



UNIVERSIDAD LAICA “ELOY ALFARO” DE MANABÍ

**TRABAJO DE TITULACIÓN
MODALIDAD PROYECTO INTEGRADOR**

TÍTULO:

MINERÍA DE DATOS EN PATRONES PREDICTIVOS DE COMPRA EN
LA PLANTA DE ALIMENTOS DE LA UNIVERSIDAD LAICA ELOY
ALFARO DE MANABÍ EXTENSIÓN CHONE

AUTOR:

ANDRADE ROMERO JOSÉ LUIS

UNIDAD ACADÉMICA:

EXTENSIÓN CHONE

CARRERA:

TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

TUTOR:

ING. JORGE LUIS MENDOZA LOOR

CHONE – MANABÍ – ECUADOR

SEPTIEMBRE DE 2025

CERTIFICACIÓN DEL TUTOR

Lic. Jorge Luis Mendoza Loor, Mg.; docente de la Universidad Laica “Eloy Alfaro” de Manabí, Extensión Chone, en calidad de Tutor del Proyecto.

CERTIFICO:

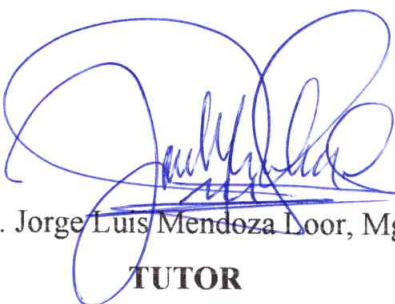
Que el presente Proyecto Integrador con el título “Minería de datos en patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone” ha sido exhaustivamente revisado en varias sesiones de trabajo.

Las opciones y conceptos vertidos en este Proyecto son fruto de la perseverancia y originalidad de su autor:

ANDRADE ROMERO JOSÉ LUIS

Siendo de su exclusiva responsabilidad.

Chone, septiembre de 2025



Lic. Jorge Luis Mendoza Loor, Mg.
TUTOR

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Quien suscribe la presente:

ANDRADE ROMERO JOSÉ LUIS

Estudiante de la Carrera de **Tecnologías de la Información**, declaro bajo juramento que el siguiente proyecto cuyo título: “Minería de datos en patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone”, previa a la obtención del Título de Ingeniero en Tecnologías de la Información, es de autoría propia y ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros y consultando las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.



Andrade Romero José Luis

NUI: 1316620358



APROBACIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Los miembros del Tribunal Examinador aprueban el Trabajo de Titulación con Modalidad Proyecto Integrador, titulado: “Minería de datos en patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone”. Cuyo autor, Andrade Romero José Luis, estudiantes de la Carrera de Tecnologías de la Información, y como Tutor de Trabajo de Titulación el Ing. Frank Aquino Cornejo Moreira

Chone, septiembre de 2025


Lic. Lilia del Rocío Bermúdez Cevallos, Mg.
DECANA


Lic. Jorge Luis Mendoza Loor, Mg.
TUTOR


Ing. Frank Aquino Cornejo Moreira, Mg.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL 1


Ing. Cristhian Marcony Villa Palma, Mg.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL 2


Lic. Indira Elisa Zambrano Cedeño, Mg.
SECRETARIA

AGRADECIMIENTO

A mi querida familia por el apoyo que me han brindado.

A todas las personas que han brindado su colaboración para la realización
de este trabajo de grado

DEDICATORIA

A mis Padres

A mis Abuelos

A mi Hermano

A todos lo que una vez confiaron en mi

ÍNDICE DE CONTENIDOS

PORTADA.....	I
CERTIFICACIÓN DEL TUTOR	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA.....	iii
APROBACIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	iv
AGRADECIMIENTO.....	v
DEDICATORIA.....	vi
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vii
RESUMEN	xii
CAPITULO I: INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Introducción.....	1
1.2 Presentación del Tema.....	2
1.3 Ubicación y contextualización de la problemática.....	2
1.4 Diagrama causa – efecto del problema	3
1.5 Problematización.....	3
1.6 Génesis del problema.....	3
1.7 Estado actual del problema	3
1.8 Planteamiento y formulación del problema	4
1.9 Objetivos	4
1.9.1 Objetivo general.....	4
1.9.2 Objetivos específicos	4
1.9.3 Justificación	5
1.10 Impactos Esperados	5
1.10.1 Impacto Tecnológico.....	5
1.10.2 Impacto Social	5
1.10.3 Impacto Ecológico	5
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO DE LA INVESTIGACIÓN	7
2.1 Fundamentos de la minería de datos	7
2.1.1 Definición y técnicas de minería de datos	8
2.1.2 Algoritmos más utilizados en la minería de datos (Árboles de decisión, K-means, etc.)	8

2.1.3	Casos de estudio en minería de datos aplicada a retail y sector alimenticio.....	9
2.1.4	Relación entre minería de datos y patrones de compra	9
2.1.5	Métodos de análisis predictivo en minería de datos	10
2.1.6	Modelos aplicados a la predicción de comportamiento de consumidores	11
2.1.7	Ventajas de la minería de datos en la optimización de estrategias comerciales.....	12
2.1.8	Aplicaciones en el contexto de la planta de alimentos de la ULEAM, Extensión Chone.....	12
2.1.9	Descripción de los procesos de compra y venta en la planta de alimentos	12
2.1.10	Uso de minería de datos para mejorar la eficiencia en la cadena de suministros	13
2.1.11	Análisis de casos de éxito en instituciones similares	13
2.2	Variable dependiente: Patrones de compra.....	13
2.2.1	Introducción al estudio de patrones de compra.....	13
2.2.2	Definición de patrones de compra.....	14
2.2.3	Importancia de la predicción de patrones en la gestión comercial.....	14
2.2.4	Estudios previos sobre análisis predictivo en ventas de alimentos.....	15
2.3	Variable Independiente: Minería de Datos.....	15
CAPITULO III: DISEÑO METODOLÓGICO.....		17
3.1	Tipos y Nivel de la Investigación	17
3.2	Enfoque de la Investigación.....	17
3.3	Métodos de la Investigación	17
3.4	Fuentes de datos.....	18
3.4.1	Fuentes Primarias:.....	18
3.4.2	Fuentes Secundarias:	18
3.5	Estrategia Operacional para la Recolección de Datos.....	18
3.5.1	Técnicas:	18
3.5.2	Herramientas:	19
3.5.3	Instrumentos:	19
3.6	Determinación de Recursos	19
3.6.1	Humanos:	19

3.6.2	Tecnológicos:.....	19
3.6.3	Económicos (Presupuesto):	20
3.7	Plan de Recolección de Datos.....	20
3.8	Técnicas de la Investigación.....	20
3.9	Procedimientos de la Investigación	20
3.10	Población y Muestra.....	21
3.11	Análisis y descripción de los resultados	22
CAPITULO IV: EJECUCIÓN DEL PROYECTO.....		28
4.1	Descripción del proyecto	28
4.2	Etapas de ejecución del proyecto - Propuesta Tecnológica.....	28
4.2.1	Fase I - Planificación.....	29
4.2.2	Fase II - Diseño y Construcción	29
4.2.3	Fase III - Implementación.....	31
4.2.4	Fase IV – Evaluación y Resultados.....	31
CAPITULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		34
5.1	Conclusiones.....	34
5.2	Recomendaciones.....	35
BIBLIOGRAFÍA		37
ANEXOS		41
Anexo Nr1. Encuesta		41
Anexo Nr2. Entrevista		44
Anexo Nr3. Ficha de Observación.....		45

ÍNDICE DE TABLA

Tabla 1: Encuesta sobre las preferencias de consumo de los universitarios y profesores33

ÍNDICE DE GRAFICAS E ILUSTRACIONES

Ilustración 1 - Diagrama causa - efecto sobre la falta de optimización.....	3
Ilustración 2 - Encuesta sobre los hábitos de consumo de los universitarios y profesores	22
Ilustración 3 - Encuesta de lo más determinante en la decisión de consumo de alimentos en la planta	22
Ilustración 4 - Encuesta sobre la frecuencia que cambian las preferencias de consumo	23
Ilustración 5 - Encuesta de los tipo de información considerados más útil para predecir el consumo.....	23
Ilustración 6 - Encuesta sobre qué impacto tendría el análisis de datos sobre la oferta de productos	24
Ilustración 7 - Encuesta de como afectaría conocer los patrones de consumo a la planificación de la planta	24
Ilustración 8 - Encuesta sobre los método que predomina actualmente para estimar la demanda en la planta.....	25
Ilustración 9 - Encuesta de los retos considerados más relevantes para implementar minería de datos.....	26
Ilustración 10 - Encuesta de los beneficios considerados que podrían obtener a corto plazo	26
Ilustración 11 - Encuesta sobre cómo se imagina la planta de alimentos en el futuro y si se implementa un sistema de predicción de consumo	27
Ilustración 12 - Modelo Predictivo visualizado en Altair AI Studio	31
Ilustración 13 - Modelo Predictivo visualizado Interno de Cross Validation.....	31
Ilustración 14 - Precisión de las Respuestas obtenidas en Altair AI Studio.....	32
Ilustración 15 - Promedio de las respuestas recolectadas obtenidas en Altair AI Studio visualizado en figura Pie.....	33

RESUMEN

En este proyecto de titulación, se abordará sobre la aplicación de técnicas de minería de datos para identificar patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone. La investigación busca optimizar la gestión de inventarios, reducir desperdicios y mejorar la toma de decisiones administrativas mediante herramientas analíticas, se han recopilado datos de encuestas, entrevistas y registros de consumo, que fueron analizados con software como RapidMiner. El estudio encontró que los patrones de consumo son estables y que el precio, la calidad, la variedad de opciones y la rapidez del servicio influyen en las decisiones de compra, el modelo predictivo obtenido tiene una precisión del 36,09%, identificando patrones útiles para la planificación de inventarios. La implementación de minería de datos en la cafetería puede mejorar la eficiencia operativa y la satisfacción de la comunidad universitaria, a pesar de sus limitaciones, el sistema permitió visualizar patrones relevantes que apoyan la planificación de inventarios y la gestión de recursos.

Palabras claves:

Minería de datos, patrones de compra, análisis predictivo, inventario, RapidMiner.

CAPITULO I: INTRODUCCIÓN

1.1 Introducción

En la era digital contemporánea, la utilización estratégica de datos se ha convertido en un pilar fundamental para optimizar procesos y mejorar resultados en diversas industrias a nivel global. En América Latina, esta tendencia no es ajena, y cada vez más organizaciones buscan aprovechar el poder predictivo de la minería de datos para impulsar sus estrategias comerciales. Ecuador ha mostrado un crecimiento significativo en la adopción de tecnologías digitales en sectores clave como el comercio electrónico y la gestión de datos. Sin embargo, aún persisten desafíos en la implementación efectiva de herramientas analíticas avanzadas que permitan una comprensión profunda del comportamiento del consumidor local.

En Ecuador, el crecimiento en la adopción de tecnologías digitales ha permitido que diversas industrias comiencen a integrar herramientas avanzadas de análisis de datos y minería de información. El país ha visto un aumento considerable en la utilización de técnicas predictivas en sectores como el comercio electrónico, la banca, la educación, y la energía. A nivel gubernamental, se ha incentivado la digitalización y modernización de sistemas tanto en el ámbito público como privado, con miras a mejorar la eficiencia en la toma de decisiones y la optimización de recursos (Soria Colina et al., 2019).

No obstante, aún se enfrentan desafíos en términos de infraestructura tecnológica y acceso a herramientas avanzadas, lo cual afecta la capacidad de implementar soluciones predictivas de manera masiva. Los esfuerzos por integrar estas tecnologías en proyectos clave dentro del país destacan el compromiso de Ecuador por alinearse con tendencias globales en inteligencia artificial y análisis de datos, aunque la adopción plena requiere de mayor inversión y desarrollo en capacidades técnicas.

En La Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí Extensión Chone, se enfrenta al desafío de mejorar la experiencia del cliente en su planta de alimentos, buscando no solo satisfacer las necesidades actuales, sino también anticipar las demandas futuras mediante el análisis de datos para la predicción de patrones de compra. Debido a esto el proyecto integrador tiene como título “Minería de datos en patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí Extensión Chone”; que busca desarrollar un modelo de análisis que utilice técnicas de minería de datos para identificar patrones de compra en el comercio electrónico.

