De La Hoz, Rodríguez y Barrera) indicaron que, la pandemia Covid-19 no solo trajo cambios en procesos, también fue un impulso hacia la transformación digital, tecnologías nuevas e innovación de procesos. (2021, p.3). La pandemia no solo ha tenido un impacto en la evolución de los procesos, sino que también ha actuado como un catalizador importante con el fin de agilizar la transformación digital, el uso de tecnologías y procesos innovadores. (Fornos, 2020)

En el Perú, la Sociedad Nacional de Industrias realizó un estudio mostrando cómo algunas industrias no primarias han venido recuperándose post pandemia, indicando que en el 2022 hubo un crecimiento de un 2.2% de enero a abril con respecto al 2021, beneficiando en un 6.1% a las industrias no primarias (SNI, 2022).

Figura 1. Desempeño de la industria no primaria 2012 – 2022



Fuente: Sociedad Nacional de Industrias 2022

En el 2023, en el Perú, diversas circunstancias político-social y natural, ocasionaron que 70 mil pymes se declararan en bancarrota, según un estudio en el primer trimestre del año. Por esa razón, las pymes a nivel nacional deben innovar sus operaciones en la gestión logística dentro de los almacenes tales

como: recepción, almacenamiento manejo de mercancías, cumplimiento de pedidos, etc. (Leyva, 2023)

Toda organización necesita mejorar sus procesos y más aún si estos carecen de innovación. Niño, en la ciudad de Chiclayo, indicó que las pérdidas económicas en una empresa se deben a una mala gestión de los inventarios y solución de problemas del sistema de planificación. (2020, p.133)

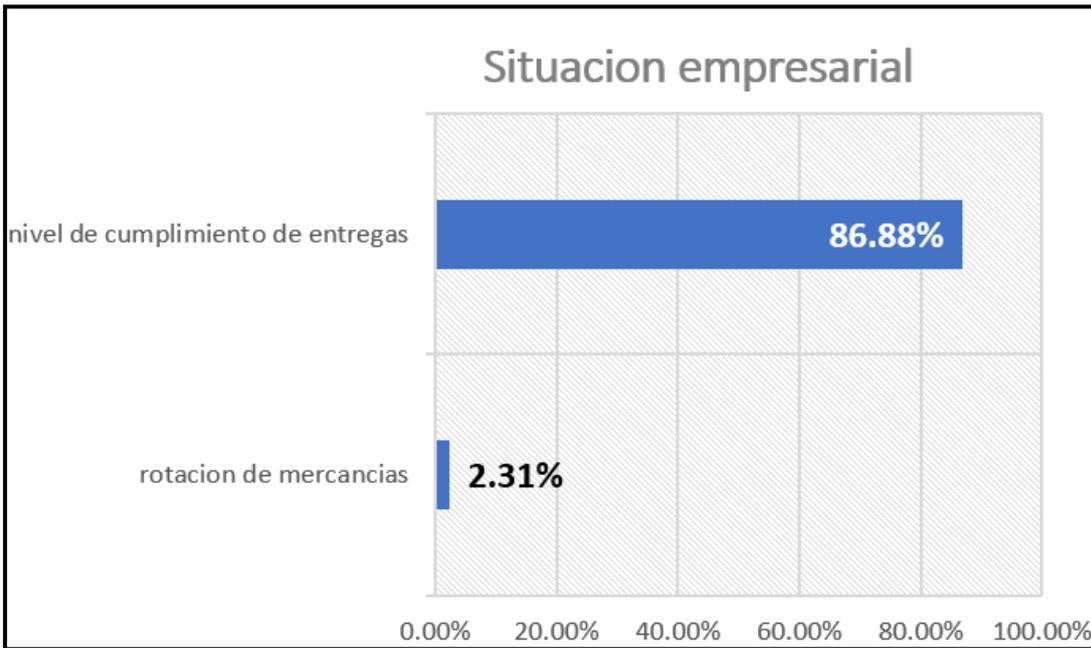
En cuanto a innovación en el proceso de almacén se refiere, la inteligencia artificial está muy relacionada y con ella los sistemas de recomendación. Al respecto el estudio de Yiqing, Rui y Hao indicaron que un sistema de recomendación mejoró significativamente el tiempo de selección de productos, redujo los errores y mejoró la eficiencia en el proceso de almacenamiento. (2021)

Para hacer referencia de lo importante e innovador de los sistemas de recomendación, Gutta indica que “hoy en día las empresas modernas aplican estrategias avanzadas de micromarketing gracias a que utilizan sistemas de recomendación con el fin de adaptar sus ofertas con las preferencias de sus usuarios” (2021)

Esta investigación se realizó en la empresa Movilab situada en la Av. Julio C. Tello 660 Lince, Lima. Dedicada a la distribución y comercialización de insumos químicos, esta organización sustenta su funcionamiento en su estructura organizacional dentro de la cual se encuentra el área de almacén que realiza funciones de recepción, almacenamiento, conservación, clasificación y control de inventario.

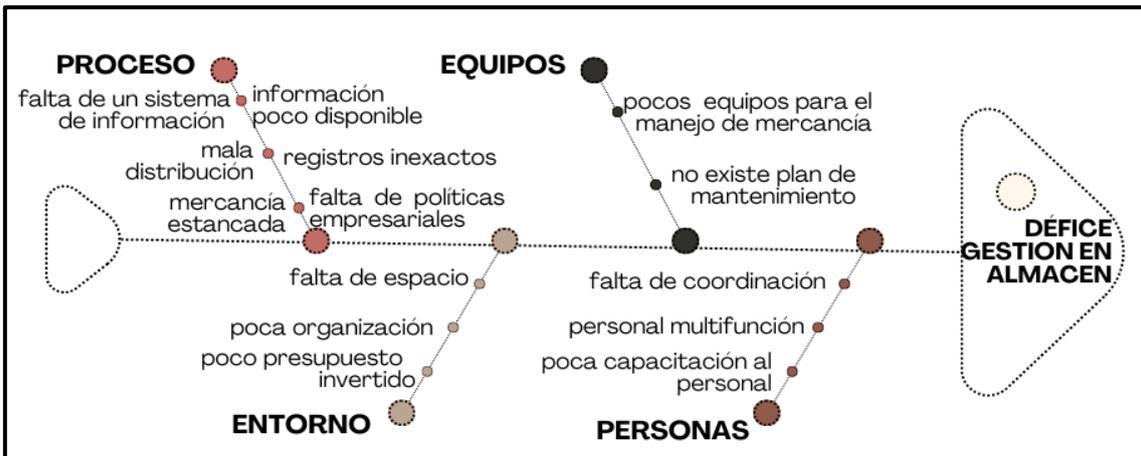
En una entrevista que se tuvo con el gerente general, Ing. Luis López (Anexo 2), manifestó que en el proceso del almacén a lo largo de los años se ha operado de manera empírica usando registros manuales, información desactualizada e inexacta, ocasionando retrasos en las entregas, pérdida de tiempo, insumos estropeados y pérdidas de dinero. A su vez, que los pedidos se entreguen en un tiempo más prolongado, además en algunos casos se encuentra con mercancía estancada.

Figura 2. Situación empresarial actual



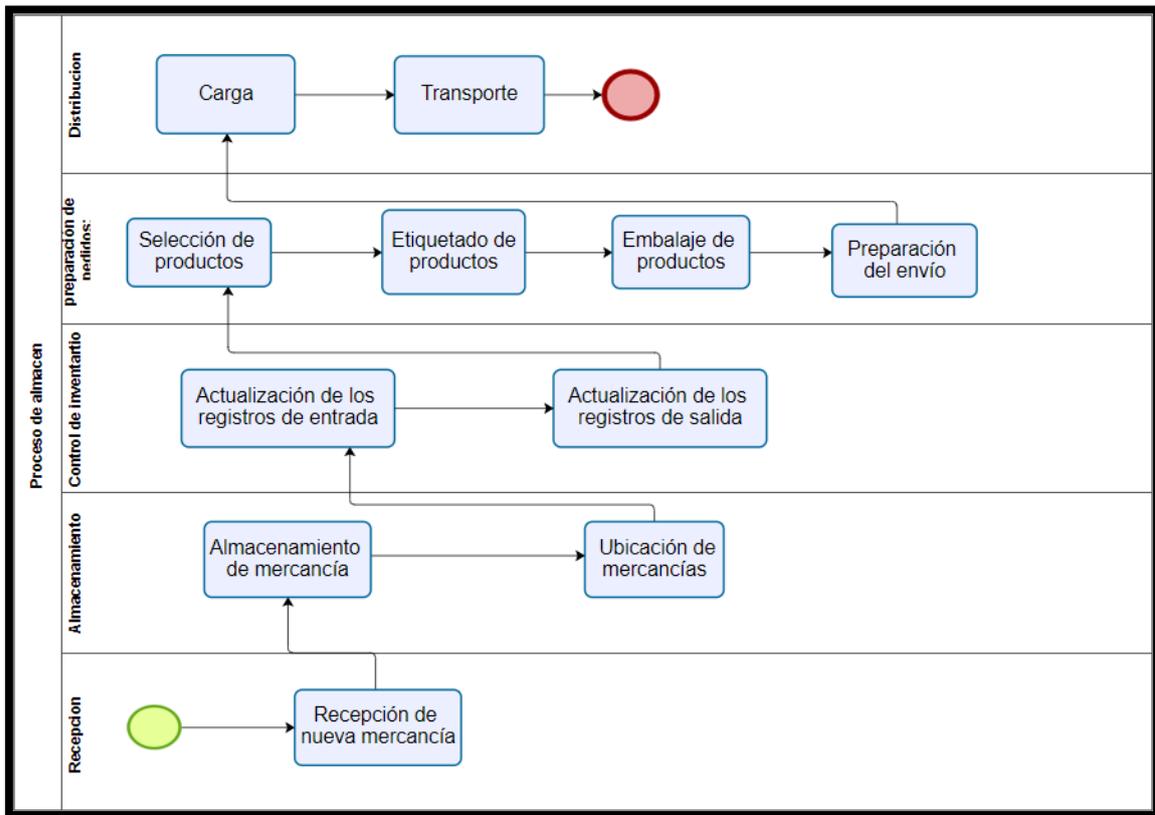
Fuente: Elaboración propia

Figura 3. Diagrama de Ishikawa de Movilab



Fuente: Elaboración propia

Figura 4. Flujograma del proceso de almacén



Fuente: Elaboración propia

El estudio **se justifica de forma teórica**, ya que aporta aspectos teóricos debido a que se fundamentan las variables del estudio y que se comprometió a desarrollar una innovación científica. El estudio genera una innovación significativa, por lo tanto, es esencial realizar un análisis exhaustivo del estado actual del problema que se está investigando y contrastar los resultados con otros estudios para extender el modelo teórico. (Ñaupas et al, 2019)

La investigación en cuestión se **justifica de forma tecnológica**, debido a que en la actualidad la tendencia tecnológica y control de la información va en crecimiento, razón por la cual el estudio se basa en la aplicación de inteligencia artificial a través de un sistema de recomendación. La IA permitió que toda organización al poseer un sistema de recomendación con Machine Learning contribuya a la disponibilidad, seguridad, confiabilidad, control de la información e innovación en sus procesos. (Bobadilla, 2021, p.13).

La investigación **se justifica desde el punto de vista metodológico**, ya que se llevó a cabo utilizando un enfoque cuantitativo y experimental. Además, se recopilaron datos para el estudio mediante instrumentos de recolección elaborados por los propios autores, lo cual contribuyó a la obtención de resultados. Se refiere, al mencionar los instrumentos y técnicas utilizadas, se puede respaldar a otras investigaciones de un contexto similar, ya que pueden ser utilizadas como referencia para técnicas, instrumentos, modelos, y otros aspectos relacionados. (Ñaupas et al, 2019)

La investigación se **justificó en términos prácticos**, ya que los resultados obtenidos a través de la implementación del sistema de recomendación proporcionarán información técnica que garantiza a las empresas resultados económicos y prevenir pérdidas dentro de sus procesos. Se refiere fundamentalmente a demostrar que tan útil, factible y viable es el nuevo conocimiento adquirido, para resolver o prevenir problemas. (Solíz, 2019)

Dentro del marco actual, en la compañía Movilab, se ha identificado el siguiente **problema general**, ¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023? Por ende, se concediera los siguientes problemas específicos:

- **PE1:** ¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023?
- **PE2:** ¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023?

Esta investigación traza en su **objetivo general, implementar** un sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023. Por consiguiente, entre los objetivos específicos:

- **OE1:** Determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.
- **OE2:** Determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Por otro lado, la **hipótesis general** consiste en que un sistema de recomendación con Collaborative Filtering permite mejorar el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab.

- **HE1:** El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.
- **HE2:** El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

III. MARCO TEÓRICO

Esta investigación se respaldó tomando en cuenta antecedentes internacionales, que se asemejan al estudio tratado. Conformado por artículos, tesis, revistas, libros entre otros.

Hotz Nick (2023) en su artículo "What is CRISP DM" de la Yale University de EEUU. Tuvo como objetivo describir el marco de trabajo CRISP DM, considerando sus fases, su agilidad, popularidad, enfoque, debilidades, desafíos y beneficios. Entre los resultados que obtuvo mediante un sondeo en el 2020 sobre la popularidad de este marco de trabajo frente a otras metodologías, CRISP DM salió ganador con un 49%. Entre sus conclusiones enmarcó que CRISP-DM es un inicio excepcional para las personas que buscan comprender el proceso general de ciencia de datos. Recomendó que CRISP DM si bien es una metodología, no tiene un enfoque para la gestión de proyectos, por ello indicó que se puede combinar con enfoques ágiles tales como Kanban o Scrum. El artículo del autor tiene relación con la investigación planteada porque sintetiza que metodología usar para la variable independiente y además brinda opciones de para mezclar la metodología CRISP DM con SCRUM.

Dietmar Jannach (2022) en su artículo de investigación titulado "Evaluating Conversational Recommender Systems: A Landscape of Research" de la Universidad de Klagenfurt, Austria. Trabajó bajo una metodología sistemática incluyendo búsquedas exhaustivas en bases de datos académicas usándolas como herramientas en su investigación. En el objetivo el autor se basó en identificar y analizar los enfoques y metodologías que se usan en la analizar la eficacia de un sistema recomendador, así como los desafíos y limitaciones asociados con estos. En los resultados se sintetizó que el análisis crítico de los sistemas recomendadores no se limita a la precisión, sino que también debe considerar factores como la diversidad, la novedad y la satisfacción del usuario. Para las conclusiones del artículo se subrayó la importancia crítica de evaluar adecuadamente los sistemas de recomendación para garantizar su efectividad y utilidad en el mundo real. Por consiguiente, la relación que tuvo la presente investigación y el artículo mencionado recae en la variable independiente, subrayando de manera general los desafíos y limitaciones.

Heredia, Verónica, Quiroz, Ana y Quiceno, Beatriz (2021) en su artículo investigación: "Tiempos de Data Big en los contenidos y flujo televisivo de Netflix", desarrollada en la Universidad de Medellín en Colombia, cuyo objetivo general fue identificar las técnicas y estrategias de programación para los sistemas de recomendación y big data. Empleó técnicas metodológicas tanto cuantitativas como cualitativas. En sus resultados mostró los estrenos y nuevos contenidos de la plataforma Netflix entre el mes de enero y diciembre del 2019, además del número de series originales de ficción (157) y sus capítulos (1.515) con un total de 61.296 minutos. En su conclusión manifestó que los sistemas de recomendación y el big data influyen en gran parte en la experiencia del usuario, debido a que el análisis y metodologías permiten alcanzar mayor comprensión de los contenidos en plataformas digitales. Esta investigación se vinculó a la propuesta ya que mostró de qué manera interactúan los sistemas de recomendación en la vida cotidiana a través de plataformas de escala mundial, además que indicó los tipos de sistemas recomendadores, basados en contenido, popularidad y colaborativos.

Tiesta, Pelayo (2021) en su investigación para alcanzar graduarse en ingeniería informática en tecnologías de información titulado "Sistema de recomendaciones para acceso a estadios de fútbol", desarrollada en la Universidad de Oviedo. Cuyo objetivo fue pretender establecer un sistema que esté diseñado en base a recomendaciones y gráficos, con el fin de permitir que las personas hallar el camino más adecuado a sus necesidades o requisitos, en función de sus preferencias para llegar a su asiento asignado. Concluyó que se permite visualizar un modelo inicial de un sistema que tiene la capacidad de crear rutas adaptadas a las necesidades individuales de cada usuario. La investigación se vinculó a la planteada porque sintetizó como un sistema de recomendaciones fue tan necesario para actividades cotidianas en la vida y cómo los sistemas de recomendación se dividen en dos categorías principales: aquellos basados en la colaboración del usuario y aquellos que se centran en el contenido.

Méndez, Karen y Quintuña, Freddy (2021) en su tesis para graduarse como ingeniera de sistemas "Sistema de recomendación con Collaborative Filtering con enfoque de factores probabilísticos" desarrollada la universidad politécnica

salesiana en Cuenca – Ecuador. Indicó que su objetivo es el desarrollar un sistema de recomendación que brinde una solución en la administración y recomendación de insumos para los clientes con mejores valoraciones del conjunto conformado. Utilizó el modelo bayesiano, técnicas de datamining. Concluyó que con el sistema de recomendación con base a las gráficas mostradas pudo tomar mejores decisiones la organización y permitió al usuario elegir insumos en menos tiempo y determinar con que otros usuarios tuvo mayor similitud basándose en los perfiles recomendados.

Gutta, Sajan (2021) en su artículo de investigación “Collaborative Filtering simplified: The basic science behind Recommendation Systems” desarrollado en la University Study Centre en la India. Trabajó bajo el método de investigación documental. Detalló entre las herramientas a usar para implementar un sistema de recomendación se tuvo a Python, Pandas y NumPy. Tuvo como objetivo basarse en explicar la ciencia que se desenvuelve por detrás de la técnica basada en Collaborative Filtering. Concluyó que estos sistemas de recomendación permitieron a las compañías aplicar técnicas de micromarketing. Indicó la importancia y lo innovador de estos sistemas para la evolución empresarial. De tal modo, este artículo se vinculó a la actual investigación porque explica la funcionalidad de la variable independiente, los problemas que se puedan encontrar y las herramientas a usar.

Yudha Cornelliuss (2021) en su artículo "CRISP-DM Methodology For Your First Data Science Project", en Indonesia de Uppsala University. Tuvo como finalidad describir el proceso del marco CRISP DM para un primer proyecto en la minería de datos. Como resultado planteó que la adaptación de este marco de trabajo en un primer proyecto servirá de base para próximos ya que se ha demostrado el éxito en su aplicación. Concluyó que CRISP DM se basa en un modelo estándar y de acceso libre, que es empleado en planificar proyectos y darles un enfoque de minería de datos. La vinculación entre este artículo y la investigación planteada se basó en la necesidad de seguir un marco de trabajo para la variable independiente "sistema de recomendación".

Moya, Danilo, Tapia, Liliana y Rodríguez, Gustavo (2020), en su artículo académico para la titulación como ingeniero de sistemas en informática titulado: "Sistema de recomendación con enfoque en Machine Learning", desarrollada en la Universidad Técnica de Cotopaxi, Ecuador. Trazó como objetivo propuso un diseño para un sistema de recomendación que se base en perfil de usuarios, áreas de conocimiento y similitud. Entre las herramientas usó Django, Bootstrap, jQuery, consultas Ajax, Python para realizar el filtrado de datos. En sus resultados identificó diferentes afinidades de usuarios según el campo profesional de estos, en el cual basó las recomendaciones con el fin de establecer una colaboración en futuras investigaciones. En su conclusión indicó que identifica cuales son los 11 requerimientos a tomar en cuenta para la implementación de estos sistemas.

José Alarcón en su artículo publicado en el 2020, "Explicando términos de Inteligencia Artificial" en España. Empleó un método documental para el desarrollo de su artículo, donde señaló como objetivo el profundizar las diferencias y similitud que pueden poseer las 3 tecnologías planteadas en su título. Concluyó de tal manera que, existió relación de manera íntima entre los términos Big Data, Deep Learning IA, Machine Learning y Ciencia de datos, por ende, la distinción entre ellos sirve para ser empleados con mayor precisión según la necesidad que se requiera suplir. El artículo presentado mostró parentesco con la investigación planteada por medio de la variable independiente "sistema de recomendación", de tal modo que permitió identificar el contexto en el que se sitúa dentro del mundo de la IA.

Valera, Daniela; Aguilar, José; Monsalve, Julián y Montoya, Edwin (2020) en su artículo "Sistema de recomendación híbrido adaptativo, propuesta de arquitectura" de la Universidad de EAFIT, Colombia. La metodología propuesta fue el uso de un sistema recomendador híbrido adaptativo Basado en Contenido y Collaborative Filtering. En los objetivos se señaló describir el proceso que posee un sistema de recomendación híbrido con el fin de estudiar la capacidad adaptativa de este. Entre los resultados se evidenciaron las capacidades adaptativas de la arquitectura propuesta. Los autores concluyeron que la arquitectura híbrida adaptativa propuesta tuvo la habilidad de encontrar

soluciones a problemas existentes en los algoritmos de recomendación individuales. Asimismo, la afinidad del artículo presentado con la investigación actual, se basó en la variable independiente y su contrastación entre sistemas de contenido y filtrado colaborativo.

Solórzano, Ronald (2020), realizó la investigación “Sistema de recomendación en redes telefónicas para paquetes prepago”, en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Ecuador. Trazó en su objetivo sugerir paquetes de líneas prepago a clientes de diferentes operadores telefónicos. Como objetivo general planteó permitir una recomendación de paquetes prepago a los usuarios finales a través de redes telefónicas con precisión mayor al 60%. Su metodología estuvo basada en los procesos de las etapas para brindar una solución basada en ciencia de datos, con un enfoque exploratorio secuencial utilizando la métrica de filtración colaborativa. Usó como herramientas Júpiter Notebook y lenguaje de programación Python. Los resultados alcanzados concluyeron que la recomendación a los usuarios sobre los paquetes presentó una precisión de un 60%.

Valenzuela Gina, Sosa Jonathan y Torres Joseph (2020) en su artículo de investigación “Sistema de recomendación para el turismo en Cundinamarca”, desarrollada en Colombia. Tuvo como objetivo aplicar las TIC en el turismo, desarrollando un sistema recomendador para determinar destinos turísticos. Usó la metodología Scrum y con una investigación mixta. Planteo, recomendar destinos turísticos dentro de la provincia en base a criterios de los usuarios. En su conclusión indicó que fomentó el desarrollo económico en el sector turismo con las recomendaciones de los servicios y planes que se ofertan.

UNDERWOOD, Corinna (2020) en su artículo de investigación "Use Cases of Recommendation Systems in Business - Current Applications and Methods". Planteó en sus objetivos comprender la influencia de los sistemas de recomendación sobre las aplicaciones comerciales. Señaló entre los resultados, que se estima unos 12.5 millones de dólares en lo que respecta al gasto mundial en los sistemas de IA y cognitivos en el año 2017. Entre las conclusiones, las compañías empezaron a desarrollar sistemas recomendadores en un intento de

mejorar sus transacciones dentro de la empresa. La presente investigación guardó vínculos con el contexto actual ya que permitió tener un panorama de los distintos casos y situaciones en los cuales diferentes empresas han optado por la utilización de sistemas de recomendación para un mejor desempeño en sus procesos.

Nick Hotz en el 2022, con el artículo "Data Science vs Software Engineering" de la Yale University en EEUU. Planteó entre su objetivo señalar las diferencias y similitudes entre ciencia de datos y la ingeniería de software. Indicó en sus hallazgos encontrados mediante un análisis de Glassdoor del 2020 al comparar clasificaciones de trabajo, que los ingenieros de software tuvieron un valor de 50438 frente a los científicos de datos con un valor de 6542 en lo que se refiere a ofertas de trabajo en América. Concluyó que, dadas las diferencias entre estos conceptos, se tuvo que gestionar los proyectos con diferentes metodologías, una para proyectos software como Scrum y otra para ciencia de datos como Crisp-DM. Señaló también, que mientras los científicos de datos se centran en explorar y describir información para integrarse con modelos predictivos, los ingenieros de software se especializan en construir la solución para el usuario final, con requisitos específicos.

Galarza, Juan (2022) en su investigación para titularse como ingeniero en tecnologías de la información, titulada "Aplicativo Web para gestión de inventario para el taller automotriz Carvy", realizado en la Universidad estatal de Ecuador. Planteó en el objetivo, la creación de un aplicativo web capaz de permitir la visualización actualizada del inventario con los recursos necesarios para los mantenimientos vehiculares. Resaltó en su conclusión que el módulo de inventario permitió suprimir los procesos que realizaban de manera manual para el registro de ingresos y salidas de ítems en el taller mecánico, mejorando el control de los distintos movimientos que se realizan, manteniendo actualizado el inventario.

Arce Bélgica y Reluz Edgar (2021) en su investigación para titularse como ingeniero informático titulada "Sistema web de integración en las operaciones comerciales de la empresa Junior SAC" realizado en la Universidad Ricardo Palma, Lima. Planteó como objetivo construir un aplicativo web que brinde solución ante el problema presentando en la integración de las operaciones en el interior de la entidad empresarial. Resaltó la importancia de la creación de un módulo de inventario, permitiendo visualizar los movimientos de inventarios por módulo de compras, así como el módulo de ventas permitiendo validar el stock en tiempo real.

Otero, Paola y Pedraza, Edgar (2020), en su revista de investigación titulada: "Recommendation Systems in Education: A review of Recommendation Mechanisms in E-learning Environments", ejecutada en la Universidad de Medellín, Colombia. Trazó en el objetivo realizar una evaluación general de los algoritmos más utilizados que favorecen al sector educativo. El método que utilizó fue buscar trabajos relacionados con el desarrollo de una plataforma educativa. Entre sus resultados se reflejó la tendencia de los sistemas recomendadores en el contexto de Machine Learning y Deep Learning. Sintetizó en su conclusión una necesidad y una gran brecha comercial en Colombia de implementar plataformas adaptativas que generen recomendaciones para potenciar el sector educativo, además que es una necesidad básica incorporar las necesidades y estilos en el aprendizaje de cada estudiante en las vías de aprendizaje diseñadas por los educadores. Esta investigación se asoció a la nuestra de tal manera que muestra al aprendizaje automático como una de las técnicas más utilizadas en el desarrollo de sistemas informáticos.

Abby Jenkins, en el 2020 con su artículo "What is Warehouse Management? Benefits, Processes, & Strategies" en EEUU. Realizó su investigación adoptando metodologías de investigación documental. Estableció que entre los objetivos identificar qué es y cuáles son los beneficios, procesos y estrategias de una correcta gestión de almacenes. Señaló entre los resultados que el comercio electrónico está creciendo rápidamente a nivel mundial, esperando superar los \$29 billones en 3 años, lo que conlleva a la necesidad de expandir el espacio de almacenes, solo en Estados Unidos en 1.2025 millones de pies cuadrados.

Finalmente, la autora concluyó que entre las estrategias que se adoptan para la gestión de almacén, una parte muy fundamental es la tecnología que permitirá evaluar indicadores como plazos de entrega y rotación de inventarios. La relación que hubo entre el artículo de la autora y la investigación de tesis actual, se centra en la variable proceso de almacén y la manera en cómo se sintetiza entre sus procesos e indicadores.

