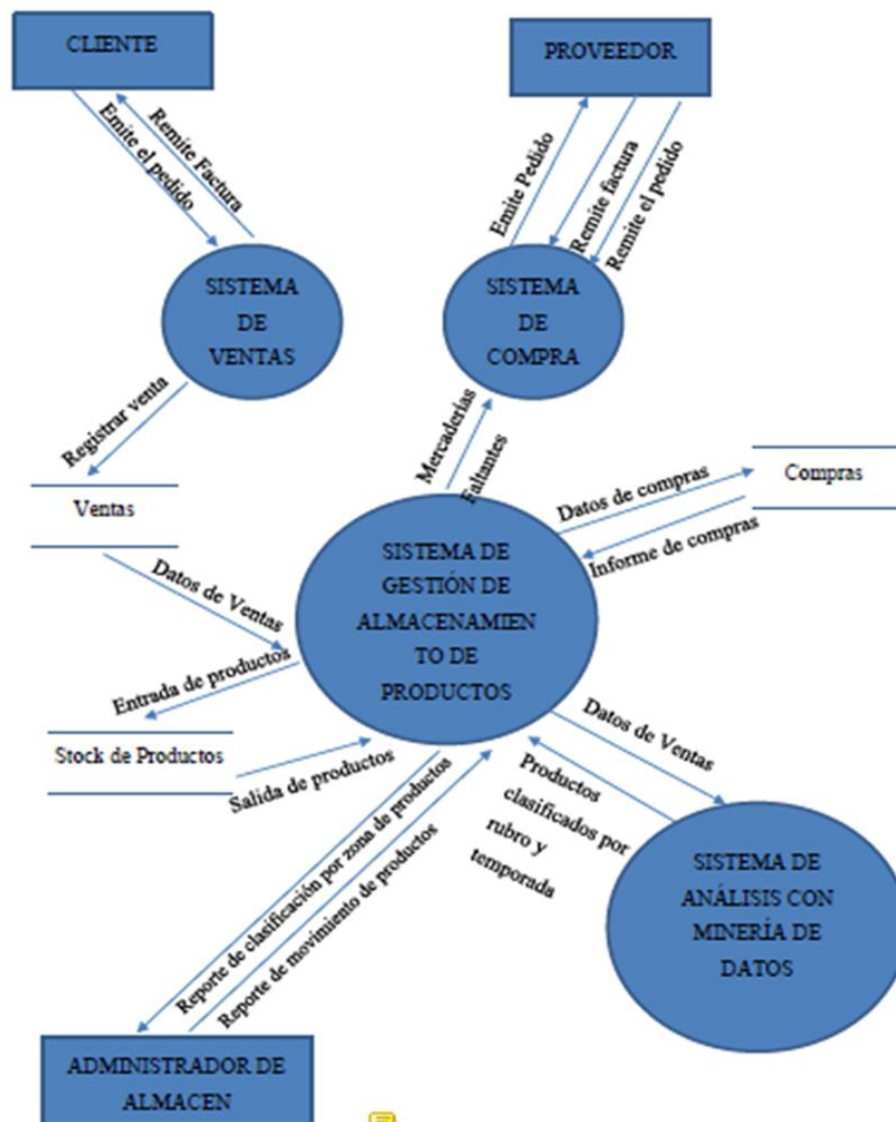


UNIVERSIDAD NACIONAL DE PILAR – FACULTAD DE CIENCIAS APLICADAS
GRUPO DE INVESTIGACION DE SISTEMAS DISTRIBUIDOS

Tesis de Maestría en Informática y Computación



UNIVERSIDAD NACIONAL DE PILAR

FACULTAD DE CIENCIAS APLICADAS

Prof. Mgtr. Jorge Forneron Martínez, Decano

Prof. Mgtr. Miguel Angel Delpino Aguayo, Vicedecano

Miembro del Consejo Directivo

Dra. Luisa Gamarra, consejera Docente

Lic. Luis Alberto Fossati Dávalos, consejero Docente

Ing. Rubén Darío Fornerón Portillo, consejero Docente

Lic. Juan Mora, consejero Docente

MSc. Miguel Ángel Benítez, consejero Docente

Lic. Sonia Escobar, consejera no Docente

Est. Rolando Concepción Vázquez Cuenca, representante Estudiantil

Est. Malena del Pilar Gamarra Gaona, representante Estudiantil

Editor Responsable

Dra. Nélida Soria Rey

Comité Editorial

Dra. Lourdez Sánchez de Velaustegui

MSc. María Elena López de Silva

Mgtr. Miguel Ángel Delpino Aguayo



Presentación

Continuamos el proceso de publicación de los trabajos de las tesis aprobadas en el contexto del programa de Maestría en Informática y Computación, presentadas por integrantes que conforman el Grupo de Investigación en Sistemas Distribuidos de la Facultad de Ciencias Aplicadas.

En el presente número especial, se publica la tesis del Magíster Juan Rícharo Ruíz Díaz Benítez, referido al tema “*Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0. Caso: Almacenes retail de la ciudad de Pilar*”, desarrollado con el propósito de contribuir al conocimiento y/o aportar soluciones innovadoras al problema planteado.

A handwritten signature in blue ink, reading "Nélide Soria", with a horizontal line underneath the name.

Dra. Nélide Soria Rey

Editora

Editorial

En la era de la globalización, definida por la interdependencia económica, política y cultural entre países, facilita y complica simultáneamente la gestión empresarial. Por un lado, proporciona un vasto mercado interconectado; por otro, exige una eficiencia y una reducción de costos que solo puede ser lograda mediante la adopción de tecnologías avanzadas. En este contexto, la industria 4.0 emerge no solo como un facilitador tecnológico sino como un requisito esencial para la supervivencia empresarial en el mercado global donde la optimización de los procesos productivos y la gestión de la cadena de suministros son imperativos para que las organizaciones mantengan su competitividad en el mercado.

La investigación desarrollada por Juan Richard Ruiz Díaz Benítez de la Facultad de Ciencias Aplicadas de la Universidad Nacional de Pilar se adentra en esta crucial temática con un enfoque particular en la gestión de stocks en grandes almacenes, situados específicamente en la ciudad de Pilar, en Paraguay. Este trabajo no solo resalta la importancia de la mejora continua en los métodos de gestión de almacenes, sino que también subraya el papel transformador de la industria 4.0 y la inteligencia artificial en este proceso. Se destaca cómo la incorporación de tecnologías como la inteligencia artificial e internet de las cosas transforman fundamentalmente los procesos de producción y distribución. Estas tecnologías permiten una mayor precisión en el seguimiento de inventarios, optimización de rutas de distribución y una gestión más eficaz de los recursos humanos, a pesar de sus limitaciones actuales de calificación. La integración de herramientas avanzadas, como la minería de datos y sistemas de apoyo a la toma de decisiones, se propone como solución para superar barreras estructurales y mejorar significativamente la gestión de stocks. La relevancia de esta investigación radica en su enfoque práctico y localizado, dirigido a resolver problemas específicos de gestión de almacenes en el departamento de Ñeembucú al modelar métodos que mejoren los tiempos de distribución de productos, basados en sistemas de apoyo a la toma de decisiones. La transformación digital, encarnada en la adopción de la industria 4.0, es indispensable para la modernización de la gestión de almacenes y la logística en general. Este estudio no solo proporciona un marco teórico robusto, sino que también ofrece soluciones prácticas que podrían ser implementadas para beneficiar a las organizaciones en su conjunto. La intersección de la globalización con la revolución tecnológica ofrece una oportunidad única para que las empresas no solo sobrevivan sino prosperen, transformando desafíos en ventajas competitivas mediante la innovación y la adaptación estratégica.

Finalmente, la evaluación comparativa de los métodos propuestos en la gestión de stocks con los modelos convencionales destaca su potencial para optimizar de manera significativa la logística en los almacenes. Por lo tanto, esta investigación no solo ofrece una solución innovadora a los retos persistentes en la gestión de inventarios, sino que también establece nuevas direcciones para futuros estudios en el ámbito de la gestión de la cadena de suministro y almacenamiento.

Invitamos especialmente a los lectores de este número a explorar a fondo este estudio y a reflexionar sobre las implicaciones y aplicaciones de estas investigaciones en sus propios campos de trabajo. Esta iniciativa no solo enriquecerá su comprensión de las tecnologías emergentes en la gestión de inventarios y logística, sino que también puede inspirar la adopción y adaptación de estas prácticas innovadoras en sus propias operaciones empresariales y académicas.

Rafaela, 10 de abril de 2024.



Dr. Javier Fornari

UNIVERSIDAD NACIONAL DE PILAR
FACULTAD DE CIENCIAS APLICADAS



MAESTRÍA EN INFORMÁTICA Y COMPUTACIÓN

***Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente
de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0***

Caso: Almacenes retail de la ciudad de Pilar.

Tesis presentada a la Facultad de Ciencias Aplicadas de la Universidad Nacional de Pilar,
para la obtención del Grado de Magíster en Informática y Computación, correspondiente al
Programa de Maestría en Informática y Computación.

Guía de Tesis: Dr. Javier Fornari

Tesista: Lic. Richard Ruiz Díaz Benítez

Pilar, Paraguay

Marzo 2023

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez



***Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente
de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0***

Caso: Almacenes retail de la ciudad de Pilar.

Tesista: Lic. Richard Ruiz Díaz Benítez

Guía de Tesis: Dr. Javier Fornari

Tesis presentada a la Facultad de Ciencias Aplicadas de la Universidad Nacional de Pilar,
para la obtención del Grado de Magíster en Informática y Computación, correspondiente al
Programa de Maestría en Informática y Computación.

Pilar, Paraguay

Marzo 2023

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

Ruiz Díaz Benítez, Juan Richard. (2023). ***Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0. Caso: Almacenes retail de la ciudad de Pilar.*** Juan Richard Ruiz Díaz Benítez. ____ p.: il.

Orientador: Prof. Dr. Javier Fornari

Tesis académica de Magíster en Informática y Computación – Facultad de Ciencias

Aplicadas – Universidad Nacional de Pilar.



***Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de
abastecimiento inteligente de almacenes mediante el uso de
tecnologías de la Industria 4.0. Caso: Almacenes retail de la
ciudad de Pilar.***

Dedicatoria

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

Agradecimientos

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

Índice

Dedicatoria	v
Agradecimientos	vi
Índice	viii
Índice de Ilustraciones	ix
Índice de tablas	xi
CAPÍTULO I	14
I- TÍTULO DEL TRABAJO	14
II- RESUMEN	14
III- ABSTRACT	18
I- ANTECEDENTES DEL TEMA E IMPORTANCIA DEL TRABAJO	21
1. INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO	21
2. ÁREA DE INVESTIGACIÓN	23
II- DIMENSIÓN EPISTEMOLÓGICA	25
1. SITUACIÓN PROBLEMÁTICA Y FUENTES O NUTRIENTES DE INTERÉS 25	
III- OBJETO	32
IV- PROBLEMA	32
V- ANTECEDENTES	33
VI- ENCUADRE O MARCO TEÓRICO	34
VII- ESTADO DEL ARTE	37
VIII- RELEVANCIA	45
IX- OBJETIVOS	47
a. OBJETIVO GENERAL	47
b. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	47
X- JUSTIFICACIÓN	48
XI- HIPÓTESIS	49

c. DELIMITACIÓN Y ALCANCE.....	49
XII- METODOLOGÍA.....	50
A. DIMENSIÓN DE LA ESTRATEGIA GENERAL	50
a) TIPO DE ESTRATEGIA Y FUNDAMENTACIÓN	50
b) UNIVERSO.....	51
c) UNIDAD DE ANÁLISIS	52
d) SELECCIÓN DE CASOS.....	52
e) ROL DEL INVESTIGADOR.....	52
B. DIMENSIÓN DE LAS TÉCNICAS DE OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE INFORMACIÓN EMPÍRICA.....	53
a) TÉCNICAS DE OBTENCIÓN Y ANÁLISIS	53
C. PROGRAMACIÓN	55
a) PLAN DE TAREAS.....	55
D. NECESIDADES PRESUPUESTARIAS	57
a) GASTOS DE FUNCIONAMIENTO	57
b) GASTOS DE EQUIPAMIENTO	57
CAPÍTULO II.....	58
CAPÍTULO III.....	74
CAPÍTULO IV	97
Visiblemente notoria la diferencia de resultados en la clusterización de registros. Es decir, cuantos más registros de ventas tengamos para analizar, mejores serán los resultados en esta metodología y con este algoritmo.	111
CAPÍTULO V.....	112
a. Sistemas de Apoyo a la toma de Decisiones (DSS) orientados al rubro y la venta por temporada.	112
b. Casos de Uso para un DSS aplicado a la venta por temporadas.....	113
c. Descripción del Caso de Uso.....	114

d. Diagrama de flujo de datos para un sistema de gestión de almacenamiento de productos por zonas.....	116
CAPÍTULO VI	121
CONCLUSIONES.....	121
TRABAJO FUTUROS Y RECOMENDACIONES	128
TRABAJOS CITADOS.....	131

Índice de Ilustraciones

Ilustración 1. Procesos de modernización de Retails. Fuente Hara, Umi Kartini Rashida, Lee Te Chuana.....	59
Ilustración 2. Gráfico de clasificación de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia	65
Ilustración 3 - Encuesta realizada a los almacenes de la ciudad de Pilar. Fuente: Elaboración propia.....	66
Ilustración 4 - Modelo de Gestión ABC tradicional. Fuente: (Vermorel, 2020).....	69
Ilustración 5. Tipos de Existencia. Fuente (Vermorel, 2020).....	69
Ilustración 6. Análisis ABC, ejemplo. Fuente: (Vermorel, 2020)	70
Ilustración 7 - Modelo ABC por temporadas con IA aplicada. Fuente: Elaboración propia	71
Ilustración 8 - Zona Roja de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia.....	76
Ilustración 9 - Zona Amarilla de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia	77
Ilustración 10 - Zona Verde de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia	77
Ilustración 11. Fórmula de la Ganancia de la información. Fuente: Reglas de Asociación y predicción. (ESCOBAR, 2018)	83
Ilustración 12 - Gráfica de árbol de decisiones - Fuente propia.	84
Ilustración 13 - Árbol de resultados, prueba 1. Fuente: Elaboración propia	85
Ilustración 14. Nodo resultante de las Ajustables. Fuente propia.....	86
Ilustración 15. Nodo resultante de las sábanas Basic. Fuente propia.	87
Ilustración 16. Nodo resultante de los productos Clasic. Fuente propia	88
Ilustración 17. Nodo resultante de los Duvets. Fuente propia	89
Ilustración 18. Nodo resultante de los productos del rubro “Otros”. Fuente propia	90

Ilustración 19. Nodo resultante de los productos del rubro repasadores. Fuente propia	91
Ilustración 20. Resultado de la asignación del método de clusterización. Fuente propia.	93
Ilustración 21. Comparativo de la Agrupación por el método de Clustering EM. Fuente propia.	94
Ilustración 22 - Selección de campos, Mockaroo. Fuente: www.mockaroo.com	100
Ilustración 23. Árbol de resultados, prueba 2, datos generados. Fuente: Elaboración propia	102
Ilustración 24. Nodo resultante de los productos del rubro mantas, prueba 2, datos Generados. Fuente propia.....	103
Ilustración 25. Nodo resultante de los productos del rubro edredones, prueba 2, datos Generados. Fuente propia.....	103
Ilustración 26. Nodo resultante de los productos del rubro fragancias, prueba 2, datos Generados. Fuente propia.....	104
Ilustración 27. Nodo resultante de los productos del rubro almohadones, prueba 2, datos Generados. Fuente propia.....	105
Ilustración 28. Gráfico de clusterización, prueba 2, simulación con datos generados. Fuente: Elaboración propia.....	106
Ilustración 29. Gráfico de clusterización, prueba 2, simulación y comparación de los datos generados. Fuente: Elaboración propia	107
Ilustración 30 – Gráfico de clusterización, prueba 3, simulación con otros rubros de venta. Fuente: Elaboración propia.....	108
Ilustración 31 – Gráfico de clusterización, resultado. Fuente: Elaboración propia.....	109
Ilustración 32. Comparativa de Gráficas de Clustering EM. Fuente propia.....	110

Ilustración 33. Comparativo de los resultados del algoritmo J48 con datos reales y simulados. Fuente Propia.....	111
Ilustración 34. Caso de uso para un DSS aplicado a la venta por temporadas. Fuente Propia.....	113
Ilustración 35. DFD nivel 0 de un Sistema de Almacenamiento por temporadas mediante IA. Fuente propia.....	117
Ilustración 36. Ilustración 33. DFD nivel 1 de un Sistema de Almacenamiento por temporadas mediante IA. Fuente propia.....	118
Ilustración 37 - Gráfico de relación. Fuente: Elaboración propia	123
Ilustración 38 - Gráfico de fundamento. Fuente: Elaboración propia	124

Índice de Tablas

Tabla 1 - Plan de Tareas - Fuente: Elaboración Propia	56
Tabla 3 - Gastos de Funcionamiento. Fuente: Elaboración Propia	57
Tabla 4 - Gastos de Equipamiento. Fuente: Elaboración propia	57
Tabla 5 - Estructura de datos. Fuente: Elaboración propia.....	71
Tabla 6 - Estructura de datos. Fuente: Elaboración propia.....	72
Tabla 7 - Estructura de datos, Maestro. Fuente: Elaboración propia.....	74
Tabla 8 - Estructura de datos, stock. Fuente: Elaboración propia	75
Tabla 9. Demostración de datos y atributos para prueba de algoritmos. Fuente: Elaboración propia.....	82
Tabla 10. Tabla de clasificación de productos según los resultados de Clusterización EM. Fuente propia.	94
Tabla 11 - Estructura de prueba, simulación. Fuente: Elaboración propia.....	100

CAPÍTULO I

I- TÍTULO DEL TRABAJO

***Diseño de una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente
de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0***

Caso: Almacenes retail de la ciudad de Pilar.

II- RESUMEN

La globalización en la cual estamos sumergidos hace que las organizaciones inviertan mayor tiempo y dinero en la generación de mejoras del proceso productivo y la cadena de suministros para lograr la competitividad que les permita mantenerse en el mercado. El manejo de los grandes almacenes y el tiempo que implica la recolección y distribución de los productos dentro de los mismos es el tema que este trabajo pretende investigar y luego proponer mejoras que permitan modernizar los modelos de gestión de los stocks actuales. Sin embargo, uno de los problemas fundamentales y estructurales con los que podemos encontrarnos en este proceso es la baja calificación de los recursos humanos, las limitaciones tecnológicas y la baja gestión empresarial, reduciendo de esta manera las posibilidades en la implementación de nuevos modelos que puedan resultar exitosos.

Los mercados exigen cada vez menores costos, y mejor calidad en los servicios del producto. El tiempo de entrega cada vez es más reducido, por lo que una optimización en la cadena de logística de los stocks beneficiaría notablemente el resultado final de las ventas.

La inclusión de tecnologías en toda la cadena de distribución y de valor ha orquestado una interconexión entre lo digital y lo físico, los sistemas conocidos como la industria 4.0 (Bartodziej, 2017) han posibilitado la combinación de las diferentes etapas de producción y distribución.

Se pretende que la inclusión de herramientas como la Minería de Datos, la Inteligencia Artificial y los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones puedan otorgar una mejora sustancial en los procesos y sistemas de distribución de los almacenes retail. Esta mejora debe impactar directamente en el costo y producir beneficios a los clientes y a la organización.

La globalización es un fenómeno que se ha producido en las últimas décadas y que ha tenido un gran impacto en el mundo. Se refiere a la creciente interconexión e interdependencia entre los países del mundo a través de la economía, la política, la cultura y otras áreas. Esta interconexión se ha producido principalmente a través del comercio, la inversión y la comunicación, y ha permitido el intercambio de bienes, servicios y conocimientos a nivel mundial.

La industria 4.0, también conocida como la cuarta revolución industrial, es un término que se refiere a la integración de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial, la internet de las cosas y la automatización en la producción industrial. Estas tecnologías están cambiando la forma en que se produce y se utiliza la energía, y están

revolucionando la forma en que se diseñan, se producen y se distribuyen los productos. La industria 4.0 está teniendo un gran impacto en la economía global y está transformando la forma en que las empresas compiten en el mercado.

Ambos temas, la globalización e industrias 4.0, están estrechamente relacionados y tienen importantes implicancias para el mundo. La globalización ha permitido la expansión de la industria 4.0 a nivel mundial, mientras que la industria 4.0 ha contribuido a la creación de una economía global más interconectada y ha cambiado la forma en que las empresas compiten en el mercado global.

Este trabajo pretende investigar las gestiones actuales de los stocks de grandes empresas radicadas en el departamento de Ñeembucú, una vez finalizada la recolección de los datos de los modelos actuales de manejo de stock, se pretende modelar un método que permita mejorar y optimizar los tiempos de distribución de productos. Este método estará basado en un Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones, que, por medio de datos ingresados al mismo, permitirá la optimización de espacios y ubicaciones de los productos que se almacenan en el stock.

Teniendo en cuenta que el proceso de compra/venta es dinámico, el almacenamiento también debe serlo, de ahí la importancia de basarse en un sistema de apoyo para la toma de decisiones, que intervenga en los diferentes períodos de ventas. Es decir, la ubicación de los productos debe acompañar la dinámica de las ventas, el análisis de datos se desarrollará mediante la utilización de tecnologías de la industria 4.0 que están siendo parte de la nueva revolución industrial.

La investigación acontecerá en la ciudad de Pilar, República del Paraguay, por intermedio de la Facultad de Ciencias Aplicadas (FCA) de la Universidad Nacional de Pilar (UNP).

El fin de esta investigación es desarrollar mecanismos para optimizar la gestión de recursos en la logística y gestión de grandes almacenes, apoyados por sistemas que ayuden a la toma de decisiones.

III- ABSTRACT

Globalization, in which we are immersed, requires organizations to invest more time and money in improving their production processes and supply chains to achieve the competitiveness that allows them to remain in the market. The management of large warehouses and the time it takes to collect and distribute products within them is the subject that this work intends to investigate and then propose improvements that allow the modernization of current stock management models. However, one of the fundamental and structural problems we may encounter in this process is the low qualification of human resources, technological limitations, and poor business management, reducing the possibilities for implementing new models that can be successful.

Markets demand lower costs and better quality in product services. The delivery time is becoming increasingly reduced, so an optimization in the logistics chain of stocks would significantly benefit the final sales result. The inclusion of technologies throughout the distribution and value chain has orchestrated a connection between the digital and physical worlds. The systems known as Industry 4.0 (Bartodziej, 2017) have made it possible to combine the different stages of production and distribution.

The intention is to include tools such as Data Mining, Artificial Intelligence, and Decision Support Systems that can provide a substantial improvement in the processes and distribution systems of retail warehouses. This improvement should have a direct impact on cost and produce benefits for customers and the organization.

Globalization is a phenomenon that has occurred in recent decades and has had a significant impact on the world. It refers to the growing interconnection and interdependence between countries in the world through the economy, politics, culture, and other areas. This interconnection has occurred mainly through trade, investment, and communication, and has allowed the exchange of goods, services, and knowledge worldwide.

Industry 4.0, also known as the fourth industrial revolution, refers to the integration of advanced technologies such as artificial intelligence, the internet of things, and automation in industrial production. These technologies are changing the way energy is produced and used and revolutionizing the way products are designed, produced, and distributed. Industry 4.0 is having a significant impact on the global economy and transforming the way companies compete in the global market.

Both globalization and Industry 4.0 are closely related and have important implications for the world. Globalization has enabled the expansion of Industry 4.0 worldwide, while Industry 4.0 has contributed to the creation of a more interconnected global economy and has changed the way companies compete in the global market.

This work intends to investigate the current stock management of large companies located in the department of Ñeembucú. Once the data from the current stock management models is collected, a method will be modeled to improve and optimize product distribution times. This method will be based on a Decision Support System that, through data entered into it, will optimize the spaces and locations of the products stored in the stock.

Considering that the buying/selling process is dynamic, storage must also be dynamic. Hence the importance of relying on a decision support system that intervenes in the different sales periods. That is, the location of products must accompany the dynamics of sales, and data analysis will be developed using Industry 4.0 technologies that are part of the new industrial revolution.

The research will take place in the city of Pilar, Republic of Paraguay, through the Faculty of Applied Sciences (FCA) of the National University of Pilar (UNP). The purpose of this research is to develop mechanisms to optimize resource management in the logistics and management of large warehouses, supported by systems that aid decision-making.

I- ANTECEDENTES DEL TEMA E IMPORTANCIA DEL TRABAJO

1. INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO

La gestión de grandes almacenes es una actividad clave en la industria de la logística y la distribución de productos. Se trata de la planificación y ejecución de las actividades necesarias para recibir, almacenar y distribuir los productos de manera eficiente y efectiva. Esto incluye la organización del espacio de almacenamiento, la gestión de inventarios, el manejo de pedidos y el transporte de productos. La gestión de grandes almacenes también implica la utilización de tecnologías avanzadas, como sistemas de gestión de almacenes y robots de almacenamiento, para mejorar la eficiencia y reducir los costos. En un mundo cada vez más interconectado y globalizado, la gestión de grandes almacenes es esencial para garantizar que los productos lleguen a su destino final de manera oportuna y sin problemas.

