

**UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE
SISTEMAS**



TESIS

**“IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA BUSINESS
INTELLIGENCE PARA EL ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO
DE PRECIOS DEL ÁREA DE VENTAS EN LA EMPRESA SUR
AMAZÓNICO IRL, TACNA 2024”**

**PARA OPTAR:
TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE SISTEMAS**

PRESENTADO POR:

Bach. HELBERT ANDRES CONDORI LOAYZA

Bach. JOSUE ISRAEL AMAYA TORRES

TACNA – PERÚ

2026

UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

TESIS

**“IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA BUSINESS
INTELLIGENCE PARA EL ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO
DE PRECIOS DEL ÁREA DE VENTAS EN LA EMPRESA SUR
AMAZÓNICO IRL, TACNA 2024”**

Tesis sustentada y aprobada el 15 de mayo de 2026; estando el jurado calificador integrado por:

PRESIDENTE : Dra. HAYDEE SISA YATACO

SECRETARIO : Mag. PATRICK CUADROS QUIROGA

VOCAL : Mag. XIMENA GOMEZ VALENTE

ASESOR : Mag. ENRIQUE LANCHIPA VALENCIA

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD

Nosotros, Helbert Andres Condori Loayza y Josue Israel Amaya Torres, egresados, de la Escuela Profesional de Ingeniería de sistemas de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Privada de Tacna, identificados con DNI 72970838 y 71393063 respectivamente, así como Enrique Félix Lanchipa Valencia con DNI 40002378; declaramos en calidad de autores y asesor que:

1. Somos los autores de la tesis titulado: *Implementación de un sistema business intelligence para el análisis del comportamiento de precios del área de ventas en la empresa Sur Amazónico IRL, Tacna 2024*, la cual presentamos para optar el Título de Ingeniero de sistemas.
2. La tesis es completamente original y no ha sido objeto de plagio, total ni parcialmente, habiéndose respetado rigurosamente las normas de citación y referencias para todas las fuentes consultadas.
3. Los datos presentados en los resultados son auténticos y no han sido objeto de manipulación, duplicación ni copia.

En virtud de lo expuesto, asumimos frente a *La Universidad* toda responsabilidad que pudiera derivarse de la autoría, originalidad y veracidad del contenido de la tesis, así como por los derechos asociados a la obra.

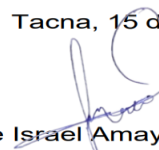
En consecuencia, nos comprometemos ante a *La Universidad* y terceros a asumir cualquier perjuicio que pueda surgir como resultado del incumplimiento de lo aquí declarado, o que pudiera ser atribuido al contenido de la tesis, incluyendo cualquier obligación económica que debiera ser satisfecha a favor de terceros debido a acciones legales, reclamos o disputas resultantes del incumplimiento de esta declaración.

En caso de descubrirse fraude, piratería, plagio, falsificación o la existencia de una publicación previa de la obra, aceptamos todas las consecuencias y sanciones que puedan derivarse de nuestras acciones, acatando plenamente la normatividad vigente.

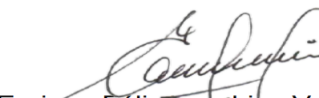
Tacna, 15 de 05 de 2026



Helbert Andres Condori Loayza
DNI: 72970838



Josue Israel Amaya Torres
DNI: 71393063



Enrique Félix Lanchipa Valencia
DNI: 40002378

DEDICATORIA

Le Dedico esta tesis con profunda gratitud a mi familia, pilares fundamentales de mi camino académico. A mis abuelos, cuya sabiduría y amor incondicional han sido mi constante inspiración, y a mis hermanos, que con su apoyo y comprensión me han acompañado en cada desafío. De manera muy especial, a mi madre, luz y fortaleza en mi camino, quien con su sacrificio, dedicación y amor incondicional ha sido el motor que impulsa mis sueños. Sin su apoyo, este logro hubiera permanecido en el horizonte; gracias a ella, hoy lo convierto en realidad. Esta tesis es un tributo a su amor y a la resiliencia de mi familia

Helbert Andres Condori Loayza

DEDICATORIA

Al Todopoderoso, por ser mi guía, mi fortaleza y por brindarme la oportunidad y el privilegio de recorrer este camino. A mi padre, quien con su ejemplo y sabiduría me enseñó que el camino de la ciencia es una búsqueda infinita de verdad y conocimiento, y que dedicarme a ella es uno de los mayores honores que puedo tener en la vida. Gracias por inculcarme desde pequeño el valor de la curiosidad, el rigor en el estudio y la pasión por comprender el mundo que nos rodea. A mi madre, por darme la vida, por enseñarme el valor de la perseverancia. Y a mi hermana, por su amor incondicional y por estar siempre a mi lado, siendo una fuente constante de fortaleza y alegría. A ustedes, mi familia, les dedico todo mi trabajo.

Josue Israel Amaya Torres

AGRADECIMIENTO

Se agradece al todo poderoso por la guía en la realización de esta tesis, al Mag. Enrique Lanchipa por su apoyo constante en la asesoría continua y al Mag. Luis Fernandez por el acompañamiento para poder verificar la tesis.

Helbert Andres Condori Loayza y Josue Israel Amaya Torres

ÍNDICE GENERAL

PÁGINA DE JURADOS.....	ii
DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD	iii
DEDICATORIA	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE DE TABLAS	ix
ÍNDICE DE FIGURAS	x
ÍNDICE DE ANEXOS.....	xii
RESUMEN.....	xiii
ABSTRACT.....	xiv
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I: EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	3
1.1. Descripción del problema.....	3
1.2. Formulación del problema.....	5
1.2.1. Problema general.....	5
1.2.2. Problemas específicos	5
1.3. Justificación e importancia.....	5
1.4. Objetivos.....	6
1.4.1. Objetivo general.....	6
1.4.2. Objetivos específicos	6
1.5. Hipótesis	7
1.5.1 hipótesis general:.....	7
1.5.2 hipótesis específicas:.....	7
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	8
2.1. Antecedentes de la investigación.....	8

2.2. Bases teóricas	11
2.3. Definición de términos	29
Capítulo iii: marco metodológico	31
3.1. Diseño de la investigación	31
3.2. Acciones y actividades.....	32
3.3. Materiales e instrumentos.....	33
3.4. Población y muestra de estudio	33
3.4.1 criterios de inclusión	34
3.5. Operacionalización de variables	34
3.6. Procesamiento y análisis de datos.....	36
CAPÍTULO IV: RESULTADOS	38
4.1. Estadística descriptiva	38
4.2. Estadística inferencial	39
4.2.1. Pruebas de normalidad	39
4.2.2. Contrastación de hipótesis.....	40
4.2.2.1 contrastación de la hipótesis general (hg).....	41
4.2.2.2 contrastación de las hipótesis específicas (he)	42
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN.....	43
5.1. Impacto en el análisis del comportamiento de precios (objetivo general).....	43
5.2. Optimización de la eficiencia operativa (objetivo específico 1).....	43
5.3. Mejora en la eficacia de las decisiones (objetivo específico 2)	43
5.4. Satisfacción y adopción tecnológica (objetivo específico 3)	44
5.5. Implicancias, limitaciones y fortalezas	44
CONCLUSIONES	45
RECOMENDACIONES.....	47
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	49
ANEXOS.....	56

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Operacionalización de variables de investigación	35
Tabla 2. Baremos de variables de investigación	36
Tabla 3. Tabla estadísticos descriptivos del pretest y postest (n = 30)	38
Tabla 4. Tabla Prueba de normalidad de la variable general y sus dimensiones	40
Tabla 5. Tabla Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para la variable general y dimensiones	41
Tabla 6. Herramienta de encuesta para medir las dimensiones del análisis del comportamiento de precios	58
Tabla 7. Tabla de Levantamiento de Información	64
Tabla 8. Tabla de Requerimientos Funcionales Iniciales	68
Tabla 9. Tabla Requerimientos No funcionales	69
Tabla 10. Tabla Requerimientos Funcionales Final	71
Tabla 11. Narrativa de Caso de uso Iniciar Sesión	74
Tabla 12. Narrativa Caso de Uso: Cargar datos Históricos	80
Tabla 13. Narrativa Caso de Uso: Analizar Datos con IA	83
Tabla 14. Narrativa Caso de Uso: Generar Informes y Visualizaciones	86
Tabla 15. Narrativa Caso de Uso: Visualizar alertas	89
Tabla 16. Narrativa Caso de Uso: Seguir tendencias de precios	92
Tabla 17. Narrativa Caso de Uso: Gestionar Productos	97
Tabla 18. Narrativa Caso de Uso: Gestionar Compras y Ventas	101
Tabla 19. Narrativa Caso de Uso: Gestionar Compras y Ventas	103
Tabla 20. Requerimientos Funcionales	131
Tabla 21. Requerimientos no funcionales	132
Tabla 22. Restricciones del Proyecto	134

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de paquetes del sistema.....	72
Figura 2. Diagrama de casos de uso sistema	74
Figura 3. Login del sistema.....	78
Figura 4. Login con error del sistema.....	78
Figura 5. Login Recuperar Cuenta.....	79
Figura 6. Subir data de precios al dashboard del sistema.....	82
Figura 7. Vista Principal de la data subida	82
Figura 8. Vista de predicción de datos con IA.....	85
Figura 9. Informes graficos del sistema basado en los productos.....	88
Figura 10. Alertas del sistema.....	91
Figura 11. Vista Principal de alertas en el sistema.....	91
Figura 12. Seguir las tendencias de precios en el sistema	96
Figura 13. Vista general de productos	99
Figura 14. Vista Editar Producto	99
Figura 15. Vista de Agregar Producto.....	99
Figura 16. Vista de Compras y Ventas.....	102
Figura 17. Vista de Guardar Predicciones	107
Figura 18. Objetos Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión	108
Figura 19. Objetos Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos	108
Figura 20. Objetos Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA	109
Figura 21. Objetos Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones.....	109
Figura 22. Objetos Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas.....	110
Figura 23. Objetos Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios	110
Figura 24. Objetos Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos.....	111
Figura 25. Objetos Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas.....	111
Figura 26. Objetos Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones.....	112
Figura 27. Diagrama de casos de uso	135
Figura 28. Representación de sistema base de datos	136
Figura 29. Diagrama de Paquetes	137
Figura 30. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión	140
Figura 31. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos	141
Figura 32. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA	142
Figura 33. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones.....	143

Figura 34. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas	144
Figura 35. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios	145
Figura 36. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos	146
Figura 37. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas	147
Figura 38. Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones.....	148
Figura 39. Diagrama de Colaboración	149
Figura 40. Diagrama de Objetos Command.....	151
Figura 41. Diagrama de Objetos query	151
Figura 42. Diagrama de Clases Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión	156
Figura 43. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos	157
Figura 44. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA	158
Figura 45. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones.....	159
Figura 46. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas.....	160
Figura 47. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios .	161
Figura 48. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos	162
Figura 49. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas...	163
Figura 50. Diagrama de clases Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones.....	164
Figura 51. Diagrama de Procesos del sistema	165
Figura 52. Diagrama de despliegue	169

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia	57
Anexo 2. Instrumento de medición.....	58
Anexo 3. Desarrollo de la solución.....	62
Anexo 4. Especificaciones del modelo predictivo (RFR)	173
Anexo 5. Juicio de expertos	176

RESUMEN

El área de ventas de la empresa Sur Amazónico IRL enfrenta desafíos significativos en el análisis del comportamiento de sus precios debido al limitado uso de tecnologías de inteligencia de negocios. Aunque el contexto regional indica que solo el 15% de las empresas comerciales emplean estos sistemas, esta carencia restringe la capacidad de la organización para interpretar datos históricos y definir estrategias de fijación de precios con precisión. Para abordar esta problemática, el estudio implementó un sistema de Business Intelligence integrado con inteligencia artificial, utilizando el algoritmo Random Forest Regressor. La investigación se desarrolló bajo una metodología cuantitativa de diseño preexperimental (pretest-posttest), aplicándose a una muestra censal de 30 colaboradores de la empresa. El proceso incluyó la construcción de un modelo dimensional, la ejecución de procesos ETL y la evaluación empírica del impacto generado por la herramienta tecnológica. Los resultados demostraron una mejora estadística y empírica significativa, confirmada mediante la prueba de Wilcoxon ($Z = -4,725$, $p < 0,001$). En términos cuantitativos, la media general del análisis del comportamiento de precios se incrementó de 2,72 en el pretest a 4,30 en el posttest. A nivel de sus dimensiones, la eficiencia operativa subió de 2,68 a 4,22, la eficacia en las predicciones mejoró de 2,75 a 4,39, y la satisfacción de los colaboradores pasó de 2,73 a 4,30. En total, la validación confirmó que en 28 de los 30 casos evaluados se observó un incremento real en sus puntuaciones tras la intervención. El estudio concluye resaltando la importancia de la digitalización y el análisis de datos predictivos como herramientas fundamentales para fortalecer la competitividad empresarial, agilizar el procesamiento de información y optimizar la estrategia de precios en un entorno comercial dinámico.

Palabras clave: business intelligence; análisis del comportamiento de precios; inteligencia artificial; sector comercial; Tacna

ABSTRACT

The sales department of the company Sur Amazónico IRL faces significant challenges in analyzing its price behavior due to the limited use of business intelligence technologies. Although the regional context indicates that only 15% of commercial companies use these systems, this lack restricts the organization's ability to interpret historical data and accurately define pricing strategies. To address this problem, the study implemented a Business Intelligence system integrated with artificial intelligence, using the Random Forest Regressor algorithm. The research was developed under a quantitative methodology with a pre-experimental design (pretest-posttest), applied to a census sample of 30 collaborators of the company. The process included the construction of a dimensional model, the execution of ETL processes, and the empirical evaluation of the impact generated by the technological tool. The results demonstrated a significant statistical and empirical improvement, confirmed by the Wilcoxon signed-rank test ($Z = -4,725$, $p < 0,001$). In quantitative terms, the overall mean for price behavior analysis increased from 2,72 in the pretest to 4,30 in the posttest. Regarding its dimensions, operational efficiency rose from 2,68 to 4,22, efficacy in predictions improved from 2,75 to 4,39, and collaborator satisfaction went from 2,73 to 4,30. In total, the validation confirmed that a real increase in scores was observed in 28 of the 30 evaluated cases after the technological intervention. The study concludes by highlighting the importance of digitalization and predictive data analysis as fundamental tools to strengthen corporate competitiveness, streamline information processing, and optimize the pricing strategy in a dynamic commercial environment.

Keywords: business intelligence; decision-making; artificial intelligence; commercial sector; Tacna

INTRODUCCIÓN

El sector comercial en la región de Tacna se encuentra actualmente en un escenario de transición tecnológica, donde la necesidad de comprender y anticipar el comportamiento de los precios adquiere una relevancia estratégica. En este contexto, la aplicación de herramientas de Business Intelligence (BI) se posiciona como una alternativa clave para afrontar los desafíos que enfrentan las pequeñas y medianas empresas (PYMEs), y específicamente el área de ventas de la empresa Sur Amazónico IRL, al operar en un entorno dinámico y altamente competitivo.

Tacna, al situarse en una zona fronteriza con Chile, presenta características particulares en su ecosistema empresarial que influyen directamente en la volatilidad del mercado. A pesar de su potencial comercial, persiste una marcada brecha digital: solo una proporción reducida de empresas locales ha incorporado soluciones de inteligencia de negocios. Esta carencia limita su capacidad de aprovechar los datos disponibles para analizar las fluctuaciones de valor de sus productos, lo cual se traduce en ineficiencias operativas y menor capacidad de adaptación frente a variables externas, como el tipo de cambio o las políticas comerciales transfronterizas.

Diversos informes institucionales han evidenciado que gran parte de las empresas tacneñas carecen de infraestructura tecnológica y talento humano capacitado en análisis de datos, lo cual impide la implementación efectiva de sistemas BI. Además, se ha identificado que la escasez de formación especializada en ciencia de datos entre los profesionales del sector representa un obstáculo importante para la adopción de modelos analíticos de precios.

Para ello, se plantea como objetivo principal implementar un sistema BI que permita optimizar el análisis del comportamiento de precios a través de tres dimensiones fundamentales: la eficiencia en el procesamiento de datos comerciales, la eficacia en la precisión de la información y la satisfacción de los usuarios. En esa línea, se establecen objetivos específicos orientados a identificar si esta herramienta mejora los tiempos de respuesta ante cambios del mercado, la calidad de la información procesada y la percepción de utilidad por parte de los colaboradores involucrados en la gestión de ventas.

La importancia de este estudio radica en su contribución directa al fortalecimiento de la competitividad regional y de la empresa mediante la incorporación de tecnologías que optimicen la estrategia de precios. Asimismo, se espera que los

resultados obtenidos sirvan como referente para otras empresas del mismo sector, facilitando el camino hacia una transformación digital sostenible. En términos de justificación, la investigación no solo responde a una necesidad técnica, sino también estratégica, ya que apunta a cerrar la brecha existente entre el uso de datos y la definición de precios competitivos, aspecto fundamental para el desarrollo empresarial en la actual era digital.

CAPÍTULO I: EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Descripción del problema

El sector comercial de Tacna atraviesa una serie de retos importantes en lo que respecta a la formulación y ejecución de decisiones estratégicas, principalmente debido a la baja incorporación de tecnologías avanzadas de Inteligencia de Negocios (Business Intelligence, BI). De acuerdo con un informe emitido por la Cámara de Comercio de Tacna (2023), únicamente alrededor del 15% de las empresas de la región han adoptado algún sistema de este tipo. Este reducido porcentaje refleja una clara limitación en la capacidad empresarial para procesar, analizar y convertir los datos en información útil que sirva de soporte en la toma de decisiones acertadas.

En este escenario, la realidad de las organizaciones tacneñas se caracteriza por una dificultad creciente para implementar estrategias que sean no solo eficientes, sino también oportunas y sustentadas en evidencia confiable. Aunque las innovaciones digitales han tenido un fuerte impacto en la forma de gestionar los negocios a nivel global, muchas empresas locales continúan operando sin herramientas tecnológicas que faciliten la conversión de grandes volúmenes de datos en conocimiento aplicable. La escasa implementación de sistemas de Business Intelligence se convierte, así, en un obstáculo que limita el fortalecimiento competitivo de las pequeñas y medianas empresas, las cuales constituyen la base fundamental del tejido económico de la región. Esta ausencia tecnológica restringe a los directivos en aspectos clave como la detección de tendencias, la anticipación a cambios del entorno y la capacidad de tomar decisiones rápidas y bien fundamentadas.

Ante este panorama, resulta necesario impulsar la adopción de soluciones de inteligencia de negocios como una estrategia orientada a perfeccionar la gestión empresarial. La incorporación de estas herramientas persigue objetivos concretos: incrementar la eficiencia operativa, aumentar la confiabilidad de la información analizada y elevar los niveles de satisfacción de los diferentes actores involucrados en la gestión. La propuesta no responde únicamente a una necesidad de modernización tecnológica, sino también al interés de generar evidencia práctica sobre los beneficios tangibles que puede ofrecer la analítica de datos en el sector comercial de Tacna. Bajo esta perspectiva, se sostiene que la correcta implementación de un sistema de BI repercutirá favorablemente en la optimización de recursos y en la mejora de la calidad de las decisiones tomadas.

Con base en lo anterior, este estudio plantea como eje principal la incorporación de un modelo de Business Intelligence diseñado en función de las particularidades del contexto empresarial tacneño. La finalidad no solo se limita a medir el impacto cuantitativo de su aplicación, sino también a identificar las oportunidades de mejora en la gestión de la información y en la utilización estratégica de los datos disponibles. Para lograrlo, el análisis se centrará en tres dimensiones fundamentales: la eficiencia en la disponibilidad y manejo de la información, la eficacia respecto a la precisión y valor de los datos analizados, y la satisfacción de los usuarios en relación con la experiencia de uso del sistema implementado.

Este enfoque busca sentar las bases para el desarrollo de una cultura organizacional orientada hacia el análisis de datos, considerada hoy en día un pilar esencial para enfrentar los desafíos que plantea la transformación digital, la dinámica del comercio fronterizo con Chile y la creciente necesidad de innovar en los procesos empresariales locales. La validación de esta propuesta a través de resultados empíricos permitirá generar un precedente que sirva como punto de partida para futuras implementaciones a gran escala, favoreciendo de esta manera la modernización y competitividad del sector comercial en la región de Tacna.

En este contexto regional se encuentra la empresa Sur Amazónico IRL, la cual actualmente padece estas mismas limitaciones tecnológicas. Específicamente, el análisis del comportamiento de precios representa un desafío crítico para la organización. En la actualidad, esta labor se lleva a cabo mediante métodos manuales, hojas de cálculo inconexas y una evaluación empírica del mercado, lo que imposibilita un seguimiento riguroso de factores determinantes como el historial de ventas, la fluctuación de los costos de los proveedores, los precios de la competencia y la estacionalidad de la demanda. Esta deficiencia operativa impide a la empresa identificar patrones de consumo y establecer estrategias de fijación de precios competitivas. Por lo tanto, la implementación de un sistema de Business Intelligence surge como la solución necesaria para articular estas deficiencias, permitiendo integrar y visualizar dinámicamente las variaciones del mercado, transformando los datos crudos en métricas precisas que optimicen de manera directa el análisis del comportamiento de precios en la empresa.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Problema general

¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence mejora el proceso de análisis del comportamiento de precios?

1.2.2. Problemas específicos

- a. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence mejora la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios?
- b. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence optimiza la eficacia en el proceso de análisis del comportamiento de precios?
- c. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence aumenta la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios?

1.3. Justificación e importancia

Para sustentar la elección del sector comercial de Tacna como objeto central de este estudio sobre la implementación de un sistema de Business Intelligence (BI), resulta indispensable comprender primero las particularidades económicas y geográficas que caracterizan a esta región. Tacna se ubica en el extremo sur del Perú y posee una posición privilegiada por su cercanía con Chile, lo que la convierte en un punto estratégico para el comercio binacional. Esta condición fronteriza propicia un flujo permanente de bienes, servicios y personas, impulsando el dinamismo económico y consolidando al sector comercial como uno de los principales motores de la actividad local. Sin embargo, el mismo dinamismo que genera ventajas competitivas también plantea retos significativos, especialmente en lo relacionado con la capacidad de adaptación frente a las variaciones del mercado y a los constantes cambios en las políticas comerciales entre ambos países.

El entramado empresarial de la región está conformado en gran medida por pequeñas y medianas empresas (PYMES), las cuales constituyen la columna vertebral del sector comercial tacneño. De acuerdo con información del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), alrededor del 80% de las unidades empresariales de Tacna corresponden a este segmento, aportando de manera sustancial al empleo y al desarrollo económico de la región. No obstante, estas organizaciones suelen enfrentar limitaciones tanto en el acceso a recursos tecnológicos como en la disponibilidad de personal especializado, lo que dificulta la adopción de soluciones avanzadas como los

sistemas de Business Intelligence. En consecuencia, muchas de ellas operan sin las herramientas necesarias para transformar los datos en conocimiento aplicable, lo que repercute directamente en su competitividad y capacidad de innovación.

La implementación de un sistema de BI en este contexto se plantea, por tanto, como una respuesta a una necesidad urgente y estratégica. Su incorporación permitiría no solo mejorar los niveles de eficiencia operativa, sino también optimizar la capacidad de reacción del sector comercial frente a las exigencias de un entorno altamente dinámico. Adicionalmente, experiencias previas en otros escenarios han evidenciado que el uso de estas tecnologías puede incrementar de manera considerable la rentabilidad, al mismo tiempo que contribuye a la reducción de costos mediante el aprovechamiento de análisis predictivos y prescriptivos basados en datos objetivos y actualizados.

Desde esta perspectiva, investigar la aplicabilidad de Business Intelligence en el sector comercial de Tacna adquiere una doble relevancia: en primer lugar, como aporte académico que busca llenar el vacío existente en la literatura sobre el uso de tecnologías analíticas en contextos regionales; y en segundo lugar, como una propuesta con un impacto transformador en el plano económico y empresarial. La posibilidad de dotar a las empresas locales de herramientas que fortalezcan su competitividad en un mercado globalizado abre el camino hacia una gestión más estratégica, fundamentada en datos y alineada con las tendencias de modernización tecnológica que demanda la economía contemporánea.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Implementar un sistema de Business Intelligence para mejorar el proceso de análisis del comportamiento de precios.

1.4.2. Objetivos específicos

- a. Implementar un sistema de Business Intelligence para mejorar la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios.
- b. Implementar un sistema de Business Intelligence para optimizar la eficacia en el proceso de análisis del comportamiento de precios.
- c. Implementar un sistema de Business Intelligence para mejorar la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios.

1.5. Hipótesis

1.5.1 Hipótesis general

Si se implementa un sistema de Business Intelligence, entonces se mejorará el proceso de análisis del comportamiento de precios.

1.5.2 Hipótesis específicas

- a. Si se implementa un sistema de Business Intelligence, entonces mejorará la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios.
- b. Si se implementa un sistema de Business Intelligence, entonces mejorará la eficacia en el proceso de análisis del comportamiento de precios.
- c. Si se implementa un sistema de Business Intelligence, entonces mejorará la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de la investigación

La implementación de sistemas de inteligencia de negocios (BI) ha demostrado ser una herramienta eficaz para optimizar el análisis de datos comerciales, la estructura de costos y la definición de precios en diversas áreas organizacionales. A continuación, se presentan antecedentes relevantes que sustentan la importancia de la inteligencia de negocios en la mejora del análisis de información y el desempeño del área de ventas.

2.1.1. Antecedentes internacionales

Yetgin y Altas (2025) realizaron un estudio de caso en Turquía en la institución financiera XY Financial Institution. El análisis abarcó tres etapas evolutivas en la generación de reportes: manual, mediante PL/SQL y mediante SAP BusinessObjects (SAP BO). Los resultados mostraron mejoras significativas en eficiencia operativa: por ejemplo, la elaboración del informe "CRB Cheque Report" pasó de 13.5 minutos a solo 90 segundos. Asimismo, el tiempo total invertido semanalmente en reportes se redujo de 240 a 1.5 minutos (disminución del 99.4%). Además, se redujo el margen de error y se incrementó la precisión en los datos, eliminando la dependencia manual. El estudio concluyó que la BI no solo optimiza procesos, sino que permite un monitoreo ágil de indicadores financieros, facilitando la reacción ante cambios en el valor de los activos y transformando el enfoque organizacional hacia una cultura basada en datos exactos.

De forma similar, Gomero et al. (2024) realizaron un estudio en Perú enfocado en la mejora de la gestión de usuarios libres dentro de una empresa del sector eléctrico, empleando una arquitectura BI basada en la metodología Kimball. La solución, implementada con Power BI, se evaluó mediante un diseño preexperimental con enfoque cuantitativo en una muestra de 14 colaboradores. Los hallazgos fueron contundentes: se logró un aumento del 96% en la confiabilidad de los datos y una mejora del 83% en la eficiencia de generación de informes. Estos resultados reflejan cómo la inteligencia de negocios garantiza una base de datos sólida y precisa, requisito indispensable para realizar un seguimiento riguroso de tarifas y costos en el contexto energético, permitiendo evaluaciones más informadas y oportunas.

Por su parte, el estudio de Nazar Ruiz (2022), desarrollado en Ecuador, se centró en una compañía del sector comercial dedicada a la papelería. Se utilizó la metodología HEFESTO junto con Power BI y Python, integrando datos desde el sistema

contable TINI. La implementación incluyó la creación de un Data Mart y dashboards interactivos, obteniendo una alta aceptación (89/100 en escala SUS). Adicionalmente, se empleó el algoritmo A Priori para analizar 50 transacciones con el fin de identificar patrones de consumo y asociaciones frecuentes entre productos. Este análisis aporta valor directo a la estrategia de precios y promociones, evidenciando que la BI favorece el acceso a información histórica consolidada para entender mejor la demanda y el comportamiento del consumidor frente a la oferta comercial.

Finalmente, Zerpa et al. (2020), en su investigación desarrollada en Venezuela, propusieron una solución basada en inteligencia de negocios orientada a optimizar el análisis de operaciones críticas en áreas de ventas y compras. Utilizando la metodología HEFESTO y un diseño de Data Warehouse tipo constelación, centralizaron la información operativa mediante herramientas como SQL Server Data Tools (SSDT), Visual Studio y Power BI. Esta implementación permitió generar dashboards e informes interactivos que facilitaron la identificación de patrones clave de comportamiento comercial, un insumo fundamental para comprender la dinámica de los precios. Como resultado, se evidenció una mejora significativa en la calidad, disponibilidad y utilidad de la información, destacando el papel de la inteligencia de negocios como herramienta esencial para el soporte estratégico en entornos de comercialización dinámica y fluctuación de mercados.

2.1.2. Antecedentes nacionales

En el contexto peruano, diversas investigaciones han evidenciado cómo la implementación de sistemas de inteligencia de negocios incide positivamente en la optimización del análisis de datos y la gestión financiera, pilares fundamentales para una estrategia de precios sólida.

En el estudio realizado por Palomino (2023), se abordó un enfoque cuantitativo mediante un diseño preexperimental en el sector público. A través de pruebas estadísticas (Wilcoxon), se determinó una mejora significativa en los indicadores de gestión entre el pretest y el posttest. Si bien el estudio se aplicó a procesos administrativos, sus resultados reflejan que la implementación de sistemas BI contribuye sustancialmente a optimizar la eficiencia operativa y la capacidad de procesamiento de información. Este hallazgo es transferible al presente estudio, ya que, valida la capacidad del BI para manejar grandes volúmenes de datos, una condición necesaria para analizar el comportamiento de precios en entornos dinámicos.

Por su parte, la tesis de Carpio (2022) adoptó una metodología aplicada siguiendo el enfoque de Kimball, con la finalidad de reducir errores en reportes operativos y financieros. Los resultados fueron altamente favorables: se logró reducir en un 84% la desviación entre costos proyectados y reales, y disminuir en un 97,5% el tiempo de generación de informes. Estas mejoras evidencian un fortalecimiento del control financiero, aspecto crucial para el análisis de precios, puesto que una determinación precisa de los costos permite establecer precios de venta más competitivos y evitar la erosión del margen de ganancia.

En otro estudio afín de ese mismo año, Saucedo (2022) llevó a cabo una investigación orientada a mejorar la gestión comercial mediante un Data Warehouse y Power BI. Como resultado, logró reducir drásticamente los tiempos de extracción y transformación de datos de ventas: de 480 a 15 minutos. Asimismo, se registró una mejora sustancial en la accesibilidad a la información analítica. Esta investigación es particularmente relevante para el presente estudio, ya que demuestra que la tecnología BI permite agilizar el flujo de información de ventas, facilitando a los analistas la evaluación rápida de la respuesta del mercado ante variaciones de precios sin perder tiempo en procesos manuales.

2.1.3. Antecedentes locales

En el ámbito local, Espino (2024) examinó la aplicación de herramientas de BI en la optimización de la gestión de ventas. Confirmó que la inteligencia de negocios mejora significativamente la capacidad analítica del equipo comercial, reduciendo los tiempos de elaboración de reportes y aumentando la precisión en el monitoreo de operaciones. Estos hallazgos coinciden con los objetivos de la presente tesis, demostrando empíricamente que el uso de dashboards facilita la visualización clara de la información, contribuyendo directamente a un mejor entendimiento de las fluctuaciones de precios y su impacto en las ventas.

Por su parte, Franco y López (2023) abordaron la relación entre el uso de tecnologías de BI y los procesos de gestión del conocimiento en organizaciones comerciales. Encontraron una correlación fuerte (0,716) entre ambas variables, evidenciando que una mayor adopción de sistemas BI no solo optimiza operaciones, sino que fomenta la retención de conocimiento sobre el mercado. Esta perspectiva se alinea con nuestro enfoque, al proponer el sistema no solo como una herramienta de reporte, sino como un repositorio de inteligencia sobre el comportamiento histórico de los precios, vital para entender las dinámicas comerciales.

Asimismo, Pamo Ferro (2022) llevó a cabo un estudio centrado en la implementación de soluciones BI en el área de almacenes, adoptando la metodología de Ralph Kimball. Sus resultados cualitativos indicaron una mejora sustancial en la gestión de bienes. Este trabajo aporta evidencia sobre la viabilidad y eficacia del enfoque Kimball en escenarios operativos locales, validando su aplicabilidad para estructurar datos de inventario y costos, variables que impactan directamente en la formación y análisis del precio final de los productos.

Finalmente, Astorga Salcedo (2020), en su tesis, exploró cómo diversos factores influyen en la efectividad de los sistemas de inteligencia de negocios. El estudio analizó componentes críticos como la calidad de la información y la experiencia del usuario, demostrando que estos influyen estadísticamente en el desempeño del sistema. Su hallazgo principal —que el BI explica el 52,3% de la variabilidad en la calidad de los procesos analíticos— es altamente relevante para esta investigación, ya que subraya que la confiabilidad de los datos es un requisito indispensable para realizar un análisis de precios preciso y libre de sesgos, constituyendo el eje central de nuestra propuesta tecnológica.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Business intelligence

La Inteligencia de Negocios (BI, por sus siglas en inglés) constituye un enfoque integral orientado a transformar datos brutos en información significativa que facilite y potencie el análisis del comportamiento de precios y la gestión comercial dentro de una organización. En palabras de Larson y Chang (2016), BI debe entenderse como un proceso cíclico que incluye la recolección, integración, análisis e interpretación de datos provenientes de múltiples fuentes. Este ciclo tiene como propósito final generar conocimientos prácticos y útiles, conocidos como “insights”, que guíen a los gestores hacia estrategias de precios fundamentadas y basadas en la realidad del mercado.

Desde una perspectiva más amplia, Chen, Chiang y Storey (2017) argumentan que BI no solo se limita a la utilización de herramientas tecnológicas, sino que también comprende prácticas de gestión organizacional que promueven una cultura empresarial sustentada en evidencia y análisis de datos. Es decir, BI no solo transforma datos, sino también mentalidades, al fomentar un entorno donde la definición y ajuste de precios se basan en métricas objetivas y no en intuiciones o suposiciones.

Autores como Wixom y Watson (2010) también sostienen que el éxito de una estrategia de BI depende en gran medida del alineamiento entre las tecnologías

implementadas y los objetivos del negocio —como la optimización del margen o la competitividad de precios—, así como del desarrollo de capacidades analíticas dentro del capital humano de la empresa. En otras palabras, la BI es tan potente como la capacidad del equipo para interpretar las fluctuaciones y tendencias de valor que la herramienta revela.

2.2.1.1 Método ETL

Dentro del ecosistema de BI, el proceso conocido como ETL (Extract, Transform, Load) es un pilar fundamental. Esta técnica permite que los datos, provenientes de múltiples orígenes heterogéneos —como bases de datos transaccionales, APIs, sensores IoT o archivos planos—, sean recolectados, depurados, reestructurados y finalmente almacenados en un repositorio centralizado como un Data Warehouse.

Vassiliadis y Koutras (2020) señalan que este proceso no es meramente técnico, sino estratégico, ya que permite la estandarización y calidad de los datos, aspectos críticos para que las decisiones basadas en dichos datos sean confiables. La transformación implica limpieza, normalización, consolidación y a veces incluso enriquecimiento de los datos mediante reglas de negocio específicas.

Por otro lado, Pääkkönen y Pakkala (2015) destacan que las versiones más modernas de ETL —como el ELT (Extract, Load, Transform) y los sistemas de ETL en tiempo real— responden a las demandas actuales de agilidad y escalabilidad en entornos que manejan Big Data. Estas adaptaciones han permitido el procesamiento casi inmediato de grandes volúmenes de información, lo que resulta indispensable para organizaciones que requieren respuestas rápidas y en tiempo real.

Además, plataformas emergentes como Apache Kafka, Talend o Informatica Cloud Data Integration han revolucionado la implementación del ETL, facilitando su ejecución continua (streaming ETL) y adaptándose a arquitecturas híbridas y distribuidas.

2.2.1.2 Métodos de IA

La incorporación de la Inteligencia Artificial (IA) en los sistemas de Business Intelligence ha transformado de manera radical la forma en que las organizaciones procesan y utilizan sus datos para entender el mercado. Tradicionalmente, el BI se centraba en el análisis descriptivo, orientado a explicar el historial de precios y ventas. Sin embargo, gracias a los avances en IA, ahora es posible desarrollar capacidades analíticas

predictivas y prescriptivas, las cuales permiten anticipar tendencias futuras de precios y recomendar estrategias de valor óptimas.

Davenport y Ronanki (2018) destacan cómo los algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*), y especialmente el modelo Random Forest —utilizado en esta investigación—, han mejorado sustancialmente la precisión en la detección de patrones de precios y la clasificación de comportamientos del mercado. Estos algoritmos tienen la capacidad de adaptarse dinámicamente a nuevas condiciones, aprendiendo de los datos históricos para afinar continuamente sus modelos de predicción de valor, lo cual es crítico en sectores con alta volatilidad.

Bose (2019) sostiene que uno de los principales aportes de la IA al BI es la automatización del análisis complejo. Esto implica que, a partir del procesamiento de grandes volúmenes de datos transaccionales, el sistema puede identificar oportunidades para ajustar precios, anticipar riesgos de margen y generar alertas en tiempo real sobre fluctuaciones inusuales. Por ejemplo, los sistemas integrados permiten detectar caídas injustificadas en el valor de venta o sugerir cambios de precios basados en la predicción de la demanda, optimizando así la rentabilidad.

Además, la IA ha posibilitado el desarrollo de analítica aumentada, donde las herramientas no solo procesan datos, sino que interpretan las variaciones de precios y generan explicaciones automatizadas. Esta evolución ha democratizado el uso de la analítica de precios dentro de las organizaciones, permitiendo que los gestores comerciales comprendan las razones detrás de un cambio de tendencia sin depender exclusivamente de especialistas técnicos (Gartner, 2024).

En resumen, la sinergia entre IA y BI ha generado una nueva categoría de herramientas analíticas que no solo informan sobre el pasado, sino que guían y optimizan la definición de estrategias de precios en tiempo real, permitiendo una adaptación personalizada y ágil a las condiciones del mercado.

2.2.1.3 Método de lenguaje natural

El Procesamiento de Lenguaje Natural (*Natural Language Processing*, NLP) es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en la interacción entre computadoras y el lenguaje humano. En el contexto de este proyecto de BI, el NLP se convierte en una herramienta clave para reducir las barreras de acceso al análisis de datos, permitiendo que los usuarios del área de ventas consulten el historial y comportamiento de precios sin necesidad de conocimientos técnicos complejos.