Sanket Doshi, de nacionalidad hindú, con su artículo publicado en el 2019 “Brief on Recommender Systems Different types of recommendation methods used in industries” donde planteó como objetivo identificar los tipos de métodos de recomendación que se usan en las industrias. Entre la conclusión final que manifestó el autor, sintetizó que tanto la utilización Content Based como Collaborative Filtering presentan desventajas y ventajas, no obstante, si estas técnicas son empleadas en conjunto las recomendaciones se tornarán más eficientes y útiles, es allí donde nace el concepto de sistemas híbridos. Es artículo guardó relación con la investigación actual, debido a que describió como poder trabajar con la variante independiente e identificar el tipo de sistema de recomendación y métodos a emplear para brindar una solución”

Gómez, Guarda, Cedeño, Benavides, Alejandro, Mosquera, García y Benavides (2019), presentaron un artículo de investigación "Técnicas de filtrado en los sistemas de recomendación" en la universidad de Ecuador. Empleó como metodología, un proceso riguroso y sistemático para buscar la información relevante. Planteó como objetivo analizar las técnicas de los sistemas de recomendación y sus factores que influyeron en el desempeño de sus funciones. Concluyó que se revisaron los 7 tipos de combinaciones de los sistemas de recomendación: meta-nivel, mixto, conmutación, cascada, aumento de características, combinación de características y ponderado; no obstante, señaló en el artículo que todavía se demandan mejoras en los sistemas recomendadores tengan mayor eficacia. Vinculándose con la investigación actual a través de la variable independiente con el fin de identificar técnicas que permitieron un mejor desempeño de un sistema recomendador.

Mora, Alexander y Lema, Juan (2018) en su investigación para titularse como ingeniero de software, titulada "Sistema recomendador basado en conocimiento, para el aprendizaje de programación web". Desarrollada en la universidad Tecnológico de Antioquia Institución Universitaria, Colombia, Planteó en el objetivo, realizar un sistema de recomendación para el apoyo en el aprendizaje web basado en conocimiento mediante recomendaciones personalizadas. Resaltó en su conclusión que un sistema de recomendación enfocado en conocimiento efectuó la validación permitió que se recomendará los recursos educativos adecuados basándose en lo alcanzado por los resultados. La investigación se vinculó a la planteada debido a que se empleó inteligencia artificial como machine learning para el desarrollo de la solución, obteniendo así un sistema de recomendaciones que ayuda en el aprendizaje de los estudiantes.

Yépez Yanko (2018), en la investigación para alcanzar el título de ingeniero en sistemas e informática, cuyo título fue "Aplicación web para gestionar el inventario y facturación de la empresa Binacom.", desarrollada en la universidad regional Autónoma de los Andes, Ambato – Ecuador. Utilizó herramientas tales como (Linux, apache, MySQL y php), tuvo como objetivo crear una versión preliminar de un sistema que posibilite el monitoreo y administración de la facturación, En síntesis, se concluyó que la solución propuesta para la administración de facturación de la compañía cumplió con el objetivo al incrementar las ventas y generó mayores ingresos, que fue el resultado deseado en última instancia.

Lema, Franklin (2018) en la tesis cuyo título fue "Plataforma Web Para El Control De Inventarios, Ventas, Facturación Y Publicidad Del Taller De Aluminio Y Vidrio López". Aplicó la metodología Lean Software Development", desarrollada en la Escuela Superior Politécnica De Chimborazo, Ecuador. La finalidad fue crear un aplicativo web para gestionar inventarios, ventas, facturación y publicidad. Empleó una entrevista como técnica para recopilar datos, utilizó Lean Software Development como marco de trabajo, utilizó herramientas como Java, MySQL, Edgrid, NetBeans, JS, HTML, Css. Entre los resultados, se obtuvo que un 86% de pruebas exitosas, mientras un 92% de usuarios sostuvieron que se evitó el

filtrado de información, el 83% afirmó que se evitó retraso en ciertos procesos, además se obtuvo que se cumplió en un 75% los parámetros de funcionalidad. Se concluyó que la solución cumplió los requerimientos del usuario en un nivel muy alto y la funcionalidad obtuvo un valor de 97.23%. Recomendó emplear metodologías ágiles para la optimización de recursos durante el desarrollo.

Así como también se respaldó tomando en cuenta antecedentes nacionales, que se asemejan al estudio tratado. Conformado por artículos, tesis, revistas, libros entre otros.

Vega Mabel (2020), en su estudio para graduarse como ingeniero de sistemas titulado “Plataforma en línea para ofrecer recomendaciones de noticias para medios de comunicación basado en contenido.”, realizado en la Universidad José María Arguedas en Andahuaylas –Apurímac – Perú. Presentó en su objetivo implementar un entorno web basado en contenido recomendador de noticias, sea capaz de mostrar en los resultados de consultas, información actualizada e importante dentro de la plataforma web, empleó la técnica de extracción de información con web Scraping, se desarrolló con Django, lenguaje de programación Python, MySQL, arquitectura MVT y el algoritmo de recomendación basado en contenido para el reconocimiento de palabras claves del sitio web. Se utilizó la metodología ágil XP. Entre los resultados se reflejó valores en la funcionalidad de 90.37%, en usabilidad 91.43%, portabilidad 98%, de tal manera que la satisfacción del usuario fue de un 91.45%. La vinculación que tuvo de esta investigación frente a la propuesta se basó en el que usa Content-Based como sistema de recomendación, además del uso de metodologías ágiles para la puesta en marcha de la solución.

Montalvo Lourdes (2019), en su tesis titulada: “Sistema de recomendación de medicamentos adaptado a las características específicas de los pacientes geriátricos” desarrollada en la Pontificia Universidad Católica del Perú, Tuvo como objetivo crear un sistema recomendador de medicamentos que tome en cuenta las particularidades de los pacientes de la tercera edad, La metodología aplicada fue XP, En síntesis el sistema de recomendación ayudó a generar una

mejora la calidad de vida de pacientes geriátricos, brindando soluciones adaptadas a su situación de manera individualizada.

Castillo y Aguilar (2019), en su tesis titulada: " Sistema web inteligente de recomendaciones para actividades turísticas en Perú", desarrollada en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, mostró en su objetivo implementar un sistema de recomendación personalizado hacia la persona turista. Usó la metodología programación extrema para la implementación del sistema. Manejó una población de 44 turistas empleando instrumentos como cuestionarios. Entre sus resultados una cifra del 96% indicó que existió precisión en la recomendación del sistema. Para la conclusión se evidenció que el sistema de recomendación funcionó como guía personalizada hacia el turista. Se vinculó a la presente investigación debido a que usó sistemas recomendadores basados en contenido y filtrado colaborativo.

Morales Giorman (2023), en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas, cuyo título fue "Sistema De Control De Almacén Para La Panadería "Marosl", desarrollada en la Universidad Católica los Ángeles Chimbote en Perú, la metodología utilizada fue RUP, la herramienta utilizada fue el cuestionario, El objetivo general consistió en ejecutar el sistema para controlar las funciones del almacén en la panadería "MAROSI". Se concluyó que la ejecución del producto, permitió mejorar la calidad y agilizar los procesos. La tesis del autor guardó vínculos con la planteada, debido a la relación de la variable dependiente y la forma en cómo se obtuvo el control en el proceso investigado.

Aylas Leydi (2022), en su investigación de titulación como ingeniero en computación y sistemas, cuyo título fue "Sistema Web Para La Gestión De Almacén En El Minimarket Inversiones" en la Universidad Peruana de las Américas, Perú. Empleó RUP como marco metodológico y PHP junto con MySQL en el desarrollo. El objetivo del proyecto fue crear y poner en acción un aplicativo web que mejore el control del inventario del Minimarket Inversiones AC. A través de un análisis estadístico, demostró que el producto web logró una importante mejora en el almacén, incluyendo la capacidad de controlar entradas,

salidas y el inventario. Además, el sistema tuvo una tasa de error estadístico inferior al 5%.

Valdivieso, Juan (2022), en su investigación de titulación como Ingeniero de sistemas computacionales, cuyo título fue “Aplicación Web para el control de Kardex del Almacén Para La Empresa Abastecimientos Electromecánicos”, desarrollada en la Universidad Privada del Norte Trujillo-Perú, Metodología ágil utilizada fue scrum, Plasmó como objetivo crear un entorno web para gestionar ingresos y salidas del almacén. Se concluyó que a través de la ejecución del producto web se generó elevar el control tanto en entradas como en las salidas de los materiales.

Delgado, Henry y Chang, Juan (2022), en su investigación de titulación como Ingeniero de sistemas computacionales, cuyo título fue “Sistema de información para la empresa Eximport Distribuidores en la gestión del almacén”, desarrollada en la Universidad Privada del Norte Lima-Perú, Metodología ágil utilizada fue scrum, Plasmó como objetivo construir un sistema para la administración de almacén. Se concluyó la ejecución de la solución logró optimizar los procesos, absolviendo problemas que se padecía en el picking, distribución, despacho y expedición.

Canasa Paul (2022), en su investigación de titulación como Ingeniero Informático, cuyo título fue “sistema de información para gestionar unidades en almacenes de grandes dimensiones”, en la Universidad Católica del Perú, la herramienta utilizada para recolección de datos fue Mockaroo Api. Trazó en el objetivo crear un sistema de información para grandes almacenes con el fin de gestionar las operaciones de recepción y selección de ítems para el despacho. Concluyó que es de vital importancia la automatización de las diferentes operaciones dadas en la administración de almacenes mediante sistemas de información.

Cubas, Marlong (2022), en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas, cuyo título fue “Sistema Web para controlar el almacén de la empresa Servicios Generales” desarrollada en la Universidad Privada del norte en Perú, la herramienta utilizada fue el cuestionario, Tuvo como objetivo determinar la

forma en el que un entorno web tiene influencia sobre el control interno de almacén. Concluyó además que, el producto web influyó positivamente con respecto al control interno del almacén según un estudio realizado en su propia investigación.

Calderón Tito (2022) en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas y cómputo, cuyo título fue “Aplicativo web en el proceso de inventario de la empresa Belcorp” desarrollada en la Universidad Inca Garcilaso de la Vega en Perú. Tuvo como objetivo obtener mejoría para el proceso de control de inventario a raíz de la ejecución de un entorno web. Obtuvo resultados positivos en cuanto a la seguridad de los datos del usuario, interfaces interactivas, multiplataforma y disminuyó los tiempos en atender a usuarios.

Villaseca Edgar (2022) en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas, cuyo título fue “Sistema De Inventario En La Tienda Todo Hilo” en la Universidad Católica los Ángeles Chimbote en Perú. La herramienta utilizada fue el cuestionario, planteó en su objetivo la ejecución de un sistema de inventario. Con los resultados obtenidos el autor, llegó a la conclusión que la necesidad que existe para la ejecución del sistema informático es de un 83.33%.

Gil Elthon (2022), en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas, cuyo título fue “Sistema De Ventas Y Almacén Con Facturación Electrónica En La Tienda Del Regalo” desarrollada en la Universidad Católica los Ángeles Chimbote, Perú, la herramienta utilizada fue el cuestionario, trazó en el objetivo ejecutar un sistema para las ventas, almacén y facturación. Concluyó que al implementar el sistema mejoró la calidad de servicio a los clientes.

Laurente, Jorge (2021) en su investigación de titulación como ingeniero en computación y sistemas, cuyo título fue “Herramienta de planificación de recursos empresariales Jd Edwards y la gestión de almacén de ARCOR” desarrollada en la Universidad José Faustino Sánchez Carrión en Perú. La herramienta que se utilizó fue el cuestionario, planteó en su objetivo identificar la relación entre gestión de materiales y planificación de recursos empresariales con respecto a la mejora en la gestión de almacén. A raíz de los datos estudiados, identificó de qué manera se mejoró la gestión del almacén y el

servicio brindado durante la atención a clientes internos, a través de la planificación de recursos empresariales.

Yarleque (2021), en su investigación de titulación como ingeniero de sistemas, cuyo título fue “Sistema de compra, venta y control de almacén en comercial Domínguez”, desarrollada en la Universidad Católica los Ángeles Chimbote, Perú. La herramienta utilizada fue el cuestionario. Plasmó como objetivo crear un sistema capaz de permitir acciones de compra, venta y control de almacén, con la finalidad de generar calidad en la atención a la clientela. Concluyó hubo una necesidad cuantificable de un 75% para la mejora en el servicio, lo que permitió la agilización de los procesos involucrados.

Sánchez, David y Vega, Martin (2021) en su estudio para alcanzar el título de ingeniero de sistemas, cuyo título fue “Sistema móvil de inventario en la Botica Nuevo Perú”. Usó la metodología de proyecto basada en Scrum empleando herramientas de IDE, un sistema de control de versiones y marcos de prueba para el desarrollo de la solución. Planteó determinar el efecto que tiene una aplicación móvil frente al proceso de inventario, como objetivo principal. Entre los resultados se reflejó que mejoró el grado de cumplimiento de despacho de 41% a 85%, junto con el índice de rotación de stock de 40% hasta un 85%. Concluyendo que se logró alcanzar un control en las entradas y salidas de los recursos en la compañía.

Espino, Jesús (2018), en su investigación para titularse como ingeniero de sistemas y cómputo, en la tesis cuyo título fue “Aplicación web para la gestión del almacén San Fernando”, desarrollada en la Universidad inca Garcilaso de la Vega, de Lima – Perú. Metodología empleada RUP. Empleó una encuesta como técnica y un cuestionario como herramienta para recolectar la información necesaria para la investigación. Tuvo como objetivo determinar si un aplicativo web impacta en la optimización de la gestión del almacén de suministros de la compañía en estudio. La investigación fue con diseño experimental-aplicada. Sintetizó entre sus resultados que, se pudo afirmar que la aplicación web sugerida da cumplimiento a los estándares establecidos por ISO 9126 en lo que respecta calidad de software, en síntesis, el software basado en entorno web

optimiza la Gestión de Almacén de suministros logrando cumplir los propósitos establecidos.

Moreno, Víctor (2018), en la investigación para titularse como Ingeniero Empresarial y de Sistemas, cuyo título fue “Sistema de gestión de almacenes y cadena de suministro: Fideos Anita.”, desarrollada en la Universidad San Ignacio de Loyola, de Lima – Perú. Empleó la metodología RUP, cuyo objetivo fue ejecutar un sistema capaz de gestionar los almacenes, En síntesis, concluyó que, al sistematizar los procesos de la gestión de almacenes, se optimizó cada uno de los procesos, logró suprimir en su totalidad todo proceso manual, permitió quitar la duplicidad de información en un proceso, así como también facilitar el flujo de información haciéndola más confiable.

En el 2020 Johana Chuquino en su artículo “Gestión de Almacenes. Definición, Procesos e Información en Perú”. Trabajó bajo un enfoque de investigación documental, Plasmó entre sus objetivos identificar teóricamente en que se basa y que es el concepto de gestión de almacén. Como consecuencia, identificar cuáles son los procesos en la gestión del almacenamiento, llegando a enumerar 5 de ellos. Entre sus conclusiones, sintetizó que, en lugar de ser simplemente un espacio físico, los almacenes han evolucionado para convertirse en una unidad de servicio y soporte integral para una empresa. De tal modo que, este artículo se vinculó a la investigación actual a través de la variable dependiente y la descomposición de los procesos que existen en ella.

Coronel y Cáceres, en el 2019 con su investigación de titulación como ingenieros de sistemas “Sistema de Información con Machine Learning en el área logística en Villa Chicken”. Universidad César Vallejo, Perú, emplearon la metodología CRISP-DM y herramientas como SQL SERVER y PHP para el desarrollo. Plasmaron como objetivo contrastar el sistema y su influencia en el área de logística. Obtuvieron resultados en el indicador de rotación de mercancías significativamente favorables incrementando un 2.67%. Concluyeron que la aplicación de Machine Learning trae efectos positivos en el inventario del área de logística de la empresa en su estudio. Vinculándose con la investigación actual no solo por la metodología usada, si no también que, a partir del indicador, índice de rotación de mercancías perteneciente a la variable dependiente.

Campos en el año 2018, con su investigación para maestría “Rotación de inventario y liquidez en la empresa Perno Centro” en la universidad César Vallejo, Perú. Con una metodología básica de diseño no experimental. Sintetizó asentar la relación entre la liquidez y rotación de inventarios en la empresa en estudio, entre su principal objetivo. Alcanzó en sus resultados mejoras en los valores de rotación de mercancías, obteniendo un 0.93% en el primer año y 1.21% en el segundo. Concluyó que no se relacionan significativamente estos 2 conceptos, debido al resultado estadístico de significancia del sig. de 0.061 menor al 0.05, concluyendo que mientras menos rotación posean los inventarios, la liquidez disminuirá.

En el 2022, Hidalgo y Verastegui con su investigación para alcanzar el grado de contador público en la universidad nacional de San Martín, Perú; titulada “Control interno de inventario y rotación de mercadería en el comercial Marcelo y Danae”. Con un tipo de estudio aplicado de diseño no experimental. Como objetivo plasmó definir la incidencia del control del inventario con la rotación de mercancía. Entre sus resultados indicó a través de un estudio que el nivel de rotación de mercancías se encuentra en un 57% deficiente, 29% moderado y 14% eficiente. Concluyó que el control de inventario influye de manera significativa en la rotación de las mercancías dentro de la empresa y a su vez disminuye tiempo y costos en la operación realizada dentro del área.

En el 2021, Vivas y su investigación en la universidad Cesar Vallejo “Sistema web para la gestionar los almacenes en la empresa G&C Support Medical”. Trabajó con Scrum como metodología de proyecto y técnicas como fichas de observación para la recolección de datos. Plasmó como objetivo identificar la influencia del sistema construido en la gestión del almacén de la empresa en cuestión. Entre los resultados identificó el comportamiento de la rotación de inventarios donde los valores de tiempo disminuyeron de un 17.27% a un 0.93%. Para finalmente concluir que gracias al sistema web disminuyeron tiempos en los procesos dentro de la gestión de los almacenes.

Vázquez, hacia el año 2021 y su investigación en la universidad César Vallejo, “Sistema web para la mejora en la gestión de almacén de la empresa MPIG EIRL”. Ocupó una investigación de tipo aplicada con un diseño pre experimental,

cuyo objetivo se basó en identificar la influencia de un sistema web los procesos para la gestión del almacén. Trabajó con una población de 70 órdenes de compras y su muestra la obtuvo en 20 días. Sintetizó en sus resultados el incremento de un 10% en lo que respecta el indicador del nivel de cumplimiento, de tal manera que en el Pretest obtuvo un valor de 50% y 60% en el Postest. Lo que le permitió concluir que el sistema posee una influencia positiva en la gestión del almacén.

En el 2020, De La Cruz y Vílchez con su investigación para titularse como ingenieros industriales en la universidad César Vallejo. “Aplicación de Lean manufacturing para mejorar el nivel de cumplimiento de entrega de pedidos del proceso de confección de la empresa Cardier”. La cual tuvo como objetivo evidenciar que existe mejora el cumplimiento de entrega de pedidos aplicando la metodología de lean manufacturing en la empresa en cuestión. Plasmó en sus resultados que alcanzó un incremento de un 13.8% en el nivel de cumplimiento de entregas de los pedidos después de la aplicación de la metodología. Lo que le permitió concluir que la metodología Lean Manufacturing y su aplicación mejoraron el indicador estudiado en su investigación.

En el 2020, Cápac y Gonzales en su investigación de titulación para ingeniero industrial “Gestión de inventarios en el nivel de cumplimiento en la entrega de pedidos en el área de almacén – FISSION LAB” en la universidad César Vallejo. La cual plasmó en su objetivo determinar la influencia de la aplicación de la gestión de inventarios en el cumplimiento de entrega de pedidos dentro de la empresa. Obteniendo como resultados el incremento de este indicador en un 13.87% a raíz de la implementación de la gestión de inventarios, contrastando en el Pretest un valor de 82.25% y 96.12% en el Postest. Concluyó además que, de esta manera el nivel del servicio de 62% a 85% con la implementación de una mejor gestión en los inventarios.

En las próximas líneas se expondrá una serie de conceptos que se manejan para realizar la presente investigación, entre los cuales:

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Acerca de la inteligencia artificial (IA), ORACLE sustenta que:

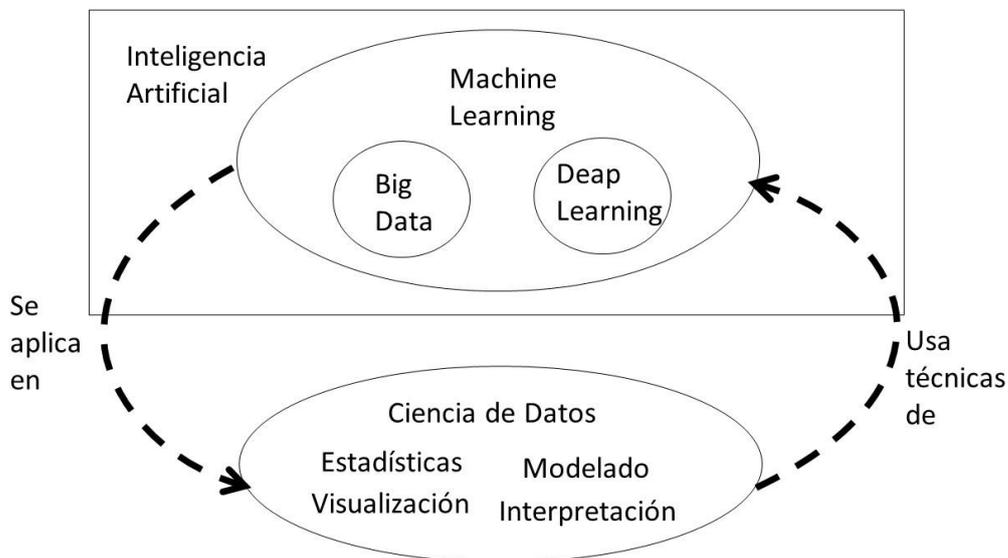
No solo es un proceso y capacidad de pensar de una forma superior y analizar diferentes datos en algún formato o función. La IA no tiene como fin desplazar a los seres humanos, sino de mejorar las capacidades y contribuciones humanas. Es por ello que es muy valioso, convirtiéndose en un activo comercial. (2020).

La inteligencia artificial tiene dos categorías, al respecto ALARCÓN (2020) indica que según sus capacidades:

- **IA general (fuerte):** capacidad de entender, razonar y pensar en cuestiones de carácter general.
- **IA estrecha (débil):** dotar de conocimiento a una máquina para la ejecución de tareas específicas.

“En estos últimos años, la **IA estrecha** ha sido capaz de lograr cosas extraordinarias. La **IA fuerte** continúa siendo un sueño de los investigadores”. (ALARCON, 2020)

Figura 5. Inteligencia artificial



Fuente: Alarcón (2020)

Al respecto, ORACLE sintetiza qué “Machine Learning, ubicado dentro de IA. Por su parte se basa en crear sistemas para aprender o mejorar en función de la data que consume.” (2023)

Machine Learning

Molnar (2020) indicó que “Machine Learning es una agrupación de métodos que usan las computadoras para realizar y mejorar predicciones o comportamientos basados en datos” (p.13).

También llamado aprendizaje automático para Rouhiainen, “uno de los principales enfoques en la IA. Es decir, es una rama de la informática en donde las máquinas poseen esa capacidad para aprender sin necesidad de estar programadas.” (2018, p.18)

Por otro lado, Pajuelo (2021) manifestó que “es una disciplina muy ligada a la inteligencia artificial (IA), mediante el cual se generan sistemas que aprenden de manera automática por sí mismos” (p.19).

El aprendizaje automático “emplea algoritmos que permiten el aprendizaje a través de patrones de datos, con este conocimiento adquirido se puede usar interpretaciones que apoyen la toma de decisiones” (Rouhiainen, 2018, p.20)

Por lo expuesto, estos sistemas ayudan a los usuarios a simplificar realizar varias acciones como pueden ser de predecir o recomendar valores futuros.

Big Data

“Es una disciplina que se basa en reunir técnicas para trabajar con datos a gran escala, se caracteriza por las 3V:” (ALARCÓN, 2020)

- Volumen
- Velocidad
- variedad

Al respecto sobre los datos de un Big Data, ALARCÓN indicó: “son capaces de alimentar a modelos especializados de ML o DL, aunque también pueden ser empleados de otras maneras como en Data Science” (2020)

Data Science

“Se refiere a la obtención de datos significativos de grandes conjuntos de información (KDD), emplea técnicas matemáticas, estadísticas, aprendizaje de patrones, computación en la nube, etc” (ALARCÓN, 2020)

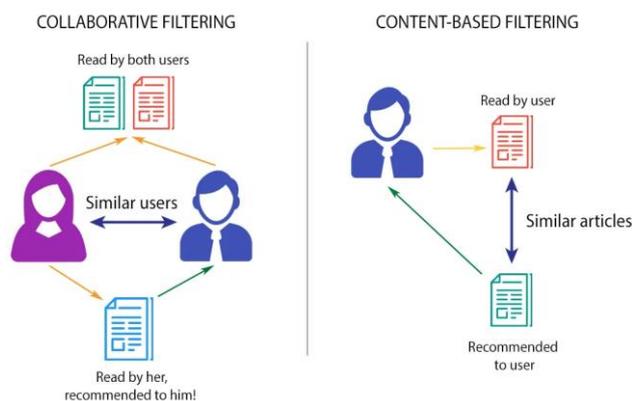
SISTEMA DE RECOMENDACIÓN (RS)

Los sistemas de recomendación “son aplicaciones empleadas para la predicción de gustos y sugerencias de ítems con alta probabilidad del interés del usuario” (DÍAZ, 2021)

Acerca de este concepto, Banik (2018) indicó que “RS son o técnicas que recomiendan o sugieren un producto, servicio o entidad en particular” (p.07).

Por otro lado, según Pajuelo (2021) indicó “el RS aprende a partir de datos y recomienda a los usuarios nuevos artículos que son del agrado o concuerden con sus hábitos y comportamiento”

Figura 6. Técnicas de recomendación más usadas



Fuente: Doshi 2019

Tipos de sistemas de recomendación

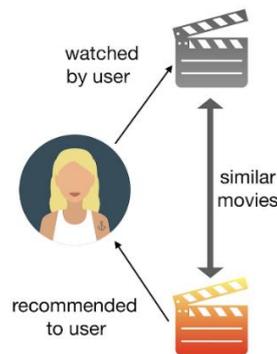
Según Banik (2018) “los sistemas de recomendación se clasifican en 3 grupos bien diferenciados: Filtración colaborativa, Sistemas basados en contenido y Sistemas basados en el conocimiento” (p.10).

1. Sistema de contenido (*Content-based systems*)

“Realizan recomendaciones basándose en un perfil de usuario y metadatos que poseen sobre ítems independientemente” (Banik, 2018, p.12).

“Consiste en hallar la similitud entre productos en función a sus características para realizar recomendaciones al usuario teniendo en cuenta su historial” (Doshi, 2019)

Figura 7. Sistema de recomendación basado en contenido



Fuente: Doshi 2019

“Las limitaciones que posee, las recomendaciones no arriesgan a sugerir artículos diferentes, ocasionando que el usuario no expanda sus preferencias” (Doshi, 2019)

2. Filtración colaborativa (*Collaborative Filtering*)

“Permite la generación de recomendaciones a partir de informaciones suministradas por una colección de datos [...] un perfil valora distintos ítems y el comportamiento de muchos perfiles (colaboración) valoran el mismo ítem para el cual desean generar la recomendación” (Pajuelo, 2021, p. 22).