Las decisiones en base a datos certeros y actualizados, hace que las medidas que se toman sean más ajustadas a la realidad de cada organización. Por esta razón, contar con un sistema de apoyo para el mismo, permitirá una mejor disposición de los productos, relacionados con las ventas de temporada.

Es de vital importancia tomar como guía otras investigaciones que ya fueron aplicadas en otros contextos, y de manera similar, aterrizarlas al entorno regional en el que se desarrolla el presente trabajo.

Los ejemplos que mencionaremos y que tomaremos como modelos en algunos puntos de referencia para partir como sustento teórico aplicable a la configuración

deseada de las realidades locales, serán encontrados en (Eom, 1995-2001) (Joyce, 2005), (Moon, 2007), (Urrego, 2014), (Ruijgrok, 2006), (Martínez, 2015), (Arrieta Gutiérrez, 2018), (González J. L., 2007), (Miranda, 2014), (Power D.J., 2008).

(Görzen, 2019) En su publicación habla de las tecnologías que se despliegan en la nueva revolución industrial, la 4.0, y genera gran debate sobre la mano de obra que se reduce con la aplicación de estas. Este debate se extiende como en todas las revoluciones anteriores y fundan un miedo que luego es suplido por la euforia de nuevos empleos que se forjan en torno a estas nuevas herramientas.

La globalización e industrias 4.0 son dos temas que están transformando la forma en que el mundo funciona. La globalización se refiere a la creciente interconexión y dependencia entre los países del mundo a través de la economía, la política, la cultura y otras áreas. Esta interconexión se ha producido principalmente a través del comercio, la inversión y la comunicación, y ha permitido el intercambio de bienes, servicios y conocimientos a nivel mundial.

Por otro lado, la industria 4.0, también conocida como la cuarta revolución industrial, se refiere a la integración de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial, la internet de las cosas y la automatización, en la producción industrial. Estas tecnologías están cambiando la forma en que se produce y se utiliza la energía, y están revolucionando la forma en que se diseñan, se producen y se distribuyen los productos.

La globalización e industrias 4.0 tienen importantes implicancias para la economía global y para la forma en que las empresas compiten en el mercado. La globalización ha permitido la expansión de la industria 4.0 a nivel mundial, mientras que la industria 4.0 ha contribuido a la creación de una economía global más interconectada y ha cambiado

la forma en que las empresas compiten en el mercado global. Ambas tendencias están transformando la forma en que el mundo funciona y traen importantes cambios para el futuro.

2. ÁREA DE INVESTIGACIÓN

Esta investigación se centra en la construcción de un modelo que jerarquice los productos según su movimiento. Dicha organización será posible mediante la construcción de una arquitectura de apoyo a la toma de decisiones (DSS) y el uso de Minería de Datos que sugerirá la ubicación y la priorización de los productos según ciertas temporadas de ventas.

Los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones (DSS) son sistemas interactivos que buscan ayudar a los encargados de la toma de decisiones utilizando datos y modelos para la solución de problemas con diferentes grados de estructuración (Eom, 1995-2001).

Se valora mayormente los estudios de sistemas de apoyo a la toma de decisiones (DSS) que permitirán mejorar el modelo de almacenamiento de productos y proporcionarán una mejor perspectiva de costos para abordar la masiva competencia. El trabajo toma datos de logística y almacenamiento de la República del Paraguay, publicados por el Ministerio de Industria y Comercio (MIC, BID, 2013), que permiten tener un panorama del contexto nacional.

Se contempla, además, que la utilización de estas herramientas permitirá modelar un nuevo método de agrupación de productos, de manera tal que mejorarían su desempeño mediante la toma de decisiones actualizadas con el movimiento coyuntural del momento y de la situación (Urrego, 2014).

La industria 4.0 es un término que se utiliza para referirse al uso de tecnologías avanzadas en la industria, como la automatización, la robótica, la internet de las cosas (IoT), la inteligencia artificial (IA) y la nube, entre otras. Estas tecnologías tienen el objetivo de mejorar la eficiencia, la productividad y la calidad de los procesos industriales y comerciales. La industria 4.0 también se conoce como la Cuarta Revolución Industrial, ya que representa un cambio radical en la forma en que se producen y se entregan los bienes y servicios. La implementación de la industria 4.0 puede tener un gran impacto en el empleo, ya que puede requerir nuevas habilidades y conocimientos para trabajar con estas tecnologías avanzadas, y también puede llevar a la automatización de algunos trabajos. Sin embargo, también puede ofrecer oportunidades para el crecimiento y la innovación en la industria.

Estas tecnologías, como la Minería de datos, permiten analizar rápidamente un cúmulo de información que en forma manual llevarían años para obtener un resultado asociado con el desenlace necesario. La inteligencia artificial permitirá aprender de estos resultados y posibilitará la presentación de reformas que generen una mejora trascendental en la forma en que se almacenan los productos.

II- DIMENSIÓN EPISTEMOLÓGICA

1. SITUACIÓN PROBLEMÁTICA Y FUENTES O NUTRIENTES DE INTERÉS

a. INTRODUCCIÓN A LA DESCRIPCIÓN DE LA SITUACIÓN PROBLEMÁTICA

Los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones (DSS) son sistemas interactivos que buscan ayudar a los encargados de la toma de decisiones utilizando datos y modelos para la solución de problemas con diferentes grados de estructuración (Eom, 1995-2001). Esta investigación trabajará el stock de los grandes almacenes locales, que según publicaciones del Ministerio de Industria y Comercio (MIC, BID, 2013) en América Latina, los niveles de inventario mantenidos por los países de la región son en promedio 3 veces mayores a los mantenidos por los países que hacen parte de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OECD, por sus siglas en inglés).

Esta situación hace que gran parte de la rentabilidad de las empresas esté castigada por el inventario y la mala administración de estos. En la ciudad de Pilar y el Departamento de Ñeembucú, esta situación no es diferente, ya que los grandes almacenes carecen de sistemas de decisiones que permitan una mayor optimización de la estantería, ocasionando así grandes pérdidas de tiempo en la búsqueda y recolección de los productos que serán destinados a las diferentes tiendas o clientes.

Por este motivo surge un cuestionamiento que este trabajo se propone responder; ¿Qué datos y procedimientos se deberán tener en cuenta para el desarrollo de un Sistema

de Apoyo a la Toma de Decisiones para la mejor administración del inventario y stock de los grandes almacenes?

Para ello se deberá considerar los modelos ya existentes y desarrollar una arquitectura adaptada a la realidad del contexto nacional y regional. Se deberá dar una mirada a los diferentes libros y trabajos investigativos ya publicados como (Power D.J., 2008), (Moon, 2007), (Joyce, 2005) y analizar la coyuntura en la que deberá aterrizar en este nuevo modelo que se pretende diseñar como prototipo.

A pesar de los avances existentes en DSS, la utilización de modelos teóricos en países en vía de desarrollo para solucionar problemas empresariales (especialmente en Mipymes) es escasa. La gestión de grandes almacenes de la región no escapa a esa situación. Sin embargo, hay estudios que reportan que son pocas las herramientas que apoyan el proceso de toma de decisiones en la gestión de grandes almacenes (cálculo de frecuencias de revisión, ordenamiento y definición de cantidades a ordenar). Añadido a esto, la mayoría de las empresas que han implementado alguno de estos sistemas reportan problemas para evidenciar el mejoramiento y cuantificarlo (Urrego, 2014). Con esto se identifica una oportunidad para el desarrollo de paquetes que se ajusten a las necesidades de las compañías locales a un menor costo.

La integración de los procesos de producción, planificación y distribución que combinen todas estas etapas interconectando lo digital con lo físico, la industria 4.0 (Bartodziej, 2017) posibilitan mejorar la logística y la mano de obra involucrada provocando una mejora en la rentabilidad general y control de los procesos.

(González R. , 2021) Sugiere la utilización de la Minería de Datos y la Inteligencia Artificial para la identificación de patrones de comportamiento de los clientes en las tiendas retail. Este trabajo sirve de referencia para encontrar puntos de similitud con la

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

investigación que se realiza actualmente y genera posibilidades de mejora con relación al almacenamiento y tipo de procesos que se precisan para la mejora de los tiempos en la cadena de logística y las líneas de espera de estas.

Mediante los fundamentos de IA estipulados en (Munárriz, 2004) determinamos las necesidades y los datos a ser trabajados en los análisis de Big Data que se realizarán en la presente investigación y que se desarrollan a continuación.

b. ENUNCIADO PRECISO DEL EJE DE LA SITUACIÓN PROBLEMÁTICA

Los grandes almacenes son una parte importante del comercio moderno, proporcionando una amplia gama de productos a precios asequibles y en un solo lugar. Sin embargo, también presentan algunos problemas importantes. Constituyen una parte importante de la cadena de logística y distribución de productos a las tiendas o clientes. La ubicación de los productos que conforman el stock de estos almacenes debe ser categorizada mediante un patrón o modelo matemático que permita su ubicación rápida para su posterior remisión a su lugar de destino. Este patrón o modelo debe estar compuesto por una variedad de datos actualizados constantemente, de manera a que el orden sea el correcto y el más acertado de acuerdo con la temporada de ventas.

Los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones o DSS cumplen esta función. Son sistemas que, en base a los datos suministrados, emiten una respuesta que permitirá al gerente de la actividad en curso, tomar decisiones que estén más lejos de lo empírico y más cerca de lo real o técnico. Esta decisión estará proporcionalmente vinculada a la

disminución de costos de la cadena de logística del negocio. Disminuir los costos, significa aumentar la competitividad del producto y de la organización.

La logística de entrega es una parte importante de cualquier negocio de venta al por menor, ya que implica la planificación y ejecución del transporte y distribución de productos a los clientes. Esto incluye la gestión de inventarios, el seguimiento de pedidos y la selección de métodos de envío adecuados.

Para los grandes almacenes, la logística de entrega es especialmente importante ya que manejan una gran cantidad de productos y pedidos. La eficiencia en la logística de entrega es clave para minimizar costos y garantizar la satisfacción del cliente. Esto incluye la utilización de tecnologías avanzadas para optimizar rutas de entrega y la colaboración con proveedores de transporte confiables.

La logística de entrega también se está volviendo cada vez más importante en el contexto de la postpandemia de COVID-19, ya que muchas personas han optado por hacer compras en línea en lugar de ir a las tiendas en persona. Esto ha llevado a un aumento en la demanda de entregas a domicilio y ha puesto una mayor presión en los sistemas de logística de entrega para cumplir con esta demanda de manera eficiente y segura. Al final, la logística de entrega es una parte esencial de cualquier negocio de venta al por menor y es clave para garantizar la satisfacción del cliente y la eficiencia en la distribución de productos.

Para el cumplimiento de los objetivos mencionados se recurrirá a la utilización de herramientas de la nueva revolución industrial, la industria 4.0 y que permitirá contar con datos precisos de comportamientos y movimientos de productos en las temporadas para

luego mediante las DSS posibilitar la ubicación inteligente de los mismos, originando disminución de los costos, aumento de margen y satisfacción del cliente.

Con la Minería de datos se analizará gran cantidad de información procedente de simulaciones generadas también mediante softwares inteligentes. Esta información simulada replica las ventas y los movimientos de los almacenes en estudio. Esta réplica se genera mediante recolección de información procedente de entrevistas y observaciones de las transacciones generadas en los depósitos de estudio.

El método de clasificación ABC es una técnica utilizada para clasificar los productos o materiales de una empresa en tres categorías: A, B y C. Los productos de la categoría A son los de mayor valor y requieren una mayor atención y control, mientras que los de la categoría C son de menor valor y requieren menos atención y control.

Sin embargo, este método también presenta algunos problemas. Uno de ellos es que puede ser subjetivo y dependiente del criterio del evaluador. También puede ser difícil determinar qué productos deben incluirse en cada categoría y puede ser necesario hacer ajustes frecuentes en la clasificación.

Otro problema es que este método puede ser injusto para ciertos productos o materiales que pueden ser de menor valor en términos monetarios pero que tienen un impacto significativo en la operación de la empresa. Por ejemplo, un componente de bajo costo, pero crítico para la producción puede ser clasificado como C, lo que puede llevar a una menor atención y control en comparación con productos de mayor valor monetario pero menor importancia para la empresa.

En resumen, el método de clasificación ABC es una técnica útil para priorizar y controlar los productos o materiales de una empresa, pero también tiene algunos

problemas como la subjetividad y la posible injusticia hacia ciertos productos o materiales.

c. FUENTES DE INTERÉS

Las principales fuentes son las siguientes:

- a) Estadísticas y datos oficiales del Paraguay en cuanto a logística y cadena de distribución Plan Nacional de Logística Paraguay (MIC, BID, 2013)
- b) Costos logísticos del Paraguay (BID, MIC, 2013)
- c) Génesis de la Industria textil del Paraguay, Caso Usina y Manufactura de Pilar S.A. (Almirón, 2018)
- d) Paraguay: Tejiendo Soluciones para la Formación del Capital Humano. El caso de Manufacturas Pilar (Arce, 2018)
- e) Planificación de Recursos Empresariales (ERP) (Moon, 2007)
- f) Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones (Power D.J., 2008)
- g) Utilización de los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones, (Eom, 1995-2001)
- h) A DSS For Modelling Logistic Chains in Freight Transport Policy Analysis (Ruijgrok, 2006)
- i) Latin America: Addressing High Logistics Costs and Poor Infrastructure for Merchandise Transportation and Trade Facilitation (González J. L., 2007)
- j) El software como optimizador de la oferta y la demanda (Arrieta Gutiérrez, 2018)
- k) An Extension of the relational metamodel (Soler, 2008)

- l) Desarrollo de un Sistema de Apoyo a la Toma de decisiones para control y gestión de inventarios (Urrego, 2014)
- m) The concept Industry 4.0 (Bartodziej, 2017)
- n) La regla 80-20 (Pareto) (Barroso-Tanoira, 2007)
- o) Aplicación de técnicas de Minería de Datos con Weka (Abad, 2020)
- p) Técnicas de Minería de Datos aplicada a la rotación de artículos (González R. , 2021)
- q) Industria 4.0 ¿La extinción de la mano de obra? (Görzen, 2019)
- r) Fundamentos de la Inteligencia Artificial (Munárriz, 2004)

III- OBJETO

El objeto de investigación es el siguiente:

El manejo inteligente de grandes almacenes mediante Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones con herramientas y tecnologías de la Industria 4.0.

IV- PROBLEMA

El problema se expresa mediante las siguientes preguntas, una general y varias específicas.

Pregunta general:

- ¿Qué modelo o arquitectura basado en las tecnologías de la industria 4.0 se debe desarrollar para mejorar la gestión del stock de los grandes almacenes retails de la ciudad de Pilar?

Preguntas específicas:

- ¿Qué modelo se puede desarrollar para aplicar las herramientas de la industria 4.0 en la gestión de grandes almacenes?

- ¿En qué beneficiarán las herramientas de la industria 4.0 a la gestión de los grandes almacenes retail de la ciudad de Pilar?
- ¿Cuáles son los modelos existentes para la gestión de grandes almacenes a nivel regional?
- ¿Cómo se pueden adaptar los modelos de gestión actuales de la industria 4.0 al contexto regional?

V- **ANTECEDENTES**

En la elaboración de este trabajo se ha realizado una extensa investigación en la búsqueda de antecedentes alusivos a:

- a- Grandes Almacenes en el Paraguay
- b- Sistematización de Almacenes en el Paraguay
- c- Logística de distribución de mercaderías en la Región
- d- Sistemas de Apoyo en la Toma de Decisiones
- e- Sistemas de Apoyo en la Toma de Decisiones en la Región
- f- Automatización de Almacenes
- g- Sistemas de Automatización de Almacenes en el Paraguay
- h- Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones para el control y la gestión de inventarios.
- i- Tecnologías y funciones del nuevo concepto de la Industria 4.0.
- j- La nueva revolución industrial, Industrias 4.0
- k- La Minería de Datos para la comprensión de patrones de comportamiento
- l- La Inteligencia Artificial como apoyo para las decisiones

Como resultado de la mencionada búsqueda se han encontrado una gran cantidad de antecedentes sobre DSS, los cuales figuran en la **Lista de Referencias**, sin embargo, a pesar de que los antecedentes a nivel regional son escasos, es una propuesta innovadora, razón por la cual se considera que el trabajo de investigación abordado reúne las condiciones de *originalidad* necesarias, siendo además *relevante académicamente* ya que:

- a) Se espera producir conocimiento científico específico no disponible actualmente en el país.
- b) Se podría utilizar el conocimiento generado para mejorar la gestión de stock de grandes almacenes.
- c) Se propondrán nuevas metodologías que mejorarán el flujo de la logística de los grandes almacenes.
- d) Se utilizarán tecnologías existentes para su adaptación y aplicación a la realidad y el contexto de esta investigación.

VI- **ENCUADRE O MARCO TEÓRICO**

Se detallan a continuación los principales aportes al estado del conocimiento en las distintas áreas relacionadas con la presente tesis.

Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones – DSS

En (Eom, 1995-2001) se habla de los Sistemas de Apoyo a la toma de Decisiones en general y se explican los principales fundamentos del origen de esta metodología de sistemas.

En (Ruijgrok, 2006) se menciona un modelo de Sistemas de Apoyo a las decisiones teniendo en cuenta la dinámica de los procesos logísticos globales, la información estratégica requerida ya no se limita a los pronósticos transversales o los llamados “instantáneos” del uso del sistema de transporte en un año específico en el futuro.

(Cotrado, 2019) brinda un retrato de los diferentes sistemas disponibles en modo software, también menciona las funcionalidades de los sistemas existentes y habla sobre las posibilidades que brinda esta tecnología.

Se mencionan en este artículo las posibilidades de implementación y se brinda un análisis de los procesos de este.

Logística y Almacenes - situación en América Latina y el Paraguay

En (González J. L., 2007) se analizan los costos logísticos en América Latina, respecto de los demás países, y se pone en juicio la falta de infraestructura que canaliza a una dirección de aumento de los costos operativos e influyen directamente en la competitividad de los productos.

En (BID, MIC, 2013) se analiza la situación particular del Paraguay y se pone en tapete los números que publica el BID y el MIC sobre la situación del almacenamiento y logística de transporte del país.

(Martínez, 2015) desarrolla una metodología de que permite la combinación del análisis dinámico que nos brinda la simulación de eventos discretos, con un sistema informático de fácil integración a los sistemas existentes en las empresas del sector cárnico.

(Miranda, 2014), se estudia la cadena de logística y suministro de México plasmado en el estado del arte y colocado hasta el conocimiento frontera. Este trabajo sirve como referencia del estado del arte de otras regiones similares al Paraguay.

(Bartodziej, 2017) Menciona las nuevas tecnologías que integran la cadena de producción, distribución y de valor. Esto posibilita la interconexión de lo digital con lo físico. Esto combina todas las etapas, desde el diseño y la planificación, hasta la cadena de suministro y fabricación. Las industrias 4.0 también monitorean la forma en que se mueven los productos almacenados y distribuidos, junto con sus respectivos actores, (productor, distribuidor y comprador)

La Minería de Datos y la Inteligencia Artificial

En (Munárriz, 2004) se descomponen los fundamentos principales de la Inteligencia Artificial. Se empieza a mencionar esta tecnología como una de las nuevas herramientas de la industria 4.0 y se analizan las bondades de su implementación para mejorar los procesos fabriles.

(González R. , 2021) Aplica técnicas de Minería de datos para determinar los patrones de comportamiento de los clientes de las tiendas retail. Estos patrones pueden ser utilizados posteriormente para las reposiciones inteligentes y evitar los stocks innecesarios de la empresa.

En (Abad, 2020) analizamos las técnicas y algoritmos posibles de utilizar para el fin deseado. En este capítulo se describen detalladamente los algoritmos que utiliza el software seleccionado para la implementación de la Minería de Datos. Las técnicas que se utilizan son plenamente probadas a lo largo de diferentes situaciones por lo que garantizan un resultado confiable.

Por medio de las notas de (Nigro, Xodo, Corti, & Terren, 2004) se identifican las técnicas y la metodología a utilizar para llegar al éxito deseado.

VII- ESTADO DEL ARTE

Se detallan a continuación distintas publicaciones que se consideran relevantes como expresión del estado del arte de las diferentes áreas del conocimiento relacionadas con el presente trabajo:

Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones – DSS

En (Ruijgrok, 2006) se menciona un modelo de Sistemas de Apoyo a las decisiones teniendo en cuenta la dinámica de los procesos logísticos globales, la información estratégica requerida ya no se limita a los pronósticos transversales o los llamados “instantáneos” del uso del sistema de transporte en un año específico en el

futuro. Este sistema ya no toma solamente la dinámica logística sino también se enfoca en pronósticos utilizando sistemas informáticos para determinar un futuro cercano y mejorar la decisión de los gerentes que toman las determinaciones para el funcionamiento óptimo de las empresas.

En (Eom, 1995-2001) se habla de los Sistemas de Apoyo a la toma de Decisiones en general y se explican los principales fundamentos del origen de esta metodología de sistemas. Con esta publicación se estudian los sistemas que ayudan a la toma de decisiones mediante el apoyo de sistemas informáticos.

(Kalenatic, 2008) habla del soporte que brindan las plataformas cross docking en el contexto de la logística. Este tipo de abordaje ayuda a toma de decisiones para la plana gerencial de los almacenes.

(Cotrado, 2019) define algunas técnicas para la utilización de softwares que apoyen a la toma de decisiones. Menciona la facilidad de su uso y enaltece las bondades de las mismas mediante ejemplos y resultados de algunos casos exitosos.

Logística y Almacenes - situación en América Latina y el Paraguay

En (BID, MIC, 2013) en este texto se examina la situación específica de Paraguay y se destacan los datos proporcionados por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) y el Ministerio de Industria y Comercio (MIC) con relación al almacenamiento y la logística de transporte en el país.

(Miranda, 2014), en este trabajo se investiga la cadena de logística y suministro de México, examinando su estado actual y su conocimiento frontera. Este estudio proporciona una referencia del estado actual de otras regiones similares a Paraguay en términos de logística y suministro.

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

En (González J. L., 2007) en este análisis se examinan los costos logísticos en América Latina en comparación con otros países, y se cuestiona la falta de infraestructura que conduce a un incremento de los costos operativos y tiene un impacto directo en la competitividad de los productos.

(Martínez, 2015) ha creado una metodología que facilita la combinación de un análisis dinámico, proporcionado por la simulación de eventos discretos, con un sistema informático que se integra fácilmente en los sistemas existentes de las empresas del sector cárnico.

Modelo ABC de clasificación de productos.

El modelo ABC es una herramienta de gestión empresarial que se utiliza para analizar y controlar los costos de una empresa. Se basa en la idea de que no todos los costos son iguales y que es importante identificar y controlar los costos más importantes para mejorar la eficiencia y la productividad de la empresa.

El modelo ABC se divide en tres categorías: A, B y C. Los costos A son los costos más importantes y son los que tienen el mayor impacto en el resultado final de la empresa. Los costos B son menos importantes que los costos A, pero todavía tienen un impacto significativo. Los costos C son los menos importantes y tienen el menor impacto en el resultado final de la empresa.

En (Arrieta Gutiérrez, 2018) se detallan algunos elementos importantes sobre esta metodología que serán implementadas en la investigación.

Algoritmos informáticos para DSS

(Sapena, 2003) en este material se analiza y predice el stock necesario de los almacenes en determinados productos para el óptimo funcionamiento, mediante la utilización de redes neuronales informáticas.

En (Soler, 2008) se mencionan datos e informaciones sobre los sistemas y bases de datos que se deben utilizar para el almacenamiento y utilización de SI en los proyectos de softwares que deban manejar mucha información relacionada a BD y la seguridad a niveles lógicos.

Encontramos en (Arrieta Gutiérrez, 2018) un estudio de los procesos cruciales de gestión de demanda/oferta, la investigación evidenció prácticas ineficientes y se reconoció un problema en el control de proyección frente a la demanda, generando errores de planeación, entrega a tiempos desfasados de los presupuestados, inventarios en stocks generando costos adicionales y daños en las mercancías en el sector textil colombiano. Este material sirve de referencia en las posibles variables para tener en cuenta en el desarrollo del modelo a proponer para su aplicación a nivel regional del Paraguay.

Industrias 4.0

La industria 4.0 se considera la cuarta revolución industrial y sigue a la revolución industrial de la máquina de vapor, la revolución de la electricidad y la revolución de la informática. Aunque el término "industria 4.0" se acuñó por primera vez en 2011 por el gobierno alemán, la idea de una industria más avanzada y conectada ha estado en desarrollo durante décadas.

El inicio de la industria 4.0 se puede rastrear hasta la década de 1980, cuando se desarrollaron los primeros sistemas de control de procesos industriales basados en

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

computadora. Estos sistemas permitieron a las empresas monitorear y controlar sus procesos de producción en tiempo real, lo que llevó a una mayor eficiencia y productividad.

En la década de 1990, la internet y la informática se convirtieron en parte integral de la industria, lo que llevó a la creación de sistemas de información más sofisticados y a la automatización de muchas tareas. En los últimos años, la industria 4.0 ha tomado un giro hacia la inteligencia artificial y la internet de las cosas, lo que ha permitido a las máquinas recopilar y procesar grandes cantidades de datos para tomar decisiones y realizar tareas por sí mismas.