Dale (2019) argumenta que las interfaces conversacionales impulsadas por NLP están transformando la manera en que los usuarios formulan consultas sobre los datos. En lugar de depender de códigos SQL o filtros rígidos, los analistas de precios pueden ahora realizar preguntas en lenguaje natural como “¿Cuál fue la variación del precio del producto X el mes pasado?” o “¿Qué tendencia de precios muestra la categoría Y?” y recibir respuestas inmediatas y visuales. Este tipo de interacción permite una exploración más intuitiva de la información y favorece un análisis ágil de las fluctuaciones de valor en todos los niveles organizativos.

Liu et al. (2020) subrayan el rol crucial que juega el NLP en la extracción de conocimiento desde fuentes no estructuradas, como correos electrónicos, encuestas y reseñas de clientes. A través de técnicas como el análisis de sentimientos y la extracción de entidades, la organización puede obtener información valiosa sobre la percepción del cliente respecto al precio, la sensibilidad del mercado y los riesgos emergentes que podrían afectar la estrategia de precios, datos que no se encuentran fácilmente en las bases de datos transaccionales tradicionales.

Asimismo, el uso de modelos de lenguaje avanzados —como BERT, GPT o RoBERTa— ha ampliado enormemente la capacidad de comprensión semántica de los sistemas de BI. Estas tecnologías permiten desambiguar intenciones y analizar contextos complejos para ofrecer respuestas precisas sobre el estado y la evolución de los precios, mejorando significativamente la experiencia interactiva con la plataforma de análisis.

A nivel estratégico, el NLP contribuye a cerrar la brecha entre los datos brutos y el análisis comercial, facilitando que los equipos de negocio obtengan *insights* sobre la dinámica de precios sin la intermediación constante del departamento de TI. En consecuencia, se agiliza el ciclo de revisión de precios y se mejora la eficiencia operativa en la gestión de ventas.

2.2.1.4 Generación de reportes

Uno de los componentes esenciales de los sistemas de Business Intelligence es la generación de reportes, ya que constituye el mecanismo mediante el cual la información analizada se presenta de forma comprensible para los tomadores de decisiones. Tradicionalmente, estos reportes eran estáticos y predefinidos, con estructuras rígidas que limitaban la capacidad de exploración de datos por parte de los usuarios finales.

Sin embargo, como señalan Eckerson (2017) y Howson et al. (2019), la evolución tecnológica ha propiciado una transformación significativa hacia reportes

dinámicos, interactivos y personalizables. En los sistemas modernos de BI, los reportes se generan de manera automatizada y adaptativa, lo que permite actualizaciones en tiempo real y vistas ajustadas a las necesidades específicas de cada usuario o departamento.

Esta nueva generación de reportes incorpora funcionalidades como filtros interactivos, segmentación por dimensiones múltiples y acceso desde dispositivos móviles, lo cual amplía el alcance y utilidad de la información. Además, la integración de herramientas de autoservicio (self-service BI) posibilita que usuarios sin conocimientos técnicos puedan crear sus propios reportes y dashboards, lo que incrementa la autonomía operativa y reduce la sobrecarga en los equipos de TI.

Por otro lado, la automatización en la generación de reportes, apoyada en tecnologías como RPA (Robotic Process Automation) e IA, ha reducido significativamente el tiempo y esfuerzo que antes requería la preparación de informes periódicos. Según informes de Forrester Research (2023), las organizaciones que automatizan sus reportes experimentan una reducción promedio del 40% en el tiempo de preparación de reportes recurrentes, lo que permite focalizar recursos en el análisis estratégico en lugar de en tareas repetitivas.

Asimismo, el enfoque hacia la generación de reportes narrativos —que combinan gráficos con interpretaciones textuales automatizadas— está cobrando fuerza como una solución para mejorar la comprensión del análisis por parte de audiencias no especializadas (Gartner, 2024).

2.2.1.5 Presentación de gráficos

La visualización de datos es uno de los pilares más visibles y potentes del Business Intelligence moderno, ya que permite comunicar grandes volúmenes de información transaccional de forma intuitiva, clara y efectiva. La correcta representación visual es fundamental para facilitar la identificación de patrones de precios, anomalías en el mercado y tendencias de valor que de otro modo pasarían desapercibidas en los formatos tabulares tradicionales.

Few (2017), experto en diseño de visualización, resalta que el propósito principal de un gráfico en BI no es simplemente impresionar visualmente, sino permitir una interpretación precisa, rápida y sin ambigüedades de los datos de precios. De ahí la importancia de aplicar principios de diseño como la reducción de ruido visual y la elección adecuada de tipos de gráfico según el objetivo: por ejemplo, líneas para visualizar la evolución histórica del precio, barras para la comparación de tarifas entre

productos, o mapas para la geolocalización de zonas de venta. El uso eficaz del color es clave para resaltar puntos críticos, como caídas abruptas o picos inusuales en los costos, sin confundir al lector.

Munzner (2018) amplía esta visión al explorar cómo las técnicas avanzadas de visualización —incluyendo visualizaciones interactivas, animadas o en tres dimensiones— han potenciado las capacidades analíticas al permitir la exploración activa del usuario sobre las dinámicas comerciales. Por ejemplo, gráficos que permiten hacer zoom sobre subconjuntos de datos específicos, reorganizar dimensiones o aplicar filtros en tiempo real ofrecen una experiencia más rica que fortalece el descubrimiento de *insights* sobre la volatilidad y estacionalidad de los precios.

En entornos de Big Data, donde la complejidad y el volumen de los datos de ventas superan las capacidades humanas de procesamiento directo, la visualización computacional se convierte en un medio indispensable para la comprensión efectiva del mercado. Herramientas como Tableau, Power BI, Qlik o D3.js han sido fundamentales en esta evolución, al permitir la creación de dashboards interactivos con altos niveles de personalización para el seguimiento continuo de indicadores de precios.

Además, investigaciones recientes en ciencias cognitivas aplicadas a *visual analytics* indican que un diseño visual bien estructurado no solo mejora la comprensión inmediata, sino que también favorece la retención y comunicación de información clave sobre la estrategia de precios entre equipos multidisciplinarios (Ware, 2020).

En síntesis, una visualización de datos efectiva en BI no solo debe enfocarse en lo estético, sino en lo funcional, asegurando que cada gráfico aporte valor real al análisis del comportamiento de precios mediante la claridad, precisión y relevancia de la información presentada.

2.2.1.6 Data governance

El gobierno de datos, conocido en inglés como *Data Governance*, representa un componente estratégico e indispensable dentro de cualquier iniciativa de Business Intelligence, ya que asegura la integridad, calidad y seguridad de la información crítica, como los costos, márgenes y precios de venta. Su correcta implementación no solo garantiza que los datos transaccionales sean consistentes, sino que también promueve una cultura organizacional donde la gestión de la información de precios se realiza con responsabilidad y transparencia.

De acuerdo con Otto (2011), el gobierno de datos se fundamenta en un conjunto de políticas, procesos y roles definidos que regulan el acceso, la gestión y la custodia de los datos. En el contexto de este estudio, estas directrices son cruciales para establecer quién puede modificar las listas de precios, con qué fines y bajo qué condiciones de validación, asegurando el cumplimiento de normativas comerciales y de protección de datos.

En el ámbito específico del análisis de precios mediante BI, un sólido marco de *data governance* garantiza que los modelos predictivos se alimenten de datos veraces y actualizados. Esto es esencial para evitar la propagación de inconsistencias en los reportes de ventas y asegurar que las estrategias de precios no se definan sobre información defectuosa. Tal como indican Seiner (2014) y Wende (2007), una organización que carece de gobernanza corre el riesgo de sufrir "caos de datos" (*data chaos*); en un entorno comercial, esto se traduce en una proliferación de versiones contradictorias de precios y costos que afecta negativamente la rentabilidad y el análisis de mercado.

Además, las prácticas de gobernanza facilitan la interoperabilidad entre los sistemas de inventario, ventas y contabilidad, al establecer diccionarios de datos comunes (por ejemplo, estandarización de códigos SKU y unidades de medida). Esto mejora la eficiencia operativa y asegura que el análisis del comportamiento de precios sea coherente a través de todos los canales de venta y departamentos.

En tiempos recientes, el concepto de *data stewardship* (gestión de datos responsable) ha ganado relevancia, resaltando la necesidad de asignar custodios de datos dentro de la empresa. Su misión es garantizar la calidad de los registros históricos de ventas, insumo vital para que los algoritmos de IA puedan detectar patrones de precios con fiabilidad.

En síntesis, el gobierno de datos no debe ser visto como una limitación burocrática, sino como un facilitador clave del Business Intelligence moderno, pues permite construir una base sólida sobre la cual pueden operar herramientas analíticas avanzadas para la predicción y análisis de precios con precisión y eficacia.

2.2.1.7 Visual analytics

La analítica visual —conocida como *Visual Analytics*— constituye una disciplina emergente que fusiona el análisis avanzado de datos con técnicas sofisticadas de visualización gráfica, con el objetivo de facilitar la exploración, interpretación y

comprensión de grandes volúmenes de información transaccional, especialmente en contextos de alta complejidad como el análisis de series temporales de precios.

Thomas y Cook (2005), pioneros en este campo, definieron la analítica visual como “la ciencia del razonamiento analítico facilitado mediante interfaces visuales interactivas”. Esta definición pone de relieve que la visualización no es solo una herramienta de presentación, sino un medio cognitivo para la generación de conocimiento sobre el mercado. A través de gráficos interactivos y *dashboards* dinámicos, los analistas pueden descubrir relaciones ocultas entre la oferta y la demanda, identificar patrones de precios no evidentes y comprender las fluctuaciones del valor de los productos con mayor rapidez.

En la práctica, *Visual Analytics* permite a los gestores interactuar con los datos de precios de manera exploratoria: filtrando por categorías, ordenando por márgenes, agrupando por temporadas o ampliando dimensiones específicas según las necesidades del análisis. Esta flexibilidad promueve un proceso iterativo de descubrimiento sobre el comportamiento del precio, que no siempre es posible con enfoques analíticos estáticos o reportes tabulares tradicionales.

La combinación de analítica visual con algoritmos de inteligencia artificial — como el Random Forest utilizado en este estudio— ha dado lugar a una nueva generación de plataformas BI que no solo muestran la historia del precio, sino que la explican y contextualizan. Herramientas como Power BI incorporan estas funcionalidades, permitiendo una integración fluida entre la visualización de datos históricos y las proyecciones de precios automatizadas.

Desde un punto de vista estratégico, la *Visual Analytics* es particularmente útil en el sector comercial, donde la rapidez y precisión en la interpretación de las tendencias de precios es crítica para mantener la competitividad. Según Keim et al. (2008), esta técnica se convierte en una extensión de la capacidad cognitiva del usuario, actuando como un amplificador visual de su razonamiento analítico para detectar oportunidades de ajuste de precios.

En conclusión, la analítica visual representa una evolución natural del BI hacia un enfoque más interactivo e intuitivo, que maximiza el valor de los datos comerciales al colocar el análisis del comportamiento de precios literalmente al alcance visual del usuario.

2.2.1.8 Inteligencia de negocio aumentada

La Inteligencia de Negocio Aumentada, también conocida como *Augmented BI*, representa una evolución disruptiva de los sistemas tradicionales de análisis empresarial. Esta nueva generación de herramientas combina técnicas avanzadas de inteligencia artificial, automatización de procesos y aprendizaje automático con el objetivo de asistir, acelerar y potenciar el razonamiento humano en la interpretación de las fluctuaciones de precios y la definición de estrategias de valor.

Según el informe de Gartner (2024), la BI aumentada no se limita a presentar información histórica; va más allá al interpretar automáticamente los datos comerciales y generar recomendaciones inteligentes, anticipando escenarios futuros de precios y proponiendo ajustes basados en patrones de mercado detectados. Esta capacidad tiene un impacto directo en la eficiencia analítica, al permitir automatizar hasta el 75% de las tareas rutinarias de generación de insights sobre la competitividad de los productos (Chen et al., 2012).

Entre las principales funcionalidades que caracterizan a la inteligencia de negocio aumentada aplicada al análisis de precios se destacan:

- a. Narrativas automáticas generadas por IA: A partir del análisis de datos complejos de ventas, el sistema puede redactar explicaciones textuales sobre por qué varió un precio o qué factores afectaron el margen, facilitando la interpretación para los gestores sin requerir conocimientos técnicos avanzados.
- b. Asistentes conversacionales inteligentes: Interfaces que permiten interactuar con los datos mediante lenguaje natural, permitiendo consultas ágiles como “¿Cuál es la tendencia de precio del producto X?”, eliminando la necesidad de consultas técnicas.
- c. Detección automática de anomalías y oportunidades: Algoritmos que monitorean constantemente los flujos de precios y alertan sobre desviaciones significativas, erosión de márgenes o tendencias emergentes en la competencia, incluso antes de que sean perceptibles por el análisis humano.

No obstante, el despliegue de BI aumentada en la gestión de precios exige considerar implicancias éticas y técnicas, particularmente en lo referente a la transparencia de los algoritmos y la mitigación de sesgos en los modelos de fijación de precios automatizada. En ese sentido, Gartner ha propuesto el marco conceptual AI TRiSM, que establece directrices para asegurar que los sistemas mantengan altos estándares de equidad y confiabilidad en sus sugerencias económicas.

Además, estudios recientes como el de Chen, Hsieh y Rai (2022) advierten que la confianza de los usuarios en los sistemas aumentados se ve directamente

influenciada por la claridad con la que los modelos explican sus predicciones de precios. Por lo tanto, la BI aumentada representa un cambio en la cultura organizacional hacia la colaboración hombre-máquina en la estrategia de precios.

En definitiva, la Inteligencia de Negocio Aumentada redefine el rol del analista comercial: ya no como productor de reportes, sino como curador estratégico de conocimientos sobre el comportamiento de precios generados por máquinas inteligentes.

2.2.1.9 Gobernanza avanzada para modelos predictivos

Con la incorporación del algoritmo Random Forest Regressor en el sistema de Business Intelligence para el análisis de precios, surge la necesidad de fortalecer los mecanismos de gobernanza orientados específicamente a la gestión de este modelo. Esta nueva dimensión de la gobernanza de datos responde a los desafíos que plantea el uso continuo de modelos analíticos en un entorno comercial dinámico, donde la estabilidad de las predicciones de precios es crítica para la rentabilidad.

O'Donnell, Benita y Johnstone (2024) identifica tres pilares esenciales de la gobernanza moderna, que en el contexto de este proyecto se aplican de la siguiente manera:

- a. Monitoreo continuo de datos de entrada (Data Drift Monitoring): Se refiere a la capacidad del sistema para detectar cambios en la distribución estadística de las variables que afectan el precio (ej. costos de proveedores, demanda estacional). Dichos cambios, conocidos como data drift, pueden deteriorar la precisión del modelo de precios con el tiempo si no se detectan. El monitoreo permite identificar cuándo el modelo Random Forest necesita ser reentrenado para adaptarse a nuevas condiciones de mercado.
- b. Gestión del ciclo de vida de los modelos (Model Lifecycle Management): Consiste en establecer un marco sistemático para la creación, validación e implementación de las versiones del modelo de predicción. Harfoush et al. (2024) señalan que adoptar prácticas formales de MLOps reduce hasta un 40% los errores operativos. En este proyecto, esto asegura que las actualizaciones en la estrategia de precios se desplieguen sin interrumpir la operación de ventas.
- c. Seguridad y privacidad de los datos comerciales: A medida que el modelo predictivo accede a información sensible —como márgenes de ganancia, costos de adquisición y listas de clientes—, es imperativo aplicar medidas avanzadas de protección. Estas incluyen el acceso segmentado a los datos y auditorías de

los modelos para evitar que la información estratégica de precios sea vulnerada o utilizada incorrectamente.

Adicionalmente, la trazabilidad de modelos (*model lineage*) se convierte en una práctica recomendada para demostrar la transparencia de las sugerencias de precios automatizadas. Esta trazabilidad permite reconstruir el historial de entrenamientos, explicando por qué el sistema sugirió un determinado valor en una fecha específica.

Por lo tanto, la gobernanza avanzada no solo protege los activos analíticos, sino que incrementa la confianza del área de ventas en el uso de modelos predictivos para la fijación de precios, facilitando su adopción sin comprometer la seguridad comercial.

2.2.1.10 Random forest como modelo predictivo

El algoritmo *Random Forest*, también conocido como Bosque Aleatorio, se ha consolidado como una de las técnicas más eficaces y robustas dentro del aprendizaje automático supervisado, especialmente en el contexto de aplicaciones de Business Intelligence (BI). Este modelo fue introducido formalmente por Leo Breiman en 2001, quien demostró su notable desempeño en tareas de clasificación y regresión en escenarios con datos altamente heterogéneos y relaciones no lineales.

La esencia del Random Forest radica en la combinación de múltiples árboles de decisión individuales (base learners), generados mediante un proceso de muestreo aleatorio con reemplazo (bootstrap aggregation o bagging) y selección aleatoria de variables. Cada uno de estos árboles produce una predicción y el algoritmo final toma una decisión basada en el voto mayoritario (en clasificación) o en el promedio (en regresión). Esta arquitectura reduce considerablemente el riesgo de sobreajuste (overfitting) que presentan los árboles individuales y mejora la generalización del modelo sobre datos no vistos.

En el entorno de BI, donde los conjuntos de datos empresariales suelen estar compuestos por múltiples variables interrelacionadas —muchas veces no lineales o con ruido—, el Random Forest se convierte en una opción especialmente adecuada. Según Fernández-Delgado et al. (2014), en un estudio comparativo que evaluó más de 170 modelos en diversos conjuntos de datos, el Random Forest fue uno de los algoritmos con mejor desempeño general.

Las ventajas específicas de Random Forest para su uso en BI incluyen:

- a. Alto rendimiento predictivo: Ofrece una precisión superior en comparación con modelos lineales tradicionales, especialmente en problemas complejos como la

predicción de rotación de clientes (churn), segmentación de mercado o estimación de riesgo crediticio.

- b. Robustez frente a valores atípicos y datos faltantes: El modelo tolera inconsistencias y puede mantener buen desempeño incluso cuando los datos presentan problemas de calidad.
- c. Capacidad de estimar la importancia de las variables: Una característica particularmente valiosa para BI es que Random Forest permite identificar qué factores influyen más en una determinada predicción, lo que añade un grado de interpretabilidad al análisis.
- d. Versatilidad en su aplicación: Puede emplearse tanto en escenarios de predicción de series temporales, como en análisis de comportamiento del consumidor, análisis de fraudes, pronóstico de ventas y evaluación de riesgos operativos.

No obstante, también es importante considerar algunas limitaciones: debido a su naturaleza de “modelo de conjunto”, los Random Forest pueden volverse difíciles de interpretar cuando se comparan con modelos más simples. Aun así, con el apoyo de técnicas como *SHAP* values o *LIME* (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), es posible aumentar su transparencia sin sacrificar rendimiento.

En síntesis, el Random Forest constituye una herramienta poderosa dentro del arsenal de modelos predictivos en BI, ya que equilibra de manera eficaz precisión, estabilidad e interpretabilidad. Su aplicación adecuada puede generar una ventaja competitiva significativa al transformar grandes volúmenes de datos empresariales en decisiones informadas, precisas y confiables.

Manejo de datos complejos

Random Forest puede procesar eficientemente mezclas de variables numéricas y categóricas sin requerir transformaciones extensivas (Biau y Scornet, 2015). Esta propiedad es crucial para datasets empresariales que típicamente contienen:

- a. Precios unitarios (variables continuas)
- b. Categorías de productos (variables nominales)
- c. Fechas (variables temporales)

Resistencia a problemas de calidad de datos

A diferencia de modelos más sensibles como las redes neuronales, Random Forest presenta:

- a. Tolerancia a valores faltantes (mediante imputación interna)
- b. Robustez frente a outliers (por el mecanismo de promediado de árboles)
- c. Capacidad de trabajar con escalas de variables diferentes (Wang et al., 2024)

Eficiencia computacional

Según estudios comparativos recientes (MDPI, 2023), Random Forest ofrece:

- a. Tiempos de entrenamiento un 60% menores que redes LSTM para volúmenes de datos similares
- b. Capacidad de paralelización nativa ($n_jobs = -1$)
- c. Requerimientos de hardware moderados

Validación empírica en contextos similares:

Investigaciones aplicadas confirman la efectividad de Random Forest para problemas análogos:

Predicción de demanda

El estudio de Wang et al. (2024) en manufactura reportó:

- a. RMSE de 11,37 (vs. 15,2 en regresión lineal)
- b. MAPE del 8,26% (vs. 12,4% en ARIMA)

Pronóstico de precios

Kulaczkowski y Lee (2023) demostraron que Random Forest:

- a. Superó en precisión a modelos tradicionales en un 23%
- b. Mantuvo estabilidad durante fluctuaciones de mercado

Sistemas híbridos

Iyer et al. (2021) comprobaron que Random Forest como componente inicial:

- a. Mejoró en un 15% el desempeño de modelos LSTM posteriores
- b. Redujo el tiempo de entrenamiento total del sistema

Interpretabilidad del modelo

La métrica de importancia de variables permite:

- a. Identificar factores clave que influyen en precios y demanda
- b. Generar informes ejecutivos con insights accionables
- c. Validar lógica empresarial subyacente Saffari et al. (2022)

Adaptabilidad operativa

Características que facilitan la puesta en producción:

- a. Baja sensibilidad a hiperparámetros vs. otros modelos
- b. Estabilidad en rendimiento con datos nuevos
- c. Mecanismos internos de detección de overfitting

Integración con sistemas existentes

Como demuestra Golabek et al. (2023), Random Forest:

- a. Se implementa eficientemente en arquitecturas API REST
- b. Permite actualizaciones incrementales del modelo
- c. Genera predicciones en tiempo real (<100ms por transacción)

2.2.2. Análisis del comportamiento de precios

El análisis del comportamiento de precios constituye uno de los procesos más relevantes en la gestión comercial y en la rentabilidad de quienes administran recursos. Este proceso puede entenderse como una actividad analítica compleja, en la que se evalúan múltiples variables de mercado para determinar el valor óptimo de un producto, con el objetivo de maximizar ingresos y aprovechar oportunidades de venta.

De acuerdo con Simon (1977), este análisis no puede considerarse completamente racional si se realiza sin herramientas de soporte, ya que se encuentra condicionado por la racionalidad limitada; es decir, la incapacidad de los gestores humanos para procesar manualmente toda la información disponible (costos, competencia, demanda histórica) debido a restricciones cognitivas y de tiempo. Esta limitación justifica la necesidad de sistemas de inteligencia de negocios que procesen grandes volúmenes de datos.

Posteriormente, Kahneman y Tversky (1979) enriquecieron esta visión con la llamada teoría de las perspectivas, que explica cómo los individuos, al enfrentarse a escenarios de incertidumbre en el mercado, suelen adoptar estrategias de precios que no necesariamente son las más racionales desde el punto de vista económico, sino

aquellas que dependen de la percepción subjetiva de pérdidas (miedo a perder margen) y ganancias. En consecuencia, el análisis de precios se convierte en un proceso multidimensional donde confluyen datos cuantitativos y factores de percepción del valor.

2.2.2.1 Modelo de éxito de sistemas de Información (DeLone y McLean)

Para operacionalizar la variable de Análisis del Comportamiento de Precios, esta investigación se fundamenta en el modelo actualizado de Éxito de Sistemas de Información de DeLone y McLean (2003). Este modelo teórico establece que la tecnología no debe medirse solo por su existencia, sino por su impacto en el usuario y la organización a través de tres niveles interdependientes que se alinean con las dimensiones de este estudio:

- a. **Calidad del Sistema (Vinculado a la Eficiencia):** DeLone y McLean sostienen que las características técnicas del software, como la facilidad de uso, la velocidad de respuesta y la estabilidad, determinan la Eficiencia operativa. En el contexto de esta tesis, esto se mide a través de los indicadores de "Interacción de la información" y "Análisis de la información" (ver Tabla 1). Si el sistema BI permite una interacción fluida, un análisis rápido de los datos históricos y una validación correcta por parte de los responsables, se mejora la eficiencia del flujo de trabajo.
- b. **Calidad de la Información (Vinculado a la Eficacia):** Este componente se refiere a la exactitud, relevancia y oportunidad de los datos generados (reportes y predicciones). En esta investigación, esto corresponde a la dimensión de Eficacia, medida mediante la "Precisión de la información". El algoritmo Random Forest busca elevar esta calidad proporcionando predicciones de precios con bajo margen de error, lo que garantiza que la toma de decisiones sea eficaz y fundamentada en datos veraces, no en suposiciones.
- c. **Satisfacción del Usuario (Vinculado a la Satisfacción):** El modelo postula que si el sistema es eficiente (Calidad del Sistema) y la información es eficaz (Calidad de la Información), el resultado natural es un aumento en la Satisfacción del usuario. Esta dimensión, medida en el estudio por el "Grado de satisfacción", valida si la herramienta realmente cubre las necesidades del área de ventas al simplificar el análisis de tendencias de precios.

En conclusión, bajo el enfoque de DeLone y McLean, el éxito del análisis del comportamiento de precios no depende solo del algoritmo matemático, sino de la sinergia entre una plataforma eficiente, datos precisos (eficaces) y usuarios satisfechos que confían en la herramienta.

2.2.2.2 Factores que influyen en el análisis del comportamiento de precios

La calidad del análisis de precios depende en gran medida de los factores que inciden en el procesamiento de la información comercial. Uno de los más relevantes es la disponibilidad y confiabilidad de los datos transaccionales. Davenport y Harris (2017) afirman que la analítica avanzada y el *big data* han transformado radicalmente el modo en que las organizaciones valoran sus productos, puesto que permiten contar con información de costos y demanda más precisa, detallada y actualizada en tiempo real.

Sin embargo, no solo los datos influyen; Bazerman y Moore (2017) advierten que los sesgos cognitivos —como el anclaje en precios históricos o la aversión a perder volumen de ventas— pueden distorsionar la objetividad del juicio humano al fijar precios. Estos sesgos actúan como filtros inconscientes que afectan la interpretación de las tendencias del mercado. Reconocer y mitigar tales sesgos mediante sistemas automatizados es esencial para fortalecer la calidad del proceso de pricing y reducir los errores derivados de percepciones equivocadas sobre el valor del producto.

2.2.2.3 Herramientas para el análisis de precios

Las organizaciones modernas dependen cada vez más de herramientas tecnológicas que apoyen sus procesos de definición de precios. Power et al. (2018) explican que los Decision Support Systems (DSS) han evolucionado al integrar funcionalidades de Business Intelligence, lo que permite realizar análisis de elasticidad y rentabilidad que antes eran inviables manualmente. Estos sistemas no solo procesan el historial de ventas, sino que integran datos en tiempo real, posibilitando simulaciones de escenarios hipotéticos (what-if) para anticipar los efectos de un cambio de precio en la demanda.

A su vez, Sharda et al. (2021) resaltan la importancia de las herramientas de visualización de datos, que facilitan la identificación de patrones complejos de estacionalidad y comportamiento del consumidor. Gracias a estas tecnologías, la información de márgenes y rotación se presenta de manera accesible e intuitiva.

Definición operativa de Eficiencia y Satisfacción: En el contexto de esta investigación, el uso de estas herramientas define directamente dos dimensiones clave del estudio. Primero, la Eficiencia se entiende operativamente como la capacidad del sistema para facilitar la "Interacción de la información", permitiendo al usuario acceder y procesar datos históricos con el menor esfuerzo y tiempo posible. Segundo, la Satisfacción se define como el "Grado de satisfacción" del usuario final respecto a la utilidad de la interfaz para resolver problemas de precios, validando si la tecnología

realmente facilita su labor diaria tal como sugieren los modelos teóricos de adopción tecnológica.

2.2.2.4 Impacto de la IA en el análisis del comportamiento de precios

La irrupción de la Inteligencia Artificial (IA) ha marcado un punto de inflexión en la capacidad de las organizaciones para interpretar y predecir la dinámica del mercado. Según Agrawal et al. (2018), la IA ha transformado la economía de la predicción, generando modelos capaces de procesar enormes volúmenes de datos transaccionales en tiempos reducidos. En el contexto de este estudio, esto incrementa la eficacia del análisis, ya que algoritmos como el Random Forest permiten identificar patrones no lineales de precios y demanda que serían imperceptibles para un operador humano, asegurando pronósticos de ventas con mayor exactitud científica.

No obstante, la tecnología no opera de forma aislada. Jarrahi (2018) subraya que la IA no sustituye la intervención humana, sino que la complementa, liberando a los analistas de tareas rutinarias de cálculo para que concentren sus esfuerzos en la validación estratégica. De esta manera, el análisis de precios evoluciona hacia un proceso híbrido: el sistema garantiza la eficiencia operativa al automatizar el procesamiento de datos, mientras que el criterio comercial del usuario aporta la inteligencia contextual necesaria. Esta simbiosis entre capacidad computacional y juicio humano maximiza la rentabilidad y reduce la incertidumbre en la fijación de precios.

2.2.2.5 Medición de la eficacia en el análisis

Una dimensión fundamental para mejorar la gestión comercial es la evaluación de la eficacia de los precios establecidos. Dean y Sharfman (1996) plantearon un marco que permite medir la calidad de las decisiones estratégicas, el cual es aplicable para evaluar si el proceso de fijación de precios fue riguroso y si los resultados (márgenes, volumen) fueron los esperados. Bajo esta óptica, no solo importa el precio final, sino la metodología analítica utilizada para llegar a él.

Más recientemente, Keeney (2020) ha insistido en la importancia de clarificar los objetivos de rentabilidad que guían a la organización, ya que son la base sobre la cual se debe evaluar el desempeño de la estrategia de precios. Este autor propone métodos para cuantificar la calidad de una decisión en función de su contribución a los objetivos financieros.

Definición operativa de Eficacia: Para efectos de este estudio, la Eficacia se evalúa desde la perspectiva de la utilidad percibida por los usuarios finales. Aunque el sistema utiliza algoritmos precisos como Random Forest, la medición se centra en la percepción de los usuarios sobre la precisión y calidad de la información entregada (ver Matriz de Operacionalización). Se considera que el análisis es eficaz cuando los responsables de la toma de decisiones perciben que los datos son exactos, oportunos y libres de errores, lo cual les genera la confianza necesaria para fundamentar sus estrategias comerciales en la herramienta.

2.2.2.6 Cultura Organizacional orientada al dato

Si bien este estudio mide la eficiencia y eficacia del sistema implementado, es necesario establecer que el análisis del comportamiento de precios requiere un entorno organizacional receptivo. La cultura organizacional actúa como el catalizador que permite la transición de decisiones basadas en la intuición a decisiones basadas en evidencia. Según Chen, Chiang y Storey (2017), el Business Intelligence no es solo tecnología, sino una práctica de gestión que transforma la mentalidad empresarial.

En el contexto de la empresa Sur Amazónico IRL, una cultura orientada a los datos es el requisito funcional para que el personal confíe en las tarifas sugeridas por el sistema y los algoritmos de predicción. Sin esta predisposición cultural, incluso los cálculos más precisos de eficiencia o eficacia podrían ser ignorados por la fuerza de ventas. Por tanto, en esta investigación, la cultura se entiende como el soporte cualitativo que valida la utilidad de la herramienta tecnológica, fomentando la consistencia en la fijación de precios y evitando la reactividad arbitraria ante la competencia.

Finalmente, cabe precisar que, si bien el fomento de una cultura Data-Driven es un factor crítico de éxito para la adopción del sistema en Sur Amazónico IRL, esta variable no forma parte del alcance de medición cuantitativa de la presente investigación (la cual se centra en Eficiencia, Eficacia y Satisfacción). Se aborda en este marco teórico como un elemento contextual necesario para garantizar la sostenibilidad de los resultados a largo plazo, mas no como una dimensión sometida a prueba estadística en el diseño preexperimental.

2.2.2.7 Ética y gobernanza en los algoritmos de precios

La incorporación de algoritmos de aprendizaje automático, como el Random Forest Regressor utilizado en este proyecto, exige un marco ético que regule su configuración

y uso. Dado que el sistema procesa datos históricos para automatizar sugerencias de valor, la ética no se presenta aquí como una variable psicométrica, sino como un componente de la Gobernanza de Datos necesario para evitar sesgos en el modelo.

La literatura advierte que los modelos predictivos deben ser auditados para evitar prácticas de discriminación de precios o especulación que podrían dañar la reputación de la empresa a largo plazo. En este sentido, el sistema de BI implementado integra principios éticos mediante la supervisión humana en la validación de alertas y ajustes de precios, asegurando que la búsqueda de la rentabilidad no vulnere la equidad hacia el cliente. Así, la ética se convierte en un mecanismo de control de calidad dentro del diseño del software, garantizando la sostenibilidad de la estrategia comercial.

Es importante aclarar que, aunque los principios éticos y de gobernanza son indispensables para la operación segura del algoritmo Random Forest, no constituyen una dimensión evaluada directamente en los instrumentos de recolección de datos de este estudio. Su inclusión en las bases teóricas responde a la necesidad de establecer los lineamientos de control bajo los cuales opera el sistema de BI, asegurando que la mejora en la 'Eficacia' (variable dependiente medida) no comprometa la responsabilidad empresarial ni la transparencia del modelo predictivo.

2.3. Definición de términos

2.3.1. Dashboard

Interfaz gráfica que muestra de manera visual los principales indicadores de rendimiento (KPIs) de una organización, permitiendo una rápida comprensión del estado del negocio (Few, 2013).

2.3.2 Data governance

Conjunto de procesos, políticas y estándares que aseguran la calidad, seguridad y uso adecuado de los datos en una organización (Ladley, 2019).

2.3.3 Proceso de ETL (Extraer, transformar, cargar)

Permite extraer datos de las fuentes, transformarlos para que sean consistentes y cargarlos en un almacén de datos para su análisis (Kimball y Ross, 2013).

2.3.4 KPI (Key performance indicator)

Medida cuantificable utilizada para evaluar el desempeño de una organización en relación con sus objetivos clave (Parmenter, 2015).

2.3.5 Predictive analytics

Uso de datos históricos, técnicas estadísticas y modelos de aprendizaje automático para predecir tendencias y comportamientos futuros (Siegel, 2016).

2.3.6 Pricing

Proceso de establecer el valor monetario de un producto o servicio. En el contexto de tu proyecto, se refiere a la estrategia de fijación de precios utilizando IA (Nagle y Müller, 2018).

2.3.7 Self-service BI

Enfoque que permite a los usuarios finales crear y acceder a informes y análisis sin necesidad de conocimientos técnicos avanzados o apoyo del departamento de TI (Howson, 2020).

2.3.8 SMEs (Small and Medium-sized Enterprises)

Empresas que mantienen ingresos, activos o número de empleados por debajo de ciertos límites. En el contexto de tu proyecto, se refiere específicamente a las pequeñas y medianas empresas del sector comercial en Tacna (OECD, 2019).

CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO

3.1. Diseño de la investigación

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, de tipo aplicada y nivel explicativo, dado que buscó determinar en qué medida la implementación de un sistema de Business Intelligence influyó en la mejora del análisis del comportamiento de precios dentro de un contexto organizacional real. El interés no se limitó a describir el fenómeno, sino a evaluar el efecto concreto de una intervención tecnológica sobre una variable organizacional específica.

Se empleó un diseño preexperimental de tipo pretest–posttest con un solo grupo, aplicado en la empresa Sur Amazónico IRL. Este diseño resultó adecuado cuando no fue posible establecer grupos de control ni realizar asignaciones aleatorias debido a restricciones operativas propias del entorno empresarial. En tales condiciones, la medición del mismo grupo antes y después de la intervención permitió estimar el cambio atribuible al tratamiento implementado (Campbell y Stanley, 2015; Shadish, Cook y Campbell, 2002; Hernández-Sampieri y Torres, 2018).

La variable independiente estuvo constituida por la implementación del sistema de Business Intelligence, operacionalizada a través del despliegue de un modelo dimensional en esquema estrella, procesos de integración de datos (ETL/ELT), paneles interactivos para análisis de información y un módulo predictivo basado en Random Forest Regressor. Esta intervención se aplicó bajo un procedimiento estandarizado que incluyó configuración técnica y capacitación a los usuarios.

La variable dependiente correspondió al análisis del comportamiento de precios, el cual se evaluó mediante tres dimensiones: eficiencia, eficacia y satisfacción. La eficiencia se vinculó con la optimización del tiempo y recursos en el análisis; la eficacia se relacionó con la precisión y utilidad de la información generada para la toma de decisiones; y la satisfacción reflejó la percepción de los colaboradores respecto al uso y utilidad del sistema implementado.

La unidad de análisis estuvo representada por la empresa Sur Amazónico IRL como caso único de estudio, mientras que la unidad de observación estuvo conformada por los 30 colaboradores de las áreas de contabilidad, administración, ventas y operaciones que participaron en el análisis y gestión de precios. Dado que el número de participantes era reducido y accesible, se trabajó con muestra censal, equivalente a la totalidad de la población.

El contraste empírico se realizó a nivel intraorganizacional mediante la comparación de los resultados obtenidos en el pretest con los del posttest, estimando la magnitud del cambio producido tras la implementación del sistema. Para fortalecer la consistencia analítica, se contempló el cálculo de tamaños de efecto e intervalos de confianza, pudiendo emplearse técnicas de remuestreo como bootstrap para mejorar la precisión de las estimaciones (Efron y Tibshirani, 1993). Aunque el diseño no incorporó grupo de control, el uso de mediciones estandarizadas y la evaluación longitudinal del mismo grupo contribuyeron a sostener la validez interna dentro de las limitaciones propias de los diseños preexperimentales (Yin, 2018).

3.2. Acciones y actividades

Las acciones desarrolladas para la investigación se organizaron de manera secuencial, considerando el diseño preexperimental adoptado:

- a. Se realizó la recopilación de información organizacional y operativa relacionada con el método previo de análisis del comportamiento de precios. Esta etapa permitió establecer la línea base sobre la cual se midió el efecto de la intervención.
- b. Se administró un cuestionario estructurado a los 30 colaboradores participantes con el fin de medir el estado inicial del análisis del comportamiento de precios en sus dimensiones de eficiencia, eficacia y satisfacción.
- c. Se desplegó el paquete BI definido en el diseño metodológico, el cual comprendió el modelo dimensional, procesos de integración de datos (ETL/ELT), dashboards interactivos y el módulo predictivo basado en Random Forest Regressor. Esta fase incluyó configuración técnica y capacitación a los usuarios.
- d. El sistema fue utilizado en la labor regular de análisis del comportamiento de precios durante un periodo determinado, permitiendo que los colaboradores incorporaran la herramienta en su dinámica de trabajo.
- e. Finalizado el periodo de intervención, se aplicó nuevamente el cuestionario a los mismos participantes, con el propósito de identificar variaciones en las dimensiones evaluadas.
- f. Los datos obtenidos en el pretest y posttest fueron organizados y analizados mediante técnicas estadísticas apropiadas para comparar medias relacionadas y estimar la magnitud del efecto de la intervención, siguiendo criterios metodológicos para estudios preexperimentales (Villanueva, 2018; Santos y Benites, 2020).