En la actualidad, las tiendas de comercios informales o tiendas, así como, las que se dedican al comercio electrónico, buscan constantemente mejorar la experiencia del cliente y

aumentar sus ventas, pero a menudo carecen de las herramientas efectivas para predecir cuáles serían los comportamientos de compra. El referenciado (Gamboa et al., 2011), expresa que “para las preparaciones donde no se tenía información de la receta, se utilizó una base de datos de recetas recogidas durante encuestas dietéticas, disponible en la Escuela de Nutrición”. La oportunidad está en poder utilizar la ciencia de datos para poder desarrollar modelos predictivos que optimicen las estrategias comerciales.

1.2 Presentación del Tema

Como Estudiante Investigador, este trabajo se va a centrar en explorar cómo la minería de datos puede transformar la gestión comercial en entornos universitarios, específicamente en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí Extensión Chone. En la actualidad, los negocios, tanto en el sector público como en el privado, enfrentan el reto de gestionar grandes volúmenes de datos generados por sus transacciones diarias. Sin embargo, muchas empresas aún no han logrado aprovechar completamente el valor de estos datos debido a la falta de implementación de herramientas analíticas avanzadas que permitan convertir la información en decisiones estratégicas.

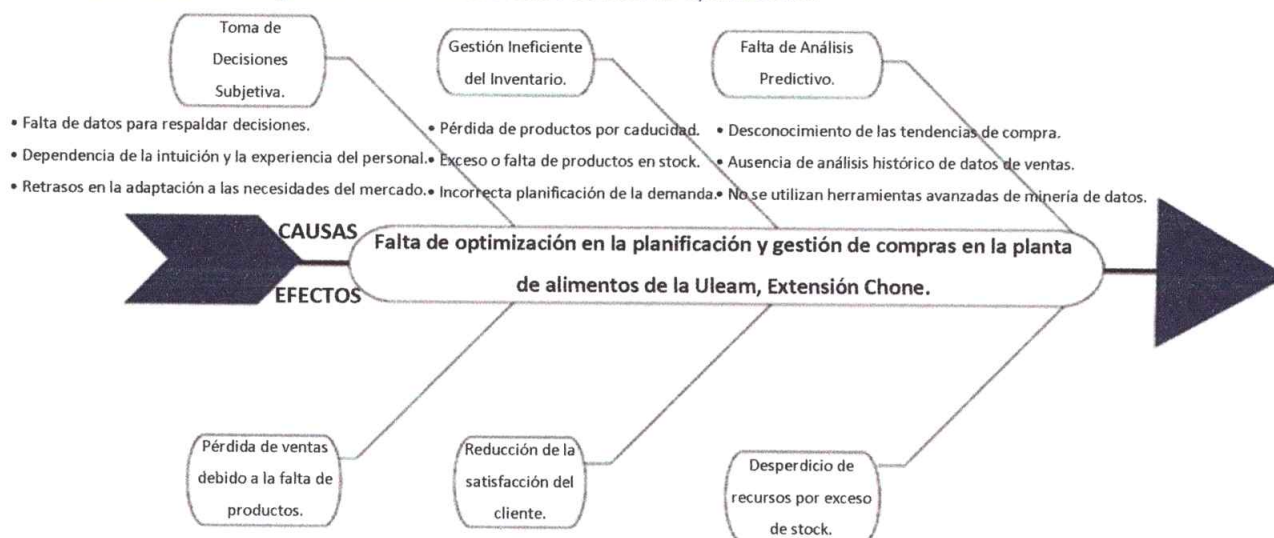
En el tema de “Minería de datos en patrones predictivos de compra en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí Extensión Chone”, se utilizará la minería de datos, que ofrece una gran oportunidad para optimizar las decisiones comerciales al descubrir relaciones ocultas y patrones en los datos históricos de ventas y consumo. En el contexto de la planta de alimentos, se recopilarán y analizarán datos sobre las compras diarias de los consumidores universitarios, lo que proporcionará una visión más precisa sobre las preferencias de los clientes y permitirá anticipar con mayor certeza la demanda de productos en diferentes períodos.

1.3 Ubicación y contextualización de la problemática

El problema se sitúa en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de operativos Manabí, Extensión Chone, de la Provincia de Manabí, Ecuador. La falta de un sistema eficiente para predecir patrones de compra ha provocado problemas en la planificación de inventarios y producción, afectando tanto el servicio como los costos.

1.4 Diagrama causa – efecto del problema

Ilustración 1 - Diagrama causa - efecto sobre la falta de optimización



Elaborado por: Autor del Proyecto

1.5 Problematicación

La planta de alimentos de la universidad carece de métodos precisos para anticipar las preferencias de los consumidores de manera proactiva, esto enfrenta dificultades para ajustar sus niveles de producción y stock de acuerdo a las demandas fluctuantes, lo cual genera una serie de problemas operativos. Además, se observan problemas como la insatisfacción del cliente debido a la falta de disponibilidad de productos claves en momentos de alta demanda. La incapacidad para prever las tendencias de compra genera pérdidas por exceso de productos perecederos y la insatisfacción de los clientes por la falta de disponibilidad de productos. Esto, a su vez, incrementa los costos al no contar con datos precisos para una mejor planificación, además de crear una imagen negativa del servicio ofrecido.

1.6 Génesis del problema

La necesidad surge por la falta de implementación de tecnologías avanzadas de análisis de datos. A pesar de que se genera una gran cantidad de información diaria a través de las transacciones en la planta de alimentos, estos datos no son procesados ni analizados adecuadamente para anticipar las necesidades futuras de productos y ajustar la gestión de inventarios en consecuencia. Esto pone de manifiesto la importancia de adoptar un enfoque basado en datos que permita mejorar la toma de decisiones.

1.7 Estado actual del problema

Actualmente, la Universidad depende en gran medida de métodos tradicionales para la

gestión de inventarios y la oferta de productos, lo que limita su capacidad de adaptación rápida a las fluctuaciones en la demanda estudiantil. Esta dependencia de métodos obsoletos se traduce en ineficiencias operativas y, en última instancia, en una disminución de la satisfacción del cliente.

1.8 Planteamiento y formulación del problema

La Planta de Alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone, maneja un volumen considerable de datos relacionados con las compras de insumos, ventas de productos, y comportamiento de consumo de sus clientes. Sin embargo, estos datos no han sido aprovechados de manera efectiva para predecir tendencias y optimizar la gestión de inventarios, producción y ventas. La falta de un análisis profundo de estos datos limita la capacidad de la planta para anticiparse a las demandas del mercado, ajustar sus estrategias de abastecimiento y maximizar la eficiencia operativa.

La implementación de técnicas de minería de datos para identificar patrones predictivos de compra podría proporcionar información valiosa que permita a la planta mejorar su toma de decisiones y optimizar sus procesos, incrementando así su competitividad y sostenibilidad. Es así como, la Formulación del Problema es: ¿Cómo puede la aplicación de técnicas de minería de datos en la Planta de Alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí Extensión Chone, ayudar a identificar patrones predictivos de compra que optimicen la gestión de inventarios, producción y ventas?

1.9 Objetivos

1.9.1 Objetivo general

Aplicar técnicas de minería de datos para identificar patrones predictivos de compra en la Planta de Alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone, con el fin de optimizar la gestión de inventarios, producción y ventas.

1.9.2 Objetivos específicos

- Recopilar y preprocesar los datos históricos de compras, ventas y consumo de la Planta de Alimentos de la ULEAM Extensión Chone, así como recolectar datos de diferentes fuentes.
- Analizar de forma exploratoria los datos para identificar tendencias preliminares y anomalías, evaluando la precisión y efectividad de los modelos para predecir la demanda de productos.

- Desarrollar un modelo de minería de datos para la identificación de patrones de compra y tendencias de consumo, aplicando algoritmos como árboles de decisión, clustering y análisis de series temporales basadas en los patrones identificados.

1.9.3 Justificación

La implementación de técnicas de minería de datos en la planta de alimentos de la Uleam Extensión Chone se justifica por la necesidad de mejorar la eficiencia en la gestión de inventarios, optimizar la producción y maximizar la satisfacción del cliente. Con la capacidad de identificar patrones predictivos de compra, la planta podrá anticiparse a las fluctuaciones de la demanda, reducir el desperdicio de alimentos y mejorar la rentabilidad. Además, se alinea con la tendencia global de aprovechar el análisis de datos en el sector alimentario para tomar decisiones más informadas y precisas (*Minería de datos en la cadena de suministro: gestionando la incertidumbre*, 2018). Esto permitirá a la planta convertirse en un modelo de eficiencia y sostenibilidad, además de contribuir a la formación de una cultura analítica en el entorno universitario.

1.10 Impactos Esperados

1.10.1 Impacto Tecnológico

La aplicación de minería de datos proporcionará una mejora significativa en la capacidad tecnológica de la planta de alimentos al introducir herramientas avanzadas para el análisis de grandes volúmenes de datos. La planta podrá implementar sistemas automatizados que no solo recopilen información, sino que la interpreten en tiempo real para ajustar las decisiones operativas de manera rápida y eficiente.

1.10.2 Impacto Social

El impacto social se verá reflejado en una mejora en la satisfacción de los clientes, que podrán acceder a una oferta más ajustada a sus necesidades, reduciendo los casos de falta de productos. También se fomentará un entorno de trabajo más eficiente para el personal, que podrá enfocarse en tareas más estratégicas gracias a la automatización de procesos (Gil & Valencia, 2012).

1.10.3 Impacto Ecológico

La optimización de inventarios y la planificación basada en datos permitirá una reducción significativa en el desperdicio de alimentos, lo que tiene un impacto positivo en el medio ambiente. Al minimizar los productos perecederos que no se consumen a tiempo, se

disminuirá la huella de carbono asociada al transporte y eliminación de estos productos. Esto contribuirá a una operación más sostenible y alineada con prácticas ecológicas responsables

CAPITULO II: MARCO TEÓRICO DE LA INVESTIGACIÓN

2.1 Fundamentos de la minería de datos

La minería de datos se entiende como el proceso por el cual se pueden identificar patrones valiosos, asociaciones relevantes y relaciones significativas dentro de grandes conjuntos de datos. Es un área que integra componentes de estadística, inteligencia artificial y aprendizaje automático, con el fin de convertir datos que parecen desorganizados o confusos en conocimiento que se puede utilizar y que tiene estructura. Esta disciplina, conocida también como minería de datos, ha ganado importancia en diversas áreas debido a su capacidad para proporcionar respuestas claras a problemas complicados, especialmente en contextos donde se generan y guardan grandes volúmenes de información de forma continua. En el contexto comercial, la minería de datos permite analizar el comportamiento de los clientes, optimizar operaciones y tomar decisiones estratégicas basadas en datos objetivos (Witten et al., 2017).

La capacidad de poder extraer la información valiosa de datos complejos es lo que hace que la minería de datos sea una herramienta esencial en la actualidad, por lo que su uso no se restringe únicamente a empresas, sino que también se aplica en áreas como la salud, educación, seguridad e investigación científica, donde se necesita detectar patrones predictivos y anticipar comportamientos futuros.

La minería de datos no se limita a ser una técnica aislada, sino que se enmarca en metodologías organizadas que guían todo el proceso de descubrimiento de conocimiento en bases de datos, entre ellas, una de las más reconocidas es el CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), que establece seis fases: comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de los datos, modelado, evaluación y despliegue. Este esquema permite que los proyectos de minería de datos sigan un flujo ordenado, asegurando que los resultados no solo sean técnicamente correctos, sino también útiles en el contexto en el que se aplican.

Además de sus definiciones y usos fundamentales, es crucial resaltar que la minería de datos no solo ayuda a revelar patrones ocultos en grandes conjuntos de datos, sino que también permite crear modelos de predicción que pueden impulsar decisiones estratégica, los algoritmos más comunes incluyen los árboles de decisión, que hacen más sencilla la interpretación visual de la información; las redes neuronales artificiales, que imitan el aprendizaje del cerebro humano y son eficaces para identificar patrones complejos; y los métodos de agrupamiento (clustering), que permiten segmentar a los consumidores en grupos con comportamientos similares. Cada técnica tiene sus propias ventajas y desventajas, por lo

que la elección depende de las metas de la investigación y de la calidad de los datos accesibles.

2.1.1 Definición y técnicas de minería de datos

La minería de datos se puede definir como el procedimiento para extraer información significativa de masivos volúmenes de datos, que normalmente son caóticos, variados o carecen de estructura. Para alcanzar este objetivo, se emplean diferentes métodos que ayudan a sistematizar, categorizar y relacionar los datos, produciendo resultados altamente beneficiosos para el proceso de toma de decisiones, entre las metodologías más destacadas que se utilizan, se encuentran:

- **Análisis de Clúster (K-means):** Agrupa a los consumidores en segmentos con comportamientos similares.
- **Árboles de Decisión:** Utilizados para clasificar y predecir resultados en función de ciertas variables.
- **Redes Neuronales:** Modelos que aprenden de los datos para hacer predicciones complejas.