(Bartodziej, 2017) menciona una nueva performance de las industrias en el mundo, Industrias 4.0; este paradigma trata de la combinación de diferentes fuerzas físicas con las digitales. Las tecnologías de la industria 4.0 permiten la adaptación de los almacenes y los productos almacenados a los cambios en sus procesos. Las tecnologías de la industria 4.0 pueden pasar a una tecnología robótica inclusiva. Esto permite a los sistemas automatizados resolver los problemas que se suceden al trabajar con personas mediante innovaciones como sensores de bajo costo, visión por computadora, realidad aumentada (AR) etc.

(Görzen, 2019) hace una reseña sobre la revolución que genera esta nueva tendencia de la industria de la que Paraguay no deja de ser parte. En esta publicación se mencionan las tendencias de la industria actual, los miedos de los sindicatos sobre las fuentes de trabajo, la actual automatización de los procesos y trabajos que permiten mayor control, mayor eficacia y mejor rendimiento de la mano de obra. Pero también se menciona la disminución de la utilización de la mano del hombre para actividades no esenciales.

(Cotteler & Sniderman, 2017) señalan los detalles de los cambios que esta nueva revolución industrial trae consigo. Que es la industria 4.0, que impactos aporta a la forma de producción y que se viene después de la industria 4.0.

(Parrott & Warshaw, 2017) hablan del rendimiento empresarial mediante las estadísticas y mediciones masivas de datos en tiempo real y del mundo real en una variedad de dimensiones. Estas mediciones pueden crear un perfil en evolución del objeto o proceso en el mundo digital que puede proporcionar información importante sobre el rendimiento del sistema, lo que lleva a acciones en el mundo físico, como un cambio en el diseño del producto o el proceso de fabricación.

La Minería de Datos y la Inteligencia Artificial

La minería de datos es un proceso que consiste en analizar grandes cantidades de datos para extraer información útil y relevante. Se utiliza en una amplia gama de áreas, desde la investigación de mercado y el análisis de tendencias hasta la toma de decisiones empresariales y la detección de fraudes.

La minería de datos se basa en técnicas de análisis y estadísticas avanzadas para buscar patrones y relaciones ocultos en los datos. Esto se hace mediante el uso de algoritmos y herramientas de software especializadas que permiten a los usuarios explorar y analizar los datos de manera más efectiva.

La minería de datos es una parte esencial de la industria 4.0, ya que permite a las empresas recopilar y procesar grandes cantidades de datos para tomar decisiones más informadas y mejorar la eficiencia y productividad. También se utiliza en aplicaciones científicas y en la investigación médica para descubrir patrones y tendencias en grandes conjuntos de datos.

La inteligencia artificial (IA) es un campo de la informática que se centra en la creación de sistemas informáticos que pueden realizar tareas que normalmente requerirían inteligencia humana, como el reconocimiento de patrones, el aprendizaje y la toma de decisiones.

Para realizar el reconocimiento de patrones, se utilizan algoritmos y herramientas de software especializados que permiten a los usuarios explorar y analizar los datos de manera más efectiva. Estos algoritmos se basan en técnicas de análisis y estadísticas avanzadas para buscar patrones y relaciones ocultos en los datos.

Una vez que se han identificado estos patrones, se pueden utilizar para mejorar la toma de decisiones y la eficiencia de los procesos, así como para descubrir nuevas oportunidades y tendencias. Por ejemplo, en el ámbito empresarial, el reconocimiento de patrones puede ayudar a las empresas a identificar oportunidades de negocio y a tomar decisiones informadas sobre el uso de sus recursos.

Existen diferentes tipos de inteligencia artificial, desde la IA débil, que se centra en una tarea específica, hasta la IA general, que es capaz de realizar una amplia variedad de tareas. La IA se puede utilizar en una amplia variedad de aplicaciones, desde el reconocimiento de voz y la traducción automática hasta la detección de fraudes y la asistencia en la toma de decisiones empresariales.

La inteligencia artificial se está convirtiendo en una parte cada vez más importante de nuestras vidas y se espera que tenga un impacto significativo en la forma en que trabajamos y nos comunicamos en el futuro.

En (Munárriz, 2004) se descomponen los fundamentos principales de la Inteligencia Artificial. Se empieza a mencionar esta tecnología como una de las nuevas herramientas de la industria 4.0 y se analizan las bondades de su implementación para mejorar los procesos fabriles.

(González R. , 2021) Aplica técnicas de Minería de datos para determinar los patrones de comportamiento de los clientes de las tiendas retail. Estos patrones pueden ser utilizados posteriormente para las reposiciones inteligentes y evitar los stocks innecesarios de la empresa.

En (Abad, 2020) analizamos las técnicas y algoritmos posibles de utilizar para el fin deseado. En este capítulo se describen detalladamente los algoritmos que utiliza el software seleccionado para la implementación de la Minería de Datos. Las técnicas que se utilizan son plenamente probadas a lo largo de diferentes situaciones por lo que garantizan un resultado confiable.

Por medio de las notas de (Nigro, Xodo, Corti, & Terren, 2004) en este proceso, se reconocen y seleccionan las técnicas y metodologías apropiadas que se emplearán con el fin de lograr el éxito deseado. Se realiza un análisis exhaustivo para determinar las estrategias más efectivas y los enfoques más adecuados para alcanzar los objetivos planteados.

VIII- RELEVANCIA

a. ACADÉMICA

Se trata de una investigación que propone una transformación de los modelos actuales de manejo de los stocks de los grandes almacenes para mejorar la competitividad de la logística de distribución y que finalmente influirá en el costo total del producto que se distribuye en la región. Se propone la utilización de diferentes disciplinas de la informática como la Minería de Datos y la Inteligencia Artificial para mejorar la información que se dispondrá en la toma de decisiones.

Se tiene prevista divulgación en las aulas de grado de la Universidad Nacional de Pilar y revistas científicas varias como referencia para la generación de conocimientos relativos a los DSS (Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones) en las existencias de productos en los almacenes, enriqueciendo de esta manera la tarea del docente y el aprendizaje de los alumnos.

b. SOCIAL

El propósito del presente plan de investigación es el de desarrollar un modelo de gestión de stocks de grandes almacenes, ayudados por un Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones, que permita el buen manejo del inventario. En la región, esto es un problema, ya que los almacenes de las empresas de los diferentes rubros tienden a manejar un alto stock de productos y en algunos casos de poca rotación. La implementación de este modelo facilitará las reposiciones, mejorará la distribución y la logística en la cadena de ventas. En este sentido, el aporte a la relevancia social podría considerarse como válida, ya que la informática y la toma de decisiones apoyadas por

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

la misma mediante nuevos modelos de gestión ayudarán definitivamente a mejorar la competitividad en el almacenamiento, la administración del stock y la cadena de logística, propiciando el mejoramiento de los costos y tiempos de distribución del producto final.

Es una realidad además que actualmente la mayoría de los almacenes operan con sistemas informáticos utilizados meramente para el control del stock, entonces, el aporte de este trabajo será aún mayor, siendo que se propone un nuevo modelo y un concepto diferente del manejo, asumiendo como bandera la eficiencia en la cadena total de distribución y logística.

La nueva metodología propuesta ayudará a los gerentes de almacenes de la región a mejorar el desempeño de su logística, disminuir el stock innecesario y obtener competitividad en la distribución del producto y el costo final del producto.

c. RELEVANCIA CIENTÍFICA

El desarrollo de modelos de toma de decisiones que se adapten a cada situación, y en especial a la región sur del Paraguay, constituye un aporte significativo a las ciencias del conocimiento y la informática, especialmente cuando se relacionan con el mejoramiento de procesos y funciones que hoy día se hacen de alguna manera, y mediante los proyectos de investigación se pretenden realizar de una nueva forma, mejorando la competitividad y el gerenciamiento de las diferentes actividades.

IX- OBJETIVOS

a. OBJETIVO GENERAL

- Generar una arquitectura para la toma de decisiones adaptados a grandes almacenes retail de la ciudad de Pilar, mediante el apoyo de Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones, tomando como base los modelos de las industrias 4.0.

b. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desarrollar un modelo para un Sistema de que Apoye la toma de Decisiones en la gestión de grandes almacenes.
- Generar un modelo de Sistemas de Apoyo a la toma de Decisiones que beneficie la competitividad y la gestión de los almacenes retail de la ciudad de Pilar
- Determinar los modelos existentes para la gestión de grandes almacenes a nivel regional, y analizar la viabilidad de adaptación a los almacenes retail de la ciudad de Pilar.
- Adaptar los modelos de Sistemas de Apoyo a la toma de decisiones al contexto regional y adicionar funciones que permitan generar un nuevo modelo apto para las necesidades de los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

- Utilizar el modelo de la industria 4.0 para la aplicación de técnicas y metodologías.

X- JUSTIFICACIÓN

En los procesos actuales de manejo de stock de los almacenes retail de la ciudad de Pilar, se operan sistemas informáticos que se limitan al control del inventario. Este contexto hace que normalmente se realicen compras sin la utilización de toda la información requerida referente a las estadísticas de ventas de los productos; en ocasiones, esto genera un sobre costo y una retención innecesaria del bien que resta rentabilidad a las empresas.

Los sistemas de control de inventario utilizados son únicamente de altas, bajas y modificaciones, permitiendo también algunas consultas. Esta situación hace que no se tenga toda la vista de la cadena de logística, generando así retrasos y contratiempos en los envíos de los productos.

Teniendo en cuenta estos inconvenientes surge la siguiente interrogante: ¿Cuál será el modelo adecuado a desarrollar para mejorar la toma de decisiones en la gestión del stock de los grandes almacenes retail de la ciudad de Pilar, permitiendo la utilización de sistemas informáticos que apoyen este proceso y que realmente redunde en beneficios económicos a la administración de este conglomerado?

Para esto habrá que considerar diferentes situaciones relacionadas con el hecho de adaptar el sistema actual de control de inventario, a un nuevo modelo de gestión integral de la cadena de logística, partiendo desde los puntos de ventas hasta el último operador o repositor de productos.

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

El modelo debe considerar la utilización de un sistema informático que se adapte a las necesidades globales de la región y permita facilitar la toma de decisiones presentando datos actualizados y sugiriendo modelos de gerenciamiento de stock que permitan optimizar todo el sistema.

La utilización de los modelos de tecnologías de la industria 4.0 generará nuevos paradigmas en la región respecto a la aplicación de los sistemas de apoyo a la toma de decisiones (DSS) y permitirá nuevos conocimientos sobre los procesos desarrollados en el mismo.

XI- HIPÓTESIS

c. DELIMITACIÓN Y ALCANCE

El modelo desarrollado se evaluará comparando sus características con los modelos habitualmente utilizados en otras regiones.

Se tendrán en cuenta las variantes de la zona como puntal para el desarrollo del sistema que apoyará a la toma de decisiones (DSS) mediante la utilización de herramientas de la industria 4.0 y la Inteligencia Artificial (IA) como el Big Data y la Minería de Datos. Este sistema tomará características similares a los existentes en la región, pero incorporará nuevas aristas en el proceso de definición del patrón de disposiciones en aquellos productos de mayor movimiento y rotación.

Los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones (DSS) deben basar sus sugerencias de acuerdo con la base de datos que se genera durante un período de tiempo,

orientando así al repositor el lugar exacto y de mayor conveniencia en ubicación para la pronta respuesta ante un eventual pedido de la cadena de ventas.

Se tendrán en cuenta las sugerencias que resultan de análisis de Big Data y Minería mediante la utilización de softwares especializados para el efecto.

Se consideran modelos clásicos para acceder a los datos, modelos similares a la de los amortiguadores y semáforos, adaptadas a las necesidades reales de la zona y con recursos adicionales que harán la diferencia entre los modelos ya existentes.

El presente trabajo de investigación se llevará a cabo en la Facultad de Ciencias Aplicadas de la Universidad Nacional de Pilar.

XII- METODOLOGÍA

A. DIMENSIÓN DE LA ESTRATEGIA GENERAL

a) TIPO DE ESTRATEGIA Y FUNDAMENTACIÓN

En base al objeto de estudio, el problema planteado y los objetivos trazados, se propone utilizar una estrategia de investigación mixta para abordar de manera integral el tema de la logística de abastecimiento inteligente de almacenes en los almacenes retail de la ciudad de Pilar, mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0.

En esta estrategia, se combinarán enfoques cualitativos y cuantitativos para obtener una comprensión profunda de los desafíos y las necesidades específicas de los

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

almacenes retail, así como para fundamentar y presentar un modelo de arquitectura de referencia para la logística de abastecimiento inteligente.

El enfoque cualitativo permitirá la recolección de información detallada a través de entrevistas, observaciones y análisis de casos, brindando una comprensión rica y contextualizada de los requisitos y desafíos relacionados con la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la logística de abastecimiento de los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

Por otro lado, el enfoque cuantitativo se centrará en la fundamentación y presentación del modelo de arquitectura de referencia. A través de una revisión exhaustiva de la literatura y el análisis de las mejores prácticas en la industria, se establecerán principios sólidos y recomendaciones claras para la implementación exitosa de la logística de abastecimiento inteligente mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0.

Al emplear una estrategia de investigación mixta, se busca obtener una visión completa y fundamentada de la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la logística de abastecimiento inteligente de almacenes retail. A través del enfoque cualitativo, se comprenderán a fondo los aspectos contextuales y prácticos, mientras que el enfoque cuantitativo permitirá desarrollar un modelo de arquitectura sólido y respaldado por la literatura existente.

b) UNIVERSO

El universo estará compuesto por recursos y procesos de los actuales sistemas de distribución de inventario y la cadena logística de los almacenes retail ubicados en la

región sur del Paraguay, específicamente en la ciudad de Pilar, departamento de Ñeembucú.

c) UNIDAD DE ANÁLISIS

La unidad de análisis se compone por los actuales sistemas de distribución de la cadena logística de los almacenes retail de la ciudad de Pilar y los modelos de gestión de grandes almacenes.

d) SELECCIÓN DE CASOS

Se trabajará con los escenarios indicados en los objetivos específicos.

e) ROL DEL INVESTIGADOR

El trabajo que se realizará será de tipo teórico en la etapa de desarrollo y verificación de los modelos actuales. Cuando sea identificado el método, se buscará un esquema de apoyo a la toma de decisiones que tenga soporte informático para validar y mejorar la sugerencia que se realizará para lograr el objetivo propuesto en esta investigación. Como consecuencia del análisis, podría ser necesario modificar los modelos de decisión propuestos, lo cual iniciaría un nuevo ciclo de validaciones.

B. DIMENSIÓN DE LAS TÉCNICAS DE OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE INFORMACIÓN EMPÍRICA

a) TÉCNICAS DE OBTENCIÓN Y ANÁLISIS

Durante el proceso investigativo se tendrán en cuenta diferentes técnicas de recolección y análisis de datos, es necesario considerar los métodos, las técnicas e instrumentos como aquellos elementos que hacen al hecho empírico de la investigación, es decir, la fase básica de la experiencia investigativa.

La observación selectiva

Se indagará de manera sistemática para estudiar los aspectos significativos de los hechos y situaciones que suceden en el contexto actual de distribución y organización de los inventarios de productos en los almacenes.

La ventaja de esta metodología de obtención de datos será que se estudiarán los datos que ocurren en el momento y sin intermediarios.

La recopilación documental y bibliográfica

Esta técnica posibilitará la obtención de datos bibliográficos de los modelos actuales aplicados en otras regiones en los procesos similares. Mediante la recopilación documental se podrán estudiar los métodos de organización de inventario y los esquemas que utilizan las empresas de otros países o regiones para mejorar el costo del producto mediante la gestión de los inventarios.

La recopilación documental nos ayudará a detectar y consultar otros materiales que parten de otros conocimientos y/o informaciones de cualquier realidad, de modo que puedan ser útiles para el propósito del estudio.

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

Por sus características técnicas, este tipo de técnica prescinde de las posibles reacciones de los sujetos investigados.

Tratamiento y análisis de datos

Se efectuarán simulaciones con los modelos de decisión propuestos y los modelos de decisión informáticos para analizar el resultado de las sugerencias y si los mismos reúnen las condiciones necesarias para su posterior aplicación. Las simulaciones deberán demostrar que el modelo propuesto puede ser aplicable y ayudará a mejorar todo el proceso de gestión de la cadena de logística, abaratando así los costos actuales de distribución a los puntos de ventas.

Se utilizará a la Minería de Datos como herramienta para el análisis de la información. La técnica que se propone pretende que sea aplicada a cualquier rubro de los depósitos de retail de Pilar o de cualquier ciudad y organización con las mismas características que describiremos más adelante.

La minería de datos ayuda a tratar gran cantidad de información que se producen en los diferentes ámbitos, en este caso, trataremos la información producida de las ventas de las tiendas retail y las salidas que éstas ocasionen en los almacenes de las mismas. Esta información es importante ya que nos puede generar patrones de comportamiento de los clientes y de los productos específicos (ventas, cambios de temporada, disminución de ventas, picos de ventas etc).

A este tipo de análisis lo llamamos Minería descriptiva, ya que analiza y describe una situación encontrada en un grupo de datos.

Por otro lado, también gracias a la Minería de datos predictiva y la Inteligencia Artificial pretendemos determinar las diferentes situaciones que se puedan prever para la ubicación de los productos en un almacén determinado. Mediante la Minería descriptiva

obtenemos información del comportamiento y mediante la Minería predictiva propondremos resultados para mejorar la situación actual de los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

C. PROGRAMACIÓN

a) PLAN DE TAREAS

A	Recopilación de la información existente.
B	Análisis de la revisión bibliográfica.
C	Identificación del problema.
D	Estudio de los nuevos modelos existentes y aplicados en otras regiones con problemas similares.
E	Estudio de los modelos actuales aplicados en los sistemas de gestión de inventario.
F	Análisis y detección de los defectos y errores de los sistemas actuales de gestión de inventarios.
G	Análisis y detección de los mejores métodos a ser probados para seleccionar el mejor modelo de gestión
H	Identificar nuevas variantes, teniendo en cuenta la problemática y la situación de la región
I	Aplicar las nuevas variantes al método seleccionado.

J	Simular las situaciones con la nueva metodología
K	Verificar que los datos den resultados efectivos y aplicables al sistema
L	Desarrollar un esquema de apoyo a la toma de decisiones
M	Desarrollar un sistema informático que ayude a la toma de decisiones
N	Preparar informe sobre la metodología utilizada
O	Preparar conclusiones
P	Preparar resultados finales
Q	Preparar recomendaciones

Tabla 1 - Plan de Tareas - Fuente: Elaboración Propia

D. NECESIDADES PRESUPUESTARIAS

a) GASTOS DE FUNCIONAMIENTO

Descripción	Total
Movilidad	4.000.000 Gs.
Inscripciones a Congresos y Publicaciones en Revistas	12.000.000 Gs.
Total	16.000.000 Gs.

Tabla 2 - Gastos de Funcionamiento. Fuente: Elaboración Propia

b) GASTOS DE EQUIPAMIENTO

Descripción	Total
Equipo informático	6.000.000 Gs.
Conexión a Internet y Oficina	12.000.000 Gs.
Total	18.000.000 Gs.

Tabla 3 - Gastos de Equipamiento. Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO II

1. Trabajos previos

En (Urrego, 2014) se mencionan los modelos de Gestión de Inventarios para la toma de decisiones en la cadena de distribución. Estos modelos permiten mejorar la gestión de reparto, pero no tratan la problemática de la diligencia y tiempos muertos en la búsqueda de los productos en el almacén.

Desde la primera revolución industrial de 1760 aproximadamente, ocurrieron varias otras revoluciones que fueron cambiando la industria, incluyendo mejoras en los procesos y métodos de fabricación. Estos cambios también afectaron al estilo de vida humano en todos los aspectos. En la *primera revolución* aparecen las máquinas a vapor que redujeron la necesidad de mano de obra humana y aumentaron la eficiencia del flujo de trabajo. Esto trajo beneficios para los consumidores, presentando productos de alta calidad con precios más bajos. A medida que se introdujo la electricidad y la producción en masa, la *revolución 2.0* mejoraron aún más los costos y volúmenes de producción. La *industria 3.0* luego observó a la electrónica y las telecomunicaciones como herramientas fundamentales de cambio. Sin embargo, *la industria 4.0* afectó aún más a la humanidad, trayendo consigo la integración de objetos físicos con las personas mediante internet y las herramientas digitales como la inteligencia artificial, el análisis de datos y la utilización de herramientas informáticas para la toma de decisiones. Esta revolución marca el comienzo de cambios dramáticos en el comercio minorista. De estos cambios no se escapan los manejos de almacenes y la logística retail de la ciudad de Pilar.

El Retail y la gestión logística han sufrido cambios impresionantes con la inclusión de la industria 4.0. Se han aprovechado las tecnologías de esta revolución mediante la Realidad Aumentada (RA), la Inteligencia Artificial (IA), Internet de las cosas y el Big Data Analytics (BDA).

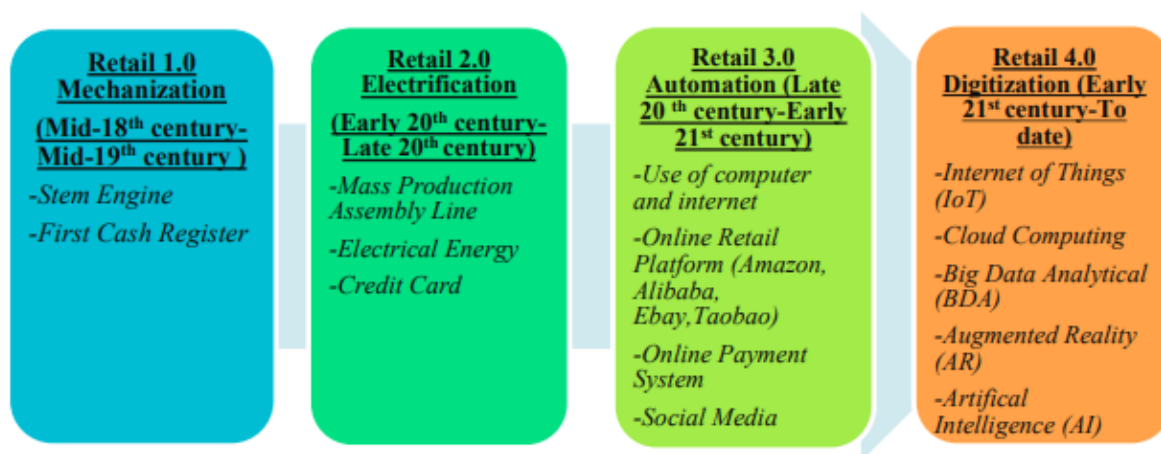


Ilustración 1. Procesos de modernización de Retails. Fuente Hara, Umi Kartini Rashida, Lee Te Chuana.

La implementación de estas herramientas en la gestión de Almacenes y la logística de distribución impacta drásticamente en los costos y la calidad del servicio de los administradores de inventarios.

La gestión de Almacenes retail de la ciudad de Pilar no escapa a esta revolución por lo que se impulsa la implementación de estos mediante estudios e investigaciones que logren penetrar el actual modelo de gestión.

Las empresas que aprovechen este nuevo modelo de gestión atraerán a más clientes y generarán su fidelidad. La integración de dichos sistemas a los Almacenes brindará amplia ventaja frente a sus competidores mediante el aprovechamiento de las

tecnologías actuales como son el Análisis de Big Data, Internet de las Cosas y la Inteligencia Artificial, entre otros.

(González R. , 2021) aplica la Minería de Datos para la identificación y verificación de la rotación de artículos en tiendas retail. Este trabajo servirá de guía para la implementación de nuevos modelos de gestión de almacenes en la ciudad de Pilar.

(Nigro, Xodo, Corti, & Terren, 2004) trata el concepto de Descubrimiento de Datos (en inglés Knowledge Discovery in Databases) o por sus siglas KDD, se desarrolla y aún continúa desarrollándose, y se lo puede definir de la siguiente manera: “La tecnología KDD está basada en un bien definido proceso KDD de múltiples pasos, para el descubrimiento de conocimiento en grandes colecciones de datos. El proceso KDD es iterativo por naturaleza, y depende de la interacción para la toma de decisiones, de manera dinámica.”

En (Enríquez Zárate & Rodríguez Lozada, 2020) se especifica la clasificación de los productos en base a un cálculo de consumo anual, **Modelo de Gestión de inventarios ABC**.

En el modelo de gestión de inventarios propuesto para los almacenes retail de la ciudad de Pilar, se plantea adicionar la utilización de tecnologías de la Industria 4.0 como ser el Big Data y un Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones (DSS) para mejorar los fenómenos de Líneas de Espera.

La aplicación de la Minería de Datos y la Inteligencia artificial como herramientas de apoyo brindarán deducciones que posibilitarán la mejora natural de los procesos de almacenamiento en los depósitos retail de la ciudad de Pilar.

La Inteligencia Artificial fundamentada en (Munárriz, 2004) habla de la confluencia de los desarrollos técnicos y lógicos de matemática que surgen como una ciencia que tiene como objetivo fundamental el diseño y la construcción de sistemas computacionalmente inteligentes.

(MINSKY, 1968) define a la IA como “la ciencia de construir máquinas que hagan inteligencia como si fueran realizadas por personas”

2. Premisas

Como resultado de la investigación realizada con este trabajo, se plantea un modelo de gestión de ubicación inteligente del stock de acuerdo con la demanda del producto, gestionada por un DSS (Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones).