MARTIN DEL CAMPO (2018), sostiene que “hay 2 tipos de sistemas de filtración colaborativa: basado en memoria y basado en modelo”

- **Basado en memoria**

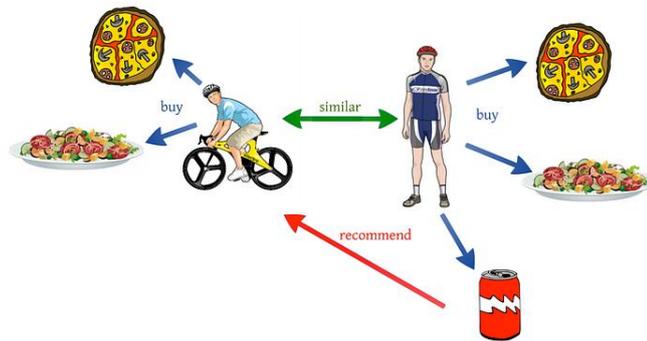
“buscan patrones similares con usuarios (vecinos), emplean técnicas estadísticas para recomendar según un historial, requieren de un mínimo de usuarios” (MARTIN DEL CAMPO, 2018)

“Se calcula la valoración de las recomendaciones dada la similitud entre **user-based** o **ítem-based**” (DIAZ, 2021)

- **User-based**

“calcula la similitud con la fórmula de similitud de coseno, analiza las preferencias en artículos de usuarios similares, para realizar la recomendación a un usuario determinado” (Doshi, 2019)

Figura 8. Collaborative Filtering (user-based)

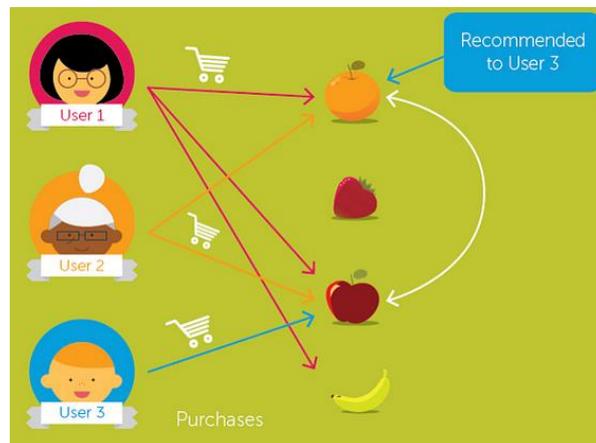


Fuente: Doshi 2019

- **Ítem-based**

“Las recomendaciones de basan considerando elementos similares y no usuarios, empleado cuando no hay un número significativo de usuarios”

Figura 9. Collaborative Filtering (ítem-based)



Fuente: Doshi 2019

- **Basado en modelo**

Diaz indica que, “Abarca factorización de matrices, modelos bayesianos, redes neuronales, algoritmos, etc.” (2021)

“emplean algoritmos de aprendizaje automático para predecir una recomendación, permite mejorar su rendimiento al ser más intuitivo” (MARTIN DEL CAMPO, 2018)

3. Sistema basado en el conocimiento (Knowledge-based recommenders)

“Los sistemas de recomendación se utilizan para un artículo que rara vez se compran” (Banik, 2018, p.13).

Modelo de Popularidad

Considerado dentro de los sistemas de recomendación como el “más elemental, se basan en el número de visitas, gustos, valoraciones o compras de artículos más populares del sistema se hacía todos los usuarios”. (Gonzales, 2019)

DIAZ (2021), indica que se pueden calcular en base a “cantidad de votos, votos positivos, puntuación más alta. Es un buen método de partida, es simple y tiene sesgo”

Sistema de recomendación híbrido

“Emplea conjuntamente 2 tipos de sistemas de recomendación: basado en contenido y el colaborativo, convirtiéndose más eficiente y útil” (Dosha, 2019)

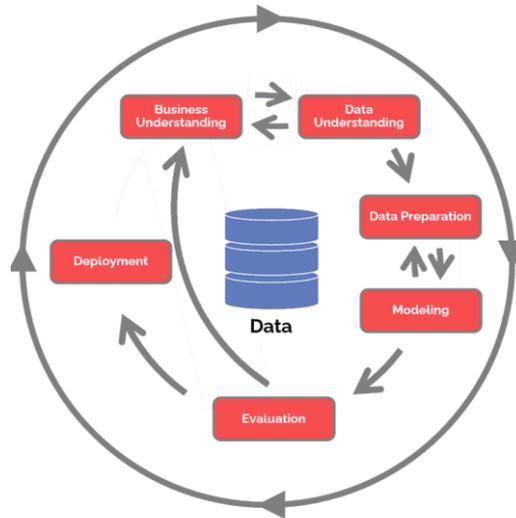
CRISP-DM

Según FRANCO (2022). Es una metodología que apareció hacia el año 1999, en su primera versión como guía para gestionar proyectos de ciencia de datos, convirtiéndose como la más usada. (p.7)

HOTZ (2023), indica que esta metodología cuenta con seis fases:

- Comprensión del negocio, Comprensión de los datos, Preparación de los datos, Modelado, Evaluación e Implementación.

Figura 10. Fases CRISP-DM



Fuente: (Hotz, 2023)

La metodología CRISP-DM “Se puede definir como una ágil o rígida, según como se implemente” (HOTZ, 2023)

Cascada – CRISP-DM

“Debido a que requiere de la fase de comprensión empresarial, aspecto tradicional en enfoques de cascada donde se analiza informes excesivos.” (HOTZ, 2023)

- **Corte Horizontal**

“los entregables son abarcados horizontalmente, consta de poca interactividad, entregando la solución al final del proyecto” (HOTZ, 2023)

Figura 11. Corte horizontal de Crisp-DM



Fuente: Hotz, 2023

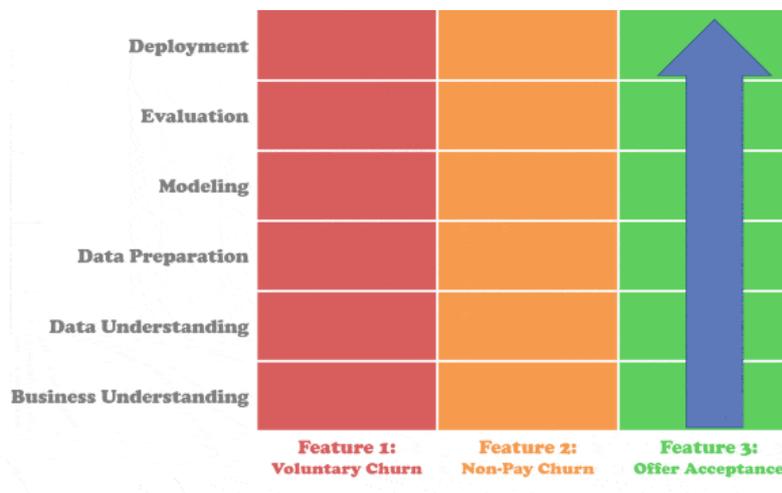
Ágil – CRISP-DM

“Las fases no necesariamente tienen una secuencia rígida, se puede requerir moverse hacia delante o atrás entre las mismas, incorporando agilidad” (HOTZ, 2023)

- **Corte vertical**

“los entregables son más pequeños y abarcados en múltiples versiones, por lo que son entregados más rápidamente e iterables” (HOTZ, 2023)

Figura 12. Corte Vertical de Crisp-DM



Fuente: Hotz 2023

Python

Python, uno de los lenguajes más empleados para ciencia de datos, posee bibliotecas que atribuyen un valor diferenciado para el procesamiento y análisis de la información. (Rodríguez, 2023)

Lenguaje de programación rápido y poderoso de código abierto, uso y distribución libre. Multiplataforma, con diferentes tipos de librerías. Lenguaje de alto nivel y una comunidad fuerte. Admite programación estructurada, funcional y orientada a objetos (Python, 2021, párr. 1).

Pandas

Pandas, una biblioteca de análisis de datos en Python, destaca por su facilidad de uso y su capacidad para importar, exportar, limpiar, manipular y agrupar datos de manera eficiente y flexible. (Rodríguez, 2023)

Biblioteca para el análisis de datos empleada en Python, posee 2 estructuras: Dataframes (filas y columnas) y Series (columnas). Es capaz de leer Json, volcados SQL y CSV. (Kafesu, 2023)

NumPy

Significa Python numérico, para realizar operaciones matriciales y se emplea para la representación de vectores, siendo 50 veces más rápidas que las listas de Python. (Kafesu, 2023)

Empleada ampliamente en la computación científica. Sus funciones matemáticas integradas ofrecen un rendimiento rápido y soportan datos multidimensionales y matrices grandes, además de su uso en álgebra lineal. (Pona, 2022)

SciPy

Biblioteca de código abierto, ofrece una amplia gama de funciones y algoritmos matemáticos y científicos. Es útil en ciencia e ingeniería para resolver problemas complejos, como ecuaciones diferenciales, matrices, distribuciones, etc. (Kumar, 2022)

Extensión de NumPy, incluye funciones optimizadas para Data Science y otros campos de ingeniería. Permite llevar a cabo diversos cálculos científicos y abordar una amplia gama de problemas en este ámbito. (Kumar, 2022)

Scikit-learn

Herramienta poderosa que combina el aprendizaje automático y el modelado estadístico, posee integración con NumPy. Su funcionalidad abarca una amplia gama de aplicaciones, como clasificación, regresión, agrupación, reducción de dimensionalidad y detección de anomalías, entre otras. (Pradomita, 2021)

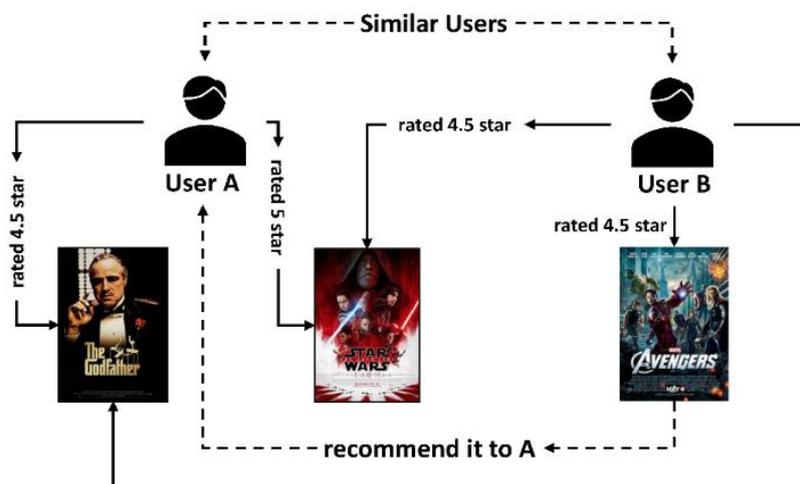
Herramienta para el procesamiento de datos, selección de modelo y entrenamiento de los mismos, basado en NumPy, SciPy y Matplotlib. (Atta, 2023)

Vecinos más cercanos (KNN)

KNN es una opción ideal para el filtrado colaborativo basado en elementos y como línea de base en sistemas de recomendación. No asume la distribución de datos, sino que se basa en la similitud de características. (Sinha, 2021)

Algoritmo con tipo de aprendizaje basado en instancias de puntos de datos a raíz de la proximidad de los datos. (Atta, 2023) El filtrado colaborativo basado en KNN asigna calificaciones a elementos utilizando las calificaciones de los K usuarios más similares. La similitud entre usuarios se mide con una métrica de distancia, como la euclidiana, la similitud de coseno o el coeficiente de correlación de Pearson. (Vuong, Vo y Nguyen, 2023)

Figura 13. Filtrado Colaborativo con KNN



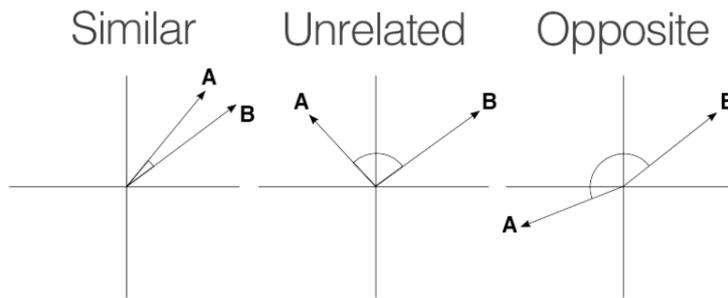
Fuente: Vuong, Vo y Nguyen, 2023

Similitud de coseno

La similitud del coseno es una métrica que evalúa la similitud entre dos vectores no nulos. Se obtiene calculando el ángulo entre dichos vectores, lo cual es equivalente a su producto interno. (Misha, 2020)

La similitud del coseno es una métrica que evalúa la similitud entre dos entidades sin importar su tamaño. Se basa en el ángulo entre dos conjuntos de números, indicando cuán relacionados están. Varía de -1 a 1. (Tomaz, 2023)

Figura 14. Similitud de coseno



Fuente: Tomaz, 2023

Matriz Dispersa

Podemos convertir una matriz regular en una matriz dispersa para ahorrar memoria al eliminar ceros redundantes. Se puede ver como una lista que contiene tres elementos: número de fila, número de columna y el valor de elementos no nulos de la matriz original. Esto representa la matriz dispersa. (Raj, 2023)

Django

Marco de trabajo de alto nivel de rápido desarrollo, limpio diseño y pragmático. Abarca gran contexto en el desarrollo web, por lo que puede enfocarse en desarrollar una aplicación con mucha simplicidad. Gratuito y de código abierto. (Djangoproject, 2022, párr. 3)

La potencia de Django es bien conocida: rapidez, confiable, escalable y seguro. Su confiabilidad y escalabilidad se basan en la arquitectura MVT (Modelo-Vista-Plantilla) en el que está construido. (Kean, 2022)

API REST

Interfaz de Programación de Aplicaciones de Transferencia de Estado Representacional, se utiliza para crear servicios web que intercambian datos entre aplicaciones cliente y servidor mediante solicitudes HTTP. (Dearmer, 2021)

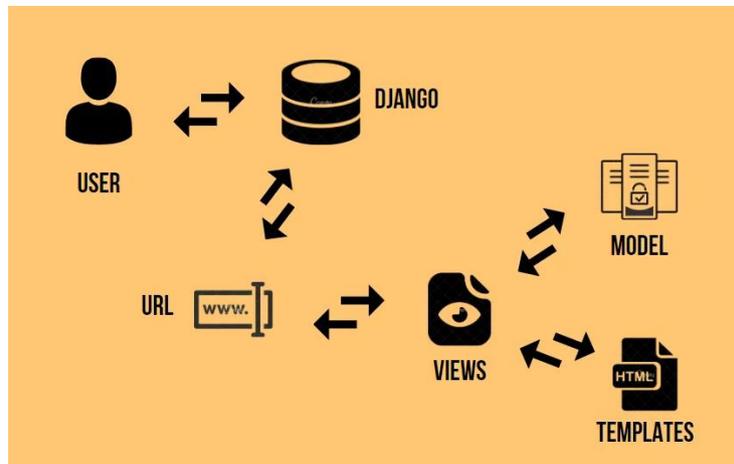
Python es una elección valiosa para implementar APIs, se puede utilizar en diversas aplicaciones, como web y aplicaciones de escritorio. Además, admite de manera nativa formatos como JSON y XML, lo que acelera la transferencia de datos. (Dearmer, 2021)

Arquitectura MVT

La arquitectura MVT (Modelo-Vista-Plantilla) permite crear modelos que generan bases de datos y vistas que representan plantillas HTML dinámicas en la interfaz de usuario. (Kean, 2022)

Es el patrón utilizado por Django. Consiste en Modelo (maneja los datos de la base de datos), Plantilla (maneja la interfaz de usuario) y Vista (maneja la lógica de negocio). No hay un controlador separado, todo se basa en Model-View-Template. (Nishant, 2020)

Figura 15. Flujo de arquitectura MVT



Fuente: Nishant, 2020

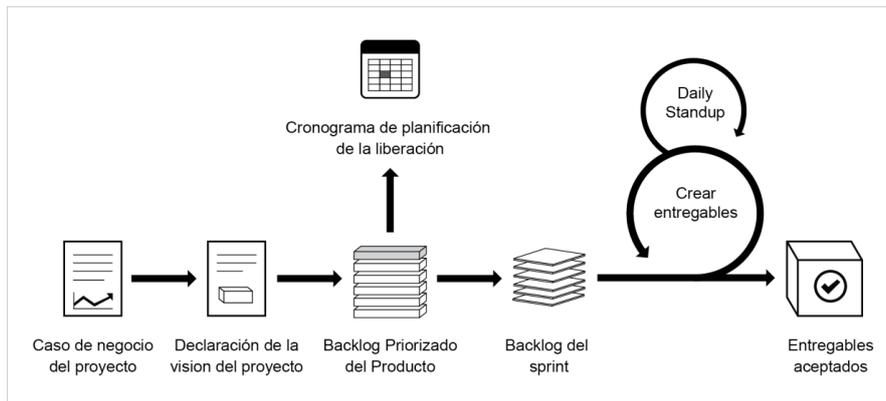
MVC

El Modelo-Vista-Controlador diseñado por Trygve ReensKaug, orientado a objetos y a la separación del Frontend y el Backend, facilita el mantenimiento y la reusabilidad del código. (HERNANDEZ, 2021)

Scrum

Scrum como marco de trabajo según la guía del SBOK, es compatible con proyectos, productos, servicios en cualquier industria. Se caracteriza por su adaptabilidad, rapidez, flexibilidad, iteratividad y por ser eficaz. Su diseño ofrece valor y divide su trabajo en ciclos de trabajo reducidos, llamados Sprint. (Guía del SBOK, 2022)

Figura 16. Flujo de scrum en un Sprint

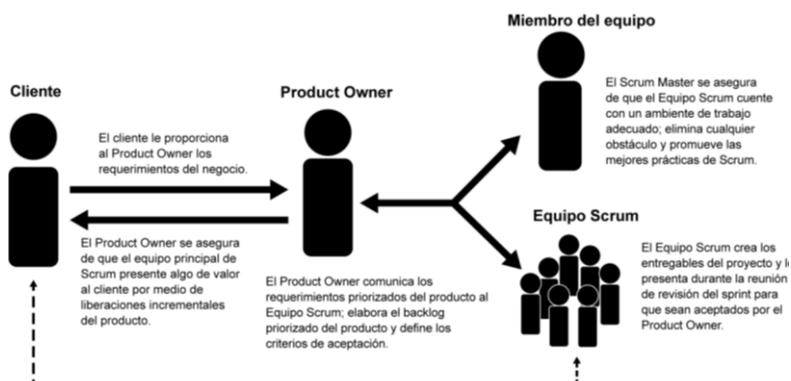


Fuente: Guía del SBOK 2022

Según la Guía del SBOK (2022), los roles principales de Scrum son:

- **Product Owners:** representa las voces de los interesados.
- **Scrum master:** responsable de la metodología Scrum.
- **Equipo Scrum:** responsable de los requerimientos y entregables.

Figura 17. Equipo principal de Scrum



Fuente: Guía del SBOK 2022

Los procesos de Scrum no siguen una secuencia y tiene la capacidad de sobreponerse ante otro, existe un número de 19 procesos agrupados en 5 fases. (Guía del SBOK, 2022)

Tabla 1. Fases y proceso de Scrum

FASE	PROCESO
Inicio	<ol style="list-style-type: none"> 1. Visión del proyecto 2. Identificar Scrum master e interesados 3. Equipos Scrum 4. Épicas 5. Backlog priorizado 6. Realizar planificación
Planificación	<ol style="list-style-type: none"> 7. Historias de usuario 8. Estimar historias de usuario 9. Comprometer historias de usuario 10. Identificar tareas 11. Estimar tareas 12. Actualizar Backlog Sprint
Implementación	<ol style="list-style-type: none"> 13. Crear entregables 14. Realizar Daily Standup 15. Refinar en backlog priorizado del producto
Revisión	<ol style="list-style-type: none"> 16. Demostrar y validar el sprint 17. Retrospectiva del Sprint
Liberación	<ol style="list-style-type: none"> 18. Enviar entregables 19. Retrospectiva de la liberación

Fuente: Guía del SBOK, 2022

Entornos virtuales

Son espacios aislados e independientes que poseen código y dependencias, permiten instalar y usar distintas versiones de las mismas bibliotecas para varios proyectos. (Priya, 2022)

Virtualenv

Virtualenv, es una de las herramientas más empleadas para la creación de entornos virtuales para Python. (Priya, 2022)

PROCESO DE ALMACÉN

Jenkins (2020) “incluye organizar el almacén, administrar el inventario y cumplir con los pedidos, optimizando e integrando cada uno de estos procesos con el fin de aumentar la productividad y mantener bajos costos”

Según Flamarique, Sergi (2019) Define que “permite el control de los insumos y la correcta ubicación para minimizar las operaciones de conservación, errores, dedicación y almacenaje de las mercancías” (p.17).

Chuquino, Johana (2020) define que “es el grupo de procedimientos que posibilitan tener la fiabilidad de la información, visualización de volúmenes disponibles, rapidez en entregas conllevando a minimizar costos.”

Principios de la gestión de almacén

Jenkins, Abby (2020), “comprender los principios optimizan la manera de operar un almacén, estos son:”

1. **Conocer el propósito:** conocer requisitos de entrega de los clientes, identificar si es necesario almacenamiento especializado.
2. **Control integral:** realizar seguimiento a los procesos con el fin que éstos operen sin problemas y resolverlos en caso ocurran.
3. **Flexibilidad y resiliencia:** capacidad de cambiar planes sobre la marcha, ya sea por retrasos de tiempo, productos dañados, etc.
4. **Orientación al cliente:** entregar a tiempo el producto correcto.
5. **Toma de decisiones basada en datos:** analizar e identificar tareas que requieran una mejora aun así parezcan funcionar bien.

Fases Del Proceso De Almacén

Chuquino, Johana (2020) “las fases del proceso de almacén son 5:

1. **Recepción:** Fase donde se realiza el control y gestión de lo que entra al almacén.
2. **Almacenamiento:** fase que identifica y ubica la mercadería almacenada en un espacio.
3. **Control de Inventario:** Esta fase tiene como finalidad verificar las existencias de ítems en el interior del almacén, así como también los movimientos de estos.
4. **Preparación de pedidos:** Es la fase donde se selecciona los ítems solicitados según las características que estos posean.
5. **Despacho (Embarque):** Fase en el cual se gestiona la mercadería respecto a la salida de las misma, iniciando con guías de remisión; la inspección y el embarque” (40ar.4).

Dimensiones e indicadores del proceso de almacén

1.- Dimensión 1: control de inventario

Indicador 1: Índice de Rotación de Mercancía

Según Escudero, María (2019) define que: “El índice al que se hace referencia es la relación entre las ventas y el inventario disponible en el almacén. Cuanto mayor sea este índice, más favorable será la situación.” (P.220).

Fórmula:

$$\text{IRM} = \frac{\text{Ventas acumuladas}}{\text{inventario promedio}} \times 100$$

Donde:

Índice de Rotación de Mercancía	=	valor de las veces que un inventario rota
Ventas acumuladas	=	Ventas realizadas en un periodo
Inventario promedio	=	Cantidad de inventarios en un periodo

2.- Dimensión 2: Almacenamiento

Indicador 2: Nivel De Cumplimiento de Entrega

Según Escudero, María (2019) define que: “Es el nivel de cumplimiento de Entregas, es obtenido del número de entregas cumplidas entre el número total de entregas requeridas expresada en %” (P.221)

Fórmula:

$$\text{NCE} = \frac{\#entregas\ cumplidas}{\#entregas\ requeridas} \times 100$$

Dónde:

Nivel de cumplimiento de entregas	=	Efectividad en las entregas
Número de entregas cumplidas	=	Entregas completadas
Número total de entregas requeridas	=	Número total de entregas solicitadas

III. METODOLOGÍA

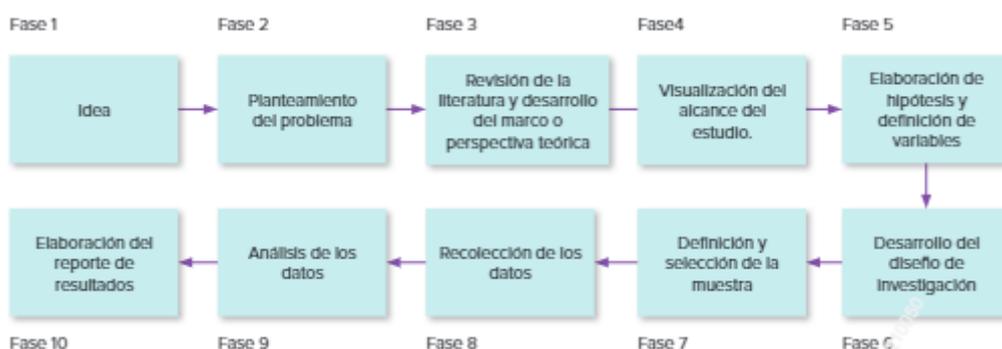
3.1 Tipo y diseño de investigación

3.1.1 Tipo de investigación

Por el propósito del estudio, la investigación se clasificó como **aplicada**, debido a que se enfocó en la solución de problemas prácticos y concretos. Esto se debe a que brindó una solución tecnológica a una problemática a raíz de los conocimientos obtenidos “utiliza los conocimientos alcanzados por investigaciones básicas para brindar una solución inmediata a problemas, también conocida como investigación científica aplicada” (Sánchez, Reyes & Mejía, 2018, p.79)

Asimismo, este estudio tuvo un enfoque cuantitativo, al respecto Hernández y Mendoza manifestaron que es “apropiada para probar hipótesis, ocurrencias de los fenómenos y estimar magnitudes” (2018, p.6)

Figura 18. Proceso Cuantitativo



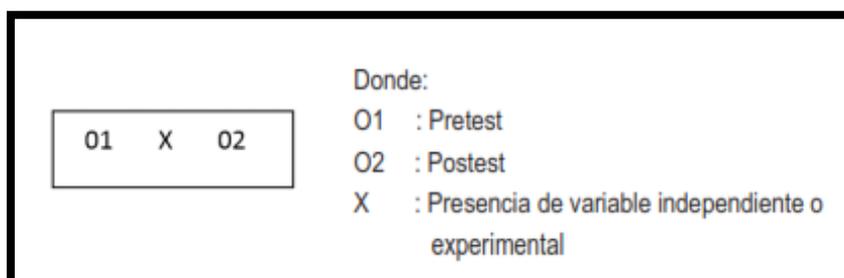
Fuente: Hernández & Mendoza, 2018, p.38

3.1.2 Diseño de la investigación

Dado que el objetivo de esta investigación fue Implementar un sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, se recurre a usar un **diseño pre-experimental**. De acuerdo a este diseño, Guillen, Cerna, Sánchez, Begazo y Martínez indicaron que “[...]la esencia es la manipulación intencional de una acción con fin de estudiar sus posibles resultados.” (2019, p.48)

El desarrollo experimental “[...] abarca trabajos sistematizados que emplean conocimientos existentes alcanzados de la investigación experimental, y está enfocado a la realización de nuevos materiales” (Sánchez, Reyes & Mejía, 2018, p.45)

Figura 19. Diseño Pretest – Posttest



Fuente: Sánchez, Reyes y Mejía, 2018, p.53

3.2 Variables y operacionalización

3.2.1 Definición conceptual

Variable independiente: Sistema de recomendación

Los sistemas de recomendación “son aplicaciones empleadas para la predicción de gustos y sugerencias de ítems con alta probabilidad del interés del usuario” (DIAZ, 2021) así como también Banik (2018) indicó que “los sistemas de recomendación son técnicas que recomiendan o sugieren un producto, servicio o entidad en particular, Los sistemas de recomendaciones se clasifican en 3 grupos bien diferenciados: Filtración colaborativa, Sistemas basados en contenido y Sistemas basados en el conocimiento” (pp. 7-10).

Collaborative Filtering “genera recomendaciones a partir del comportamiento de muchos perfiles (colaboración), valora distintos ítems para generar la recomendación a un perfil similar” (Pajuelo, 2021, p. 22).

MARTIN DEL CAMPO (2018), sostiene que “hay 2 tipos de sistemas de filtración colaborativa: basado en memoria y basado en modelo”.

Los modelos basados en memoria “Se calcula la valoración de las recomendaciones dada la similitud entre user-based o ítem-based” (DIAZ, 2021)

Variable dependiente: Proceso de almacén

Según Flamarique, Sergi (2019) Define que “Al almacén como un proceso que trata en la recepción, almacenamiento, control de inventario, preparación de pedidos, y distribución “(p.14).