3.3. Materiales e instrumentos

- a. Se incluyó SQL Server para almacenamiento e integración de datos, Power BI (o herramienta equivalente) para visualización, y el módulo predictivo implementado mediante Random Forest Regressor.
- b. Instrumento diseñado para medir la variable dependiente “análisis del comportamiento de precios” en sus dimensiones de eficiencia, eficacia y satisfacción. Fue aplicado en modalidad pretest y posttest (véase anexo 2).
- c. Computadoras y recursos tecnológicos que fueron necesarios para la implementación y uso del sistema BI dentro de la empresa.
- d. Se empleó software especializado como SPSS para el procesamiento y análisis de los datos recolectados, permitiendo realizar pruebas inferenciales y estimar tamaños de efecto (Mendoza, 2022; Alzghoul et al., 2022).

3.4. Población y muestra de estudio

La población de estudio estuvo conformada por los 30 colaboradores de la empresa Sur Amazónico IRL que participaron directa o indirectamente en el análisis y toma de decisiones relacionadas con el comportamiento de precios, pertenecientes a las áreas de contabilidad, administración, ventas y operaciones. Esta delimitación respondió a la necesidad de evaluar la variable dependiente —análisis del comportamiento de precios— en aquellos actores organizacionales que interactuaban efectivamente con dicha dinámica.

Dado que el número total de colaboradores involucrados en estas funciones era reducido y completamente accesible, se optó por un muestreo censal, incorporando la totalidad de la población como muestra ($n = 30$). Esta decisión metodológica se fundamentó en que, cuando la población es pequeña y controlable, el análisis censal permitió maximizar la precisión de las estimaciones y eliminar el error muestral asociado a procesos de selección probabilística (Hernández-Sampieri y Torres, 2018). Además, en diseños preexperimentales con medición pretest–posttest en un solo grupo, trabajar con la totalidad de los participantes fortaleció la consistencia interna del análisis al asegurar comparabilidad directa entre las mediciones.

El estudio no persiguió una generalización estadística hacia un universo amplio de empresas, sino una evaluación rigurosa del cambio producido dentro de un contexto organizacional específico. En este sentido, la inferencia fue de carácter analítico y contextual, propia de los estudios de caso aplicados en entornos reales (Yin, 2018). El objetivo central fue estimar la magnitud del efecto de la intervención tecnológica en la

misma unidad organizacional, observando la variación en las dimensiones de eficiencia, eficacia y satisfacción tras la implementación del sistema de Business Intelligence.

3.4.1 Criterios de inclusión

Para garantizar la pertinencia de la muestra respecto al fenómeno estudiado, se establecieron los siguientes criterios

- a. Ser colaborador activo de la empresa durante el periodo de aplicación del estudio.
- b. Participar en actividades vinculadas al análisis o toma de decisiones relacionadas con precios.
- c. Contar con una antigüedad mínima de tres meses, a fin de asegurar familiaridad con los procesos previos a la intervención.
- d. Aceptar voluntariamente participar en las mediciones pretest y posttest.

La elección de estos criterios buscó asegurar homogeneidad funcional en los participantes y reducir posibles sesgos derivados de rotación reciente o desconocimiento de la organización. En consecuencia, la muestra censal adoptada se alineó con la naturaleza aplicada del estudio, el diseño preexperimental seleccionado y la finalidad de medir el impacto directo de una intervención tecnológica en un entorno empresarial real.

3.5. Operacionalización de variables

La Tabla 1, basada en la presentada por Palomino Quispe, H. A. (2023), mostró la operacionalización de las variables consideradas en la investigación. En ella se detallaron las definiciones conceptuales, dimensiones, indicadores y técnicas de medición empleadas para evaluar las variables, lo que permitió establecer una correspondencia clara entre los objetivos planteados y los instrumentos aplicados en el estudio. En el anexo 1, también se muestra las variables y su relación los objetivos y demás elementos en la matriz de consistencia.

Tabla 1*Operacionalización de variables de investigación*

Variable	Definición conceptual	Dimensiones	Indicador	Técnicas o métodos
Variable Independiente: Inteligencia de negocios	Es un proceso de herramientas tecnológicas que ayudan al proceso ETL para manejar información estratégica que respalde el análisis del comportamiento de precios en las organizaciones. Permite generar valor, eficiencia operativa y ventajas competitivas sostenibles (González et al., 2017, p. 248).	Innovación		
		Modelo analítico		
		Gestión del conocimiento		
Variable Dependiente: Análisis del Comportamiento de Precios	Constituye el escrutinio multidimensional de acervos transaccionales para calibrar la tasación óptima de un bien o servicio. Epistemológicamente, este abordaje mitiga la racionalidad acotada y los sesgos prospectivos del juicio empírico frente a la volatilidad mercantil (Simon, 1977; Kahneman y Tversky, 1979). Su cristalización metodológica demanda converger la solvencia técnica del ecosistema, la infalibilidad de los hallazgos y el beneplácito del usuario final (DeLone y McLean, 2003).	Eficiencia	Interacción de la información	Likert/ordinal 1 "Totalmente en desacuerdo", 2 "En desacuerdo" 3 "Ni de acuerdo ni en desacuerdo" 4 "De acuerdo" 5 "Totalmente de acuerdo".
			Ánalysis de la información	
		Eficacia	Precisión de la información	
		Satisfacción	Grado de satisfacción	

Tabla 2*Baremos de variables de investigación*

Niveles	Rango Numérico	Interpretación Cualitativa
Bajo	1,00 – 2,33	El proceso de análisis de precios es deficiente o inexistente.
Medio	2,34 – 3,66	El proceso es regular, con presencia de tareas manuales y errores.
Alto	3,67 – 5,00	El proceso es óptimo, automatizado y altamente confiable.

3.6. Procesamiento y análisis de datos

El escrutinio analítico de la información recolectada se estructuró en fases secuenciales para garantizar la absoluta rigurosidad metodológica del diseño preexperimental; en una primera instancia, los datos crudos obtenidos mediante la aplicación del cuestionario (tanto en su fase de pretest como de postest) fueron codificados, tabulados y sometidos a un proceso de depuración lógica utilizando el software especializado IBM SPSS Statistics, preparando así la matriz bidimensional para su tratamiento computacional (Field, 2013). Inmediatamente después de esta consolidación, y antes de emitir cualquier juicio sobre las variables, se calculó el coeficiente estadístico Alfa de Cronbach para refrendar la confiabilidad empírica y la consistencia interna del instrumento, demostrando matemáticamente que los ítems evaluaron de forma fidedigna y sin sesgos las dimensiones del modelo de éxito tecnológico (George y Mallery, 2003; Hernández-Sampieri et al., 2014).

Superada la validación psicométrica, el análisis transitó hacia una fase de estadística descriptiva orientada a caracterizar el comportamiento numérico de la muestra de colaboradores; a través del cálculo de estadígrafos de tendencia central (medias) y de dispersión (desviaciones estándar), se ilustró la magnitud del cambio métrico y el contraste directo en los niveles de eficiencia, eficacia y satisfacción generados tras la adopción del ecosistema predictivo de Inteligencia de Negocios (Gómez-Gómez et al., 2003).

Finalmente, para otorgar validez científica e inferencial a estas variaciones observadas, se sometieron las diferencias de medias a la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk, cuya elección metodológica se encuentra plenamente justificada en la literatura estadística para muestras pequeñas que no superan los 50 sujetos (Razali y

Wah, 2011; Pedrosa et al., 2015). En función de la distribución empírica que adoptaron los datos emparejados, se ejecutó la prueba paramétrica T de Student para muestras relacionadas o, como contingencia metodológica ante una eventual ausencia de normalidad, la prueba no paramétrica de rangos con signo de Wilcoxon (Hernández-Sampieri et al., 2014). Esta última fase de contrastación de hipótesis permitió confirmar, con un nivel de confianza del 95%, si el salto cuantitativo en el análisis del comportamiento de precios fue estadísticamente significativo y directamente atribuible a la implementación del sistema automatizado, cerrando así el ciclo demostrativo de la investigación.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1. Estadística descriptiva

Con el objetivo de describir el comportamiento empírico de la muestra y examinar preliminarmente las variaciones asociadas a la implementación del sistema de Business Intelligence en la empresa Sur Amazónico IRL, se calcularon estadísticos de tendencia central y dispersión para las respuestas de los 30 colaboradores evaluados en los momentos pretest y posttest.

En la Tabla 2 se presentan los valores descriptivos correspondientes a la variable dependiente general —Análisis del Comportamiento de Precios— y a sus tres dimensiones subyacentes: eficiencia, eficacia y satisfacción.

Tabla 3

Estadísticos descriptivos del pretest y posttest (n = 30)

Variable	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre_Eficiencia	30	1,31	3,85	26,846	0,49702
Pre_Eficacia	30	1,40	3,60	27,533	0,49740
Pre_Satisfaccion	30	1,33	3,83	27,333	0,50968
Pre_AnalisisPrecios	30	1,35	3,76	27,238	0,49480
Pos_Eficiencia	30	2,69	5,00	42,205	0,45294
Pos_Eficacia	30	2,80	5,00	43,933	0,48276
Pos_Satisfaccion	30	2,83	5,00	43,000	0,44074
Pos_AnalisisPrecios	30	2,78	5,00	43,046	0,45432
N válido (por lista)	30				

Nota. Los valores representan los promedios obtenidos en una escala de Likert del 1 al 5. Datos procesados mediante IBM SPSS.

Los resultados indican que la media de la variable general Análisis del Comportamiento de Precios pasó de $M = 2,72$ ($DE = 0,49$) en el pretest a $M = 4,30$ (DE

= 0,45) en el posttest, evidenciando un incremento sustancial en las puntuaciones posteriores a la intervención. Al desglosar este comportamiento por dimensiones, se observa lo siguiente:

- a. En la dimensión eficiencia, la media aumentó de 2,68 a 4,22.
- b. En la dimensión eficacia, la media transitó de 2,75 a 4,39.
- c. En la dimensión satisfacción, se registró un cambio favorable de 2,73 a 4,30.

Asimismo, se observa una reducción en las desviaciones estándar en el posttest respecto al pretest en todas las dimensiones evaluadas (por ejemplo, en la variable general descendió de 0,49 a 0,45). Esta contracción estadística indica una menor dispersión en las respuestas y una mayor homogeneidad en la percepción de los participantes tras la implementación del sistema.

En términos descriptivos, la evidencia numérica constata un incremento general en las puntuaciones promedio en todas las dimensiones evaluadas tras el despliegue del sistema de Business Intelligence.

4.2. Estadística inferencial

El análisis inferencial se llevó a cabo con el propósito de determinar la significancia estadística de las variaciones observadas entre el pretest y el posttest. Como paso previo a la contrastación de hipótesis, se evaluó el supuesto de normalidad sobre las diferencias de las puntuaciones emparejadas ($D = \text{Posttest} - \text{Pretest}$). Considerando el tamaño de la muestra ($n = 30$), se aplicó la prueba de Shapiro-Wilk. Los resultados de esta prueba determinan la pertinencia de utilizar estadística paramétrica (prueba T de Student para muestras relacionadas) o no paramétrica (prueba de los rangos con signo de Wilcoxon).

4.2.1. Pruebas de normalidad

Para decidir el procedimiento estadístico adecuado, se analizó la distribución de las diferencias correspondientes a la variable general y sus tres dimensiones (Posttest - Pretest). Se planteó el siguiente sistema de hipótesis:

- Hipótesis Nula: Las diferencias entre las mediciones del posttest y pretest presentan una distribución normal.
- Hipótesis Alternativa: Las diferencias entre las mediciones del posttest y pretest no presentan una distribución normal.

Siendo la regla de decisión:

- Si el valor p es menor igual a 0,05 se rechaza la hipótesis nula.
- Si el valor p es mayor a 0,05 no se rechaza la hipótesis nula.

Tabla 4

Prueba de normalidad de la variable general y sus dimensiones

Variable	Estadístico (K-S)	gl (K-S)	Sig. (K-S)	Estadístico (S-W)	Gl (S-W)	Sig. (S-W)
Dif_Eficiencia	0,396	30	0,000	0,581	30	0,000
Dif_Eficacia	0,412	30	0,000	0,638	30	0,000
Dif_Satisfaccion	0,398	30	0,000	0,602	30	0,000
Dif_AnalisisPrecios	0,402	30	0,000	0,590	30	0,000

*Nota. > * (K-S): Kolmogorov-Smirnov ^a (S-W): Shapiro-Wilk gl: Grados de libertad ^a Corrección de significación de Lilliefors*

Los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk (Tabla 3) indican que el valor de significancia (p) para las diferencias de la variable general y de sus tres dimensiones es de 0,000. Dado que este valor es menor al nivel crítico establecido ($\alpha = 0,05$), se rechaza la hipótesis nula (H_0).

Por lo tanto, se concluye que las diferencias de las puntuaciones no presentan una distribución normal. Este hallazgo metodológico determina el uso de estadística no paramétrica para la contrastación de las hipótesis, empleando específicamente la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon.

4.2.2. Contrastación de hipótesis

Para evaluar si la implementación del sistema de Business Intelligence generó cambios estadísticamente significativos en la empresa Sur Amazónico IRL, se aplicó la prueba no paramétrica de los rangos con signo de Wilcoxon. Esta prueba permite contrastar las variaciones entre las mediciones emparejadas del pretest y posttest.

El contraste estadístico se rige bajo el siguiente sistema de hipótesis y regla de decisión:

Hipótesis nula (H0): La implementación del sistema de Business Intelligence no mejora significativamente el Análisis del Comportamiento de Precios (ni sus dimensiones) en la empresa Sur Amazónico IRL.

Hipótesis alterna (H1): La implementación del sistema de Business Intelligence mejora significativamente el Análisis del Comportamiento de Precios (y sus dimensiones) en la empresa Sur Amazónico IRL.

Regla de decisión:

Si el nivel de significancia (Sig. asintótica bilateral) es menor igual que 0,05, se rechaza la hipótesis nula (H0).

Si el nivel de significancia (Sig. asintótica bilateral) es mayor que 0,05, no se rechaza la hipótesis nula (H0).

A continuación, se presenta la tabla resumen con los estadísticos de prueba obtenidos para la hipótesis general y las hipótesis específicas.

Tabla 5

Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para la variable general y dimensiones

Hipótesis	Variable Dimensión	Estadístico Z	Sig. asintótica (bilateral)
H. General	Análisis de Precios	-4,725 ^b	0,000
H. Específica 1	Eficiencia	-4,774 ^b	0,000
H. Específica 2	Eficacia	-4,814 ^b	0,000
H. Específica 3	Satisfacción	-4,824	0,000

Nota. ^b Basado en los rangos negativos. Nivel de significancia $\alpha = 0,05$. Datos procesados en IBM SPSS.

4.2.2.1 Contrastación de la Hipótesis General (HG)

El contraste de la variable general Análisis del Comportamiento de Precios mediante la prueba de Wilcoxon reportó un estadístico $Z = -4,725$ con una significancia asintótica bilateral de $p < 0,001$. Al ser este valor inferior al nivel crítico establecido ($0,000 < 0,05$), se rechaza la hipótesis nula (H0). En consecuencia, se determina que la implementación del sistema de Business Intelligence mejora significativamente el análisis del comportamiento de precios en la empresa Sur Amazónico IRL. Los datos de rangos confirman que en 28 de los 30 casos evaluados se observó un incremento en las puntuaciones tras la intervención tecnológica.

4.2.2.2 Contrastación de las Hipótesis Específicas (HE)

Dimensión Eficiencia (HE1): La prueba estadística arrojó un valor $Z = -4,774$ con una significancia de $p < 0,001$, procediéndose al rechazo de la hipótesis nula. Los resultados indican que el sistema automatizado generó un cambio significativo en la optimización de tareas operativas y el manejo de tiempos de respuesta.

Dimensión Eficacia (HE2): Se obtuvo un estadístico $Z = -4,814$ y un p-valor de $p < 0,001$, lo que permite rechazar la hipótesis nula. Se evidencia que la integración de modelos predictivos mediante Random Forest incrementó significativamente la precisión en el análisis de precios comparado con los métodos manuales previos.

Dimensión Satisfacción (HE3): El análisis devolvió un valor $Z = -4,824$ y una significancia de $p < 0,001$, rechazándose la hipótesis nula. Los valores registrados confirman que el nivel de aceptación y utilidad percibida por el personal respecto a la plataforma es estadísticamente superior al estado inicial del estudio.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN

La presente investigación evaluó el impacto de una arquitectura de Business Intelligence integrada con algoritmos de Machine Learning en la gestión analítica de Sur Amazónico IRL. A continuación, se discuten los hallazgos en función de los objetivos planteados y el contraste con la literatura científica vigente.

5.1. Impacto en el Análisis del Comportamiento de Precios (Objetivo General)

En relación con el objetivo general, la contrastación mediante la prueba de Wilcoxon evidenció que el sistema mejoró significativamente el análisis de precios, elevando la percepción de desempeño de una media de 2,72 a 4,30. Este hallazgo guarda simetría con lo expuesto por Del Carpio Chang (2022), quien identificó que el Business Intelligence (BI) no solo optimiza reportes, sino que reduce drásticamente las desviaciones de costos. La convergencia entre ambos estudios sugiere que la transición de métodos empíricos a sistemas basados en datos otorga a la organización una ventaja competitiva basada en la evidencia y no en la intuición.

5.2. Optimización de la Eficiencia Operativa (Objetivo Específico 1)

En cuanto a la eficiencia, se registró un incremento promedio de 2,68 a 4,22. Este salto cualitativo valida que el sistema redujo el esfuerzo procedimental del personal de Sur Amazónico IRL. Al comparar este resultado con los hallazgos de Saucedo Ruiz (2022) y Yetgin y Altas (2025), se confirma una tendencia global: la automatización mediante BI logra reducciones de tiempo superiores al 90% en la extracción de datos. Lo discutido aquí refuerza la premisa de que la eficiencia no es solo "hacerlo más rápido", sino liberar al colaborador de tareas mecánicas para enfocarse en la interpretación estratégica de la información.

5.3. Mejora en la Eficacia de las Decisiones (Objetivo Específico 2)

Respecto al segundo objetivo, la eficacia registró el crecimiento más alto del estudio, pasando de 2,75 a 4,39. Este resultado es crucial, pues valida el uso del algoritmo Random Forest Regressor en la predicción de precios. Tal como sostiene Zepa Ramírez (2020), la visualización centralizada permite decisiones más estratégicas. La discusión aquí se profundiza al considerar que, a diferencia de los informes estáticos mencionados por Gomero Beltrán (2024), nuestra solución ofrece un componente

predictivo, lo que eleva la eficacia de la empresa Sur Amazónico IRL de un nivel reactivo a uno proactivo.

5.4. Satisfacción y Adopción Tecnológica (Objetivo Específico 3)

La satisfacción del personal experimentó una evolución de 2,73 a 4,30. Este nivel de aceptación se alinea con el estudio de Nazar Ruiz (2022), indicando que el software no solo es funcional, sino que posee una usabilidad óptima. La importancia de este hallazgo radica en que la eficacia técnica del sistema de BI se ve potenciada por la confianza del usuario. El hecho de que el 93,3% de la muestra presentara rangos positivos sugiere que la herramienta logró mitigar la resistencia al cambio, un factor crítico en la implementación de nuevas tecnologías en PyMEs peruanas.

5.5. Implicancias, Limitaciones y Fortalezas

Las implicancias prácticas de este estudio para Sur Amazónico IRL son directas: se ha institucionalizado una cultura orientada a datos. No obstante, se reconoce como limitación el diseño preexperimental y el tamaño de la muestra ($n=30$), factores que exigen cautela al generalizar estos resultados a corporaciones de mayor escala. Sin embargo, la fortaleza de la investigación reside en la triangulación de resultados estadísticos robustos con el uso de algoritmos avanzados de aprendizaje supervisado, marcando un precedente metodológico para la gestión comercial en la región.

CONCLUSIONES

La presente investigación permitió demostrar que la implementación de un sistema de Business Intelligence (BI), desarrollado bajo la metodología de Ralph Kimball e integrado con el algoritmo *Random Forest Regressor*, tuvo un impacto positivo y estadísticamente significativo en el proceso de análisis del comportamiento de precios en la empresa SUR AMAZÓNICO IRL. Mediante un diseño preexperimental, se obtuvo un incremento sustancial en las dimensiones evaluadas, con valores $p < 0,001$ en la prueba de Wilcoxon, lo que valida la hipótesis general del estudio y confirma que la transición hacia una arquitectura de datos avanzada optimiza la gestión comercial en el entorno local de Tacna.

En relación con el primer objetivo específico, orientado a implementar un sistema de Business Intelligence para mejorar la eficiencia, los resultados mostraron un aumento de la media de 2,68 a 4,22. Esta mejora representa una mayor agilidad en el procesamiento de la información y una reducción del tiempo destinado a tareas manuales. Se concluye que la automatización de los procesos de extracción y carga de datos permitió a los colaboradores actuar con mayor celeridad operativa, transformando procedimientos que anteriormente eran redundantes en un flujo de trabajo dinámico y centralizado.

Respecto al segundo objetivo específico, enfocado en optimizar la eficacia en el análisis del comportamiento de precios, se observó un incremento de la media de 2,75 a 4,39. Esto indica una mejora significativa en la precisión de las decisiones tomadas por los colaboradores, gracias a que el sistema BI permitió integrar datos históricos y procesarlos mediante modelos predictivos. Se concluye que el uso de *Random Forest* facilitó una visión más confiable y proactiva del mercado, permitiendo decisiones respaldadas por evidencia estadística que minimizan la incertidumbre en la fijación de precios estratégicos.

En cuanto al tercer objetivo específico, dirigido a mejorar la satisfacción de los usuarios en el proceso analítico, la investigación reportó un aumento de la media de 2,73 a 4,30. Este cambio evidencia una percepción altamente positiva del sistema por parte del personal, quienes valoraron la utilidad de los cuadros de mando y la facilidad de acceso

a indicadores clave. Se concluye que el sistema de BI no solo aportó mejoras en la capacidad técnica de la empresa, sino que también generó un entorno de trabajo más motivador y confiable para los tomadores de decisiones, asegurando una adopción tecnológica exitosa.

RECOMENDACIONES

Se recomienda a la gerencia de la empresa SUR AMAZÓNICO IRL institucionalizar el uso del sistema de Business Intelligence implementado, promoviendo una cultura organizacional donde el análisis del comportamiento de precios y la toma de decisiones estratégicas se fundamenten estrictamente en la evidencia de datos. Para garantizar la continuidad de estos beneficios, es imperativo establecer un cronograma de mantenimiento técnico para los flujos de integración de datos (ETL) y ejecutar planes de capacitación periódica que permitan al personal aprovechar las funcionalidades avanzadas de la herramienta ante las nuevas tendencias del sector comercial.

En relación con la eficiencia operativa, se sugiere escalar la arquitectura de BI hacia otras áreas neurálgicas de la organización, tales como logística, gestión de inventarios y atención al cliente. Dado que los resultados en el análisis de precios demostraron una reducción drástica en los tiempos de procesamiento, la expansión del sistema permitiría unificar la información corporativa en una única "verdad de datos", optimizando los procesos internos de forma integral y fortaleciendo la capacidad de respuesta de la empresa ante la volatilidad del mercado en Tacna.

Respecto a la eficacia en la toma de decisiones, se recomienda la configuración de indicadores clave de desempeño (KPIs) dinámicos y la implementación de un sistema de alertas tempranas dentro de los dashboards. Asimismo, para mantener la precisión del algoritmo Random Forest Regressor, se aconseja realizar reentrenamientos semestrales del modelo predictivo utilizando los nuevos datos históricos recolectados. Este enfoque proactivo permitirá que la empresa no solo analice el pasado, sino que refine constantemente sus pronósticos, asegurando que la fijación de precios sea siempre competitiva y alineada con los objetivos estratégicos.

En cuanto a la satisfacción del usuario y la adopción tecnológica, se propone establecer canales de retroalimentación técnica y funcional donde los colaboradores puedan reportar oportunidades de mejora en la visualización y usabilidad de la interfaz. Considerando que el éxito de un sistema de BI depende de su capacidad de adaptación a las necesidades reales del usuario, involucrar al personal en el proceso de mejora continua de los cuadros de mando fortalecerá el compromiso organizacional y

garantizará que la herramienta siga siendo un soporte intuitivo, confiable y de uso habitual en las operaciones diarias.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agrawal, A., Gans, J., y Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Ahmad, M. (2022). The impact of business intelligence on employee empowerment, the mediating role of information and communication technology (ICT): A field study on Jordanian universities - Zarqa Governorate. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/361177187_The_Impact_of_Business_Intelligence_on_Employee_Empowerment_the_Mediating_Role_of_Information_and_Communication_TechnologyICT_A_Field_Study_on_Jordanian_Universities_-_Zarqa_Governorate
- Astorga Salcedo, K. A. (2020). *Inteligencia de negocios y su influencia en la calidad de toma de decisiones del personal de negocios de la CMAC Tacna S.A.* [Tesis de maestría, Universidad Privada de Tacna].
- Bazerman, M. H., y Moore, D. A. (2017). *Judgment in Managerial Decision Making* (8th ed.). Wiley.
- Biau, G., y Scornet, E. (2015). A random forest guided tour. *Test*, 25(2), 197–227. <https://doi.org/10.1007/s11749-016-0481-7>
- Bose, R. (2019). Advanced analytics: Opportunities and challenges. *Industrial Management y Data Systems*, 119(7), 1478–1498.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cámara de Comercio, Industria y Producción de Tacna. (2023). *Reporte Económico Regional: Evolución comercial y empresarial en Tacna 2023*. Cámara de Comercio, Industria y Producción de Tacna. <https://www.camaratacna.org.pe/>
- Campbell, D. T., y Stanley, J. C. (2015). *Diseños experimentales y cuasiexperimentales en la investigación social*. Amorrortu Editores.
- Chávez Valdez, A., Morales, J., y Linares, L. (2020). *Aplicación de inteligencia de negocios en procesos administrativos: Un enfoque práctico*. Editorial Académica Española.
- Chen, H., Chiang, R. H., y Storey, V. C. (2017). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.

- Chen, L.-W., Hsieh, J. J. P.-A., y Rai, A. (2022). How does intelligent system knowledge empowerment yield payoffs? Uncovering the adaptation mechanisms and contingency role of work experience. *Information Systems Research*, 33(3), 1042–1071. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1097>
- CONCYTEC. (2022). Definiciones de tipos de investigación. Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica.
- Dale, R. (2019). Industry watch: Natural language processing in action. *Natural Language Engineering*, 25(1), 181–187.
- Davenport, T. H., y Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Dean, J. W., y Sharfman, M. P. (1996). Does decision process matter? A study of strategic decision-making effectiveness. *Academy of Management Journal*, 39(2), 368–392.
- Del Carpio Chang, M. (2022). Implementación de inteligencia de negocio para la mejora en la toma de decisiones en la empresa Consultel S.A.C. [Tesis de maestría, Universidad Peruana Unión].
- DeLone, W. H., y McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30.
- Eckerson, W. W. (2017). *Secrets of Analytical Leaders: Insights from Information Insiders*. Technics Publications.
- Efron, B., y Tibshirani, R. J. (1993). *An introduction to the bootstrap*. Chapman y Hall/CRC.
- Ego, C. (2022). Inteligencia de negocios para la gestión de subsidios en el área de bienestar social en una tienda retail, Lima, 2022. Retrieved from https://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/95727/Ego%20Aguirre_DCF-SD.pdf
- Espino Narváez, J. A. (2024). Sistema de Business Intelligence para optimizar la gestión comercial en una empresa de venta de repuestos [Tesis de pregrado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas].
- Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., y Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 3133–3181.

- Few, S. (2013). Information dashboard design: Displaying data for at-a-glance monitoring (2da ed.). Analytics Press.
- Few, S. (2017). Show Me the Numbers: Designing Tables and Graphs to Enlighten. Analytics Press.
- Field, A. (2013). Discovering statistics using IBM SPSS statistics (4ta ed.). SAGE Publications.
- Forrester Research. (2023). The Forrester Wave™: Augmented Business Intelligence Platforms, Q2 2023. Forrester Research. <https://www.forrester.com>
- Franco Anchante, S. E., y López Carpio, D. A. (2023). Inteligencia de negocios y gestión del conocimiento en el área de ventas en una empresa comercial [Tesis de maestría, Universidad César Vallejo].
- Gartner. (2024). Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms. Gartner. <https://www.gartner.com/en/documents/5063031>
- George, D., y Mallery, P. (2003). SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference. 11.0 update (4ta ed.). Allyn y Bacon.
- Gomero Beltrán, L. C. (2024). Inteligencia de negocios para la toma de decisiones en la gestión de usuarios libres para una empresa del sector eléctrico [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Ingeniería].
- Gómez-Gómez, M., Danglot-Banck, C., y Vega-Franco, L. (2003). Sinopsis de pruebas estadísticas no paramétricas. Cuándo usarlas. Revista Mexicana de Pediatría, 70(2), 91–99.
- González, F., Torres, M., y Rodríguez, J. (2017). Sistemas de información y su impacto en la toma de decisiones gerenciales. Revista Venezolana de Gerencia, 22(78), 246–265.
- Han, J., Kamber, M., y Pei, J. (2011). Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann.
- Harrington, J. (2025, January 6). *What is a machine learning life cycle?* Data Science PM. <https://www.datascience-pm.com/machine-learning-life-cycle/>
- Hernández-Sampieri, R., y Torres, C. P. M. (2018). Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta (6.ª ed.). McGraw-Hill Education.
- Howson, C. (2020). Successful Business Intelligence: Unlock the Value of BI y Big Data. McGraw-Hill Education.

- Howson, C., Richardson, J., Sallam, R., y Kronz, A. (2019). Magic quadrant for analytics and business intelligence platforms. Gartner, Inc.
- Huang, Z. X., Savita, K. S., y Zhong-jie, J. (2022). The business intelligence impact on the financial performance of start-ups. *Information Processing and Management*, 59(1). <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102761>
- Inquilla Paredes, R. (2019). Metodología de inteligencia de negocios en el proceso de toma de decisiones del rendimiento académico de la Universidad Nacional de Cañete [Tesis de maestría, Universidad Nacional Federico Villarreal].
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586.
- Kahneman, D., y Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.
- Keeney, R. L. (2020). Give Yourself a Nudge: Helping Smart People Make Smarter Personal and Business Decisions. Cambridge University Press.
- Keim, D., Andrienko, G., Fekete, J. D., Görg, C., Kohlhammer, J., y Melançon, G. (2008). Visual analytics: Definition, process, and challenges. En *Information visualization: Human-centered issues and perspectives* (pp. 154–175). Springer.
- Kimball, R., y Ross, M. (2013). *The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling* (3rd ed.). Wiley.
- Ladley, J. (2019). *Data Governance: How to Design, Deploy, and Sustain an Effective Data Governance Program*. Academic Press.
- Larson, D., y Chang, V. (2016). A review and future direction of agile, business intelligence, analytics and data science. *International Journal of Information Management*, 36(5), 700–710.
- Liu, B., et al. (2020). Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 13(1), 1–167.
- Lukyanenko, R., Maass, W., y Storey, V. C. (2022). Trust in artificial intelligence: From a foundational trust framework to emerging research opportunities. *Electronic Markets*, 32(4), 1993–2020. <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00605-4>
- MDPI. (2023). *2023 annual report*. MDPI. <https://doi.org/10.3390/annualreport2023>
- Mintzberg, H., Raisinghani, D., y Theoret, A. (1976). The structure of "unstructured" decision processes. *Administrative Science Quarterly*, 21(2), 246–275.

- Munzner, T. (2018). *Visualization Analysis and Design*. CRC Press.
- Nagle, T. T., y Müller, G. (2018). *The Strategy and Tactics of Pricing: A Guide to Growing More Profitably*. Routledge.
- Nazar Ruiz, W. A. (2022). Implementación de inteligencia de negocios para apoyar en la toma de decisiones informadas de la empresa “Sari Popular” [Tesis de pregrado, Universidad Técnica de Ambato].
- Norman, D., y Nielsen, J. (2016). *The definition of user experience (UX)*. Nielsen Norman Group.
- O'Donnell, G., Benita, S., y Johnstone, R. (2024). *Making government work: Five pillars of a modern, effective civil service*. Global Government Forum
- OECD. (2019). *OECD SME and Entrepreneurship Outlook 2019*. OECD Publishing.
- Otto, B. (2011). Data governance. *Business y Information Systems Engineering*, 3(4), 241–244.
- Pääkkönen, P., y Pakkala, D. (2015). Reference architecture and classification of technologies, products and services for big data systems. *Big Data Research*, 2(4), 166–186.
- Palomino Quispe, H. A. (2023). La inteligencia de negocios y la toma de decisiones en el proceso de admisión de una universidad pública en Cañete [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Cañete].
- Pamo Ferro, D. A. (2022). Implementación de inteligencia de negocios en la división de almacenes de Gnecco y Cía S.A.C. [Tesis de maestría, Universidad Nacional Mayor de San Marcos].
- Parmenter, D. (2015). *Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*. Wiley.
- Pedrosa, I., Juarros-Basterretxea, J., Robles-Fernández, A., Basteiro, J., y García-Cueto, E. (2015). Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿qué estadístico utilizar? *Universitas Psychologica*, 14(1), 245–254.
- Power, D. J., Sharda, R., y Burstein, F. (2018). Decision Support Systems. *Wiley Encyclopedia of Management*, 1–11.
- Razali, N. M., y Wah, Y. B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, 2(1), 21–33.

- Russell, S., y Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- Saffari, S. E., Ning, Y., Feng, X., Chakraborty, B., Volovici, V., Vaughan, R., Ong, M. E. H., y Liu, N. (2022). AutoScore-Ordinal: An interpretable machine learning framework for generating scoring models for ordinal outcomes. *BMC Medical Research Methodology*, 22, 286. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01770-y>
- Saucedo Ruiz, J. D. (2022). Implementación de Business Intelligence para mejorar la toma de decisiones en el área de ventas de la empresa La Sangu [Tesis de pregrado, Universidad Continental].
- Seiner, R. S. (2014). *Non-invasive data governance: The path of least resistance and greatest success*. Technics Publications.
- Shadish, W. R., Cook, T. D., y Campbell, D. T. (2002). *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Houghton Mifflin.
- Sharda, R., Delen, D., y Turban, E. (2021). *Analytics, Data Science, y Artificial Intelligence: Systems for Decision Support* (11th ed.). Pearson.
- Siegel, E. (2016). *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die*. Wiley.
- Simon, H. A. (1977). *The new science of management decision* (Ed. rev.). Prentice-Hall.
- Subrahmanian, E., Sousa Amaral, G., Bhat, T. N., Brady, M. C., Brady, K. G., Collard, J. N., Chouder, S., Dessauw, P. J., Dima, A. A., Keyrouz, W., Long, B., Elliott, J. T., Sexton, R., Lelouche, N. J., y Sriram, R. D. (2023). *An infrastructure for curating, querying, and augmenting document data: COVID-19 case study* (NIST IR 8479). National Institute of Standards and Technology. <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8479>
- Thomas, J. J., y Cook, K. A. (2005). *Illuminating the path: The research and development agenda for visual analytics*. IEEE Computer Society Press.
- Torres, A. (2018). Sistema móvil para la inteligencia de negocios del proceso de ventas en Schroth Corporación Papelera S.A.C., Lima - 2017. Retrieved from https://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/17730/Torres_CA_F.pdf
- Tunowski, R. (2020). Sustainability of commercial banks supported by business intelligence system. *Sustainability* (Switzerland), 12(11). <https://doi.org/10.3390/su12114754>

- Vassiliadis, P., y Koutras, A. (2020). A survey on extract–transform–load technology. *International Journal of Data Warehousing and Mining*, 16(2), 1–27.
- Wang, X. (2024, March 21). *How to choose the right demand forecasting model*. PredictHQ. <https://www.predicthq.com/blog/how-to-choose-the-right-demand-forecasting-model>
- Ware, C. (2020). *Information visualization: Perception for design* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
- Wende, K. (2007). A model for data governance – Organising accountabilities for data quality management. 18th Australasian Conference on Information Systems, 417–425.
- Wixom, B. H., y Watson, H. J. (2010). The BI-based organization. *International Journal of Business Intelligence Research*, 1(1), 13–28.
- Yetgin, S. A., y Altas, H. (2025). Analyzing the corporate business intelligence impact: A case study in the financial sector. *Applied Computing*, 48(2), 145–157.
- Yin, R. K. (2018). *Case study research and applications: Design and methods* (6ta ed.). SAGE Publications.
- Zerpa Ramírez, H. A. (2020). *Solución de inteligencia de negocios para soporte de decisiones en empresas de comercialización de mercancía* [Tesis de maestría, Universidad Nacional Abierta y a Distancia].

ANEXOS

Anexo 1 Matriz de consistencia

Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables Indicadores		Metodología
Problema general ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence mejora el proceso del análisis del comportamiento de precios?	Objetivo general Implementar un Business Intelligence para mejorar el proceso de análisis del comportamiento de precios	Hipótesis general Si se implementa un Business Intelligence entonces se mejorará el proceso de análisis del comportamiento de precios	Variable independiente - Business Intelligence Dimensiones - Innovación - Modelo analítico - Gestión del conocimiento		1. Tipo de investigación Aplicada 2. Diseño de investigación Preexperimental 3. Nivel de investigación Explicativo 4. Población 30 empleados en la empresa
Problemas específicos a. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence mejora la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios? b. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence optimiza la eficacia en el proceso de análisis del comportamiento de precios? c. ¿En qué medida la implementación de un Business Intelligence aumenta la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios?	Objetivos específicos a. Implementar un Business Intelligence para mejorar la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios. b. Implementar un Business Intelligence para optimizar la eficacia del análisis del comportamiento de precios. c. Implementar un Business Intelligence para mejorar la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios.	Hipótesis específicas a. Si se implementa un Business Intelligence, entonces mejorará la eficiencia en el proceso de análisis del comportamiento de precios. b. Si se implementa un Business Intelligence, entonces mejorará la eficacia en el proceso de análisis del comportamiento de precios. c. Si se implementa un Business Intelligence, entonces mejorará la satisfacción en el proceso de análisis del comportamiento de precios.	Variable dependiente - Análisis del comportamiento de precios Dimensiones - Eficiencia - Eficacia - Satisfacción Para los indicadores revisar la tabla de operacionalización de variables	Baremos a. Bajo (1.00 – 2.33): El proceso de análisis de precios es deficiente o inexistente. b. Medio (2.34 – 3.66): El proceso es regular, con presencia de tareas manuales y errores. c. Alto (3.67 – 5.00): El proceso es óptimo, automatizado y altamente confiable.	5. Muestra La muestra que se utilizará será igual al tamaño de la población 6. Técnicas Se utilizará la encuesta 7. Instrumentos Cuestionario

Anexo 2 Instrumento de medición

Encuesta:

Empleados que participan en el proceso de Tomas de decisiones.