Estas técnicas ya han probado ser efectivas en la aplicación, puesto que proporcionan recursos flexibles que pueden adaptarse a diversas clases de información y metas de análisis.

2.1.2 Algoritmos más utilizados en la minería de datos (Árboles de decisión, K-means, etc.)

El campo de minería de datos dispone de numerosos algoritmos, cada uno con sus propias fortalezas y debilidades según el entorno donde se utilicen, entre los más importantes:

- **Árboles de decisión:** Útiles para la clasificación y predicción basadas en características específicas.
- **K-means:** Un algoritmo de agrupación que segmenta los datos en subconjuntos homogéneos.
- **Redes neuronales artificiales:** Aplicadas en la predicción de comportamiento al modelar relaciones complejas entre las variables de entrada y salida.
- **Máquinas de soporte vectorial (SVM):** Utilizadas para clasificación y regresión de datos.

El dominio de estos algoritmos es un aspecto crucial para poder llevar a cabo con éxito las iniciativas de minería de datos, ya que la selección apropiada dependerá de las características de los datos y del desafío que se deba abordar, ya en investigaciones recientes,

los enfoques de ensamblaje, como Random Forest y Gradient Boosting, han ganado popularidad porque combinan varios modelos para disminuir errores y aumentar la precisión. Estas técnicas son especialmente eficaces en situaciones donde los datos son muy variables, como en el consumo de alimentos dentro de una comunidad académica, de igual manera, el crecimiento del aprendizaje profundo ha permitido el uso de redes neuronales profundas que pueden identificar patrones complejos, transformándose en una herramienta esencial para realizar predicciones más sofisticadas.

2.1.3 Casos de estudio en minería de datos aplicada a retail y sector alimenticio.

La minería de datos ha mostrado una influencia considerable en el ámbito comercial, especialmente en el sector minorista y en la industria de alimentos. Según (Iguasnia et al., 2021), el uso de modelos predictivos para mejorar el surtido de productos y ajustar las campañas de marketing que se ajustan a las verdaderas preferencias de los consumidores.

En cadenas de supermercados, por ejemplo, la aplicación de técnicas de minería de datos ha contribuido a reducir los niveles de desperdicio de productos perecederos, gracias a la capacidad de anticipar la demanda con mayor precisión, de esta manera, se logra una doble ventaja: por un lado, la disminución de las pérdidas financieras, y por otro, el cumplimiento de políticas ambientales que buscan reducir el efecto negativo asociado a la pérdida de alimentos, estos casos evidencian la importancia de incorporar herramientas analíticas como parte esencial de la gestión empresarial en contextos muy competitivos.

2.1.4 Relación entre minería de datos y patrones de compra

La conexión entre la minería de datos y los patrones de compra es clara y fundamental, pues esta área de estudio permite manejar grandes cantidades de datos relacionados con transacciones, comportamientos y contextos, estas tecnologías han permitido identificar tendencias ocultas y correlaciones que no son evidentes a simple vista, lo que facilita la predicción de futuros comportamientos de los consumidores (Gamboa et al., 2011), esto al establecer las conexiones entre los datos históricos y sus comportamientos actuales, las empresas pueden ajustar sus estrategias para maximizar el rendimiento.

Así, las compañías que adoptan estas metodologías pueden crear estrategias comerciales más alineadas con la realidad, mejorando su eficacia y elevando el nivel de satisfacción de los clientes. Además, esta metodología refuerza la capacidad de las empresas para adaptarse a cambios en el mercado, ya que permite actuar rápidamente ante nuevas tendencias de consumo, los patrones de compra se pueden dividir en diversas categorías que

ayudan a entender mejor cómo actúan los consumidores, dentro de estas categorías, son notables los hábitos de compra habituales, que muestran artículos comprados de manera constante; los temporales, que se enfocan en épocas específicas del año; y los espontáneos, que están relacionados con emociones o promociones especiales, examinar estas categorías en el ámbito universitario es crucial, ya que la necesidad no se basa solo en requerimientos básicos de alimento, sino también en la actividad académica, los horarios de clases y los eventos en la institución que provocan alteraciones en las costumbres de consumo.

Además de la clasificación básica de los patrones, es importante considerar la influencia de los factores emocionales y sociales, las promociones, recomendaciones de compañeros y hasta el estado de ánimo del consumidor pueden afectar sus decisiones de compra. En este sentido, la minería de datos no solo analiza variables cuantitativas como precio o frecuencia, sino que también permite explorar comportamientos cualitativos vinculados a motivaciones psicológicas y sociales, en el ámbito universitario, estas dinámicas adquieren especial importancia, ya que las decisiones de compra están mediadas tanto por la economía estudiantil como por las interacciones en la vida académica diaria.

2.1.5 Métodos de análisis predictivo en minería de datos

El análisis predictivo en minería de datos incluye métodos como la regresión, los árboles de decisión, las redes neuronales y el análisis de series temporales. Estos métodos permiten hacer predicciones basadas en datos históricos, lo que ayuda a las empresas a tomar decisiones proactivas sobre la producción, la distribución y las ventas.

Existen diversos métodos en el análisis predictivo dentro del campo de la minería de datos que se pueden aplicar según las características de los datos y los objetivos del análisis. Entre los más utilizados están la regresión lineal, los árboles de decisión, las redes neuronales y las máquinas de soporte vectorial (SVM). Según el estudio de (Ortega et al., 2015), la elección del método adecuado depende del tipo de datos y la complejidad de las relaciones entre las variables. Por ejemplo, los árboles de decisión son especialmente útiles cuando se necesita una interpretación clara y visual del proceso de decisión, mientras que las redes neuronales son más efectivas en la predicción de comportamientos complejos, aunque requieren más poder computacional y grandes volúmenes de datos.

En el sector de alimentos, la analítica predictiva se ha consolidado como una herramienta clave para anticipar la demanda y evitar pérdidas económicas por exceso o escasez de inventario, han existido casos exitosos en supermercados, cadenas de comida rápida y empresas distribuidoras que han logrado optimizar su cadena de suministro mediante modelos

predictivos basados en minería de datos, en el contexto de plantas universitarias, estas técnicas adquieren una relevancia especial porque permiten planificar menús, estimar compras de insumos y garantizar la satisfacción de una población estudiantil en constante cambio.

El análisis predictivo aplicado al sector alimentario ha mostrado resultados alentadores en diferentes países, por ejemplo, en cadenas de comida rápida se han utilizado modelos de series temporales que permiten anticipar el comportamiento de la demanda en días de alta afluencia, en los supermercados, los sistemas predictivos ya han contribuido en reducir el desperdicio de productos perecederos en más de un 20%, estos antecedentes respaldan la pertinencia de aplicar dichos métodos en la planta de alimentos de la ULEAM, donde la demanda también fluctúa según calendarios académicos, exámenes y actividades institucionales.

2.1.6 Modelos aplicados a la predicción de comportamiento de consumidores

En el campo de la minería de datos, los modelos tanto matemáticos como estadísticos se utilizan con frecuencia para prever las decisiones de compra de los consumidores. Estas herramientas facilitan el análisis de datos pasados y comportamientos para estimar la probabilidad de que un cliente lleve a cabo una acción determinada, como la compra de un producto o servicio.

Las metodologías de clasificación y segmentación de clientes, en especial la regresión logística y las redes neuronales, han probado ser útiles para prever el comportamiento de compra, con los modelos de clasificación y segmentación de clientes, basados en técnicas como la regresión logística y las redes neuronales, son ampliamente utilizados para predecir la probabilidad de que un cliente realice una compra en función de su historial (Gil & Valencia, 2012), de esta forma, los modelos predictivos son un recurso fundamental para la planificación estratégica, ya que proporcionan información que disminuye la incertidumbre y mejora la capacidad de reacción frente a un mercado en continua transformación.

Dentro de los modelos de predicción, han destacado las máquinas de soporte vectorial (SVM) y los modelos basados en bayes, que aportan beneficios en la categorización de hábitos de consumo con escasa información. Su empleo ha demostrado ser efectivo en investigaciones donde la información disponible es restringida, como suele suceder en entornos universitarios. Estas técnicas no solo anticipan compras venideras, sino que también posibilitan la clasificación de consumidores según sus características, lo que ayuda en la adaptación de las estrategias de marketing y venta.

2.1.7 Ventajas de la minería de datos en la optimización de estrategias comerciales

La minería de datos proporciona múltiples ventajas en la optimización de estrategias comerciales, tales como:

- Mejora de la toma de decisiones: Al basarse en datos precisos y actualizados.
- Segmentación efectiva de clientes: Identificación de diferentes grupos de consumidores.
- Optimización del inventario: Reducción de sobrecostos asociados al almacenamiento y desabastecimiento.
- Marketing personalizado: Posibilidad de diseñar campañas más efectivas dirigidas a nichos específicos.

En resumen, estas ventajas generan una mejor competitividad en las empresas y la oportunidad de establecer relaciones más sólidas con los clientes.

2.1.8 Aplicaciones en el contexto de la planta de alimentos de la ULEAM, Extensión Chone

En la planta de alimentos de la ULEAM, la minería de datos podría utilizarse para mejorar la eficiencia en la gestión de la cadena de suministros, predecir la demanda de productos en función de factores como las estaciones del año o eventos universitarios, esto podría resultar en una mejora considerable en la satisfacción del cliente y en la reducción de costos operativos y la optimización de estrategias de venta en función del comportamiento de compra de los estudiantes y empleados (*Minería de datos en la cadena de suministro: gestionando la incertidumbre*, 2018).

2.1.9 Descripción de los procesos de compra y venta en la planta de alimentos

El proceso de compra y venta en la planta de alimentos abarca diversas fases conectadas entre sí, lo que incluye la adquisición de materias primas, la producción de alimentos y la venta directa a los consumidores, que en este caso son los alumnos, profesores y personal que pertenecen a la comunidad universitaria.

El estudio de los datos históricos de ventas posibilita la identificación de los productos que más se demandan, así como los momentos en que las compras aumentan o disminuyen. Establecer un sistema que monitoree minuciosamente el comportamiento de los consumidores proporciona información valiosa para la planificación de la producción y la optimización en la distribución de recursos, asimismo se establece un sistema que monitoree las pautas de compra

puede proporcionar datos importantes para la planificación a futuro.

2.1.10 Uso de minería de datos para mejorar la eficiencia en la cadena de suministros

La cadena de suministro es uno de los elementos más delicados en la operación de una planta de alimentos, y su eficacia está muy ligada a una adecuada organización y supervisión. La minería de datos proporciona herramientas que facilitan la anticipación de la demanda, lo que permite ajustar las órdenes de adquisición de insumos y optimizar el control de inventarios.

La minería de datos puede mejorar la eficiencia en la cadena de suministros al anticipar la demanda y ajustar los pedidos de materia prima de acuerdo con las tendencias de compra (Gil & Valencia, 2012). Como resultado, los artículos pueden llegar al cliente en el momento y en la cantidad necesarias, lo que no solo aumenta la rentabilidad, sino que también asegura la continuidad de las operaciones de la planta, dando lugar a una operación más efectiva y lucrativa.

2.1.11 Análisis de casos de éxito en instituciones similares

La implementación de la inteligencia artificial y el análisis de datos en la industria de la hostelería y la alimentación ha evidenciado resultados muy favorables, mejorando tanto la eficacia operativa como la experiencia del consumidor, ya que las investigaciones muestran que esta tecnología ayuda a ajustar precios de menús, administrar existencias y anticipar las necesidades de los clientes. De acuerdo con (Formolo, 2024), la IA predictiva facilita la segmentación de clientes, lo que permite personalizar ofertas y recomendaciones, aumentando así la satisfacción y fidelización del cliente.

Estas aplicaciones no solo enriquecen la experiencia del consumidor mediante ofertas personalizadas, sino que también incrementan la lealtad y fortalecen la competitividad de las organizaciones, así mismo, al minimizar el derroche de recursos y asegurar una cadena de suministros efectiva, se produce un efecto positivo tanto económico como medioambiental. En resumen, los ejemplos de éxito muestran que el uso del análisis de datos y la inteligencia artificial se presenta como una herramienta clave para las organizaciones que desean adaptarse a mercados cambiantes y desafiantes.