3.2.2 Definición operacional

Variable independiente: Sistema de recomendación

Banik (2018) “Los sistemas de recomendación permite la recopilación de datos, análisis de datos, desarrollo de un modelo de recomendación (Filtración colaborativa, Sistemas basados en contenido y Sistemas basados en el conocimiento), integración del modelo, evaluación y mejora del modelo” (p.10).

Variable dependiente: Proceso de almacén

Según Flamarique, Sergi (2019) Define que “Permite el control de entrada y salida de insumos permitiendo conocer un stock, la correcta ubicación y almacenamiento para facilitar la entrega minimizando errores” (p.17).

Según Escudero, María (2019) define qué: “Índice de rotación de mercancías es la relación entre las ventas y el inventario disponible en el almacén. Cuanto mayor sea este índice, más favorable será la situación.” (P.220).

Según Escudero, María (2019) define que: “Es el nivel de cumplimiento de entregas, es obtenido del número de entregas cumplidas entre el número total de entregas requeridas expresada en %” (P.221

Tabla 2. Indicadores Del Proceso De Almacén

Tipo	Dimensión	Indicador	Descripción	Técnica	Instrumento	Unidad de medida	Fórmula
Variable dependiente Proceso de almacén	Control de inventario	Índice de rotación de mercancías	Es la relación entra las ventas y el inventario disponible. Cuanto mayor sea este índice más favorable será. (Serrano, 2019)	Fichaje	Ficha de registro	Unidad	$IRM = \frac{Ventas\ acumuladas}{inventario\ promedio} \times 100$
	Almacenamiento	Nivel de cumplimiento de entregas	Obtenido del número de entregas cumplidas entre el número total de entregas requeridas expresada en porcentaje. (Serrano, 2019)	Fichaje	Ficha de registro	Unidad	$NCE = \frac{\#entregas\ cumplidas}{\#entregas\ requeridas} \times 100$

Fuente: Elaboración propia

Tabla 3. Operacionalización de variables

Tipo	Variable	Definición operacional	Dimensión	Indicador	Escala de medición
Variable Independiente	Sistema de recomendación	Aplicación empleada para la predicción de gustos y sugerencias de ítems con alta probabilidad de interés del usuario. (Díaz, 2021)			
Variable Dependiente	Proceso de almacén	Permite el control de entrada y salida de insumos y conocer el stock, la correcta ubicación y almacenamiento para facilitar la entrega minimizando errores. (Flamarique, 2019)	Control de inventarios	Índice de rotación de mercancías	Razón
			Almacenamiento	Nivel de cumplimiento de entregas	Razón

Fuente: Elaboración propia

3.3 Población, muestra, muestreo, unidad de análisis

3.3.1 Población

Sánchez, Reyes y Mejía, una población es “conformada por el total de elementos que poseen cualidades en común, considerada población cuando de individuos humanos se trata, y preferible denominarlo universo de estudio cuando no son personas (2018, p.102)

Para esta investigación se toma en cuenta una población en base a documentos y registros del proceso de almacén, considerando toda información en donde se detallan las salidas de insumos químicos del almacén. Para ello se cuenta con un número de 25 registros de salida de insumos químicos.

Por consiguiente, al tener una población con una cantidad determinada se considera una población finita y pequeña.

3.3.1.2 Criterios de inclusión

Registros de salida de insumos del proceso de almacén del mes de abril del 2023.

3.3.1.3 Criterios de exclusión

Registros de salida de insumos del proceso de almacén fuera del mes de abril del 2023.

3.3.2 Muestra

Sánchez, Reyes y Mejía afirman que la muestra es el “grupo de elementos obtenidos a partir de una población” (2018, p.93). Al respecto Cutipa indica que, “se considera muestra grande cuando es superior o igual a 30, caso contrario muestra menor” (2023).

“Cuando una población es grande, se suele escoger una muestra de la población. Por ello se considera aproximadamente que si una población es mayor a 200 será grande y se debe aplicar una fórmula” (Martínez, Rosario, 2020)

“En estudios experimentales, la muestra no necesariamente debe ser grande. La población sería igual a la muestra y no necesitaría aplicar fórmulas estadísticas, con la finalidad de trabajar con menor error” (Martínez, 2020)

3.3.3 Muestreo

Sánchez, Reyes y Mejía mencionan que el muestreo es la agrupación de operaciones realizadas con el fin de analizar la distribución de rasgos que tiene en común una población como estudio de muestra. (2018, p.93)

Para el muestreo “[...] previamente se define el número de la muestra y tipo muestreo a realizar.” (Sánchez, Reyes & Mejía, 2018, p.55)

Zarcovich, (2005) expone que la muestra censal permite obtener datos estableciendo unidades y cuestiones a partir de cada una de estas. “La muestra censal representa el total de la población, ya que ésta es pequeña, finita y menor a 50”

La muestra censal, Martínez al respecto sustenta que, hace referencia a aquella que comparte el mismo valor en su población tanto como en la muestra, posee representatividad total. (Martínez, 2020)

3.3.4 Unidad de análisis

Registro de salidas de insumos del proceso de almacén en la empresa Movilab del mes de abril 2023.

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.4.1 Técnica

Según Hernández, Roberto, Mendoza, Paulina (2018). Establecen que es el proceso de elección de herramientas y métodos para recopilar información que determine el investigador y cómo se recopiló la información requerida para lograr los objetivos establecidos. (p.153).

El fichaje como técnica a usar, permite que la información seleccionada se registre para ser estudiada en una investigación. Requiere de fichas con el fin de recopilar y sistematizar los datos (Parraguez, Chunga, Flores & Romero, 2017). Por ende, esta técnica permite que la información recopilada sea la necesaria para cada registro de salida.

3.4.2 Instrumento

Según Hernández, Roberto, Mendoza, Paulina (2018). Definen que: “es aquel que permite el registro de información que refleja con precisión los conceptos o variables que el investigador tiene.” (p. 199).

La ficha de registro es la técnica que implica capturar datos a medida que se obtienen en fichas previamente preparadas, que contienen la mayoría de la información recopilada, se conoce como un método de registro de datos en fichas (Sánchez, Reyes & Mejía, 2018). Por consiguiente, la ficha es el instrumento que se utilizó debido a que permite estructurar la información y medir variables.

Validez

Para Sánchez, Reyes y Mejía; la validez es “el grado de efectividad que posee una técnica, método o instrumento que sirve para medir” (2018, p.124)

La validez de contenido, según Sánchez, Reyes y Mejía (2018) “conocida como validez lógica o racional, es el nivel en que se demuestra habilidad en el campo de conocimiento que se desea evaluar” (p.124)

La validez de constructo “es la capacidad que posee una medida para reflejar la precisión del constructo o conceptual que se pretende medir” (Sánchez, Reyes & Mejía, 2018, p.124)

La validez de expertos, según Sánchez, Reyes y Mejía (2018) “conocido como **validez de jueces**, se refiere al nivel en el que un instrumento realiza la medición de una variable basándose en la perspectiva de expertos en la materia” (p.124)

Por consiguiente, se evidenció un **juicio a 3 expertos** los cuales evaluaron los 2 instrumentos de la presente investigación:

- Validaciones del instrumento 1 (**ANEXO 5, 8 y 11**)
- Validaciones del instrumento 2 (**ANEXO 6, 9 y 12**)

Confiabilidad

Según Hernández, Roberto, Mendoza, Paulina (2018). Define que: “la confiabilidad es todo aquello que calcula la veracidad de un instrumento. Por ende, hay diversos tipos de confiabilidad, un ejemplo: el test, aquel resultado medido en un primer momento y Retest aquel resultado que es medido tiempo después con la misma escala del test, por ende, los resultados deben ser más exactos”. (p.102)

Así mismo Según Hernández, Roberto, Mendoza, Paulina (2018), manifiestan que: “Hay diversas formas de evaluar la capacidad de un instrumento de medición. Todos ellos emplean fórmulas y procedimientos que generan coeficientes de fiabilidad, cuya escala va desde **0 a 1**. El valor de 0 indica una fiabilidad nula, mientras que el 1 representa la fiabilidad máxima. Cuanto más se acerque el coeficiente a 0, mayor será el margen de error en la medición.” (p.278).

La medición de la confiabilidad de las fichas de registro de la investigación, se dio en 2 momentos diferentes, a través de una recopilación de datos inicial y una posterior. (**ANEXO 16**)

3.5 Procedimientos

En términos conceptuales, un procedimiento es “la vía a seguir para alcanzar un objetivo o una meta. Es un desarrollo lógico a través del cual se descubre el conocimiento de las cosas o del cómo elaborar cosas” (Sánchez & Mejía, 2018, p.89). Por esta razón, se estableció una serie de pasos secuenciales los cuales forman parte del procedimiento para llevar a cabo esta investigación

A continuación, se representa el proceso que se llevó a cabo en la construcción de la presente investigación en forma secuencial a través de un gráfico:

Figura 20. Procedimiento de proyecto



Fuente: Elaboración propia

Los procedimientos para la obtención de la información, constan de **15 pasos** como se aprecia en la figura anterior. Comenzando en primer lugar en generar el contacto con la empresa y gerente general, para finalizar por los instrumentos de medición, sus validaciones por juicio de expertos y confiabilidad correspondiente

Con lo que respecta a las coordinaciones con la entidad empresarial, Movilab del Perú otorgó su consentimiento para efectuar el estudio presente y a su vez las facilidades para el levantamiento de la información. (ANEXO 1)

3.6 Método y análisis de datos

Tal como afirma López “el análisis cuantitativo es el análisis que emplea conocimientos de matemáticas y estadísticas para demostrar, o predecir, diferentes variables” (2021). Por consiguiente, el presente estudio involucra un análisis cuantitativo en donde se aplicará conocimientos en estadísticas y matemáticas con el fin de representar los resultados alcanzados.

A través de la información recopilada por los instrumentos 1 y 2, se pudo aplicar estadística descriptiva como inferencial por cada indicador. Se seleccionó el programa SPSS y se exploraron los datos por variable de estudio.

Estadística descriptiva

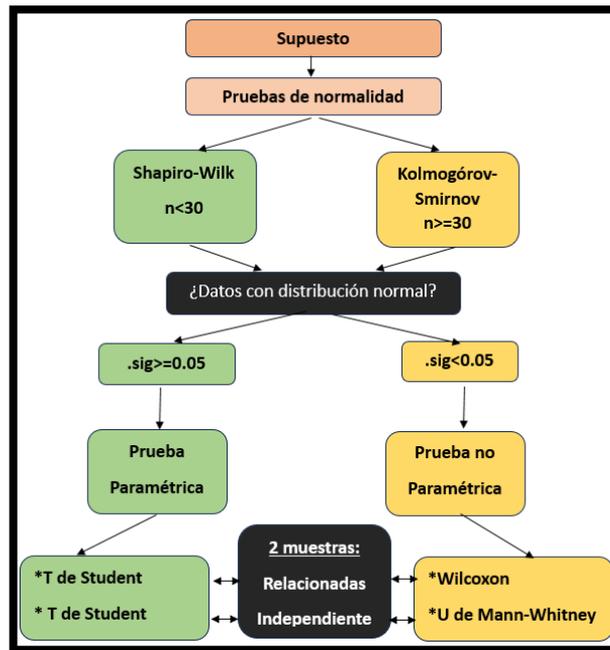
Se dio a través de 4 fases o pasos como se detalla a continuación:

- Análisis preliminar de los datos: obtención de los datos.
- Procesamiento de los datos: traslado de los datos al SPSS.
- Análisis estadísticos de los datos: Mediana, media, moda, histogramas.
- Elaboración de los resultados descriptivos: gráficos de líneas o barras

Estadística Inferencial

Se trabajó con un nivel de significancia del 0.05 y una muestra de 25 ítems, en donde se tuvo que realizar pruebas de normalidad de los datos recopilados en los instrumentos, para posteriormente identificar si las muestras en ambas mediciones fueron relacionadas o no, para que en su conjunto se trabaje con pruebas paramétricas (T de Student para muestras relacionadas o independientes), o no paramétricas (Wilcoxon o U de Mann-Whitney) de acuerdo a la naturaleza de la investigación.

Figura 21. Método de análisis de datos



Fuente: Elaboración propia

Este análisis se basó en 3 fases para su correcta implementación:

- Comprobación de supuestos: distribución de los datos
- Elaboración de prueba estadística: paramétrica o no paramétrica
- Consolidación de resultados inferenciales: prueba de hipótesis

3.7 Aspectos éticos

Según la **Resolución del Consejo Universitario N° 0262-2020/UCV**, 2020, la investigación actual cumplió con los requisitos éticos establecidos en el artículo 2 que determina las buenas prácticas. Además, se verificó la autenticidad de acuerdo con el artículo 9. Por último, se garantizó el respeto de los derechos de autor de acuerdo con la norma ISO 690, según lo establecido en el artículo número 10.

El estudio actual contó con información privada de la empresa Movilab, la cual ha sido compartida solo con fines investigativos. Por otro lado, se respetó la autoría de fuentes ajenas a esta investigación, para ello se utilizó el manual de estilo **ISO 690 y 690-2** adaptado por la universidad César Vallejo, “manual de adaptación del estilo (ISO), como herramientas de normalización y consulta de estilos que todo docente o interesado debe conocer para las publicaciones de la universidad.” (2017).

IV. RESULTADOS

4.1 CONTRASTE DE HIPÓTESIS

4.1.1 INDICADOR 1: Índice De Rotación De Mercancía

Para el estudio se realizó la prueba de Shapiro-Wilk para el análisis de distribución de los datos debido a que la muestra es inferior a 30 elementos.

Tabla 4. IRM - prueba de normalidad de Shapiro-Wilk

Grupo	Kolmogórov-Smirnov			Shapiro-Wilk			
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.	
Índice de rotación de mercancías	Pretest	,123	25	,200*	,969	25	,624
	Posttest	,117	25	,200*	,961	25	,440

Fuente: Elaboración propia

Como se observó, el valor de sig. es igual a 0.624 y 0.440 en ambos grupos; por lo tanto, mayor al 0.05. Ello significa que los datos siguieron una **distribución normal** y que, en consecuencia, se debe aplicar una prueba paramétrica siendo la más adecuada, la prueba de **T de Student** para dos muestras independientes.

4.1.1.1 FORMULACIÓN DE LA HIPÓTESIS

Para llevar a cabo el **análisis inferencial** en relación a la prueba, fue necesario plantear un contraste de hipótesis, como se detalla a continuación:

4.1.1.2 Hipótesis del investigador:

El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Ha: Existe una diferencia significativa en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Ho: No existe una diferencia significativa en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Comprobar supuesto de igualdad de varianzas

Por otro lado, la regla de decisión para comprobar el supuesto de igualdad de varianza, se dio de la siguiente manera con la **Prueba de Levene**:

Sig. > 0.05 Las varianzas son iguales

Sig. < 0.05 Existe diferencia entre las varianzas

Tabla 5. IRM - Prueba T asumiendo igualdad de varianza

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias					95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	Inferior	Superior
Índice de rotación de mercancías	Se asumen varianzas iguales	22,213	,000	-8,504	48	,000	-3,04400	,35796	-3,76372	-2,32428
	No se asumen varianzas iguales			-8,504	31,858	,000	-3,04400	,35796	-3,77327	-2,31473

Fuente: Elaboración propia

Como se pudo apreciar el valor de la Prueba de Levene tiene un sig. de 0.001, menor a 0.005, por lo tanto, existe diferencia significativa entre las varianzas.

4.1.1.3 PRUEBA DE HIPÓTESIS

Asimismo, la regla de decisión estuvo estructurada como se aprecia a continuación:

Aceptar la H_0 si sig. > 0.05

Rechazar la H_0 si sig. < 0.05

A la luz de las suposiciones comprobadas anteriormente la prueba estadística aprobada es: Prueba de T de Student para dos muestras independientes.

En los resultados mostrados en la tabla anterior se obtuvo un sig. < 0.001, por lo cual se decide **rechazar la H_0 a favor de la H_a con un nivel de confianza del 95%**.

Manifestando que, **existe una diferencia significativa en el incremento del índice de rotación de mercancía** para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023. Alineándose de tal manera con la hipótesis específica número uno y alcanzando el objetivo específico número uno de la presente investigación.

4.1.2 INDICADOR 2: Nivel De Cumplimiento De Entregas

Para el estudio se realizó la prueba de **Shapiro-Wilk** para el análisis de distribución de los datos debido a que la muestra es inferior a 30 elementos.

Tabla 6. NCP – Prueba de normalidad de Shapiro-Wilk

Grupo	Kolmogórov-Smirnov			Shapiro-Wilk			
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.	
Nivel de cumplimiento de entregas	Pretest	,222	25	,003	,847	25	,002
	Posttest	,477	25	,000	,529	25	,000

Fuente: Elaboración propia

Como se observó, el valor de sig. es igual a 0.002 y 0.001 en ambos grupos; por lo tanto, menor al 0.05. Ello significa que los datos siguen una **distribución no normal** y que, en consecuencia, se debe aplicar una prueba no paramétrica siendo la más adecuada, la prueba de **U de Mann Whitney** para dos muestras independientes.

4.1.2.1 Formulación de la hipótesis

Para llevar a cabo el análisis inferencial en relación a la prueba, es necesario plantear un contraste de hipótesis, como se detalla a continuación:

4.1.2.2 Hipótesis del investigador:

El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Ha: Existe una diferencia significativa en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

Ho: No existe una diferencia significativa en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023.

4.1.2.3 PRUEBA DE HIPÓTESIS

Asimismo, la regla de decisión estuvo estructurada como se aprecia a continuación:

Aceptar la H_0 si sig. > 0.05

Rechazar la H_0 si sig. < 0.05

Tabla 7. NCP – Prueba U de Mann Whitney

	Nivel de cumplimiento de entregas
U de Mann-Whitney	137,500
W de Wilcoxon	462,500
Z	-3,741
Sig. asin. (bilateral)	,000

Fuente: Elaboración propia

A la luz de las suposiciones comprobadas anteriormente la prueba estadística aprobada fue: Prueba de U de Mann Whitney para dos muestras independientes.

En los resultados mostrados en la tabla anterior se obtiene un sig. < 0.001, por lo cual se decide **rechazar la H_0 a favor de la H_a con un nivel de confianza del 95%**.

Manifestando que, existe una diferencia significativa en el **incremento del nivel de cumplimiento de entrega** para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab. Alineándose de tal manera con la hipótesis específica número dos y alcanzando el objetivo específico número dos de la presente investigación.

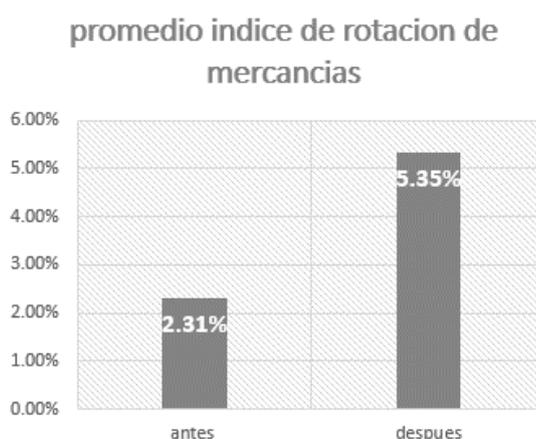
V. DISCUSIÓN

A continuación, en el capítulo actual, se describen los resultados del estudio actual, los cuales se basaron en el proceso de almacén de insumos químicos de la empresa Movilab del Perú a través del desarrollo de un sistema de recomendación, y su influencia en el aumento del índice de **rotación de mercancía** y el **nivel de cumplimiento de entrega**. Se emplearon datos del mes de abril del año 2023, como datos de entrada para el modelo de recomendación, el cual fue empleado para generar recomendaciones a través de Collaborative Filtering.

5.1 Indicador 1: “Índice de rotación de mercancías”

Como punto de partida desde la hipótesis específica número uno, y luego de revelar los cálculos pertinentes, se definió que el **promedio de rotación de mercancías** antes de la implementación del sistema fue de **2.31%**, por consiguiente y luego de la implementación del sistema se obtuvo una media de un **5.35%**. Mediante la prueba de hipótesis se rechazó la hipótesis nula afirmando que existe una diferencia significativa en el **incremento del índice de rotación de mercancía** para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab. En consecuencia, se puede tomar la atribución de afirmar que la utilización de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering, permitió en las investigaciones resultados significativamente positivos, basándose en el incremento del índice de rotación de mercancías.

Figura 22. Promedio del pretest y Postest del indicador índice de rotación de mercancías



Fuente: Elaboración propia

Con respecto a lo mencionado líneas atrás, encontramos a los autores (**Coronel y Cáceres, 2018**) en su investigación “Automatización del sistema de información Machine Learning en el área de logística en Villa Chicken”, quienes obtuvieron resultados similares con respecto al índice de **rotación de mercancías** con un 5.32 (que representa el **52.61%** del punto más alto) y posteriormente después de la automatización usando **Machine Learning**, el valor ascendió alcanzando niveles de 5.60 (que representa el **55.28%** del punto más alto), existiendo un incremento con efectos significativos del 2.67% entre ambos valores.

Con respecto al presente indicador, (**Vivas, 2021**) en su investigación “Sistema web para la **gestión de almacén** para la empresa G&C Support Medical EIRL”, obtuvo en sus resultados con relación al tiempo de elaboración de **rotación de inventarios** un valor de **17.27%** en la medición previa a la implementación del sistema mencionado en su investigación, para posteriormente obtener valores de **0.93%**, en la medición del Posttest, lo cual muestra en evidencia la **reducción del tiempo al mes** en la cual rotan las mercancías en lo que respecta a un antes y un después de la ejecución del sistema en dicha área.

Asimismo, para (**Campos, 2018**) en su investigación “Rotación de inventario y liquidez en la empresa Perno Centro San Martín”, indicó que la **liquidez de una empresa** se relaciona a través de las mejoras en los valores de **rotación de mercancías**, obteniendo resultado de un **0.93%** en el primer año y **1.21%** en el segundo año y plasmándolo en los estados financieras de la empresa.

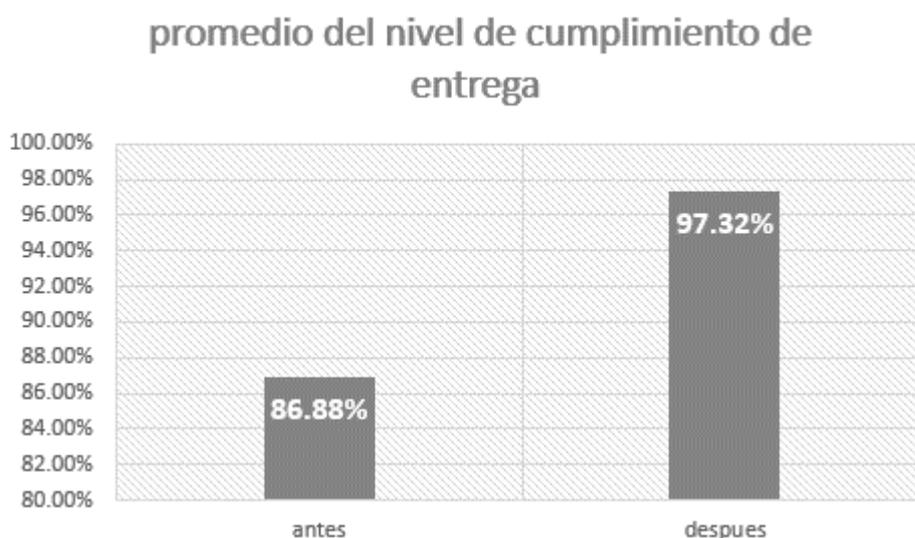
Por otro lado, (**Verastegui, 2022**) en su investigación titulada “Control interno de inventario y su incidencia en **la rotación de mercadería** en el comercial Marcelo y Danae” determinó que el control de inventarios incide en la rotación de mercancías e influye en la **disminución de tiempo y costes** en las operaciones ejecutadas dentro del área del **almacén**.

5.2 Indicador 2: “Nivel de cumplimiento de entrega”

Como punto de partida desde la hipótesis específica número dos, y luego de revelar los cálculos pertinentes, se definió que el promedio del nivel de cumplimiento de entrega antes de la implementación del sistema fue de **86.88%**, por consiguiente y

luego de la implementación del sistema se obtuvo una media de un **97.32%**. Mediante la prueba de hipótesis se rechazó la hipótesis nula afirmando que existe una diferencia significativa en el **incremento del nivel de cumplimiento de entrega** para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab.

Figura 23. Promedio del pretest y Postest del indicador nivel de cumplimiento de entregas



Fuente: Elaboración propia

Resultados similares se evidenció en la investigación de (Vásquez, 2021) "Sistema web para la mejora de procesos en la gestión de almacén de la empresa MPIG EIRL". Donde el sistema logró alcanzar valores de un **incremento en el nivel de cumplimiento de las entregas** de sus pedidos de un 10%, esto se evidenció dado a que se obtuvo en el Pretest un valor del **50%**, para luego obtener un valor de **60%** en la medición en el Postest después de la ejecución del sistema. A su vez, en líneas generales. La **mejora del servicio** pasó de ser de un **65% a un 72%** en el Pretest y Postest respectivamente.

Asimismo, (De La Cruz y Vílchez, 2020) en su investigación "Aplicación de Lean manufacturing para mejorar el nivel de **cumplimiento de entrega de pedidos** del proceso de confección de la empresa Cardier". Donde se evidencia que el nivel de cumplimiento de entregas se ve afectado de manera positiva, puesto a que inicialmente se encontraba en un valor de un **68.2%** y alcanzó un incremento de un

13.8% después de la aplicación de **Lean Manufacturing**, obteniendo un valor final de un **82%**, indicando de esta manera que el incremento fue muy significativo.

Resultados similares se evidencian en la investigación de (**Cápac y Gonzales, 2020**) "Gestión de inventarios para incrementar el **nivel de cumplimiento en la entrega** de pedidos en el área de almacén – FISSION LAB". Donde el indicador del nivel de cumplimiento tuvo un incremento para la mejora en la gestión de un 13.87 %, de tal manera que en el Pretest obtuvo un **82.25%** y un **96.12%** en el Posttest, mejorando de esta manera el nivel del **servicio de 62% a 85%** con la implementación de una mejor gestión en los inventarios.

Una de las fortalezas en la **metodología**, es haber trabajado con la metodología **CRISP-DM**, debido a que es una de las más usadas en la construcción de sistemas de recomendación y tratamiento de los datos. **Hotz Nick (2023)** en su artículo "What is CRISP DM", señala que la **popularidad** de este marco de trabajo frente a otras metodologías, es de un **49%**. Además, Hotz indicó que CRISP-DM se puede definir como una **ágil o rígida**, según como se implemente: Corte horizontal o Corte vertical. Por otro lado, el haber empleado Scrum para la gestión del proyecto fue un acierto positivo, Hotz Nick (2023) indicó que CRISP-DM no tiene un enfoque para la gestión de proyectos, por ello se puede **combinar con enfoques ágiles** tales como Kanban o Scrum. Además, la guía del SBOK (2022) indicó que, **Scrum** es compatible con proyectos, productos, servicios en cualquier industria.

Asimismo, se indicó la relevancia que tuvo la investigación en construir un sistema de recomendación para la solución de un problema o mejorar un proceso, ya que es la tendencia que se observa actualmente en las grandes empresas. (**UNDERWOOD, 2020**) Señaló que se estima unos **12.5 millones de dólares** en lo que respecta el gasto mundial en los sistemas de **IA**, las compañías empezaron a desarrollar **sistemas recomendadores** en un intento de mejorar sus transacciones dentro sus **procesos empresariales**. (**Yiqing, Rui y Hao, 2021**) indicaron que un **sistema de recomendación** mejoró significativamente el tiempo de selección de productos, redujo los errores y mejoró la eficiencia en el proceso de almacenamiento.