Introducción:

Se aplicó un cuestionario estructurado dirigido a los empleados que participan directamente en el proceso de análisis del comportamiento de precios dentro de la empresa. Este instrumento fue inspirado del estudio realizado por Palomino (2023), quien desarrolló una herramienta validada para medir el análisis del comportamiento de precios en entornos organizacionales. El cuestionario se organizó en tres dimensiones: eficiencia, eficacia y satisfacción, y cada ítem fue valorado mediante una escala tipo Likert de cinco puntos (nunca, casi nunca, algunas veces, casi siempre, siempre). Esta herramienta permitió evaluar de forma precisa la percepción de los colaboradores respecto a la disponibilidad, calidad, precisión y utilidad de la información utilizada en el análisis del comportamiento de precios.

Tabla 6

Herramienta de encuesta para medir las dimensiones del análisis del comportamiento de precios

Dimensión Eficiencia						
Nº	Interacción de la Información	Nunca	Casi nunca	Algunas veces	Casi siempre	Siempre
1	¿El sistema de Business Intelligence le permite acceder de forma rápida y autónoma al historial de ventas y precios?					
2	¿La interfaz de la herramienta facilita la visualización ágil de las fluctuaciones de precios en el mercado?					
3	¿Logra interactuar con los datos transaccionales sin requerir soporte técnico constante?					

Nº	Precisión de la Información	Nunca	Casi nunca	Algunas veces	Casi siempre	Siempre
14	¿Las predicciones de precios generadas por el algoritmo reflejan con exactitud el comportamiento real del mercado?					
15	¿Considera que las sugerencias de precios arrojadas por el sistema poseen un margen de error mínimo?					
16	¿Los reportes generados contienen datos relevantes y exactos para salvaguardar la rentabilidad del producto?					
17	¿La información proporcionada por el modelo predictivo mitiga la incertidumbre al momento de fijar un nuevo precio?					
18	¿Confía plenamente en la veracidad de los datos analíticos proyectados por la herramienta de Business Intelligence?					
Dimensión Satisfacción						
Nº	Nivel de satisfacción	Nunca	Casi nunca	Algunas veces	Casi siempre	Siempre
19	¿Se encuentra satisfecho con la utilidad del sistema BI para fundamentar sus estrategias de fijación de precios?					
20	¿Considera que la herramienta tecnológica implementada ha mejorado significativamente su desempeño laboral?					

21	¿Siente que el sistema ha facilitado la transición de decisiones basadas en la intuición a decisiones basadas en evidencia?					
22	¿El grado de autonomía analítica que le brinda el sistema aumenta su seguridad al establecer tarifas comerciales?					
23	¿Considera que la plataforma de pronósticos cumple o supera sus expectativas operativas frente al análisis de mercado?					
24	¿Recomendaría el uso continuo de esta herramienta predictiva al resto del equipo estratégico de la empresa?					

Anexo 3 Desarrollo de la solución

I.I. Problema

Las pequeñas y medianas empresas (SMEs) del sector comercial en Tacna enfrentan serias limitaciones en la gestión de precios, inventario y análisis del comportamiento de precios estratégicas. Entre los principales problemas identificados se encuentran: retrasos en la actualización de precios, falta de herramientas analíticas que integren datos históricos con predicciones, dificultades en la optimización del inventario y carencia de reportes oportunos para los responsables de la gestión.

Esta situación genera ineficiencia operativa, pérdida de competitividad y limitaciones en la capacidad de respuesta ante cambios del mercado. En este contexto, se plantea la necesidad de desarrollar un sistema de Business Intelligence (BI) que, mediante la integración de un modelo dimensional de datos y un algoritmo de predicción de precios (Random Forest Regressor), permita a las SMEs mejorar la calidad de sus decisiones y optimizar la gestión de sus recursos.

I.II. Justificación

El desarrollo de esta solución tecnológica responde a la necesidad de dotar a las SMEs de Tacna de una herramienta moderna de análisis y predicción, que permita reducir la dependencia de procesos manuales y ofrecer un soporte confiable para el análisis del comportamiento de precios.

En el plano académico, el proyecto es pertinente ya que aplica el modelo dimensional de Kimball para el diseño del sistema de BI, reconocido como un estándar en la construcción de data warehouses, y lo complementa con técnicas de aprendizaje automático supervisado (Random Forest Regressor) para la generación de predicciones de precios.

En el plano empresarial, la propuesta contribuye a:

- Mejorar la eficiencia operativa de las SMEs al automatizar el análisis de datos.
- Incrementar la precisión en la fijación de precios y la gestión del inventario.
- Proporcionar reportes y dashboards dinámicos que fortalezcan la competitividad en el sector comercial.
- De esta manera, el proyecto aporta innovación tecnológica y aplicabilidad práctica, alineándose con los objetivos de transformación digital en el ámbito empresarial regional.

I.III. Objetivos

I.III.I. Objetivo general

Desarrollar un sistema de Business Intelligence que integre un modelo dimensional de datos y técnicas de predicción con Random Forest Regressor para apoyar el análisis del comportamiento de precios en las SMEs del sector comercial en Tacna.

I.III.II. Objetivos específicos

- Analizar los procesos actuales de gestión de precios e inventario en las SMEs de Tacna.
- Diseñar el modelo conceptual, lógico y físico del sistema de Business Intelligence.
- Implementar el modelo dimensional y el proceso ETL para la integración y transformación de los datos.
- Integrar el algoritmo Random Forest Regressor para la predicción de precios y tendencias de mercado.
- Desplegar dashboards interactivos y reportes en Power BI y SQL Server para facilitar el análisis de la información.

I.IV. Análisis

I.IV.I. Viabilidad

Tiene viabilidad técnica:

El proyecto cuenta con una sólida fundamentación técnica respaldada por el uso de algoritmos de inteligencia artificial, específicamente Random Forest Regression, que han demostrado ser efectivos en el análisis predictivo de datos. Además, se especifican claramente los requisitos de hardware y software necesarios para la implementación del sistema, asegurando que la infraestructura tecnológica disponible sea adecuada para su funcionamiento. La factibilidad técnica se ve reforzada por el análisis detallado de los riesgos conocidos y predecibles, así como por la planificación de controles para mitigarlos.

Tiene viabilidad financiera:

El análisis financiero realizado indica que el proyecto es económicamente viable, con un costo total de desarrollo dentro de un rango aceptable en comparación con los beneficios estimados. La relación beneficio-costos (B/C) y el Valor Actual Neto (VAN) muestran que la inversión generará retornos positivos a lo largo del tiempo. Además, se han identificado los costos operativos, los costos de

personal y otros gastos asociados al proyecto, lo que permite una evaluación completa de su viabilidad financiera.

Tiene viabilidad organizacional:

La Incubadora de Empresas de la Universidad Privada de Tacna cuenta con la estructura organizacional y los recursos necesarios para respaldar el desarrollo e implementación del proyecto. Además, su misión y visión están alineadas con los objetivos del proyecto, lo que garantiza un compromiso institucional con su éxito. La colaboración con las SMEs del sector comercial en Tacna proporciona una base sólida para la implementación del sistema, ya que estas empresas se beneficiarán directamente de las soluciones desarrolladas.

I.IV.II. Levantamiento de información.

Tabla 7

Tabla de Levantamiento de Información

Objetivo	Técnica	Sujeto	Tiempo	Información
Indicaciones de Usuario	Entrevista	Dueños de SMEs en Tacna	1 hora por c/u	- Dificultades en el Manejo de las SMEs - Retrasos en el análisis del comportamiento de precios para los productos - Dificultad con el costo asociado a sus productos

Muestra la forma en que se obtuvo la información

La "Tabla de Levantamiento de Información" es fundamental para comprender las necesidades y desafíos específicos que enfrentan los dueños de las SMEs en Tacna con respecto a la gestión y operación de sus negocios. Aquí se detalla cómo se recopilará y analizará la información clave para el desarrollo del proyecto.

Objetivo: Identificar las principales dificultades operativas y de análisis del comportamiento de precios que enfrentan los dueños de las SMEs. Esto incluye problemas con la gestión de costos, eficiencias operativas y la agilidad en el análisis del comportamiento de precios relacionadas con la fijación de precios y gestión de inventario.

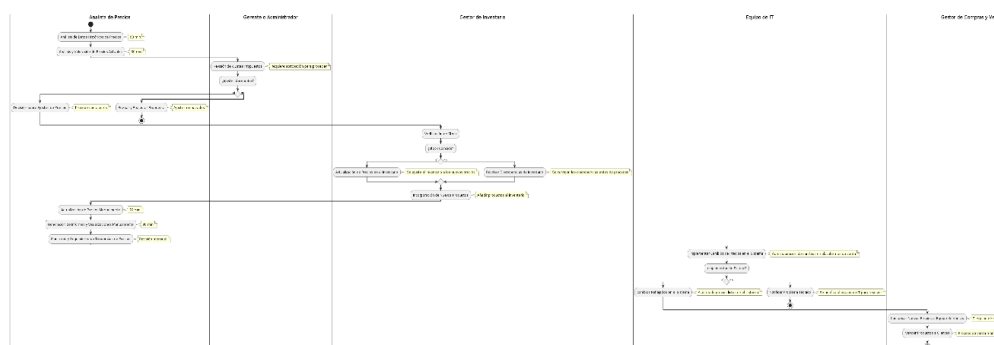
Técnica: Se utilizarán entrevistas estructuradas para recoger datos. Esta técnica permite una comunicación directa y personalizada con los dueños, facilitando un entendimiento profundo de sus experiencias y necesidades específicas.

Sujeto: Los sujetos de estudio serán los dueños de las SMEs en Tacna, quienes tienen la visión directa y experiencia en la gestión diaria y los desafíos estratégicos de sus negocios.

Tiempo: Cada entrevista durará aproximadamente una hora, tiempo durante el cual se espera obtener información detallada y relevante de cada dueño de SME.

I.IV.III. Procesos actuales y propuestos.

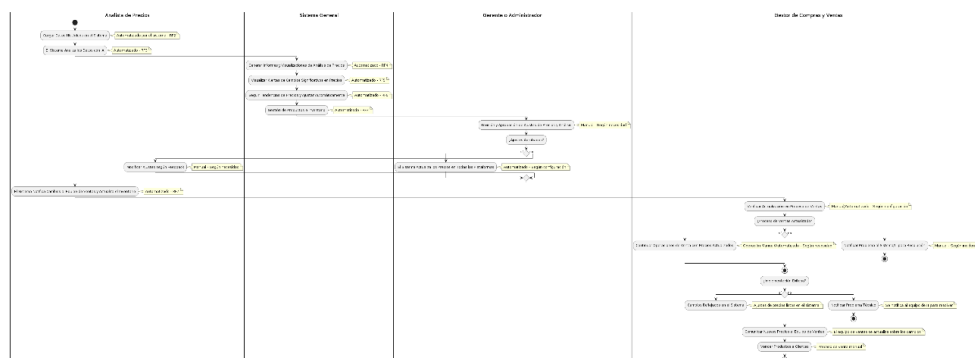
Diagrama del proceso actual (diagrama de actividades):



1. **Analista de Precios:** Comienza con el análisis de datos históricos de precios, lo cual toma alrededor de 60 minutos. Luego realiza un análisis y valoración de precios actuales, también estimado en 60 minutos.
2. **Gerente o Administrador:** Este perfil revisa los ajustes de precios propuestos por el Analista. La revisión necesita aprobación para que el proceso continúe. Si los ajustes son aprobados, el flujo prosigue; si no, el Analista debe revisar y reajustar la propuesta.
3. **Gestor de Inventario:** Realiza la verificación del stock actual de los productos. Si el stock coincide con los ajustes, se actualizan los precios en el inventario. Si hay discrepancias, estas deben resolverse antes de proceder. Además, se incorporan nuevos productos al inventario cuando es necesario.
4. **Analista de Precios:** Después de la aprobación, actualiza los precios manualmente en el sistema, lo que lleva alrededor de 20 minutos. También genera informes y visualizaciones de los precios, estimado en 30 minutos. Este rol también es responsable de monitorear y seguir las tendencias de precios, en una revisión que se realiza mensualmente.

5. **Equipo de IT:** Interviene para implementar los cambios de precios en todas las plataformas del sistema. Si la implementación es exitosa, el proceso continúa; de lo contrario, se debe notificar al equipo para que resuelva cualquier problema técnico.
6. **Gestor de Compras y Ventas:** Una vez que los precios están actualizados en el sistema, este perfil comunica los nuevos precios al equipo de ventas y lleva a cabo el proceso de venta manual con los clientes.

Diagrama del proceso propuesto (diagrama de actividades):



1. Analista de Precios

- **Cargar Datos Históricos en el Sistema:** El sistema automáticamente carga y almacena datos históricos, que pueden ser utilizados para análisis y referencia futura. Este proceso es completamente automatizado por el sistema, asegurando una rápida disponibilidad de los datos para su análisis (RF2).
- **Análisis de Datos con IA:** Utilizando algoritmos de inteligencia artificial, el sistema analiza los datos cargados para detectar tendencias, patrones y posibles ajustes de precios (RF3).

2. Sistema General

- **Generar Informes y Visualizaciones:** Basado en los análisis realizados, el sistema genera informes detallados y visualizaciones que ayudan a entender el comportamiento del mercado y los precios (RF4).
- **Visualización de Alertas:** El sistema identifica y muestra alertas sobre cambios significativos en los precios, permitiendo acciones rápidas y ajustes proactivos (RF5).
- **Seguimiento de Tendencias de Precios y Ajustes Automáticos:** El sistema sigue continuamente las tendencias del mercado y ajusta los

precios automáticamente según las configuraciones establecidas, reduciendo la carga de trabajo manual y aumentando la reactividad del negocio (RF6).

- **Gestión de Productos e Inventario:** Automáticamente actualiza el inventario y gestiona la disponibilidad de productos en respuesta a los cambios del mercado y las decisiones internas (RF7).

3. Gerente o Administrador

- **Revisión y Aprobación:** A pesar de la automatización, los ajustes críticos de precios y análisis requieren revisión y aprobación manual por parte de un gerente o administrador para asegurar que las decisiones automáticas están alineadas con la estrategia empresarial.

4. Implementación de Cambios

- Si los ajustes son aprobados, el sistema automáticamente actualiza los precios en todas las plataformas de ventas y sistemas relacionados, asegurando una implementación coherente y simultánea en todos los canales (Automatizado).
- Si los ajustes no son aprobados, el Analista de Precios debe modificar los ajustes según el feedback recibido para realinear la estrategia de precios con las expectativas del negocio (Manual).

5. Notificación y Actualización de Inventario

- El sistema notifica al equipo de ventas sobre los nuevos precios y actualiza automáticamente el inventario para reflejar los cambios en los precios (Automatizado).

6. Gestor de Compras y Ventas

- Verifica la actualización en el proceso de ventas para asegurarse de que los nuevos precios están siendo aplicados correctamente. Si todo está en orden, las operaciones de venta continúan con los precios actualizados. Si hay problemas, se notifica al sistema o al equipo de IT para su resolución, asegurando que los problemas se resuelven rápidamente para mantener la operatividad y precisión en el proceso de ventas (Manual/Automatizado).

I.IV.IV. Requerimientos funcionales y no funcionales.

Cuadro de requerimientos funcionales inicial

La "Tabla de Requerimientos Funcionales Iniciales" es esencial para definir las capacidades y funcionalidades básicas que el sistema debe ofrecer para cumplir con los objetivos del proyecto. Aquí se describen las funciones específicas que el software necesita implementar para permitir una gestión eficiente del pricing en las SMEs:

Tabla 8

Tabla de Requerimientos Funcionales Iniciales

Nro.	Requerimiento funcional
F1	El sistema debe permitir a los usuarios iniciar sesión.
F2	Los usuarios deben poder cargar datos de precios en el sistema.
F3	El sistema debe ser capaz de analizar los datos de precios.
F4	Los usuarios deben poder ajustar los precios según los análisis realizados por el sistema.
F5	El sistema debe generar informes sobre los análisis de precios.
F6	El sistema debe generar informes y visualizaciones sobre el análisis de precios y las tendencias del mercado.
F7	El sistema debe permitir la configuración de alertas para cambios significativos en los precios o condiciones del mercado.
F8	El sistema debe permitir el seguimiento de tendencias de precios a lo largo del tiempo.
F9	El sistema debe integrarse con plataformas de comercio electrónico para sincronizar los precios. (comparten Base de datos)

F10	El sistema debe incluir un módulo de gestión de inventario para optimizar la fijación de precios en función de la disponibilidad de productos.
F11	El sistema debe permitir la gestión de compras y ventas, actualizando automáticamente el inventario y los precios.

Cuadro de Requerimientos No funcionales

La "Tabla Requerimientos No funcionales" complementa a la anterior especificando aspectos de calidad que el sistema debe cumplir para asegurar su utilidad, eficacia y aceptación por parte de los usuarios:

Tabla 9

Tabla Requerimientos No funcionales

Nro.	Requerimientos No Funcionales	Descripción
RNF - 01	Funcionalidad	Agiliza el proceso que hacen los empleados en registrar productos y en la atención al cliente con sus productos.
RNF - 02	Confiabilidad	Presenta una tolerancia a fallos debido a que contiene una base de datos que soporta varias consultas y su tiempo de recuperación busca ser el mínimo siguiendo patrones en su diseño.
RNF - 03	Usabilidad	Esta implementada con interfaces que hacen que el usuario puede interactuar con el sistema con facilidad debido a que se tiene el principio de universalidad en el cual los usuarios ya saben cómo funciona una página web.

RNF - 04	Eficiencia	El sistema será para varios dispositivos ya que es web haciendo que los recursos de preferencia sean mínimos, de manera que la página cargue de mejor manera.
-------------	------------	---

Cuadro de Requerimientos Funcionales Final

La "Tabla Requerimientos Funcionales Final" es una evolución de la Tabla 2, donde se especifican con más detalle los requerimientos funcionales, incluyendo su relación con los casos de uso específicos, los autores responsables de cada función y la prioridad de implementación de cada uno, lo que es crucial para la planificación y asignación de recursos del proyecto:

Tabla 10

Tabla Requerimientos Funcionales Final

Nro.	Requerimiento funcional	Caso de uso	Autores	Prioridad
RF1	El sistema debe permitir a los usuarios iniciar sesión.	Iniciar sesión	Dueño	4
RF2	Los usuarios deben poder cargar datos de precios en el sistema.	Cargar datos Históricos	Dueño	2
RF3	El sistema debe ser capaz de analizar los datos de precios.	Analizar Datos con IA	Dueño	1
RF4	El sistema debe generar informes sobre los análisis de precios.	Generar Informes y Visualizaciones	Dueño	2
RF5	El sistema debe permitir la visualización de alertas.	Visualizar alertas	Dueño	3
RF6	El sistema debe permitir el seguimiento de tendencias de precios.	Seguir tendencias de precios	Dueño	2
RF7	Gestión de productos para cambiar la disponibilidad.	Gestionar Productos	Dueño	3
RF8	El sistema debe permitir visualizar la compra y venta de los productos así como gestionar sus cambios	Gestionar Compras y Ventas	Dueño	1

RF9	El sistema debe guardar los planes de acción cuando se consulte las predicciones	Guardar Predicciones	Dueño	3
-----	--	----------------------	-------	---

**Prioridad definida por Implementación, describe los requerimientos finales*

Reglas de Negocio

- El precio de venta de un producto no puede ser inferior al costo de adquisición. Las alertas de precios deben ser configurables según las necesidades y preferencias.

I.V. Diseño de la solución

I.V.I. Perfiles de usuario

- Analista de precios: responsable de cargar y analizar los datos de precios, así como de generar informes y ajustar estrategias.
- Gestor de inventario: Encargado de gestionar el inventario de productos y supervisar las operaciones de compra y venta.

I.V.II. Modelo conceptual

I.V.II.I. Diagrama de paquetes

Figura 1 Diagrama de paquetes del sistema

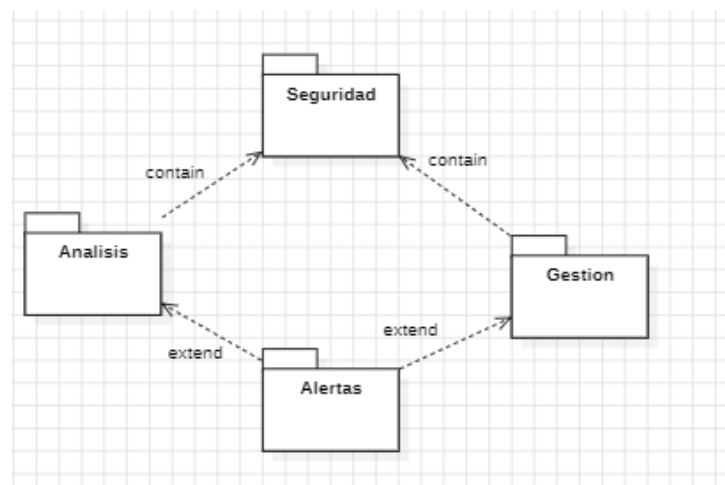


Figura que describe cómo se van a comunicar los paquetes del sistema

Descripción: Este diagrama representa la estructura modular del sistema de gestión de precios, destacando los módulos principales: Seguridad, Análisis, Gestión y Alertas. Cada módulo contiene funciones específicas que contribuyen al flujo general de operaciones dentro del sistema.

Módulo de Seguridad: Incluye funcionalidades para iniciar sesión y mantener la integridad del sistema.

Módulo de Análisis: Responsable de cargar y analizar datos históricos, seguir tendencias de precios y generar informes.

Módulo de Gestión: Encargado de la gestión de productos y transacciones comerciales.

Módulo de Alertas: Extiende su funcionalidad para notificar a los usuarios sobre cambios significativos en el mercado o en los precios.

Fuente: Adaptado del marco de trabajo para sistemas de gestión de precios, basado en las prácticas recomendadas de seguridad y análisis de datos.

I.V.II.II. Diagrama de casos de Usos

Este diagrama de casos de uso proporciona un desglose detallado de las interacciones de los usuarios con el sistema, especificando cómo los distintos actores interactúan con las funciones del sistema.

Actores: Analista de precios y Gestor de inventario.

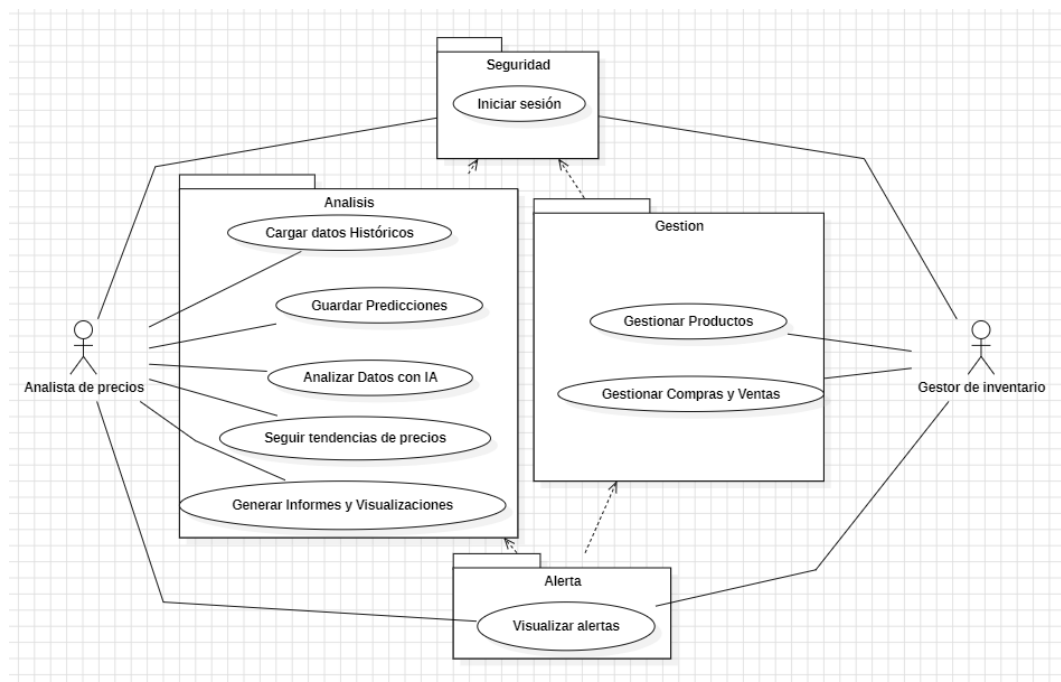
Funcionalidades principales:

Análisis: Incluye la carga de datos, análisis mediante inteligencia artificial, seguimiento de tendencias y generación de informes.

Gestión: Administración de productos y compras/ventas.

Alertas: Visualización de alertas en tiempo real para cambios significativos.

Figura 2 Diagrama de casos de uso sistema



Describe gráficamente los diagramas de caso de uso en los paquetes

I.V.II.III. Escenarios de caso de uso (narrativa)

Caso de Uso: Iniciar sesión

Precondiciones:

- El usuario debe estar registrado en el sistema.
- El sistema debe estar accesible desde el navegador del usuario.

Narrativa:

Tabla 11

Narrativa de Caso de uso Iniciar Sesión

Caso de Uso	Iniciar Sesión	CU01
Actores	Usuario Cualquiera	
Descripción	El usuario desea ingresar al sistema	
Precondiciones	Estar Registrado en el sistema	
FLUJO	ACCION: LOGIN	
NORMAL	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA
	1. Accede a la página de inicio de sesión.	2. El sistema muestra la página de inicio de sesión con campos para ingresar "username"y "password",

		además de un botón “Login” para ingresar y por encima otro texto “Recover Password” el cual lo lleva al proceso para recuperar su contraseña. La pantalla de inicio de sesión es clara y simple, predominando los tonos azules oscuros con campos bien centrados en la parte izquierda ocupando el 50% de la pantalla, además el “password” debe estar oculto por “*” y al lado de este debe ir un símbolo en forma de ojo para ver la contraseña, en la parte inferior de estos campos debe estar el botón “Login”.
	2. Ingresa su “Username”, “password” y le da click sobre un boton “login”.	3. El sistema valida las credenciales ingresadas. Si son válidas, procede a ingresar al sistema.
FLUJO DE EXCEPCIÓN	3a. Si no son válidas, muestra un mensaje de error debajo del boton “Login” en un banner rojo indicando “Session login failed”. 3b. Ingresa a una vista general, pero los campos del dashboard se aperturan segun el rol que ha sido verificado	
FLUJO NORMAL	ACCION: RECOVER PASSWORD	
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA
	1. Decide recuperar contraseña dándole clic sobre el texto “Recover Password”.	2. El sistema le solicita que introduzca su correo electrónico para enviar un código de verificación dándole clic al botón “Send”

		Esta interfaz debe tener un texto de titulo grande arriba que diga "Recover Password" y debajo el campo de "Email" con un texto encima que diga "Send Code to Email" y un texto dentro del campo que contenga "Insert Email"
	3. Ingresa su "email" del cual desea recuperar la cuenta y da clic sobre el botón "Send"	4. El sistema valida que el texto ingresado este en formato de email valido y muestra la interfaz de recuperación de cuenta con un titulo grande encima que diga "Recover Password" luego debe tener los campos de ingresar el código que se le va a enviar al correo del usuario, el texto base del campo debe ser "Insert Code" con un texto encima que diga "Code", además del campo de la nueva contraseña con un texto base de "Insert New Password" y un texto encima que diga "New Password" el cual tendrá las letras ocultas por "*" acompañado de un botón en forma de ojo para que pueda visualizar lo ingresado y finalmente en la parte inferior de los campos debe ir un botón "Recover".
	5. Ingresa el código recibido y su nueva contraseña,	6. El sistema verifica el código y permite al usuario establecer

	luego le da clic al botón “Recover”.	la nueva contraseña. Redirige al usuario a la página de inicio de sesión para que intente ingresar con las nuevas credenciales.
FLUJO DE EXCEPCIÓN	4. Si el correo no es válido muestra un mensaje debajo solicitando que ingrese un email valido “insert a valid email”	
	6. En caso el código sea incorrecto aparecerá un mensaje debajo del botón que diga “Invalid Code”	

Se describe la narrativa del CU01

Figura 3
Login del sistema

The screenshot shows a web application window titled "Login Form". The main content area has a white background and features the title "SISTEMA DE PRICING" in a bold, dark font. Below the title, there are two input fields: "Username" with a placeholder "Insert Username" and a user icon, and "Password" with a placeholder "Insert Password", a password icon, and a toggle eye icon. A "Recuperar contraseña" link is positioned to the right of the password field. A dark blue "Login" button is centered below the inputs. The right side of the window is a dark blue sidebar with rounded corners. The window has standard OS window controls (minimize, maximize, close) in the top right corner.

Figura 4
Login con error del sistema

This screenshot shows the same login interface as Figure 3, but with an error message. The window title is "Login Form 2". The "Username" and "Password" fields, the "Recuperar contraseña" link, and the "Login" button are all present. A prominent red rounded rectangle at the bottom of the form contains the white text "Intento de iniciar sesion fallido". The dark blue sidebar and window controls remain the same.

Figura 5
Login Recuperar Cuenta

Recover Password

New Password

Insert New Password

Code

Insert Code

Recover



Caso de Uso: Cargar datos Históricos

Tabla 12

Narrativa Caso de Uso: Cargar datos Históricos

Caso de Uso	Cargar datos Históricos		CU02
Actores	Analista de precios		
Descripción	El usuario desea cargar los datos de las compras sobre un producto		
Precondiciones	El usuario debe haber ingresado en el sistema (CU1) El usuario debe contar con un archivo de datos de precios en formato adecuado (JSON o CSV) disponible para cargar.		
FLUJO NORMAL	ACCION: CARGAR DATOS		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El analista de precios da click sobre la sección de "Upload Data" en la parte izquierda de un panel de dashboard.	2. El sistema le muestra una interfaz con un título que diga "Upload Data Pricing" debajo se proporciona un área clara y accesible para seleccionar o arrastrar un archivo con un texto "Drop files here or browse", considere que el texto browse debe estar resaltado, además de un botón debajo que tiene el texto "Upload Data"	
	3. El analista de precios da clic sobre el botón el texto "browse" para subir el archivo que contiene los datos de precios para cargar sobre la interfaz.	4. El sistema abre una ventana de carga de archivos para que busque el usuario el archivo que desea subir	
	4. El analista de precios selecciona el archivo que desea subir	5. Valida el formato del archivo (acepta formatos JSON o CSV) a su vez realiza la	

		verificación de que debe tener los atributos correspondientes los cuales son (event_time, event_type, product_id, category_id, category_code, brand, price, user_id, user_session, event_time_dt, event_time_ts).
	6. El analista de precios da click sobre el botón “Upload Data”.	7. Muestra un mensaje que afirma la subida de datos “Datos cargados exitosamente.Redirigiendo...” luego almacena en la base de datos lo subido a la vez que redirige a la página respectiva para mostrar una lista de los datos que han sido subidos.
	/	8. El sistema le muestra una interfaz donde aparecen los datos de los registros de los productos listados, con filtros como la fecha, el tipo de orden y su estado
FLUJO DE EXCEPCIÓN	3. el analista de precios puede arrastrar desde su computador el archivo que desea subir	
	5. Muestra un mensaje de error en caso el formato no sea el adecuado o si los campos no son los correctos que diga “review the format”	

Se describe la narrativa del CU02

Figura 6

Subir data de precios al dashboard del sistema

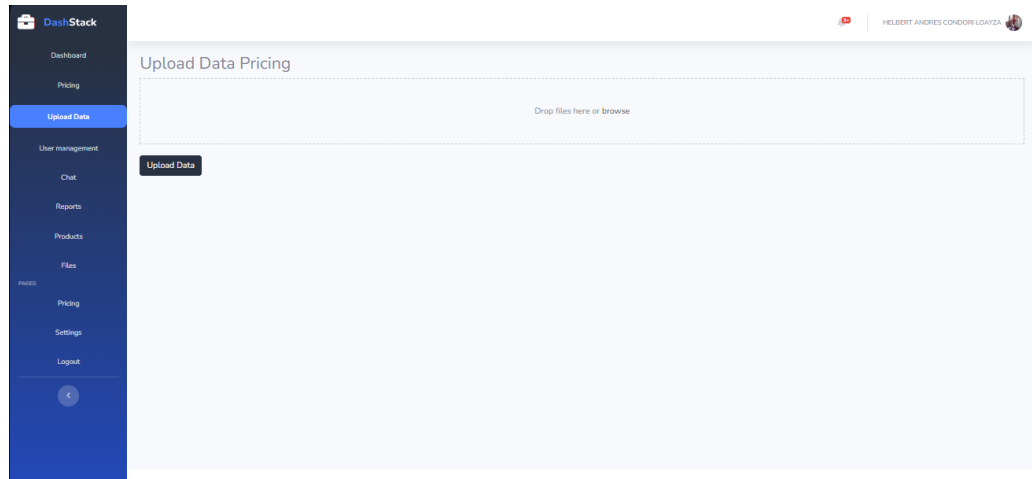


Figura 7

Vista Principal de la data subida

ID	NAME	ADDRESS	DATE	TYPE	STATUS
00001	Christine Brooks	089 Kutch Green Apt. 448	04 Sep 2019	Electric	Completed
00002	Rosie Pearson	979 Immanuel Ferry Suite 526	28 May 2019	Book	Processing
00003	Darrell Caldwell	8587 Frida Ports	23 Nov 2019	Medicine	Rejected
00004	Gilbert Johnston	788 Destiny Lake Suite 600	05 Feb 2019	Mobile	Completed
00005	Alan Cain	042 Mylene Throughway	29 Jul 2019	Watch	Processing
00006	Alfred Murray	543 Weimann Mountain	15 Aug 2019	Medicine	Completed
00007	Maggie Sullivan	New Scottieberg	21 Dec 2019	Watch	Processing
00008	Rose Todd	New Jon	30 Apr 2019	Medicine	On Hold
00009	Dollie Hines	124 Lyla Forge Suite 975	09 Jan 2019	Book	In Transit

Caso de Uso: Analizar Datos con IA

Tabla 13

Narrativa Caso de Uso: Analizar Datos con IA

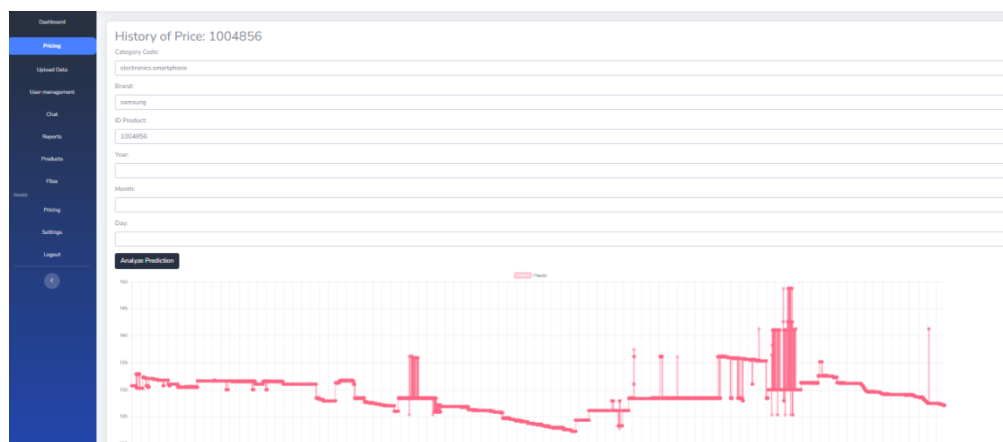
Caso de Uso	Analizar Datos con IA		CU03
Actores	Analista de precios		
Descripción	El usuario desea ver el análisis de datos según la IA		
Precondiciones	El analista debe estar autenticado y tener permisos para acceder al módulo de análisis de datos. (CU1) Debe existir data histórica cargada en el sistema para permitir un análisis.		
FLUJO NORMAL	ACCION: Analizar Datos		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El analista de precios da clic en la sección “pricing” en la parte izquierda de un panel de dashboard.	2. El sistema muestra la interfaz de Análisis de Precios la cual presenta un diseño con el título “Pricing”, además que presenta los filtros “Year” y otro “ID Product” Con 2 botones de debajo que son “Search” y “Analyze”	
	3. El analista de precios ingresa el ID del producto y da click sobre “Search”.	4. El sistema muestra una tabla que lista los datos del sistema por partes de 10 elementos para no sobrecargar la vista donde se encuentran los campos “Date Event”, “Type Event”, “ID Product”, “Code Category”, “Brand”, “Price”.	
	5. El analista de precios le da click sobre “Analyze”	6. Aparece una vista con titulo “History of Price” abajo de este se encuentran los campos “Category Code”, “Brand”, “ID Product”, “year”, “month”, “day” y un botón en la parte inferior de estos	

		campos que dice “Analyze Prediction” finalmente por debajo aparece un gráfico de puntos que a través de los días muestra como el precio ha ido variado a la vez que una predicción cuando se pasa de la fecha actual donde los puntos de datos se destacan al interactuar mostrando valores específicos (el precio y la fecha) como texto al pasar el puntero.
	7. El analista ingresa los parámetros “Year”, “Month” y “Day” y da click sobre “Analyze Prediction” para el análisis.	8. El sistema procesa los parámetros seleccionados y realiza el análisis de datos utilizando un algoritmo de IA mediante el modelo random forest regressor para brindar la cantidad del pricing para la fecha con el siguiente mensaje : “Prediction of price”
FLUJO DE EXCEPCIÓN	3. El analista puede darle click al botón “Search” sin ingresar algún id de producto	
	5. Si no se ha ingresado un id de producto en el campo de “ID Producto” aparecerá un mensaje de error que diga “Please enter a product ID to analyze.”	
	6. los campos tienen validadores que deben completarse mostrando un error por cada uno con el texto “introduce a valid value for {campo}”	

Se describe la narrativa del CU03

Figura 8

Vista de predicción de datos con IA



Caso de Uso: Generar Informes y Visualizaciones

Tabla 14

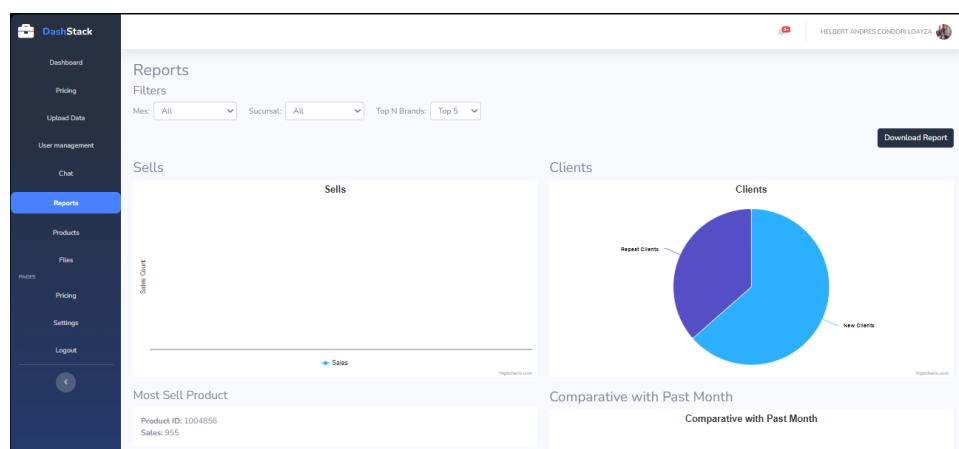
Narrativa Caso de Uso: Generar Informes y Visualizaciones

Caso de Uso	Generar Informes y Visualizaciones		CU04
Actores	Analista de precios		
Descripción	El usuario desea ver graficos y obtener los informes		
Precondiciones	1.El analista debe estar autenticado y tener permisos para acceder al módulo de informes.(CU1) 2. Debe haber datos suficientes de ventas y clientes almacenados para generar informes significativos.		
FLUJO NORMAL	ACCION: Generar Informes y Visualizaciones		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El analista de precios da un clic en la sección “Reports” en la parte izquierda de un panel de dashboard.	2. El sistema muestra diversos graficos según 2 filtros “Product” y “Month” ademas de tener un boton “Download Report” en la esquina superior derecha, los graficos son: montes de demanda con un titulo “Sells”, tiene de titulo “Clients” el cual menciona “New Clients” y “Repeated Clients” que visitaron la pagina, incluye una previsualización del producto más vendido con el titulo “Most Sell Product” ademas de una comparativa en la demanda de este mes con el anterior con el titulo “Comparative with Past Month”	

	3. El analista selecciona el “Month” y el “Product” que desea visualizar	4. El sistema procesa la solicitud y genera visualizaciones que incluyen gráficos mencionados en el paso 3. Continúa mostrando la misma página de interfaz con gráficos que ahora reflejan las selecciones específicas del analista, ofreciendo insights de su filtro.
	5. El usuario decide descargar el informe para una revisión dándole click en “Download Report”	6. El sistema inicia la descarga del informe en formato PDF.
FLUJO DE EXCEPCIÓN	No presenta	

Se describe la narrativa del CU04

Figura 9
Informes graficos del sistema basado en los productos



Caso de Uso: Visualizar alertas

Tabla 15

Narrativa Caso de Uso: Visualizar alertas

Caso de Uso	Visualizar alertas	CU05
Actores	Usuarios	
Descripción	El usuario desea visualizar las alertas de los productos	
Precondiciones	1.El usuario debe estar autenticado en el sistema.(CU1)	
FLUJO NORMAL	ACCION: Visualizar Alertas	
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA
	1. El Usuario da clic en la sección “Alerts” en la parte izquierda de un panel de dashboard la cual debe contener un numero al costado indicando cuantas alertas no se han leído.	2.- Muestra un titulo “Alerts” con una tabla con las columnas “Product Name”, “Category”, “Price”, “Alert” y “Status” como panel de alertas con las notificaciones actuales según un color vibrante rojo en la Alerta que esta configurada para los casos “Out of Stock” y “Price Out Of limit” ademas de tener un textbox de busqueda con un texto base “Search”
	3. El usuario revisa las alertas y decide las acciones a tomar, (como reordenar inventario o ajustar precios) luego modifica el estado a resuelto dando click sobre el estado.	4. El sistema cambia el estado de la alerta
FLUJO DE EXCEPCIÓN		
	ACCION: Visualizar Alertas Flujo alterno	

FLUJO ALTERNO	1. El usuario recibe una notificación en la parte superior al lado de su perfil demostrado como una campana, donde da click	2. El sistema agrega a la campana las alerta que vaya observando
	3. da click sobre la alerta dentro de la campana	4. el sistema redirige a la vista de "Alerts"

Se describe la narrativa del CU05

Figura 10
Alertas del sistema

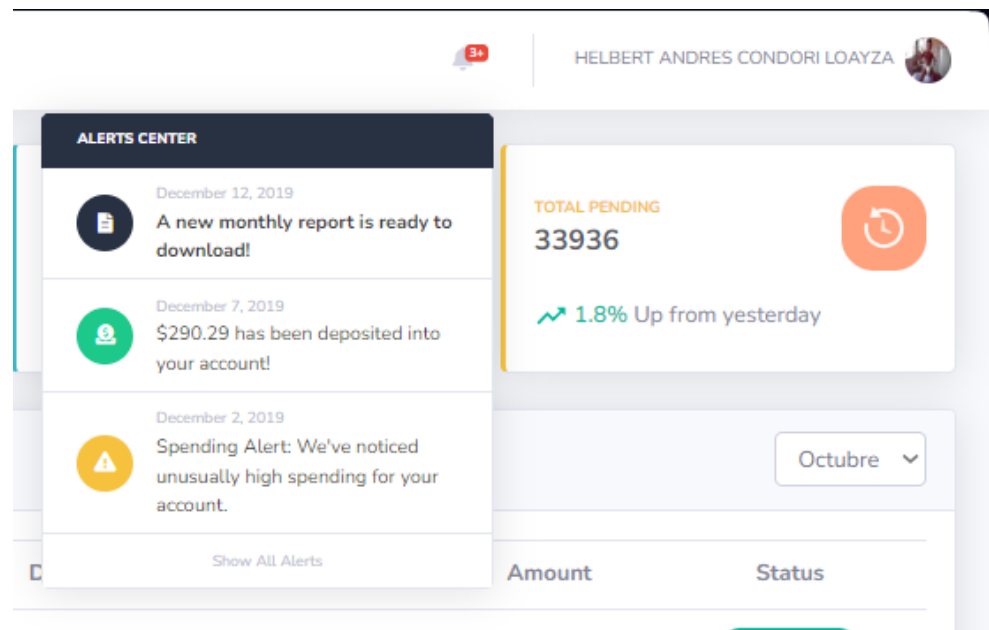
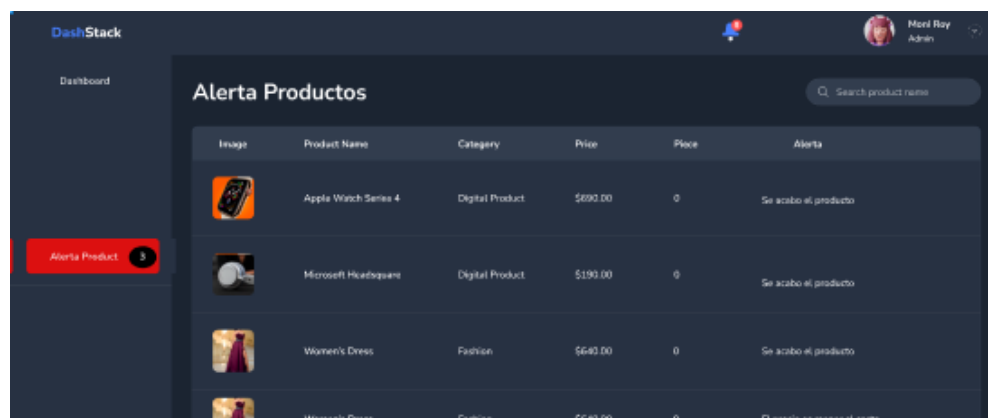


Figura 11
Vista Principal de alertas en el sistema



Caso de Uso: Seguir tendencias de precios

Tabla 16

Narrativa Caso de Uso: Seguir tendencias de precios

Caso de Uso	Seguir tendencias de precios		CU06
Actores	Usuarios		
Descripción	El usuario desea establecer una tendencia de precios para que el sistema lo actualice según IA		
Precondiciones	1. El analista debe estar autenticado en el sistema. (CU1) 2. El sistema debe tener datos históricos de precios cargados.		
FLUJO NORMAL	ACCION: Seguir tendencias de precios		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El usuario ingresa al módulo de "Chat" desde el dashboard en la parte izquierda.	2. En la parte superior además se listan sus últimas predicciones de precios en caso los tenga (según CU03) con unos checkbox para seleccionar; Se muestra la interfaz donde el usuario puede ingresar sus consultas para seguir las tendencias de precios en un textbox que tiene de título "IA CHAT" con un mensaje que diga: "write your message here" y un botón al lado que tenga "Send". En la parte inferior se muestran los mensajes, en caso no haya ninguno se menciona: "no messages yet", además de que cuenta con un botón "Save Report" para generar reportes de pdf según lo que le haya contestado el chat IA y	

		en el otro extremo está el botón “Clear Chat”.
	3. El usuario especifica el chat del cual desea obtener una respuesta y presiona enviar	4. Verifica el chat y prepara el sistema para realizar la búsqueda de los aspectos ingresados por el usuario según las configuraciones dadas por el usuario además de mantener un modelo de IA con Random Forest Regression de cómo responder desde el código.
	5. El usuario visualiza la respuesta y guarda dando click sobre “Save Report”.	6. Se descarga un pdf con la respuesta de la IA y a la vez es guardado en la base de datos mongodb .
FLUJO DE EXCEPCIÓN	4. En caso faltara un campo o no se haya ingresado correctamente el sistema debe mostrar una notificación de validación “Review the input of {campo}”	

ACCION: Tendencias con predicciones Flujo alterno	
FLUJO DE ALTERNO	3. En la parte superior además se listan sus últimas predicciones de precios en caso los tenga (según CU03) con unos checkbox para seleccionar; Se muestra la interfaz donde el usuario puede ingresar sus consultas para seguir las tendencias de precios en un textbox que tiene de título “IA CHAT” con un mensaje que diga: “write your message here” y un boton al lado que tenga “Send”. En la parte inferior se muestran los mensajes, en caso no haya ninguno se menciona: “no messages yet”, además de que cuenta con un botón “Save Report” para generar reportes de pdf según lo que le haya contestado el chat IA y en el otro extremo está el botón “Clear Chat”.
	1. El usuario ingresa al módulo de “Chat” desde el dashboard en la parte izquierda.
	3. El usuario selecciona su última predicción
	4. busca la consulta seleccionada y lo agrega al entrenamiento del mensaje a enviar para responder por el producto predicho y su precio
	5. El usuario especifica el chat del cual desea obtener una respuesta y presiona enviar
	6. Verifica el chat y prepara el sistema para realizar la búsqueda de los aspectos ingresados por el usuario

		según las configuraciones dadas por el usuario además de mantener un modelo de IA con Random Forest Regression de cómo responder desde el código.
	7. El usuario visualiza la respuesta y guarda dando click sobre "Report".	8. Se descarga un pdf con la respuesta de la IA y a la vez es guardado en la base de datos mongodb

Se describe la narrativa del CU06

Figura 12

Seguir las tendencias de precios en el sistema

The screenshot displays the DashStack dashboard. On the left is a dark blue sidebar with navigation links: Dashboard, Pricing, Upload Data, User management, Chat (highlighted), Reports, Products, Files, and a 'PRICES' section containing Pricing, Settings, and Logout. At the bottom of the sidebar is a back arrow icon. The main content area has a top header with the DashStack logo and a user profile for 'HELBERT ANDRES CONDOMI LOAYZA'. Below the header, the 'Lasts Predictions' section lists three entries in light blue boxes:

- Last Prediction: 2024-07-10 20:14:01, Marca: xiaomi, Predicción: 299.35, Categoría: Appliances Environment Vacuum, Producto: 3700779
- Last Prediction: 2024-07-06 14:26:59, Marca: samsung, Predicción: 1266.75, Categoría: Electronics Video Tv, Producto: 100006972
- Last Prediction: 2024-06-30 19:32:22, Marca: samsung, Predicción: 2040.60, Categoría: Electronics Video Tv, Producto: 1001941

Below the predictions is an 'IA Chat' window with a text input field labeled 'Put your message here...', a 'Send' button, and a message bubble stating 'No hay mensajes aún.' At the bottom of the chat window are 'Save Report' and 'Clear Chat' buttons.

Caso de Uso: Gestionar Productos

Tabla 17

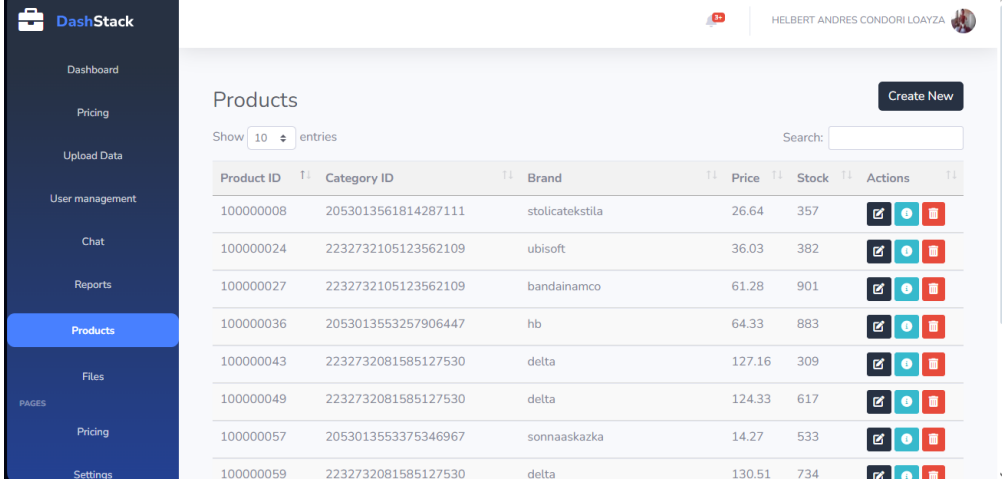
Narrativa Caso de Uso: Gestionar Productos

Caso de Uso	Gestionar Productos		CU07
Actores	Usuarios		
Descripción	El usuario desea hacer gestión de los productos desde el dashboard		
Precondiciones	1. El Gerente de productos debe estar autenticado en el sistema.(CU1)		
FLUJO NORMAL	ACCION: Editar Producto		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El usuario accede al módulo de gestión de productos "Products" en el dashboard en la parte izquierda del sistema.	2. El sistema muestra una lista de productos disponibles. Se puede ver una variedad de productos, cada uno con opciones para "Edit", además de un boton de "Create" en la esquina superior derecha. Detalle: Se muestra un diseño limpio y claro, con cada producto presentado con un nombre y precio, junto a opciones de acción	
	3. El usuario selecciona un producto para editar desde la lista de los productos dando clic en "Edit".	4. El sistema abre la interfaz de edición de productos, donde el usuario puede visualizar los campos y sus titulos como "name", "Category", "Brand" y "Price" del producto seleccionado además de un boton "Save Changes"	

		5. Ingresar los datos solicitados y selecciona el boton "Save Changes"	6. Valida que los campos han sido ingresados y guarda los cambios del producto
FLUJO DE EXCEPCIÓN		6. En caso faltara un campo o no se haya ingresado correctamente el sistema debe mostrar una notificación de validación "Review the input of {campo}"	
FLUJO ALTERNO	DE	ACCION: Agregar Producto	
		1. El usuario decide agregar un nuevo producto y selecciona la opción de "Create".	2. El sistema muestra un formulario para introducir los detalles del nuevo producto, incluyendo los campos y sus titulos como "Name", "Category", "Brand" y "Price" del producto seleccionado ademas de un boton "Create Product"
		3. Ingresar los datos solicitados y selecciona el boton "Create Product"	4. Valida que los campos han sido ingresados y agrega en un nuevo registro dentro de la base de datos los cambios del producto
FLUJO DE EXCEPCIÓN		4. En caso faltara un campo o no se haya ingresado correctamente el sistema debe mostrar una notificación de validación "Review the input of {campo}"	

Se describe la narrativa del CU07

Figura 13
Vista general de productos

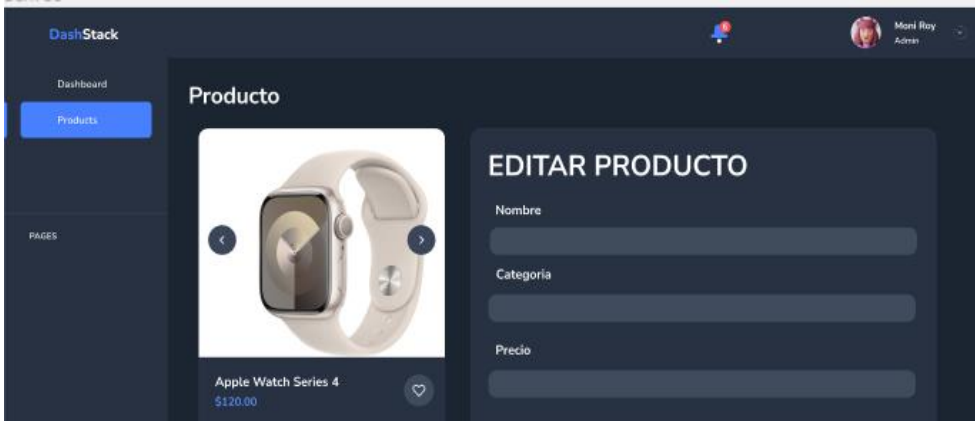


Products

Show 10 entries Search:

Product ID	Category ID	Brand	Price	Stock	Actions
100000008	2053013561814287111	stolicatekstila	26.64	357	[Edit] [Add] [Delete]
100000024	2232732105123562109	ubisoft	36.03	382	[Edit] [Add] [Delete]
100000027	2232732105123562109	bandainamco	61.28	901	[Edit] [Add] [Delete]
100000036	2053013553257906447	hb	64.33	883	[Edit] [Add] [Delete]
100000043	2232732081585127530	delta	127.16	309	[Edit] [Add] [Delete]
100000049	2232732081585127530	delta	124.33	617	[Edit] [Add] [Delete]
100000057	2053013553375346967	sonnaaskazka	14.27	533	[Edit] [Add] [Delete]
100000059	2232732081585127530	delta	130.51	734	[Edit] [Add] [Delete]

Figura 14
Vista Editar Producto



Producto

Apple Watch Series 4
\$120.00

EDITAR PRODUCTO

Nombre

Categoria

Precio

Figura 15
Vista de Agregar Producto

 DashStack

Dashboard

Pricing

Upload Data

User management

Chat

Reports

Products

Files

PAGES

Pricing

 HELBERT ANDRES CONDORI LOAYZA 

Add New Product

Product Details

ProductId

Category

Brand

Price

ImageUpload

Seleccionar archivo

Sin archivos seleccionados

Stock

Back to List

Add

Caso de Uso: Gestionar Compras y Ventas

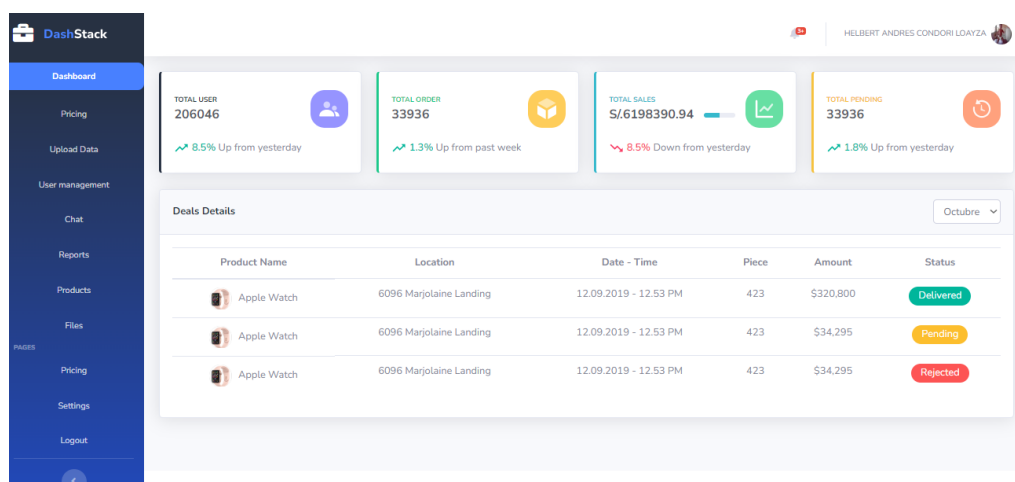
Tabla 18

Narrativa Caso de Uso: Gestionar Compras y Ventas

Caso de Uso	Gestionar Compras y Ventas		CU08
Actores	Usuarios		
Descripción	El usuario desea hacer gestión de las compras y ventas desde el dashboard		
Precondiciones	1. El usuario debe estar autenticado en el sistema.(CU1)		
FLUJO	ACCION: Visualizar Compras y Ventas		
NORMAL	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El usuario accede al módulo de gestión de compras y ventas desde el dashboard bajo en nombre de la vista principal siendo "Dashboard".	2. Se muestra una interfaz de inicio que contiene "Total Users" con un porcentaje comparado al día anterior, "Total Orders" con un porcentaje comparado a la semana anterior, "Total Sales" con un porcentaje comparado al día anterior, "Total Pending" con un porcentaje comparado al día anterior además de un "Deal Details" que lista las transacciones en el sistema con los campos del producto el cual tiene un filtrado por "Month" y tener un cargado flojo de 10 elementos por sección	
FLUJO DE EXCEPCIÓN			

Se describe la narrativa del CU08

Figura 16
Vista de Compras y Ventas



Caso de Uso: Guardar Predicciones

Tabla 19

Narrativa Caso de Uso: Guardar Predicciones

Caso de Uso	Guardar Predicciones		CU09
Actores	Usuarios		
Descripción	El usuario revisa las predicciones		
Precondiciones	1. El usuario debe estar autenticado en el sistema.(CU1) 2. El usuario debe haber guardado la predicción (CU6)		
FLUJO NORMAL	ACCION: Visualizar Predicciones		
	ACCIÓN DEL ACTOR	CURSO DEL SISTEMA	
	1. El usuario accede al módulo de guardado de predicciones desde el dashboard ubicado en la izquierda bajo en nombre de la vista siendo "Files".	2. La interfaz muestra una página de gestión de archivos titulada "Files" con un diseño dividido en dos secciones principales. En el lado izquierdo, se encuentra un menú lateral que contiene el logo "DashStack" en la parte superior, seguido de un menú de navegación vertical que incluye las opciones Dashboard, Pricing, Upload Data, User management, Chat, Reports, Products, Alerts y Files (actualmente seleccionado). Debajo hay una sección denominada "PAGES" que contiene las opciones adicionales de Pricing, Settings y Logout. El área principal de contenido muestra una cuadrícula de archivos PDF, donde cada archivo se presenta en una tarjeta individual que contiene un	

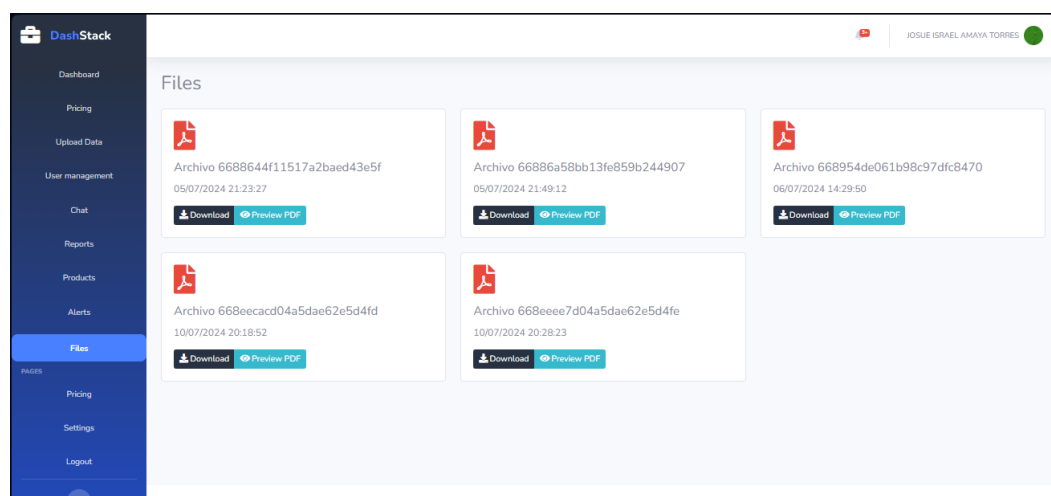
		icono PDF en color rojo, el nombre del archivo en formato hexadecimal, la fecha y hora de creación/modificación, y dos botones: "Download" en azul oscuro y "Preview PDF" en color turquesa. Se muestran específicamente los archivos PDF diferentes con fechas, cada uno con nombres de archivo en formato hexadecimal (por ejemplo: "Archivo 668864f11517a2baed43e5f"). La interfaz mantiene un diseño limpio y profesional utilizando una paleta de colores predominantemente azul y blanco, con acentos en rojo para los iconos PDF.
	3. El usuario le da click al botón "Preview PDF"	4. Se muestra una subventana centrada de color del sistema del navegador con un título "Preview PDF" dentro se contiene las opciones de la lectura de pdf según el navegador y un scroll para ir viendo el contenido del PDF.
FLUJO NORMAL	ACCION: Descargar Predicciones	
	1. El usuario accede al módulo de guardado de predicciones desde el dashboard ubicado en	2. La interfaz muestra una página de gestión de archivos titulada "Files" con un diseño dividido en dos secciones

	izquierda bajo en nombre de la vista siendo "Files".	principales. En el lado izquierdo, se encuentra un menú lateral que contiene el logo "DashStack" en la parte superior, seguido de un menú de navegación vertical que incluye las opciones Dashboard, Pricing, Upload Data, User management, Chat, Reports, Products, Alerts y Files (actualmente seleccionado). Debajo hay una sección denominada "PAGES" que contiene las opciones adicionales de Pricing, Settings y Logout. El área principal de contenido muestra una cuadrícula de archivos PDF, donde cada archivo se presenta en una tarjeta individual que contiene un icono PDF en color rojo, el nombre del archivo en formato hexadecimal, la fecha y hora de creación/modificación, y dos botones: "Download" en azul oscuro y "Preview PDF" en color turquesa. Se muestran específicamente los archivos PDF diferentes con fechas, cada uno con nombres de archivo en formato hexadecimal (por ejemplo: "Archivo
--	---	--

		668864f11517a2baed43e5f"). La interfaz mantiene un diseño limpio y profesional utilizando una paleta de colores predominantemente azul y blanco, con acentos en rojo para los iconos PDF.
	3. El usuario le da click al botón "Download"	4. El sistema procesa la petición del usuario y abre la ventana del sistema propio para buscar el archivo este buscador va ligado al ordenador y al sistema operativo que utilice, el sistema pone como defecto que se acepte solo tipos pdf para seleccionar; luego de hacer click sobre uno se procede a dar en "save/guardar" (dependiendo del SO) en donde estime conveniente el usuario

Se describe la narrativa del CU09

Figura 17
Vista de Guardar Predicciones



I.V.III. Modelo lógico

I.V.III.I. Análisis de objetos

Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión

Figura 18

Objetos Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión



- **Vista de Inicio de Sesión:** Interfaz donde los usuarios ingresan sus credenciales.
- **Controlador de Usuario:** Maneja la lógica de la autenticación del usuario.
- **Modelo de Usuario:** Gestiona los datos de los usuarios, incluyendo credenciales y permisos.

Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos

Figura 19

Objetos Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos



- **Vista de Carga de Datos:** Interfaz para subir datos en formatos específicos al sistema.
- **Controlador de Datos:** Procesa los datos subidos y valida su formato.
- **Modelo de Datos:** Almacena y maneja los datos cargados, haciendo operaciones como inserciones y actualizaciones en la base de datos.

Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA

Figura 20

Objetos Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA



- **Vista de Análisis de Datos:** Muestra herramientas y opciones para ejecutar análisis sobre los datos cargados.
- **Controlador de Análisis:** Ejecuta los procedimientos de análisis de datos y maneja la interacción con el modelo de análisis.
- **Modelo de Análisis:** Contiene los algoritmos de análisis y los procesos que generan insights a partir de los datos.

Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones

Figura 21

Objetos Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones



- **Vista de Informes:** Proporciona las funcionalidades para generar y visualizar informes basados en los datos analizados.
- **Controlador de Informes:** Coordina la creación de informes y la recuperación de datos necesarios desde el modelo de informes.
- **Modelo de Informes:** Almacena y gestiona la lógica para compilar datos en informes estructurados.

Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas

Figura 22

Objetos Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas



- **Vista de Alertas:** Muestra las alertas generadas por cambios críticos en datos o por eventos definidos en el sistema.
- **Controlador de Alertas:** Detecta y maneja condiciones de alerta, notificando al usuario según sea necesario.
- **Modelo de Alerta:** Define las reglas y condiciones que disparan las alertas dentro del sistema.

Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios

Figura 23

Objetos Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios



- **TendenciaView:** Interfaz que muestra las tendencias de precios y otros indicadores relevantes para el negocio.
- **Controlador de Tendencias:** Analiza y procesa consultas en los datos para identificar tendencias.
- **Modelo de Producto:** Contiene datos específicos del producto y su comportamiento en el mercado.

Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos

Figura 24

Objetos Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos



- **Vista de Gestión de Productos:** Permite a los usuarios ver y modificar información de productos, como precios y descripciones.
- **Controlador de Productos:** Gestiona las interacciones del usuario con la información del producto, incluyendo actualizaciones y modificaciones.
- **Modelo de Producto:** Representa los datos del producto y gestiona su almacenamiento, recuperación y actualización.

Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas

Figura 25

Objetos Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas



- **Vista de Compras/Ventas:** Interfaz para visualizar y gestionar las transacciones de compra y venta.
- **Controlador de Transacciones:** Maneja las operaciones relacionadas con la compra y venta de productos.
- **Modelo de Compra/Venta:** Almacena detalles de las transacciones, incluyendo compras y ventas, y facilita operaciones como la creación de nuevas transacciones y la actualización de las existentes.

* Explicaciones en la narrativa

Caso de Uso Nro 9 - Guardar predicciones

Figura 26

Objetos Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones

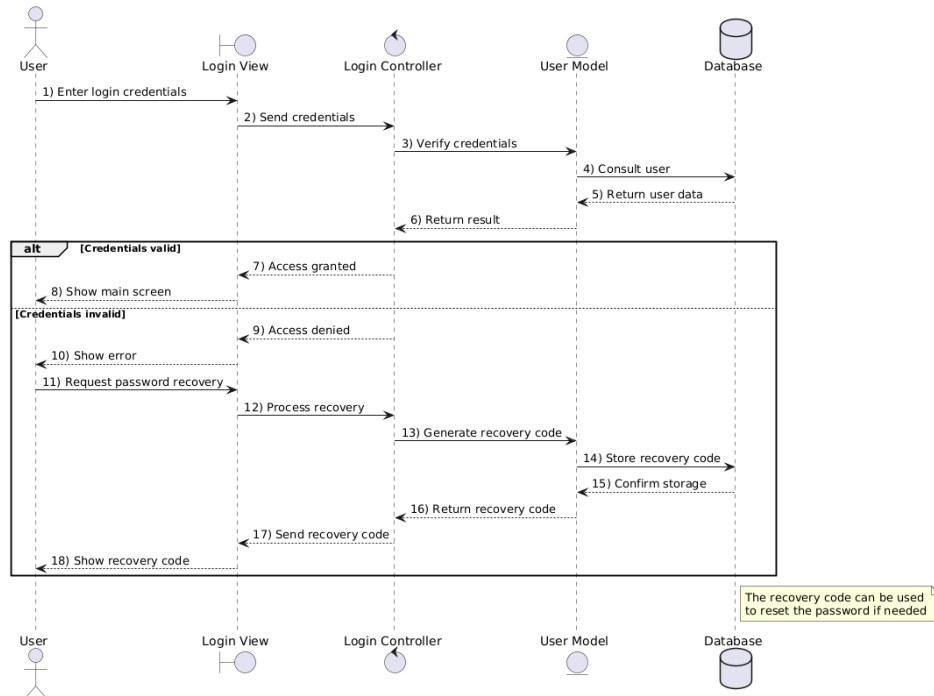


- **Vista de Compras/Ventas:** Interfaz para visualizar y gestionar las transacciones de compra y venta.
- **Controlador de Transacciones:** Maneja las operaciones relacionadas con la compra y venta de productos.
- **Modelo de Compra/Venta:** Almacena detalles de las transacciones, incluyendo compras y ventas, y facilita operaciones como la creación de nuevas transacciones y la actualización de las existentes.

* Explicaciones en la narrativa

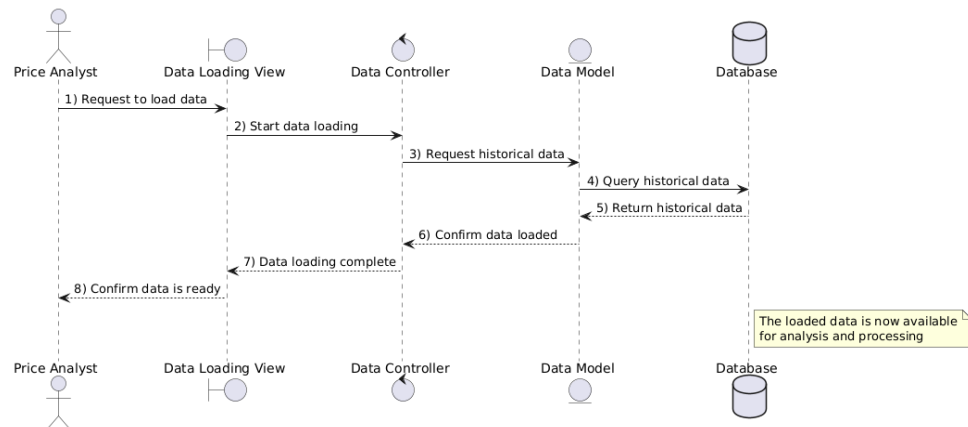
I.V.III.II. Diagrama de secuencias

Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión



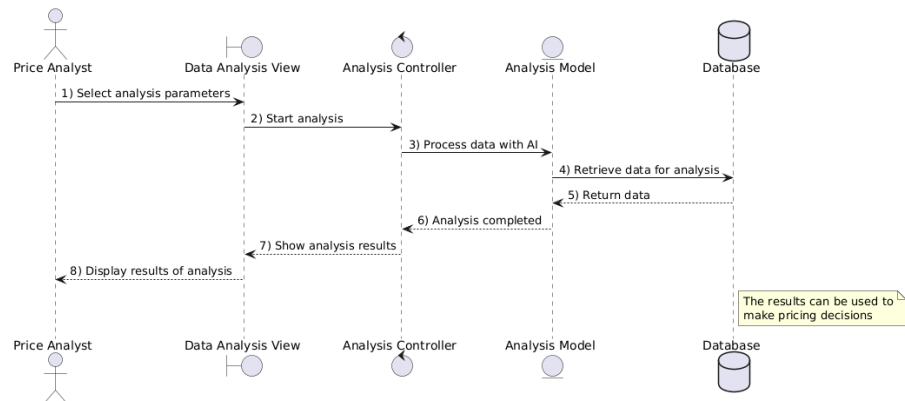
1. **Acción del Usuario:** El usuario visita la página de inicio de sesión e introduce su nombre de usuario y contraseña.
2. **Respuesta del Sistema:** El sistema verifica las credenciales proporcionadas consultando la base de datos.
3. **Resultado de la Verificación:**
 - **Si las credenciales son correctas:** El usuario es redirigido al dashboard principal del sistema.
 - **Si las credenciales no son correctas:** Se muestra un mensaje de error y se da la opción de recuperar la contraseña.
4. **Recuperación de Contraseña:** Si el usuario elige recuperar su contraseña, el sistema solicita el correo electrónico para enviar un código de verificación. Tras ingresar el código recibido, el usuario puede establecer una nueva contraseña.

Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos



1. **Acción del Usuario:** El analista accede a la sección para cargar datos y selecciona un archivo.
2. **Respuesta del Sistema:** El sistema verifica el formato del archivo (por ejemplo, si es JSON o CSV) y, si es correcto, guarda los datos en la base de datos.
3. **Confirmación de Carga:** Si la carga es exitosa, se muestra un mensaje de confirmación. Si hay errores, se informa al usuario para que realice las correcciones necesarias.

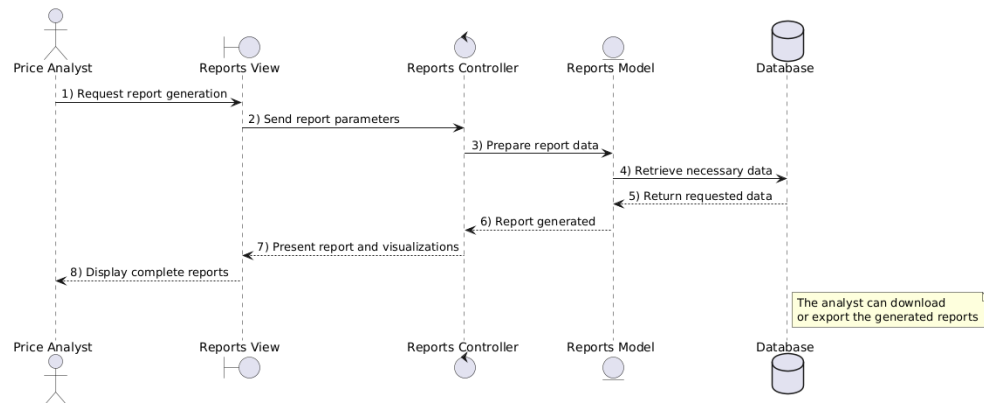
Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA



Este diagrama ilustra cómo se realiza un análisis de datos utilizando inteligencia artificial:

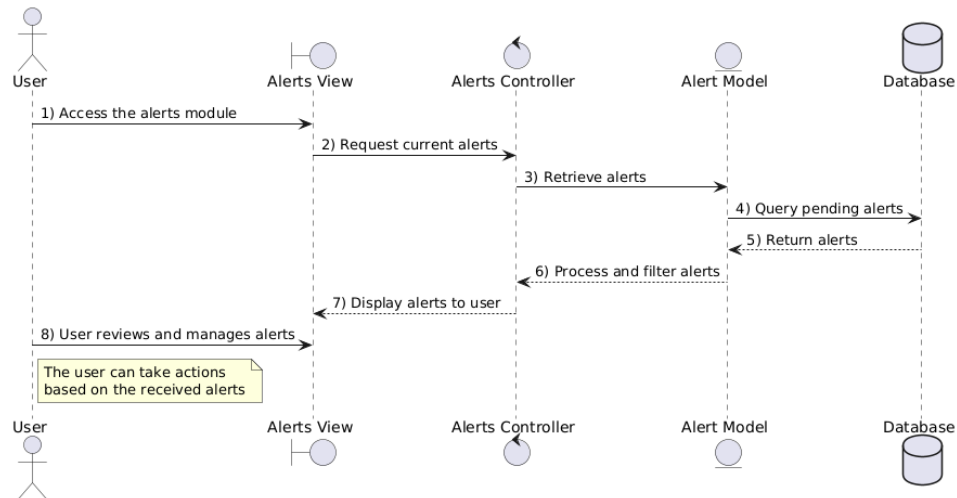
- 1. Acción del Usuario:** El analista selecciona los parámetros deseados para el análisis, como el producto y el año.
- 2. Proceso del Sistema:** El sistema utiliza estos parámetros para procesar los datos con algoritmos de inteligencia artificial.
- 3. Resultados del Análisis:** Una vez completado el análisis, el sistema muestra los resultados, como gráficos o tablas, que el analista puede utilizar para tomar decisiones sobre ajustes de precios.

Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones



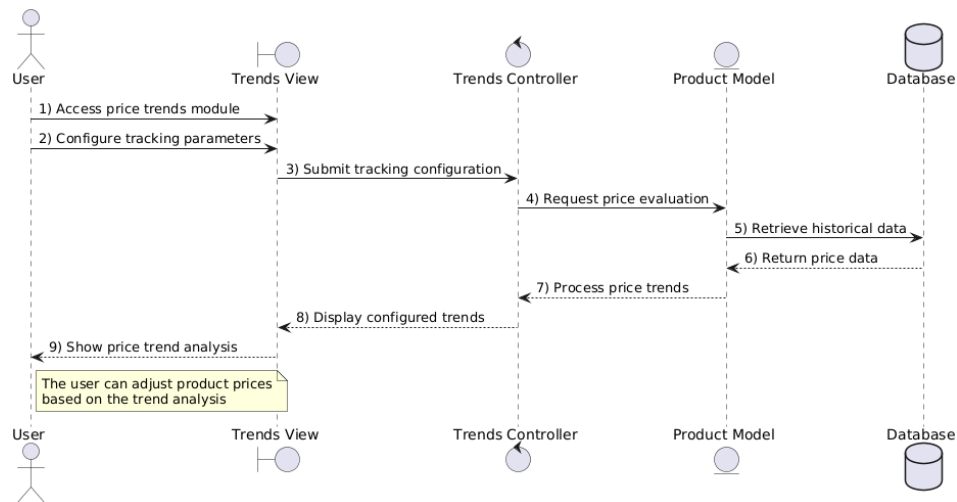
- 1. Acción del Usuario:** El analista de precios solicita generar un informe, seleccionando los parámetros deseados, como producto y período.
- 2. Respuesta del Sistema:** El sistema procesa la solicitud y recupera los datos necesarios de la base de datos.
- 3. Generación del Informe:** Una vez que los datos están listos, el sistema genera un informe con visualizaciones, como gráficos y tablas, que ayudan a entender las ventas y tendencias.
- 4. Revisión por el Usuario:** El analista revisa los informes y visualizaciones generados. Si es necesario, puede descargar o compartir estos informes para un análisis más detallado o presentaciones.

Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas



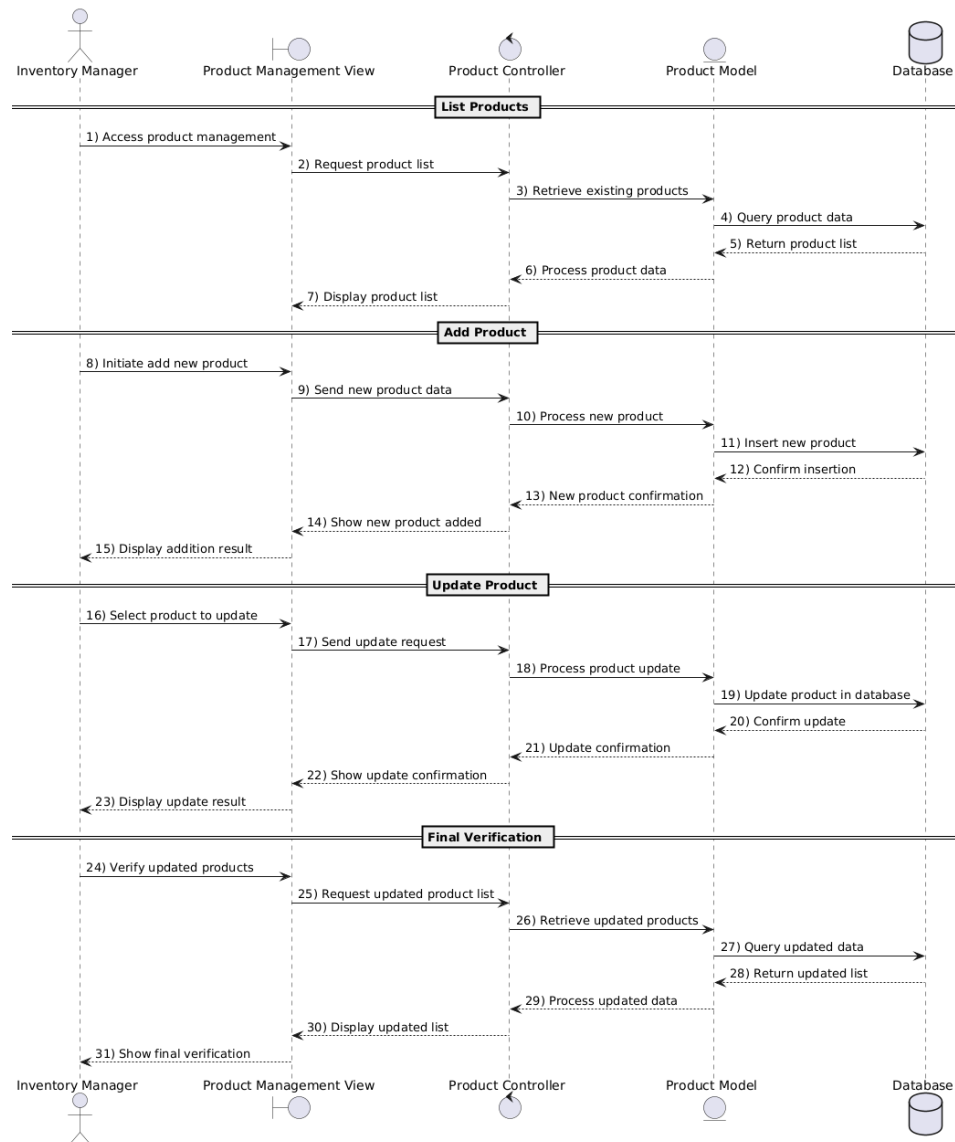
1. **Acción del Usuario:** El usuario accede al módulo de alertas para revisar las notificaciones actuales sobre los productos, como stocks bajos o errores en los precios.
2. **Respuesta del Sistema:** El sistema recupera y muestra las alertas actuales, proporcionando detalles como qué productos están afectados y la naturaleza de la alerta.
3. **Revisión y Gestión por el Usuario:** El usuario revisa las alertas y, dependiendo de la situación, puede tomar acciones directamente desde este módulo para gestionar el inventario o ajustar los precios.

Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios



- 1. Acción del Usuario:** El usuario ingresa al módulo de seguimiento de tendencias y establece parámetros para el seguimiento, como duración del seguimiento y umbrales de precio.
- 2. Configuración en el Sistema:** El sistema configura el seguimiento de precios basado en inteligencia artificial (IA), lo que permite ajustes automáticos según las tendencias detectadas.
- 3. Ejecución y Monitoreo:** El sistema realiza un seguimiento continuo y ajusta los precios según las reglas definidas por el usuario. Los ajustes se reflejan automáticamente en la plataforma, asegurando que los precios se mantengan competitivos y relevantes.

Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos



1. Acceso a Gestión de Productos:

- **Usuario:** Gestor de inventario.
- **Acción:** Accede al módulo de gestión de productos en el sistema.
- **Sistema:** Muestra la lista de productos disponibles. Esto incluye una interfaz donde se pueden ver detalles como nombres, precios y opciones para editar o agregar nuevos productos.

2. Agregar Nuevo Producto:

- **Usuario:** Indica la intención de agregar un nuevo producto.
- **Acción:** Selecciona la opción para agregar un nuevo producto.
- **Sistema:** Abre un formulario donde el gestor puede introducir detalles del nuevo producto como nombre, categoría y precio.

3. Confirmación de Producto Agregado:

- **Sistema:** Procesa la información y agrega el producto a la base de datos.
- **Resultado:** Confirma que el producto ha sido agregado exitosamente y actualiza la lista de productos mostrados.

4. Actualizar Producto:

- **Usuario:** Selecciona un producto para actualizar.
- **Acción:** Solicita actualizar los detalles del producto seleccionado.
- **Sistema:** Abre un formulario similar al de agregar, pero con los campos ya llenos con la información del producto seleccionado para ser editados.

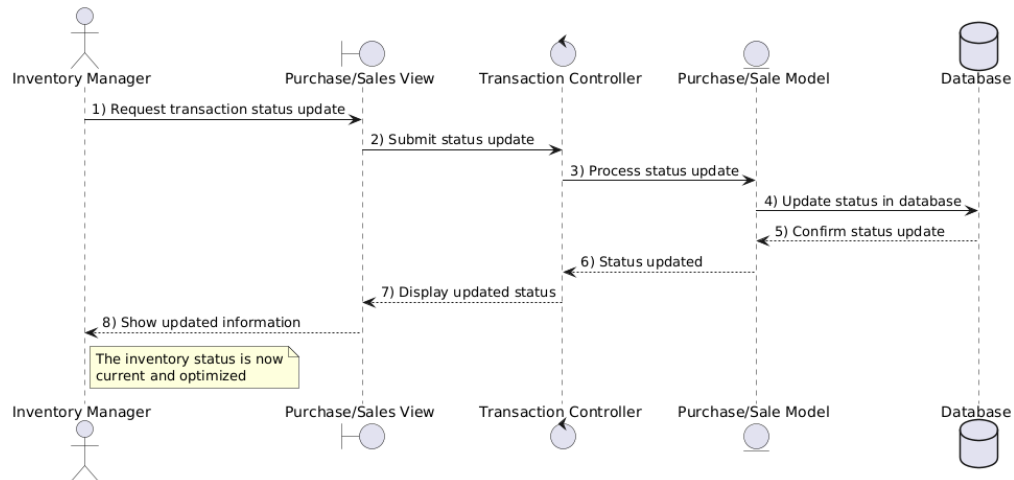
5. Confirmación de Producto Actualizado:

- **Sistema:** Procesa los cambios y actualiza la información del producto en la base de datos.
- **Resultado:** Muestra una confirmación de que el producto ha sido actualizado correctamente.

6. Verificación Final de Productos:

- **Usuario:** Solicita ver la lista actualizada de productos.
- **Sistema:** Consulta la base de datos y muestra la lista actualizada de todos los productos, reflejando cualquier cambio o adición hecha recientemente.

Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas



1. Visualización del Estado de Compras y Ventas:

- **Usuario:** Gestor de inventario.
- **Acción:** Accede a la vista de compras y ventas para revisar el estado actual del inventario y las transacciones.
- **Sistema:** Muestra información actualizada sobre el estado de las compras y ventas, incluyendo datos como el número total de ventas, compras pendientes, y más.

2. Actualización de Estado:

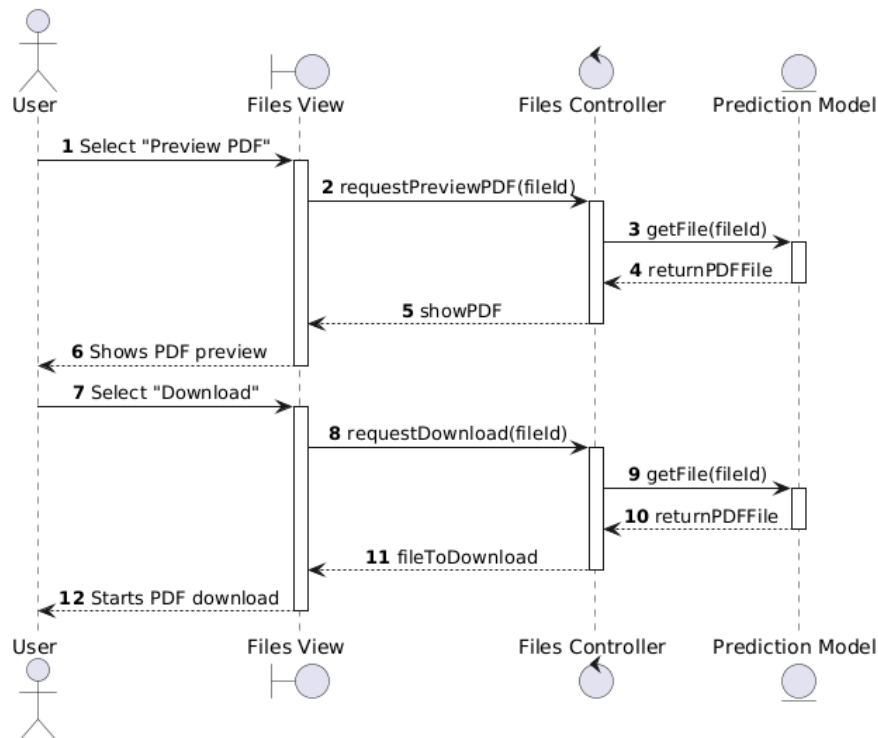
- **Usuario:** Solicita actualizar el estado de una compra o venta específica.
- **Acción:** Realiza cambios en el estado de las transacciones, como marcar una venta como completada o una compra como pendiente.
- **Sistema:** Actualiza estos estados en la base de datos y refleja los cambios en la interfaz visual.

3. Análisis de Información Actualizada:

- **Usuario:** Revisa la información actualizada para tomar decisiones basadas en los datos más recientes.
- **Resultado:** Ayuda a mantener un flujo de inventario optimizado y asegura que el gestor pueda tomar decisiones informadas respecto a pedidos futuros o ajustes necesarios en la estrategia de ventas.

* Explicaciones en la narrativa

Caso de Uso Nro 9 - Gestionar compras y ventas



Flujo de Previsualización

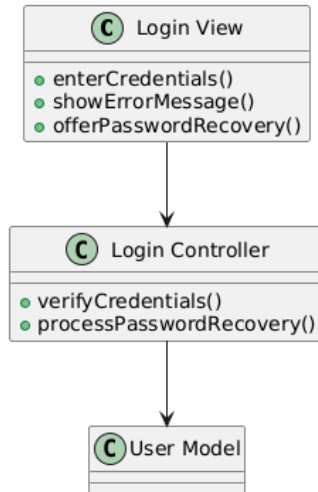
- El usuario hace clic en el botón "Preview PDF" que vemos en la interfaz junto a cualquier archivo
- La Vista de Archivos (boundary) recibe esta acción y envía una solicitud al Controlador con el ID del archivo (por ejemplo "668864f11517a2baed43e5f")
- El Controlador procesa esta solicitud y pide al Modelo que recupere el archivo específico
- El Modelo busca y retorna el archivo PDF solicitado
- El Controlador recibe el archivo y lo envía a la Vista
- La Vista muestra al usuario la previsualización del PDF

Flujo de Descarga

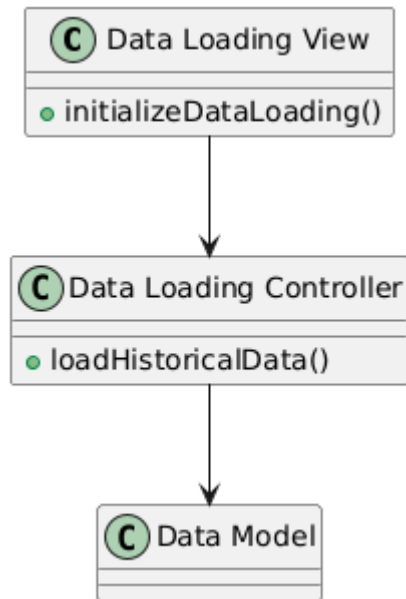
- El usuario hace clic en el botón "Download" visible en la interfaz
- La Vista de Archivos envía una solicitud de descarga al Controlador con el ID del archivo
- El Controlador solicita al Modelo el archivo correspondiente
- El Modelo recupera y retorna el archivo PDF
- El Controlador procesa el archivo para la descarga
- La Vista inicia el proceso de descarga del PDF para el usuario

I.V.III.III. Diagrama de clases

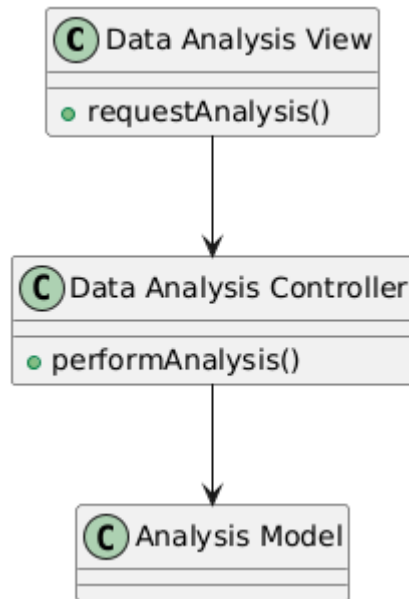
Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión



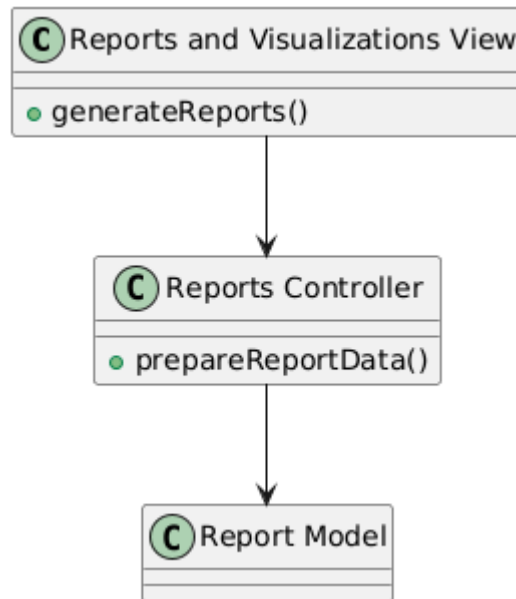
- **Vista de Inicio de Sesión:** Aquí es donde ingresas tu nombre de usuario y contraseña para acceder al sistema. Si tienes problemas para entrar, esta vista también te ofrece la opción de recuperar tu contraseña.
- **Controlador de Inicio de Sesión:** Esta parte del sistema se encarga de comprobar que tus credenciales son correctas. Si decides recuperar tu contraseña, también maneja el proceso enviando un código a tu correo electrónico.
- **Modelo de Usuario:** Almacena y gestiona la información de tu cuenta, incluyendo tu nombre de usuario, contraseña y los detalles necesarios para recuperar tu cuenta.

Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos

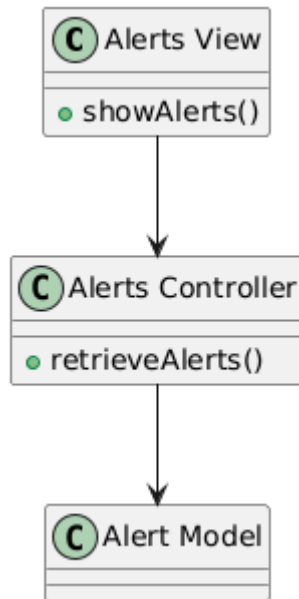
- **Vista de Carga de Datos:** Te permite subir archivos de datos históricos al sistema. Esto es útil cuando necesitas actualizar o añadir nueva información de precios para análisis.
- **Controlador de Carga de Datos:** Se asegura de que los datos que subes están en el formato correcto y los guarda adecuadamente en el sistema.
- **Modelo de Datos:** Representa los datos que se cargan en el sistema, asegurando que estén estructurados y almacenados correctamente para su uso posterior.

Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA

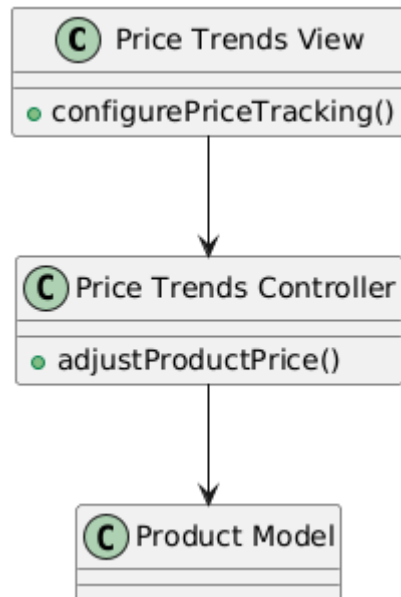
- **Vista de Análisis de Datos:** Desde aquí puedes solicitar análisis de datos basados en inteligencia artificial, eligiendo los parámetros específicos que desees analizar.
- **Controlador de Análisis de Datos:** Procesa tus solicitudes de análisis, utiliza algoritmos de inteligencia artificial para examinar los datos y te proporciona los resultados.
- **Modelo de Análisis:** Contiene los detalles y resultados del análisis que se pueden revisar para tomar decisiones informadas.

Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones

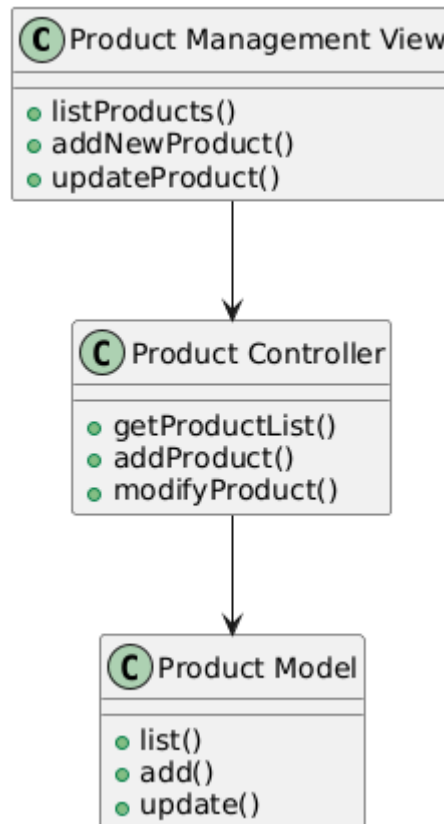
- **Vista de Informes y Visualizaciones:** Te permite generar y visualizar diferentes tipos de informes y gráficos basados en los datos de precios o ventas.
- **Controlador de Informes:** Recopila los datos necesarios de la base de datos y genera los informes según tus especificaciones.
- **Modelo de Informe:** Almacena y organiza los datos de los informes para que puedas acceder a ellos fácilmente y descargarlos si es necesario.

Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas

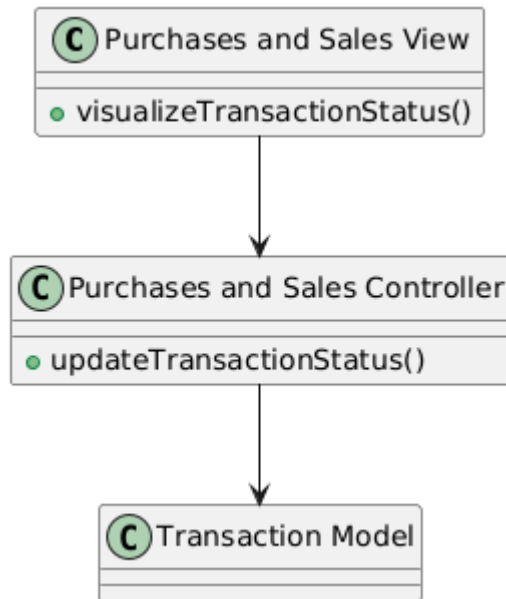
- **Vista de Alertas:** Te muestra notificaciones y alertas generadas por el sistema, como precios bajos o inventario bajo.
- **Controlador de Alertas:** Revisa las condiciones actuales y recupera cualquier alerta relevante para mostrarte.
- **Modelo de Alerta:** Mantiene un registro de todas las alertas activas que te conciernen, permitiéndote tomar acciones rápidas si es necesario.

Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios

- **Vista de Tendencias de Precios:** Te permite configurar y solicitar seguimientos de precios, para mantener un control sobre cómo cambian los precios con el tiempo.
- **Controlador de Tendencias de Precios:** Ajusta los precios de los productos según las tendencias detectadas y tus configuraciones.
- **Modelo de Producto:** Guarda información sobre los productos cuyos precios estás siguiendo, incluyendo los cambios realizados en base a las tendencias.

Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos

- **Vista de Gestión de Productos:** Es el lugar donde puedes ver todos los productos, añadir nuevos o actualizar los existentes.
- **Controlador de Productos:** Maneja las solicitudes para obtener, añadir o actualizar productos en el sistema.
- **Modelo de Producto:** Almacena detalles de los productos, incluyendo cambios y actualizaciones, asegurando que la información esté siempre actualizada.

Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas

- **Vista de Compras/Ventas:** Aquí puedes ver el estado actual de las transacciones, como las compras y ventas realizadas.
- **Controlador de Compras y Ventas:** Actualiza el estado de las transacciones en el sistema para reflejar cambios recientes.
- **Modelo de Transacción:** Mantiene un registro de todas las compras y ventas, ayudando en la gestión y optimización del flujo de inventario.

* Explicaciones en la narrativa

I.V.IV. Objetivos y restricciones arquitectónicas

I.V.IV.I. Priorización de requerimientos

Requerimientos funcionales

La siguiente tabla se especifica los requerimientos funcionales, incluyendo su relación con los casos de uso específicos y la prioridad de implementación de cada uno, lo que es crucial para la planificación y asignación de recursos del proyecto:

Tabla 20

Requerimientos Funcionales

Nro.	Requerimiento funcional	Caso de uso	Autores	Prioridad
RF1	El sistema debe permitir a los usuarios iniciar sesión.	Iniciar sesión	Dueño	4
RF2	Los usuarios deben poder cargar datos de precios en el sistema.	Cargar datos Históricos	Dueño	2
RF3	El sistema debe ser capaz de analizar los datos de precios.	Analizar Datos con IA	Dueño	1
RF4	El sistema debe generar informes sobre los análisis de precios.	Generar Informes y Visualizaciones	Dueño	2
RF5	El sistema debe permitir la visualización de alertas.	Visualizar alertas	Dueño	3
RF6	El sistema debe permitir el seguimiento de tendencias de precios.	Seguir tendencias de precios	Dueño	2

RF7	Gestión de productos para cambiar la disponibilidad.	Gestionar Productos	Dueño	3
RF8	El sistema debe permitir visualizar la compra y venta de los productos así como gestionar sus cambios	Gestionar Compras y Ventas	Dueño	1
RF9	El sistema debe guardar los planes de acción cuando se consulte las predicciones	Guardar Predicciones	Dueño	3

**Prioridad definida por Implementación*

Requerimientos no funcionales – Atributos de Calidad

La "Tabla Requerimientos No funcionales" complementa a la anterior especificando aspectos de calidad que el sistema debe cumplir para asegurar su utilidad, eficacia y aceptación por parte de los usuarios:

Tabla 21

Requerimientos no funcionales

Nro.	Requerimientos No Funcionales	Descripción
RNF - 01	Funcionalidad	Agiliza el proceso que hacen los empleados en registrar productos y en la atención al cliente con sus productos.
RNF - 02	Confiabilidad	Presenta una tolerancia a fallos debido a que contiene una base de datos que soporta varias consultas y su tiempo de recuperación busca ser el mínimo siguiendo patrones en su diseño.
RNF - 03	Usabilidad	Esta implementada con interfaces que hacen que el usuario puede interactuar con el sistema con facilidad debido a que se

		tiene el principio de universalidad en el cual los usuarios ya saben cómo funciona una página web.
RNF - 04	Eficiencia	El sistema será para varios dispositivos ya que es web haciendo que los recursos de preferencia sean mínimos, de manera que la página cargue de mejor manera.

Se mencionan los requerimientos no funcionales del proyecto

I.V.IV.II. Restricciones

Tabla 22
Restricciones del Proyecto

<i>ID</i>	<i>Descripción</i>
1 Alcance	El alcance del proyecto se limita estrictamente a la implementación de un modelo de Random Forest Regression para el manejo de precios en las SMEs del sector comercial en Tacna. Esto incluye la investigación, desarrollo e implementación del modelo, y la evaluación de su eficacia en mejorar la fijación de precios. No se incluirán otras áreas de negocio o tecnologías adicionales sin revisión y aprobación explícita.
2 Tiempo	El proyecto está programado para un período específico de 120 días. Este plazo incluye todas las etapas desde la concepción hasta la implementación. Cualquier extensión de este plazo debe ser aprobada con justificación adecuada, y puede estar sujeta a limitaciones de recursos y financiación.
3 Recursos	El proyecto dispone de recursos asignados para su ejecución, incluyendo personal, equipos y tecnología. La asignación eficiente de estos recursos es crucial y cualquier ajuste o requerimiento adicional debe ser gestionado dentro del marco presupuestario existente sin comprometer la calidad o los resultados finales del proyecto.
4 Calidad	El sistema debe cumplir con altos estándares de calidad, particularmente en la precisión y efectividad del modelo de Random Forest Regression implementado. La conformidad con las expectativas de calidad es imperativa, y cualquier desviación debe ser analizada y corregida en las fases tempranas del desarrollo.

Muestra las restricciones del proyecto

I.VI. Desarrollo del sistema

I.VI.I. Vista de caso de uso

Este diagrama de casos de uso proporciona un desglose detallado de las interacciones de los usuarios con el sistema, especificando cómo los distintos actores interactúan con las funciones del sistema.

Actores: Analista de precios y Gestor de inventario.

Funcionalidades principales:

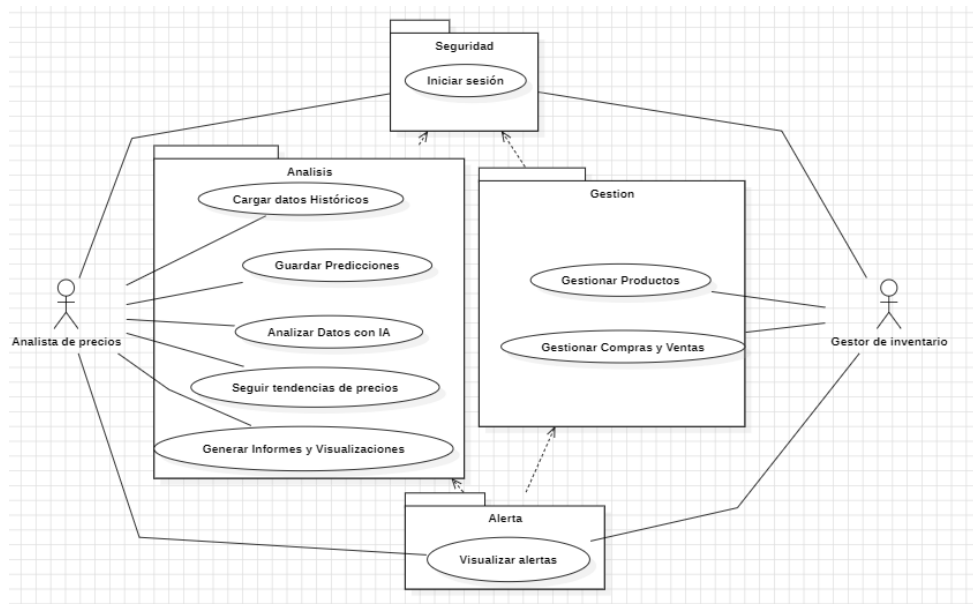
Análisis: Incluye la carga de datos, análisis mediante inteligencia artificial, seguimiento de tendencias y generación de informes.

Gestión: Administración de productos y compras/ventas.

Alertas: Visualización de alertas en tiempo real para cambios significativos.

Figura 27

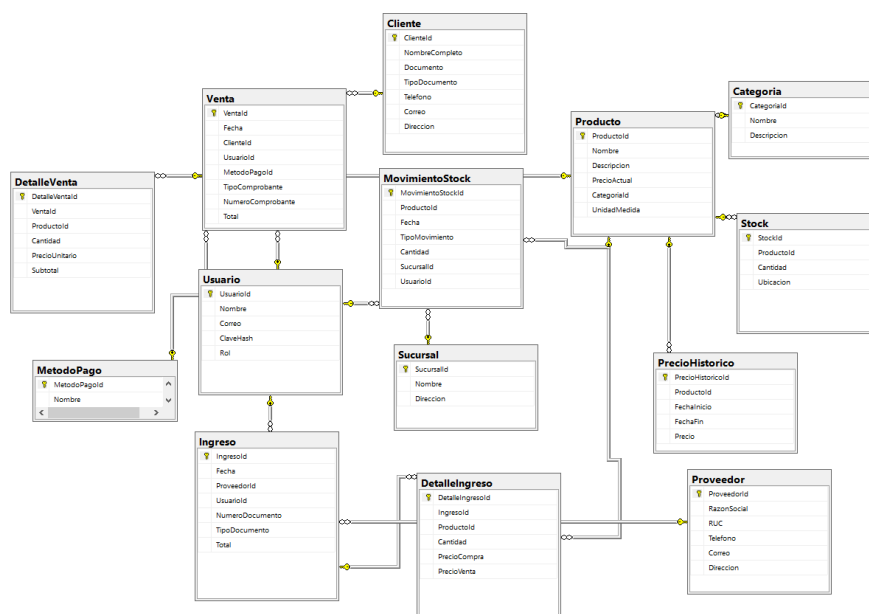
Diagrama de casos de uso



I.VI.II. Vista de datos

Figura 28

Representación de sistema base de datos

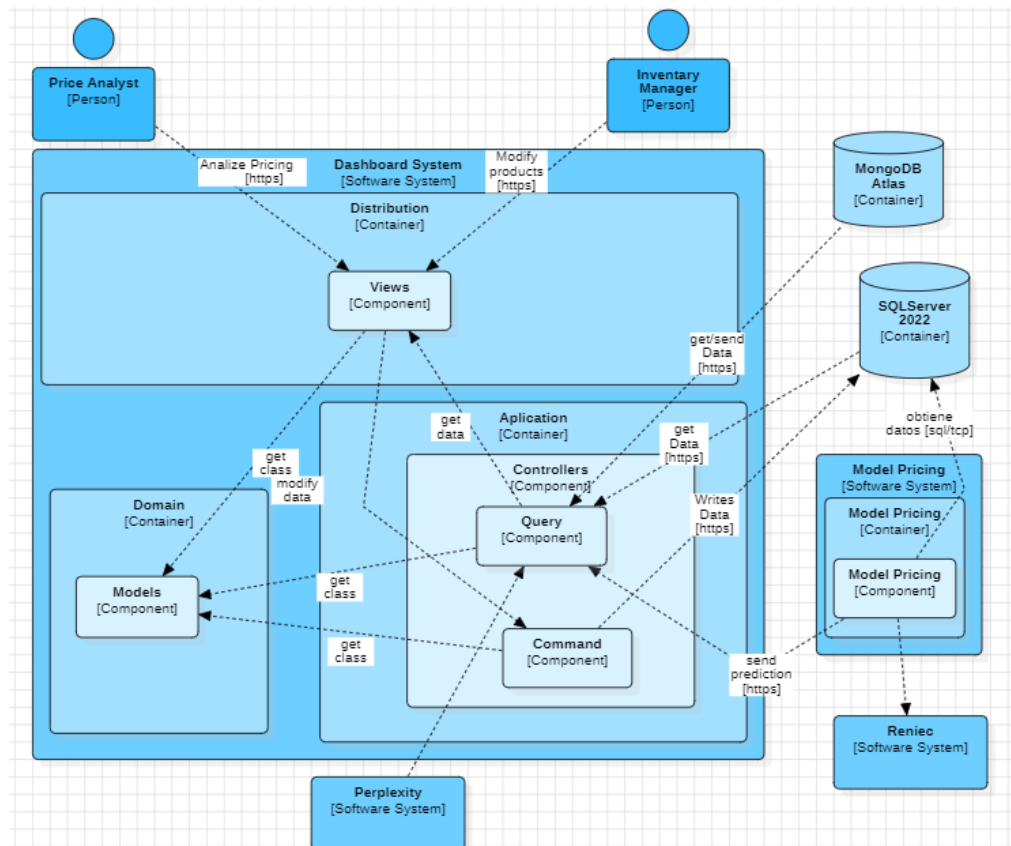


I.VI.III. Vista lógica

Diagrama de subsistemas (paquetes)

Figura 29

Diagrama de Paquetes



1. Capa de Presentación (Vistas)

- Tecnología: Desarrollada en C#, las interfaces de usuario son responsables de la interacción directa con el usuario final, presentando datos y recogiendo entradas de usuario para acciones específicas como análisis de precios y gestión de inventario.

2. Capa de Aplicación

- Componentes:
 - Query y Command: Estos componentes manejan las solicitudes de datos (queries) y las operaciones de escritura (commands) respectivamente. Implementan patrones CQRS (Command Query Responsibility Segregation) para separar la lectura de los datos de las operaciones de modificación, mejorando la performance y la claridad del código.
 - Distribución: Funciona como el orquestador entre la capa de presentación y el dominio, dirigiendo las solicitudes a los componentes adecuados en la capa de dominio o directamente a la persistencia según la naturaleza de la solicitud.

3. Capa de Dominio

- Modelos de Dominio: Define las entidades del negocio y las reglas asociadas que dictan la lógica de negocio del sistema. Estos modelos están encapsulados y protegidos de cambios directos por agentes externos, asegurando la integridad del negocio.
- Dominio (Container): Este contenedor encapsula toda la lógica de negocio crucial, actuando como una capa mediadora entre la base de datos y la capa de aplicación, gestionando la lógica de dominio y la transformación de datos.

4. Capa de Persistencia (SQL Server)

- Descripción: Utiliza SQL Server 2022 para la gestión de todas las entidades de datos. Esta base de datos no solo almacena datos, sino que también es responsable de la integridad y consistencia de los mismos a través del uso de transacciones, procedimientos almacenados y vistas.
- Conexión: Las operaciones sobre la base de datos se realizan mediante protocolos SQL/TCP, asegurando una conexión segura y eficiente para operaciones de lectura y escritura.

Tecnologías y Protocolos:

- C# para la capa de presentación: Proporciona un framework robusto para desarrollar interfaces de usuario interactivas y responsivas.
- Python para análisis de datos: Utilizado en los Modelos de Análisis del Pricing, donde librerías como Pandas y NumPy facilitan el procesamiento y análisis de grandes volúmenes de datos.
- SQL Server 2022 para persistencia: Ofrece capacidades avanzadas de gestión de datos, optimización de consultas y seguridad de datos.

Principios de Diseño Aplicados:

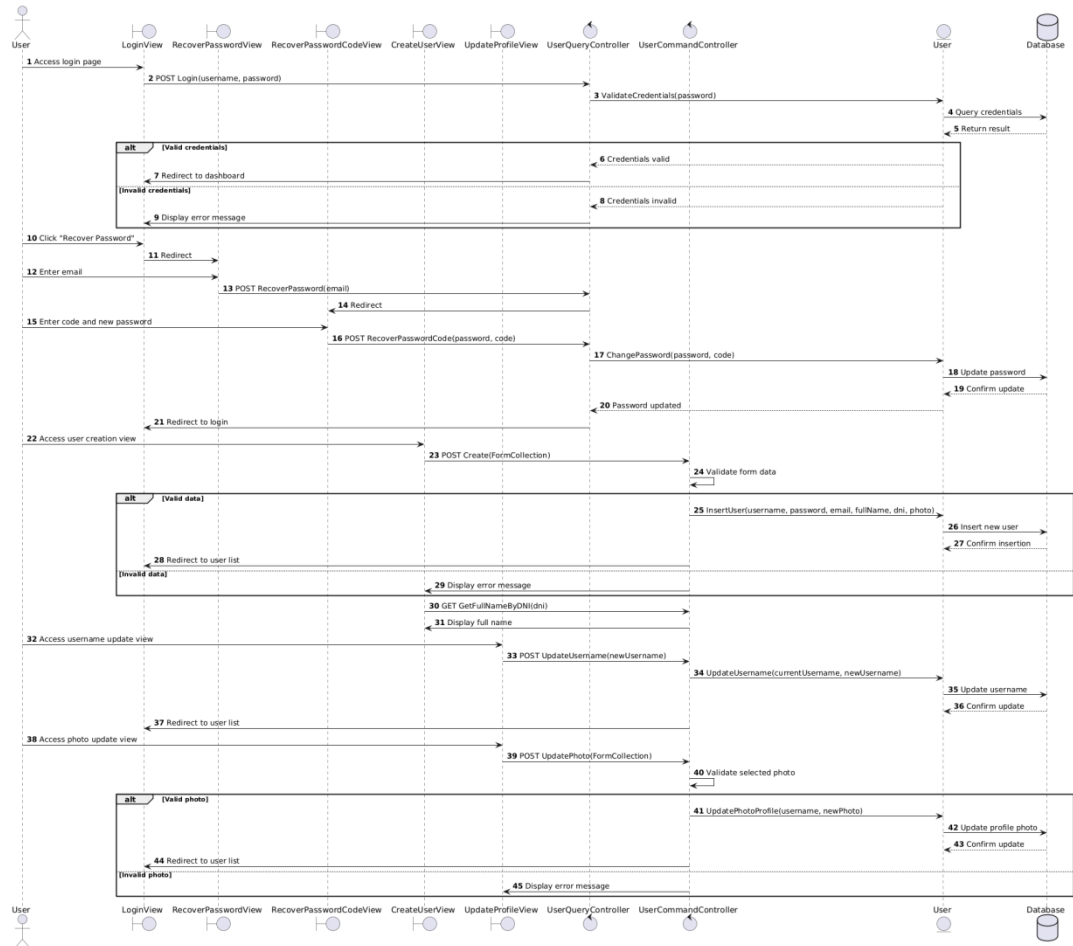
- Separación de Responsabilidades: Cada capa tiene responsabilidades claras y definidas, reduciendo el acoplamiento y aumentando la cohesión dentro del sistema.
- Inversión de Dependencias: Los módulos de alto nivel no dependen de los módulos de bajo nivel, sino de abstracciones, facilitando el mantenimiento y la escalabilidad.
- Encapsulación y Abstracción: Los detalles de implementación de la lógica de negocio y acceso a datos están ocultos detrás de interfaces bien definidas, permitiendo cambios internos sin afectar a los consumidores de estos servicios

Diagrama de secuencia (vista de diseño)

Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión

Figura 30

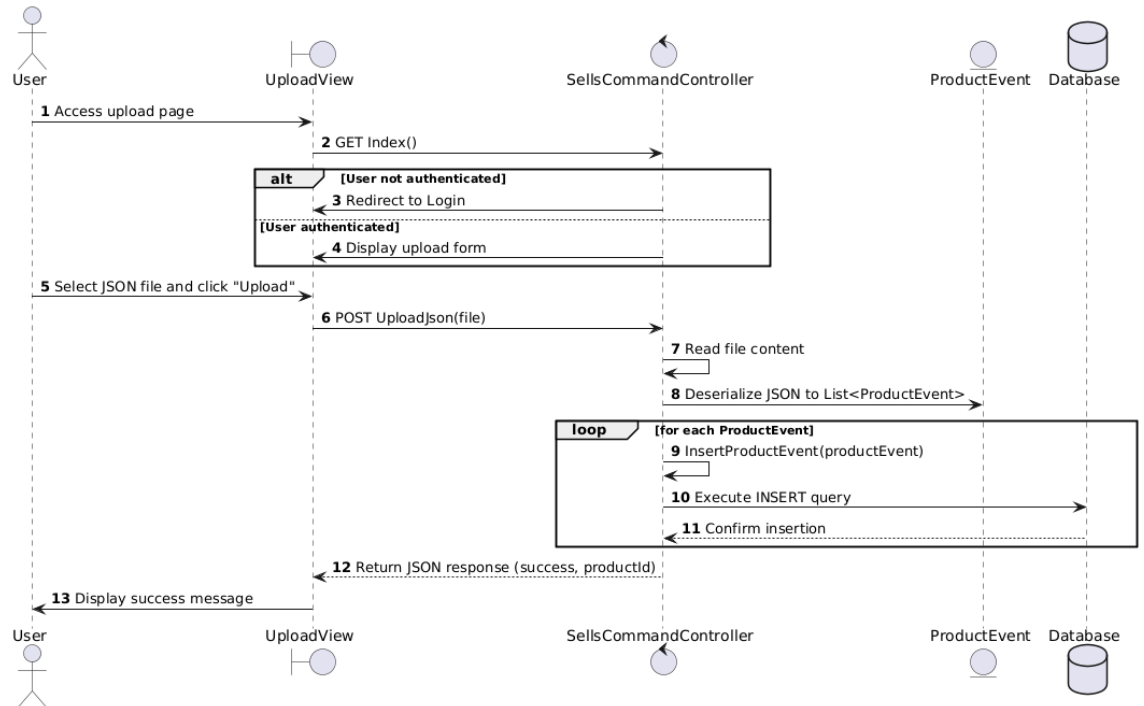
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión



Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos

Figura 31

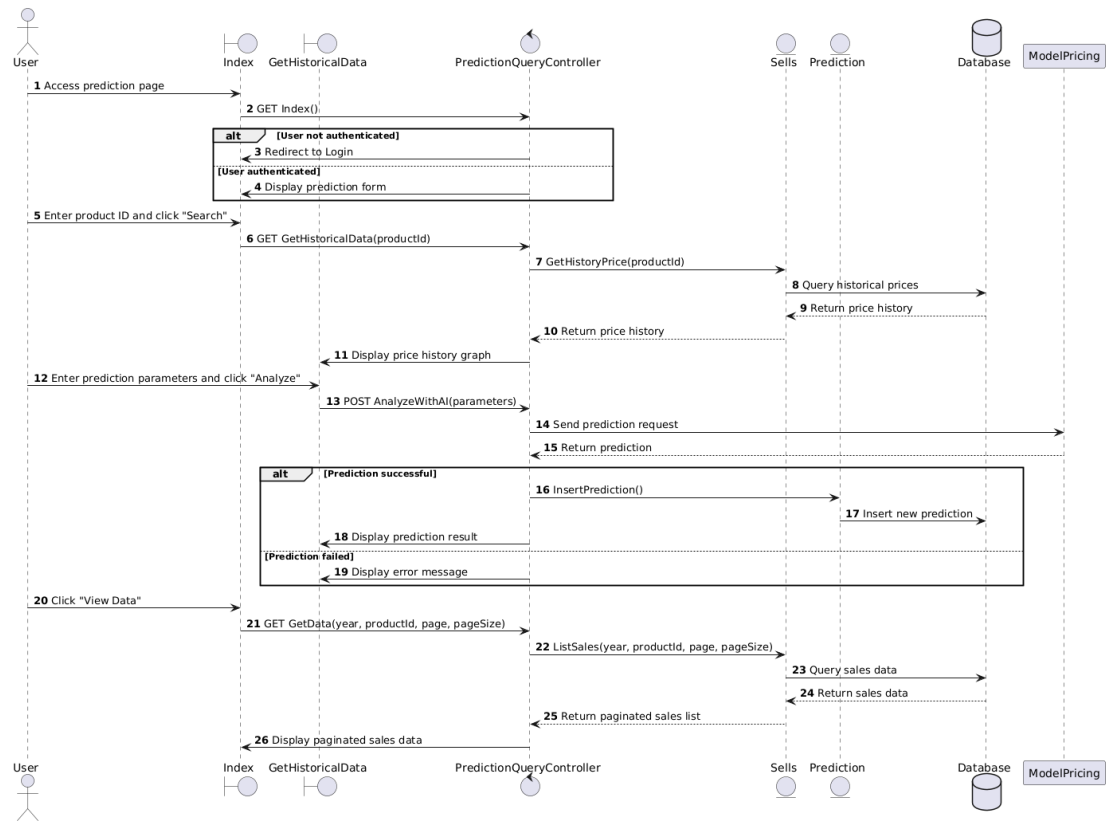
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos



Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA

Figura 32

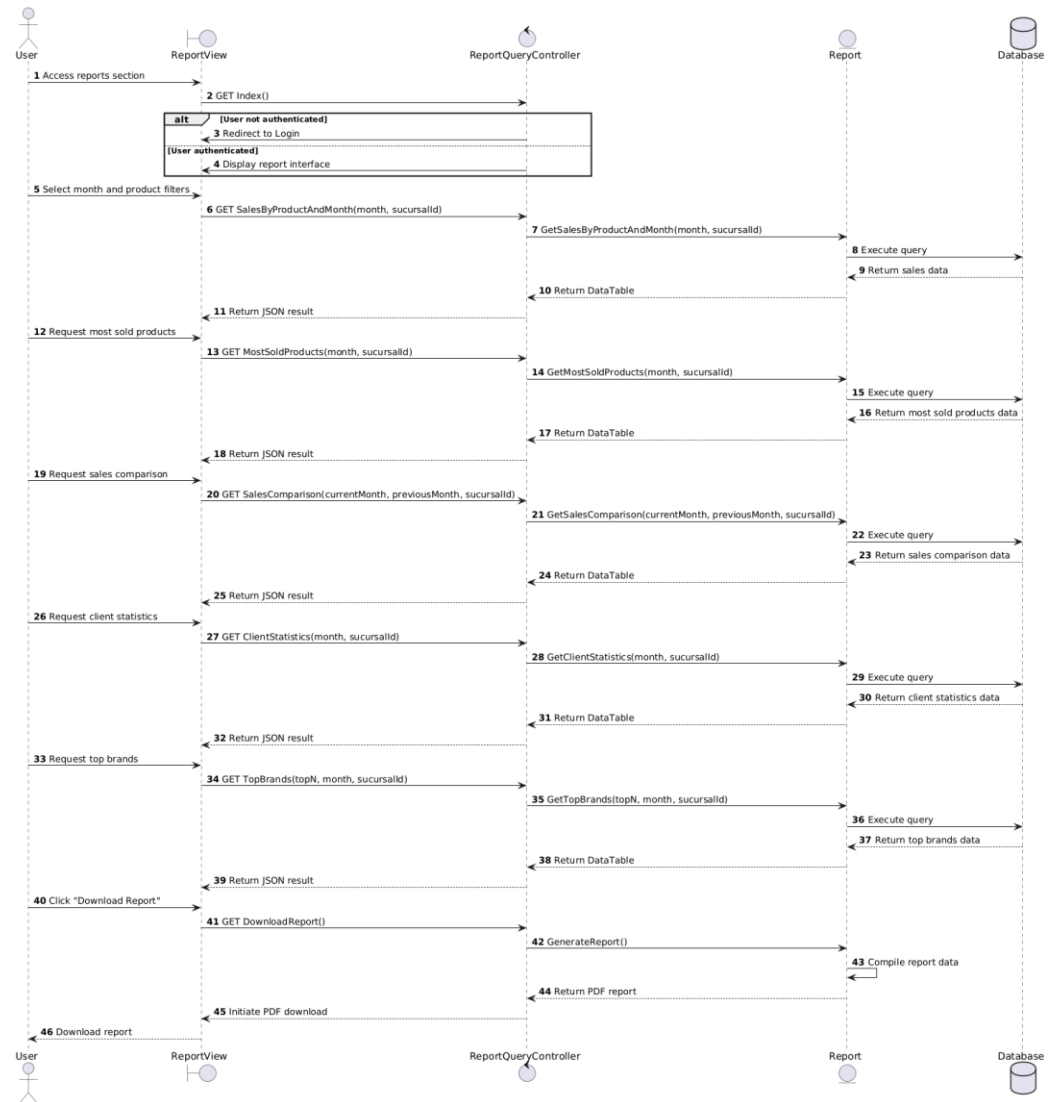
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA



Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones

Figura 33

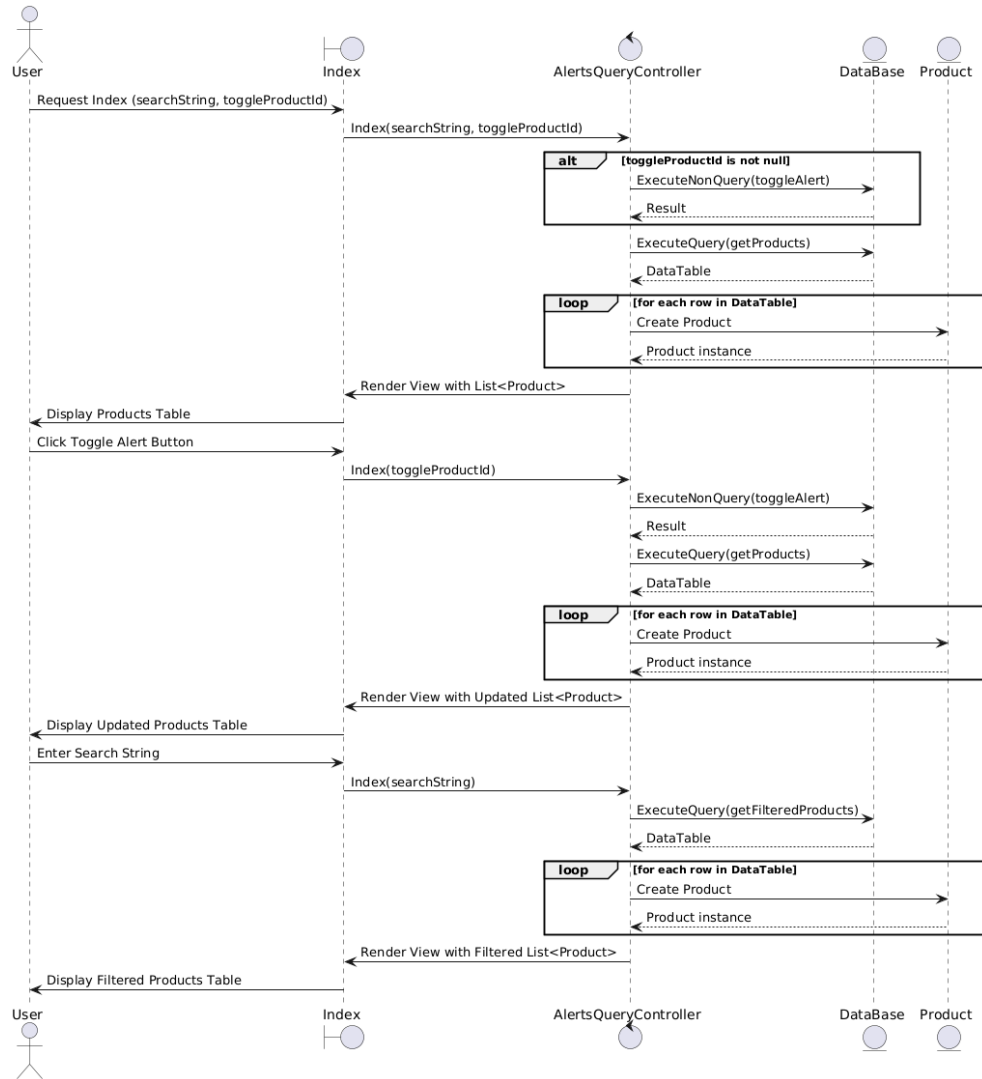
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones



Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas

Figura 34

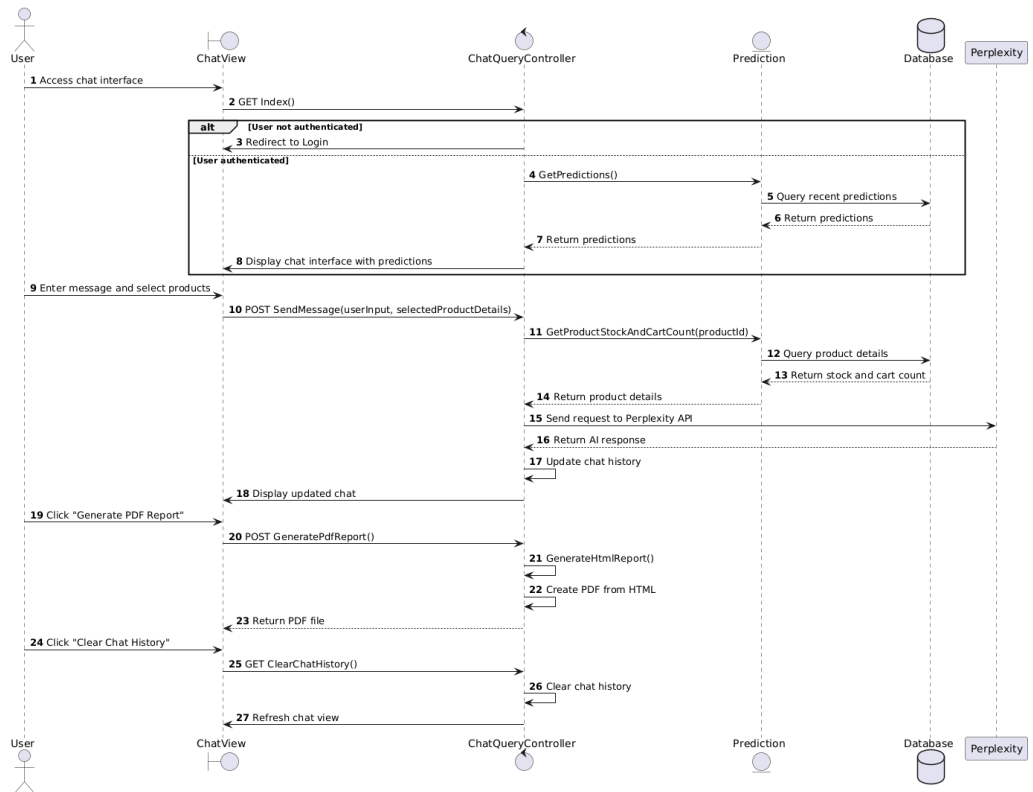
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas



Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios

Figura 35

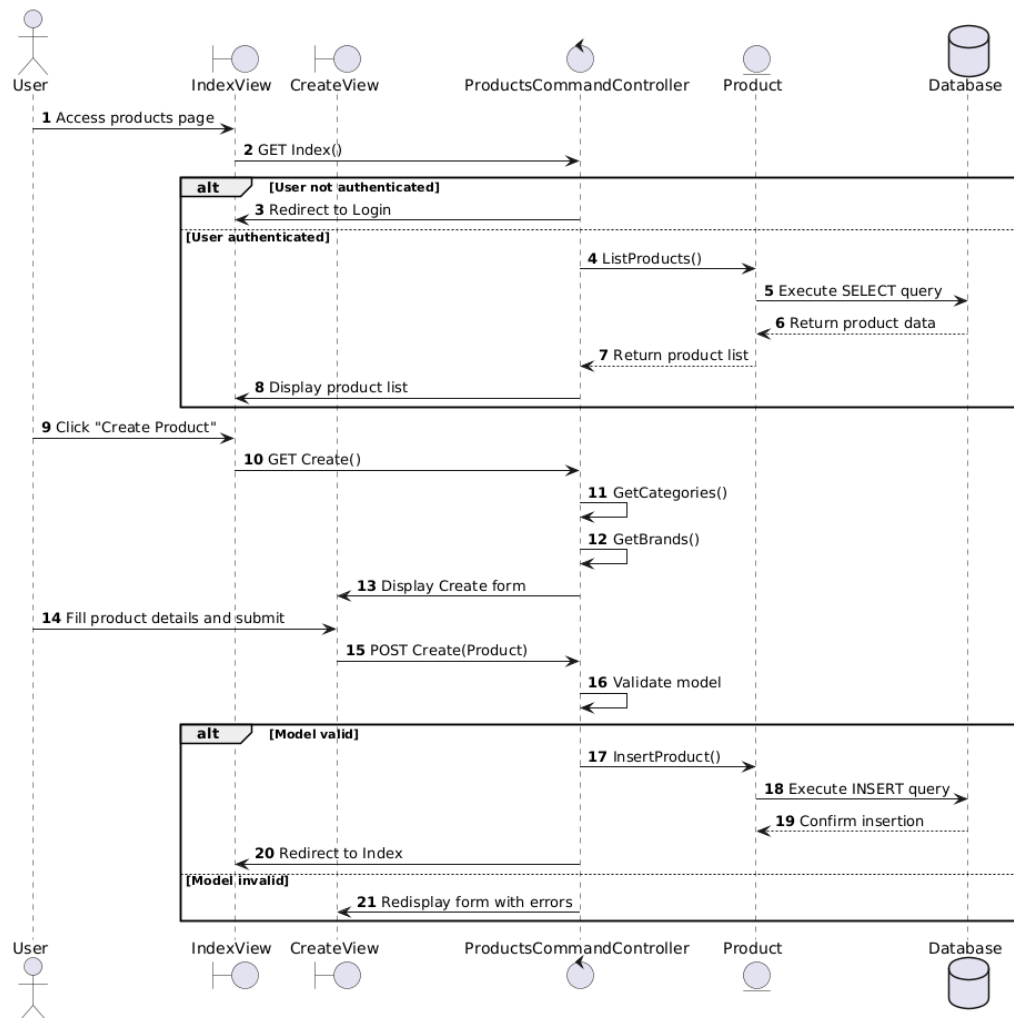
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios



Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos

Figura 36

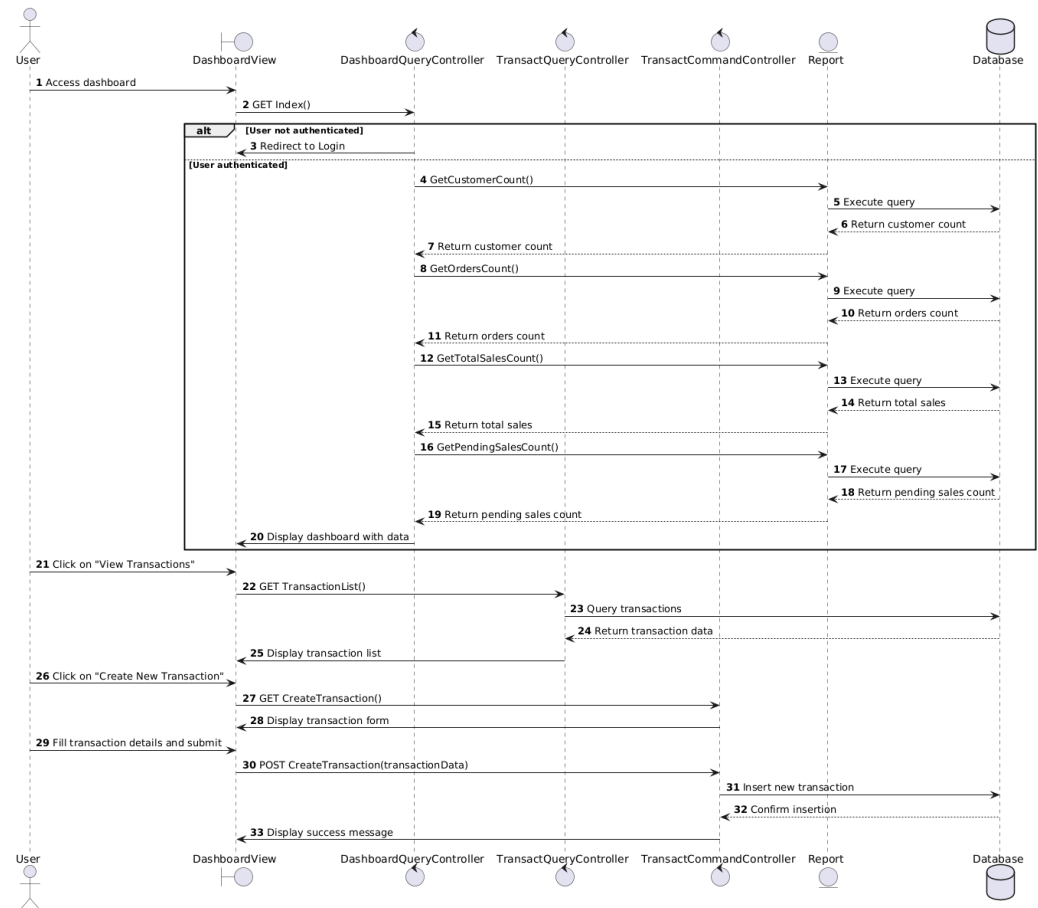
Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos



Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas

Figura 37

Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas



Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones

Figura 38

Diagrama de secuencia Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones

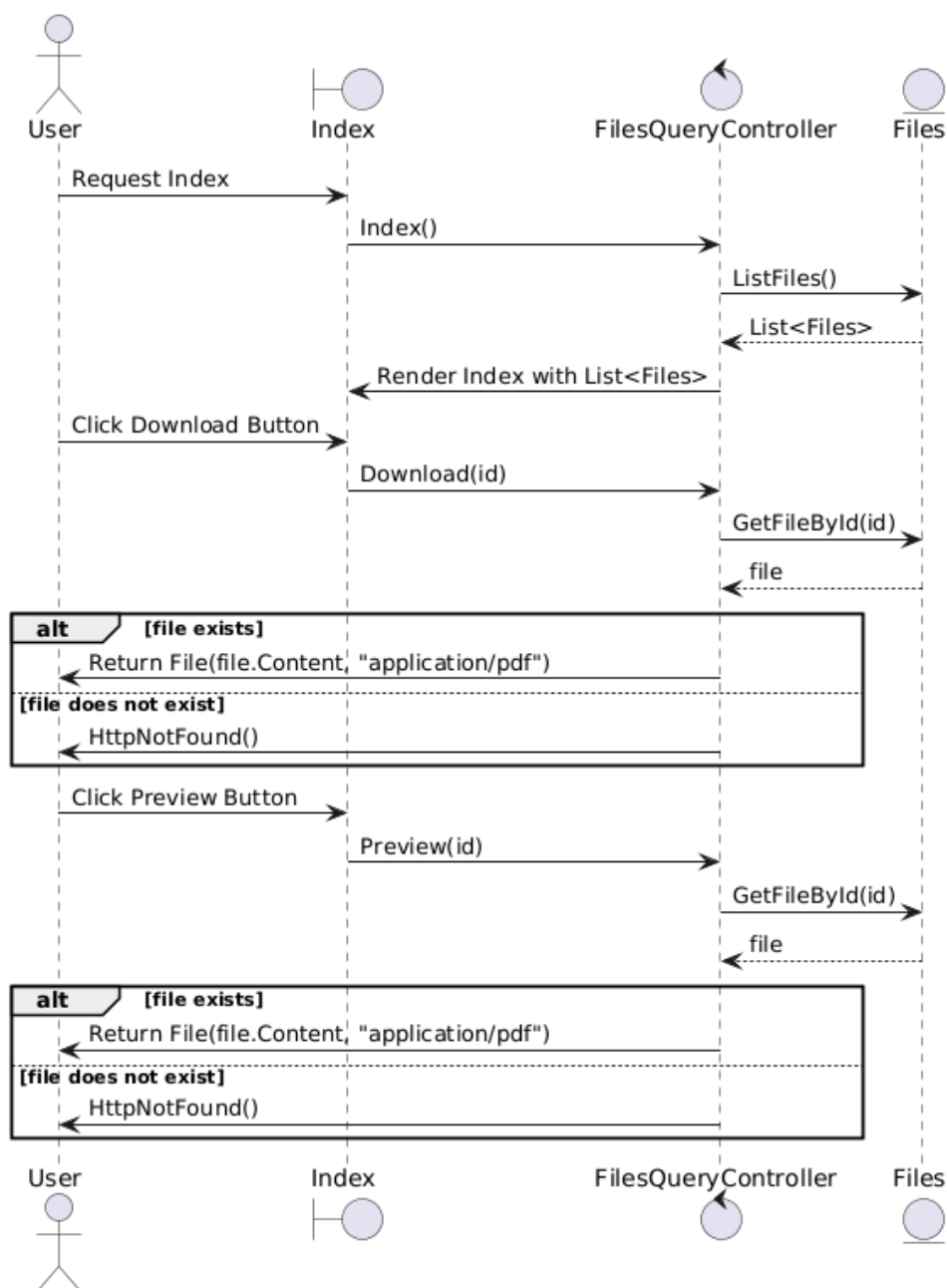
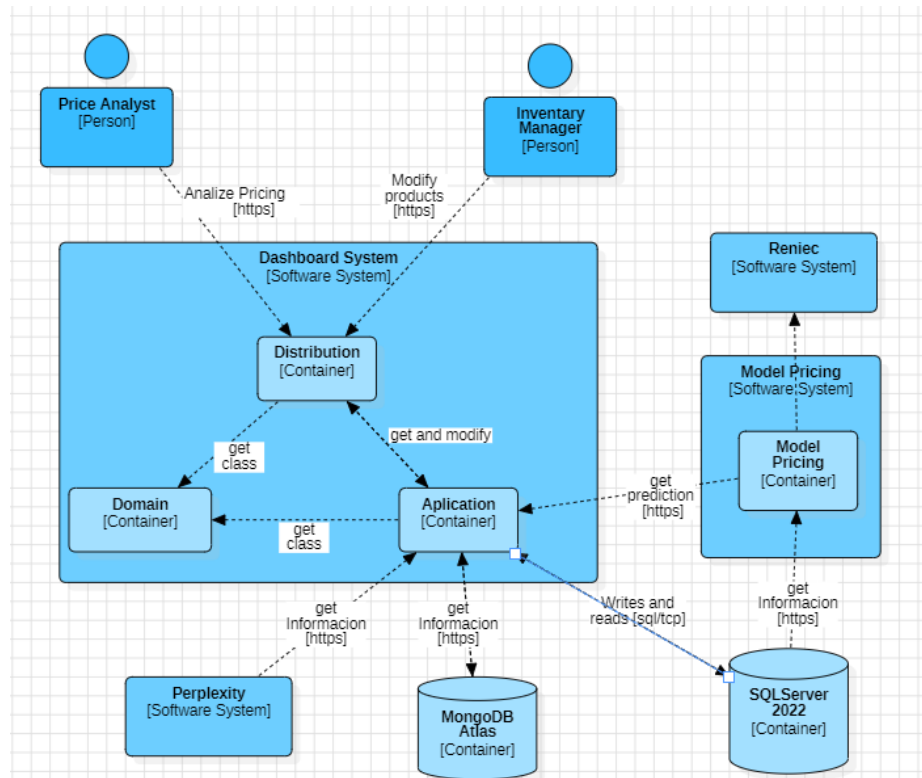


Diagrama de colaboración (vista de diseño)

Figura 39

Diagrama de Colaboración



1. Dashboard de Negocio (Software System):

- Función: Sirve como la interfaz principal del sistema para los usuarios, como analistas de precios y gestores de inventario.
- Comunicaciones: Interactúa con los otros contenedores para enviar y recibir datos necesarios para las operaciones de usuario.

2. Distribución (Container):

- Función: Actúa como el mediador entre la interfaz de usuario y los procesos de negocio, asegurando que las solicitudes de usuario se enruten correctamente hacia las operaciones de dominio o aplicación según sea necesario.
- Tecnología: Este contenedor podría estar implementado utilizando un framework de aplicaciones web en C# para manejar solicitudes HTTP de manera eficiente.

3. Dominio (Container):

- Función: Gestiona la lógica de negocio crítica del sistema. Este contenedor es responsable de ejecutar las reglas de negocio que afectan tanto el análisis de precios como la gestión de inventario.
- Tecnología: Puede estar implementado en C#, siguiendo los principios de Domain-Driven Design para facilitar una mayor separación de preocupaciones y mantenibilidad.

4. Aplicación (Container):

- Función: Encargado de la comunicación directa con la base de datos, este contenedor procesa las entradas y salidas de datos, realizando operaciones CRUD (crear, leer, actualizar, eliminar).
- Tecnología: Utiliza acceso a datos mediante ADO.NET para interactuar con SQL Server, proporcionando un puente entre la lógica de negocio y la persistencia de datos.

5. SQL Server (Container):

- Función: Almacena todos los datos operativos y de configuración del sistema. Es el sistema de gestión de bases de datos que soporta transacciones de alta concurrencia y consultas complejas necesarias para el análisis y la gestión.
- Protocolo: Comunica utilizando el protocolo SQL/TCP, garantizando un intercambio de datos seguro y eficiente.

Interacciones Entre Contenedores

- Vistas -> Distribución: Las vistas (parte del Dashboard de Negocio) envían solicitudes de usuario al contenedor de Distribución, que luego dirige estas solicitudes a los contenedores apropiados para su procesamiento.
- Distribución -> Dominio y Aplicación: La Distribución decide si una solicitud debe ser manejada por la lógica de negocio en el Dominio o por operaciones de datos en la Aplicación, basándose en la naturaleza de la solicitud.
- Dominio y Aplicación -> SQL Server: Tanto el Dominio como la Aplicación interactúan con SQL Server para obtener o modificar datos, donde el Dominio maneja la lógica transaccional y la Aplicación gestiona la recuperación y almacenamiento de datos

Diagrama de objetos

Figura 40

Diagrama de Objetos Command

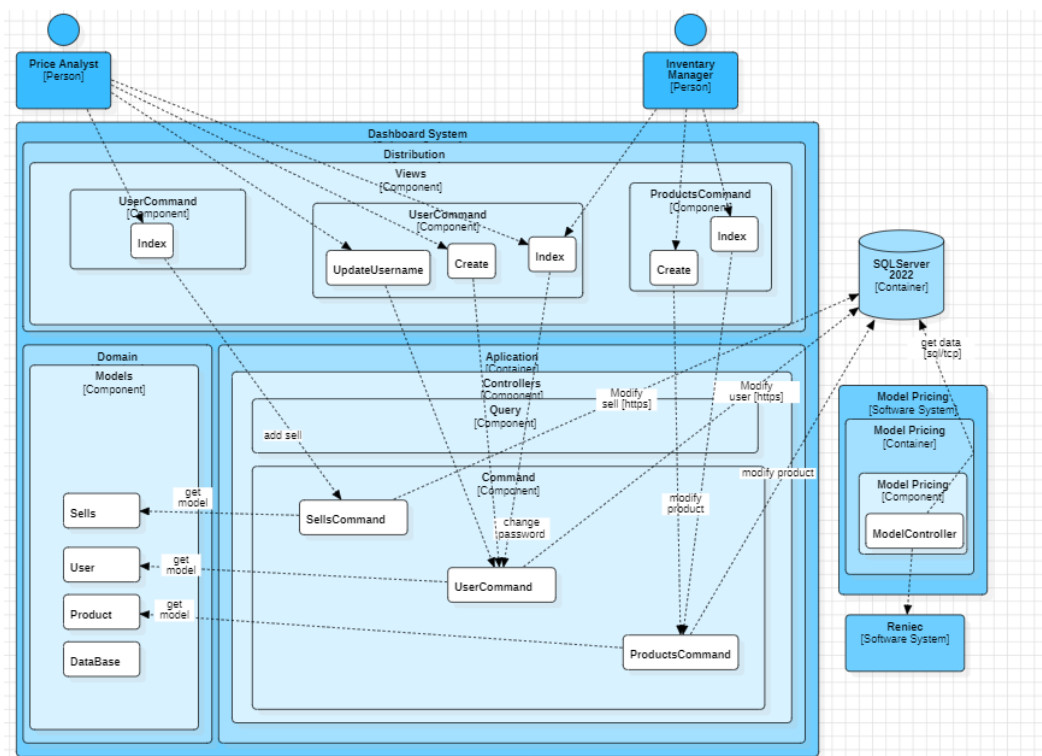
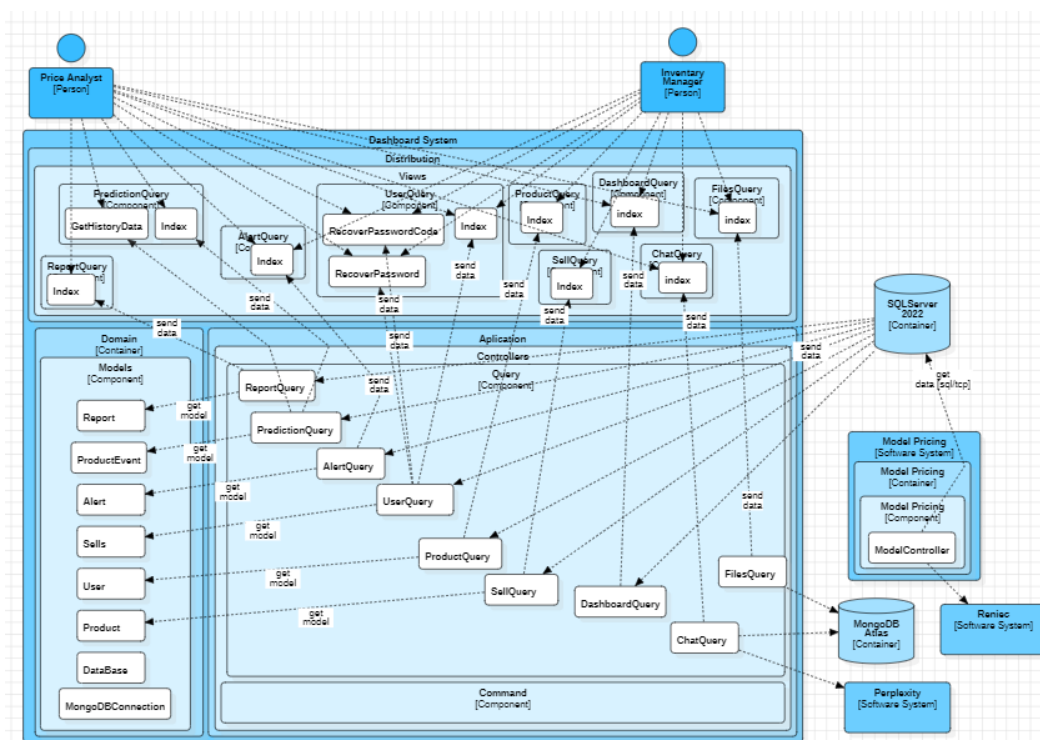


Figura 41

Diagrama de Objetos query



Clases en el Componente de Command

- **VentaCommand:** Encargada de gestionar las transacciones de ventas. Es responsable de ejecutar operaciones como agregar, actualizar y eliminar ventas en el sistema. Asegura que todas las transacciones se realicen de manera consistente y segura.
- **UsuarioCommand:** Administra las operaciones relacionadas con los usuarios del sistema. Esta clase permite crear nuevos usuarios, modificar datos de usuarios existentes y gestionar los roles y permisos de usuario, asegurando que solo los usuarios autorizados puedan acceder a ciertas funcionalidades del sistema.
- **ProductoCommand:** Maneja las acciones relacionadas con el inventario de productos. Se encarga de añadir nuevos productos, actualizar la información de productos existentes y eliminar productos que ya no se comercializan. Esta clase es crucial para mantener la precisión del inventario en el sistema.

Clases en el Componente de Query

- **InformeQuery:** Encargada de recuperar los datos necesarios para generar informes. Esta clase realiza consultas complejas para recopilar información detallada y específica requerida para los informes solicitados por el usuario.
- **PredicciónQuery:** Se especializa en recuperar datos para análisis predictivos. Estas consultas están diseñadas para obtener los datos históricos y actuales que alimentan los algoritmos de machine learning, proporcionando la base para pronósticos y otros análisis predictivos.
- **AlertaQuery:** Recupera las alertas activas dentro del sistema. Esta clase consulta la base de datos para obtener información sobre alertas generadas por condiciones específicas como bajos niveles de inventario o errores operacionales.
- **UsuarioQuery:** Facilita la recuperación de información de usuario. Es crucial para la gestión de permisos y para asegurar que los datos de usuario se mantengan actualizados y accesibles según las necesidades operativas.
- **ProductoQuery:** Realiza consultas para obtener información sobre los productos. Estas consultas son esenciales para la gestión de

inventarios, actualización de precios y otras funciones relacionadas con la administración de productos.

- **VentaQuery:** Recupera información relacionada con las ventas. Esta clase permite el acceso a datos históricos y actuales de transacciones, lo cual es vital para el análisis de ventas, la generación de informes financieros y la planificación estratégica.

Clases del Modelo

- **Informe:** Esta clase representa los informes generados en el sistema. Contiene métodos y propiedades para almacenar y manejar los datos recogidos y procesados destinados a la visualización en informes. Esto incluye la recopilación de datos de ventas, rendimiento de productos y otros indicadores clave de desempeño.
- **Predicción:** Encargada de gestionar las predicciones generadas por los análisis de datos. Almacena los resultados de los modelos predictivos y proporciona métodos para acceder a estas predicciones, que pueden incluir tendencias de mercado, proyecciones de ventas, etc.
- **Alerta:** Esta clase se utiliza para manejar las alertas dentro del sistema. Almacena información sobre eventos que requieren atención inmediata, como escasez de inventario o errores operativos, y proporciona la funcionalidad necesaria para notificar a los usuarios o tomar medidas automáticas.
- **Venta:** Modela las transacciones de ventas realizadas a través del sistema. Incluye detalles como el producto vendido, la cantidad, el precio y la fecha de la venta. Esta clase es crucial para el seguimiento de ingresos y la gestión de la relación con el cliente.
- **Usuario:** Representa a los usuarios del sistema. Contiene información de autenticación, así como preferencias y roles de usuario, permitiendo que el sistema ofrezca una experiencia personalizada y segura.
- **Producto:** Modela los productos gestionados dentro del sistema. Incluye información como descripción, precio, cantidad en inventario y otras especificaciones necesarias para la gestión de productos.
- **ModelController:** en una aplicación Flask actúa como el núcleo que conecta y coordina todas las partes del sistema, asegurando que la

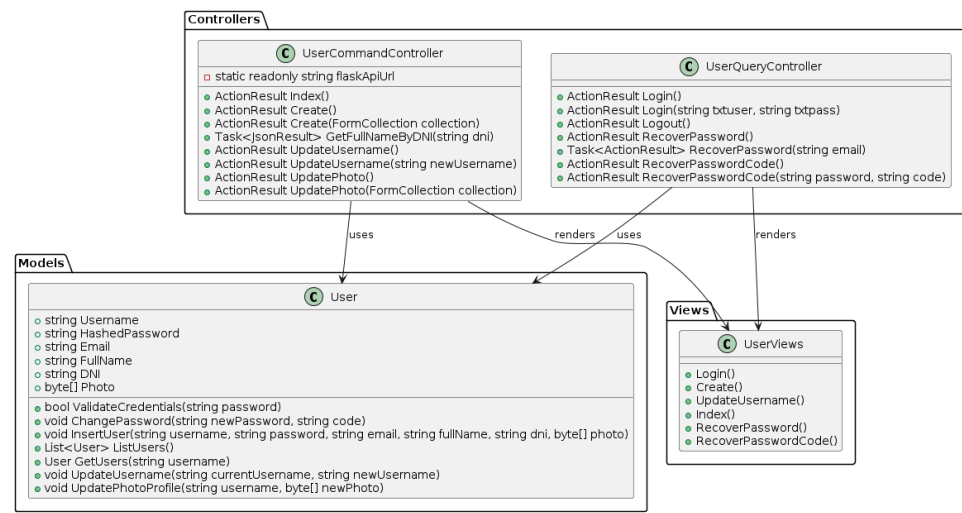
interacción entre el usuario y los datos del sistema sea fluida, segura y eficiente.

Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión

Las siguientes clases se encargan del primer caso de uso que es el inicio de sesión por lo que debe contar con seguridad dentro de las funciones establecidas

Figura 42

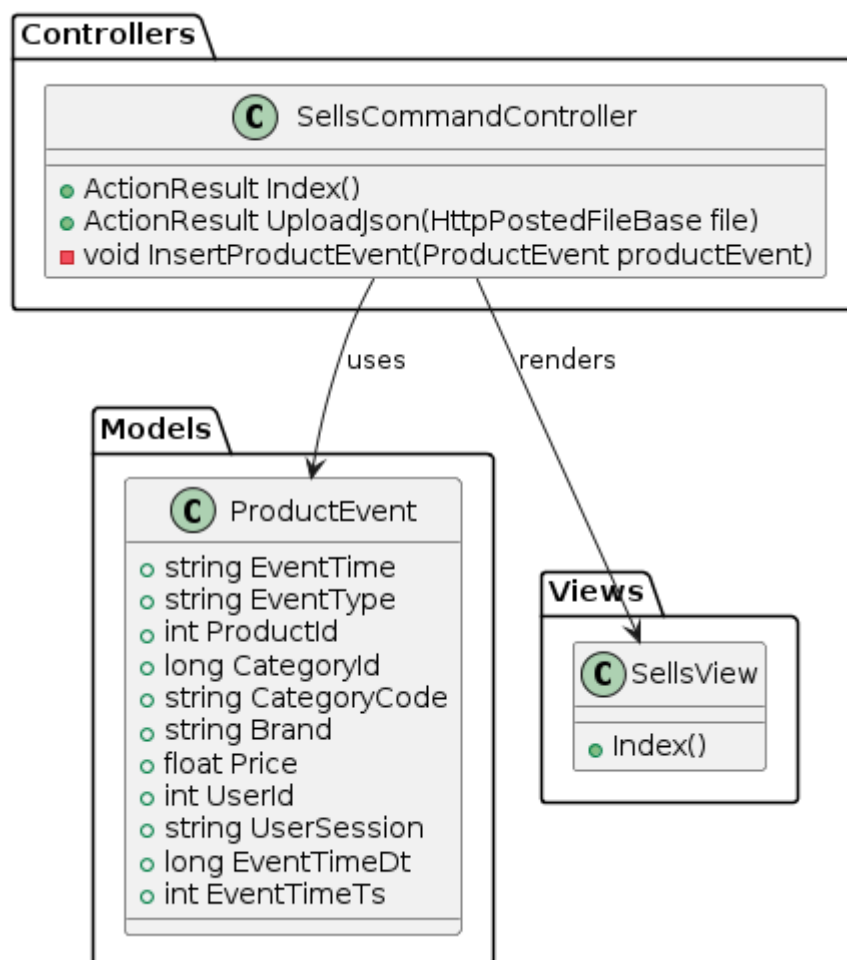
Diagrama de Clases Caso de Uso Nro 1 - Iniciar sesión



Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos

Figura 43

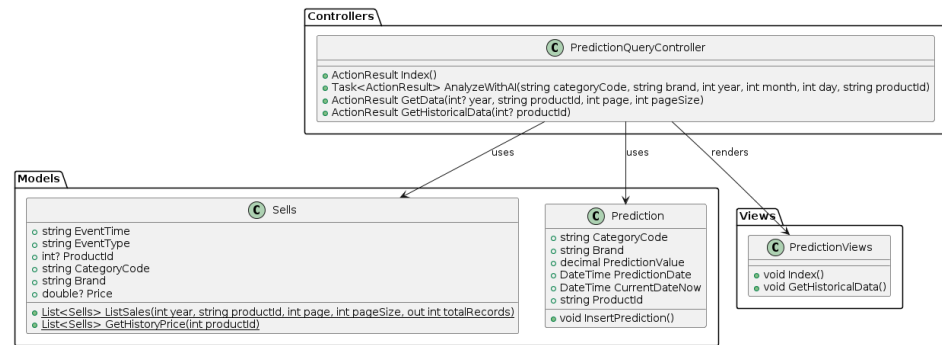
Diagrama de clases Caso de Uso Nro 2 - Cargar datos históricos



Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA

Figura 44

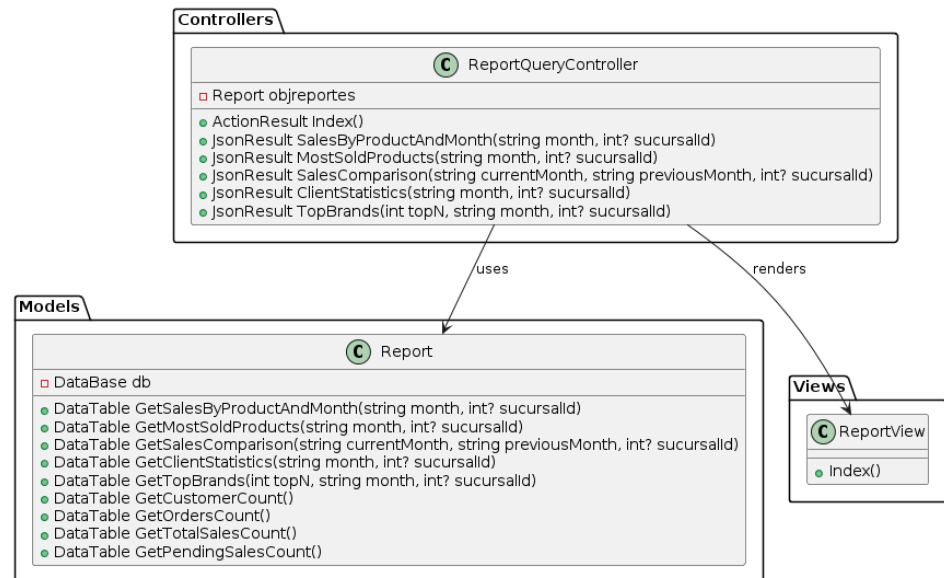
Diagrama de clases Caso de Uso Nro 3 - Analizar datos con IA



Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones

Figura 45

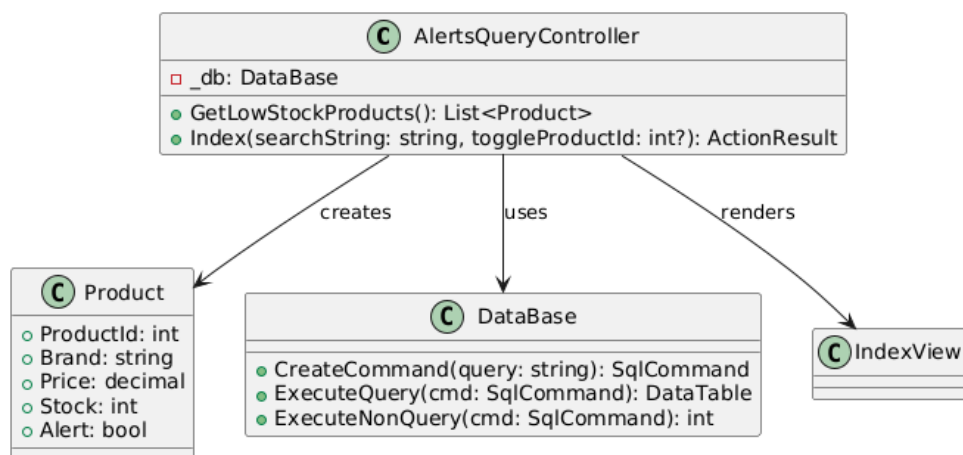
Diagrama de clases Caso de Uso Nro 4 - Generar informes y visualizaciones



Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas

Figura 46

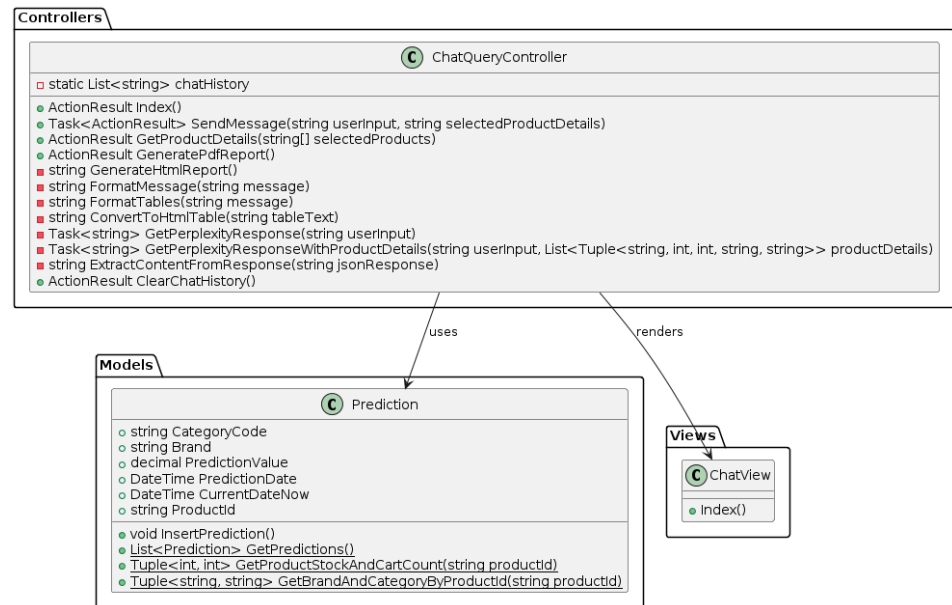
Diagrama de clases Caso de Uso Nro 5 - Visualizar alertas



Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios

Figura 47

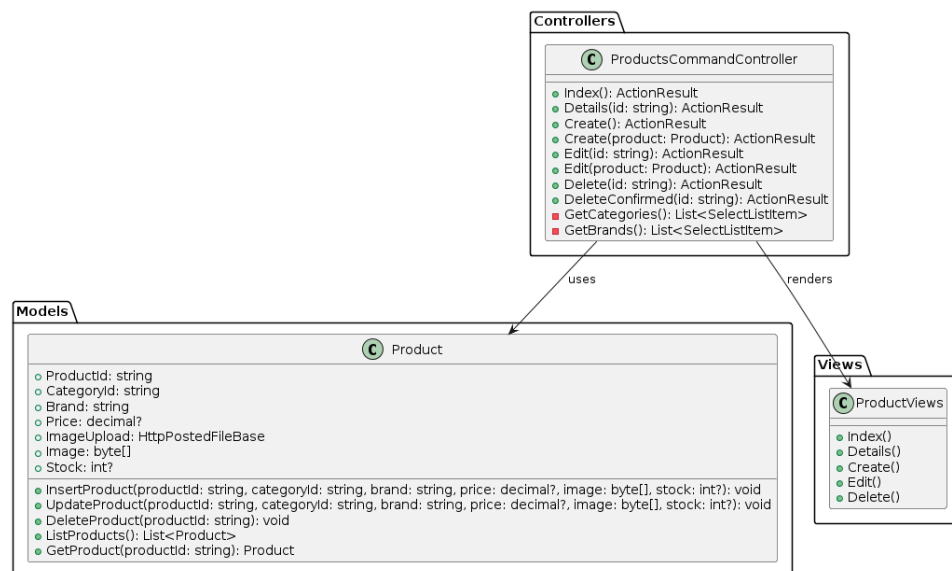
Diagrama de clases Caso de Uso Nro 6 - Seguir tendencias de precios



Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos

Figura 48

Diagrama de clases Caso de Uso Nro 7 - Gestionar productos



Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas

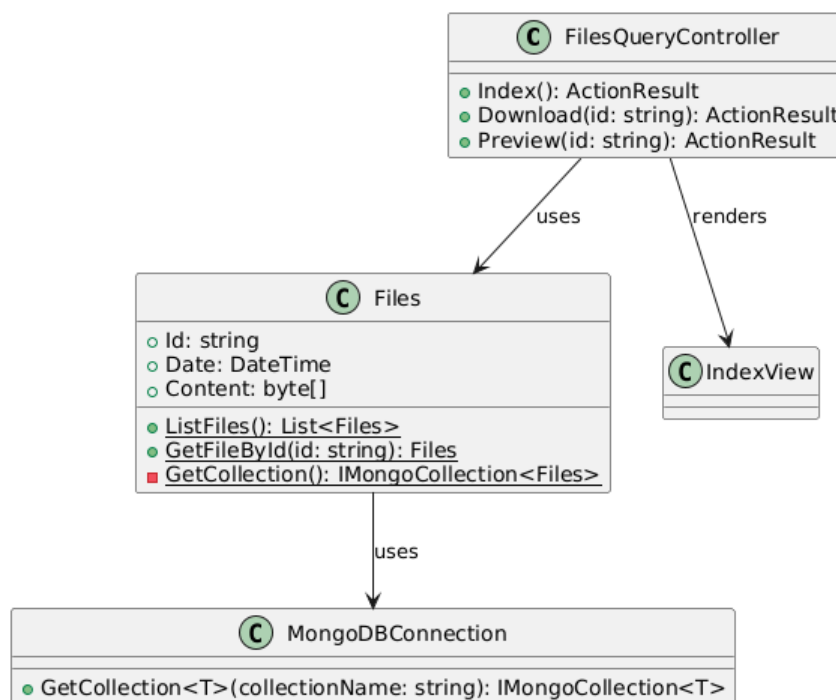
Figura 49

Diagrama de clases Caso de Uso Nro 8 - Gestionar compras y ventas



Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones

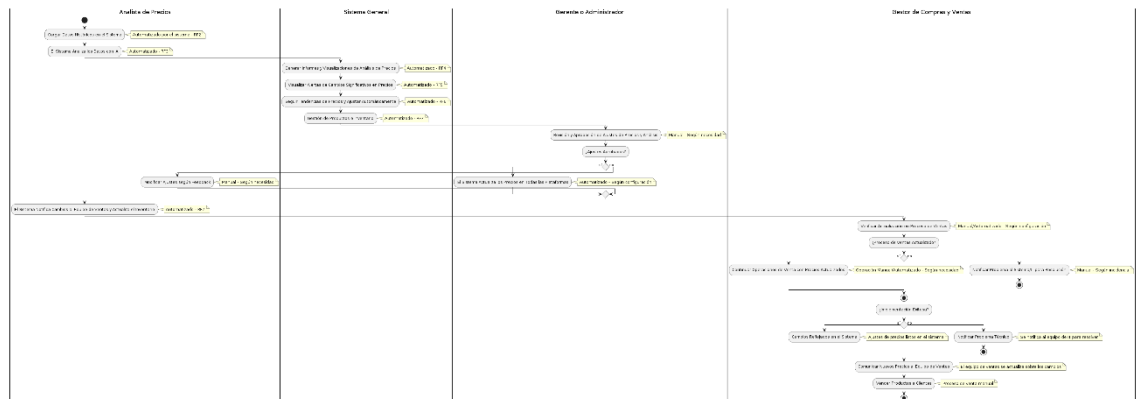
Figura 50

Diagrama de clases Caso de Uso Nro 9 - Guardar Predicciones

I.VI.IV. Vista de procesos

Figura 51

Diagrama de Procesos del sistema



1. Analista de Precios

- **Cargar Datos Históricos en el Sistema:** El sistema automáticamente carga y almacena datos históricos, que pueden ser utilizados para análisis y referencia futura. Este proceso es completamente automatizado por el sistema, asegurando una rápida disponibilidad de los datos para su análisis (RF2).
- **Análisis de Datos con IA:** Utilizando algoritmos de inteligencia artificial, el sistema analiza los datos cargados para detectar tendencias, patrones y posibles ajustes de precios (RF3).

2. Sistema General

- **Generar Informes y Visualizaciones:** Basado en los análisis realizados, el sistema genera informes detallados y visualizaciones que ayudan a entender el comportamiento del mercado y los precios (RF4).
- **Visualización de Alertas:** El sistema identifica y muestra alertas sobre cambios significativos en los precios, permitiendo acciones rápidas y ajustes proactivos (RF5).
- **Seguimiento de Tendencias de Precios y Ajustes Automáticos:** El sistema sigue continuamente las tendencias del mercado y ajusta los precios automáticamente según las configuraciones establecidas, reduciendo la carga de trabajo manual y aumentando la reactividad del negocio (RF6).
- **Gestión de Productos e Inventario:** Automáticamente actualiza el inventario y gestiona la disponibilidad de productos en respuesta a los cambios del mercado y las decisiones internas (RF7).

3. Gerente o Administrador

- **Revisión y Aprobación:** A pesar de la automatización, los ajustes críticos de precios y análisis requieren revisión y aprobación manual por parte de un gerente o administrador para asegurar que las decisiones automáticas están alineadas con la estrategia empresarial.

4. Implementación de Cambios

- Si los ajustes son aprobados, el sistema automáticamente actualiza los precios en todas las plataformas de ventas y sistemas relacionados, asegurando una implementación coherente y simultánea en todos los canales (Automatizado).
 - Si los ajustes no son aprobados, el Analista de Precios debe modificar los ajustes según el feedback recibido para realinear la estrategia de precios con las expectativas del negocio (Manual).
5. Notificación y Actualización de Inventario
- El sistema notifica al equipo de ventas sobre los nuevos precios y actualiza automáticamente el inventario para reflejar los cambios en los precios (Automatizado).
6. Gestor de Compras y Ventas
- Verifica la actualización en el proceso de ventas para asegurarse de que los nuevos precios están siendo aplicados correctamente. Si todo está en orden, las operaciones de venta continúan con los precios actualizados. Si hay problemas, se notifica al sistema o al equipo de IT para su resolución, asegurando que los problemas se resuelven rápidamente para mantener la operatividad y precisión en el proceso de ventas (Manual/Automatizado).

I.VI.V. Proceso de Business Intelligence

El desarrollo del sistema de soporte a decisiones se sustentó en el enfoque propuesto por Kimball (2013), orientado a la creación de un modelo dimensional que permita estructurar los datos para facilitar análisis predictivos, generación de reportes y visualización de tendencias comerciales. Este modelo permitió construir una arquitectura flexible y escalable para integrar fuentes de datos operacionales, transformar la información y almacenarla en un esquema tipo estrella que sirviera como base para el análisis con técnicas de Machine Learning.

Identificación de métricas clave y objetivos del análisis

El proceso comenzó con la definición de los indicadores estratégicos a predecir:

- Precio unitario del producto (PRECIO_U).
- Cantidad vendida por transacción (CANTIDAD).

Estos valores constituyen las medidas del negocio y se consolidan en una tabla de hechos denominada HechoVentas, cuyas dimensiones permitirán explorar estas métricas a lo largo de múltiples ejes.

Modelo Dimensional: hechos y dimensiones

Con base en la estructura lógica del sistema transaccional (ver figura 2. Base de datos), se diseñó un modelo estrella con la tabla de hechos HechoVentas y las siguientes dimensiones:

DimFecha: permite analizar las ventas por día, mes, trimestre, semana, día de la semana.

DimProducto: incluye código, nombre, categoría, unidad de medida.

DimCliente: contiene nombre, tipo de documento, ubicación y tipo de cliente.

DimSucursal: ubicación geográfica de la venta (útil para análisis regionales).

DimUsuario: quién registró la transacción.

DimMetodoPago: canal utilizado para completar la venta (efectivo, tarjeta, etc.).

Estas dimensiones se modelaron siguiendo la metodología Kimball, priorizando simplicidad, bajo nivel de normalización y claves sustitutas (surrogate keys).

Origen de datos y proceso ETL

Los datos originales fueron extraídos de un archivo Excel (RegistroVentas_20240407) con transacciones del sistema. Este archivo contenía columnas heterogéneas como FECHA, PRODUCTO, CATEGORÍA, CANTIDAD y PRECIO UNITARIO, que fueron transformadas utilizando herramientas de Business Intelligence.

En Power BI, se realizó el primer proceso de transformación:

- Eliminación de columnas innecesarias.
- Homogeneización de formatos (número, texto, fecha).
- Filtrado de registros incompletos.
- Generación de un conjunto limpio, estructurado y reducido.

A través de DAX Studio, los datos tratados fueron enviados directamente a SQL Server (ApiTesisDb.dbo.Sales) evitando formatos

intermedios, con un enfoque reproducible y optimizado para consultas analíticas.

Carga en almacén de datos y estructuración dimensional

Una vez cargados los datos en SQL Server, se generaron las tablas necesarias para el modelo dimensional (fecha, producto, cliente, etc.), enlazadas con la tabla de hechos principal (Sales) mediante claves sustitutas.

La estructura base quedó conformada por:

HechoVentas (IDVenta, FechaKey, ProductoKey, ClienteKey, Cantidad, PrecioU, Total)

DimFecha, DimProducto, DimCliente, DimSucursal, DimMetodoPago, DimUsuario

Esto permitió construir un almacén de datos tipo Kimball, apto para integrarse con Power BI, R o Python.

Preparación para Machine Learning

Con los datos consolidados en SQL, se empleó pyodbc y pandas.read_sql() para cargar el dataset en Python. Allí se ejecutaron procesos adicionales:

Conversión de fechas y generación de atributos temporales (MES, TRIMESTRE, DÍA_SEMANA).

Imputación de valores faltantes.

Ingeniería de variables y eliminación de outliers.

División en set de entrenamiento y prueba.

Esta base alimentó dos modelos supervisados (Random Forest Regressor): uno para predicción de precio y otro para demanda.

Integración con herramientas analíticas

La arquitectura implementada permite que herramientas como Power BI, Excel o sistemas externos puedan consultar directamente el modelo

dimensional a través de vistas SQL o APIs, facilitando dashboards, reportes dinámicos y automatización de decisiones.

Justificación del enfoque

El uso del modelo dimensional propuesto por Kimball permitió:

Integrar datos operacionales dispersos en una estructura amigable y orientada a análisis.

Reducir la complejidad de las consultas.

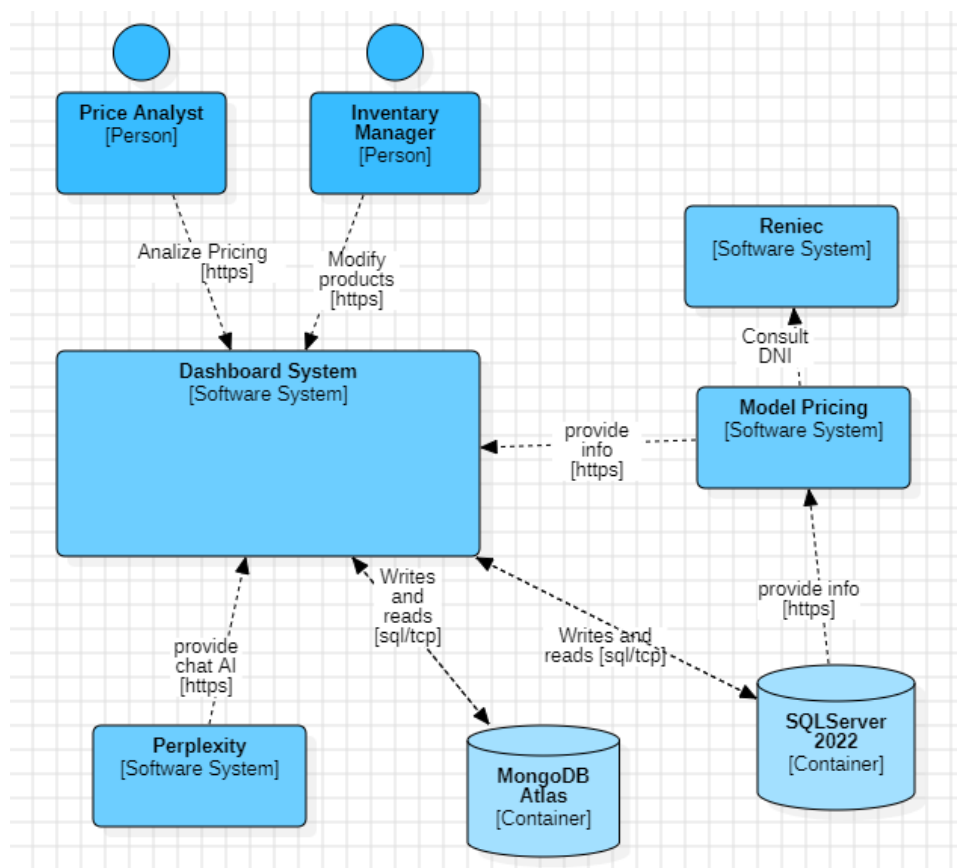
Soportar la evolución futura del sistema (agregar dimensiones, métricas).

Conectar nativamente con herramientas de visualización y análisis estadístico.

I.VI.VI. Vista de despliegue

Figura 52

Diagrama de despliegue



1. Analista de Precios y Gestor de Inventario

Son roles de usuario que interactúan con el sistema a través del DashboardNegocio. Estos roles son fundamentales para la entrada y manipulación de datos, así como para el análisis del comportamiento de precios basada en los análisis proporcionados por el sistema.

2. DashboardNegocio

Es un sistema de software implementado en C#, diseñado para proporcionar una interfaz de usuario interactiva donde los usuarios pueden ejecutar varias tareas relacionadas con el análisis de precios y la gestión del inventario. Este componente actúa como el punto de acceso central para las funciones del sistema y se comunica con otros componentes a través de HTTP/S para enviar y recibir datos.

3. SQLServer

Esta es la base de datos central del sistema, implementada con SQL Server 2022. Almacena y gestiona todos los datos relacionados con precios, inventario y usuarios. La base de datos es esencial para la persistencia de datos y se comunica con el DashboardNegocio y otros componentes a través de conexiones SQL/TCP, permitiendo operaciones de lectura y escritura de datos.

4. Modelo Análisis del Pricing

Un sistema independiente desarrollado en Python, dedicado al análisis avanzado de datos de precios. Utiliza el algoritmo de Random Forest Regressor para prever tendencias y ofrecer recomendaciones sobre la fijación de precios. Se comunica con la base de datos SQL Server 2022 para recuperar los datos necesarios para el análisis y envía sus predicciones y análisis al DashboardNegocio a través de HTTP/S todo esto mediante una API desplegada en FLASK.

La interacción entre estos componentes se maneja a través de protocolos estándar de la industria:

- HTTP/S para las comunicaciones web entre el DashboardNegocio y el Modelo de Análisis del Pricing, asegurando un intercambio seguro de información analítica y de gestión.
- SQL/TCP para las interacciones entre la base de datos SQL Server y los otros componentes del sistema, permitiendo transacciones de datos eficientes y seguras para consultas, actualizaciones y otras operaciones de gestión de datos.

I.VII. Conclusiones

La solución desarrollada responde de manera efectiva al problema identificado en las SMEs del sector comercial en Tacna, al proporcionar una herramienta tecnológica que mejora sustancialmente la gestión de precios, inventario y análisis del comportamiento de precios. El sistema de Business Intelligence propuesto permite integrar datos históricos mediante un modelo dimensional basado en la metodología de Kimball, asegurando una estructura clara y escalable para el análisis de información.

Entre los logros técnicos más relevantes se encuentran:

- La automatización de procesos de análisis que antes se realizaban de forma manual, reduciendo tiempos y errores.
- La incorporación de un modelo de predicción con Random Forest Regressor, que brinda estimaciones confiables de precios y tendencias de mercado.
- La integración de dashboards y reportes dinámicos en Power BI y SQL Server, que facilitan el acceso a información clave para los responsables de la gestión.

Con ello, el sistema no solo resuelve las limitaciones iniciales de las SMEs, sino que también sienta las bases para un entorno de análisis y predicción que fortalece la competitividad empresarial en la región.

I.VIII. Recomendaciones

- Extender el sistema hacia otras áreas del negocio, como gestión de clientes, finanzas y logística, de modo que se amplíe el alcance de la inteligencia de negocios implementada.
- Integrar el sistema con plataformas ERP y CRM utilizadas por las SMEs, con el fin de consolidar los datos empresariales en un solo entorno analítico y potenciar el análisis del comportamiento de precios estratégicas.
- Evaluar la implementación en entornos en la nube, para garantizar escalabilidad, seguridad y disponibilidad del sistema frente al crecimiento de los volúmenes de datos.

Anexo 4 Especificaciones del modelo predictivo (RFR)

1 Resumen Ejecutivo

El presente informe detalla el desarrollo, entrenamiento y evaluación de un modelo predictivo basado en el algoritmo **Random Forest Regressor** en Python. El objetivo del modelo es predecir el **precio de venta** de un producto específico en una fecha determinada.

El modelo final demostró un rendimiento predictivo sobresaliente, alcanzando una precisión (medida como Coeficiente de Determinación o R^2) del **97.3%**, lo que indica que el algoritmo es capaz de explicar la inmensa mayoría de la varianza en el histórico de precios.

2 Preparación y Limpieza de Datos (Power BI)

La etapa de preprocesamiento, limpieza y consolidación del dataset se llevó a cabo utilizando **Power BI**, optimizando el flujo de trabajo antes de la fase de modelado. Las principales tareas realizadas incluyeron:

- **Limpieza de inconsistencias:** Detección y tratamiento de valores nulos o atípicos en el histórico de precios.
- **Formato de variables:** Asegurar que los IDs de producto y las fechas tuvieran el formato correcto.
- **Exportación:** Generación de un archivo plano (CSV) con el dataset final limpio y estructurado para alimentar el script en Python.

3 Arquitectura y Variables del Modelo

El entrenamiento se realizó utilizando la librería scikit-learn. Se eligió un ensamblado de árboles de decisión (**Random Forest Regressor**) por su excelente capacidad para detectar patrones complejos y no lineales en datos tabulares y temporales.

Variables utilizadas en el modelo predictivo.

Tipo	Variable	Descripción
Entrada (Feature)	id_producto	Identificador único del producto a consultar.
Entrada (Feature)	fecha	Fecha de consulta (procesada numéricamente).
Salida (Target)	precio_venta	Valor monetario predicho por el modelo.

4 Flujo de Predicción

El modelo ha sido entrenado para operar de manera directa bajo el siguiente flujo secuencial:

- a. El sistema recibe una petición con los parámetros: fecha y id_producto.
- b. El algoritmo transforma la fecha y procesa las entradas a través de sus múltiples árboles de decisión.
- c. Se retorna el precio_venta estimado para ese producto en ese momento específico.

5 Resultados y Métricas de Evaluación

Tras evaluar el modelo con el conjunto de datos de validación, se obtuvieron los siguientes resultados métricos:

- a. Precisión (R2): 97.3% (0.973). Este valor confirma que el modelo capturó con gran exactitud la tendencia histórica de los precios.
- b. Error Absoluto Medio (MAE): 12.45
- c. Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE): 18.30

6 Implementación en Python y Configuración de Hiperparámetros

Para lograr el ajuste del 97.3%, fue necesario desglosar la variable fecha en componentes numéricos (año, mes, día) para que el algoritmo pudiera procesarla de forma nativa. Se configuró el modelo con hiperparámetros orientados a una alta capacidad de aprendizaje y estabilidad.

Configuración de Hiperparámetros

- a. n_estimators=200: Construye un ensamblado robusto de 200 árboles de decisión para reducir drásticamente la varianza.
- b. max_depth=None: Permite la máxima expansión de los árboles para captar las particularidades de precios de cada ID.
- c. min_samples_split=4: Aplica una regularización ligera previniendo que nodos sobreajusten con muestras ínfimas.
- d. random_state=42: Establece la semilla para garantizar la reproducibilidad idéntica del resultado.

Código Base de Entrenamiento

A continuación, se detalla el bloque de código implementado para la ejecución completa del flujo de entrenamiento:

```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.model_selection import train_test_split
3 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
4 from sklearn.metrics import r2_score, mean_absolute_error, mean_squared_error
5
6 df = pd.read_csv('datos_limpios_powerbi.csv')
7
8 df['fecha'] = pd.to_datetime(df['fecha'])
9 df['anio'] = df['fecha'].dt.year
10 df['mes'] = df['fecha'].dt.month
11 df['dia'] = df['fecha'].dt.day
12
13 X = df[['id_producto', 'anio', 'mes', 'dia']]
14 y = df['precio_venta']
15
16 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
17                                                    random_state=42)
18
19 modelo_rf = RandomForestRegressor(
20     n_estimators=200,
21     max_depth=None,
22     min_samples_split=4,
23     random_state=42,
24     n_jobs=-1
25 )
26
27 modelo_rf.fit(X_train, y_train)
28
29 y_pred = modelo_rf.predict(X_test)
30
31 r2 = r2_score(y_test, y_pred)
32 mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
33 rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
34
35 print(f'Precisión del Modelo (R^2): {r2 * 100:.2f}%')
36 print(f'MAE: {mae:.2f}')
37 print(f'RMSE: {rmse:.2f}')

```

7 Conclusiones

El uso combinado de Power BI para la preparación y limpieza profunda de datos y Python para el Machine Learning demostró ser una arquitectura híbrida de alto rendimiento.

El nivel de precisión del 97.3% valida que la combinación de fecha (desglosada en componentes) y el ID del producto contienen el peso predictivo necesario para estimar el precio de venta con desviaciones mínimas.

El código base desarrollado permite una fácil serialización (vía pickle, joblib) para ser expuesto mediante APIs o microservicios en producción.

Anexo 5 Juicio de expertos