2.2 Variable dependiente: Patrones de compra

2.2.1 Introducción al estudio de patrones de compra

Los patrones de compra son secuencias para el comportamiento de los consumidores que se repiten con cierta regularidad y que pueden predecirse utilizando técnicas de análisis de datos. En el contexto de una planta de alimentos, identificar estos patrones permite anticipar la

demanda, mejorará la gestión de inventarios y optimizar las estrategias de marketing (Gamboa et al., 2011). La minería de datos, por su capacidad de procesar grandes volúmenes de datos, se presenta como una herramienta clave para descubrir estas tendencias ocultas y generar predicciones valiosas. Así, se puede establecer una relación directa entre el conocimiento de los patrones de compra y la capacidad de una empresa para adaptarse rápidamente a las necesidades de sus consumidores, aumentando su competitividad en el mercado.

Con el auge del Big Data y del Internet de las Cosas (IoT), se ha potenciado las capacidades de la minería de datos, hoy en día es posible integrar datos en tiempo real provenientes de sensores, dispositivos móviles o plataformas de pago digital, lo que amplía la precisión de los modelos predictivos, en el caso de la planta de alimentos de la ULEAM, la incorporación futura de sistemas digitales de control de inventarios e IoT permitiría generar registros automáticos y más confiables, facilitando así la predicción de patrones de compra y la gestión eficiente de recursos.

En la actualidad, los patrones de compra también se estudian desde la perspectiva de la analítica del consumidor, que integra tanto los datos transaccionales como la información contextual (ubicación, horario, clima, eventos sociales), este enfoque más holístico ha permitido a las organizaciones comprender que la decisión de compra es el resultado de múltiples variables que interactúan entre sí. En la planta de alimentos de la ULEAM, considerar estos elementos abre la posibilidad de desarrollar estrategias que respondan a necesidades más específicas de la comunidad universitaria.

2.2.2 Definición de patrones de compra

Los patrones de compra se refieren al comportamiento recurrente de los consumidores en sus decisiones de compra, tales como la frecuencia de adquisiciones, las preferencias por ciertos productos y los momentos de mayor demanda, estos patrones pueden ser determinados por diversos factores, como el tiempo, las promociones o el ciclo de vida del producto, el identificar estos patrones permitirá a las organizaciones adaptar sus ofertas y servicios para satisfacer mejor las necesidades de sus clientes. Con ellos se podrá comprender cómo y por qué los consumidores toman decisiones es esencial para el desarrollo de estrategias comerciales efectivas que respondan a estas tendencias, así como lo enfatizó (Ortega et al., 2015).

2.2.3 Importancia de la predicción de patrones en la gestión comercial

La predicción de patrones de compra es crucial para la gestión comercial porque ayuda a las empresas a tomar decisiones informadas en áreas como el inventario, la producción y el

marketing. Al anticipar la demanda, las empresas pueden reducir costos, evitar la falta de stock o el exceso de inventario y mejorar la satisfacción del cliente, además, permite personalizar las promociones y mejorar la eficiencia operativa, lo que contribuye a un aumento en la competitividad, las empresas que utilizan análisis predictivo suelen reportar mejoras en sus márgenes de ganancia y una mayor lealtad de los consumidores.

Otra dimensión relevante es el impacto ambiental de la predicción de patrones, al anticipar con mayor exactitud la demanda, se reduce significativamente el desperdicio de alimentos, lo cual no solo disminuye pérdidas económicas, sino que contribuye al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) relacionados con consumo responsable y sostenibilidad, esto posiciona a la minería de datos no solo como una herramienta de gestión comercial, sino también como un instrumento de responsabilidad social y ambiental.

2.2.4 Estudios previos sobre análisis predictivo en ventas de alimentos

Los estudios académicos han demostrado que el uso de análisis predictivo en la industria alimentaria genera resultados sumamente positivos. En supermercados y establecimientos de comida, la adopción de técnicas como árboles de decisión y redes neuronales han permitido mejorar en la precisión de las proyecciones de ventas, la reducir el desperdicio de alimentos y aumentar la rentabilidad de los negocios.

El estudio de (OCHOA MENDOZA, 2020) ha comentado sobre el uso de árboles de decisión en restaurantes de cadena en México ha demostrado una reducción del 15% en el desperdicio de alimentos, al ajustar la producción diaria según las predicciones de demanda. Este enfoque ha sido implementado por grandes cadenas para optimizar sus operaciones diarias y mejorar la experiencia del cliente, estos hallazgos resaltan la importancia de implementar soluciones basadas en datos para mejorar la eficiencia en la industria alimentaria.

2.3 Variable Independiente: Minería de Datos.

Como variable independiente, la información de la base de datos que se relaciona con las actividades de la compra, venta y consumo de productos en la planta de alimentos de la ULEAM, Extensión Chone. Este conjunto de datos es esencial para implementar técnicas de minería de datos, con el fin de detectar tendencias de compras y hacer proyecciones que apoyen la elaboración de decisiones estratégicas.

La incorporación de esta variable facilitará un análisis completo del comportamiento del consumidor, permitirá entender mejor las dinámicas de la demanda y ayudará a crear iniciativas que optimicen la gestión en la planta, en este contexto, la minería de datos se presenta no solo

como un método de análisis, sino también como un elemento fundamental para la innovación y el refuerzo institucional.

Un aspecto que no debe pasarse por alto es la ética y privacidad en el uso de datos, el manejo de información sobre hábitos de consumo de una comunidad universitaria debe garantizar la confidencialidad de los usuarios y respetar las normativas de protección de datos, la minería de datos puede convertirse en una práctica invasiva si no se establecen políticas claras sobre qué información se recopila, cómo se procesa y con qué fines se utiliza, por tanto, cualquier implementación tecnológica en este ámbito debe estar acompañada de lineamientos éticos y de transparencia institucional.

El papel de la minería de datos como variable independiente radica en que actúa como un factor determinante en la transformación de datos dispersos en conocimiento útil, su integración en el análisis de consumo en la planta de alimentos de la ULEAM representa una innovación metodológica, al trasladar herramientas propias de la ciencia de datos al campo de la administración universitaria, este tipo de aplicación fortalece la relación entre investigación académica y gestión institucional, demostrando que la minería de datos no solo aporta al ámbito empresarial, sino también a contextos educativos y sociales.

CAPITULO III: DISEÑO METODOLÓGICO

3.1 Tipos y Nivel de la Investigación

- **Nivel descriptivo y predictivo.** El presente estudio describe los patrones actuales de compra en la planta de alimentos y emplea técnicas de minería de datos para prever comportamientos de consumo futuros. El nivel descriptivo permite documentar características clave de los patrones de compra, mientras que el nivel predictivo, sustentado en técnicas como redes neuronales y árboles de decisión, facilita anticipar cambios en la demanda (Han et al., 2011).
- **Investigación aplicada.** Este estudio está orientado a aplicar conocimientos de minería de datos en un contexto real, generando un beneficio directo para la planta de alimentos de la universidad mediante la optimización de inventarios y la planificación de recursos. De acuerdo con (Zaki & Meira Jr., 2020), la investigación aplicada se enfoca en resolver problemas específicos usando tecnología y técnicas analíticas avanzadas, adecuadas para entornos de consumo universitarios.

3.2 Enfoque de la Investigación

- **Cuantitativo.** Al trabajar con grandes cantidades de datos transaccionales, este estudio utiliza técnicas cuantitativas para analizar y descubrir patrones de consumo. El enfoque cuantitativo permite generar resultados estadísticos objetivos, lo cual es crucial para hacer predicciones fundamentadas, según (Kantardzic, 2019), el enfoque cuantitativo es crucial en la minería de datos, ya que proporciona resultados objetivos y estadísticamente significativos.

3.3 Métodos de la Investigación

- **Método descriptivo:** Se utiliza para documentar patrones de compra actuales en la planta de alimentos, como frecuencia de consumo y preferencias de productos.
- **Método analítico:** Este método facilita el análisis de los datos de consumo, descomponiendo variables como tipo de producto, frecuencia de compra y horarios de mayor demanda.
- **Método predictivo:** Aplica algoritmos de minería de datos (árboles de decisión, análisis de series temporales y redes neuronales) para prever la demanda futura. Este método es eficaz para descubrir patrones latentes que puedan indicar comportamientos de consumo repetitivos o estacionales, en opinión de (Carracedo & Terrádez, 2016), destacan que el proceso KDD integra algoritmos como árboles de decisión y redes neuronales para

predecir comportamientos futuros.

3.4 Fuentes de datos

3.4.1 Fuentes Primarias:

- **Datos de producción y operación de la planta de alimentos:** Observaciones directas sobre el funcionamiento de los procesos en la planta, incluyendo registro de la maquinaria utilizada, tiempos de operación, cantidad de producción y estado general de los equipos. Estos datos permitirán identificar posibles mejoras en la gestión de la planta, así como oportunidades de optimización mediante la integración de técnicas de minería de datos.
- **Encuestas a los responsables de la planta y usuarios frecuentes:** Entrevistas con el personal operativo y administrativo, así como con los estudiantes y trabajadores que consumen los productos de la planta, para recopilar información sobre sus percepciones, desafíos y sugerencias relacionadas con los procesos actuales y la calidad de los productos.

3.4.2 Fuentes Secundarias:

- **Normativas y estándares aplicables a la producción alimentaria:** Consulta de regulaciones nacionales e internacionales sobre seguridad, higiene y eficiencia en la producción de alimentos, incluyendo directrices para la gestión de recursos y control de calidad en entornos educativos.
- **Estudios de caso sobre plantas de producción automatizadas:** Revisión de investigaciones y proyectos documentados en otras instituciones, tanto a nivel nacional como internacional, con estudios previos, como el de (Gamboa et al., 2011), han validado la utilidad de informes y análisis sobre comportamientos de consumo para enriquecer investigaciones en el sector alimenticio, esto para identificar técnicas efectivas de minería de datos aplicadas a procesos similares y evaluar su viabilidad en el contexto de la planta de alimentos de ULEAM Extensión Chone.
- **Literatura sobre minería de datos y analítica predictiva:** Revisión de artículos científicos, libros y documentación técnica que detallen métodos y herramientas de minería de datos, enfocándose en su aplicación a patrones de consumo y optimización de procesos en la industria alimentaria.

3.5 Estrategia Operacional para la Recolección de Datos

3.5.1 Técnicas:

- **Observación directa:** Seguimiento de los patrones de consumo en tiempo real.

- **Recolección de datos históricos:** Compilación de datos transaccionales almacenados en sistemas informáticos.
- **Encuestas:** Aplicadas a la comunidad universitaria para entender las preferencias y tendencias de compra.

3.5.2 Herramientas:

- **Software de Minería de Datos:** La implementación de herramientas como Python y bibliotecas especializadas (pandas, scikit-learn), que permite una mayor precisión en el análisis de patrones, al igual con otras lenguas de programación como Weka, RapidMiner, u Orange.
- **Plataformas de Encuestas:** Google Forms o herramientas de encuestas en línea.
- **Sistemas de Bases de Datos:** Utilización de sistemas como MySQL para almacenar y gestionar los datos recopilados.

3.5.3 Instrumentos:

- **Encuesta estructurada y recopilación de Datos:** Para obtener datos sobre preferencias de alimentos, frecuencia de visitas a la planta y satisfacción del cliente.
- **Ficha de observación:** Para documentar in situ el comportamiento de compra y los horarios pico.
- **Algoritmos de Minería de Datos:** Utilización de métodos de análisis como clasificación, regresión y agrupamiento.

3.6 Determinación de Recursos

3.6.1 Humanos:

- **Investigadores:** Estudiante responsable del análisis y validación de datos.
- **Personal de apoyo:** Trabajadores de la planta de alimentos que colaboran con información y datos.

3.6.2 Tecnológicos:

- **Equipos informáticos:** Computadora de alto rendimiento para la ejecución de análisis de datos.
- **Software especializado:** Herramientas de análisis de datos y bases de datos.
- **Conexión a internet:** Para acceder a recursos en línea y herramientas de colaboración.

3.6.3 Económicos (Presupuesto):

- **Presupuesto estimado:** Se estima un presupuesto inicial de \$2000 a \$3000, distribuido para optimizar recursos clave del proyecto. Se asignaría un 40% al software y hardware especializado para análisis de datos, un 25% a materiales operativos como encuestas e incentivos, un 15% a la adquisición de literatura científica y técnica, y un 20% a conectividad, mantenimiento y contingencias. Esta distribución asegura una gestión eficiente de los recursos para cumplir con los objetivos planteados.