Asimismo, se nombraron grandes empresas quienes emplean sistemas de recomendación, (**Gutta, 2021**) en **Spotify**, los datos del usuario pueden ser opciones de canciones, mientras que **Amazon** a menudo basan las recomendaciones en los productos vistos, comprados y reseñas de productos de un usuario. Otro ejemplo es **Netflix**, cómo indicaron (**Heredia y Quiroz, 2021**) estamos en los tiempos del big data, por lo que los sistemas de recomendación permiten alcanzar mayor comprensión de los contenidos en plataformas digitales como Netflix y el **manejo de datos** en grandes escalas.

Por otro lado (**GUTTA, 2021**) indicó que, hoy en día las empresas modernas aplican estrategias avanzadas de **micromarketing** gracias a que utilizan **sistemas de recomendación** con el fin de adaptar sus ofertas con las preferencias de sus usuarios. Por consiguiente, (**UNDERWOOD, 2020**) el uso de los sistemas de recomendación ha tenido una rápida **expansión en comercio electrónico** y medios en línea durante los últimos **4 o 5 años**, y esperamos que esta tendencia continúe.

VI. CONCLUSIONES

- a. Se concluye, de la hipótesis general con un 95% de confianza, que el sistema de recomendación con Collaborative Filtering permitió mejorar el proceso de almacén de insumos químicos de la empresa Movilab.
- b. Del objetivo de determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del índice de rotación de mercancías, se comprueba que el indicador incrementó en un 3.04%, para el proceso de almacén de insumos químicos de la empresa Movilab.
- c. Del objetivo de determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega, se concluye que el indicador incrementó en un 10.44%, para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab.
- d. Se comprueba, que la aplicación adecuada de la metodología Scrum en conjunto con Crisp-DM, permitió un correcto desarrollo a lo largo del proyecto de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering.

VII. RECOMENDACIONES

- a. Debido a que el sistema de recomendación con Collaborative Filtering, permitió la mejora del proceso de almacén, se recomienda a la empresa la implementación de esta tecnología en diferentes procesos ya sea internos o de cara al cliente.
- b. Se recomienda el uso de las metodologías Scrum y Crisp-DM en conjunto, para este tipo de proyectos ya que se complementan en un enfoque ágil.
- c. Se recomienda combinar enfoques y técnicas de Collaborative Filtering y Content-based para el sistema de recomendación en futuras aplicaciones en diferentes áreas de la empresa.
- d. Se recomienda la integración del sistema de recomendación con Collaborative Filtering (backend) con un framework de lado del cliente (frontend), usando técnicas de Api Rest e intercambio de archivos Json.
- e. Se recomienda ampliar la investigación de los sistemas de recomendación enfocados en los procesos internos empresariales para futuras investigaciones.

REFERENCIAS

DE LA HOZ, María, RODRÍGUEZ, Carlos y BARRERA, Julián. Covid-19 y logística: cambios de tendencia, retos disciplinares y prácticos. ed. Doxa: Ciudad Juárez, México, 2021. 152.pp.

EISSN: 25942786

FORNOS, Gonzalo. "COVID-19: Un desafío para las compras y la gestión del riesgo en la cadena de suministro". KPMG Tendencias, 2020. [Fecha de consulta: 08 de mayo de 2023].

Disponble en: [https:// www.tendencias.kpmg.es/2020/03/covid-19-cadenas-de-suministro/](https://www.tendencias.kpmg.es/2020/03/covid-19-cadenas-de-suministro/).

SNI: Industria no primaria alcanza cifras históricas por reactivación de la construcción, comercio y consumo. SNI. 21 de junio de 2022. [Fecha de consulta: 08 de mayo de 2023]

Disponble en: <https://sni.org.pe/sni-industria-no-primaria-alcanza-cifras-historicas-por-reactivacion-de-la-construccion-comercio-y-consumo/>

LEYVA, Luis. Errores que no debes de cometer para perjudicar tus ventas. Genesis ERP. 30 de marzo de 2023. [Fecha de consulta: 07 de junio de 2023]

Disponble en: <https://www.genesys.pe/noticia-detalle/324>

Empresas peruanas invierten apenas 0.13% en Ciencia, Tecnología e Innovación (CTI). CIES. 16 de diciembre de 2022. [Fecha de consulta: 30 de mayo de 2023]

Disponble en: <https://cies.org.pe/actividad/empresas-peruanas-invierten- apenas-0-13-en-ciencia-tecnologia-e-innovacion-cti/>

NIÑO, María. Sistema de planificación y control de producción en la empresa H+S Hidráulica S.A.C para reducir pérdidas económicas de los pedidos no atendidos de los cilindros de doble efecto. Tesis (Ingeniero Industrial). Chiclayo: Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, Facultad de Ingeniería, 2020. 149 pp.

YIQING, Xu, RUI, Guo y HAO, Shi. An Intelligent Recommendation System for Warehouse Picking Optimization. 2021.

IEEE: 9, 23215-23224

GUTTA, Sajan. Collaborative Filtering simplified: The basic science behind Recommendation Systems. artículo, 14 de enero de 2021. [fecha de consulta:28 de mayo de 2023]

Disponible en: <https://towardsdatascience.com/collaborative-filtering-simplified-the-basic-science-behind-recommendation-systems-1d7e7c58cd8>

HOTZ, Nick, ¿What is CRISP DM?, Artículo, 1 de enero de 2023. [Fecha de consulta:28 de mayo de 2023].

Disponible en: <https://www.datascience-pm.com/crisp-dm-2/>

RODRIGUEZ, Laura. Librerías imprescindibles para Data Science y Machine Learning, Artículo, 03 de febrero de 2023. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]

Disponible en: <https://blog.damavis.com/librerias-imprescindibles-para-data-science-y-machine-learning/>

KAFESU, Anesu. Here's Why Pandas is the Most Popular Python Data Analysis Library. Artículo, 23 de mayo de 2023. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]

Disponible en: <https://geekflare.com/everything-about-pandas/>

KAFESU, Anesu. 11 Books and Courses to Learn NumPy in a Month [2023]. Artículo, 27 de febrero de 2023. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]

Disponible en: <https://geekflare.com/books-courses-to-learn-numpy/>

PONA, Maximiliano. Las mejores librerías de Python para la ciencia de datos en 2022. Artículo, 28 de septiembre de 2022. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]

Disponible en: <https://www.maseldata.com/post/python-librerias-data-science>

KUMAR, Bijay. What is Scipy in Python. Artículo, 03 de abril de 2022. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]

Disponible en: <https://pythonguides.com/what-is-scipy-in-python/>

PRADOMITA, Ruksahn. 9 Guidelines to master Scikit-learn without giving up in the middle. Artículo, 05 de abril de 2021. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]
Disponible en: <https://towardsdatascience.com/9-guidelines-to-master-scikit-learn-without-giving-up-in-the-middle-5102863d89d7>

ATTA, Soumen. Building a k-Nearest Neighbors Classifier with Scikit-learn: A Step-by-Step Tutorial. Artículo, 20 de marzo de 2023. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]
Disponible en: <https://levelup.gitconnected.com/building-a-k-nearest-neighbors-classifier-with-scikit-learn-a-step-by-step-tutorial-f1f9af8f4017>

VUONG, Luong, VO, Quoc-Trinh y NGUYEN, Tri-Hai. Adaptive KNN-Based Extended Collaborative Filtering Recommendation Services. Artículo, 28 de abril de 2023. [Fecha de consulta: 15 de junio de 2023]
Disponible en: <https://www.mdpi.com/2504-2289/7/2/106>

SINHA, Jay. Train your first KNN Model for Collaborative Filtering. Artículo, 20 de diciembre de 2021. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]
Disponible en: <https://blog.jaysinha.me/train-your-first-knn-model-for-collaborative-filtering/>

MISHA, Sv. Cosine Similarity Explained Using Python. Artículo, 26 de octubre de 2020. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023]
Disponible en: <https://towardsdatascience.com/cosine-similarity-explained-using-python-machine-learning-pyshark-5c5d6b9c18fa>

TOMAZ, Jose. Math for Devs - Cosine Similarity in Python. Artículo, 14 de junio de 2023. [Fecha de consulta: 16 de junio de 2023]
Disponible en: <https://dev.to/josethz00/math-for-devs-cosine-similarity-in-python-2524>

RAJ, Aditya. Sparse Matrix in Python. Artículo, 29 de mayo de 2022. [Fecha de consulta: 10 de junio de 2023]

Disponible en: <https://www.delftstack.com/howto/python/sparse-matrix-in-python/>

KEAN, Kadeisha. Django's MVT Architecture Explained. Artículo, 03 de marzo de 2022. [Fecha de consulta: 10 de junio de 2023]

Disponible en: <https://www.makeuseof.com/django-mvt-architecture/>

DEARMER, Abe. An Introduction to REST API with Python. Artículo, 17 de noviembre de 2021. [Fecha de consulta: 11 de junio de 2023]

Disponible en: <https://www.integrate.io/blog/an-introduction-to-rest-api-with-python/>

NISHANT, Vinayak. Django MVT Architecture. Artículo, 20 de agosto de 2020. [Fecha de consulta: 11 de junio de 2023]

Disponible en: <https://www.askpython.com/django/django-mvt-architecture>

BOBADILLA, Jesús. Recommender Systems Clustering Using Bayesian Non Negative Matrix Factorization. 2018, n.º 6. [Fecha de consulta: 20 de abril de 2023]

Disponible en <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8241787>

ÑAUPAS, H. VALDIVIA, M. PALACIOS, J. y ROMERO, H. Metodología de la investigación cuantitativa y redacción de la tesis. 5º Edición. Bogotá: Ediciones de la U, 2019. ISBN: 9789587628777

SOLÍZ, Desiderio. Cómo hacer un perfil de proyecto de investigación científica. Palibrio, 2019. ISBN: 9781506527208

JANNACH, Dietmar. Evaluating Conversational Recommender Systems: A Landscape of Research, 12 de julio de 2022. [fecha de consulta: 28 de mayo de 2023]

Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10229-x>

HEREDIA, Verónica, QUIROZ, Ana y QUICENO, Beatriz. Netflix: catálogo de contenido y flujo televisivo en tiempos de big data. artículo, 08 de marzo de 2021,

[fecha de consulta: 28 de mayo de 2023], Disponible en:
<https://doi.org/10.26441/RC20.1-2021-A7>

ISSN: 2227-146

TIESTA, Cosío y PELAYO, Ricardo. Sistema de recomendaciones para acceso a estadios de fútbol. Tesis (ingeniería informática en tecnologías). España: Universidad de Oviedo, 2021.

Disponible en <http://hdl.handle.net/10651/61982>

MÉNDEZ, Karen y QUINTUÑA, Freddy. Desarrollo de un sistema de recomendación generalista basado en filtrado colaborativo para grupos de usuarios mediante un enfoque de agregación de factores probabilísticos. Tesis (ingeniera de sistemas). Ecuador: Universidad politécnica salesiana, 2021.

Disponible en: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/20460>

YUDHA, Cornellius. CRISP-DM Methodology For Your First Data Science Project.articulo, 26 de abril de 2021, [fecha de consulta:28 de mayo de 2023]

Disponible en: <https://towardsdatascience.com/crisp-dm-methodology-for-your-first-data-science-project-769f35e0346c>

MOYA, Danilo, TAPIA, Liliana y RODRÍGUEZ, Gustavo. Un enfoque de Machine Learning en el desarrollo de sistemas de recomendaciones. artículo, 26 de abril de 2021, [fecha de consulta:28 de mayo de 2023]

Disponible en: <https://www.proquest.com/openview/9bbd7b1a28d247d233739be57c11f44d/1?pq-origsite=gscholar&cbl=1006393>

ALARCÓN, José. Aclarando conceptos: Inteligencia artificial, Machine Learning, Deep Learning, Big Data y Ciencia de datos. [en línea]. 2020. [Fecha de consulta: 10 de mayo de 2023].

Disponible en: <https://www.campusmvp.es/recursos/post/aclarando-conceptos-inteligencia-artificial-machine-learning-deep-learning-big-data-y-ciencia-de-datos.aspx>

CAMPOS, Carla. Implementación de un sistema de control de producción para la optimización de recursos y de procesos productivos en la panadería San José Obrero - Sullana. Tesis (Ingeniero en sistemas). Piura: Universidad Católica de los Ángeles Chimbote, Facultad de ingeniería, 2018. 95 pp.

Disponible en:
https://repositorio.uladech.edu.pe/bitstream/handle/20.500.13032/2625/CONTROL_IMPLEMENTACION_CAMPOS_MORAN_CARLA_AYDEE.pdf?sequence=1&isAllowed=y

VALERA, Daniela, Aguilar, José, MONSALVE-PULIDO, Julián y MONTOYA, Edwin. Propuesta arquitectónica de un sistema de recomendación híbrido adaptativo [en línea]. 2020. [Fecha de consulta: 15 de abril de 2023].

Disponible en: <http://www.risti.xyz/issues/ristie38.pdf>

ISSN: e1646-9895

SOLÓRZANO, Ronald. Diseño de un sistema de recomendación de paquetes prepago mediante uso de técnicas de inteligencia artificial en redes telefónicas en Ecuador. Tesis (Ingeniero de sistemas). Ecuador: Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. 2020.

Disponible en: <http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/15643/1/T-UCSG-PRE-ING-CIS-271.pdf>

VALENZUELA, Gina, SOSA, Jonathan y TORRES, Joseph. Sistema de recomendación turístico mediante aplicación de minería de datos en la provincia del Gualivá, Cundinamarca. [en línea]. 2020 [Fecha de consulta: 15 de abril de 2023]

Disponible en: <https://doi.org/10.21158/23823399.v8.n0.2020.2644>

UNDERWOOD, Corinna. Use Cases of Recommendation Systems in Business - Current Applications and Methods [en línea]. 2020. [Fecha de consulta: 15 de abril de 2023]

Disponible en: <https://emerj.com/ai-sector-overviews/use-cases-recommendation-systems/>

OTERO, Paola y PEDRAZA, Edgar. Recommendation Systems in Education: A review of Recommendation Mechanisms in E-learning Environments. [en línea]. 2020. [Fecha de consulta: 15 de abril de 202]

Disponible en:

https://repository.udem.edu.co/bitstream/handle/11407/6555/Revista_Ingenierias_UdeM_384.pdf?sequence=2&isAllowed=y

ISSN: 1692-3324

DOSHI, Sanket. Brief on Recommender Systems. [en línea] 2019. [Fecha de consulta: 15 de abril de 2023]

Disponible en: <https://towardsdatascience.com/brief-on-recommender-systems-b86a1068a4dd>

GÓMEZ, Paola, GUARDA, Teresa, CEDEÑO, Jairo, BENAVIDES, Arturo y ALEJANDRO, Carola, et al. Sistema de recomendación: un enfoque a las técnicas de filtrado. [en línea] 2019. [Fecha de consulta: 15 de abril de 2023]

Disponible en:

<https://www.proquest.com/openview/a2be2fdf640fbedd3baea0ff7e57eb9f/1.pdf?cbI=1006393&pq-origsite=gscholar>

ARCE, Bélgica y RELUZ, Edgar. Desarrollar Un Sistema Web Para La Integración De Operaciones Comerciales De La Empresa Distribuidora Junior S.A.C. tesis (ingeniero informático) Lima: Universidad Ricardo Palma, 2021.

Disponible en:

https://repositorio.urp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14138/4894/T030_7474307_5_T%20RELUZ%20ISIQUE%20EDGAR%20GEANPIERRE.pdf?sequence=1&isAllowed=y

GALARZA, Juan. Implementación de una aplicación web para el taller Carvy Soluciones Automotrices Módulo: Gestión de Inventario. Tesis (ingeniero en tecnologías de la información) Ecuador: Universidad Estatal Península de Santa Elena, 2022

Disponible en: <https://repositorio.upse.edu.ec/bitstream/46000/7725/1/UPSE-TTI-2022-0008.pdf>

MORA, Alexander y LEMA, Juan. Desarrollo De Sistema De Recomendación Basado En Conocimiento Para Apoyar La Enseñanza Del Desarrollo Web A Través De Recursos Educativos Abiertos. Tesis (ingeniero de software) Colombia: Tecnológico de Antioquia Institución Universitaria, 2018.

Disponible en: <https://dspace.tdea.edu.co/bitstream/handle/tda/448/DESARROLLO%20DE%20SISTEMA%20DE%20RECOMENDACION%20BASADO%20EN%20CONOCIMIENTO.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

VEGA, Mabel. Sistema web de recomendaciones de noticias basado en contenido para medios de comunicación. Tesis (ingeniero de sistemas) Perú: Universidad José María Arguedas, 2020

Disponible en: https://repositorio.unajma.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14168/606/Mabel_Tesis_Bachiller_2020.pdf?sequence=1&isAllowed=y

MONTALVO, Lourdes. Implementación De Un Sistema De Recomendación De Medicamentos En Base A La Naturaleza Del Paciente Geriátrico. Tesis (ingeniero de sistemas) Perú: Universidad Católica del Perú, 2019

Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.12404/15402>

CASTILLO, Gaby y AGUILAR, Lesly. Sistema inteligente web de recomendación de actividades turísticas para una provincia del Perú. Tesis (Ingeniero en sistemas). Lima: Universidad Nacional Mayor de San Marcos, 2019.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12672/16323>

YÉPEZ, Yanko. Aplicación web para el control de inventario y facturación de la empresa Binacom Sys S.A. tesis (ingeniero en sistemas) Ecuador: Universidad Regional Autónoma de los Andes Uniandes, 2018.

Disponible en: <https://dspace.uniandes.edu.ec/bitstream/123456789/8519/1/TUAEXCOMSIS017-2018.pdf>

LEMA, Franklin. Desarrollo del sistema web para el control de inventarios, ventas, facturación y publicidad del Taller de Aluminio y Vidrio “López” aplicando la metodología Lean Software Development. Tesis (ingeniero en sistemas informáticos) Ecuador: Escuela Superior Técnica de Chimborazo, 2018.

Disponible en: <http://dspace.esepoch.edu.ec/handle/123456789/9116>

MORALES, Giorman. Implementación Del Sistema De Control De Almacén Para La Panadería “Marosl”. tesis (ingeniero de sistemas) Chimbote: Universidad Católica Los Ángeles de Chimbote, 2023.

Disponible en: <https://repositorio.uladech.edu.pe/handle/20.500.13032/33080>

AYLAS, Leydi. Sistema Web Para Mejorar La Gestión De Almacén En El Minimarket Inversiones AC S.A.C. Tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad Peruana de las Américas, 2022.

Disponible en: <http://repositorio.ulasamericas.edu.pe/handle/upa/2335>

VALDIVIESO, Juan. Aplicación Web En El Control De Ingreso Y Salida De Materiales De Almacén Para La Empresa ABC Abastecimientos Electromecánicos S.R.L. Tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad Privada del Norte, 2022.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/11537/32185>

DELGADO, Henry y CHANG, Juan. Implementación De Un Sistema Informático Para La Gestión De Almacén De La Empresa Eximport Distribuidores Del Perú S.A. tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad Privada del Norte, 2022.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/11537/32003>

CANASA, Paul. Implementación de un sistema de información para la gestión de unidades de manipulación en almacenes de grandes dimensiones. Tesis (ingeniero informático) Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú, 2022.

Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.12404/23555>

CUBAS, Marlong. Influencia De Un Sistema Web Para El Control Interno De Almacén En Una Empresa De Servicios Generales. Tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad Peruana del Norte, 2022.

Disponible en: <https://repositorioslatinoamericanos.uchile.cl/handle/2250/4724996>

CALDERON, Tito. Aplicación Web para la mejora del proceso de inventario de equipos de cómputo en la empresa Belcorp Perú. Tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad Inca Garcilaso de la Vega, 2022.

Disponible en: <http://repositorio.uigv.edu.pe/handle/20.500.11818/6088>

VILLASECA, Edgar. Propuesta De Implementación De Un Sistema De Inventario En La Tienda Todo Hilo. Tesis (ingeniero de sistemas) Perú: Universidad Católica Los Ángeles de Chimbote, 2023.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.13032/32623>

GIL, Elthon. Implementación De Un Sistema De Ventas Y Almacén Con Facturación Electrónica En La Tienda Del Regalo E.I.R.L. Tesis (ingeniero de sistemas) Perú: Universidad Católica Los Ángeles de Chimbote, 2022.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.13032/33130>

LAURENTE. Jorge. Uso De Una Herramienta De Planificación De Recursos Empresariales JD Edwards Y La Mejora En La Gestión De Almacén. ARCOR. Tesis (ingeniero de sistemas). Perú: Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión, 2021.

Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.14067/4611>

YARLEQUE, María. Análisis Y Diseño De Un Sistema De Compra, Venta Y Control De Almacén En Comercial Domínguez. Tesis (ingeniero de sistemas). Piura: Universidad Católica Los Ángeles de Chimbote, 2020.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.13032/33079>

SÁNCHEZ, David y VEGA, Martin. Aplicativo móvil para el sistema de inventario en la Botica Nuevo Perú E.I.R.L. Tesis (ingeniero de sistemas). Lima: Universidad César Vallejo, 2021.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/91148>

ESPINO, Jesús. Aplicación web para la mejora de la gestión del almacén de suministros en San Fernando S.A.C. Tesis (ingeniero de sistemas y computo). Lima: Universidad Inca Garcilaso de la Vega, 2018.

Disponible en: <http://repositorio.uigv.edu.pe/handle/20.500.11818/3320>

MORENO, Víctor. Proyecto de implementación de un Sistema de gestión de almacenes bajo el Enfoque de cadena de suministro: caso Empresa fideos Anita. Tesis (ingeniero de sistemas). Lima: Universidad San Ignacio de Loyola, 2018.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.14005/8400>

CHUQUINO, Johana. Gestión de Almacenes. Definición, Procesos e Información que la soporta en Perú. Artículo, 06 de marzo de 2020. [Fecha de consulta: 10 de abril de 2023]

Disponible en: <https://meetlogistics.com/inventario-almacen/gestion-de-almacenes-definicion-procesos-e-informacion-que-la-soporta/>

JENKINS, Abby. What is Warehouse Management? Benefits, Processes, & Strategies. Artículo, 23 de septiembre de 2020. [Fecha de consulta: 11 de abril de 2023]

Disponible en: <https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/erp/warehouse-management.shtml>

CORONEL, Yoel y CÁCERES, Walther. Automatización del Sistema de Información aplicando Machine Learning en el área logística en Villa Chicken. Tesis (ingeniero de sistemas). Lima: Universidad César Vallejo, 2019.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/47899>

CAMPOS, Stefanie. Rotación de inventario y liquidez en la empresa Perno Centro San Martín. Tesis (maestría en administración de negocios) Tarapoto: Universidad César Vallejo, 2018.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/30149>

HIDALGO, Rossana y VERÁSTEGUI, Bryan. Control interno de inventario y su incidencia en la rotación de mercadería en el comercial Marcelo y Danae Tarapoto. Tesis (contador público). Tarapoto: Universidad Nacional de San Martín, 2022.

Disponible en: <http://hdl.handle.net/11458/4907>

VIVAS, Christian. Sistema web para la gestión de almacén para la empresa G&C Support Medical EIRL. Tesis (ingeniero de sistemas) Lima: Universidad César Vallejo, 2021.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/81283>

DE LA CRUZ, Jhonathan y VÍLCHEZ, Santos. Aplicación de Lean manufacturing para mejorar el nivel de cumplimiento de entrega de pedidos del proceso de confección de la empresa Cardier. Tesis (ingeniero industrial) Lima: Universidad César Vallejo, 2020.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/55892>

CAPAC, Eurípides y GONZALES, Sandra. Gestión de inventarios para incrementar el nivel de cumplimiento en la entrega de pedidos en el área de almacén – FISSION LAB SAC. Tesis (ingeniero industrial) Lima: Universidad César Vallejo, 2020.

Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12692/52970>

MOLNAR, Christoph. Interpretable Machine Learning: una guía para hacer que los modelos de caja negra sean explicables. Inglaterra: Morisville, North Carolina 2021, 313 pp. ISBN 978-0-244-76852-2

ROUHAINEN, Lasse. Inteligencia artificial. ed. Alienta Editorial: Barcelona España, 2018. 343pp.
ISBN:9788417568085

PAJUELO, Francisco Sistemas de recomendación basado en filtrado colaborativo: Aceleración mediante computación reconfigurable y aplicaciones predictivas sensoriales. Tesis Doctoral (Doctorado en tecnología Aeroespacial). España: Universidad de Extremadura, 2021. 120pp.

MARTIN DEL CAMPO, Ana. Filtrado Colaborativo: ¿Qué es y para qué sirve? 20 de julio de 2018. [Fecha de consulta: 28 de abril de 2023].

Disponible en: <https://www.iebschool.com/blog/filtrado-colaborativo-sirve-e-commerce/>

DÍAZ, Bennet. Sistemas de recomendación y modelos basados en grafos. Artículo, 25 de octubre de 2021. [Fecha de consulta: 23 de abril de 2023].

Disponible en: <https://impulsatek.com/11-sistemas-de-recomendacion-y-modelos-de-aprendizaje-basados-en-grafos/>

CUTIPA, Guido. ¿Qué es una muestra grande y pequeña en Estadística? Investigación Científica [en línea]. 4 de enero de 2023 [consultado el 30 de mayo de 2023].

Disponible en: <https://guidocutipa.blog.bo/investigacion/que-es-una-muestra-grande-y-pequena-en-estadistica/>

BANIK, Rounak. Hands-On Recommendation Systems with Python. Reino Unido: Packt Publishing Ltd. 2018, 129pp. ISBN: 978-1-78899-375-3

PARRAGUEZ, Simona, CHUNGA Gerardo, FLORES, Marlene y ROMERO, Rosario. El estudio y la investigación documental: Estrategias metodológicas y herramientas TIC. 2017. 270.pp.

ISBN: 978-612-00-2603-8

GAVINET, Juan. Diseño y organización del almacén. Ed: Elearning S.L, 2017. 402.pp.

ISBN: 978-84-16199-31-0

FRANCO, Andrés. Sistemas de recomendación contextual. Tesis (maestría en ciencia de datos). Medellín: Universidad EAFIT, 2022.

Disponible

en:

https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/31419/Andres_FrancoZapata_2022.pdf?sequence=6&isAllowed=y

FLAMARIQUE, Sergi. Manual de gestión de almacenes. Ed: Marge Books, 2019. 271.pp.

ISSN: 9788417313838

Sistema de recomendaciones. [Mensaje en un blog]. Venezuela: Gonzales., (13 de diciembre de 2019). [Fecha de consulta: 30 de agosto de 2022]. Recuperado de: <https://aprendeia.com/sistema-de-recomendaciones-inteligencia-artificial/>

HERNANDEZ, Rafael. El patrón modelo-vista-controlador: Arquitectura y frameworks explicados, Artículo, 28 de junio de 2021. [Fecha de consulta: 22 de abril de 2023]

Disponible en: <https://www.freecodecamp.org/espanol/news/el-modelo-de-arquitectura-view-controller-pattern/>

PRIYA, Bala. Getting Started with Virtual Environments in Python. 9 de noviembre de 2022. [Fecha de consulta: 01 de junio de 2023].

Disponible en: <https://geekflare.com/virtual-environments-python/>

HERNÁNDEZ, Roberto y MENDOZA, Christian. Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. México: McGraw-Hill Interamericana Editores, S.A. de C.V., 2018. ISBN: 9781456260965

CANTUTA Esquivel, Saulo y RONCAL Hidalgo, Dalyuska. Redes neuronales para la predicción de casos por COVID -19 usando datos abiertos en el Perú, 2020. Tesis (Ingeniero en sistemas). Lima: Universidad Cesar Vallejo, Facultad de ingeniería, 2020. 123 pp.

ESCUADERO, María. Logística de almacenamiento 2° edición. ed: Ediciones Paraninfo S.A, 2019. 392.pp.

ISSN: 8428340773

SANCHEZ, Hugo, REYES, Carlos y MEJÍA, Sáenz. Términos en investigación científica, tecnológica y humanística. Ed: Universidad Ricardo Palma, 2018. 146.pp.