Los inventarios son recursos de la empresa, que si no están bien administrados pueden llevar al sobre stock, al quiebre de inventarios que generan buena rentabilidad, o a la respuesta tardía en la entrega del pedido de la cadena de logística.

La premisa del 20% de los productos hacen el 80% de la facturación es un principio de gestión empresarial que se refiere a la idea de que un pequeño porcentaje de los productos de una empresa generan la mayor parte de sus ventas y beneficios. Esto se conoce como la "ley del 80/20" o el "principio del 80/20".

Este principio se basa en la idea de que hay un desequilibrio en la distribución de los resultados y que un pequeño número de elementos (en este caso, productos) tiene un impacto significativamente mayor que el resto. En el caso de la empresa, esto significa

que un pequeño porcentaje de los productos genera la mayor parte de sus ventas y beneficios.

La respuesta tardía en la entrega es el recurso que se ataca con la ubicación del producto, que al estar estrechamente relacionada con el movimiento que éste presenta durante el proceso comercial, mejoraría el plazo de entrega y el costo final. Cada producto estará evaluado por su demanda, (d) durante un período de tiempo determinado y establecido como temporada (t) en no más de 3 meses, esto lo hace diferente al modelo ABC tradicional que fija su temporada en 1 año de consumo. El cálculo de su valor estará almacenado en una variable (vp) y ésta determinará su prioridad de ubicación. A mayor valor de demanda, mayor es la variable, a mayor variable, mejor debe ser la ubicación del producto.

- Consumo promedio determinado (el 20% de los mayores consumos)
- Demanda durante cada período (3 meses de tiempo)
- Temporadas (primavera, verano, otoño, invierno)

La demanda de productos por temporadas se refiere a la variación en la demanda de un producto a lo largo del año debido a factores estacionales, como el clima, las festividades y los cambios en los hábitos de consumo. Muchos productos experimentan un aumento de la demanda durante ciertas épocas del año y una disminución en otras.

Por ejemplo, durante el verano, la demanda de productos como ropa de verano, productos para el cuidado del cuerpo y productos de playa aumenta, mientras que, durante el invierno, la demanda de ropa de abrigo y productos de calefacción aumenta. Los productos que tienen una demanda por temporadas pueden requerir una planificación y

una gestión cuidadosas para aprovechar al máximo el potencial de ventas y minimizar el riesgo de pérdidas.

La demanda de productos por temporadas se refiere a la variación en la demanda de un producto a lo largo del año debido a factores estacionales, como el clima, las festividades y los cambios en los hábitos de consumo. Muchos productos experimentan un aumento de la demanda durante ciertas épocas del año y una disminución en otras.

Por ejemplo, durante el verano, la demanda de productos como ropa de verano, productos para el cuidado del cuerpo y productos de playa aumenta, mientras que, durante el invierno, la demanda de ropa de abrigo y productos de calefacción aumenta. Los productos que tienen una demanda por temporadas pueden requerir una planificación y una gestión cuidadosas para aprovechar al máximo el potencial de ventas y minimizar el riesgo de pérdidas.

Esta mejor ubicación del producto posibilitará una rápida respuesta del repositor, sea manual o automático.

En empresas que mantienen muchos tipos de productos no es sensato proporcionar igual nivel de prioridad a cada producto. Los administradores del inventario deben clasificar estos productos para el establecimiento de categorías y políticas de control para cada tipo de inventario de acuerdo con su importancia e impacto en la rentabilidad de la empresa. De esta manera, los esfuerzos estarán centrados en la importancia relativa de los mismos.

La utilización de la Inteligencia Artificial (IA) para este proceso facilitará el aprendizaje de la máquina y brindará mejores resultados para las ubicaciones futuras de los productos que realmente son importantes.

Para este fin sugerimos la utilización de WEKA.

Weka (**Waikato** Environment for Knowledge Analysis) es una plataforma de software destinada al aprendizaje automático y la minería de datos (Data Mining) escrita en lenguaje Java y desarrollada en la Universidad de Waikato (Nueva Zelanda). (Universidad de Waikato, 2022)

La utilización de Weka para este propósito permitirá al sistema DSS brindar mejores propuestas para la toma de decisiones. Mediante Weka se analizarán los datos ingresados, la frecuencia de uso, la frecuencia de venta y los productos de mayor movimiento. Weka proporcionará una predicción estimada para el análisis de la futura ubicación, proporcionará también un análisis por temporadas y su relación con el consumo promedio. Weka también buscará las asociaciones o relaciones entre los productos y la temporada.

Para obtener estas informaciones de Weka, más adelante determinamos las características que deberán tener los datos a ser ingresados.

El DSS proporcionará una mejor ubicación para cada producto. Esto generará un impacto positivo y la velocidad de respuesta de los pedidos de la cadena logística de los almacenes.

3. Situación de los almacenes retail locales

Los almacenes de logística retail de la ciudad de Pilar carecen en este momento de un sistema de ubicación de mercaderías inteligente.

Hoy en día, la ubicación está propiciada por el momento y los espacios libres.

Esta información es constatada mediante la observación y la recolección de datos por medio de una entrevista y un cuestionario sencillo a los dueños de almacenes retail de la ciudad de Pilar.

Este cuestionario es un conjunto de preguntas diseñadas para recopilar información de los almacenes de la ciudad de Pilar. Los cuestionarios pueden ser utilizados en una amplia variedad de contextos, desde la investigación de mercado y la evaluación de la satisfacción del cliente hasta la evaluación del desempeño del trabajador y la toma de decisiones empresariales, en este caso fue estructurado para saber exactamente cuál es la situación real y la forma en que los administradores de almacenes organizan sus depósitos.

El resultado de esta entrevista indica que el 53.3% de los administradores de almacenes retail clasifica según el orden de llegada de los artículos, el 33.3% lo hace según los espacios disponibles y un 13.3% lo hace por medio de una determinación de productos prioritarios.

Ninguno de los administradores de almacenes utiliza el método ABC para clasificación y organización de los productos.

Cómo clasifica el almacenamiento de sus productos?

15 respuestas

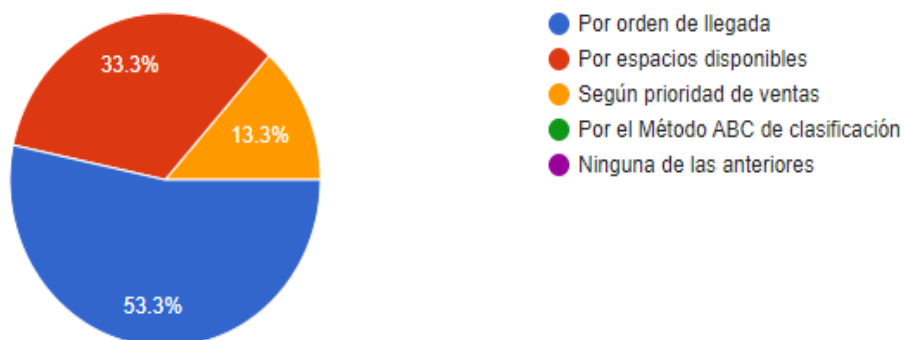


Ilustración 2. Gráfico de clasificación de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia

La recolección de esta información se realizó por medio de visitas a los almacenes retails existentes en la ciudad, identificando aquellos que efectivamente tienen depósitos de productos con stock y ubicación de estos en una superficie mayor a 100 m².

En la visita a los almacenes, se procedió a la observación de los productos y su clasificación en el inventario. Además, se practicó la siguiente encuesta a los administradores de los depósitos.

La breve encuesta fue realizada en la ciudad de Pilar, direccionada a los almacenes retail instalados en la zona. Esta encuesta aplicada fue con el fin de obtener datos sobre la situación actual del almacenamiento de productos en los depósitos ubicados en la ciudad de Pilar.

Formulario de relevamiento de datos

Formulario de relevamiento de la situación de almacenes y depósitos Retail de la ciudad de Pilar

richardruizdiazb@gmail.com (no se comparten)
[Cambiar cuenta](#)

Posee un almacén de mercaderías?

☐ Si

☐ No

Cómo clasifica el almacenamiento de sus productos?

☐ Por orden de llegada

☐ Por espacios disponibles

☐ Según prioridad de ventas

☐ Por el Método ABC de clasificación

☐ Ninguna de las anteriores

Ilustración 3 - Encuesta realizada a los almacenes de la ciudad de Pilar. Fuente: Elaboración propia

Por esta razón, durante etapas de picos de ventas se mal utilizan los recursos para el cumplimiento de los pedidos del sector comercial.

La logística actual comprende un sistema añejo de ubicación y respuesta a las demandas comerciales. Además de esto, implica una alta demanda de recursos monetarios, exigiendo la caja y poniendo en riesgo ventas cerradas durante estos periodos. La búsqueda manual de las mercaderías aplicada sin una lógica convincente lleva a la aplicación de horas extras, gastos extras y costos innecesarios e imprevistos en los presupuestos de las empresas.

De esta manera y buscando un perfeccionamiento en las técnicas de búsqueda o recopilación de datos ya existentes, es posible aplicar nuevos métodos y técnicas de la industria 4.0 a los almacenes retail de la ciudad de Pilar, mejorando así su funcionalidad, bajando los costos y actualizando los procesos mediante modernos modelos tecnológicos y de gestión de inventarios.

4. Sectorización de las ubicaciones.

Los productos de mayor movimiento deben tener una ubicación privilegiada. Esto permitirá una reacción rápida y sin contratiempos del repositor.

El tiempo de respuesta en la cadena de distribución es primordial, cada segundo cuenta y suma en el cálculo final del tiempo gastado en la entrega al cliente o al transportista. A menor tiempo muerto en la búsqueda y reposición del producto, menor es el costo que se carga a cada venta.

5. Análisis de la información

El modelo de gestión de inventarios ABC es un método de categorización de inventarios, utilizado como mecanismo de priorización rudimentario para concentrar esfuerzos y recursos en artículos que son más importantes para la empresa (Vermorel, 2020) menciona que este método se fundamenta en la observación empírica de una pequeña fracción de artículos o SKU que generalmente representa una parte importante del negocio. Se menciona también que desde el año 2000, este método se utiliza fundamentalmente como método de visualización de datos y como modo de priorización de los encargados de la cadena de suministro que deben revisar regularmente sus configuraciones de reabastecimiento.

Si a este método ya probado y muy difundido en el mundo entero se le agregan las características tecnológicas de la industria 4.0 como ser la IA y el DSS, se presenta una gran oportunidad de mejora respecto a los estándares actuales de gestión de inventarios.

Mediante la Inteligencia Artificial se podrán predecir los artículos de mejor movimiento en determinados meses del año, dejando de lado así que los artículos estén estáticos durante un período largo de tiempo, tal como se analiza actualmente.

Esta metodología ansía dinamizar y dar una gestión inteligente de los almacenes retail de Pilar.

Modelo de gestión ABC tradicional

MODELO ABC DE GESTIÓN DE INVENTARIOS			
EXISTENCIAS	% VALOR	% ALMACÉN	IMPORTANCIA
Tipo A	60 – 80 %	20 %	ALTA
Tipo B	10 – 20 %	30 %	MEDIA
Tipo C	5 – 10 %	50 %	BAJA

Ilustración 4 - Modelo de Gestión ABC tradicional. Fuente: (Vermorel, 2020)

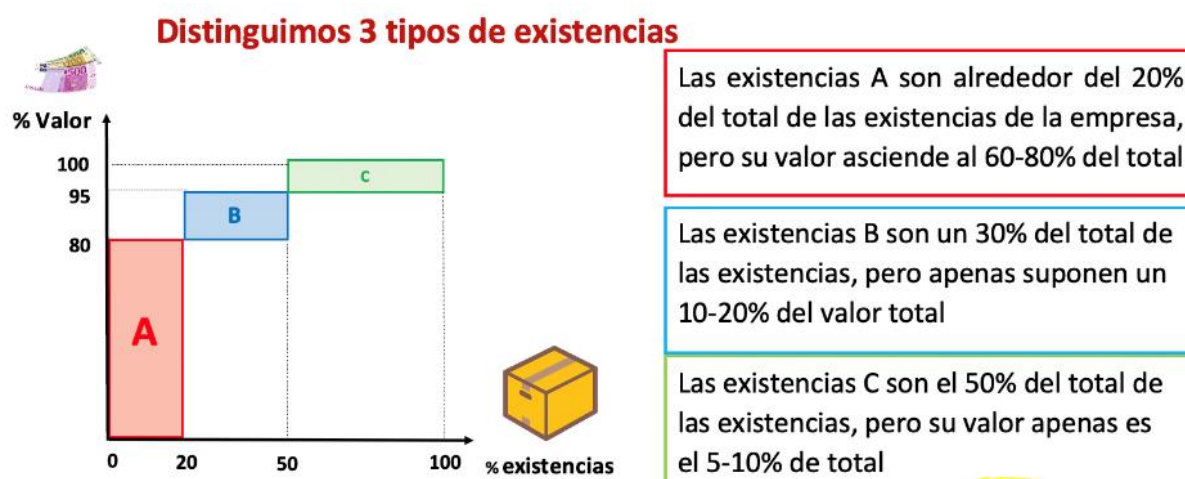


Ilustración 5. Tipos de Existencia. Fuente (Vermorel, 2020)

La metodología ABC tiene como premisa que el 20% de los productos son el 80% de las ventas.

El principio de Pareto (Barroso-Tanoira, 2007) también se aplica a este análisis. Pareto en su teorema mencionaba la posibilidad de que el 20% de las situaciones causan el 80% de los problemas. Entonces, aplicando esta teoría, que también se refleja

válidamente en la cadena de distribución; el 20% de los productos son el 80% de las ventas.

ANÁLISIS ABC UN EJEMPLO

Número de Parte	Uso Anual (\$)	Uso \$ Acumulado	% Uso Acumulado	% Artículos Acumulado	Clasificación
N03	949	949	39.8%	10%	A
N09	810	1,759	73.7%	20%	A
N05	247	2,006	84.1%	30%	B
N01	150	2,156	90.4%	40%	B
N10	128	2,284	95.7%	50%	B
N08	74	2,358	98.8%	60%	C

Ilustración 6. Análisis ABC, ejemplo. Fuente: (Vermorel, 2020)

El modelo ABC se confecciona normalmente a partir de 1 año de consumo o movimiento de los artículos del almacén.

La premisa que planteamos se diferencia mediante un plus de agregado con la implementación de la Inteligencia Artificial como análisis de datos de ventas, formándose así el siguiente modelo:

6. Propuesta de Modelo ABC por temporadas con IA aplicada.

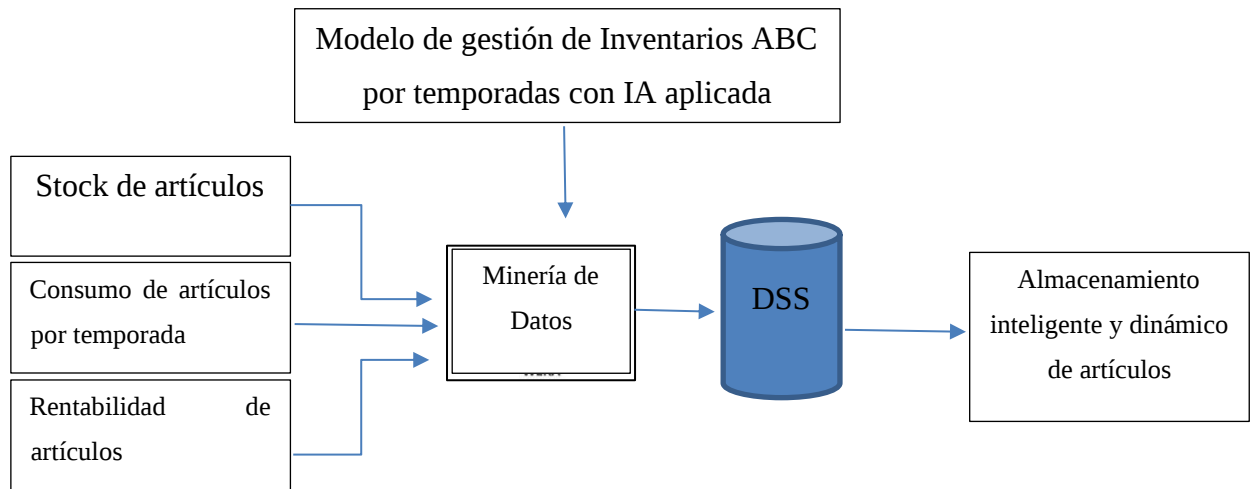


Ilustración 7 – Propuesta de Modelo ABC por temporadas con IA aplicada. Fuente: Elaboración propia

7. Tablas y estructura básica de datos imprescindibles.

La siguiente lista de campos es un ejemplo de los datos que necesariamente debe tener la base de datos para un funcionamiento estándar. A la lista que presentamos a continuación se deben agregar los campos particulares de cada almacén.

Maestro de artículos	
SKU	Númérico o Alfanumérico
DESCRIPCIÓN SKU	Alfanumérico
RUBRO	Alfanumérico

Tabla 4 - Estructura de datos. Fuente: Elaboración propia

Stock de artículos	
SKU	Numérico o Alfanumérico
Stock Actual	Numérico
Promedio de venta diario	Numérico
Promedio de venta temporada	Numérico
Precio de costo totalmente variable	Numérico
Precio de venta	Numérico

Tabla 5 - Estructura de datos. Fuente: Elaboración propia

8. Descripción de procesos:

- Preparación del listado de stock de artículos retail
- Preparación del listado de ventas diarias por 1 año como mínimo
 - Este período de tiempo podrá garantizar el recorrido de la IA por todo el proceso de ventas y las relacionará con las temporadas.
 - A mayor período de tiempo, mejor será el resultado del análisis.
- Categorizar los artículos de mayor rentabilidad de la empresa. Esto permitirá identificarlos como un grupo selecto en el proceso de análisis.
- Categorizar la lista de artículos por rubros (si los hubieren de diferentes colores, diferentes medidas o diferentes estilos)
 - Ej.1.: Rubro Remeras Polo: Remera polo roja – Remera polo negra - Remera polo blanca.
 - Ej.2.: Rubro Camisas: Camisa verde – Camisa blanca - Camisa Rosa

- La determinación de las temporadas estará establecida de acuerdo con la relación existente con los productos que se venden en los retails, en este caso, las temporadas son: primavera, verano, otoño e invierno.

CAPÍTULO III

A. ENSAYOS Y SIMULACIONES DEL MODELO PROPUESTO.

1. Ensayo 1 – Escenario de ventas por rubro – período 1 año.

a) Desglose:

- Listado de Stock de artículos. Demo-simulaciones
- Consumo de artículos por temporada (primavera, verano, otoño, invierno). Demo-simulaciones

b) Estructura de datos:

Maestro de artículos	
SKU	Númerico o Alfanumérico
DESCRIPCIÓN SKU	Alfanumérico
RUBRO	Alfanumérico

Tabla 6 - Estructura de datos, Maestro. Fuente: Elaboración propia

Stock de artículos	
SKU	Numérico o Alfanumérico
Stock Actual	Numérico
Promedio de venta diario	Numérico
Promedio de venta temporada	Numérico
Precio de costo totalmente variable	Numérico
Precio de venta	Numérico
Temporada	Alfabético

Tabla 7 - Estructura de datos, stock. Fuente: Elaboración propia

c) Identificación de los productos de alta rotación y su clasificación.

- El 20% de los productos del inventario probablemente son de alta rotación, entonces, este 20% debe distribuirse dentro de la ZONA ROJA

ZONA ROJA: área principal de la estantería primaria. Esta zona debe estar lo más cercana posible a la zona de despacho o empaque.

Variable de prioridad (vp):

- **Zona Roja:**
 - Alta Demanda, lugar cercano a la franja empaque previo o franja de entrega a la cadena de logística y distribución.
 - Esta zona debe estar ubicada en un lugar muy accesible y de rápida disposición, de manera que no se pierda tiempo en la selección y

entrega de la mercadería a los distribuidores. Esta zona corresponde al 20% de los artículos que producen el 80% del movimiento de la empresa.

- Son los artículos que tienen la mayor cantidad de unidades promedio por día. Si su UP es mayor a 3, corresponde a un artículo de la ZONA ROJA



Ilustración 8 - Zona Roja de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia

- **Zona Amarilla:**

- Demanda Media: esta zona corresponde a los artículos que tienen un movimiento moderado, estos artículos no están dentro del 20% prioritario de la empresa. Su unidad promedio o UP es menor a 1.
- Por su disposición es fácil acceder a ellas, pero no con la rapidez como la tienen los artículos de la zona roja.

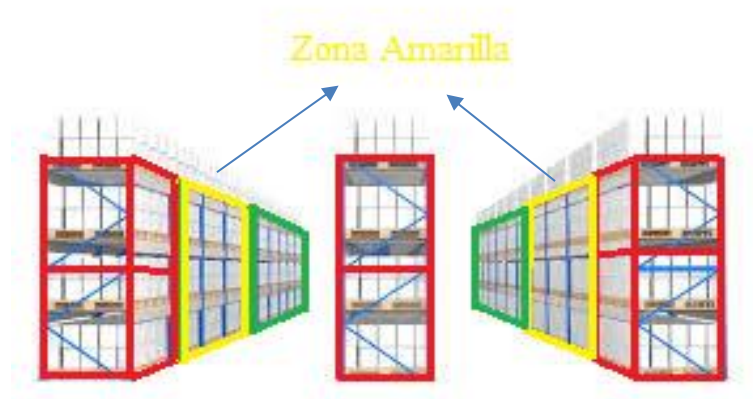


Ilustración 9 - Zona Amarilla de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia

- **Zona Verde:**

- Demanda baja: ésta es la zona más alejada de la franja de empaque o franja de entrega a logística.
- Estos artículos son complementarios de la tienda y si bien no tienen la misma prioridad que las dos zonas anteriores, sirven de complemento y gancho para las ventas de los demás productos.



Ilustración 10 - Zona Verde de almacenamiento. Fuente: Elaboración propia

Esta definición se clasificará mediante la demanda por día que el sistema de apoyo (DSS) debe calcular en base a las ventas de cada producto.

Para determinar inicialmente esta clasificación se sugiere la utilización del software de análisis de datos e inteligencia artificial WEKA.

2. Resultados de las Pruebas.

a) Árbol de clasificaciones 1 – Weka

a. Preparación de datos:

La preparación de los datos para la utilización de Weka es la parte más compleja y tediosa, ya que requiere el procesamiento de datos a través de un archivo con extensión .arff.

b. Premisas a tener en cuenta para el archivo .arff: (Abad, 2020)

- En Weka, se permiten los archivos de entrada con valores perdidos, pero para introducirlos se deben sustituir por el símbolo “?”.
- La entrada de variables categóricas (ordinales o nominales) debe realizarse incorporando directamente las etiquetas de las categorías para cada caso, no los valores ficticios que se incorporan habitualmente en otros programas como SPSS.
- Todas las variables deben estar definidas en el archivo de entrada de datos, en función de si son categóricas, enteras o números reales.
- La entrada de variables numéricas continuas (con decimales) deben hacerse utilizando el punto como posición decimal.
- Las puntuaciones de los sujetos en cada variable deben ir, en el archivo de datos, separadas por comas, y cada sujeto en párrafo nuevo.
- En caso de archivos de Excel, convertir el archivo a otro formato .csv (separado por comas) editando los datos inicialmente en ese archivo.

c. Estructura del archivo para simulación:

@RELATION DEMO

@ATTRIBUTE rubro

{ajustables,almohadas,basic,batas,bolsos,clasic,cortinas,cubrecamas,duvets,edredones,fragancias,fundas,mantas,manteles,necessaires,otros,pollerones,quilts,repasadores,sabanasfineza,servilletas,shoppingbags,tapete,toallas}

@ATTRIBUTE descripcionsku STRING

@ATTRIBUTE promediodeventatemporada NUMERIC

@ATTRIBUTE promedimayor {SI,NO}

@ATTRIBUTE temporada {otoño,invierno,primavera,verano}

@DATA

d. Algoritmos de clasificación

Los métodos de clasificación son las técnicas de minería de datos empleados más frecuentemente en las investigaciones. Estos algoritmos son aplicados tras haber realizado una exploración previa con los datos. El objetivo de estas técnicas es construir un modelo predictivo que sea capaz de establecer con la mayor precisión posible en qué valor se encontrará el sujeto en la variable criterio a partir de la información obtenida.

La clasificación utilizada para esta DEMO es la J48.

J48 es un algoritmo de aprendizaje automático utilizado en la minería de datos para construir árboles de decisión. Fue desarrollado por el equipo de WEKA (Waikato

Environment for Knowledge Analysis), un conjunto de herramientas de software de minería de datos creado en la Universidad de Waikato en Nueva Zelanda.

El algoritmo J48 utiliza el método de división y conquista para construir un árbol de decisión a partir de un conjunto de datos de entrenamiento. En cada paso del proceso, se selecciona la mejor característica para dividir el conjunto de datos en dos subconjuntos más pequeños. Esto se repite hasta que se han dividido todos los datos en subconjuntos que contienen solo elementos de la misma clase.

Una vez construido el árbol de decisión, se puede utilizar para hacer predicciones sobre nuevos datos. Para hacer una predicción, se sigue el árbol de decisión a través de las ramas correspondientes a las características del nuevo dato hasta llegar a una hoja, que indica la clase de la predicción.