3.7 Plan de Recolección de Datos

- **Fase 1: Recolección de datos históricos:** Obtener y procesar datos de las transacciones de la planta de alimentos de los últimos dos años.
- **Fase 2: Encuestas a la comunidad universitaria:** Diseñar y aplicar encuestas para obtener información adicional sobre hábitos y preferencias de compra.
- **Fase 3: Observación y análisis:** Realizar observaciones in situ para registrar el comportamiento de compra durante diferentes momentos del día y la semana.
- **Fase 4: Preprocesamiento de datos:** Limpiar y organizar los datos para asegurar su calidad y coherencia.
- **Fase 5: Análisis de datos:** Aplicar algoritmos de minería de datos y validar los resultados con la información recopilada.

3.8 Técnicas de la Investigación

- **Análisis de datos:** Utilización de herramientas de minería de datos, como K-means para segmentación y SVM para clasificación, en el análisis de los datos históricos de consumo, pues según (Gil & Valencia, 2012), esas técnicas son ampliamente utilizadas en minería de datos para agrupar objetos con características similares.
- **Revisión documental:** Consulta de literatura y estudios previos sobre aplicaciones de minería de datos en el sector alimenticio y en contextos universitarios, como lo describe (Carracedo & Terrádez, 2016).
- **Encuestas de opinión:** Aplicación de encuestas a usuarios de la planta para complementar el análisis de datos y captar aspectos subjetivos de sus hábitos y preferencias.

3.9 Procedimientos de la Investigación

- **Recolección de datos:** Obtención de registros de consumo históricos en la planta de alimentos, que incluyen variables como tipos de productos adquiridos, horas de compra, y

frecuencia de consumo. Estos datos provendrán de registros electrónicos y, de ser posible, serán complementados con entrevistas estructuradas.

- **Preprocesamiento de datos:** Limpieza y organización de los datos para eliminar inconsistencias y asegurar su calidad. Este paso es esencial para garantizar la precisión del análisis y la eficiencia del procesamiento algorítmico, así como lo aclara (Carracedo & Terrádez, 2016), que mencionan lo fundamental estas prácticas para garantizar la calidad de los datos y eliminar inconsistencias para mejorar la precisión de los análisis.
- **Aplicación de algoritmos de minería de datos:**
 - **Clustering (K-means)** para agrupar a los consumidores con patrones similares.
 - **Análisis de series temporales** para identificar tendencias a lo largo del tiempo y prever comportamientos estacionales.
 - **Árboles de decisión y redes neuronales** para clasificar y predecir la demanda en función de diversas variables.
- **Análisis y visualización de resultados:** Interpretación de los patrones descubiertos y su representación gráfica mediante herramientas de visualización para facilitar la toma de decisiones y la comunicación de los resultados.

3.10 Población y Muestra

- **Población:** Conformada por toda la comunidad universitaria (estudiantes, docentes y personal) que consume en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone.
- **Muestra:** Se utilizarán datos de consumo de los últimos dos años, que se consideran representativos de los patrones de compra de la comunidad universitaria.
- **Tipo de muestreo:** Muestreo no probabilístico por conveniencia, empleando registros de consumo en la planta de alimentos. Este tipo de muestreo es adecuado debido a la accesibilidad de los datos y su relevancia para identificar patrones de compra específicos en el contexto estudiado (Witten et al., 2017).

3.11 Análisis y descripción de los resultados

1. ¿De qué manera describiría los hábitos de consumo de los universitarios y profesores?

Ilustración 2 - Encuesta sobre los hábitos de consumo de los universitarios y profesores



Elaborado por: Autor del Proyecto

Los resultados indican una repartición balanceada entre dos categorías fundamentales de comportamientos de compra: los espontáneos y los organizados, cada uno representando un 39%. Esto indica que una parte significativa de los encuestados decide sus compras de forma espontánea, mientras que otra igual de importante lo hace con anticipación. Un 15% manifestó sus hábitos como estacionales, lo que implica que sus decisiones de consumo varían según el periodo académico. Finalmente, un 8% ha señalado que están influenciados por las promociones o descuentos, presentando una menor reacción a los estímulos del mercado. En conjunto, los datos presentan una diversidad de comportamientos con una marcada inclinación hacia lo inmediato o lo premeditado.

2. ¿Qué factor considera más determinante en la decisión de consumo de alimentos en la planta?

Ilustración 3 - Encuesta de lo más determinante en la decisión de consumo de alimentos en la planta



Elaborado por: Autor del Proyecto

De acuerdo con los resultados obtenidos, el precio accesible fue el aspecto más influyente en la elección de compra, alcanzando un 38%, estos resultados indica que los estudiantes y profesores valoran mucho la economía al momento de comprar alimentos. Muy cerca se

encuentra la calidad y frescura del alimento, con un 37%, lo que demuestra que el estado óptimo de los alimentos es casi tan importante como su precio. En menor medida, un 16% de los encuestados considera importante la variedad de productos, lo que indica una necesidad moderada de diversidad en lo que se ofrece. Finalmente, solo un 8% resaltó la rapidez en la atención, lo que refleja que este aspecto tiene un efecto limitado en sus decisiones.

3. ¿Con qué frecuencia cambian las preferencias de consumo de los universitarios y profesores?

Ilustración 4 - Encuesta sobre la frecuencia que cambian las preferencias de consumo

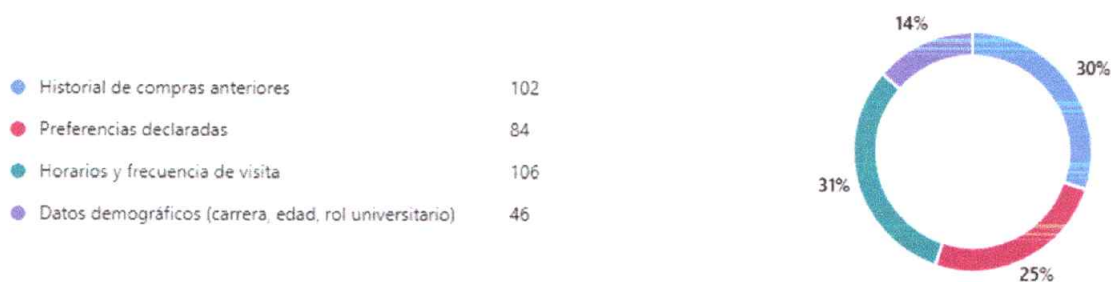


Elaborado por: Autor del Proyecto

De acuerdo con los resultados recogidos, se ha observado que las elecciones de consumo entre los estudiantes y docentes rara vez cambian, esto siendo respaldado por el 37% de las respuestas, sugiriendo una tendencia a seguir hábitos estables con el tiempo, un 24% mencionó que sus elecciones se modifican por cada semestre académico, reflejando así una adaptación moderada a la dinámica institucional, por otro lado, el 20% de los encuestados indicó que sus preferencias cambiaban mensualmente y durante eventos especiales, lo que sugiere que, aunque estas no son los comportamientos predominantes, hay segmentos que ajustan sus decisiones de forma regular o según circunstancias específicas..

4. ¿Qué tipo de información considera más útil para predecir el consumo en la planta de alimentos?

Ilustración 5 - Encuesta de los tipo de información considerados más útil para predecir el consumo



Elaborado por: Autor del Proyecto

Al analizar los resultados, se pudo observar que la información considerada más útil para

predecir el consumo en la planta de alimentos es la relacionada con los horarios y frecuencia de visita, teniendo un 31%, indicando que los patrones temporales de los usuarios son un factor clave para anticipar su comportamiento, siguiendo un 30% debido al historial de compras anteriores, reflejando la importancia de los registros pasados para entender las preferencias actuales; ahora con un 25% se valora las preferencias declaradas, destacando la relevancia de conocer directamente los gustos y necesidades expresadas; por último, con un 14% considera de utilidad los datos demográficos, lo que sugiere un menor peso de factores como carrera, edad o rol universitario en la predicción del consumo.

5. ¿Qué impacto cree que tendría el análisis de datos sobre la oferta de productos para la comunidad universitaria?

Ilustración 6 - Encuesta sobre qué impacto tendría el análisis de datos sobre la oferta de productos

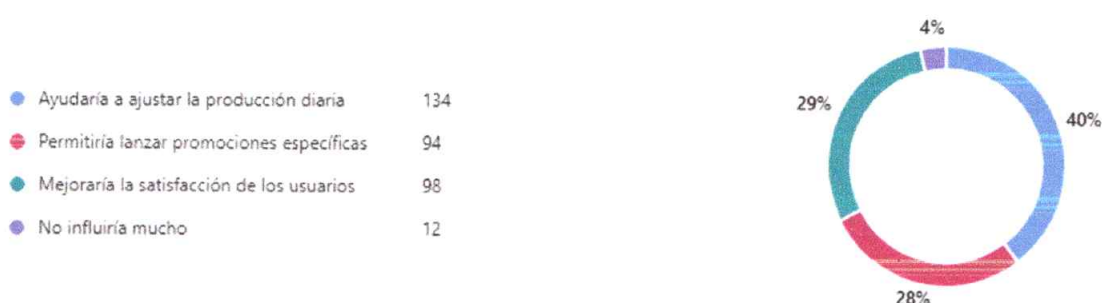


Elaborado por: Autor del Proyecto

A partir de los resultados obtenidos, se concluyó que la mayoría de los encuestados considera que el análisis de datos mejoraría la disponibilidad de productos más demandados, con un 50%, sugiriendo una alta expectativa de que la información permita ajustar mejor la oferta a las necesidades reales, ya con un 32% se cree que esta práctica reduciría el desperdicio de alimentos, lo que destaca su potencial para promover una gestión más eficiente, un 14% expresa que optimizaría la producción diaria, enfocándose en una mejora operativa, y finalmente, solo un 4%, considera que el análisis de datos no tendría un impacto significativo, lo cual refleja un consenso general a favor de su utilidad.

6. ¿Cómo afectaría conocer los patrones de consumo a la planificación de la planta?

Ilustración 7 - Encuesta de como afectaría conocer los patrones de consumo a la planificación de la planta



Elaborado por: Autor del Proyecto

Los hallazgos sugieren que entender los hábitos de consumo tendría un efecto beneficioso en diversos elementos de la planificación, ya con un 40% de los encuestados consideran que el ajustar la producción diaria ayudaría una gestión más precisa de los recursos, por otro lado, el 29% cree que esto mejoraría la satisfacción de los usuarios, al ofrecer productos más acordes a sus preferencias, el 28% señala que se permitiría lanzar promociones específicas, optimizando así las estrategias comerciales, y solo un 4% opina que esta información realmente no influiría mucho, lo que confirma una percepción generalizada de que el conocimiento del comportamiento de consumo es clave para una mejor planificación.

7. ¿Qué método predomina actualmente para estimar la demanda en la planta?

Ilustración 8 - Encuesta sobre los métodos que predominan actualmente para estimar la demanda en la planta



Elaborado por: Autor del Proyecto

De acuerdo con la información recopilada, se observó que el enfoque más común para calcular la demanda en la planta es la sabiduría por la experiencia del personal, teniendo un 42%, sugiriendo una fuerte dependencia de la intuición y el conocimiento adquirido por parte del equipo operativo, por el otro lado, con un 33%, los encuestados señalan el uso del historial de ventas registrado, indicando cierto nivel de respaldo en datos previamente recolectados, el 17% de los encuestados mencionan que se recurre a estimaciones aproximadas sin registros formales, evidenciando las prácticas menos precisas, y con solo un 8% señalan el hacer uso de sistemas digitales, mostrando una baja adopción de herramientas tecnológicas en este proceso.

8. ¿Qué retos considera más relevantes para implementar minería de datos en la planta de alimentos?