ISSN: 978-612-47351-4-1

ZARCOVICH, J. (2005). Metodología de la investigación. México: Mc Graw Hill

MARTÍNEZ, Rosario. El secreto detrás de una tesis: Cómo logré convertir mi experiencia al hacer una tesis en la solución que todo profesional necesita. Ed: Biblioteca Nacional del Perú, 2020. 334.pp.

ISBN: 6120050590, 9786120050590

GUILLEN, Oscar, CERNA, Blanca, SÁNCHEZ, Mario, BEGAZO, Luis y MARTÍNEZ, Edwin. Metodología científica - aplicación de la cuarta vía. Ed: Biblioteca Nacional del Perú, 2019. 222.pp.

ANEXOS

Anexo 1. Carta de aprobación de la empresa Movilab



**MOVILAB
DEL PERU SAC**

Producción y Distribución de Productos Químicos
Materiales y Equipos para Laboratorios e
Industrias Productos de Limpieza
Productos de Seguridad - Módulos Didácticos

Carta de aprobación de la empresa

Lince, 1 de abril del 2023

Universidad Cesar Vallejo
Campus Lima Norte

Presente:

El que suscribe **Luis Alberto López Ordiales**, identificado con **DNI N° 07599306**, actual **Gerente General** de la empresa **MOVILAB DEL PERÚ SAC**, con **RUC N° 20536945602**, hace constar que los Sr. **BORJAS TORRES JEANCARLOS** identificado con **DNI N.°73421291** y el Sr. **RAMOS GONZALES, KEVIN EDUARDO** identificado con **DNI N.°77273134** alumnos de la escuela de **ingeniería de sistemas** de la **universidad cesar vallejo**, han sido aprobados para realizar la investigación de desarrollo de tesis en nuestra empresa. Teniendo como fecha del 1 de abril al 31 de diciembre del presente año.
Aprovecho la oportunidad para expresarle mi consideración y estima personal.

Lima, 1 de abril de 2023

LUIS A. LÓPEZ ORDIALES
GERENTE
MOVILAB DEL PERU S.A.C

ALDRICH – BAKER – FISHER – ICN – MALLINCKRODT – MERCK - MOVILAB
RIEDEL – SIGMA – LEICA - METTLER TOLEDO – HERAEUS – PYREX - WESCO

Av. Julio César Tello 660 - Lince Central: 2660541 - 2655221 Cel. 988 464 848 Email: movilabperu@hotmail.com

Anexo 2. Entrevista a Movilab del Perú

FICHA DE ENTREVISTA	
Entrevistados por	Borjas Torres, Jeancarlos
	Ramos Gonzales, Kevin Eduardo
Entrevistado	López ordiales, Luis Alberto
Cargo	Gerente General
Nombre de la empresa:	Movilab del Perú S.A.C
Dirección:	Av. Julio César Tello 660 - Lince

Entrevista realizada para obtener un mejor y detallada información de cómo es el manejo en el área de almacén.

1. ¿Cuáles son las fases del proceso de almacén desarrollado en la empresa Movilab del Perú S.A.C.?

El proceso de almacén esta constituido por 5 fases internas las cuales son: la recepción de los insumos químicos, el almacenamiento de los mismo, el control de inventario, la preparación de los pedidos y finalmente su distribución o entregas

2. ¿Detalle que problema suscita en el proceso de almacén de insumos químicos?

Al momento de realizar la adquisición de insumos químicos no contamos con exactitud los insumos a comprar y cuales no comprar, provocando mermas de insumos y sobre stock en algunos casos demora en el despacho de órdenes de compra debido a que no se tiene un stock.

3. ¿Cuál es la confiabilidad que brinda las herramientas que utiliza para el proceso de almacén?

La confiabilidad que me brindan los registros manuales, así como los registros en Excel no son las óptimas, ya que al ser registrados de forma manual no se realiza en su totalidad y al ser registrados en Excel no contamos con información actualizada ya que esto se realiza dejando una semana o a las veces meses

4. ¿Cuánto tiempo le demora en encontrar un insumo químico en almacén?

La demora de encontrar un insumo químico es de 10 minutos o quizás días ya que en algunos casos no se encuentran en stock y se tiene que solicitar a los proveedores y ello conlleva tiempo hasta que nos brinden el insumo químico

5. ¿con que frecuencia se realiza el control de inventario en la empresa?

Los inventarios se vienen realizando de manera mensual o en los peores casos cada dos o 3 meses, ya que conlleva a que el personal se mantenga ocupado realizando el control de inventario.

6. ¿Qué problemas hay al momento de realizar el control de inventario?

El mayor problema que existe al momento de realizar el control de inventario es que este demore más de lo normal conllevando que pase más de los 30 días realizar el control de inventario.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.



LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
GERENTE GENERAL

Anexo 3. Instrumento N° 1



**MOVILAB
DEL PERU SAC**

Producción y Distribución de Productos
Químicos Materiales y Equipos para Laboratorios e
Industrias Productos de Limpieza
Productos de Seguridad - Módulos Didácticos

APROBACION DE MOVILAB - TABULACION DE DATOS DEL INSTRUMENTO N°1

Instrumento N°1: Ficha de Registro de Índice de Rotación de Mercancías

FICHA DE REGISTRO	
Tipo de prueba	Test
Empresa investigada	Movilab del Perú
Investigadores	Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin
Descripción	Índice de rotación de mercancías como el indicador que evalúa la proporción entre el número de salidas y el número de existencias de insumos químicos dentro del almacén, lo que permite reflejar la tendencia del almacén en un valor porcentual.

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de almacén	Índice de rotación de mercancías	Porcentaje	$IRM = \frac{\text{Ventas acumuladas}}{\text{inventario promedio}} \times 100$

N°	FECHA	VA (ventas acumuladas)	PT (inventario promedio)	IRM (índice de rotación de mercancías)
1	1/04/2023	80	2500	3.2
2	2/04/2023	70	2500	2.8
3	3/04/2023	75	2500	3.0
4	4/04/2023	85	2500	3.4
5	5/04/2023	40	2500	1.6
6	6/04/2023	61	2500	2.4
7	6/04/2023	45	2500	1.8
8	7/04/2023	45	2500	1.8
9	8/04/2023	55	2500	2.2
10	10/04/2023	55	2500	2.2
11	11/04/2023	40	2500	1.6
12	11/04/2023	75	2500	3.0
13	12/04/2023	40	2500	1.6
14	12/04/2023	55	2500	2.2
15	14/04/2023	80	2500	3.2
16	15/04/2023	90	2500	3.6
17	17/04/2023	20	2500	0.8
18	17/04/2023	50	2500	2.0
19	18/04/2023	66	2500	2.6
20	19/04/2023	45	2500	1.8
21	20/04/2023	40	2500	1.6
22	20/04/2023	52	2500	2.1
23	21/04/2023	55	2500	2.2
24	21/04/2023	65	2500	2.6
25	22/04/2023	60	2500	2.4

LUIS A. LOPEZ ORTIZ
GERENTE
MOVILAB DEL PERU S.A.C

ALDRICH – BAKER – FISHER – ICN – MALLINCKRODT – MERCK – MOVILAB
RIEDEL – SIGMA – LEICA – METTLER TOLEDO – HERAEUS – PYREN – WESCO

Jr. León Velarde 1036 - Lince Central 2655221 Email: movilabperu@hotmail.com

Anexo 4.Instrumento N° 2



**MOVILAB
DEL PERU SAC**

Producción y Distribución de Productos
Químicos Materiales y Equipos para Laboratorios e
Industrias Productos de Limpieza
Productos de Seguridad - Módulos Didácticos

APROBACION DE MOVILAB - TABULACION DE DATOS DEL INSTRUMENTO N°2

Instrumento N°2: Ficha de Registro Nivel de Cumplimiento de Entrega

FICHA DE REGISTRO	
Tipo de prueba	Test
Empresa investigada	Movilab del Perú
Investigadores	Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin
Descripción	Índice de cumplimiento de entregas como indicador que mide la efectividad de las entregas que se atienden dentro del almacén, tomando como referencia el número de entregas cumplidas frente al número de entregas que se requirieron en total, dentro de un periodo de tiempo.

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de almacén	Nivel de cumplimiento de entregas	Porcentaje	$NCE = \frac{\#entregas\ cumplidas}{\#entregas\ requeridas} \times 100$

N°	FECHA	EC (entregas cumplidas)	ER (entregas requeridas)	NCE (nivel de cumplimiento de entregas)
1	1/04/2023	80	80	100.0
2	2/04/2023	70	90	77.8
3	3/04/2023	75	95	78.9
4	4/04/2023	85	85	100.0
5	5/04/2023	40	65	61.5
6	6/04/2023	61	61	100.0
7	6/04/2023	45	45	100.0
8	7/04/2023	45	35	128.6
9	8/04/2023	55	55	100.0
10	10/04/2023	55	55	100.0
11	11/04/2023	40	40	100.0
12	11/04/2023	75	75	100.0
13	12/04/2023	40	55	72.7
14	12/04/2023	55	65	84.6
15	14/04/2023	80	80	100.0
16	15/04/2023	90	90	100.0
17	17/04/2023	20	40	50.0
18	17/04/2023	50	50	100.0
19	18/04/2023	66	66	100.0
20	19/04/2023	45	50	90.0
21	20/04/2023	40	40	100.0
22	20/04/2023	52	52	100.0
23	21/04/2023	55	55	100.0
24	21/04/2023	65	80	81.3
25	22/04/2023	60	80	75.0

LUIS K. LUIS ORBIALE
GERENTE
MOVILAB DEL PERU, S.A.C.

ALDRICH – BAKER – FISHER – ICN – MALLINCKRODT – MERCK – MOVILAB
RIEDEL – SIGMA – LEICA – METTLER TOLEDO – HERAEUS – PYREX – WESCO

Jr. León Velarde 1036 - Lima Central 2655221 Email: movilabperu@hotmail.com

Anexo 5. Experto 1 - Validación del instrumento N° 1

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 1

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Cabrejos Yalan, Victor Manuel
Título y/o Grado	Doctor () Magister(x) Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	29/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					85%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					85%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					85%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					85%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					85%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					85%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					85%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					85%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					85%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					85%
TOTAL						85%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 6. Experto 1 - Validación del instrumento N° 2

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 2

II. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Cabrejos Yalan, Víctor Manuel
Título y/o Grado	Doctor () Magister(x) Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	29/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de items que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					85%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					85%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					85%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					85%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					85%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					85%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					85%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					85%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					85%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					85%
TOTAL						85%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 7. Experto 1 – Validación de la metodología

VALIDACION DE LA METODOLOGÍA

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Cabrejos Yalan, Victor Manuel
Título y/o Grado	Doctor () Magister(x) Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	29/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

MUY MAL (1) MALO (2) REGULAR (3) BUENO (4) EXCELENTE (5)

Mediante la tabla de evaluación de expertos usted tiene la facultad de evaluar la metodología de desarrollo de software involucradas mediante una serie de preguntas con puntuaciones especificadas al final de la tabla. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de las preguntas.

ÍTEM	PREGUNTAS	METODOLOGÍA		
		SCRUM	RUP	XP
1	¿Qué metodología brinda un mejor modelo de conocimiento para el trabajo de investigación?	5	2	3
2	¿Qué metodología propone un ciclo de vida en donde se indican las fases, las actividades y los productos más relevantes en el trabajo de investigación?	4	2	4
3	¿Qué metodología está enfocado a proyectos y es más fácil de entender y más auto organizado del equipo?	4	2	3
4	¿Qué metodología define claramente las reglas que se utilizaran en el sistema experto del trabajo de investigación?	4	2	3
5	¿Qué metodología tiene una estructura más jerárquica?	4	3	3
6	¿Qué metodología es más flexible?	5	2	2
7	¿Qué metodología cuenta con un énfasis una documentación de los procesos para el desarrollo del proyecto?	4	3	3
PUNTUACIÓN		30	13	21

FIRMA DEL EXPERTO



Anexo 8. Experto 2 - Validación del instrumento N° 1

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 1

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Ríos Herrera, Josué Joel
Título y/o Grado	Doctor (<input checked="" type="checkbox"/>) Magister(<input type="checkbox"/>) Ingeniero(<input type="checkbox"/>) Licenciado(<input type="checkbox"/>)
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	30/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					82%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					82%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					82%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					82%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					82%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					82%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					82%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					82%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					82%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					82%
TOTAL						82%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



JOSUÉ JOEL
RÍOS HERRERA
INGENIERO DE SISTEMAS
Reg. CIP. N° 127902

FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 9.Experto 2 - Validación del instrumento N° 2

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 2

II. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Ríos Herrera, Josué Joel
Título y/o Grado	Doctor (x) Magister() Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	30/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					82%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					82%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					82%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					82%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					82%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					82%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					82%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					82%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					82%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					82%
TOTAL						82%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



JOSE JOEL
RIOS HERRERA
INGENIERO DE SISTEMAS
Reg. CIP N° 127902

FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 10. Experto 2 – Validación de la metodología

VALIDACION DE LA METODOLOGÍA

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Ríos Herrera, Josué Joel
Título y/o Grado	Doctor (x) Magister() Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	30/04/2023

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

MUY MAL (1) MALO (2) REGULAR (3) BUENO (4) EXCELENTE (5)

Mediante la tabla de evaluación de expertos usted tiene la facultad de evaluar la metodología de desarrollo de software involucradas mediante una serie de preguntas con puntuaciones especificadas al final de la tabla. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de las preguntas.

ÍTE M	PREGUNTAS	METODOLOGÍA		
		SCRUM	RUP	XP
1	¿Qué metodología brinda un mejor modelo de conocimiento para el trabajo de investigación?	4	3	3
2	¿Qué metodología propone un ciclo de vida en donde se indican las fases, las actividades y los productos más relevantes en el trabajo de investigación?	4	3	3
3	¿Qué metodología está enfocado a proyectos y es más fácil de entender y más auto organizado del equipo?	4	3	2
4	¿Qué metodología define claramente las reglas que se utilizaran en el sistema experto del trabajo de investigación?	4	3	3
5	¿Qué metodología tiene una estructura más jerárquica?	4	3	3
6	¿Qué metodología es más flexible?	4	3	2
7	¿Qué metodología cuenta con un énfasis una documentación de los procesos para el desarrollo del proyecto?	4	3	3
PUNTUACIÓN		28	21	19

FIRMA DEL EXPERTO



JOSUÉ HERRERA
INGENIERO DE SISTEMAS
Reg. C.P. Nº 127902

Anexo 11. Experto 3 - Validación del instrumento N° 1

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 1

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Gonzales Sánchez, Santiago Raúl
Título y/o Grado	Doctor (x) Magister() Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	27/11/2021

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

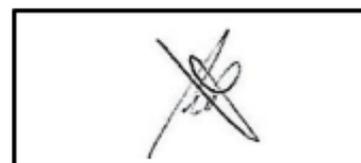
INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					90%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					90%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					90%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					90%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					90%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					90%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					90%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					90%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					90%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					90%
TOTAL						90%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

(X) El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

() El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 12. Experto 3 - Validación del instrumento N° 2

VALIDACION DEL INSTRUMENTO N° 2

II. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Gonzales Sánchez, Santiago Raúl
Título y/o Grado	Doctor (<input checked="" type="checkbox"/>) Magister(<input type="checkbox"/>) Ingeniero(<input type="checkbox"/>) Licenciado(<input type="checkbox"/>)
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	27/11/2021

TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab

Autores: Borjas Torres, Jeancarlos – Ramos Gonzales, Kevin Eduardo

Deficiente (0-20%) Regular(21-50%) Bueno(51-70%) Muy Bueno(71-80%) Excelente(81-100%)

Mediante la evaluación de expertos usted tiene la facultad de calificar la tabla de validación del instrumento involucradas mediante una serie de indicadores con puntuaciones especificadas en la tabla, con la valoración de 0% - 100%. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de items que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de los indicadores para su valoración.

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADOR	CRITERIO	VALORACIÓN				
		0-20%	21-50%	51-70%	71-80%	81-100%
CLARIDAD	Es formulado con lenguaje apropiado.					90%
OBJETIVIDAD	Esta expresado en conducta observable.					90%
ACTUALIDAD	Es adecuado el avance, la ciencia y tecnología.					90%
ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					90%
SUFICIENCIA	Comprende los aspectos de cantidad y calidad.					90%
INTENCIONALIDAD	Adecuado para valorar los aspectos del sistema metodológico y científico.					90%
CONSISTENCIA	Está basado en aspectos teóricos y científicos.					90%
COHERENCIA	En los datos respecto al indicador.					90%
METODOLOGÍA	Responde al propósito de investigación.					90%
PERTENENCIA	El instrumento es adecuado al tipo de investigación.					90%
TOTAL						90%

III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN

IV. OPCIÓN DE APLICABILIDAD

El instrumento puede ser aplicado, tal como está elaborado

El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado



FIRMA DEL EXPERTO

Anexo 13. Experto 3 – Validación de la metodología

VALIDACION DE LA METODOLOGIA

I. DATOS DEL EXPERTO

Apellidos y Nombres	Gonzales Sánchez, Santiago Raúl
Título y/o Grado	Doctor (x) Magister() Ingeniero() Licenciado()
Universidad que labora	Universidad César Vallejo
Fecha	27/11/2021

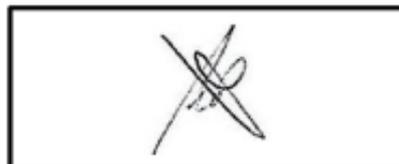
TESIS: Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab

MUY MAL (1) MALO (2) REGULAR (3) BUENO (4) EXCELENTE (5)

Mediante la tabla de evaluación de expertos usted tiene la facultad de evaluar la metodología de desarrollo de software involucradas mediante una serie de preguntas con puntuaciones especificadas al final de la tabla. Asimismo, se exhorta a las sugerencias de cambio de ítems que crea pertinente, con la finalidad de mejorar la coherencia de las preguntas.

ÍTE M	PREGUNTAS	METODOLOGÍA		
		SCRUM	RUP	XP
1	¿Qué metodología brinda un mejor modelo de conocimiento para el trabajo de investigación?	4	3	4
2	¿Qué metodología propone un ciclo de vida en donde se indican las fases, las actividades y los productos más relevantes en el trabajo de investigación?	5	4	4
3	¿Qué metodología está enfocado a proyectos y es más fácil de entender y más auto organizado del equipo?	5	3	4
4	¿Qué metodología define claramente las reglas que se utilizaran en el sistema experto del trabajo de investigación?	4	3	4
5	¿Qué metodología tiene una estructura más jerárquica?	4	4	3
6	¿Qué metodología es más flexible?	5	3	4
7	¿Qué metodología cuenta con un énfasis una documentación de los procesos para el desarrollo del proyecto?	4	4	4
PUNTUACIÓN		31	24	27

FIRMA DEL EXPERTO



Anexo 14. Desarrollo de la metodología SCRUM

Sistema de Recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023

Marco de trabajo SCRUM

Descripción de marco de trabajo

En esta parte de la investigación se plantea el proceso de desarrollo del sistema a través de la metodología ágil SCRUM, a través de una visión general seguidamente de las fases para el desarrollo

Según Schwaber, Ken y Sutherland, Jeff (2020). Los principios de scrum se pueden emplear en distintos tipos de proyectos en cualquier tipo de organización, los cuales se deben cumplir para garantizar la creatividad del marco de trabajo Scrum.

Visión General

Para el desarrollo del sistema se expondrá el lenguaje y herramientas que se utilizaron.

Roles y Responsables

Tabla 8. Roles y responsabilidades

ROL	ENCARGADO	TAREAS
Scrum Master	Jeancarlos Borjas Torres	Realiza las reuniones diarias, revisar sprint y realiza retrospectiva
Development Team	Kevin Ramos Gonzales	Realizar y validar las tareas propuestas.
Product Owner	Ing Luis Alberto Lopez Ordiales	Apoyar y priorizar el product backlog

Fuente: Elaboración propia

Herramientas

Tabla 9. Herramientas

HERRAMIENTAS		
N°	NOMBRE	DESCRIPCIÓN
SOFTWARE		
1	Visual studio code	Editor de código fuente desarrollado por Microsoft que se utiliza para escribir y depurar código en diferentes lenguajes de programación
2	Postman	Plataforma que permite el testeo la creación y uso de APIs.
3	Google Chrome	Navegador web por parte del cliente.
FRAMEWORK		
4	Django	Framework de desarrollo web de alto nivel y código abierto, escrito en Python
LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN		
5	Python	Lenguaje de programación caracterizado por su sintaxis clara y legible, facilitando la escritura y comprensión del código
LIBRERÍAS		
6	Pandas	Biblioteca de Python de código abierto que se utiliza para el análisis y la manipulación de datos
7	NumPy	Biblioteca de Python de código abierto que se utiliza para realizar cálculos numéricos y científicos de manera eficiente
8	SciPy	Biblioteca de Python de código abierto que se utiliza para algoritmos matemáticos
9	sklearn	Biblioteca de Python utilizada para el aprendizaje automático de código abierto

Fuente: Elaboración Propia

Visión del sistema

Creación de un Sistema de Recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab teniendo como resultado la recomendación de insumos químicos más vendidos y menos vendidos, permitiendo al proceso de almacén tener un índice de rotación de insumos químicos ayudando a la mejora del nivel de cumplimiento de entrega de insumos químicos.

Plan de trabajo del proyecto

Para el trabajo de investigación se definió un cronograma de actividades, así como la duración fecha de inicio, fecha de fin, las relaciones entre las actividades y los tiempos que se determinaron

Fecha de inicio:01/04/2023

Fecha de Término :08/07/2023

Duración del proyecto:50 días

Figura 24. Gant del proyecto

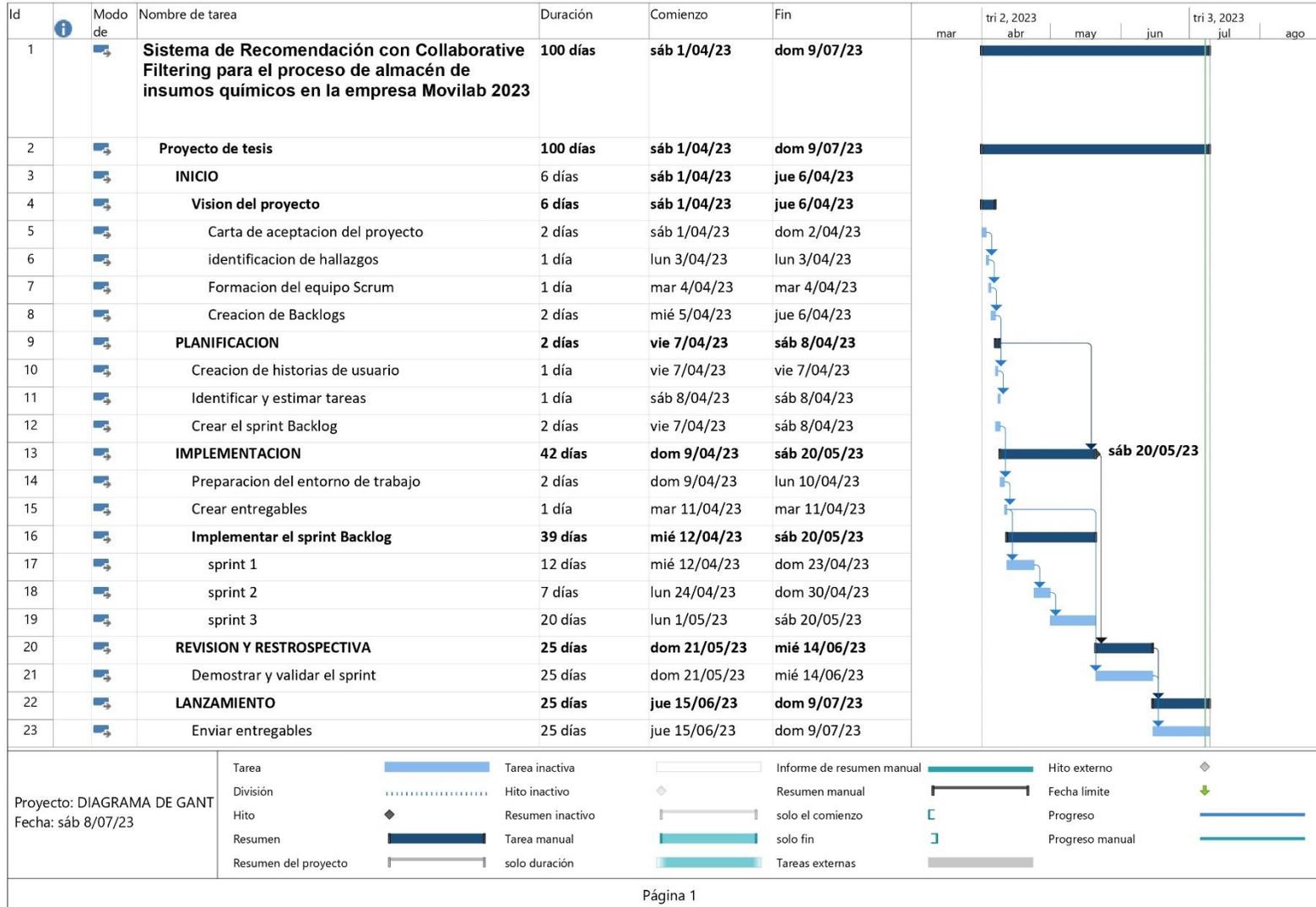


Tabla 10. Costos de la propuesta de solución

ITEM	CANTIDAD	PRECIO TOTAL
Hardware		
Servidor Local	1	Gratuito
Software		
Software libre	1	Gratuito
Recursos humanos		
Desarrollo de software e implementación	1	s/. 1200
Mantenimiento técnico anual	1	s/. 1500
	Total	s/. 2700

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Requerimientos funcionales iniciales

ID. REQUERIMIENTO	RFI01: Recopilación de datos de interacción de usuarios e insumos
Entradas	Archivo en formato csv
Salidas	Dataframe de usuarios e insumos

ID. REQUERIMIENTO	RFI02: Mostrar recomendaciones de los insumos más populares
Entradas	dataFrame insumos (productold, nombre) dataFrame salidas (userId, productID, cantidad)
Salidas	Productos más populares en formato Json Productos más populares en plantilla html

ID. REQUERIMIENTO	RFI03: Mostrar recomendaciones de los insumos menos populares
Entradas	dataFrame insumos (productold, nombre) dataFrame salidas (userId, productID, cantidad)

Salidas	Insumos más populares en formato Json Insumos más populares en plantilla html
---------	--

ID. REQUERIMIENTO	RFI04: Emplear un algoritmo de filtrado colaborativo basado en similitud de ítems
Entradas	Interacción entre insumos y usuarios
Salidas	Vecinos más cercanos de un determinado elemento

ID. REQUERIMIENTO	RFI05: Mostrar 1 recomendación del insumo más similar con respecto al mas popular
Entradas	Nombre del insumo
Salidas	Insumo similar

ID. REQUERIMIENTO	RFI06: Mostrar las recomendaciones en una interfaz visual para el usuario
Entradas	Data contenedora de la recomendación
Salidas	Información renderizada en plantilla html

ID. REQUERIMIENTO	RFI07: Mostrar las recomendaciones en formato Json para comunicación con APIs
Entradas	Data contenedora de la recomendación
Salidas	Json

Fuente: Elaboración propia

Creación de historias de usuario

Historia de Usuario N°1 : Recopilación de datos de interacción de usuarios e insumos.