El algoritmo J48, integrado en Weka, es uno de los algoritmos de minería de datos más extendido en los estudios que incluyen algoritmos de clasificación. Entre los parámetros estimados bajo este procedimiento, destaca el nivel de confianza establecido para la poda del árbol generado. Puesto que influye notoriamente en el tamaño y la capacidad de la predicción del árbol construido. (Abad, 2020)

Para explicar cómo clasifica el algoritmo J48 en un árbol de decisiones, consideremos un ejemplo sencillo con los siguientes datos de entrenamiento:

Atributo 1	Atributo 2	Clase
1	1	Sí

Atributo 1	Atributo 2	Clase
1	0	No
1	1	Sí
0	0	No

Tabla 8. Demostración de datos y atributos para prueba de algoritmos. Fuente: Elaboración propia

El objetivo es construir un árbol de decisiones que pueda predecir la clase de nuevos objetos basándose en los valores de sus atributos. En este caso, los atributos son binarios (0 o 1) y la clase es categórica (Sí o No).

El algoritmo J48 comienza dividiendo el conjunto de datos de entrenamiento en subconjuntos más pequeños utilizando diferentes criterios de división. El criterio de división utilizado en el algoritmo J48 es la ganancia de información, que mide la reducción de la incertidumbre sobre la clase de un objeto después de conocer su valor de un atributo.

La fórmula de la ganancia de información es una medida utilizada en el aprendizaje automático y la minería de datos para evaluar la importancia de un atributo en la clasificación de datos. (ESCOBAR, 2018)

La fórmula de la ganancia de información es la siguiente:

$$\text{Ganancia de información} = \text{Entropía antes} - \text{Entropía después}$$

$$\text{IG (X,Y)} = \text{H(Y)} - \text{H(Y|X)}$$

Ilustración 11. Fórmula de la Ganancia de la información. Fuente: Reglas de Asociación y predicción. (ESCOBAR, 2018)

Donde la entropía es una medida de la incertidumbre en un conjunto de datos. Cuanto mayor sea la entropía, más incierto será el conjunto de datos.

IG(X, Y) es la ganancia de información de la variable X con respecto a la variable Y.

H(Y) es la entropía de la variable Y.

H(Y|X) es la entropía condicional de la variable Y dado X.

La entropía antes se refiere a la incertidumbre en el conjunto de datos antes de considerar una característica o atributo específico, mientras que la entropía después se refiere a la incertidumbre en el conjunto de datos después de considerar ese atributo o característica en particular.

Por lo tanto, la ganancia de información es simplemente la diferencia entre la incertidumbre antes y después de considerar un atributo específico. Cuanto mayor sea la ganancia de información, más importante será el atributo en la clasificación de los datos.

El cálculo de la ganancia de información para cada atributo permitiría determinar cuál de ellos es más relevante para clasificar los datos. En general, se busca elegir el atributo con la mayor ganancia de información, ya que esto indica que es el que

proporciona la mayor reducción en la entropía y, por lo tanto, la mayor claridad en la clasificación de los datos.

Luego, el algoritmo J48 selecciona el atributo 1 como el mejor atributo para dividir el conjunto de datos.

El árbol de decisiones resultante se muestra a continuación:

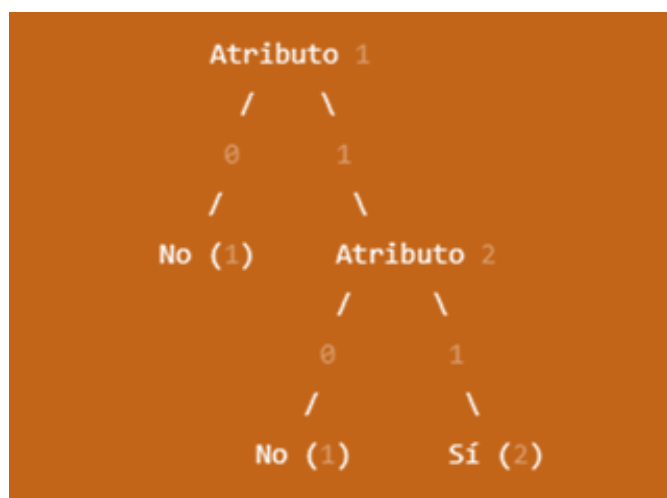


Ilustración 12 - Gráfica de árbol de decisiones - Fuente propia.

Explicado en términos sencillos:

- Si el atributo 1 es 0, siempre será NO
- Si el atributo 1 es 1 y el atributo 2 es 1 siempre será SI
- Si el atributo 1 es 1 y el atributo 2 es 0, siempre será NO.

De esta manera se construye un árbol con estructuras y reglas que indican los atributos y sus contenidos o resultados. Cada nodo del árbol representa una pregunta sobre el valor de un atributo, y cada rama del árbol representa una posible respuesta a esa pregunta. El algoritmo J48 utiliza el árbol de decisiones para predecir la clase de nuevos objetos basándose en los valores de sus atributos.

En el caso de tener atributos como rubro y temporada, la ganancia de información se calcularía para cada uno de ellos. Por ejemplo, se podría evaluar la ganancia de información de dividir los datos según el rubro de los productos (por ejemplo, alimentos, ropa, electrónica, etc.) y según la temporada en que se venden (verano, invierno, etc.).

e. Prueba 1, datos de ventas reales, período 2018,2019,2020.

Algoritmo J48 de Clasificación. 8.583 registros.

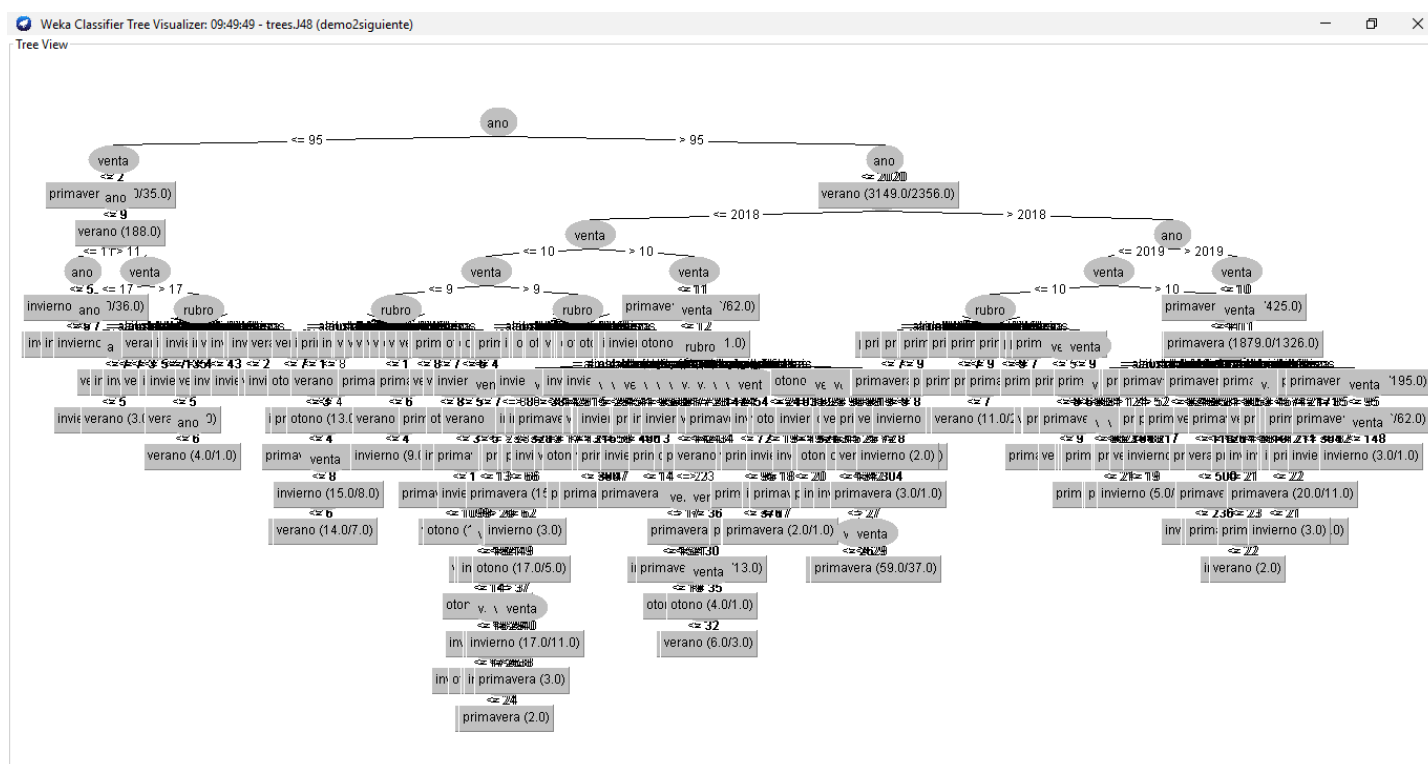


Ilustración 13 - Árbol de resultados, prueba 1. Fuente: Elaboración propia

El árbol resultante de esta prueba con datos reales es un árbol con demasiados nodos, debido a la cantidad de información que cargamos a la herramienta de análisis, motivo por el cual, procederemos a analizar las más resaltantes.

En el caso de un árbol de decisiones con muchas hojas, estamos hablando de un árbol con una gran cantidad de ramas que representan diferentes posibles resultados o clasificaciones. Este tipo de árboles puede ser útil en situaciones en las que se necesitan clasificaciones detalladas y precisas, aunque también pueden ser más difíciles de interpretar y analizar que árboles más simples.

En las siguientes imágenes, detallaremos los puntos más resaltantes y provechosos de un árbol de decisiones con muchas hojas, explorando cómo funciona y cómo se puede utilizar para tomar decisiones informadas en diferentes aplicaciones. Analizaremos los atributos más importantes, cómo se toman las decisiones en cada nodo, y cómo interpretar los resultados obtenidos para obtener conclusiones útiles y precisas.

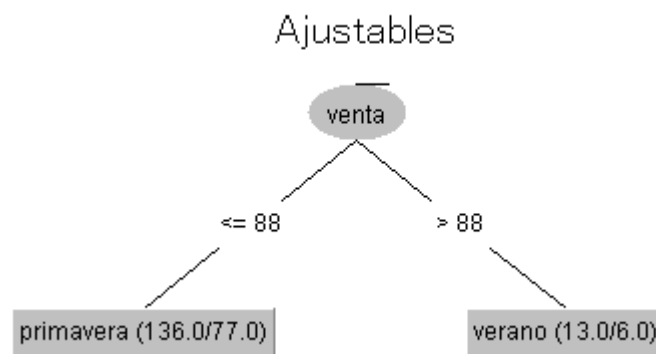


Ilustración 14. Nodo resultante de las Ajustables. Fuente propia.

El árbol resultante de las ajustables nos da una clasificación donde se interpreta que las ventas en la temporada de primavera son menores a 88 unidades, sin embargo, en verano son las mayores ventas, por lo tanto, se tiene así una idea de la temporada de mayor

venta en unidades de las sábanas ajustables, y la temporada de mayor movimiento de este mismo producto.

En este árbol se indica que el 56% de las ventas de primavera fueron menores a 88 unidades, sin embargo, el 46% de las ventas de verano fueron mayores a 88 unidades. Es importante aclarar que esta información nos indica que hubo más tickets de ventas en la temporada de primavera, definiéndose así a las ajustables como un producto de mucho movimiento en esta temporada.

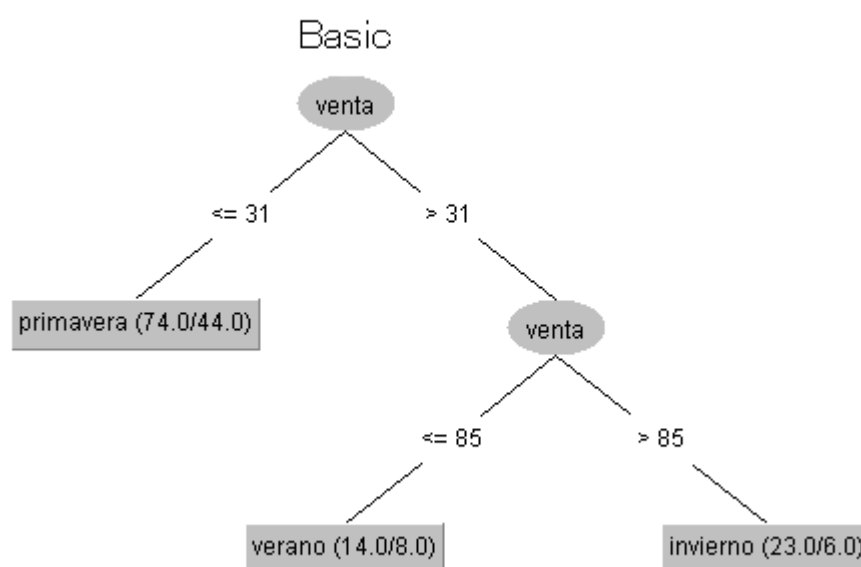


Ilustración 15. Nodo resultante de las sábanas Basic. Fuente propia.

El análisis de las sábanas Basic nos indica que, durante la primavera, el 59% de las sábanas se venden en unidades menores a 31, sin embargo, se destacan las temporadas de verano con el 57% entre 31 a 85 unidades y en invierno con el 26% de las ventas mayores a 85 unidades.

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

Si bien en la temporada de la primavera se venden en menores cantidades, son más los tickets de movimientos, por lo tanto, en esta temporada las sábanas Basic deben estar en una zona de alta demanda o roja. Durante la temporada de verano en la zona de demanda media o amarilla y en el invierno y el otoño, en la zona verde.

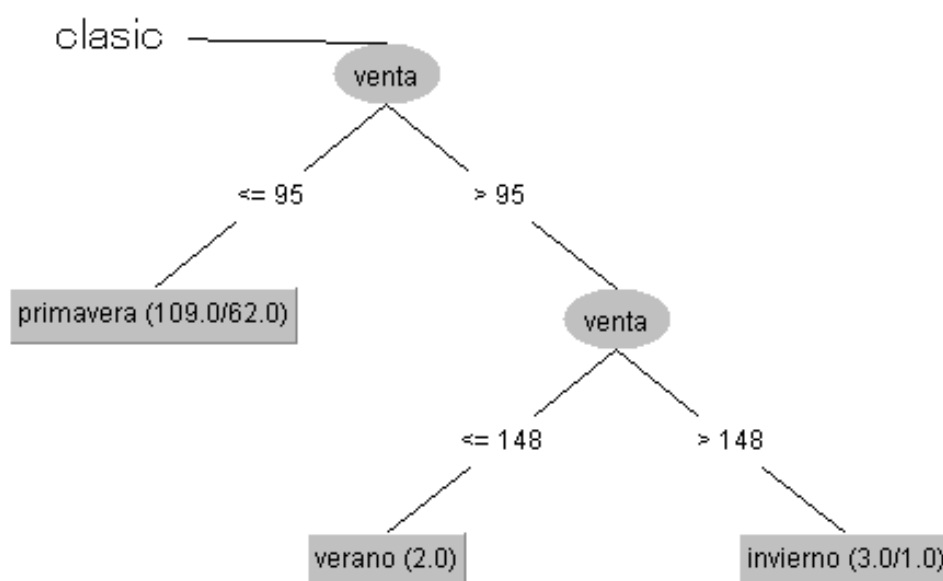


Ilustración 16. Nodo resultante de los productos Clasic. Fuente propia

El análisis del nodo de los productos clasic nos indica que en la temporada de primavera se dan los mayores movimientos de tickets de estos productos, con 57% de los tickets llegando casi a las 95 unidades, sin embargo, las ventas de verano e invierno indican mayor cantidad, pero menor movimiento.

Este resultado nos indica que los productos clasico deben tener una ubicación privilegiada en la temporada de primavera.

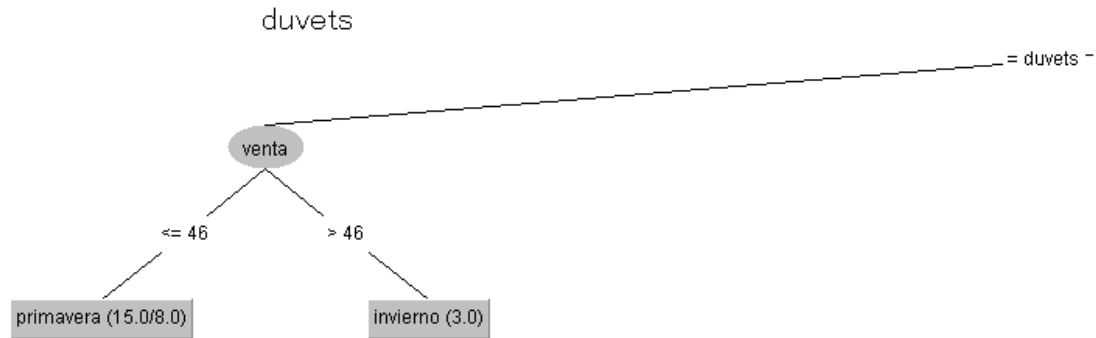


Ilustración 17. Nodo resultante de los Duvets. Fuente propia

El nodo resultante de este análisis nos indica que los Duvets son prendas que en un 53% se venden en la temporada de primavera, no así en las otras temporadas.

Teniendo en cuenta este resultado, los duvets son productos que en las temporadas de otoño, verano e invierno deben estar en las Zonas Verdes, sin embargo, en la temporada de primavera debe ubicarse en la Zona Roja del almacén.

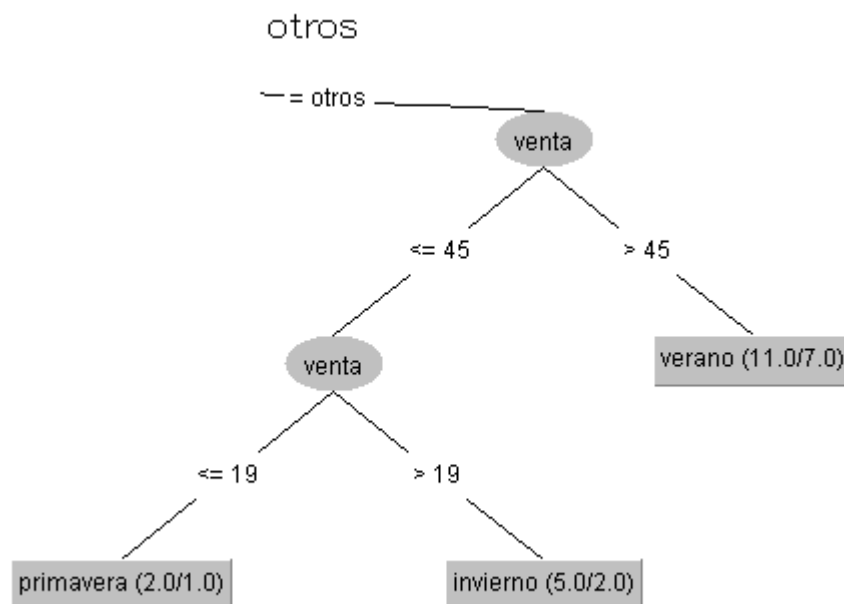


Ilustración 18. Nodo resultante de los productos del rubro “Otros”. Fuente propia

Los productos categorizados en el rubro “otros” dieron un resultado determinando la temporada ideal de venta como la temporada de verano, donde el 64% de las ventas se dan en unidades mayores a 45, sin embargo, durante la temporada de primavera las unidades vendidas fueron menores a 19 y en invierno entre 19 y 45 unidades en el 40% de las ventas.

El análisis nos indica que, durante la temporada de verano, los productos del rubro “otros” deben estar en la Zona Roja, sin embargo, en las demás temporadas del año deben posicionarse en las Zonas Amarillas o Verdes.

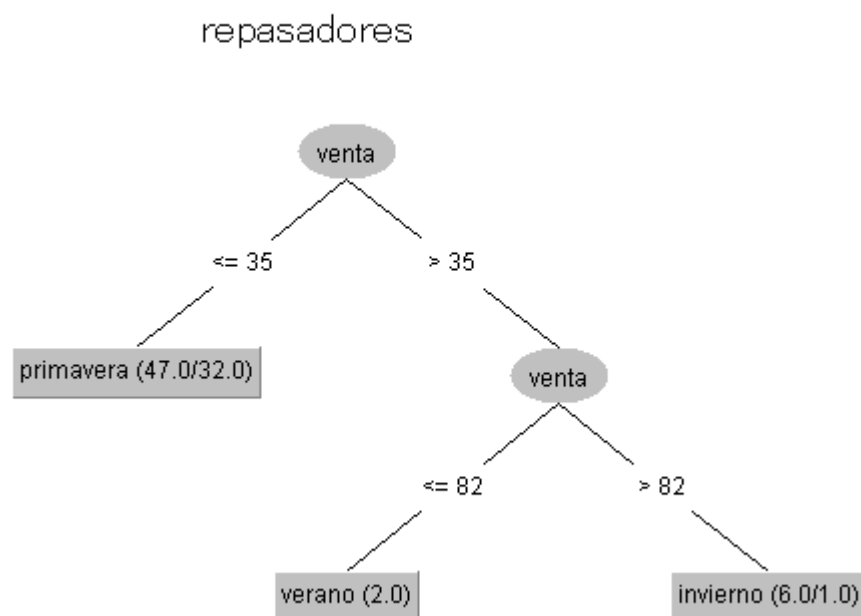


Ilustración 19. Nodo resultante de los productos del rubro repasadores. Fuente propia

Según este análisis los repasadores son productos de venta mayormente en la primavera con el 68% de los movimientos menores a 35 unidades, pero contrastando con las ventas de las temporadas de verano, otoño e invierno con ventas mayores a 35 y 82 pero solamente en movimientos mínimos. Este resultado ubica a los repasadores en la Zona Roja durante la temporada de primavera.

f. Prueba 2. Clusterización EM con los mismos datos. 8.583
registros de ventas reales.

Con el análisis del método clustering, Weka nos muestra datos de predominancia con relación a determinados atributos.

El clústering probabilístico EM (Expectation-Maximization) es un algoritmo de aprendizaje automático que se utiliza para agrupar datos en conjuntos o clústeres. Se basa en el método de Expectation-Maximization (EM), que se utiliza para encontrar los parámetros óptimos de un modelo probabilístico dado un conjunto de datos.

El algoritmo EM se divide en dos etapas: la etapa de Expectation (E) y la etapa de Maximization (M). En la etapa E, se asigna una probabilidad a cada dato de pertenecer a cada clúster. En la etapa M, se recalculan los parámetros del modelo utilizando las probabilidades asignadas en la etapa E. Esto se repite hasta que los parámetros del modelo se estabilizan.

Una vez que el algoritmo EM ha convergido, los datos se agrupan en clústeres según la probabilidad asignada a cada dato de pertenecer a cada clúster. El clústering probabilístico EM es una herramienta valiosa para la minería de datos y se utiliza en una amplia variedad de aplicaciones, como la segmentación de mercado y la clasificación de documentos.

Según (Abad, 2020) el algoritmo Clustering Probabilístico (EM) permite un acercamiento probabilístico al problema del clustering, solucionando los mencionados problemas. Ahora, en lugar de buscar sujetos parecidos entre sí de manera iterativa, lo que se intenta es buscar el grupo de clústeres más probables dado un conjunto de puntuaciones.

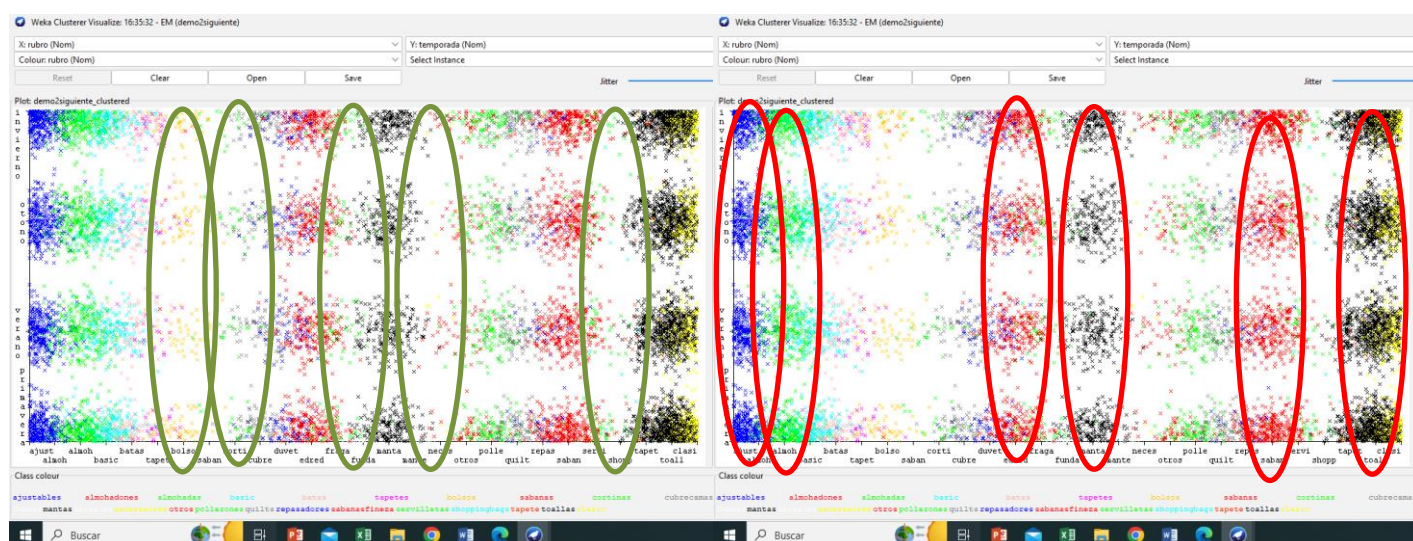


Ilustración 21. Comparativo de la Agrupación por el método de Clustering EM. Fuente propia.

Según la agrupación resultante, se puede diferenciar fácilmente los rubros que NO serán prioridad en cada temporada, marcados en color “verde”, y aquellos que por excelencia de ventas deben estar notablemente más acercados a la Zona Roja de ubicación de productos, marcados en la gráfica en color rojo.

Zona Verde – No prioritaria	Zona Roja – Zona Prioritaria
- Bolsos - Cortinas - Fundas - Necessaires - Shopping Bags - Quilts	- Ajustables - Almohadas - Edredones - Mantas - Sábanas - Toallas

Tabla 9. Tabla de clasificación de productos según los resultados de Clusterización EM. Fuente propia.

Mediante la minería de datos y la inteligencia artificial aplicada con Weka, obtenemos información importante para la identificación de los productos y sus temporadas pico.

Los algoritmos J48 y Clustering EM son herramientas de inteligencia artificial muy útiles para clasificar productos y ventas en almacenes retail. Estos algoritmos son particularmente efectivos en el contexto de la ciudad de Pilar, ya que permiten clasificar y analizar grandes cantidades de datos de manera rápida y eficiente.

El algoritmo J48 es un tipo de árbol de decisión que se utiliza para la clasificación de datos. Es especialmente útil para la clasificación de productos en función de múltiples variables, como el precio, la marca, la calidad, etc. El algoritmo J48 también puede utilizarse para predecir la demanda de productos y para identificar patrones en las ventas.

Por otro lado, el algoritmo Clustering EM es una técnica de agrupamiento que permite agrupar datos similares en conjuntos o clusters. Este algoritmo es muy útil para clasificar ventas en función de diferentes criterios, como el tipo de producto, la frecuencia de compra, el precio, etc. El clustering EM también puede utilizarse para identificar patrones en las ventas y para predecir la demanda de productos.

Estas dos herramientas muy efectivas para clasificar productos y ventas en los almacenes retail de la ciudad de Pilar. Estos algoritmos permiten analizar grandes cantidades de datos de manera rápida y eficiente, lo que puede ayudar a los almacenes a mejorar su gestión de inventario, a optimizar sus estrategias de marketing y a mejorar la experiencia del cliente.

Se ha establecido la estructura del archivo que se necesita para el análisis y hemos determinado que la relación de la temporada y la venta de los productos estrella de los retails de la ciudad de Pilar está demostrada mediante el análisis realizado con la información agregada al sistema.

Este análisis es sumamente importante para determinar cuáles serán las acciones por tomar durante la fijación de la ubicación de cada producto y su prioridad en la estantería de los almacenes.

CAPÍTULO IV

A. ENSAYOS Y SIMULACIONES DEL MODELO PROPUESTO.

1. Ensayo 2 – Escenario 2 de productos varios.

El segundo escenario de pruebas de una arquitectura de almacenamiento y abastecimiento inteligente mediante industrias 4.0 es el creado artificialmente mediante generadores de datos.

El Internet de las cosas (IoT) ha revolucionado la forma en que interactuamos con el mundo. El IoT consiste en la conexión de dispositivos a internet que permiten la recolección y análisis de datos en tiempo real. Esta tecnología ha creado una enorme cantidad de datos que se pueden utilizar para mejorar la toma de decisiones y la eficiencia en diversos campos, desde la salud y la energía, hasta la agricultura y la industria. También existen los generadores de datos de internet que producen información para su análisis y uso. Estos generadores de datos se han vuelto muy populares en la investigación y el desarrollo de tecnologías como la inteligencia artificial y el aprendizaje automático.

Son herramientas actuales para propiciar entornos de prueba de modelos, metodologías, arquitecturas y sistemas. Permiten medir la capacidad de la tecnología en prueba mediante determinadas circunstancias y diferentes eventos. Los datos que se generan en estas herramientas son creados mediante reglas preestablecidas para el efecto y definidas por el usuario.

La herramienta seleccionada para este fin es Mockaroo.

Mockaroo es una herramienta nueva, hecha para testers. Es una aplicación web desarrollada por Mark Brocato que genera hasta 100.000 líneas de datos realistas para pruebas. Mockaroo permite seleccionar el campo que se desea tener en el listado de datos, tanto en nombre del campo como el tipo de datos que necesitamos (string, integer, boolean...) este tipo de datos son necesarios para generar el análisis con Weka y también realizar las pruebas de la arquitectura que estamos proponiendo.

Es una plataforma en línea que permite a los usuarios generar datos de prueba de manera rápida y sencilla. La herramienta es muy útil para probar aplicaciones y sistemas que requieren datos de prueba, ya que permite generar grandes cantidades de datos ficticios en un corto período de tiempo.

Mockaroo ofrece una amplia variedad de opciones para personalizar los datos generados, incluyendo la posibilidad de especificar el número de registros a generar, el formato de los datos (por ejemplo, texto, números, fechas, etc.), y las restricciones de los datos (por ejemplo, valores mínimos y máximos para números, longitudes máximas para texto, etc.). También permite a los usuarios importar esquemas de datos de bases de datos o archivos CSV para generar datos que se ajusten a un formato específico. También es útil para demostraciones y presentaciones, ya que permite generar datos de ejemplo para mostrar cómo funcionan las aplicaciones o sistemas.

2. Selección de campos a ser utilizados con Mockaroo:

Se ha realizado la siguiente secuencia para la generación de la información deseada:

- Seleccionamos el botón "New Dataset" para crear un nuevo conjunto de datos.
- Elegimos el tipo de datos que deseamos generar. Mockaroo tiene una gran cantidad de tipos de datos predefinidos, como nombres, direcciones, números de teléfono, correos electrónicos, fechas, etc. También puede cargar sus propios datos o crear campos personalizados.
- Configuramos los campos de datos que deseamos generar. Para cada campo se puede establecer el tipo de datos, el formato, la longitud y otros atributos.
- Configuramos la cantidad de registros que deseamos generar.
- Descargamos los datos generados en el formato CSV. Mockaroo admite varios formatos, como CSV, JSON, SQL, Excel, entre otros.

Field Name	Type	Options
id	Row Number	blank: 0 % ×
first_name	First Name	blank: 0 % ×
last_name	Last Name	blank: 0 % ×
email	Email Address	blank: 0 % ×
country	Country	blank: 0 % ×
ip_address	IP Address v4	blank: 0 % ×

Add another field

Rows: 1000 Format: CSV ☒ include header [Generate Data](#)

Ilustración 22 - Selección de campos, Mockaroo. Fuente: www.mockaroo.com

Una vez especificados los campos necesarios, procedemos a generar el archivo para prueba y adaptarlo para Weka.

3. Estructura del archivo de test.

Stock de artículos	
SKU	Numérico o Alfanumérico
Stock Actual	Numérico
Promedio de venta temporada	Numérico
Precio de costo totalmente variable	Numérico
Precio de venta	Numérico
Temporada	Alfabético

Tabla 10 - Estructura de prueba, simulación. Fuente: Elaboración propia

Con la estructura definida y los datos generados, procedemos al análisis de datos mediante Weka.

El algoritmo utilizado es la clusterización, el algoritmo Clustering Probabilístico (EM) permite un acercamiento probabilístico al grupo de unidades vendidas en temporadas específicas.

4. Estructura de datos generados.

@RELATION DEMO

@ATTRIBUTE rubro

{ajustables,almohadas,basic,batas,bolsos,clasic,cortinas,cubrecamas,duvets,edredones,fragancias,fundas,mantas,manteles,necessaires,otros,pollerones,quilts,repasadores,sabanas fineza,servilletas,shoppingbags,tapete,toallas}

@ATTRIBUTE descripcionsku STRING

@ATTRIBUTE promediodeventatemporada NUMERIC

@ATTRIBUTE promedimayor {SI,NO}

@ATTRIBUTE temporada {otoño,invierno,primavera,verano}

@DATA

5. Prueba 1, datos de ventas generadas, período 2021, 2022. Algoritmo J48 de Clasificación. 1.500 registros.

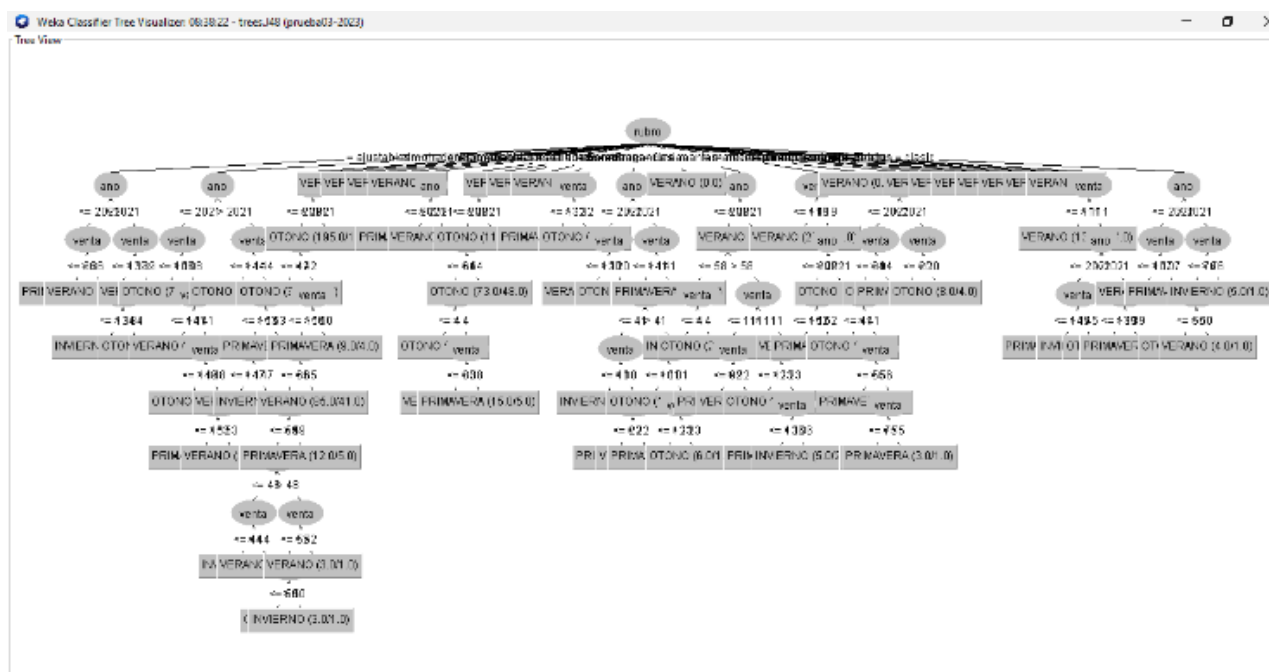


Ilustración 23. Árbol de resultados, prueba 2, datos generados. Fuente: Elaboración propia

Se presenta la misma condición que en las pruebas de ventas reales. El árbol generado resulta muy grande para su interpretación total, por lo tanto, debemos recurrir a los nodos más pequeños para entender el circuito de las ventas.

Analizando nodo por nodo, los productos principales que separamos mediante la metodología de clústering queda de la siguiente manera:

Uno de los productos seleccionados que presenta movimientos interesantes en períodos determinados es la manta. El árbol generado nos indica que las ventas en la temporada de invierno son mayores a las demás, por lo tanto, deberán ser ubicadas en la Zona Roja durante el invierno.

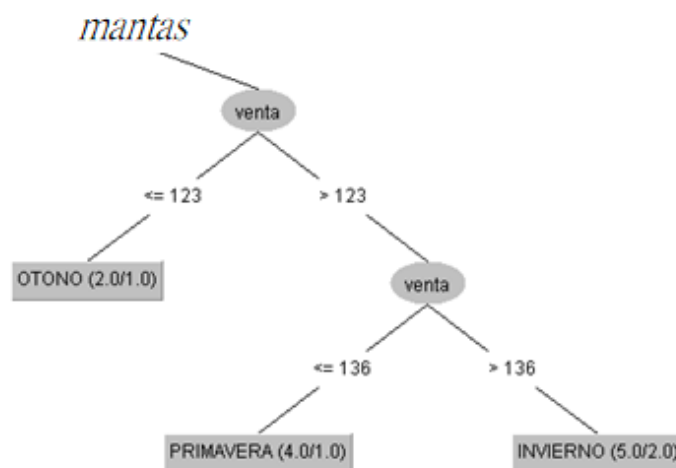


Ilustración 24. Nodo resultante de los productos del rubro mantas, prueba 2, datos Generados. Fuente propia

Se puede verificar claramente que el 40% de las ventas de mantas en la temporada de invierno se dieron mayores a 136 unidades y esto la clasifica para determinar su ubicación en la Zona roja en este período.

Otro producto pasible de análisis es el de los edredones.

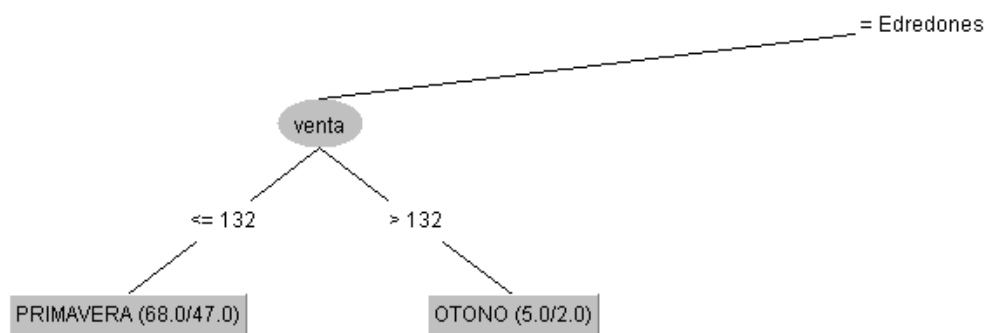
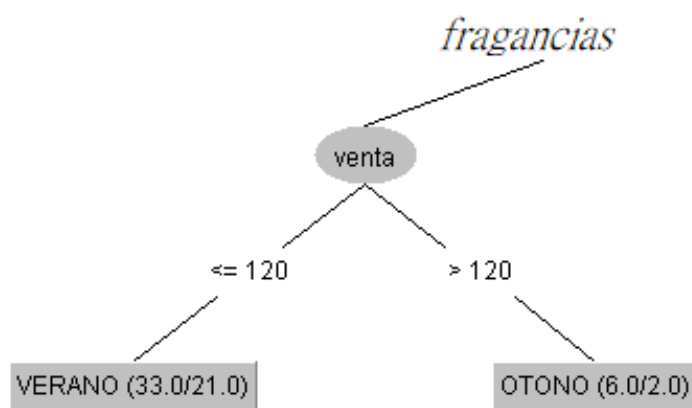


Ilustración 25. Nodo resultante de los productos del rubro edredones, prueba 2, datos Generados. Fuente propia

Se puede constatar que la venta de los edredones es notablemente mayor en la temporada de primavera, por lo que su ubicación en esta temporada es en la Zona roja, las demás temporadas manifiestan un movimiento moderado.

Analizamos también al rubro de las fragancias, que su pico de ventas se da en la temporada de verano, según estos datos generados.



*Ilustración 26. Nodo resultante de los productos del rubro fragancias, prueba 2, datos Generados.
Fuente propia*

Así como en la prueba anterior, se destaca notablemente en una temporada, que afín a la arquitectura propuesta, debe ser tomada como prioritaria y colocada en la Zona roja según la temporada sugerida en este nodo resultante de la clasificación del árbol de decisiones.

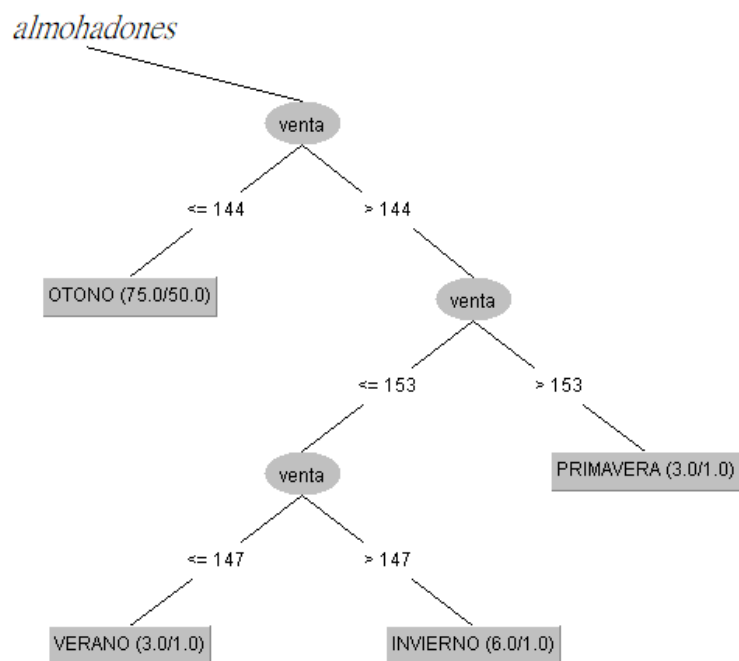


Ilustración 27. Nodo resultante de los productos del rubro almohadones, prueba 2, datos Generados. Fuente propia

Otro de los productos destacados mediante el análisis de datos es el rubro de los almohadones. Se puede notar el considerable aumento de las ventas en la temporada de otoño y determina así su ubicación en la Zona roja durante esta temporada.

6. Prueba 2. Clusterización EM con los mismos datos. 1.500 registros de ventas generadas.

Para realizar los mismos ensayos que en los datos de ventas reales, junto con los datos generados, procedimos a comparar también el análisis de la información por medio del método Clustering EM de Weka.

Mediante esta comparación podremos verificar la factibilidad de incorporación de estas dos metodologías y sus respectivos algoritmos de clasificación para la determinación de los productos estrella y sus respectivas ubicaciones en cada temporada.

Con esta información verificada podremos validar la arquitectura propuesta y la herramienta planteada para la clasificación y determinación de temporadas, rubros y zonas.

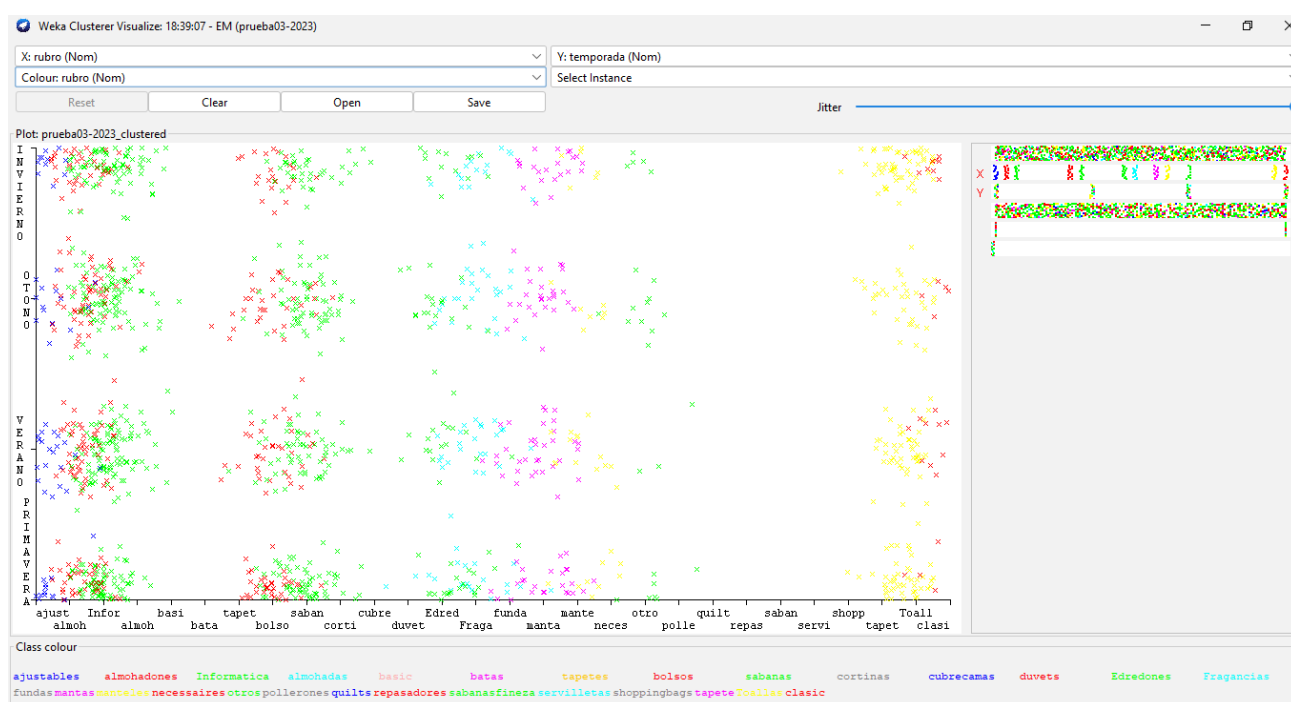


Ilustración 28. Gráfico de clusterización, prueba 2, simulación con datos generados. Fuente: Elaboración propia

El gráfico sugiere que existen productos de los rubros de almohadones, informática, sábanas, fragancias y toallas que tienen buena movilidad durante todas las temporadas y sugieren que deben ser seleccionadas como productos estrella.



Ilustración 29. Gráfico de clusterización, prueba 2, simulación y comparación de los datos generados. Fuente: Elaboración propia

En el mismo gráfico también se puede verificar cuáles son los productos que deberían ser catalogados como complementarios y derivarlos a la Zona Verde, debido al nulo movimiento que presenta en todas las temporadas.

7. Prueba 3. Clusterización EM con los otros campos. 1.000 registros de ventas generadas.

Para validar las pruebas, hemos procedido a generar datos también con otros rubros de ventas y visualizamos que la herramienta nos proporciona una buena base para la selección de productos estrella.

Esta información hay que constatar e identificar con un análisis más detallado y una clasificación diferente de los datos generados como prueba.

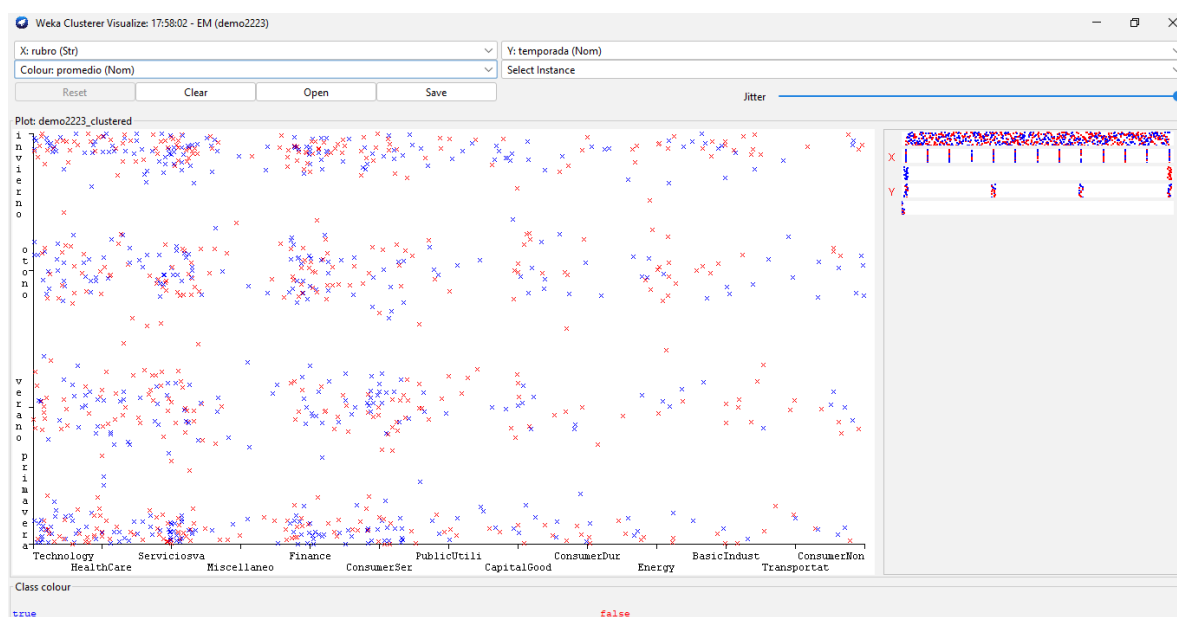


Ilustración 30 – Gráfico de clusterización, prueba 3, simulación con otros rubros de venta. Fuente: Elaboración propia

El análisis del resultado nos indica que; determinados productos tecnológicos tienen un promedio de venta mayor al estándar en las temporadas de primavera y verano. Así también se destacan ciertos productos de servicios varios en las temporadas de otoño, primavera e invierno. Los productos financieros se destacan por su venta mayor al promedio en las temporadas de invierno y otoño. Los servicios y consumos tienen buen movimiento en la temporada de verano.

El segmento derecho del gráfico demuestra el bajo movimiento de los rubros de Public Utilities, Capital Goods, Consumer Durables, Energy, Basic Industries, Transportation, Consumer Non Durables durante las temporadas. Aquí la importancia radica en la identificación de estos productos y la fijación de su ubicación mediante el DSS en la ZONA VERDE de la estantería.

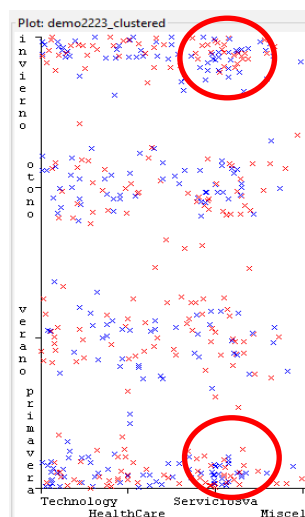


Ilustración 31 – Gráfico de clusterización, resultado. Fuente: Elaboración propia

La identificación de los rubros y productos de mayor movimiento diario mediante las tecnologías de la Industria 4.0 como son la Minería de Datos, la Inteligencia Artificial y los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones ofrecen la brillante oportunidad de mejorar la respuesta en los tiempos de reposición y entrega de los pedidos. Esta mejora en los cuellos de botella de la logística y la mejora en los fenómenos de las líneas de espera posibilitan la reducción de los costos y la entera satisfacción del cliente.

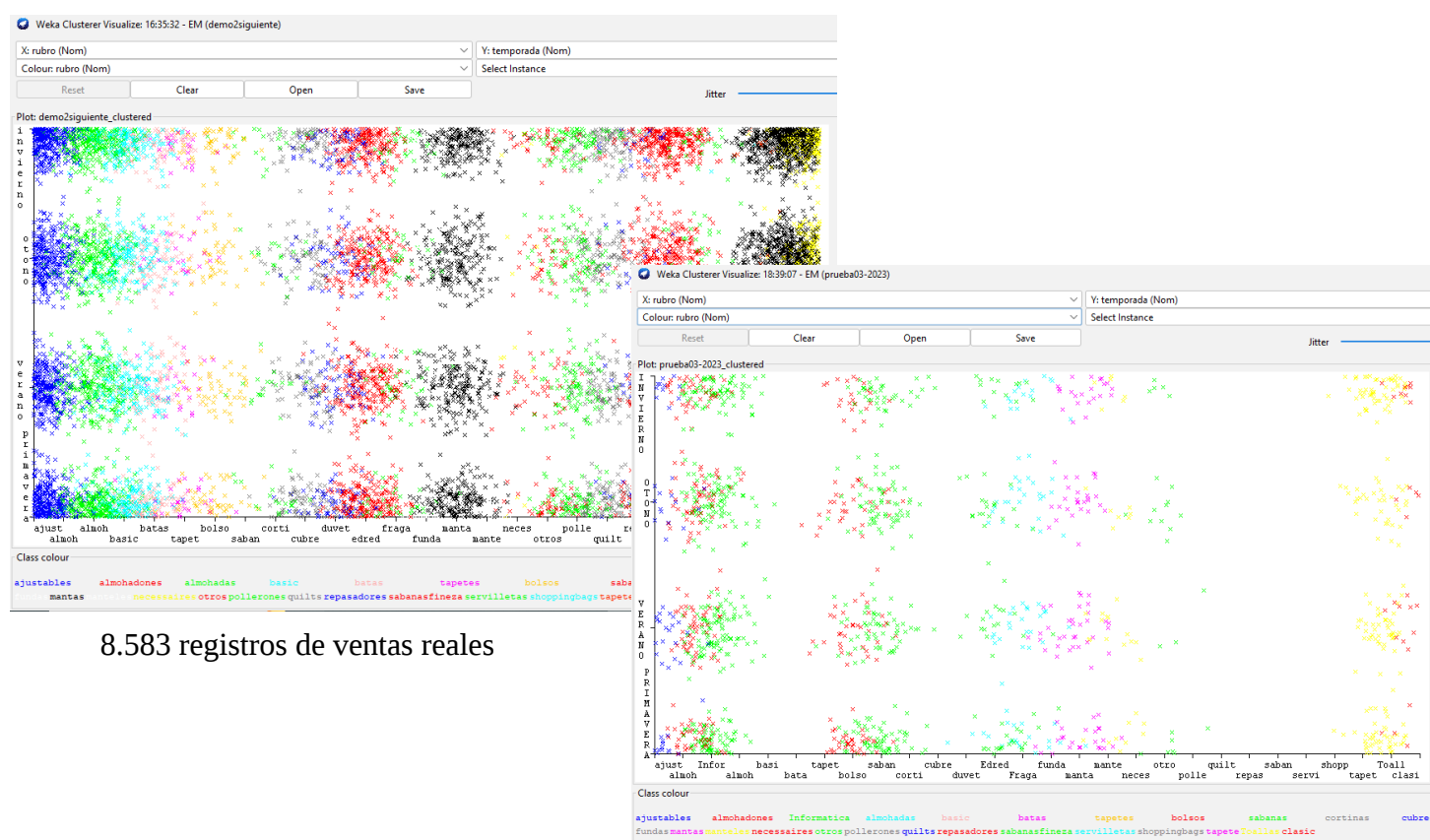
El modelo ABC por temporadas con IA aplicada permite y brinda estas ventajas. Con la identificación de los rubros de mayor movimiento por temporada, la clasificación de los productos involucrados en cada rubro y la determinación de sus respectivas ubicaciones por zonas prioritarias brinda una ventaja competitiva mediante la reducción de costos y facilita la disposición de estos productos estrella en los mejores lugares de los almacenes retails.

Si los procesos son respetados en base a esta metodología y criterios, hemos comprobado que es posible mejorar sustancialmente la respuesta a los pedidos y los fenómenos de las líneas de espera; con ello también mejoran los costos logrando la fidelización de los clientes y un incremento en la rentabilidad de la empresa por medio de la gestión inteligente del almacenamiento de productos.

8. Comparativo de ambas pruebas.

Con el objetivo de validar más aun la información recabada y los resultados obtenidos mediante minería de datos, procedimos al comparativo de algunos rubros similares en los registros de ventas reales y ventas simuladas.

Primeramente, pasamos a analizar los resultados del método Clustering EM, donde visiblemente se nota la diferencia en la cantidad de registros.



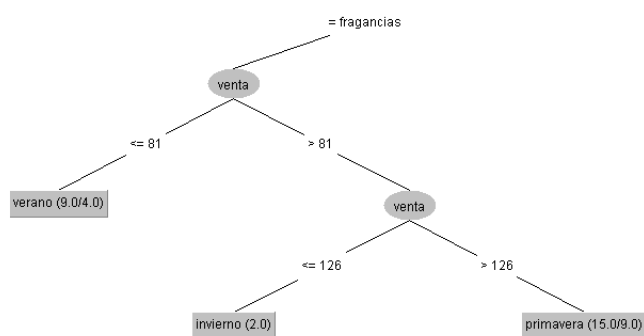
8.583 registros de ventas reales

1.500 registros de ventas simuladas

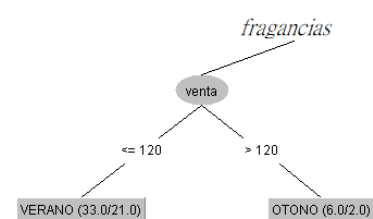
Ilustración 32. Comparativa de Gráficas de Clustering EM. Fuente propia

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

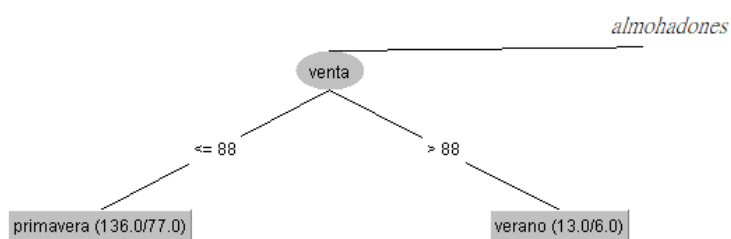
Visiblemente notoria la diferencia de resultados en la clusterización de registros. Es decir, cuantos más registros de ventas tengamos para analizar, mejores serán los resultados en esta metodología y con este algoritmo.



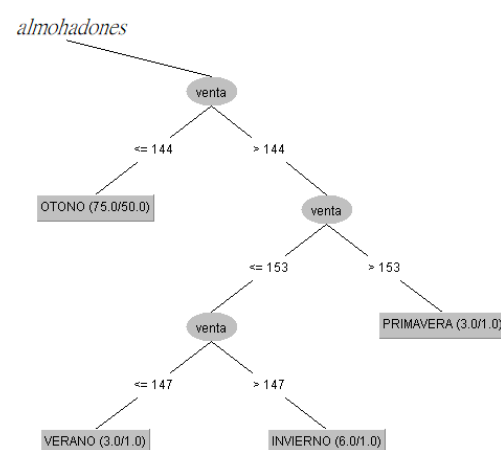
Registros de ventas reales



Registros de ventas simuladas



Registros de ventas reales



Registros de ventas simuladas

Ilustración 33. Comparativo de los resultados del algoritmo J48 con datos reales y simulados. Fuente Propia

También en el comparativo del algoritmo J48, donde el análisis se realizó en registros de ventas reales y registros de ventas generadas, se presentan resultados concretos que sirven para determinar la ubicación de cada producto.

Este análisis es factible y practicable utilizando las herramientas de minería de datos que hemos probado en este capítulo, por lo que se puede determinar que su utilización facilitará y ayudará a la toma de decisiones del DSS que se utilice.

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

CAPÍTULO V

a. Sistemas de Apoyo a la toma de Decisiones (DSS) orientados al rubro y la venta por temporada.

Los sistemas de apoyo a la toma de decisiones pueden ser orientados a las ventas por temporada. Éstas son herramientas diseñadas para ayudar a las empresas a tomar decisiones más informadas y precisas en lo que respecta a su estrategia de ventas estacional. Estos sistemas utilizan una variedad de datos, como las tendencias históricas de ventas, el comportamiento del consumidor, las condiciones económicas y otros factores relevantes, para proporcionar a las empresas información valiosa sobre cómo ajustar su estrategia de ventas para maximizar las ganancias durante las temporadas de mayor demanda.

Los sistemas de apoyo a la toma de decisiones orientados a las ventas por temporada son particularmente útiles para las empresas que dependen en gran medida de las ventas estacionales, como las empresas de productos navideños o las tiendas de ropa que venden ropa de invierno. Al utilizar estos sistemas, las empresas pueden identificar patrones y tendencias en los datos históricos de ventas y utilizar esta información para ajustar su inventario según determinadas zonas de ubicación, mejorar precios, mejorar promociones y otros aspectos de su estrategia de ventas.

En última instancia, el objetivo de los sistemas de apoyo a la toma de decisiones orientados a las ventas por temporada es ayudar a las empresas a tomar decisiones más informadas y estratégicas para maximizar sus ganancias durante las temporadas de mayor demanda. Estos sistemas pueden ser una herramienta valiosa para cualquier empresa que

busque mejorar su estrategia de ventas estacionales y mantenerse por delante de la competencia.

La utilización de los DSS en la ubicación de los productos ayudará notablemente en la respuesta que puedan tener los equipos de logística y almacenamiento. También proveerá de herramientas que permitan mejorar los costos de cada producto maximizando la eficiencia de almacenamiento de los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

b. Casos de Uso para un DSS aplicado a la venta por temporadas.

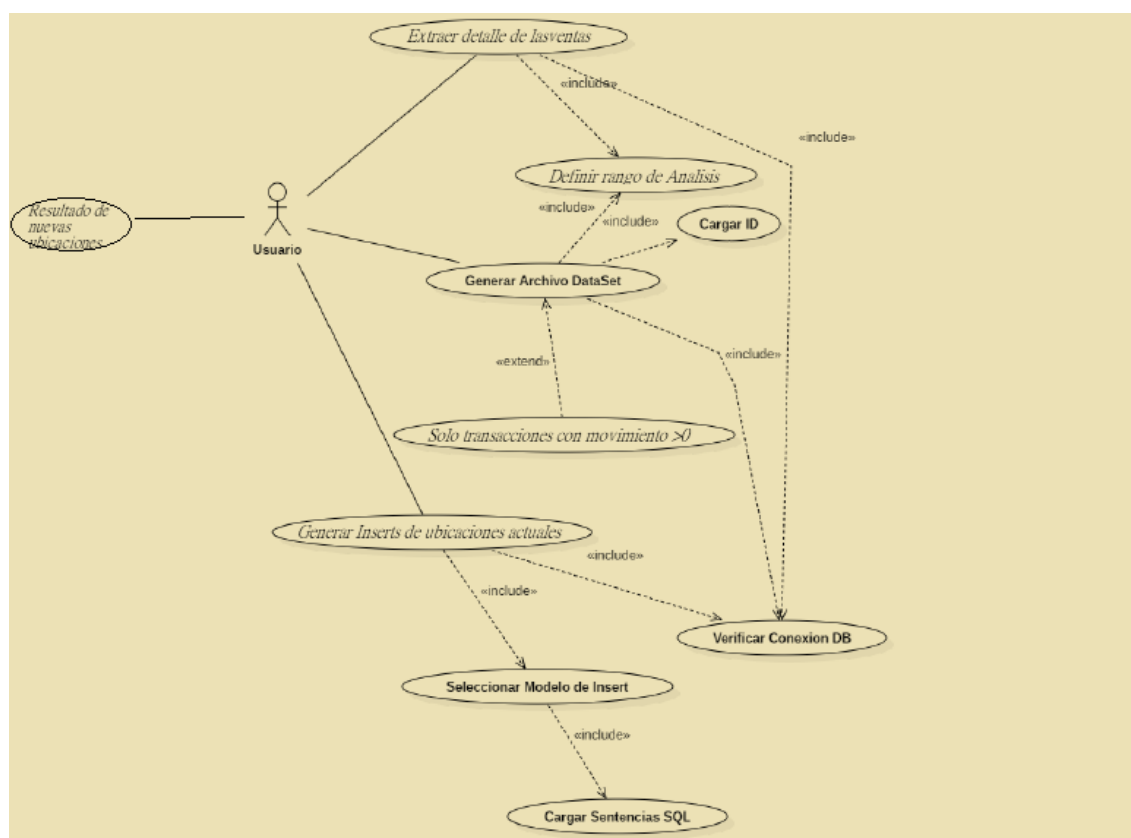


Ilustración 34. Caso de uso para un DSS aplicado a la venta por temporadas. Fuente Propia.

c. Descripción del Caso de Uso.

La empresa analizada de venta al por menor pretende utilizar un DSS para administrar su información de ventas y ubicaciones. El DSS le debe permitir generar inserts de ubicaciones actuales para actualizar su base de datos, así como extraer detalles de ventas y definir un rango de análisis.

Una vez que la empresa ha generado el informe de ventas, el DSS les permite trabajar con un archivo DataSet que incluya sólo las transacciones con movimiento mayor a cero. El DSS utiliza herramientas de filtrado de datos para eliminar las transacciones sin movimiento.

Finalmente, la empresa utiliza el DSS para generar un informe con el resultado de las nuevas ubicaciones, que muestra cómo se están desempeñando las ventas en la tienda en comparación con las temporadas y los diferentes rubros de productos. El DSS utiliza el informe de ventas para generar visualizaciones y gráficos que muestran las ventas de la nueva tienda en relación con las otras tiendas durante el período de análisis. Para generar el análisis y la determinación de productos estrella se utilizan herramientas informáticas de Minería de Datos, conectadas al DSS por medio de librerías específicas para el software.

En última instancia, el DSS permite a la empresa tomar decisiones informadas sobre su estrategia de ventas y ubicación de tiendas en el futuro, basándose en los datos y análisis que proporciona.

Una vez analizado con detalle el Caso de Uso de cada situación, teniendo como base lo presentado más arriba, sugerimos al analista el desarrollo de un diagrama de flujo de datos para determinar los procesos y las herramientas a utilizar.

Un diagrama de flujo de datos (DFD, por sus siglas en inglés) es una herramienta de modelado visual que se utiliza para representar el flujo de datos a través de un sistema de información.

Básicamente, un DFD describe cómo se mueven los datos dentro de un sistema, mostrando las entradas de datos, los procesos que se llevan a cabo en esos datos, y las salidas de datos resultantes. Los elementos básicos de un DFD son los flujos de datos, los procesos, los almacenes de datos y las entidades externas (como los usuarios o los sistemas externos con los que se comunica el sistema en cuestión).

Los DFD se utilizan comúnmente en el análisis y diseño de sistemas de información, y son útiles para documentar cómo funciona un sistema existente o para planificar cómo debería funcionar un nuevo sistema. También pueden ser útiles para identificar posibles problemas o cuellos de botella en el flujo de datos de un sistema, lo que puede ayudar a mejorar su eficiencia y rendimiento.

Más abajo vamos a presentar una sugerencia de cómo utilizar un Diagrama de Flujo de Datos (DFD) de nivel 0 para representar el movimiento de ventas por temporada en un sistema y su posterior almacenamiento.

Un DFD de nivel 0 es una herramienta gráfica que permite visualizar cómo los datos se mueven dentro de un sistema, identificando los procesos y almacenes de datos involucrados. En este caso, el DFD de nivel 0 mostrará los procesos clave que intervienen

en la gestión de las ventas, desde la captura de los datos de venta hasta la generación de informes y su posterior almacenamiento por zonas.

Al utilizar un DFD de nivel 0 para representar el movimiento de ventas por temporada y su ubicación, podremos identificar de manera clara cómo se almacenan los datos de ventas en una base de datos y cómo se recuperan para su uso posterior en informes y almacenamiento de productos. Además, podremos identificar posibles cuellos de botella o ineficiencias en el proceso de gestión de las ventas, lo que nos permitirá mejorar la eficiencia y eficacia del sistema.

d. Diagrama de flujo de datos para un sistema de gestión de almacenamiento de productos por zonas.

El DFD base debe contener los siguientes procesos y movimientos para adecuarse a las definiciones y arquitecturas propuestas. A continuación, describimos una serie de procesos que debería contener los sistemas DSS que ayuden a la toma de decisiones para la arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0

1. Los clientes realizarán sus pedidos a través del sistema de ventas y recibirán facturas como comprobante de la compra.
2. Los proveedores recibirán los pedidos y entregarán los productos, generando una factura que será registrada en el sistema de compras.
3. Tanto las ventas como las compras serán registradas automáticamente por sus respectivos sistemas.
4. El sistema de gestión de almacenes clasificará automáticamente los productos por rubros y consultará su ubicación mediante un sistema de minería de datos.

5. El sistema de gestión de almacenes deberá contar con un sistema de minería de datos que clasifique automáticamente las ventas por temporada. De esta manera, el sistema podrá anticipar las fluctuaciones de la demanda y ajustar su inventario y sus procesos de compra y venta en consecuencia. Esto permitirá al sistema tomar decisiones más informadas y aumentar la eficiencia de su gestión de inventarios.
6. El sistema de gestión de almacenes generará automáticamente una lista de ubicaciones de los productos para ser entregada al administrador del almacén.
7. El sistema de compras se encargará automáticamente de enviar la factura correspondiente al departamento de contabilidad para su pago.
8. El sistema de ventas actualizará automáticamente el inventario de productos disponibles después de cada venta.
9. El sistema de compras actualizará automáticamente el inventario de productos recibidos después de cada entrega del proveedor.

Al crear el DFD, se deben tener en cuenta las necesidades específicas del sistema y la complejidad del flujo de información. Una vez creado el DFD, se podrán identificar oportunidades para mejorar la eficiencia y la precisión del sistema en su conjunto.

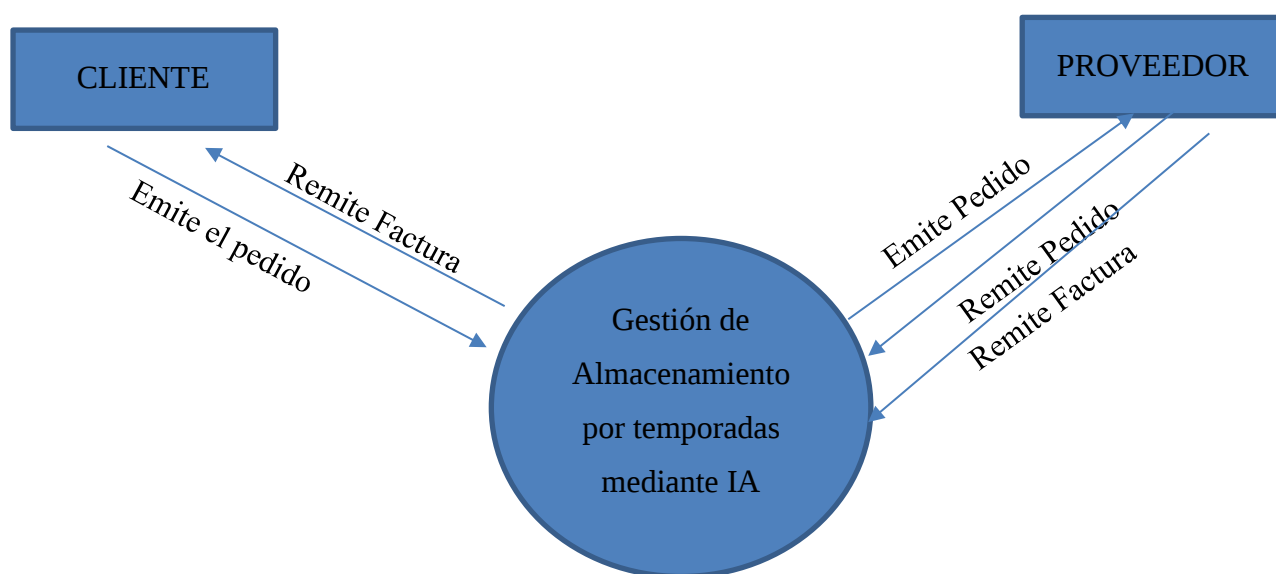


Ilustración 35. DFD nivel 0 de un Sistema de Almacenamiento por temporadas mediante IA. Fuente propia.

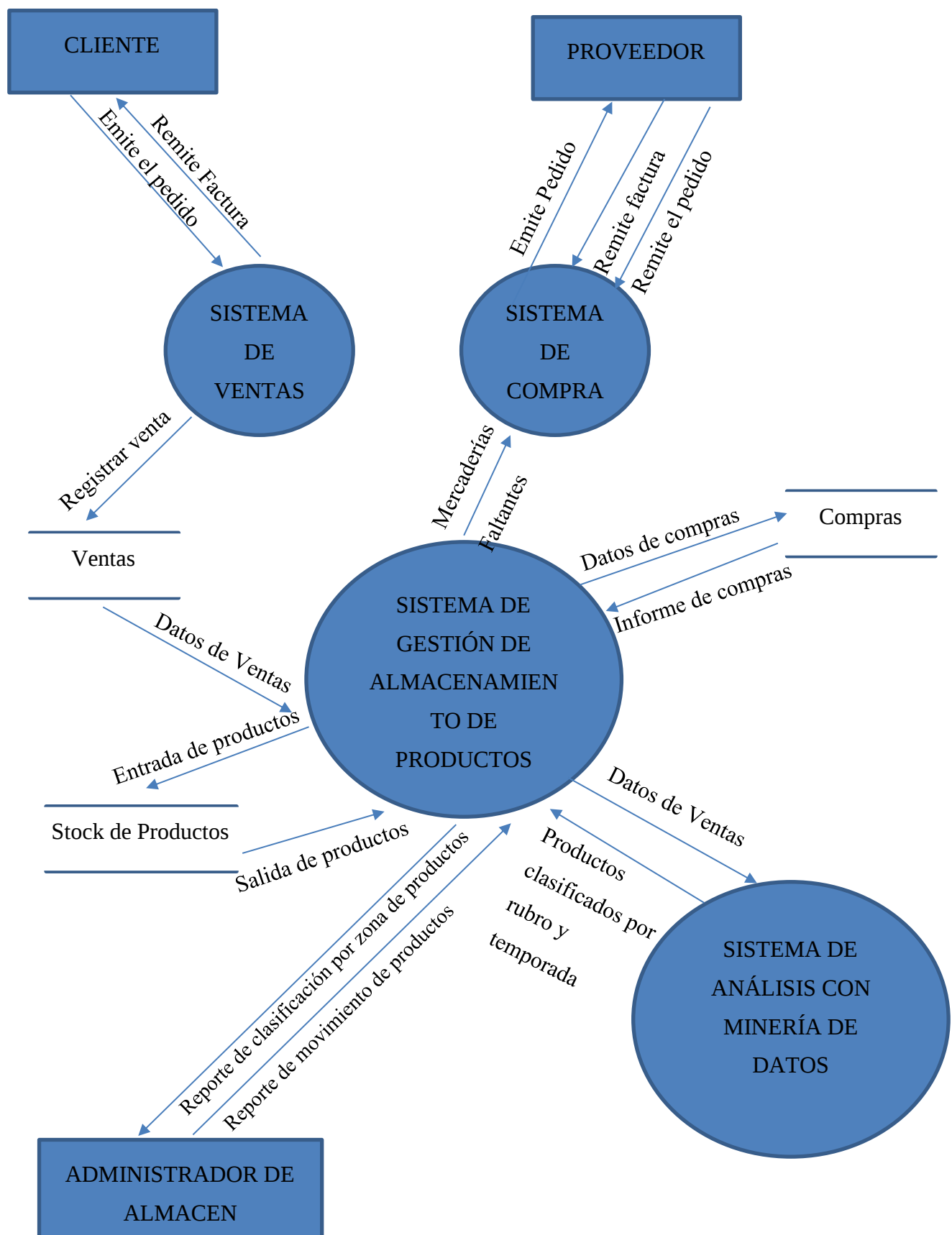


Ilustración 36. Ilustración 33. DFD nivel 1 de un Sistema de Almacenamiento por temporadas mediante IA. Fuente propia.

El DFD desarrollado como base, debe contener la información del movimiento de datos de todas las ventas de la tienda.

Hemos diagramado un flujo de información representativo de la información principal que debe tener el sistema DSS que ayudará a la toma de decisiones con las herramientas ideales que puedan definir correctamente cada situación planteada.

La utilización de herramientas como Python y Visual Basic es altamente recomendable para la implementación del Sistema de Soporte a la Decisión (DSS) en la arquitectura propuesta. Estas herramientas ofrecen una amplia variedad de librerías que pueden ser utilizadas para la conexión con WEKA, una popular plataforma de minería de datos. Python, por ejemplo, cuenta con librerías como Pandas, NumPy, y Scikit-Learn, que pueden ser utilizadas para la manipulación de datos y la implementación de algoritmos de aprendizaje automático. Visual Basic, por otro lado, puede ser utilizado para el desarrollo de interfaces de usuario y la integración de diversas herramientas de la arquitectura del DSS.

Además, WEKA cuenta con sus propias librerías que pueden ser utilizadas en conjunto con estas herramientas para la implementación de diversas funcionalidades del DSS. La utilización de estas herramientas y librerías permitirá una implementación más rápida y eficiente del DSS, así como una mayor flexibilidad en la integración de nuevas funcionalidades y tecnologías en el futuro. En definitiva, la utilización de herramientas como Python y Visual Basic, junto con WEKA y sus librerías, es una estrategia efectiva para la implementación de un DSS en la arquitectura propuesta.

El caso de uso, el DFD y las herramientas presentadas en este capítulo ofrecen una visión clara y concisa de los procesos claves que se deben tener en cuenta al diseñar un Sistema de Soporte a la Decisión (DSS) para la logística de abastecimiento inteligente de almacenes. Mediante el uso de tecnologías de la industria 4.0, como la minería de datos y la automatización de procesos, el DSS será capaz de procesar grandes volúmenes de datos en tiempo real, ofreciendo una visión actualizada del estado del inventario y del flujo de productos en el almacén. Esto permitirá a los responsables del almacén tomar decisiones informadas y precisas, reduciendo el tiempo y los costos asociados con la gestión de inventarios y mejorando la eficiencia operativa de la organización. El diseño y la implementación de un DSS en el contexto de la logística de abastecimiento inteligente de almacenes es esencial para la competitividad y el éxito de los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES

La industria 4.0 emerge como un revolucionario método de implementación de herramientas tecnológicas para el mejoramiento de los procesos, la producción y el know-how de las ventas.

Los almacenes retails de la ciudad de Pilar no escapan a este innovador régimen de nuevas tecnologías que implican la utilización de conocimiento, ciencia y datos. Son los datos precisamente los que brindan la tendencia hacia la utilización de ingenios de la industria moderna y que se combina con la utilización de nuevos softwares junto a los modelos tradicionales.

Está fielmente comprobado que el modelo ABC de ubicación por zonas prioritarias y por productos estratégicos brinda un aprovechamiento de los tiempos en la disposición de estos en el almacén de productos. Este modelo queda desfasado cuando las ventas de los productos seleccionados como estrella, tienen picos de salidas solamente en determinados períodos. Esta tendencia hace que los productos estrella sean cambiantes en las diferentes temporadas.

Llamamos temporadas a los períodos de tiempo que puede establecer la empresa u organización para fijar los plazos de determinación de productos estrella. El modelo ABC toma como temporada un período de tiempo anual, esto lo convierte en un modelo poco inteligente ya que los productos están ubicados y estancados en el mismo lugar por

un ciclo de tiempo muy extenso y de esta manera no acompañan el ritmo de las ventas que son dinámicas en tipos de productos y sus respectivas fases.

Mediante la incorporación de tecnologías de la Industria 4.0 como lo son la Inteligencia Artificial, la Minería de Datos y los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones se pueden modernizar los modelos o arquitecturas actuales para el abastecimiento y el almacenamiento de productos en los establecimientos retails de la ciudad de Pilar.

En el Capítulo II se analizan las premisas y los trabajos previos referentes al tema tratado en la investigación.

Sobresale el modelo ABC como un modelo muy utilizado en el ambiente de la logística empresarial para el almacenamiento de productos. Este modelo propone la identificación de productos mediante una fórmula predeterminada y un período de tiempo anual, mediante el cual, una vez obtenidos los resultados se presentan diferentes ubicaciones a los productos de mayor movimiento diario.

El modelo ABC presenta incontinentes en la dinámica de venta actual de los retails, pues a mayor cantidad de productos ofrecidos por la empresa u organización, mayor dinámica de movimientos hay; entonces un producto hoy puede ser estrella en las ventas y dentro de 3 o 4 meses ya no serlo, quedando relegado en movimiento y venta. A esto se le llama temporadas de ventas.

Es aquí donde se conjugan dos terminologías que se tornan muy importantes en esta investigación: la temporada y la determinación de productos estrella.

Estas dos determinaciones deben ser bien elegidas ya que de ello dependen en gran medida el buen resultado de la aplicación de este nuevo modelo que llamamos a

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

partir de aquí: “Arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente de almacenes mediante el uso de tecnologías de la Industria 4.0”

Para la implementación de esta arquitectura o modelo sugerimos la utilización de las tecnologías emergentes en la industria 4.0 como lo son: Weka, para el análisis de Big Data.

En el capítulo mencionado se especifican las referencias del software, se enumeran también las estructuras del archivo para que se puedan obtener resultados relevantes en el análisis de la minería de datos y la inteligencia artificial utilizada por Weka.

Hemos probado y especificado los algoritmos que la aplicación incluye y mediante los mismos se obtienen las relaciones de:

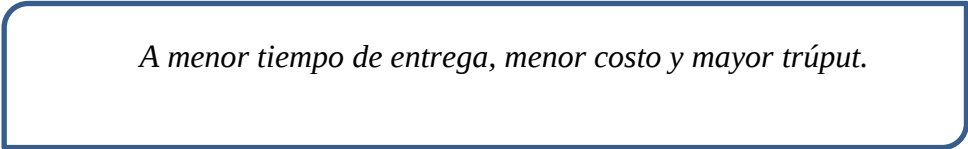


Ilustración 37 - Gráfico de relación. Fuente: Elaboración propia

Esta relación facilitará la identificación de los productos estrella y cuál es la mejor temporada para la determinación de su ubicación, sea privilegiada o no; facilitando así la logística y mejorando los fenómenos de las líneas de espera.

La implementación de herramientas como Weka en este estudio hace que se clasifiquen los rubros de productos por su promedio de ventas. El promedio de ventas y las temporadas determinarán su ubicación en las zonas de almacenamiento.

Las zonas de almacenamiento son las ubicaciones de los productos en la estantería del establecimiento. Estas zonas son determinantes al momento de la separación del artículo para su entrega a la logística o al vendedor.



A menor tiempo de entrega, menor costo y mayor tróput.

Ilustración 38 - Gráfico de fundamento. Fuente: Elaboración propia

Siendo el tróput el objetivo principal de una organización lucrativa, el aumento de este es bien visto por toda la cadena de mandos. Cualquier modelo que sugiera el aumento del mismo ayuda claramente al crecimiento de la empresa.

En el capítulo III se realizan los ensayos y simulaciones del modelo propuesto. Mediante información recolectada por medio de encuestas y observación se determina la situación de los almacenes locales. Esta información es utilizada para la designación de los campos a ser empleados en la estructura de prueba.

Una vez definida la estructura de la base de datos a simular, se rellenan los registros con información relacionada a las ventas de tiendas retail de la ciudad de Pilar. Esta información permite el análisis y la relación existente entre los campos sobre los cuales se trabaja. El resultado de este análisis brinda la información necesaria para la primera clasificación deseada y la posible determinación de los productos estrella de la empresa.

La determinación de los productos estrella puede ser realizada mediante la utilización de un Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones que seleccione los productos

por su promedio de ventas diaria, previamente establecidos con Weka. Esto posibilitará la disposición de este en las diferentes zonas preestablecidas y designadas de acuerdo a la prioridad de entrega.

En las pruebas realizadas mediante análisis de Big Data e Inteligencia Artificial se realizan las asociaciones previstas en la teoría del capítulo II. Esta teoría implica la relación existente entre el rubro, el producto y la venta por temporada.

El establecimiento de esta relación facilita la decisión de las zonas que corresponderán a cada producto y permitirá la previsión de un mejor tiempo de entrega, una mejor organización del almacenamiento de productos y la respuesta rápida a los pedidos de reposición o ventas.

En este capítulo también se determinaron las zonas y su respectiva prioridad. Se ha especificado la ubicación que debe guardar relación con la preferencia de cada producto estrella y se establece que aquellos que no son prioritarios deben ubicarse en una disposición más lejana a la zona de despacho o empaque.

La zona roja indica que el producto estrella debe estar lo más cercano posible a la franja de despacho o empaque, la zona amarilla determina una prioridad media y debe guardar una preferencia secundaria a la zona roja ya que la demanda de estos productos no se asemeja a los asentados en la zona roja o prioritaria. Finalmente, la zona verde es destinada a la ubicación de los productos de poco movimiento o los llamados de relleno. Estos productos son los que tienen menos movimiento en la demanda diaria y pueden estar ubicados en los sectores vacíos o más alejados de la franja de empaque o despacho.

En el análisis de datos realizado se determina y se comprueba el principio de Pareto que establece que solamente el 20% de los productos son el 80% del movimiento

comercial de la organización. Esto hace que este 20% sea ubicado en la zona roja o prioritaria del almacén.

Se ha comprobado que la buena disposición de los productos de acuerdo a su clasificación prioritaria, determinada por la venta de temporada, permite disminuir el tiempo de entrega de los mismos a la cadena de distribución, generando un gran valor agregado al producto, disminuyendo costos y permitiendo afianzar la fidelidad de los clientes ante el buen cumplimiento que lograría la organización con la implementación de la arquitectura propuesta.

En el capítulo IV se utilizan herramientas de la industria 4.0 para la generación de bases de datos con datos artificiales equivalentes a los necesarios para la aplicación de esta metodología propuesta.

Esta generación de datos se logra mediante la aplicación Mockaroo, software que permite seleccionar los campos, tipos de datos y registros deseados en base a una predeterminación establecida en el mismo.

Estos datos artificiales permiten complementar las pruebas y simulaciones de la arquitectura propuesta generando certeza de la viabilidad de su aplicación en los almacenes de retail de la ciudad de Pilar.

El capítulo V ofrece un análisis detallado de los procesos clave que deben estar presentes en el Diseño del Sistema de Soporte a la Decisión (DSS) para la Arquitectura Propuesta de Logística de Abastecimiento Inteligente de Almacenes mediante el uso de tecnologías de la industria 4.0. Se presenta un Diagrama de Caso de Uso y un Diagrama de Flujo de Datos (DFD) de nivel 0 y 1 para ilustrar la interacción entre los distintos procesos involucrados en el DSS. Además, se analizan diversas herramientas de minería

de datos que pueden ser utilizadas en la implementación del DSS, incluyendo aplicaciones como WEKA, Python y Visual Basic.

En el capítulo, se destaca la importancia de contar con un DSS que sea capaz de procesar grandes volúmenes de datos en tiempo real, para ofrecer una visión actualizada del estado del inventario y del flujo de productos en el almacén. La utilización de herramientas como WEKA, Python y Visual Basic permite una mayor flexibilidad en la integración de nuevas funcionalidades y tecnologías en el futuro, y facilita la implementación de diversas funcionalidades del DSS.

El Capítulo V es una guía esencial para la implementación efectiva del DSS en la Arquitectura Propuesta de Logística de Abastecimiento Inteligente de Almacenes, ofreciendo un análisis detallado de los procesos clave y las herramientas de minería de datos que pueden ser utilizadas en el diseño y desarrollo del DSS.

En el análisis se ha encontrado la relación existente entre el producto y la venta por temporadas, ésta relación es la premisa fundamental de la arquitectura presentada y la existencia de la misma confirma que la utilización de las herramientas de la industria 4.0 como lo son la Minería de datos, la Inteligencia Artificial y los Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones disponen una ventaja competitiva de quienes lo aprovechen y lo apliquen en sus operaciones de almacenamiento y reposición de productos.

Esta ventaja competitiva que brindan estas herramientas posiciona a la organización en un nivel superior a los que no lo utilizan y asegura la fidelidad de su clientela.

CAPÍTULO VII

TRABAJO FUTUROS Y RECOMENDACIONES

En esta tesis se ha propuesto una arquitectura de referencia en la logística de abastecimiento inteligente mediante el uso de tecnologías de la industria 4.0, la cual presenta una solución innovadora para mejorar la eficiencia y la productividad de los procesos de abastecimiento y gestión de inventarios en los almacenes.

Como parte de la propuesta, se ha identificado la necesidad de contar con un sistema de soporte a la toma de decisiones (DSS) que permita procesar grandes volúmenes de datos y ofrecer una visión actualizada del estado del inventario y del flujo de productos en el almacén.

Por ello, se ha decidido que a futuro se llevará a cabo el desarrollo del DSS propuesto, con el objetivo de brindar un apoyo eficaz y eficiente a la toma de decisiones en la logística de abastecimiento inteligente de los almacenes retail de la ciudad de Pilar. El sistema DSS permitirá la integración de diversas tecnologías de la industria 4.0, como la inteligencia artificial, la minería de datos y el análisis predictivo, para ofrecer una solución innovadora y adaptable a las necesidades cambiantes del mercado y de los clientes.

El desarrollo del DSS es un paso crucial para la implementación efectiva de la arquitectura de referencia propuesta en esta tesis, y se espera que la solución planteada contribuya significativamente a la mejora de la eficiencia y la productividad en los procesos de abastecimiento y gestión de inventarios en los almacenes de la ciudad de Pilar. El desarrollo del DSS para la arquitectura de referencia propuesta representa un

Juan Richard Ruiz Díaz Benítez

desafío y una oportunidad para mejorar la logística de abastecimiento en los almacenes mediante la aplicación de tecnologías de la industria 4.0. Se espera que la implementación exitosa del DSS brinde beneficios significativos en términos de eficiencia, productividad y satisfacción del cliente, y contribuya al crecimiento y éxito de las empresas que adopten esta solución innovadora.

Se ha comprobado que herramientas de minería de datos como Weka son altamente efectivas en el análisis y procesamiento de grandes conjuntos de datos. Durante las pruebas realizadas en los capítulos anteriores, se ha demostrado que esta herramienta permite identificar patrones y tendencias en los datos, lo que es esencial para la toma de decisiones informadas en la logística de abastecimiento.

Weka es una herramienta de minería de datos muy popular debido a su capacidad para trabajar con diferentes tipos de datos, su gran cantidad de algoritmos disponibles y su facilidad de uso. Por otro lado, Python es un lenguaje de programación muy versátil que ofrece una amplia gama de librerías y herramientas para el análisis de datos y la visualización de los resultados. Ambas herramientas son ampliamente utilizadas en la industria de la tecnología y se espera que sean herramientas fundamentales en la implementación del DSS para la arquitectura de referencia propuesta.

Esta propuesta ofrece una solución integral para la logística de abastecimiento en los almacenes retail de la ciudad de Pilar. La utilización de tecnologías de la Industria 4.0 en la gestión de los procesos de almacenamiento, inventario y distribución permite mejorar la eficiencia operativa, reducir los costos y aumentar la rentabilidad de los negocios.

Al implementar esta arquitectura de referencia, se podrán utilizar herramientas de minería de datos para analizar grandes conjuntos de datos y detectar patrones y tendencias en el comportamiento de los clientes y la demanda de productos. Esto permitirá una mejor gestión de los niveles de inventario y una planificación más precisa de la producción y distribución de productos.

Por todas las pruebas realizadas y los análisis de la arquitectura propuesta, recomendamos su aplicación y uso en los almacenes retail de la ciudad de Pilar.

TRABAJOS CITADOS

- Enríquez Zárate, L. G., & Rodríguez Lozada, M. Á. (2020). *(Benefits of use ABC Analysis in inventory management in a small business from Tlaxcala, México)*. Tlaxcala, México.
- Abad, F. M. (2020). *Aplicación de técnicas de minería de datos con software Weka*. Salamanca, España.
- Almirón, J. C. (2018). *“Génesis de la Industria textil en Paraguay” (Caso Usina y Manufactura de Pilar S.A.)*.
- Arce, L. M. (2018). *Paraguay: Tejiendo Soluciones para la Formación del Capital Humano*.
- Arrieta Gutiérrez, C. A. (2018). *El software como optimizador de oferta y demanda en el sector textil*. Disponible en: <http://revistas.unisimon.edu.co/index.php/innovacioning>.
- Barroso-Tanoira, F. (2007). *La regla 80-20 (Pareto)*. . Management Today en Español. 33. 12-14. .
- Bartodziej, C. J. (2017). *The concept Industry 4.0*.
- BID, MIC. (2013). *Costos Logísticos del Paraguay*. Asunción.
- Cotrado, A. (2019). *Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones - ejemplos de temas y softwares*.
- Cotteler, M., & Sniderman, B. (2017). *Forces of change: Industry 4.0*.
- Eom, S. (1995-2001). *A survey of decision support system applications*.
- ESCOBAR, E. A. (2018). *REGLAS DE ASOCIACIÓN Y PREDICCIÓN UTILIZANDO SERIES DE TIEMPO*. QUITO.
- González, J. L. (2007). *“Latin America: Addressing High Logistics Costs”*.

- González, R. (2021). *Técnicas de Minería de Datos Aplicadas al Análisis de Rotación de Artículos*. Asunción.
- Görzen, N. (2019). Industria 4.0: ¿La extinción de la mano de obra? *TED talk 2019*.
- Hara, L. L., Umi Kartini Rashida, Lee Te Chuana, Seah Choon Sen, & , Loh Yin Xiaa. (2022). : Retail 4.0; Revolution of Retail Industry; Internet of Things; Artificial Intelligent; Big Data Analytical; Cloud Computing;. *Elsevier B.V.*
- Joyce, R. (2005). *Successful implementation of decision support systems for supply chain management within manufacturing companies*.
- Kalenatic, D. L. (2008). *Localización de una plataforma de cross docking en el contexto de logística focalizada utilizando distancias euclidianas*. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina [en línea]*. 2008, 18(1), 17-34[fecha de Consulta 8 de Diciembre de 2020]. ISSN: 0124-8170. . Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=91118102>.
- Martínez, M. R. (2015). *Sistema de Apoyo para la Toma de Decisiones Logísticas*.
- MIC, BID. (2013). *Impacto del Transporte y de la Logística en el comercio Internacional del Paraguay*.
- MINSKY, M. (1968). *Semantic Information Processing*. Cambridge.
- Miranda, J. G. (2014). *Estudio de Logística y Cadena de Suministro Basada en Arquetipos*.
- Moon, Y. (2007). *Enterprise Resource Planning (ERP): a review of the literature*.
- Munárriz, L. Á. (2004). *Fundamentos de Inteligencia Artificial*. Murcia.
- Nigro, H. O., Xodo, D., Corti, G., & Terren, D. (2004). *Kdd (knowledge discovery in databases)*.
- Parrott, A., & Warshaw, L. (2017). Industry 4.0 and the digital twin.
- Power D.J. (2008). *Decision Support Systems: A Historical Overview*.
- Ruijgrok, L. T. (2006). *A DSS For Modelling Logistic Chains in Freight Transport Policy Analysis*.
- Sapena, O. V. (2003). *Oscar Sapena , Vincente Botti & Estefania Argente*. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/713827208>.

- Soler, E. J.-M. (2008). *An extension of the Relational Metamodel of CWM to represent Secure Data Warehouses at the Logical Level*. Ieee Latin America Transactions, 6(4). <https://doi-org.ezproxy-cicco.conacyt.gov.py/10.1109/TLA.2008.4815289>.
- Universidad de Waikato. (2022). <https://www.weka.io/>. Obtenido de <https://www.weka.io/data-platform/>
- Urrego, J. A. (2014). *Desarrollo de un Sisema de Apoyo a la Toma de Decisiones para el Control y Gestión de Inventarios*. Medellín.
- Vermorel, J. (marzo de 2020). *LOKAD*. Obtenido de [https://www.lokad.com/es/definicion-analisis-abc-\(inventario\)](https://www.lokad.com/es/definicion-analisis-abc-(inventario))

BIBLIOGRAFÍA

- Enríquez Zárate, L. G., & Rodríguez Lozada, M. Á. (2020). *(Benefits of use ABC Analysis in inventory management in a small business from Tlaxcala, México)*. Tlaxcala, México.
- Abad, F. M. (2020). *Aplicación de técnicas de minería de datos con software Weka*. Salamanca, España.
- Almirón, J. C. (2018). *“Génesis de la Industria textil en Paraguay” (Caso Usina y Manufactura de Pilar S.A.)*.
- Arce, L. M. (2018). *Paraguay: Tejiendo Soluciones para la Formación del Capital Humano*.
- Arrieta Gutiérrez, C. A. (2018). *El software como optimizador de oferta y demanda en el sector textil*. Disponible en: <http://revistas.unisimon.edu.co/index.php/innovacioning>.
- Barroso-Tanoira, F. (2007). *La regla 80-20 (Pareto)*. . Management Today en Español. 33. 12-14. .
- Bartodziej, C. J. (2017). *The concept Industry 4.0*.
- BID, MIC. (2013). *Costos Logísticos del Paraguay*. Asunción.
- Cotrado, A. (2019). *Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones - ejemplos de temas y softwares*.
- Cotteler, M., & Sniderman, B. (2017). *Forces of change: Industry 4.0*.
- Eom, S. (1995-2001). *A survey of decision support system applications*.
- ESCOBAR, E. A. (2018). *REGLAS DE ASOCIACIÓN Y PREDICCIÓN UTILIZANDO SERIES DE TIEMPO*. QUITO.
- González, J. L. (2007). *“Latin America: Addressing High Logistics Costs”*.

- González, R. (2021). *Técnicas de Minería de Datos Aplicadas al Análisis de Rotación de Artículos*. Asunción.
- Görzen, N. (2019). Industria 4.0: ¿La extinción de la mano de obra? *TED talk 2019*.
- Hara, L. L., Umi Kartini Rashida, Lee Te Chuana, Seah Choon Sen, & , Loh Yin Xiaa. (2022). : Retail 4.0; Revolution of Retail Industry; Internet of Things; Artificial Intelligent; Big Data Analytical; Cloud Computing;. *Elsevier B.V.*
- Joyce, R. (2005). *Successful implementation of decision support systems for supply chain management within manufacturing companies*.
- Kalenatic, D. L. (2008). *Localización de una plataforma de cross docking en el contexto de logística focalizada utilizando distancias euclidianas*. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina [en línea]*. 2008, 18(1), 17-34[fecha de Consulta 8 de Diciembre de 2020]. ISSN: 0124-8170. . Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=91118102>.
- Martínez, M. R. (2015). *Sistema de Apoyo para la Toma de Decisiones Logísticas*.
- MIC, BID. (2013). *Impacto del Transporte y de la Logística en el comercio Internacional del Paraguay*.
- MINSKY, M. (1968). *Semantic Information Processing*. Cambridge.
- Miranda, J. G. (2014). *Estudio de Logística y Cadena de Suministro Basada en Arquetipos*.
- Moon, Y. (2007). *Enterprise Resource Planning (ERP): a review of the literature*.
- Munárriz, L. Á. (2004). *Fundamentos de Inteligencia Artificial*. Murcia.
- Nigro, H. O., Xodo, D., Corti, G., & Terren, D. (2004). *Kdd (knowledge discovery in databases)*.
- Parrott, A., & Warshaw, L. (2017). Industry 4.0 and the digital twin.
- Power D.J. (2008). *Decision Support Systems: A Historical Overview*.
- Ruijgrok, L. T. (2006). *A DSS For Modelling Logistic Chains in Freight Transport Policy Analysis*.
- Sapena, O. V. (2003). *Oscar Sapena , Vincente Botti & Estefania Argente*. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/713827208>.

- Soler, E. J.-M. (2008). *An extension of the Relational Metamodel of CWM to represent Secure Data Warehouses at the Logical Level*. Ieee Latin America Transactions, 6(4). <https://doi-org.ezproxy-cicco.conacyt.gov.py/10.1109/TLA.2008.4815289>.
- Universidad de Waikato. (2022). <https://www.weka.io/>. Obtenido de <https://www.weka.io/data-platform/>
- Urrego, J. A. (2014). *Desarrollo de un Sisema de Apoyo a la Toma de Decisiones para el Control y Gestión de Inventarios*. Medellín.
- Vermorel, J. (marzo de 2020). *LOKAD*. Obtenido de [https://www.lokad.com/es/definicion-analisis-abc-\(inventario\)](https://www.lokad.com/es/definicion-analisis-abc-(inventario))