Ilustración 9 - Encuesta de los retos considerados más relevantes para implementar minería de datos

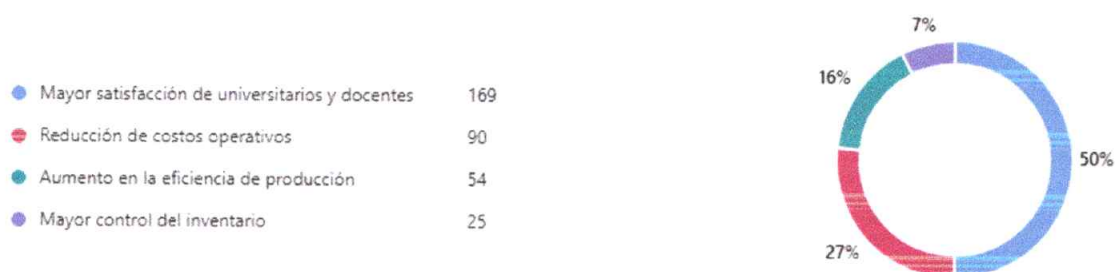


Elaborado por: Autor del Proyecto

Al revisar los resultados, se puede identificar que los principales retos para implementar la minería de datos en la planta de alimentos están relacionados tanto con la capacitación en análisis de datos y la disponibilidad de recursos tecnológicos, ambos con un 38% recolectado, mostrando una inquietud común respecto a la formación del personal y el acceso a recursos apropiados, en menor grado, teniendo un 13%, se considera como reto la organización inicial de los datos, sugiriendo que la estructura y disponibilidad de la información influye de igual manera, y por último, el 11% de los encuestados han mencionado la resistencia al cambio en el personal, señalando que, aunque no sean tan predominantes, los obstáculos culturales o relacionados con la mentalidad constituyen un reto.

9. ¿Qué beneficios considera que se podrían obtener a corto plazo con el uso de minería de datos?

Ilustración 10 - Encuesta de los beneficios considerados que podrían obtener a corto plazo



Elaborado por: Autor del Proyecto

A partir de los resultados de esta encuesta, puedo presentar el beneficio más esperado a corto plazo con la implementación de minería de datos es la mayor satisfacción entre los universitarios y docentes, teniendo un 50% entre los resultados, reflejando una visión centrada en mejorar la experiencia del usuario, el 27% de los encuestados considera que también permitiría una reducción de costos operativos, evidenciando un interés en la eficiencia económica, por otro lado, el 16% identifica como ventaja el aumento en la eficiencia de producción, y el 7% menciona un mayor control del inventario, mostrando que el uso de datos también se percibe como útil en aspectos logísticos y administrativos.

10. ¿Cómo imagina la planta de alimentos en el futuro, si se implementa un sistema de predicción de consumo?

Ilustración 11 - Encuesta sobre cómo se imagina la planta de alimentos en el futuro y si se implementa un sistema de predicción de consumo



Elaborado por: Autor del Proyecto

Al examinar las respuestas obtenidas, se observa que el 49% de los encuestados piensa que, en el futuro, la planta de alimentos podría ser más eficiente y moderna si se adoptara un sistema para predecir el consumo, por otro lado, el 38% de los encuestados opina que la planta se ajustaría mejor a las necesidades de los usuarios, evidenciando un interés por personalizar el servicio, a menor medida, el 8% de los encuestados se imagina la planta como más competitiva en comparación con otras opciones, mientras que el 5% restante considera que tendría procesos más sustentables, destacando la creciente relevancia de la sostenibilidad en la operación.

CAPITULO IV: EJECUCIÓN DEL PROYECTO

4.1 Descripción del proyecto

La presente propuesta tecnológica se centra en el diseño, desarrollo e implementación de un sistema inteligente que utiliza métodos de minería de datos. Su meta es detectar patrones de compra que puedan preverse dentro del funcionamiento de la Planta de Alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone. Esta solución busca mejorar la gestión de inventarios, prever tendencias de consumo, optimizar la planificación de compras y disminuir el desperdicio de productos perecederos, aprovechando de manera analítica la información histórica generada en los procesos de abastecimiento y consumo.

La propuesta surge de la necesidad de la institución de mejorar los procesos de toma de decisiones relacionados con la gestión de los suministros alimentarios. Al aplicar un enfoque que utiliza información actual y verídica, se busca optimizar la operatividad del sistema de adquisición y almacenamiento, dejando atrás las limitaciones de los métodos convencionales que solo se fundamentan en la experiencia o en criterios manuales. A través del uso de modelos predictivos, será posible prever el comportamiento de la demanda con mayor precisión, lo que permitirá una administración más eficiente de los recursos disponibles.

Este proyecto se fundamenta en la utilización de diferentes métodos de minería de datos, incluyendo la clasificación, las reglas de asociación y el estudio de series temporales, los cuales se aplican a datos históricos sobre compras, consumos y cantidades de productos alimenticios en inventario. Se incluirán algoritmos como los árboles de decisión, el clustering y el análisis de frecuencias, que se utilizarán para identificar patrones recurrentes que faciliten la anticipación de futuras necesidades de abastecimiento. La obtención de este conocimiento permitirá desarrollar informes analíticos que apoyen las decisiones estratégicas enfocadas en la sostenibilidad y la eficiencia en los procesos internos de la planta de alimentos.

4.2 Etapas de ejecución del proyecto - Propuesta Tecnológica

La ejecución del proyecto se estructuró en cuatro pasos esenciales, cada uno definido con objetivos específicos que permiten un progreso constante, eficiente y escalable de la propuesta presentada. Estas etapas aseguran una planificación correcta, una construcción técnica sólida, una implementación efectiva en el contexto institucional y un soporte que preserve el funcionamiento del sistema a largo plazo. A continuación, se describen detalladamente las acciones llevadas a cabo en cada una de estas fases:

4.2.1 Fase I - Planificación

Esta etapa tiene como objetivo sentar las bases operativas y estratégicas del proyecto, estableciendo los objetivos generales y específicos. Se definió el alcance técnico y metodológico de la propuesta, y se examinó la viabilidad de su implementación considerando los recursos humanos, tecnológicos y financieros a disposición. Asimismo, se creó un cronograma detallado de actividades que actúa como guía para la ejecución ordenada del proyecto.

Como parte de esta planificación, se llevó a cabo la identificación de los actores clave que estarán involucrados en el funcionamiento futuro del sistema, incluyendo al personal administrativo, el equipo técnico de sistemas y los responsables operativos de la Planta de Alimentos. Así mismo se han seleccionado las tecnologías que serán fundamentales para construir el sistema de análisis, considerando los criterios de compatibilidad, escalabilidad y facilidad de uso.

Simultáneamente, se realizó un diagnóstico preliminar sobre el estado actual del proceso de compras y gestión de inventarios, utilizando entrevistas semiestructuradas, revisión de documentos y un análisis exploratorio de registros históricos. Esto ha permitido comprender las limitaciones existentes, la identificación de oportunidades de mejora y el establecimiento de criterios de éxito claros, como la precisión de los modelos predictivos, la usabilidad del sistema y su aceptación por parte de la institución.

4.2.2 Fase II - Diseño y Construcción

Durante esta fase, se ha creado la estructura técnica del sistema, considerando los requisitos funcionales y las necesidades para el análisis de datos relacionados con la predicción de compras. El diseño incluye la creación de un modelo de datos que incorpora variables fundamentales del proceso de suministro. Se ha elegido Microsoft Forms como el sistema para recopilar bases de datos, donde la información recopilada se guarda posteriormente en Excel, por el otro lado, RapidMiner, ahora conocido como AI Studio, se ha utilizado como herramienta para realizar análisis predictivos mediante algoritmos de minería de datos.

El proceso de creación del sistema implicó la creación de un prototipo funcional dividido en partes, las cuales incluían: la adición de datos históricos, el análisis de esta información mediante métodos de minería, y la visualización de los hallazgos mediante informes anticipados. Este desarrollo estuvo acompañado de pruebas aisladas que validaron el rendimiento de cada segmento, garantizando que las estimaciones realizadas fueran coherentes con los datos analizados.

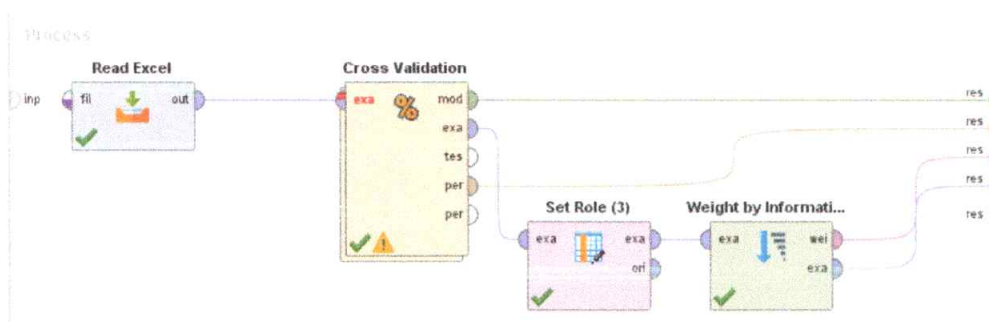
Explicación: En el componente de análisis predictivo, la estructura del flujo de trabajo en AI Studio fue instaurado utilizando un enfoque de validación cruzada, lo que facilitó el perfeccionamiento y la valoración constante del modelo para asegurar su efectividad. La secuencia inicia con la carga de datos desde Excel, que contiene la información recopilada anteriormente. A continuación, se añade un operador que asigna roles (Set Role) para establecer como variable objetivo la pregunta "¿Con qué frecuencia cambian las preferencias de consumo de los universitarios y profesores?", designándolo con el rol de etiqueta para que el algoritmo pueda enfocarse en su predicción.

A continuación, se integra el operador Weight by Information Gain, que calcula el peso de cada variable independiente en función de su relevancia para la predicción, lo que permite identificar cuáles atributos influyen más en los cambios de preferencias. Esta etapa otorga orientaciones técnicas para elegir las características, mejorando así la calidad del modelo.

Dentro del proceso de validación cruzada, el sistema de entrenamiento utiliza un árbol de decisión (Decision Tree) como su algoritmo fundamental, esta técnica produce un grupo de reglas organizadas que facilitan una comprensión clara de la lógica detrás de la clasificación, reconociendo patrones en la información y vinculándolos con la frecuencia de las variaciones en las preferencias, tras ser entrenado, el modelo se utilizará en el conjunto de prueba a través del operador Apply Model, que genera las predicciones adecuadas. Para asegurar el seguimiento del procedimiento, se incluye un operador que asigna roles a los datos de prueba, ajustando las etiquetas reales con las predicciones generadas. Por último, el módulo de Evaluación de Rendimiento analiza el desempeño del modelo utilizando métricas como precisión, recall, F1-Score y la matriz de confusión, lo que posibilita medir su grado de aciertos y su habilidad para generalizar ante datos nuevos.

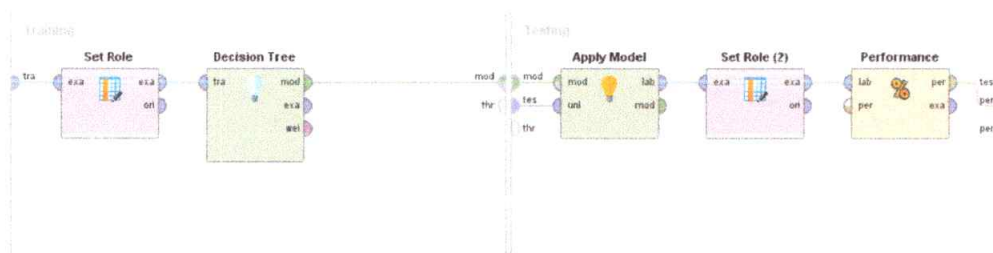
Este flujo de trabajo no solo tiene el propósito de crear previsiones, sino que también ayuda a entender las variables que más influyen en el comportamiento del consumidor, ofreciendo una fundamentación técnica robusta para la realización de decisiones estratégicas en el ámbito de la provisión.

Ilustración 12 - Modelo Predictivo visualizado en Altair AI Studio



Elaborado por: Autor del Proyecto

Ilustración 13 - Modelo Predictivo visualizado Interno de Cross Validation



Elaborado por: Autor del Proyecto

4.2.3 Fase III - Implementación

La fase de implementación implicó la integración del sistema dentro del entorno real de trabajo de la Planta de Alimentos, con este proceso se inició una tabulación de datos en el Excel los resultados tomados en la encuesta, que se dirigía en lo que opinaban sobre el consumo de la planta de alimentos.

Posteriormente, se ejecutaron pruebas piloto, durante las cuales estos datos fueron subidos a RapidMiner, donde son tabulados, permitiendo realizar ajustes funcionales y optimizaciones en los algoritmos de análisis utilizados, una parte fundamental de esta fase fue la validación de los resultados obtenidos por el sistema, para ello, se compararon las predicciones generadas con los datos reales sobre las opiniones de los estudiantes y docentes de la ULEAM, este análisis permitió medir la precisión de los modelos implementados y confirmar la utilidad práctica del sistema en la mejora de la toma de decisiones estratégicas, Finalmente, se elaboró la documentación correspondiente, incluyendo un informes técnicos y reportes de resultados para asegurar una correcta operación futura del sistema.