Descripción:El sistema debe recopilar la información sobre las interacciones de los usuarios (UserId, prodId, cant) y el registro de salidas de insumos (userId, prodID)

Tabla 12. Historia de usuario 1

Historia de Usuario N° 1 - HU1		
Condiciones	PRIORIDAD	Muy Alta
<ul style="list-style-type: none">• Debe trabajar con dataframe• Debe alimentar con información en archivos CSV• Guardar en una variable independiente los datos de usuarios e insumos		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none">• Se requiere importar la librería pandas		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°2 : Mostrar recomendaciones de los insumos más populares

Descripción: De acuerdo a la data obtenida de los dataframe, se realizará la primera recomendación basada en popularidad de los insumos que más registros de salida hayan presentado

Tabla 13. Historia de usuario 2

Historia de Usuario N° 2 - HU2		
Condiciones	PRIORIDAD	Alta
<ul style="list-style-type: none">• Recibir información de los dataframe• Limitar la popularidad con registros de salidas mayor 4• Mostrar los 3 insumos más populares		

<ul style="list-style-type: none"> • Devolver la data en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas) 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Los dataframe deben estar cargados con información 		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°3 : Mostrar recomendaciones de los insumos menos populares

Descripción: De acuerdo a la data obtenida de los dataframe, se realizará la segunda recomendación basada en popularidad de los insumos que menos registros de salida hayan presentado

Tabla 14. Historia de usuario 3

Historia de Usuario N° 3 - HU3		
Condiciones	PRIORIDAD	Alta
<ul style="list-style-type: none"> • Recibir información de los dataframe • Mostrar los 3 insumos menos populares • Devolver la data en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas) 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Los dataframe deben estar cargados con información 		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°4 : Emplear un algoritmo de filtrado colaborativo basado en similitud de coseno.

Descripción: Para la recomendación por collaborative Filtering – item based, se requiere de la implementación de un algoritmo KNN basado en similitud de coseno

Tabla 15. Historia de usuario 4

Historia de Usuario N° 4 - HU4		
Condiciones	PRIORIDAD	Muy Alta
<ul style="list-style-type: none"> • Recibir una matriz dispersa con información de los usuarios e insumos • Emplear como métrica la distancia del coseno • Emplear algoritmo de fuerza bruta de búsqueda exhaustiva • Indicar el número de vecinos más cercanos en 2 • Priorizar el uso de todos los procesadores del computador • Entrenar el modelo 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Se requiere importar la librería Scikit-learn 		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°5 : Mostrar 1 recomendación del insumo más similar con respecto al más popular

Descripción: Se debe de mostrar el nombre del insumo con más similitud en relación a los tres insumos más populares, es decir un insumo por cada insumo más popular planteado en la historia de usuario N°2.

Tabla 16. Historia de usuario 5

Historia de Usuario N° 5 – HU5		
Condiciones	PRIORIDAD	Muy Alta
<ul style="list-style-type: none"> • Recibir los datos del insumo más popular • Emplear el modelo KNN para la recomendación • Recomendar 1 insumo similar • Guardar la data en una nueva variable 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Ninguna 		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°6 : Mostrar las recomendaciones en una interfaz visual para el usuario

Descripción: Las información que se obtenga de las recomendaciones debe ser renderizada en una interfaz de usuario, en Html dentro del framework empleado.

Tabla 17. Historia de usuario 6

Historia de Usuario N° 6 – HU6		
Condiciones	PRIORIDAD	Alta
<ul style="list-style-type: none"> • Obtener la información de las recomendaciones de la capa lógica del framework • Asignar una url para renderizar la información • Presentar la información en una interfaz amigable para el usuario 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Ninguna 		

Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario N°7 : Mostrar las recomendaciones en formato Json para comunicación con APIs

Descripción: Las informacion que se obtenga de las recomendaciones deben estar representadas en formato Json para la comunicación entre framework de frontend e integración de Apis

Tabla 18. Historia de usuario 7

Historia de Usuario N° 7 – HU7		
Condiciones	PRIORIDAD	Alta
<ul style="list-style-type: none"> • La información capturada en la capa lógica del framework debe debe ser convertida en archivos Json • Se debe de preparar una ruta para la información a consultar • La información debe ser capaz de poder ser consumida por un cliente frontend • Se debe permitir realizar solicitudes Http 		
Restricciones	USUARIOS	Todos
<ul style="list-style-type: none"> • Ninguna 		

Fuente: Elaboración propia

En la siguiente tabla se evidencia la determinación del impacto de prioridad que se asignó a cada uno de los requerimientos funcionales iniciales (RFI)

Tabla 19. Impacto de prioridad

Impacto de prioridad	Valor
Muy Alta	1
Alta	2
Media	3
Baja	4
Muy Baja	5

Fuente: Elaboración propia

Product Backlog

Según Schwaber, Ken y Sutherland, Jeff (2020) Es el trabajo pendiente conformado por una lista de necesidades para mejorar el producto(p11)

Tabla 20. Product Backlog

Items	Requerimiento Funcional	Historia	I.P
RF01	El sistema debe alimentar con información de archivos CSV, permitir el trabajo con dataframes y guardar en memoria los datos de usuarios e insumos	HU1	2
RF02	El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos más populares	HU2	2
RF03	El sistema debe limitar la popularidad con registros de salidas mayor 4 y capturar los 3 insumos más populares	HU2	2
RF04	El sistema debe devolver la data de los más populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)	HU2	2
RF05	El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos menos populares	HU3	1
RF06	El sistema debe mostrar los 3 insumos menos populares	HU3	2
RF07	El sistema debe devolver la data de los menos populares	HU3	2

	en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)		
RF08	El sistema debe recibir una matriz dispersa con información de los usuarios e insumos	HU4	2
RF09	El sistema debe emplear como métrica la distancia del coseno, algoritmo de fuerza bruta de búsqueda exhaustiva, número de vecinos más cercanos en 2, priorizar el uso de todos los procesadores del computador y entrenar el modelo con data	HU4	3
RF10	El sistema debe recibir los datos del insumo más popular y emplear el modelo KNN	HU5	1
RF11	El sistema debe de recomendar 1 insumo similar y guardar la data en memoria	HU5	2
RF12	El sistema debe de obtener la información de las recomendaciones de la capa lógica del framework y asignar una url para renderizar la información	HU6	2
RF13	El sistema debe de presentar la información en una interfaz amigable para el usuario	HU6	2
RF14	El sistema debe de capturar la información de la capa lógica	HU7	3

	del framework, devolver un json con información capaz de ser consumida por un cliente frontend y realizar solicitudes Http		
--	--	--	--

Fuente: Elaboración propia

A continuación, este puntaje se calificaría con la siguiente escala:

Tabla 21. Escala de prioridad Product Backlog

RANGO	NIVEL DE PRIORIDAD
Alto	3
Medio	2
Bajo	1

Fuente: Elaboración propia

Tabla 22. Sprint backlog

Items	Requerimiento Funcional	Historia	I.P
SPRINT 1	RF01: El sistema debe alimentar con información de archivos CSV, permitir el trabajo con dataframes y guardar en memoria los datos de usuarios e insumos	HU1	2
	RF02: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos más populares	HU2	2

	RF03: El sistema debe limitar la popularidad con registros de salidas mayor 4 y capturar los 3 insumos más populares	HU2	2
	RF04: El sistema debe devolver la data de los más populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)	HU2	2
	RF05: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos menos populares	HU3	1
	RF06: El sistema debe mostrar los 3 insumos menos populares	HU3	2
	RF07: El sistema debe devolver la data de los menos populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)	HU3	2
SPRINT 2	RF08: El sistema debe recibir una matriz dispersa con información de los usuarios e insumos	HU4	2
	RF09: El sistema debe emplear como métrica la distancia del coseno, algoritmo de fuerza bruta de búsqueda exhaustiva, número de vecinos más cercanos en 2, priorizar el uso de todos los procesadores del computador y entrenar el modelo con data	HU4	3

	RF10: El sistema debe recibir los datos del insumo más popular y emplear el modelo KNN	HU5	1
	RF11: El sistema debe de recomendar 1 insumo similar y guardar la data en memoria	HU5	3
SPRINT 3	RF12: El sistema debe de obtener la información de las recomendaciones de la capa lógica del framework y asignar una url para renderizar la información	HU6	2
	RF13: El sistema debe de presentar la información en una interfaz amigable para el usuario	HU6	2
	RF14: El sistema debe de capturar la información de la capa lógica del framework, devolver un json con información capaz de ser consumida por un cliente frontend y realizar solicitudes Http	HU7	2

Fuente: Elaboración propia

En las próximas páginas, se detallará el desarrollo del sistema representado por cada Sprint anteriormente señalado realizando un acta de reunión, el análisis de Sprint y los requerimientos funcionales del mismo, así como el código funcional e interfaces correspondientes. Finalmente el acta de cierre del Sprint que confirma la aceptación del desarrollo por parte del Product Owner.

Implementación del Sprint 1

Se dio por iniciado en Sprint 1, a partir del acta de inicio del Sprint 1 (anexo 18). En la siguiente tabla, se evidencia las tareas correspondientes al Sprint actual, por cada requerimiento funcional.

Tabla 23. Scrum Taskboard Sprint 1

Requerimiento Funcional	Historia	I.P
RF01: El sistema debe alimentar con información de archivos CSV, permitir el trabajo con dataframes y guardar en memoria los datos de usuarios e insumos	HU1	2
RF02: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos más populares	HU2	2
RF03: El sistema debe limitar la popularidad con registros de salidas mayor 4 y capturar los 3 insumos más populares	HU2	2
RF04: El sistema debe devolver la data de los más populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)	HU2	2
RF05: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos menos populares	HU3	1
RF06: El sistema debe mostrar los 3 insumos menos populares	HU3	2
RF07: El sistema debe devolver la data de los menos populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)	HU3	2

Fuente: Elaboración propia

Implementación de los requerimientos funcionales del Sprint 1

RF01: El sistema debe alimentar con información de archivos CSV, permitir el trabajo con dataframes y guardar en memoria los datos de usuarios e insumos

Se extrajo la información presente en los registros de salida del almacén en la empresa, para luego tratar la información de manera de que se plasmará en archivos CSV.

Figura 25. RF 01 lógica de programación

```
import pandas as pd
import numpy as np

# Create your views here.

# ruta absoluta
csv_path = os.path.join(BASE_DIR, 'collaborativeapp/file_csv/')

# obteniendo dataframe
df_prods = pd.read_csv(csv_path + 'prodsMovilab.csv',
                       usecols=['prodId', 'nomprod'],
                       dtype={'prodId': 'int32', 'nomprod':
                               'str'})

df_ratings = pd.read_csv(csv_path + 'ventasMovilab.csv',
                         usecols=['userId', 'prodId', 'cant'],
                         dtype={'userId': 'int32', 'prodId':
                               'int32', 'cant': 'float'})
```

Fuente: Elaboración propia

RF02: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos más populares

Figura 26. RF 02 lógica de programación

```
def popularity(request):

    # especie de join entre dataframes
    df_new = df_ratings.merge(df_prods, left_on='prodId', right_on='prodId')

    # obteniendo un promedio de los ratings del df_new
    mean_ratings = df_new.pivot_table(
        index='nomprod', values='cant', aggfunc=[len, np.mean])
    mean_ratings.columns = ['ratings', 'valoration']
```

Fuente: Elaboración propia

RF03: El sistema debe limitar la popularidad con registros de salidas mayor 4 y capturar los 3 insumos más populares

Figura 27. RF 03 lógica de programación

```
# mas populares con mas de X resgistros en salidas
popular = mean_ratings[mean_ratings['ratings'] > 4].sort_values(
    by='valoration', ascending=False).head(3)

# convetiendo cadena json
json_string = popular.to_json()
# convirtiendo objeto json valido
data = json.loads(json_string)
```

Fuente: Elaboración propia

RF04: El sistema debe devolver la data de los más populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)

Figura 28. RF 04 lógica de programación

```
combined_data = []
for key in data["ratings"]:
    combined_data.append({
        "key": key,
        "rating": data["ratings"][key],
        "valoration": data["valoration"].get(key)
    })
```

Fuente: Elaboración propia

RF05: El sistema debe recibir información de los dataframes para los insumos menos populares

Figura 29. RF 05 lógica de programación

```
# especie de join entre dataframes
df_new = df_ratings.merge(df_prods, left_on='prodId', right_on='prodId')

# obteniendo un promedio de los ratings del df_new
mean_ratings = df_new.pivot_table(
    index='nomprod', values='cant', aggfunc=[len, np.mean])
mean_ratings.columns = ['ratings', 'valoration']
```

Fuente: Elaboración propia

RF06: El sistema debe mostrar los 3 insumos menos populares

Figura 30. RF 06 lógica de programación

```
# menos populares
less_popular = mean_ratings.sort_values(
    by='valoration', ascending=True).head(3)

# convetiendo cadena json
json_string = less_popular.to_json()
# convirtiendo objeto json valido
data = json.loads(json_string)
```

Fuente: Elaboración propia

RF07: El sistema debe devolver la data de los menos populares en una variable (nombre, promedio de KG y número de salidas)

Figura 31. RF 07 lógica de programación

```
combined_data = []
for key in data["ratings"]:
    combined_data.append({
        "key": key,
        "rating": data["ratings"][key],
        "valoration": data["valoration"].get(key)
    })
```

Fuente: Elaboración propia

Implementación del Sprint 2

Se dio por iniciado en Sprint 2, a partir del acta de inicio del Sprint 2 (anexo 19). En la siguiente tabla, se evidencia las tareas correspondientes al Sprint actual, por cada requerimiento funcional.

Tabla 24. Scrum Taskboard Sprint 2

Requerimiento Funcional	Historia	I.P
RF08: El sistema debe recibir una matriz dispersa con información de los usuarios e insumos	HU4	2

RF09: El sistema debe emplear como métrica la distancia del coseno, algoritmo de fuerza bruta de búsqueda exhaustiva, número de vecinos más cercanos en 2, priorizar el uso de todos los procesadores del computador y entrenar el modelo con data	HU4	3
RF10: El sistema debe recibir los datos del insumo más popular y emplear el modelo KNN	HU5	1
RF11: El sistema debe de recomendar 1 insumo similar y guardar la data en memoria	HU5	2

Fuente: Elaboración propia

Implementación de los requerimientos funcionales del Sprint 2

RF08: El sistema debe recibir una matriz dispersa con información de los usuarios e insumos

Figura 32. RF 08 lógica de programación

```
# mostrando matriz por indices de productos
prod_user_mat = df_ventas_drop_users.pivot(
    index='prodId',
    columns='userId', |
    values='cant'
).fillna(0)

#***** USANDO DF_PRODS

# Mapeando entre nombre de cada insumo y su índice numerico
# Creando diccionario que mapea el nombre de cada insumo a un índice numerico
prod_to_idx = {
    prod: i for i, prod in
    enumerate(list(df_prods.set_index('prodId').loc[prod_user_mat.index].nomprod))
}

# Matriz dispersa
prod_user_mat_sparse = csr_matrix(prod_user_mat.values)
```

Fuente: Elaboración propia

RF09: El sistema debe emplear como métrica la distancia del coseno, algoritmo de fuerza bruta de búsqueda exhaustiva, número de vecinos más cercanos en 2, priorizar el uso de todos los procesadores del computador y entrenar el modelo con data

Figura 33. RF 09 lógica de programación

```
# 4. Making Recommendations

# libreria sklearn: pip install sklearn
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors

# Definiendo modelo de algoritmo KNN
model_knn = NearestNeighbors(metric='cosine',
                             algorithm='brute',
                             n_neighbors=2,
                             n_jobs=-1)

# fit - entrenamiento
model_knn.fit(prod_user_mat_sparse)
```

Fuente: Elaboración propia

RF10: El sistema debe recibir los datos del insumo más popular y emplear el modelo KNN

Figura 34. RF 10 lógica de programación

```
def make_recommendation(model_knn, data, mapper, fav_movie,
                       n_recommendations):
    # fit
    model_knn.fit(data)

    # get input movie index
    idx = fuzzy_matching(mapper, fav_movie, verbose=True)

    # inference
    distances, indices = model_knn.kneighbors(data[idx],
                                             n_neighbors=n_rec
                                             ommendations+1)

    # get list of raw idx of recommendations
    raw_recommends = \
        sorted(list(zip(indices.squeeze().tolist(), distances.
                        squeeze().tolist())), key=lambda x: x[1])[::-1])

    # get reverse mapper
    reverse_mapper = {v: k for k, v in mapper.items()}

    return [reverse_mapper[idx] for i, (idx, dist) in enumerate
            (raw_recommends)]
```

Fuente: Elaboración propia

RF11: El sistema debe de recomendar 1 insumo similar y guardar la data en memoria

Figura 35. RF 11 lógica de programación

```
def collaborative(request):

    #ejecutando
    dataCF = make_recommendation(model_knn=model_knn,
                                data=prod_user_mat_sparse,
                                fav_movie='aceite de pino',
                                mapper=prod_to_idx,
                                n_recommendations=1)

    # RENDERIZANDO A TEMPLATE
    context = {"dataCF": dataCF}
    return render(request, 'collaborative.html', context)
```

Fuente: Elaboración propia

Implementación del Sprint 3

Se dio por iniciado en Sprint 3, a partir del acta de inicio del Sprint 1 (anexo 20). En la siguiente tabla, se evidencia las tareas correspondientes al Sprint actual, por cada requerimiento funcional.

Tabla 25. Scrum Taskboard Sprint 3

Requerimiento Funcional	Historia	I.P
RF12: El sistema debe de obtener la información de las recomendaciones de la capa lógica del framework y asignar una url para renderizar la información	HU6	2
RF13: El sistema debe de presentar la información en una interfaz amigable para el usuario	HU6	2
RF14: El sistema debe de capturar la información de la	HU7	3

capa lógica del framework, devolver un json con información capaz de ser consumida por un cliente frontend y realizar solicitudes Http		
--	--	--

Fuente: Elaboración propia

RF12: El sistema debe de obtener la información de las recomendaciones de la capa lógica del framework y asignar una url para renderizar la información

Figura 36. RF 12 lógica de programación

```

<h1>Top 3 insumos mas populares</h1>
<!-- <div> {{ json_data }} </div> -->

<div>
  {% for item in combined_data %}
    <h3>{{ item.key }}</h3>
    <li>Registros salidas : {{ item.rating }}</li>
    <li>Promedio en Kg : {{ item.valoracion }}</li>
    
  {% endfor %}
</div>

<div>
  <h3>Recomendacion por filtrado colaborativo</h3>
  {{ dataCF }}
</div>

```

```

from django.contrib import admin
from django.urls import path
from collaborativeapp.views import *

urlpatterns = [
    #path('', popularity),
    path('admin/', admin.site.urls),
    path('popularity/', popularity),
    path('lesspopularity/',
    less_popularity),
    path('collaborative/',
    collaborative),

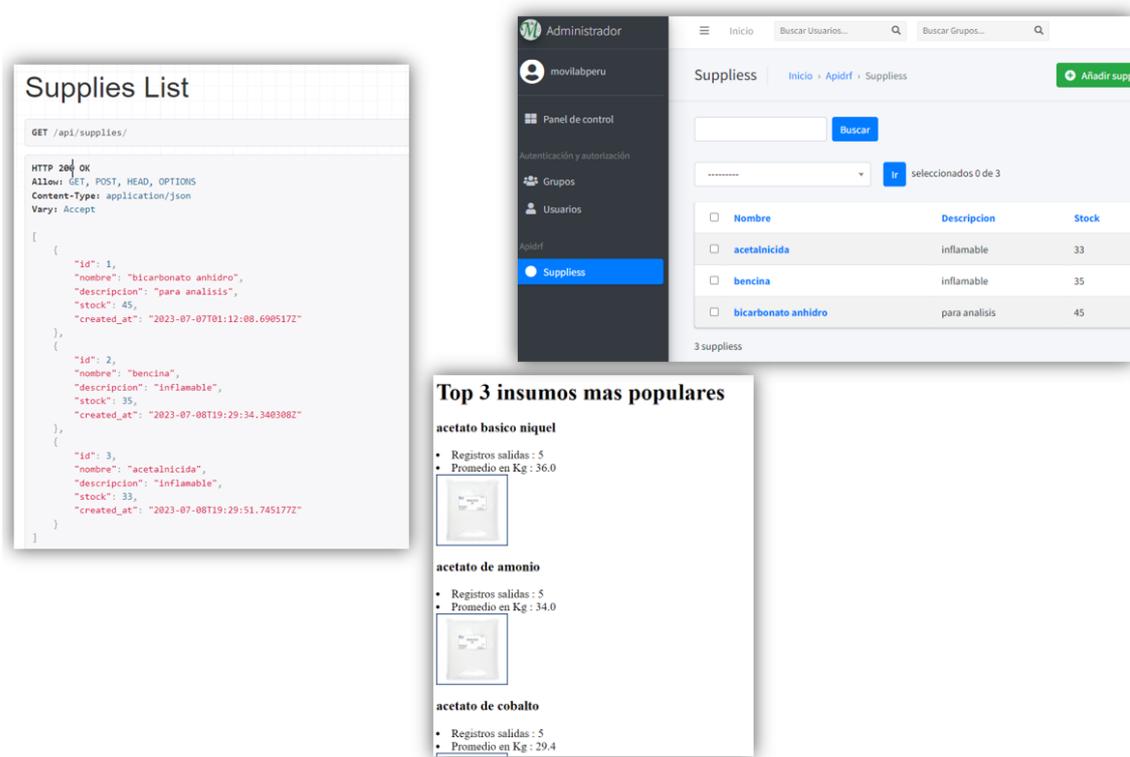
    #path('', getcsv),

```

Fuente: Elaboración propia

RF13: El sistema debe de presentar la información en una interfaz amigable para el usuario

Figura 37. RF 13 Interfaz



Fuente: Elaboración propia

RF14: El sistema debe de capturar la información de la capa lógica del framework, devolver un json con información capaz de ser consumida por un cliente frontend y realizar solicitudes Http

Figura 38. RF 14 archivos Json

```
1  [
2  "data": {
3    "ratings": {
4      "acetato basico niquel": 5,
5      "acetato de amonio": 5,
6      "acetato de cobalto": 5
7    },
8    "valoration": {
9      "acetato basico niquel": 36.0,
10     "acetato de amonio": 34.0,
11     "acetato de cobalto": 29.4
12   }
13 }
14 ]
```

Fuente: Elaboración propia

Anexo 15. CRISP-DM

1. Comprensión del negocio

1.1. Determinar los objetivos del negocio

Objetivo: Desarrollar un sistema con Collaborative Filtering para la recomendación de productos a los usuarios en función a comportamientos y preferencias.

Movilab, la empresa en cuestión, dedicada a la comercialización de insumos químicos, cuya cartera de clientes es conformada por empresas en el mismo rubro, entidades académicas, etc. Entre los objetivos empresariales, plantea la adopción de tecnologías dentro las labores en sus procesos, es por ello que define:

- Contar con una mejor rotación del inventario.
- Cumplir con las órdenes de los clientes en una mayor escala.

1.2. Evaluar la situación

Para trabajar la data para realizar las recomendaciones, se requiere de archivos en formato CSV con información relevante acerca de los productos y salidas de estos, desde el 01/04/2023 hasta el 29/04/2023. La información que será útil al momento de realizar el tratamiento de los datos que se encuentran en formato CSV serian usuarios, productos y ranking de estos.

1.3. Determinar el objetivo de la minería de datos

Los objetivos de la minería de datos son:

- Recomendar los productos más populares del almacén en función al historial de los usuarios.
- Recomendar productos similares basando en sus características de los que mayor ranking poseen.

1.4. Plan del proyecto

Se divide en 4 etapas:

Tabla 26. Etapas del proyecto de Crisp-DM

ETAPA	DESCRIPCIÓN	TIEMPO ESTIMADO
1	Comprensión de los objetivos del negocio	1 semana
2	Análisis de los datos y la información que conforman los registros de datos.	1 semana
3	Preparación de los datos para la el sistema de recomendación	3 semanas
4	Modelamiento de los datos	2 semanas

2. Comprensión de los datos

2.1. Obtener los datos iniciales

- Datos existentes

Para la extracción de los datos iniciales, se consultaron registros de salidas de los productos de almacén en físico encontrados en la empresa.

- Datos adicionales

Id de los clientes, Id de los insumos, usos de los insumos

2.2. Describir los datos

En los registros en físico, se cuenta con datos como fecha, nombre de clientes, dirección del cliente, ruc del cliente, nombre del insumo, descripción del insumo y la cantidad del insumo que está saliendo. Por otro lado, se adquirió información adicional sobre el id y uso de cada insumo además del id de cada cliente de forma más detallada.

3. Preparación de los datos

3.1. Seleccionar los datos

De los datos recuperados de los registros en físico, se seleccionan los siguientes:

- Id de los clientes
- Nombre del cliente
- Id de los insumos
- Nombre del insumo
- Cantidad de salida insumos

3.2. Limpiar los datos

En los datos de los registros de salidas se encontraron ítems los cuales no se tomarán a consideración para la elaboración del sistema de recomendación, se ha visto viable trabajar con la totalidad de los registros recuperados al no haber encontrados registros duplicados, valores faltantes o por corregir inconsistencias.

3.3. Dar formato a los datos

Los datos recuperados se trabajarán bajo el formato de CSV, es por ello que se procede a pasar de registros físicos a la digitalización.

Figura 39. Dar formato a los datos

producto	nomprod	usos
1	aceite de coco	cosmeticos alimentacion
2	aceite de pino	limpieza
3	acetanilida	farmaceuticos
4	acetato basico niquel	construccion quimicos
5	acetato de amonio	alimentacion quimicos
6	acetato de bario	quimicos
7	acetato de cadmio	quimicos
8	acetato de calcio	quimicos alimentacion
9	acetato de cobalto	construccion quimicos
10	acetato de cobre	agricultura electrónica textil

3.4. Procesamiento de los datos

Se realizó un conteo de la cantidad de registros ya sea por insumo, y por registro de salida dentro del mes de abril. Se utilizó la librería

pandas para leer y manipular los datos de los archivos CSV en Python.

Figura 40. Procesamiento de los datos Csv

```
import pandas as pd
import numpy as np

#1. cargando los CSV en variables
df_prods = pd.read_csv('ml-latest-small/productosmovilab.csv', usecols=['prodId', 'nomprod'],
                      dtype={'prodId': 'int32', 'nomprod': 'str'})

df_ventas = pd.read_csv('ml-latest-small/ventasmovilab.csv', usecols=['userId', 'prodId', 'cant'],
                       dtype={'userId': 'int32', 'prodId': 'int32', 'cant': 'float'})
```

Fuente: Elaboración propia

4. Modelado

4.1. Seleccionar técnica de modelamiento

Se realizará un filtrado colaborativo basado en vecinos más cercanos basados en usuarios, la cual calcula la similitud entre usuarios para recomendar basándose en preferencias de los usuarios similares.

Se empleó la librería Scikit-learn con el módulo sklearn.neighbors para trabajar con algoritmos de vecinos más cercanos (k-nearest neighbors). Este módulo contiene implementaciones eficientes de algoritmos basados en vecinos para clasificación, regresión y búsqueda de vecinos más cercanos.

4.2. Generar diseño de prueba

El diseño de las pruebas se basa en los parámetros del algoritmo, al tener una serie de parámetros ajustables:

- Metric = 'cosine'
- Algorithm = 'brute'
- n_neighbors = 2
- n_jobs = -1

4.3. Construir el modelo

En esta etapa se construye el modelo de filtrado colaborativo utilizando el algoritmo K-NN de la librería sklearn.neighbors, el cual encuentra a los vecinos más cercanos a un usuario objetivo y recomienda insumos basados en las preferencias de los vecinos.

Figura 41. Construir el modelo

```
# libreria sklearn: pip install sklearn|
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors

# Definiendo algoritmo KNN
model_knn = NearestNeighbors(metric='cosine',
                             algorithm='brute',
                             n_neighbors=2,
                             n_jobs=-1)
# fit
model_knn.fit(prod_user_mat_sparse)
```

Fuente: Elaboración propia

Anexo 16. CONFIABILIDAD DE LOS INSTRUMENTOS

Hipótesis estadísticas

Ho: La muestra cuenta con una distribución normal

Ha: La muestra cuenta con una distribución no normal

Donde/Criterios/Decisión

Nivel de confianza 95%

$p < 0.05$; Se rechaza la hipótesis nula, aceptando que la muestra cuenta con una distribución no normal

$p \geq 0.05$; Se acepta la hipótesis nula, aceptando que la muestra cuenta con una distribución normal.