4.2.4 Fase IV – Evaluación y Resultados

En esta última fase, se llevó a cabo la evaluación integral del sistema predictivo implementado en RapidMiner, comprobando su rendimiento en condiciones reales de

operación dentro de la Planta de Alimentos. Se validó que el flujo de procesos, previamente configurado, permitiera la correcta ingesta de datos desde archivos Excel, el procesamiento mediante los operadores de minería de datos, y la generación automática o semiautomática de resultados conforme a la periodicidad establecida por el equipo técnico.

Dentro de esta configuración, también se definieron los formatos de salida de los resultados, así como las rutas de exportación de los reportes generados por RapidMiner. Estos reportes incluyen predicciones de consumo, segmentación de productos por frecuencia de compra y análisis de tendencias, que fueron diseñados para facilitar la toma de decisiones por parte del personal administrativo y logístico.

E: En la evaluación de desempeño del modelo, los resultados obtenidos arrojaron un porcentaje de precisión global del $36,09\% \pm 8,59\%$, lo que evidencia que el algoritmo logró clasificar correctamente poco más de un tercio de los casos. El análisis de la matriz de confusión mostró que la categoría con mejor comportamiento predictivo fue “Rara vez cambian”, con un recall del 58,06% y una precisión del 45,28%, mientras que las categorías “Mensualmente” y “Por semestre académico” presentaron valores de acierto intermedios, y la clase “Durante eventos especiales” obtuvo el menor desempeño con un recall del 10,61%. Este comportamiento sugiere que el modelo tuvo mayor facilidad para identificar los patrones más frecuentes en la población, mientras que las conductas menos recurrentes resultaron más difíciles de predecir con exactitud.

Ilustración 14 - Precisión de las Respuestas obtenidas en Altair AI Studio

accuracy: 36.09% +/- 8.59% (micro average: 36.09%)

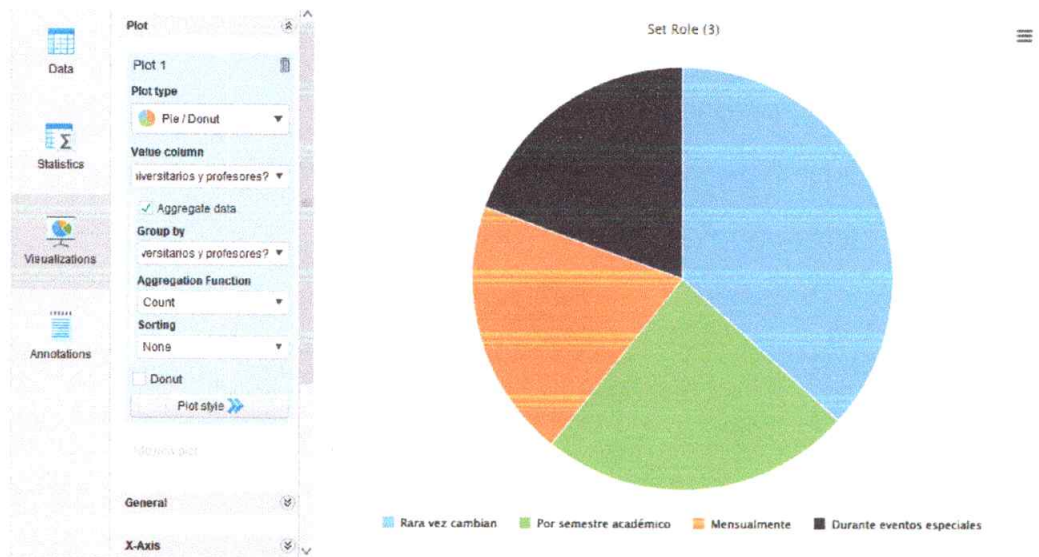
	true Rara vez cambi...	true Mensualmente	true Por semestre ...	true Durante evento...	class precision
pred. Rara vez cam...	72	31	29	27	45.28%
pred. Mensualmente	23	20	17	14	27.03%
pred. Por semestre ...	17	9	23	18	34.33%
pred. Durante event...	12	7	12	7	18.42%
class recall	58.06%	29.85%	28.40%	10.61%	

Elaborado por: Autor del Proyecto

En cuanto a la distribución general de respuestas obtenidas en la fase de recolección, la representación gráfica tipo “donut” permitió visualizar la proporción de participantes que se ubicaron en cada categoría. El segmento más amplio correspondió a “Rara vez cambian”, seguido por “Por semestre académico” y “Mensualmente”, quedando en último lugar “Durante eventos especiales”. Esta distribución confirma que la tendencia predominante entre

universitarios y profesores es mantener estables sus preferencias de consumo, con cambios puntuales asociados a periodos académicos o circunstancias específicas.

Ilustración 15 - Promedio de las respuestas recolectadas obtenidas en Altair AI Studio visualizado en figura Pie



Elaborado por: Autor del Proyecto

En relación con el Promedio de las respuestas, recolectadas de la siguiente manera:

Tabla 1: Encuesta sobre las preferencias de consumo de los universitarios y profesores

Opciones	Registros (#)	Porcentajes (%)
Rara vez cambian	124	37%
Por semestre académico	81	24%
Mensual	67	20%
Durante eventos especiales	66	20%
Total	338	100%

Nota: Esta tabla muestra las diferentes selecciones sobre los encuestados por las preferencias de consumos

En conjunto, estos resultados ofrecen una doble perspectiva: por un lado, la necesidad de ajustar y optimizar el modelo para mejorar la precisión en clases minoritarias, y por otro, la obtención de información útil sobre los hábitos de consumo que puede orientar la planificación de compras, la programación de inventarios y las estrategias de oferta en la Planta de Alimentos.

CAPITULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

El desarrollo de esta investigación en torno a la aplicación de técnicas de minería de datos en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone, ha permitido establecer conclusiones que integran tanto los resultados alcanzados como los retos pendientes en su implementación.

En primer lugar, el análisis de los patrones de compra de los universitarios y profesores de la planta de alimentos ha permitido identificar los comportamientos consistentes y las tendencias claras que definen la dinámica de consumo en este contexto, los resultados muestran que los factores más influyentes en las decisiones de compra son el precio y la calidad de los productos, lo que evidencia la necesidad de mantener un equilibrio adecuado entre costo accesible y estándares de frescura y sabor, esto adicionalmente consta que los hábitos de consumo varían en función de los horarios de clases, los periodos académicos y los eventos institucionales, factores que condicionan la demanda de ciertos alimentos y bebidas. Esto pone de manifiesto la existencia de tendencias estacionales y hábitos de compra recurrentes, lo que resalta la importancia de tener registros históricos y sistemas de monitoreo confiables, ya que responden a las tendencias organizadas que pueden ser utilizadas para mejorar la planificación de los recursos de la planta.

Por otro lado, la implementación de un modelo de minería de datos en RapidMiner demostró la factibilidad de aplicar técnicas analíticas avanzadas en un entorno académico, aun con recursos limitados, el modelo permitió procesar encuestas, entrevistas y registros históricos, transformando la información en conocimiento útil para la toma de decisiones, si bien el nivel de precisión alcanzado fue del 36,09%, lo que refleja un margen de mejora considerable, este resultado constituye un primer avance en el camino hacia la adopción de tecnologías predictivas en la planta de alimentos. Es importante destacar que el desempeño limitado del modelo no responde a deficiencias propias de la herramienta, sino a la escasez y calidad variable de los datos disponibles, esto reafirmando la necesidad de ampliar la base de información con registros continuos y digitalizados que alimenten los algoritmos de manera más robusta, integrándose a los procesos de gestión de inventarios y planificación de la demanda, aportando beneficios tangibles en la administración de recursos.

Otro aspecto clave identificado es que la evaluación de la precisión y utilidad del modelo predictivo ha revelado tanto las fortalezas como las limitaciones de la propuesta, por un lado,

el sistema facilitó la identificación de patrones generales de consumo y la visualización de tendencias valiosas para la planificación, lo que respalda su valor como un recurso de ayuda en la toma de decisiones, por otro lado, el bajo nivel de precisión alcanzado en ciertas categorías refleja que aún se requiere mejorar la calidad de los datos y probar con algoritmos más avanzados o combinados, sin embargo, a pesar de sus limitaciones, el modelo ofreció un valor considerable al demostrar que la analítica de datos puede ayudar a disminuir el desperdicio, optimizar el stock y aumentar la satisfacción de los consumidores. Más allá de los números, la investigación mostró que el verdadero aporte del modelo radica en sentar las bases para una cultura institucional orientada al uso de datos en la gestión alimentaria, si bien la herramienta no es aún perfecta, constituye un paso decisivo hacia la modernización y sostenibilidad de la planta de alimentos de la ULEAM.

En resumen, la investigación ha permitido identificar los patrones de compra de la comunidad universitaria de la planta de alimentos de la ULEAM responden principalmente a factores como precio, calidad y dinámica académica. La implementación de un modelo de minería de datos en RapidMiner evidenció la factibilidad de aplicar técnicas analíticas en este contexto, aunque con limitaciones de precisión derivadas de la calidad de los datos. A pesar de ello, el modelo resultó útil para anticipar tendencias y apoyar la gestión de inventarios. Se establece así un precedente para fortalecer la cultura institucional basada en el uso estratégico de datos.

5.2 Recomendaciones

De acuerdo con los hallazgos y las inferencias hechas, se sugieren las siguientes sugerencias para mejorar la utilización y la aplicación de la minería de datos en la planta de alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone:

1. Fortalecer la gestión de precios y calidad. Se recomienda mantener precios accesibles y asegurar la frescura de los productos, ya que son los factores más valorados por los consumidores, además de ajustar la oferta en función de horarios académicos y eventos institucionales.
2. Mejorar la recolección y digitalización de datos. Es indispensable implementar sistemas digitales de control de inventarios que registren en tiempo real las ventas y el consumo, con el fin de alimentar modelos predictivos más precisos y confiables.
3. Optimizar y diversificar los algoritmos utilizados. Explorar métodos adicionales como redes neuronales, máquinas de soporte vectorial (SVM) o modelos híbridos que

complementen el desempeño alcanzado en RapidMiner, mejorando la capacidad de predicción.

4. Aplicar evaluaciones periódicas del modelo. Se recomienda revisar el rendimiento de los algoritmos de manera trimestral o semestral para ajustar los parámetros en función de nuevas tendencias de consumo, evitando que el sistema quede obsoleto.
5. Promover una cultura institucional basada en datos. La ULEAM debe fomentar la capacitación del personal y el uso de resultados analíticos en la toma de decisiones, consolidando así un enfoque moderno y sostenible en la gestión de la planta de alimentos.

Para finalizar, implementar estas sugerencias contribuirá no solo a mejorar los modelos de predicción, sino también a establecer un sistema de gestión alimentaria más efectivo, sostenible y que responda a las exigencias actuales de digitalización en la educación superior.