INDICADOR 1: Índice de rotación de mercancías

Debido a que el tamaño de elementos a evaluar fue de 10 en dos momentos diferentes con similares condiciones, se trabaja con Shapiro-Wilk para calcular la confiabilidad del instrumento que mide al indicador “Índice de duración de mercancías”.

Figura 42. Confiabilidad Instrumento N°1 - Prueba de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Test_Indice_rotacion_mercancias	,125	10	,200*	,929	10	,435
Retest_Indice_rotacion_mercancias	,126	10	,200*	,942	10	,576

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Fuente: Elaboración propia

La tabla indica que el sig. del Test es 0.435 y el sig. del Retest es 0.576, en donde ambos valores son mayores a 0.05, entonces se acepta la hipótesis nula, afirmando que los datos cuentan con una **distribución normal**.

En base a los resultados obtenidos en la prueba de normalidad, aceptando la hipótesis nula, se evalúa el coeficiente de Pearson para comprobar la confiabilidad del instrumento.

Figura 43. Confiabilidad Instrumento N°1 - Coeficiente de Pearson

		Correlaciones	
		Test_Indice_rotacion_mercancias	Retest_Indice_rotacion_mercancias
Test_Indice_rotacion_mercancias	Correlación de Pearson	1	,990**
	Sig. (bilateral)		<.001
	N	10	10
Retest_Indice_rotacion_mercancias	Correlación de Pearson	,990**	1
	Sig. (bilateral)	<.001	
	N	10	10

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia

La tabla indica que el valor de Correlación de Pearson es 0.99, por lo tanto, queda determinado que **el instrumento es confiable**.

INDICADOR 2: Nivel de cumplimiento de entrega

Debido a que el tamaño de elementos a evaluar fue de 10 en dos momentos diferentes con similares condiciones, se trabaja con Shapiro-Wilk para calcular la confiabilidad del instrumento que mide al indicador “Nivel de cumplimiento de entrega”.

Figura 44. Confiabilidad Instrumento N°2 – Prueba de Normalidad

	Pruebas de normalidad					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Test_Nivel_cumplimiento_entregas	,269	10	,039	,796	10	,013
Retest_Nivel_cumplimiento_entrega	,266	10	,044	,806	10	,017

a. Corrección de significación de Lilliefors

Fuente: Elaboración propia

La tabla indica que el sig. del Test es 0.013 y el sig. del Retest es 0.017, en donde los valores son menores a 0.05, entonces se rechaza la hipótesis nula, afirmando que los datos cuentan con una **distribución no normal**.

En base a los resultados obtenidos en la prueba de normalidad, rechazando la hipótesis nula, se evalúa el coeficiente de Spearman para comprobar la confiabilidad del instrumento.

Figura 45. Confiabilidad Instrumento N°2 – Coeficiente de Spearman

Correlaciones

			Test_Nivel_c umplimiento_ entregas	Retest_Nivel_ cumplimiento_ _entrega
Rho de Spearman	Test_Nivel_cumplimiento_ _entregas	Coefficiente de correlación	1,000	,987**
		Sig. (bilateral)	.	<.001
		N	10	10
	Retest_Nivel_cumplimie nto_entrega	Coefficiente de correlación	,987**	1,000
		Sig. (bilateral)	<.001	.
		N	10	10

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia

La tabla indica que el valor de Correlación de Spearman es 0.98, por lo tanto, queda determinado que **el instrumento es confiable**.

Anexo 17. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

El presente estudio tiene un diseño pre experimental con dos mediciones en un tiempo llamado antes y otro llamado después (Pre y Post)

ANÁLISIS PRELIMINAR DE LAS VARIABLES

Tipo	Variable	Dimensión	Indicador
Variable Dependiente	Proceso de Almacén	Control de inventario	Índice de Rotación de Mercancía
		Almacenamiento	Nivel de cumplimiento de entrega

ESTUDIO CON 1 SOLA MEDICIÓN (el valor de la medición pretest es brindada por la empresa)

1. PROCESAMIENTO DE LOS DATOS

Nivel de cumplimiento de entrega

Índice de rotación de mercancías

	NCE	D_NCE
1	81,30	100,00
2	77,80	100,00
3	78,90	100,00
4	100,00	100,00
5	84,60	90,00
6	75,40	100,00
7	100,00	100,00
8	77,80	83,30
9	100,00	100,00
10	81,80	100,00
11	100,00	100,00
12	100,00	100,00
13	72,70	80,00
14	84,60	100,00
15	81,30	100,00
16	100,00	100,00
17	87,50	100,00
18	90,00	100,00
19	100,00	100,00
20	90,00	100,00
21	75,00	92,30
22	76,90	100,00
23	100,00	100,00

IRM	D_IRM
3,20	3,10
2,80	6,20
3,00	5,30
3,40	7,50
1,60	7,90
2,40	4,80
1,80	5,70
1,80	4,40
2,20	6,60
2,20	7,00
1,60	3,50
3,00	3,50
1,60	1,80
2,20	7,50
3,20	4,00
3,60	4,00
,80	4,00
2,00	4,40
2,60	7,00
1,80	4,40
1,60	4,80
2,10	7,90
2,20	5,70

2. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE LOS DATOS (para variables cuantitativas)

INDICADOR 1: Índice de rotación de mercancías

En el siguiente gráfico se puede observar los estadísticos tales como media, mediana, moda y la desviación que se presentan en los valores procesados por SPSS.

Figura 46. Estadísticos descriptivos - IRM

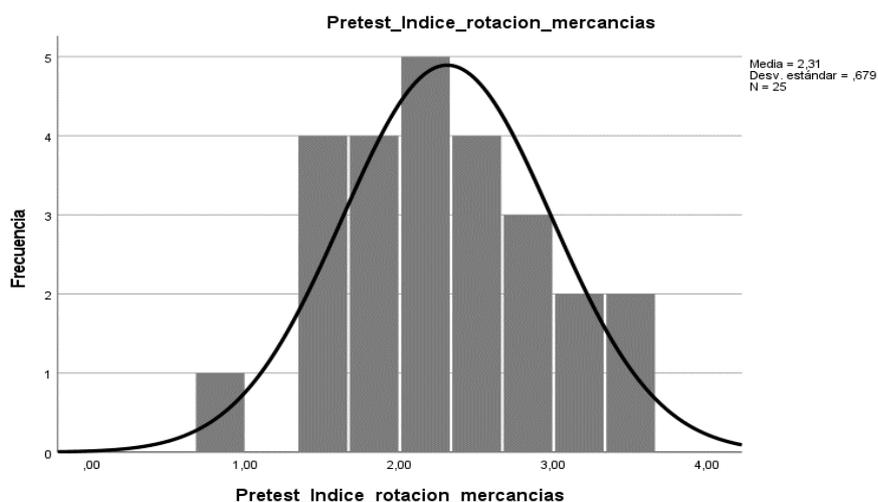
N	Pretest_Indice_rotacion_mercancias		Posttest_Indice_rotacion_mercancias	
	Válido	Perdidos		
	25	0	25	0
Media		2,3080		5,3520
Mediana		2,2000		5,3000
Moda		1,60 ^a		4,00 ^a
Desv. Desviación		,67941		1,65583
Mínimo		,80		1,80
Máximo		3,60		7,90

Fuente: Elaboración propia

El presente indicador se puede tomar como referencia tanto el valor de la media como el de la mediana, por cuestión de estandarización se utilizará la media, debido a la naturaleza de la variable y a que la desviación estándar se encuentra dentro de valores aceptables.

Como se aprecia a continuación a través de un histograma, la distribución de los valores se encuentra en un rango del 1.5% al 3.5% aproximadamente. Teniendo una media de 2.31%, para el indicador Índice de rotación de mercancías en la medición del pretest.

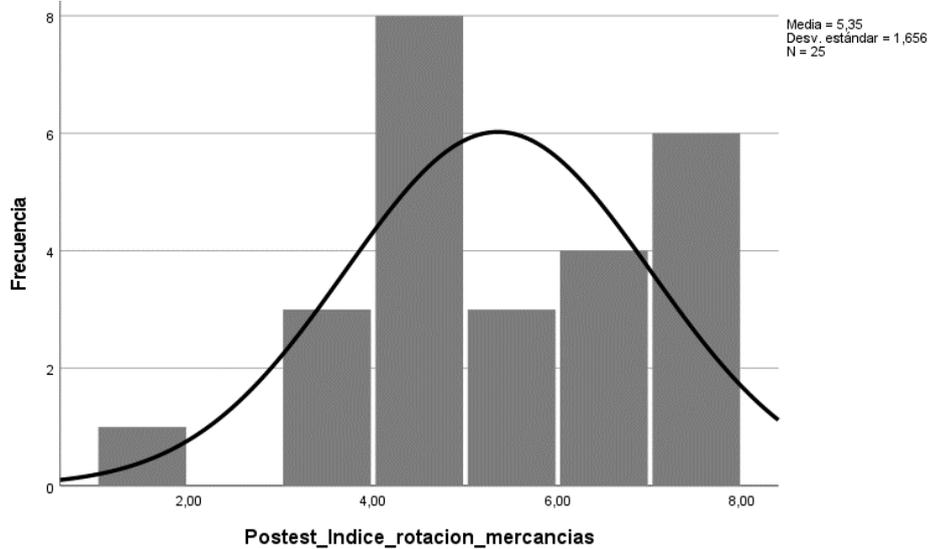
Figura 47. Histograma - Pretest IRM



Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, en la representación de un histograma para el indicador Índice de rotación de mercancías en la medición del Postest, se puede apreciar que la distribución de los valores se centra en un rango del 4% al 8% obteniendo así una media de un 5.35%.

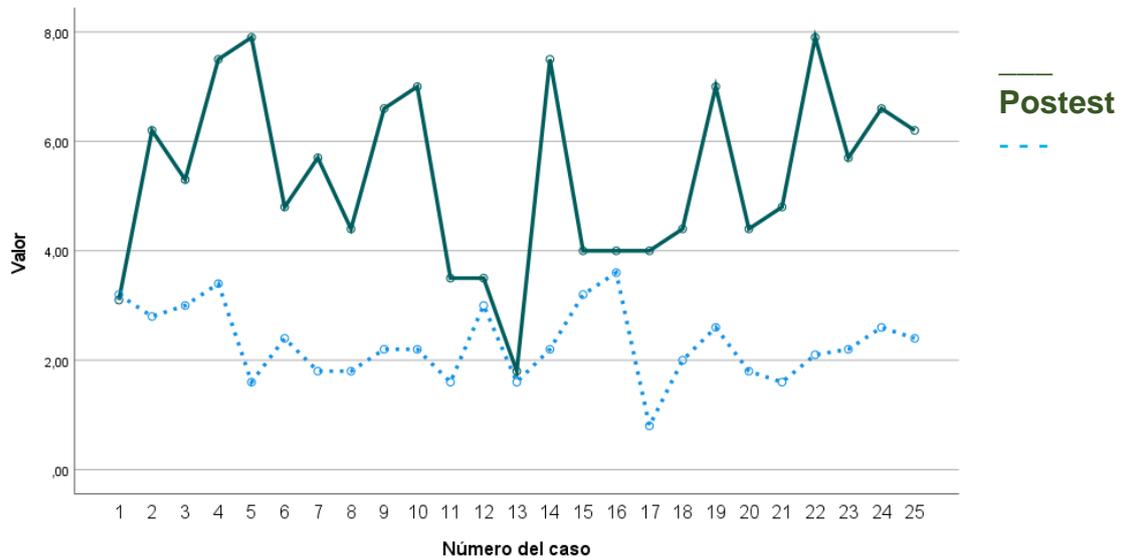
Figura 48. Histograma – Postest IRM



Fuente: Elaboración propia

En el siguiente gráfico de líneas se puede apreciar ambos resultados en la medición del Pretest y Postest representando en un solo esquema.

Figura 49. IRM – Grafico Pretest y Postest



Fuente: Elaboración propia

El Índice de rotación de mercancías ha aumentado significativamente, contrastando que en el pretest se obtuvo un valor de 2.31% frente a un 5.35% en el Postest. Tal como se refleja en el gráfico, los valores después de la implementación del sistema incrementaron llegando a valores cercanos al 8%.

INDICADOR 2: Nivel de cumplimiento de entrega

En el siguiente gráfico se puede observar los estadísticos tales como media, mediana, moda y la desviación que se presentan en los valores procesados por SPSS.

Figura 50. Estadísticos descriptivos - NCE

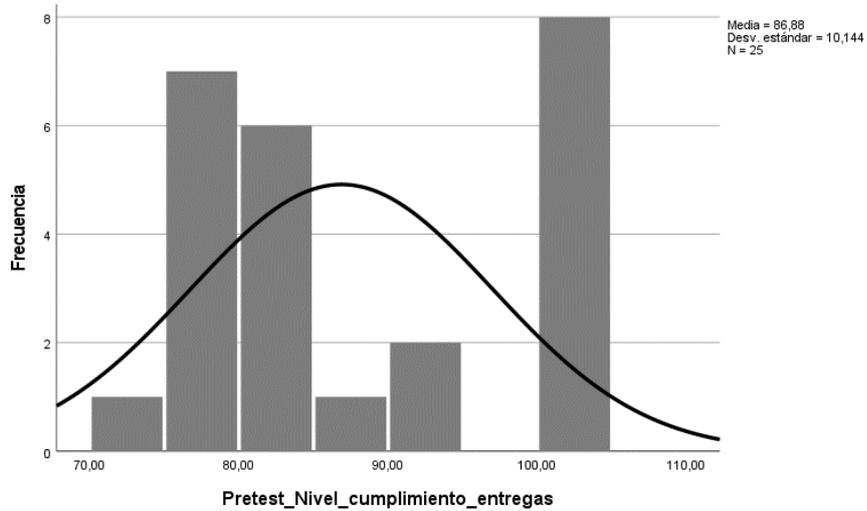
		Pretest_Nivel _cumplimient o_entregas	Postest_Nivel _cumplimient o_entrega
N	Válido	25	25
	Perdidos	0	0
Media		86,8760	97,3240
Mediana		84,6000	100,0000
Moda		100,00	100,00
Desv. Desviación		10,14447	5,82883
Mínimo		72,70	80,00
Máximo		100,00	100,00

Fuente: Elaboración propia

La media es el valor a utilizar para este indicador, debido a la naturaleza de la variable, la desviación estándar dentro de valores aceptables y una mediana no tan precisa en lo que respecta la ponderación en el Postest.

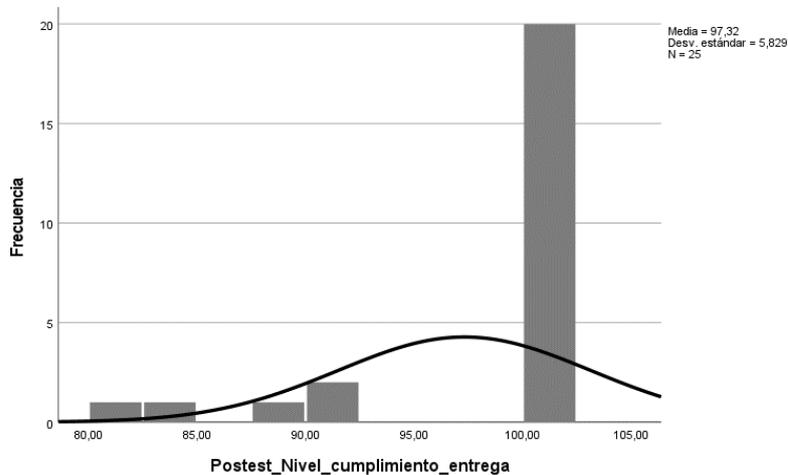
Como se aprecia a continuación a través de un histograma, la distribución de los valores se encuentra en un rango del 70% al 100%. Teniendo una media de 86.88%, para el indicador Nivel de cumplimiento de entrega en la medición del pretest.

Figura 51. Histograma – Pretest NCE



Por otro lado, la representación de un histograma del indicador Nivel de cumplimiento de entregas en la medición del Posttest, se puede apreciar que la distribución de los valores se centra en la escala del 100%, obteniendo así una media de un 97.32%.

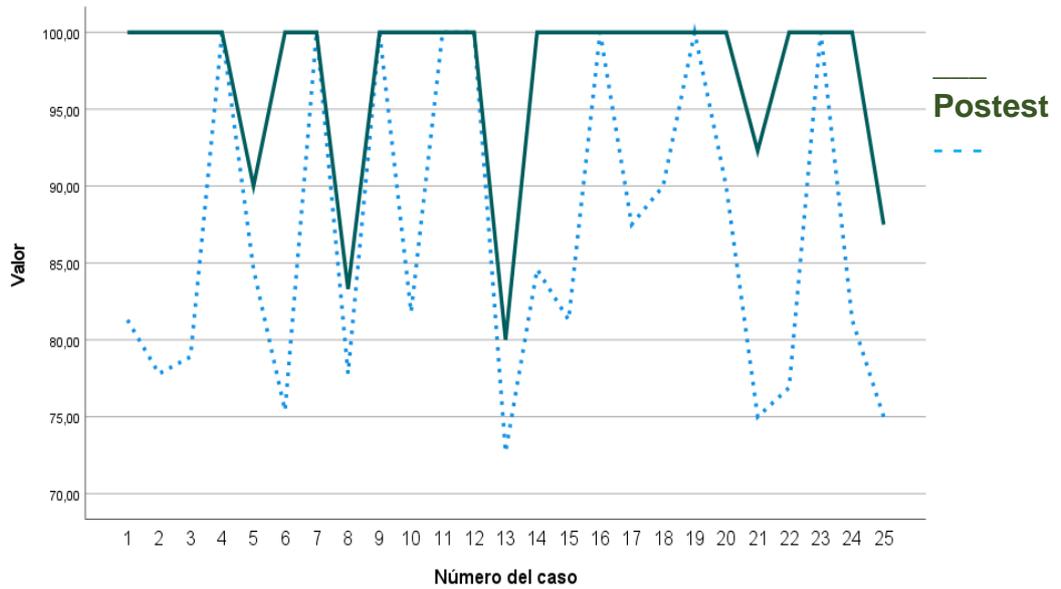
Figura 52. Histograma – Postest NCE



Fuente: Elaboración propia

En el siguiente gráfico de líneas se puede apreciar ambos resultados en la medición del Pretest y Postest representando en un solo esquema.

Figura 53. NCE - Grafico Pretest y Postest



Fuente: Elaboración propia

El nivel de cumplimiento de entrega ha aumentado significativamente, contrastando que en el pretest se obtuvo un valor de 86.88% frente a un 97.32% en el Postest. El nivel de cumplimiento de entrega ha aumentado significativamente, contrastando que en el pretest se obtuvo un valor de 86.88% frente a un 97.32% en el Postest. Tal como se refleja en el gráfico, los valores después de la implementación del sistema se mantuvieron más cerca al 100.

Anexo 18. Acta de inicio: Reunión del Sprint 1

ACTA DE INICIO: REUNIÓN DEL SPRINT 1

Fecha: 10 de abril de 2023

Encargado	Rol
López Ordiales, Luis Alberto	Product Owner
Borjas Torres, Jeancarlos	Scrum Master
Ramos Gonzales, Kevin Eduardo	Development Team

En la empresa "Movilab", siendo el 10 de abril del 2023 en cumplimiento con los puntos establecidos en el plan de trabajo para el adecuado desarrollo del "Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023", se realiza la carta de aprobación para el desarrollo de los cumplimientos funcionales correspondientes al Sprint 1.

Los elementos de la lista del entregable son:

Código	Historia de Usuario
HU01	Recopilación de datos de interacción de usuarios e insumos
HU02	Mostrar recomendaciones de los insumos mas populares
HU03	Mostrar recomendaciones de los insumos menos populares

Luego de la verificación de las funcionalidades a desarrollar correspondientes al Sprint 1, el gerente general manifiesta su total conformidad del producto tecnológico. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.

LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
GERENTE GENERAL

Anexo 19. Acta de inicio: Reunión del Sprint 2

ACTA DE INICIO: REUNIÓN DEL SPRINT 2

Fecha: 24 de abril de 2023

Encargado	Rol
López Ordiales, Luis Alberto	Product Owner
Borjas Torres, Jeancarlos	Scrum Master
Ramos Gonzales, Kevin Eduardo	Development Team

En la empresa "Movilab", siendo el 24 de abril del 2023 en cumplimiento con los puntos establecidos en el plan de trabajo para el adecuado desarrollo del "Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023", se realiza la carta de aprobación para el desarrollo de los cumplimientos funcionales correspondientes al Sprint 2.

Los elementos de la lista del entregable son:

Código	Historia de Usuario
HU04	Emplear un algoritmo de filtrado colaborativo basado en similitud de coseno.
HU05	Mostrar 1 recomendación del isumo mas similar con respecto al mas popular

Luego de la verificación de las funcionalidades a desarrollar correspondientes al Sprint 2, el gerente general manifiesta su total conformidad del producto tecnológico. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.

LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES



Anexo 20. Acta de inicio: Reunión del Sprint 3

ACTA DE INICIO: REUNIÓN DEL SPRINT 3

Fecha: 02 de mayo de 2023

Encargado	Rol
López Ordiales, Luis Alberto	Product Owner
Borjas Torres, Jeancarlos	Scrum Master
Ramos Gonzales, Kevin Eduardo	Development Team

En la empresa "Movilab", siendo el 02 de mayo del 2023 en cumplimiento con los puntos establecidos en el plan de trabajo para el adecuado desarrollo del "Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023", se realiza la carta de aprobación para el desarrollo de los cumplimientos funcionales correspondientes al Sprint 3.

Los elementos de la lista del entregable son:

Código	Historia de Usuario
HU06	Mostrar las recomendaciones en una interfaz visual para el usuario
HU07	Mostrar las recomendaciones en formato Json para comunicación con APIs

Luego de la verificación de las funcionalidades a desarrollar correspondientes al Sprint 3, el gerente general manifiesta su total conformidad del producto tecnológico. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.



LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
GERENTE GENERAL

Anexo 21. Acta de cierre: Reunión de Sprint 1

ACTA DE CIERRE: REUNIÓN SPRINT 1

Fecha: 23/04/21

Datos Generales			
Empresa	Movilab del Perú		
Proyecto	Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023		
Equipo de trabajo – Team Scrum			
Rol	Participantes		
Product Owner	López Ordiales, Luis Alberto		
Scrum Master	Borjas Torres, Jeancarlos		
Team Development	Ramos Gonzales, Kevin Eduardo		
Estado del Avance			
Historia de Usuario	Inicio	Parcial	Completo
Recopilación de datos de interacción de usuarios e insumos			X
Mostrar recomendaciones de los insumos mas populares			X
Mostrar recomendaciones de los insumos menos populares			X

Luego de las verificaciones a desarrollar correspondientes al Sprint 1, el gerente de la empresa Movilab manifiesta la total conformidad del producto en cual se está desarrollando en el presente proyecto. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.



LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
GERENTE GENERAL

Anexo 22. Acta de cierre: Reunión de Sprint 2

ACTA DE CIERRE: REUNIÓN SPRINT 2

Fecha: 30/04/21

Datos Generales			
Empresa	Movilab del Perú		
Proyecto	Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023		
Equipo de trabajo – Team Scrum			
Rol	Participantes		
Product Owner	López Ordiales, Luis Alberto		
Scrum Master	Borjas Torres, Jeancarlos		
Team Development	Ramos Gonzales, Kevin Eduardo		
Estado del Avance			
Historia de Usuario	Inicio	Parcial	Completo
Emplear un algoritmo de filtrado colaborativo basado en similitud de coseno.			X

Luego de las verificaciones a desarrollar correspondientes al Sprint 2, el gerente de la empresa Movilab manifiesta la total conformidad del producto en cual se está desarrollando en el presente proyecto. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.



 LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
 GERENTE GENERAL

Anexo 23. Acta de cierre: Reunión de Sprint 3

ACTA DE CIERRE: REUNIÓN SPRINT 3

Fecha: 20/05/21

Datos Generales			
Empresa	Movilab del Perú		
Proyecto	Sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023		
Equipo de trabajo – Team Scrum			
Rol		Participantes	
Product Owner Scrum Master Team Development		López Ordiales, Luis Alberto	
		Borjas Torres, Jeancarlos	
		Ramos Gonzales, Kevin Eduardo	
Estado del Avance			
Historia de Usuario	Inicio	Parcial	Completo
Mostrar 1 recomendación del isumo mas similar con respecto al mas popular.			X

Luego de las verificaciones a desarrollar correspondientes al Sprint 3, el gerente de la empresa Movilab manifiesta la total conformidad del producto en cual se está desarrollando en el presente proyecto. En muestra de aceptación y conformidad se procede a firmar la presente acta.

MOVILAB DEL PERU S.A.C.

LUIS ALBERTO LÓPEZ ORDIALES
GERENTE GENERAL



Anexo 24. Matriz de consistencia

Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones	Indicadores	Metodología
General	General	General	Independiente	No aplica	No aplica	Tipo de investigación: Aplicada-cuantitativa Diseño de investigación: Pre – Experimental Técnicas e instrumentos: Fichaje, fichas de registro, entrevista.
¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023?	Implementar un sistema de recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023	El sistema de recomendación con Collaborative Filtering permite mejorar el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023	Sistema de recomendación			
Específicos	Específicos	Específicos	Dependiente	Control de inventario	Índice de rotación de mercancía	
¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023?	Determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023	El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del índice de rotación de mercancía para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023	Proceso de almacén	Almacenamiento	Nivel de cumplimiento de Entregas	
¿Cómo influye un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023?	Determinar la influencia de un sistema de recomendación con Collaborative Filtering en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023	El sistema de recomendación con Collaborative Filtering ayuda en el incremento del nivel de cumplimiento de entrega para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab 2023				

Anexo 25. Operacionalización de variables

Tipo	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Formula
<p>Variable independiente</p> <p>Sistema de recomendación</p>	<p>Los sistemas de recomendación “[...] son técnicas que recomiendan o sugieren un producto, servicio o entidad en particular” (Banik, 2018, p.07).</p>	<p>Según Banik (2018) “los sistemas de recomendación se clasifican en 3 grupos bien diferenciados: Filtración colaborativa, Sistemas basados en contenido y Sistemas basados en el conocimiento” (p.10).</p>			No aplica
<p>Variable dependiente</p> <p>Proceso de Almacén</p>	<p>Según Flamarique, Sergi (2019) Define que “Permite el control de entrada y salida de insumos permitiendo conocer un stock, la correcta ubicación y almacenamiento para facilitar la entrega minimizando errores” (p.17).</p>	<p>Según Escudero, María (2019) define que: “Índice de rotación de mercancías es la relación entre las ventas y el inventario disponible en el almacén y el nivel de cumplimiento de entregas, es obtenido del número de entregas cumplidas entre el número total de entregas requeridas expresada en %” (P.221)</p>	Contro l de invent arios	Índice de rotación de mercancías	$IRM = \frac{Ventas\ acumuladas}{inventario\ promedio} \times 100$
			Almac enami ento	Nivel de cumplimiento de entrega	$NCE = \frac{\#entregas\ cumplidas}{\#entregas\ requeridas} \times 100$



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

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

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, CABREJOS YALAN VICTOR MANUEL, 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 de Recomendación con Collaborative Filtering para el proceso de almacén de insumos químicos en la empresa Movilab, 2023

", cuyos autores son BORJAS TORRES JEANCARLOS, RAMOS GONZALES KEVIN EDUARDO, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 14%, 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, 10 de Julio del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
CABREJOS YALAN VICTOR MANUEL DNI: 42052260 ORCID: 0000-0002-6254-3444	Firmado electrónicamente por: VCABREJOSYA el 10-07-2023 12:28:26

Código documento Trilce: TRI - 0583160