BIBLIOGRAFÍA

- Adasme Alarcón, D., & Salomón Díaz, E. (2013). *Análisis de Patrones de Compra de Tiendas Retail utilizando Business Intelligence*.
<https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/115078>
- Beltrán Martínez, B. (2001). *MINERÍA DE DATOS: Vol. 14(53)*.
<https://www.cs.buap.mx/~bbeltran/NotasMD.pdf>
- Calle García, A. J., Moreira Sornoza, I. N., Quimis Peñafiel, S. G., & Yoza Yoza, R. B. (2024). LA MINERÍA DE DATOS CON ENFOQUE DESDE MEDICIÓN EN EL COMPORTAMIENTO DEL CONSUMIDOR. *Calle García*, 27(1).
<http://dx.doi.org/10.21503/cyd.v27i1.2555>
- Carracedo, P., & Terrádez, M. (2016). *Minería de datos. Introducción y guía de estudio*.
https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/138187/19/Miner%C3%ADa%20de%20datos.%20Introducci%C3%B3n%20y%20gu%C3%ADa%20de%20estudio_Portada.pdf
- Celi, P. (2024). *Estudio comparativo de software para la aplicación de minería de datos en inteligencia de negocios*. https://itq.edu.ec/wp-content/uploads/2024/05/2024-05-15_doxa_2-1-2.pdf
- Chiroque Huamanchumo, N. A. (2025). *Desarrollo de una aplicación de predicción usando machine learning para la planificación de compra de insumos en el restaurante El Nuevo Ferrocarril*.
https://tesis.usat.edu.pe/bitstream/20.500.12423/8986/1/TL_ChiroqueHuamachumoNelson.pdf

Data Science. (2021, diciembre 13). *Machine Learning: Definición, funcionamiento, usos*.
Machine Learning: definición, funcionamiento, usos.
<https://datascientest.com/es/machine-learning-definicion-funcionamiento-usos>

Escobar Cortes, A. O., & Ramirez del Rio, L. F. (2025). *Optimización de la cadena de suministro en la industria de alimentos mediante modelos estadísticos y de machine learning*. <https://repositorio.unbosque.edu.co/server/api/core/bitstreams/0d5db046-5e77-43b9-87ff-eb68150fcb6a/content>

Formolo, D. (2024, julio 11). *IA predictiva en hostelería* [Https]. IA predictiva en hostelería.
<https://viqal.com/es/blog/ia-predictiva-en-hosteleria>

Gamboa, S. T. G., Salazar, S. M. M., & Chinnock, A. (2011). Validación del método de registro estimado para medir consumo de alimentos en preescolares en Costa Rica. *San José*.
https://www.scielo.sa.cr/scielo.php?pid=S1409-14292011000100002&script=sci_arttext

GARCÍA BERMÚDEZ, J. A., & ACEVEDO RAMIREZ, Á. M. (2010). *ANÁLISIS PARA PREDICCIÓN DE VENTAS UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN ALMACENES DE VENTAS DE GRANDES SUPERFICIES*.
<https://repositorio.utp.edu.co/server/api/core/bitstreams/5263f377-4630-44b3-9dd0-f4a4839948a8/content>

Gil, N. L. Q., & Valencia, C. A. (2012). *Aplicación del proceso de KDD en el contexto de bibliomining: El caso Elogim*. 35(1).
http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-09762012000100009

Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques* (2da Edición).
<https://myweb.sabanciuniv.edu/rdehkharghani/files/2016/02/The-Morgan-Kaufmann->

Series-in-Data-Management-Systems-Jiawei-Han-Micheline-Kamber-Jian-Pei-Data-Mining.-Concepts-and-Techniques-3rd-Edition-Morgan-Kaufmann-2011.pdf

Iguasnia, W. A. O., Balón, A. J. V., Iguasnia, J. B. O., & Sánchez, M. de J. V. (2021). *Aplicación de técnicas de minería de datos para predecir el desempeño académico de los estudiantes de la escuela 'Lic. Angélica Villón L.'*. 8(2). http://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1390-76972021000200068

Kantardzic, M. (2019). *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms* (3rd Edition). <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781119516057>

Medina Rojas, F., & Gómez Santamaría, C. (2014). *Funcionalidades de la minería de datos*. 12(2)(31-40). <https://doi.org/10.25054/22161325.728>

Minería de datos en la cadena de suministro: Gestionando la incertidumbre. (2018, mayo 15). [Https]. Minería de datos en la cadena de suministro | EAE. <https://retos-operaciones-logistica.eae.es/20664-2/#:~:text=La%20miner%C3%ADa%20de%20datos%20puede,sus%20proveedores%2C%20socios%20y%20componentes>.

OCHOA MENDOZA, Á. A. (2020). *DESPERDICIO Y PÉRDIDA DE ALIMENTOS EN LAS FASES FINALES DE LA CADENA DE SUMINISTROS ALIMENTARIA EN LA ZONA METROPOLITANA DE GUADALAJARA*. <https://ciesas.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1015/1358/1/TE%20O.M.%202020%20Alvaro%20Antonio%20Ochoa%20Mendoza.pdf>

Ortega, R. M., Pérez-Rodrigo, C., & López-Sobaler, A. M. (2015). *Métodos de evaluación de la ingesta actual: Registro o diario dietético*. <https://www.renc.es/Imagenes/Auxiliar/Files/RENC2015supl1REGISTRO.Pdf>

Planta de producción de alimentos: Requisitos y características. (2023). [Https]. Planta de Producción de alimentos: Todo lo que debes saber. <https://mesbook.com/planta-de-produccion-alimentos/#:~:text=Una%20planta%20de%20producci%C3%B3n%20de,seguridad%20que%20la%20Ley%20requiere.>

Polanco Arana, K. M. D. L. A. (2024). *DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN DE DETERMINACIÓN PRONÓSTICO SEGMENTADO DE LA INDUSTRIA DE ALIMENTOS A PARTIR DEL CONSUMO A TRAVÉS DE LOS DATOS DE LA ENIGH.* <https://biblio.ingenieria.usac.edu.gt/protocolos/2024/TGP1591.pdf>

Riquelme, J. C., Ruiz, R., & Gilbert, K. (2006). *Minería de Datos: Conceptos y Tendencias* (Vol. 10). <https://www.redalyc.org/pdf/925/92502902.pdf>

Soria Colina, M. S., Tovar, A., Maldonado, D., & Fabara, C. (2019). *Minería de Datos para Reconocimiento de Patrones en el Análisis de Seguridad Estática de Sistemas de Potencia ante Eventos de Contingencia.* 16(1). <https://revistaenergia.cenace.gob.ec/index.php/cenace/article/view/331>

Witten, I. H., Hall, M. A., & Frank, E. (2017). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (3rd Edition). Asma Stephan. https://academia.dk/BiologiskAntropologi/Epidemiologi/DataMining/Witten_and_Frank_DataMining_Weka_2nd_Ed_2005.pdf

Zaki, M. J., & Meira Jr., W. (2020). *Data Mining and Machine Learning: Fundamental Concepts and Algorithms* (2da Edición). https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/mohammed_j_zaki_wagner_meira_jr_data_mining_and_analysis_fun.pdf

ANEXOS

Anexo Nr1. Encuesta

Objetivo: Recolectar información de los universitarios y profesores sobre sus hábitos de consumo en la planta de alimentos, sus preferencias, y su percepción sobre la gestión actual, para analizar patrones que permitan la futura implementación de sistemas predictivos basados en minería de datos.

Descripción: La encuesta está dirigida a miembros de la comunidad universitaria que utilizan los servicios de la planta de alimentos, y busca conocer factores que influyen en su decisión de compra, la periodicidad de su consumo, y sus expectativas respecto a la oferta de productos y servicios.

- 1. ¿De qué manera describiría los hábitos de consumo de los universitarios y profesores?**
 - a. Impulsivos (deciden en el momento)
 - b. Planificados (saben de antemano qué van a consumir)
 - c. Estacionales (cambian según la época académica)
 - d. Influenciados por promociones u ofertas
- 2. ¿Qué factor considera más determinante en la decisión de consumo de alimentos en la planta?**
 - a. Precio accesible
 - b. Calidad y frescura del alimento
 - c. Variedad de productos
 - d. Rapidez en la atención
- 3. ¿Con qué frecuencia cambian las preferencias de consumo de los universitarios y profesores?**
 - a. Mensualmente
 - b. Por semestre académico
 - c. Durante eventos especiales
 - d. Rara vez cambian
- 4. ¿Qué tipo de información considera más útil para predecir el consumo en la planta de alimentos?**
 - a. Historial de compras anteriores

- b. Preferencias declaradas
 - c. Horarios y frecuencia de visita
 - d. Datos demográficos (carrera, edad, rol universitario)
5. **¿Qué impacto cree que tendría el análisis de datos sobre la oferta de productos para la comunidad universitaria?**
- a. Mejoraría la disponibilidad de productos más demandados
 - b. Reduciría desperdicios de alimentos
 - c. Optimizaría la producción diaria
 - d. No tendría un impacto significativo
6. **¿Cómo afectaría conocer los patrones de consumo a la planificación de la planta?**
- a. Ayudaría a ajustar la producción diaria
 - b. Permitiría lanzar promociones específicas
 - c. Mejoraría la satisfacción de los usuarios
 - d. No influiría mucho
7. **¿Qué método predomina actualmente para estimar la demanda en la planta?**
- a. Experiencia del personal
 - b. Historial de ventas registrado
 - c. Estimaciones aproximadas sin registros formales
 - d. Uso de sistemas digitales
8. **¿Qué retos considera más relevantes para implementar minería de datos en la planta de alimentos?**
- a. Capacitación en análisis de datos
 - b. Disponibilidad de recursos tecnológicos
 - c. Resistencia al cambio en el personal
 - d. Organización inicial de los datos
9. **¿Qué beneficios considera que se podrían obtener a corto plazo con el uso de minería de datos?**
- a. Mayor satisfacción de universitarios y docentes
 - b. Reducción de costos operativos
 - c. Aumento en la eficiencia de producción

d. Mayor control del inventario

10. ¿Cómo imagina la planta de alimentos en el futuro, si se implementa un sistema de predicción de consumo?

a. Más eficiente y moderna

b. Mejor adaptada a las necesidades de los usuarios

c. Más competitiva frente a otras alternativas

d. Con procesos más sustentables

Anexo Nr2. Entrevista

Objetivo: Obtener información detallada y cualitativa de los usuarios y responsables de la planta de alimentos sobre los hábitos de consumo de los universitarios y profesores, las tendencias observadas, los métodos de gestión utilizados, y su percepción sobre la aplicación de minería de datos para mejorar los procesos internos.

Descripción: La entrevista se dirige principalmente a personal administrativo, operativos de la planta, y usuarios frecuentes, con el fin de identificar oportunidades de optimización en la producción y distribución de alimentos mediante el análisis predictivo de datos de consumo.

1. ¿Cómo describiría el comportamiento de consumo en los universitarios y profesores en la planta de alimentos?
2. ¿Qué factores considera que más influyen en la decisión de compra de alimentos entre los universitarios y profesores?
3. Desde su experiencia, ¿qué tendencias de consumo ha observado a lo largo del año académico en la planta de alimentos?
4. ¿Qué tipo de información cree que sería más útil recolectar sobre universitarios y profesores para predecir sus hábitos de consumo?
5. ¿En qué medida considera que el análisis de datos podría mejorar la disponibilidad de productos en la planta para los usuarios universitarios?
6. ¿Cómo cree que los patrones de consumo de universitarios y profesores podrían influir en la planificación de la producción alimentaria?
7. ¿Qué métodos tradicionales utilizan actualmente para anticipar la demanda de alimentos entre universitarios y docentes?
8. ¿Cuáles considera que serían los principales retos al implementar técnicas de minería de datos en este contexto universitario?
9. ¿Qué beneficios esperaría obtener a corto plazo al aplicar minería de datos para anticipar las necesidades alimenticias de universitarios y profesores?
10. ¿Cómo visualiza el futuro de la planta de alimentos si logra implementar un sistema predictivo de consumo enfocado en la comunidad universitaria?

Anexo Nr3. Ficha de Observación

Tema: Minería de Datos en Patrones Predictivos de Compra en la Planta de Alimentos de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone

Objetivo de la Observación: Recolectar información sobre el comportamiento de compra de los universitarios y profesores, la gestión de inventarios y los procesos actuales de recopilación de datos en la planta de alimentos, para identificar oportunidades de aplicación de técnicas de minería de datos.

Fecha de Observación: DD/MM/AAAA

Hora de Observación: [Hora de inicio] a [Hora de fin]

Lugar: Planta de Alimentos – Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Extensión Chone

Observador: José Luis Andrade Romero

Aspectos a Observar

Aspecto	Descripción de la Observación
Flujo de universitarios y profesores	Número de usuarios (universitarios y profesores) en distintos horarios, patrones de visita
Comportamiento de compra	Tipos de productos más adquiridos, frecuencia de compras múltiples o repetitivas en el mismo día
Gestión de inventario	Observación sobre cómo se registra el stock (manual o digital) y la frecuencia de actualización de inventarios
Registro de datos	Existencia o ausencia de recolección de información sobre preferencias o historial de consumo de universitarios y docentes
Estacionalidad de productos	Variaciones en la demanda de productos en función de etapas académicas (inicio de semestre, exámenes, vacaciones, etc.)
Tiempo de atención	Rapidez en la atención a los universitarios y profesores, y su posible impacto en la experiencia de compra
Estrategias de venta	Aplicación de promociones, descuentos

	especiales para comunidad académica, o sugerencias de productos
Tecnologías utilizadas	Observación de sistemas digitales como puntos de venta (POS), bases de datos de clientes o sistemas de control de inventario
Comunicación interna	Fluidez en la comunicación entre áreas internas para reponer productos o actualizar inventario
Percepción del usuario	Reacciones observadas de los universitarios y profesores: satisfacción, quejas, comentarios durante su experiencia de compra

Notas adicionales:

Conclusiones preliminares: