



Planteamiento de un modelo de inteligencia de negocios para el Ecommerce

ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S.

Angélica Maria Burbano Ortiz

Daniela Fernanda Ochoa Rodríguez

Universidad EAN

Facultad Ingeniería

Maestría Inteligencia de Negocios

Bogotá D.C., Colombia

2026

Planteamiento de un modelo de inteligencia de negocios para el Ecommerce
ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S.

Angélica Maria Burbano Ortiz

Daniela Fernanda Ochoa Rodríguez

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:

Magister en Inteligencia de Negocios

Director:

Edicson Jair Gil Acosta

Modalidad:

Trabajo Dirigido

Universidad EAN

Facultad Ingeniería

Maestría Inteligencia de Negocios

Bogotá D.C., Colombia

2026

Nota de aceptación:

Firma del jurado

Firma del jurado

Firma del director del trabajo de grado

Ciudad, día/mes/año

Agradecimientos

En primer lugar, agradecemos a la empresa ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. que permitió el acceso a la información y al contexto organizacional necesario para la realización de este proyecto, así como a su gerente Any Escudero, por la disposición y apertura para aportar al desarrollo de esta investigación orientada al fortalecimiento de la gestión del Ecommerce mediante el uso de herramientas de inteligencia de negocios.

De manera especial, agradecemos al profesor Edicson Jair Gil Acosta, director de este trabajo de grado, por su orientación, acompañamiento académico y valiosos aportes a lo largo del proceso de investigación. Su experiencia, disposición y guía fueron fundamentales para estructurar y consolidar el desarrollo de este proyecto.

Asimismo, agradecemos a la Universidad EAN por brindarnos el espacio académico, los conocimientos y las herramientas necesarias para fortalecer nuestras capacidades profesionales en el campo de la inteligencia de negocios, contribuyendo significativamente a nuestra formación y crecimiento profesional.

Dedicatoria

Dedicamos este proyecto de grado, en primer lugar, a Dios, por brindarnos la vida, la sabiduría y la fortaleza necesarias para culminar esta importante etapa de nuestra formación. Gracias por guiarnos y permitirnos superar cada uno de los retos presentados durante este camino.

A nuestras familias, quienes han sido nuestro mayor apoyo y motivación. Gracias por su amor, comprensión y por creer siempre en nosotros. Su esfuerzo, consejos y acompañamiento han sido fundamentales para alcanzar esta meta.

También queremos dedicar este logro a nuestras parejas, por su paciencia, comprensión y apoyo incondicional durante todo este proceso. Gracias por motivarnos a seguir adelante en los momentos difíciles y por acompañarnos en cada paso de este camino. Sabemos que este logro no solo representa el cierre de una etapa, sino también la apertura de nuevas oportunidades y caminos que nos permitirán crecer personal y profesionalmente.

Hoy culmina un ciclo lleno de esfuerzo, aprendizaje y dedicación, pero también inicia una nueva etapa llena de sueños, retos y oportunidades que estamos dispuestos a enfrentar con compromiso y esperanza.

Con gratitud.

Angélica Maria Burbano Ortiz

Daniela Fernanda Ochoa Rodríguez

Resumen

El presente trabajo de grado aborda el diseño de un modelo de Inteligencia de Negocios (BI) para el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., empresa dedicada a la comercialización de productos de belleza a través de canales digitales. La investigación surge ante la necesidad de mejorar la gestión y el aprovechamiento de los datos generados por el comercio electrónico, debido a que la información se encuentra dispersa en diferentes sistemas como el ERP y la plataforma de Ecommerce, lo que dificulta el análisis integral del desempeño del negocio.

El objetivo del estudio es diseñar un modelo de inteligencia de negocios que optimice la toma de decisiones en la operación del Ecommerce, mediante la integración y análisis de la información relevante. La metodología utilizada combina revisión teórica y diagnóstico organizacional a través de encuestas y entrevistas a actores clave.

Como resultado, se propone un modelo de BI que integra las principales fuentes de datos del negocio y permite generar análisis y visualizaciones para apoyar la toma de decisiones. Se concluye que el modelo contribuirá a mejorar la gestión de información y fortalecer la competitividad del Ecommerce.

Palabras clave: Inteligencia de negocios, Comercio electrónico, Toma de decisiones, Integración de datos, Analítica de datos, Modelo de madurez, Transformación digital.

Abstract

This thesis addresses the design of a Business Intelligence (BI) model for the Ecommerce division of ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., a company dedicated to the sale of beauty products through digital channels. The research arises from the need to improve the management and use of data generated by Ecommerce, since the information is scattered across different systems such as ERP and the Ecommerce platform, which makes it difficult to comprehensively analyze business performance.

The objective of the study is to design a business intelligence model that optimizes decision-making in Ecommerce operations through the integration and analysis of relevant information. The methodology used combines theoretical review and organizational diagnosis through surveys and interviews with key players.

As a result, a BI model is proposed that integrates the main sources of business data and allows for the generation of analyses and visualizations to support decision-making. It is concluded that the model will contribute to improving information management and strengthening the competitiveness of Ecommerce.

Keywords: Business intelligence, Ecommerce, Decision making, Data integration, Data analytics, Maturity model, Digital transformation.

Contenido

1	Introducción	14
2	Planteamiento del problema	19
2.1	<i>Antecedentes Industria cosmética</i>	<i>19</i>
2.2	<i>Antecedentes inteligencia de negocios</i>	<i>20</i>
2.3	<i>Descripción del Problema.....</i>	<i>20</i>
2.4	<i>Pregunta de investigación.....</i>	<i>21</i>
3	Objetivos	21
3.1	<i>Objetivo general.....</i>	<i>21</i>
3.2	<i>Objetivos específicos</i>	<i>21</i>
4	Justificación	22
5	Viabilidad.....	23
6	Marco institucional	26
7	Marco teórico	37
7.1	<i>Inteligencia de negocios.....</i>	<i>37</i>
7.1.1	<i>Definición y evolución de la inteligencia de negocios</i>	<i>37</i>
7.1.2	<i>Objetivos y beneficios de la inteligencia de negocios en las organizaciones</i>	<i>39</i>
7.1.3	<i>Objetivos</i>	<i>39</i>
7.1.4	<i>Beneficios</i>	<i>40</i>
7.1.5	<i>Ciclo de vida de la inteligencia de negocios</i>	<i>41</i>
7.1.6	<i>Almacenamiento de datos</i>	<i>41</i>

7.1.7	Una perspectiva histórica del almacenamiento de datos	42
7.1.8	Proceso de almacenamiento de datos	43
7.1.9	Herramientas de análisis y visualización Modelos	47
7.1.10	Beneficios de las herramientas de inteligencia de negocios	48
7.1.11	Principales herramientas de inteligencia de negocios	48
7.2	<i>Modelos y arquitecturas de inteligencia de negocios</i>	<i>50</i>
7.2.1	Modelo 1: Kimball Methodology – <i>Modelo de Dimensional Modeling</i>	50
7.2.2	Modelo 2: Inmon Methodology – <i>Corporate Information Factory</i>	55
7.2.3	Modelo 3: Modelo de madurez en gestión de datos de TDWI	60
7.2.4	Modelo 4: Modelo de madurez de Gartner de Gestión de la Información Empresarial (EIM)	64
7.2.5	Comparación arquitecturas	73
7.2.6	Comparación modelos de madurez	75
7.3	<i>Toma de decisiones basada en datos</i>	<i>78</i>
7.3.1	Proceso de toma de decisiones estratégicas	78
7.3.2	Inteligencia de negocios como soporte a la toma de decisiones	80
7.3.3	Indicadores clave de rendimiento (KPIs) para Ecommerce	81
7.4	<i>Planificación e implementación de modelos de inteligencia de negocios</i>	<i>83</i>
7.4.1	Factores críticos de éxito en la implementación de BI	83
7.4.2	Gestión del cambio organizacional	85
7.4.3	Capacidades tecnológicas y humanas necesarias	86
7.4.4	Fases de implementación de un modelo BI	86
7.4.5	Evaluación del impacto	88
8	Diseño metodológico	89
8.1	<i>Tipo de investigación</i>	<i>89</i>

8.2	<i>Diagnóstico organizacional externo</i>	90
8.3	<i>Diagnóstico organizacional interno</i>	92
8.4	<i>Formulación de población y muestra</i>	92
8.5	<i>Identificación de variable</i>	94
8.6	<i>Instrumento de medición</i>	95
8.7	<i>Validación del instrumento de medición</i>	97
9	Contribuciones originales esperadas	103
10	Cronograma de actividades	104
11	Diagnóstico organizacional	105
11.1	<i>Análisis externo</i>	105
11.2	<i>Análisis interno</i>	111
11.3	<i>Requerimientos del modelo de inteligencia de negocios</i>	118
12	Modelo de inteligencia de negocios propuesto	119
12.1	<i>Definición de objetivos de la empresa</i>	120
12.2	<i>Identificación y caracterización de las fuentes de datos</i>	121
12.3	<i>Integración y transformación de datos (Proceso ETL)</i>	125
12.4	<i>Diseño del modelo de datos</i>	128
12.5	<i>Visualización y toma de decisiones</i>	135
13	Plan de Intervención	139
13.1	<i>Objetivo del Plan de Intervención</i>	140

13.2	<i>Alcance del Plan</i>	141
13.3	<i>Entregables</i>	141
13.4	<i>Metodología de intervención</i>	142
13.5	<i>Recursos requeridos</i>	146
13.6	<i>Costos</i>	147
13.7	<i>Riesgos y estrategias de mitigación</i>	149
13.8	<i>Indicadores de éxito del plan</i>	152
14	Conclusiones y recomendaciones	154
14.1	<i>Conclusiones</i>	154
14.2	<i>Aportes académicos y líneas de investigación futuras</i>	155
14.3	<i>Recomendaciones</i>	156
15	Referencias	161

Lista de Figuras

	Pág.
Ilustración 1 Evolución mensual quiebre de stock.....	15
Ilustración 2 Ventas reales vs Ventas perdidas.....	16
Ilustración 3 Organigrama.....	27
Ilustración 4 Ecommerce - Página de inicio	28
Ilustración 5 Valor de mercado mundial de belleza y cuidado personal.....	30
Ilustración 6 Países líderes en mercado de belleza LATAM (2019–2026).....	32
Ilustración 7 Evolución inteligencia de negocios (BI).....	38
Ilustración 8 Una perspectiva histórica del almacenamiento de datos.....	43
Ilustración 9 Gartner Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms de 2024	49
Ilustración 10 Evolución del soporte de decisiones, BI, análisis e IA.....	80
Ilustración 11 Factores PESTEL	91
Ilustración 12 Disponibilidad de datos.....	113
Ilustración 13 Calidad de los datos	113
Ilustración 14 Capacidades analíticas.....	114
Ilustración 15 Cultura orientada a datos.....	115
Ilustración 16 Toma de decisiones basada en datos.....	116
Ilustración 17 Infraestructura tecnológica.....	117
Ilustración 18 Modelo de inteligencia de negocios propuesto para el Ecommerce	120
Ilustración 19 Modelo Dimensional – Hechos Ventas.....	130
Ilustración 20 Modelo Dimensional – Hechos Precios Costos.....	131
Ilustración 21 Modelo Dimensional – Hechos Inventarios	131
Ilustración 22 Arquitectura de datos actual	133
Ilustración 23 Arquitectura Propuesta	135

Ilustración 24 Propuesta visual seguimiento ventas	137
Ilustración 25 Propuesta visual seguimiento inventarios	138
Ilustración 26 Propuesta visual seguimiento costos	139
Ilustración 27 Cronograma de implementación modelo de BI Ecommerce.....	145

Lista de Tablas

Tabla 1 Estimación de beneficios económicos del modelo de BI	22
Tabla 2 Evaluación de la factibilidad para el diseño del modelo de BI	24
Tabla 3 Asignación de recursos para el diseño del modelo de BI	24
Tabla 4 Benchmarking en Ecommerce del sector capilar en Colomba.....	36
Tabla 5 Modelo de madurez Gartner	66
Tabla 6 Comparación de arquitecturas	73
Tabla 7 Comparación de modelos de madurez.....	75
Tabla 8 Cargos o roles definidos aplicación instrumentos.....	93
Tabla 9 Variables de estudio con enfoque de triangulación	95
Tabla 10 Matriz de indicadores cualitativos modelo de madurez Gartner.....	96
Tabla 11 Índice V de Aiken	99
Tabla 12 Índice V de Aiken corregido	102
Tabla 13 Preguntas repetidas	102
Tabla 14 Resumen impactos para variables PESTEL.....	110
Tabla 15 Matriz de categorización y análisis de entrevistas	111
Tabla 16 Caracterización general fuentes de datos	121
Tabla 17 Principales conjuntos de datos del ERP	122
Tabla 18 Principales conjuntos de datos del ERP	122
Tabla 19 Propuesta tecnológica del proceso ETL	128

Tabla 20 Tablas de hechos propuestas	129
Tabla 21 Dimensiones propuestas.....	129
Tabla 22 Recursos modelo de inteligencia de negocios Ecommerce.....	146
Tabla 23 Costos implementación modelo de inteligencia de negocios Ecommerce ..	148
Tabla 24 Costos recurrentes modelo de inteligencia de negocios Ecommerce	149
Tabla 25 Riesgos y estrategias de mitigación	150
Tabla 26 Indicadores de éxito del plan.....	152

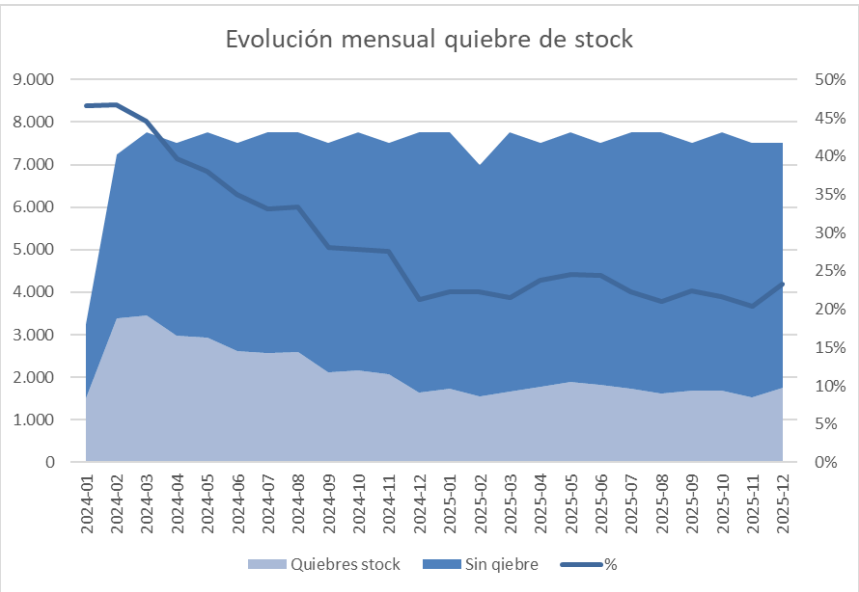
1 Introducción

La transformación digital y el crecimiento exponencial de los datos han convertido la inteligencia de negocios (Business Intelligence, BI) en un campo de conocimiento estratégico dentro de la gestión organizacional. En particular, la aplicación de modelos de BI en el Ecommerce y en la industria cosmética constituye un espacio de intervención empresarial altamente pertinente, ya que permite a las organizaciones aprovechar la información disponible para optimizar procesos, anticipar tendencias y mejorar la toma de decisiones estratégicas. El presente trabajo se enmarca en la línea de investigación de inteligencia de negocios y analítica de datos aplicada a la gestión empresarial, propia de la Maestría en Inteligencia de Negocios, y tiene como foco la intervención en ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., una pyme del sector cosmético dedicada a la comercialización en línea de productos capilares.

El planteamiento del problema surge de la necesidad de comprender cómo las organizaciones pequeñas, en proceso de consolidación digital, gestionan la información disponible y la convierten en un insumo estratégico para su sostenibilidad. En el caso de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., se identificó a través de entrevistas con su equipo directivo y operativo que la empresa realiza la planeación de inventarios y la definición de promociones de manera intuitiva, basándose principalmente en el promedio de ventas históricas o en productos con sobre inventario.

En este sentido, se realizó un análisis de la disponibilidad de inventario y su relación con el comportamiento de las ventas, con el fin de identificar sus efectos en el desempeño del negocio.

Ilustración 1 Evolución mensual quiebre de stock

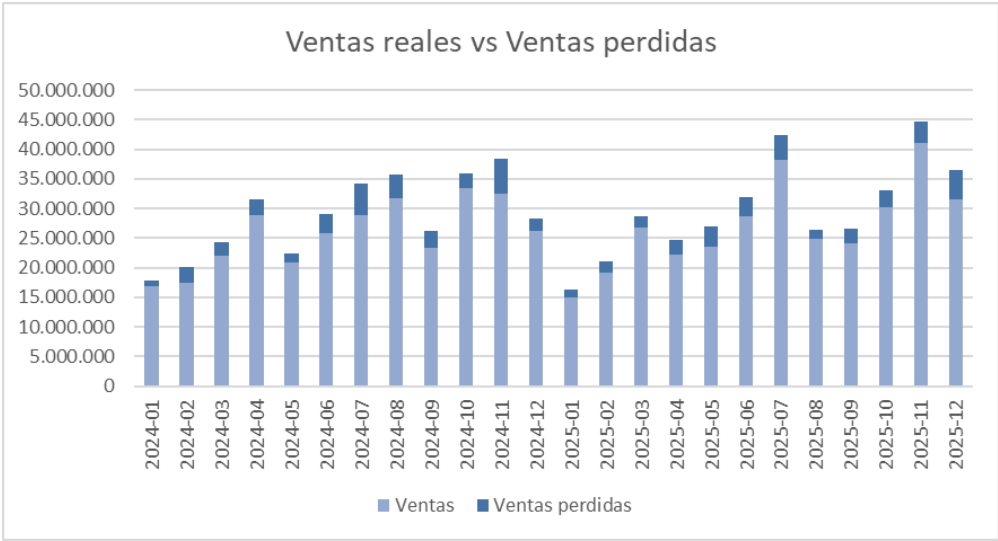


Fuente: elaboración propia con base en información de la empresa.

El análisis de la disponibilidad de inventario evidencia una problemática, donde la tasa de quiebre de stock alcanza un promedio del 28% durante el periodo 2024–2025, lo que implica que aproximadamente 3 de cada 10 combinaciones producto–día presentan desabastecimiento. Aunque se observa una tendencia decreciente —pasando de niveles cercanos al 47% a inicios de 2024 a valores entre el 20% y 25% en 2025—, estos niveles siguen siendo elevados y reflejan una mejora operativa no estructurada, basada en ajustes reactivos más que en análisis de datos, lo cual limita la capacidad de la organización para garantizar la disponibilidad de productos y afecta la eficiencia del canal digital.

En complemento al análisis anterior, se presenta la siguiente ilustración, en la cual se observa la relación entre las ventas reales y las ventas perdidas, considerando las pérdidas estimadas asociadas a los periodos de quiebre de stock. Los resultados obtenidos corresponden a valores estimados con la información disponible:

Ilustración 2 Ventas reales vs Ventas perdidas



Fuente: elaboración propia con base en información de la empresa.

El análisis de ventas reales frente a ventas potenciales evidencia el impacto económico del desabastecimiento, estimándose que, durante 2024 y 2025, la empresa dejó de percibir aproximadamente \$70 millones, lo que representa cerca del 11% de los ingresos potenciales. Este resultado demuestra que la falta de disponibilidad de inventario no solo constituye una limitación operativa, sino también una pérdida significativa de oportunidades comerciales, al impedir atender la demanda existente, lo cual restringe el crecimiento del canal y pone en evidencia la ausencia de herramientas analíticas que soporten la planificación de la demanda y la gestión eficiente del inventario.

Aunque la empresa dispone de un software transaccional (ERP) y una plataforma de comercio electrónico donde se registra información sobre clientes, pedidos, productos

y campañas digitales, esta información no se integra ni se analiza sistemáticamente para apoyar la toma de decisiones. Este panorama coincide con hallazgos de autores como Turban, Sharda y Delen (2024), quienes sostienen que el crecimiento de los datos y la incertidumbre del entorno exigen a las organizaciones adoptar herramientas analíticas avanzadas para generar decisiones más estratégicas.

Los antecedentes bibliográficos también muestran la relevancia de este problema. El sector cosmético en Colombia alcanzó en 2023 ventas por más de USD 5.369 millones, con un crecimiento del 11,14% frente al año anterior (Cámara de la Industria Cosmética y de Aseo de la ANDI, 2024). Además, la tendencia hacia productos naturales y sostenibles ha incrementado la demanda y la complejidad del mercado (Departamento Nacional de Planeación, 2022). A su vez, estudios internacionales como los de Mordor Intelligence (2024) proyectan una tasa de crecimiento anual compuesta del 4,74% en el mercado colombiano del cuidado capilar. Esto evidencia que las empresas del sector, incluidas las pymes, necesitan adoptar sistemas de inteligencia de negocios que les permitan analizar información de clientes, identificar patrones de consumo y responder con agilidad a los cambios del entorno.

El objeto de diagnóstico, entonces, es la gestión de datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., identificando sus limitaciones actuales y las oportunidades de mejora a través del diseño de un modelo de BI. Este problema puede describirse como la falta de un sistema estructurado que integre fuentes internas y externas de datos —ERP, Ecommerce, redes sociales, tendencias del sector, variables macroeconómicas— para apoyar la planeación de inventarios, el diseño de campañas digitales y la evaluación de indicadores clave de desempeño. La ausencia de este

modelo limita la capacidad de la empresa para competir en un mercado en el que la toma de decisiones basada en datos se ha vuelto indispensable (Davenport, 2006).

En este marco, la formulación de la pregunta de investigación que orienta el trabajo es: ¿Cómo diseñar un modelo de inteligencia de negocios que permita a ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. optimizar la toma de decisiones en su operación de Ecommerce? Esta pregunta recoge tanto el diagnóstico del problema como la búsqueda de una solución aplicable y replicable, en concordancia con el carácter aplicado de la investigación de maestría.

La estructura del documento se organiza de la siguiente manera: en el Capítulo 1 se presentan el planteamiento del problema, los antecedentes, la justificación y los objetivos de la investigación. El Capítulo 2 desarrolla el marco teórico, abordando la evolución de la inteligencia de negocios, modelos de referencia como los de Inmon (2002) y Kimball (2013), el proceso de ETL, la analítica avanzada, los indicadores clave de desempeño en Ecommerce y los factores críticos de éxito en la implementación de BI. En el Capítulo 3 se expone el diseño metodológico de la investigación, describiendo el tipo de estudio, el enfoque, las técnicas de recolección de datos, el instrumento de diagnóstico y su validación mediante el índice V de Aiken. El Capítulo 4 recoge los resultados del diagnóstico organizacional, tanto interno como externo, incluyendo el análisis DOFA y la aplicación del modelo de madurez en BI de Gartner. El Capítulo 5 presenta la propuesta del modelo de inteligencia de negocios diseñado para la empresa, especificando su arquitectura, indicadores y tableros de control. Finalmente, en el Capítulo 6 se plantean el plan de implementación, la evaluación del impacto esperado y las conclusiones, junto con recomendaciones para la empresa y aportes al conocimiento académico.

2 Planteamiento del problema

2.1 Antecedentes Industria cosmética

En los últimos años, la industria de la belleza y el cuidado personal en Colombia ha experimentado un crecimiento significativo. Según la Cámara de la Industria Cosmética y de Aseo de la ANDI, en 2023, las ventas en estos segmentos sumaron más de US\$5.369 millones, representando un incremento del 11,14% respecto al año anterior y superando las cifras de 2019, que fueron alrededor de US\$5.207 millones. (Cámara de la Industria Cosmética y de Aseo de la ANDI, 2024)

En Colombia, se observa una creciente tendencia hacia el consumo de productos capilares de origen natural, impulsada por una mayor conciencia sobre el cuidado del cabello y la salud. Según el Departamento Nacional de Planeación (DNP), el sector cosmético enfrenta el reto de ingresar a mercados más sofisticados donde la cosmética se integra a tendencias asociadas a la salud y el bienestar (Departamento Nacional de Planeación , 2022), resaltando la importancia de fortalecer la producción de cosméticos naturales mediante actividades de ciencia, tecnología e innovación para materializar nuevos productos en el mercado.

Además, el Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural destaca que el consumo nacional de productos naturales pasó de USD \$7 millones a USD \$23 millones en 2014, evidenciando un aumento en la demanda de especies medicinales utilizadas en la industria cosmética (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural de Colombia, 2017).

El informe de Mordor Intelligent señala que "Se prevé que el mercado colombiano del cuidado del cabello sea testigo de una tasa compuesta anual del 4,74%" (Mordor Intelligence, 2024). Este crecimiento del sector resalta la relevancia de los productos de belleza en Colombia y la necesidad de que las empresas se adapten a las nuevas preferencias de los consumidores. Además, refleja un cambio cultural en el que el

bienestar y el cuidado personal han tomado un papel central en la rutina diaria de los colombianos, consolidando a la industria de la belleza como un elemento clave en su estilo de vida.

2.2 Antecedentes inteligencia de negocios

Según Turban, Sharda y Delen la inteligencia de negocios les permite a las organizaciones analizar datos para generar informes, predecir eventos futuros y tomar decisiones estratégicas (Turban, Sharda, & Delen, 2024). La toma de decisiones es clave para el éxito organizacional, la incertidumbre y el crecimiento exponencial de los datos hacen que los líderes necesiten herramientas analíticas avanzadas. Las tecnologías de BI facilitan este proceso al proporcionar información clave para decisiones más informadas y por tanto estratégicas.

La analítica cubre desde metodologías básicas como la estadística descriptiva, hasta avanzadas, como modelos predictivos e inteligencia artificial (Hair, Harrison, & Ajjan, 2022). Para aprovechar estas herramientas, las organizaciones deben mejorar su gestión de datos y definir correctamente los problemas comerciales a resolver. Comprender el comportamiento del cliente y su satisfacción permite identificar oportunidades estratégicas.

2.3 Descripción del Problema

Al validar a través de entrevistas con el equipo que dirige los procesos al interior de la empresa especialmente los asociados con el Ecommerce se identificaron que la operación cubre el abastecimiento de inventarios basado sólo en el promedio de ventas, publicación de productos sin pronósticos, publicación de promociones con base en los productos más vendidos en la peluquería o con exceso de inventario. Aunque cuenta con un software donde se registran las transacciones de ventas y un software donde se desarrolla y administra el Ecommerce, no usa toda la información disponible para su operación. Por lo anterior se identifica que la empresa no cuenta con un modelo para

extraer y analizar los datos de sus sistemas e incluir variables externas (tendencia del sector, factores macroeconómicos, hábitos de compra en línea, entre otros) con el fin de tomar decisiones estratégicas a favor del crecimiento del Ecommerce.

2.4 Pregunta de investigación

¿Cómo diseñar un modelo de inteligencia de negocios que permita a ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. optimizar la toma de decisiones en su operación de Ecommerce?

3 Objetivos

3.1 Objetivo general

Diseñar un modelo de inteligencia de negocios que permita a ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. optimizar la toma de decisiones en su operación de Ecommerce

3.2 Objetivos específicos

- Diagnosticar el estado actual de la gestión de datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., en términos de disponibilidad y calidad de la información, capacidades analíticas, cultura organizacional orientada a datos, toma de decisiones e infraestructura tecnológica, con el fin de identificar las principales limitaciones y definir los requerimientos del modelo de inteligencia de negocios.
- Diseñar una arquitectura para el modelo de inteligencia de negocios identificando los datos necesarios y las actividades a desarrollar.
- Definir indicadores y un tablero de control en Power BI que facilite el análisis de la información del Ecommerce, incorporando métricas clave relacionadas con las ventas digitales y el comportamiento de los clientes.
- Proponer un plan de implementación del modelo de inteligencia de negocios, considerando los recursos tecnológicos, humanos y estratégicos necesarios para su adopción en la empresa.

4 Justificación

El desarrollo de un modelo de inteligencia de negocios para **ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S.** permitirá a la empresa optimizar su proceso de toma de decisiones en el ámbito del Ecommerce, brindando una mayor visibilidad sobre su desempeño comercial. En un entorno cada vez más digitalizado y competitivo, donde las decisiones deben ser rápidas, precisas y fundamentadas, contar con un sistema que integre, analice y visualice datos estratégicos es crucial para mantener la relevancia en el mercado de asesoría en imagen personal, marca personal y formación digital. A través de la implementación de herramientas analíticas la empresa podrá analizar indicadores clave, detectar tendencias de compra, optimizar la gestión de inventarios y personalizar la experiencia del cliente, facilitando una toma de decisiones más estratégica y basada en datos.

En este contexto, resulta pertinente complementar los beneficios cualitativos descritos con una estimación del impacto económico esperado de la implementación del modelo de inteligencia de negocios, con el fin de evidenciar su viabilidad desde una perspectiva empresarial.

Tabla 1 Estimación de beneficios económicos del modelo de BI

Concepto	Situación actual	Mejora esperada con BI	Impacto económico estimado
Ventas perdidas por quiebre de stock	\$35 millones por año ($\approx 11\%$ ingresos)	Reducción del 30% al 50% del quiebre	Recuperación entre \$10.500.000 y \$17.500.000 anuales
Tiempo de generación de reportes	Procesos manuales (4–6 horas semanales)	Automatización con dashboards	Ahorro de 200–310 horas/año
Inventario inmovilizado	Compras basadas en intuición	Optimización por análisis de demanda	Reducción estimada del 10%–15% del inventario innecesario
Toma de decisiones comerciales	Basada en experiencia	Basada en datos (ventas, rotación, demanda)	Incremento en efectividad de promociones y rotación de productos
Eficiencia operativa	Procesos dispersos y no integrados	Información centralizada en BI	Reducción de reprocesos y errores operativos

Fuente: elaboración propia con información calculada quiebres de stock, ventas perdidas y horas proceso actualización informes.

Este proyecto se alinea directamente con la visión de **Any Escudero** de expandir su presencia en el entorno digital, consolidarse como referente en formación y marca personal, y brindar una experiencia más inteligente, personalizada y basada en resultados a su comunidad, considerando además las transformaciones actuales en el entorno empresarial, como el crecimiento de la educación en línea, el aumento del uso de datos en la toma de decisiones y la transformación digital de las pymes, lo cual refuerza la pertinencia y oportunidad del modelo propuesto (Kevin Sneader y Shubham Singhal, 2021); al mismo tiempo, responde a los objetivos de la maestría en inteligencia de negocios, al aplicar herramientas que permiten organizar, analizar y presentar información de manera estructurada, facilitando la toma de decisiones estratégicas a partir de la identificación de tendencias, preferencias de los usuarios, desempeño de campañas de marketing y oportunidades de mejora en productos y servicios (Davenport, 2006).

5 Viabilidad

Desde el punto de vista técnico, la empresa cuenta con fuentes de información relevantes, tales como el sistema ERP y la plataforma Ecommerce, que constituyen la base necesaria para el desarrollo del modelo propuesto. Asimismo, se dispone de acceso a entrevistas con el equipo directivo y administrativo, lo que permite comprender los procesos actuales y definir requerimientos adecuados para el diseño del modelo de BI.

En cuanto a la viabilidad organizacional, la alta dirección manifiesta interés en fortalecer la toma de decisiones basada en datos, lo cual evidencia disposición para

adoptar soluciones analíticas en el futuro. Adicionalmente, el tamaño de la empresa facilita la articulación entre las áreas y el acceso a la información necesaria para la construcción del modelo.

Desde la perspectiva financiera, el modelo propuesto se fundamenta en el uso de herramientas accesibles de inteligencia de negocios, lo que sugiere que su implementación futura no requeriría inversiones significativas. En este sentido, los beneficios estimados, particularmente la reducción de ventas perdidas asociadas a quiebres de stock, permiten anticipar un retorno de inversión favorable.

A partir de lo anterior, se presenta la evaluación de la factibilidad y la asignación de recursos para el diseño del modelo:

Tabla 2 Evaluación de la factibilidad para el diseño del modelo de BI

Criterio	Descripción	Situación en la empresa	Nivel de viabilidad
Financiera	Recursos para implementación	Uso de herramientas accesibles	Alta
Técnica	Infraestructura y sistemas	ERP y Ecommerce operativos	Alta
Humana	Disponibilidad del equipo	Interés de la dirección y personal	Media–Alta
Datos	Calidad de la información	Datos disponibles con necesidad de depuración	Media

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3 Asignación de recursos para el diseño del modelo de BI

Rol	Responsabilidad en el diseño	Dedicación estimada (horas/semana)	Tipo de participación
Líder del proyecto (estudiantes)	Levantamiento de información, análisis de datos, diseño del modelo BI y construcción de dashboards prototipo	15 – 20 horas	Alta
Líder del proyecto (estudiantes)	Soporte en extracción y comprensión de datos de sistemas (ERP/Ecommerce)	10 – 15 horas	Alta

Gerencia general	Validación de requerimientos, revisión de resultados y alineación estratégica del modelo	1 – 2 horas	Media
Equipo administrativo	Suministro de información, apoyo en la validación de datos y procesos actuales	6 – 8 horas	Media
Responsable de Ecommerce	Aporte de información sobre operación del canal, ventas y comportamiento de clientes	4 – 5 horas	Media

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, en términos de tiempo y recursos humanos, el diseño del modelo se desarrolla dentro del cronograma académico establecido, mientras que su implementación futura podría ser asumida progresivamente por la organización, dada la disponibilidad de personal con conocimiento del negocio y la posibilidad de asignar tiempos parciales para su adopción.

6 Marco institucional

ANY ESCUDERO SAS es una empresa que presta los servicios de peluquería y tratamientos de belleza desde el 2021 en la ciudad de Barranquilla, cuenta con 14 empleados directos y 24 prestadores de servicios de belleza, como coloristas. Viendo la oportunidad de vender no sólo servicios sino también productos, se creó la empresa ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. desde la cual realiza la comercialización de productos para el cabello a través de la página web <https://anyescudero.com/> (que para el estudio se llamará Ecommerce), también está registrada en Barranquilla, no obstante, ofrece envíos de sus productos a nivel nacional.

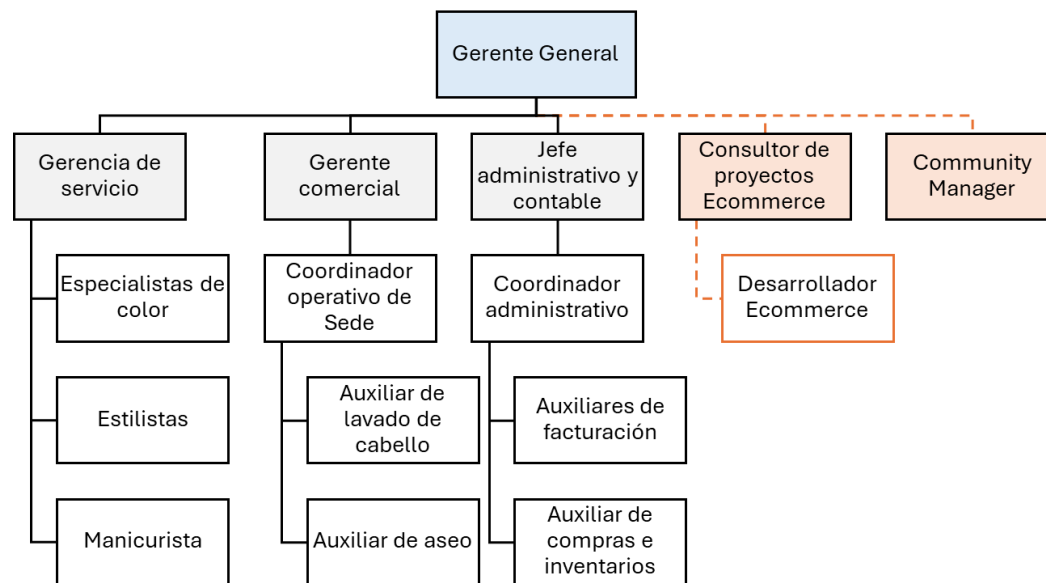
ANY ESCUDERO SAS pertenece al sector económico terciario, específicamente servicios personales, con la clasificación CIIU en Colombia 9602, correspondiente a Peluquería y otros tratamientos de belleza. Por su parte el Ecommerce ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. al dedicarse exclusivamente a la venta de productos para el cabello, pertenece al sector económico terciario, pero en el subsector Comercio, con la clasificación CIIU en Colombia 4773, correspondiente a Comercio al por menor especializado en productos cosméticos y de cuidado personal. Tomando como referencia el año 2024, el promedio de facturación del Ecommerce es de \$1.072.370, con un mes mínimo de \$385.000 y un mes máximo de \$3.077.800

En cuanto a los referentes estratégicos la misión de ANY ESCUDERO SAS es: “Estimular el espíritu humano de nuestros clientes elevando su autoestima, supliendo sus necesidades de belleza con servicios de excelencia prestados por profesionales que inspiran confianza, seguridad y seriedad, superando las expectativas de nuestros clientes” y la visión es: “Para el 2025 nos vemos posicionados como la mejor peluquería en la región caribe, proporcionando a los clientes la mejor experiencia en nuestros

servicios y con mayor competitividad en el mercado (ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., 2025)". No se identifican misión y visión para el Ecommerce.

A continuación, se presenta el organigrama:

Ilustración 3 Organigrama

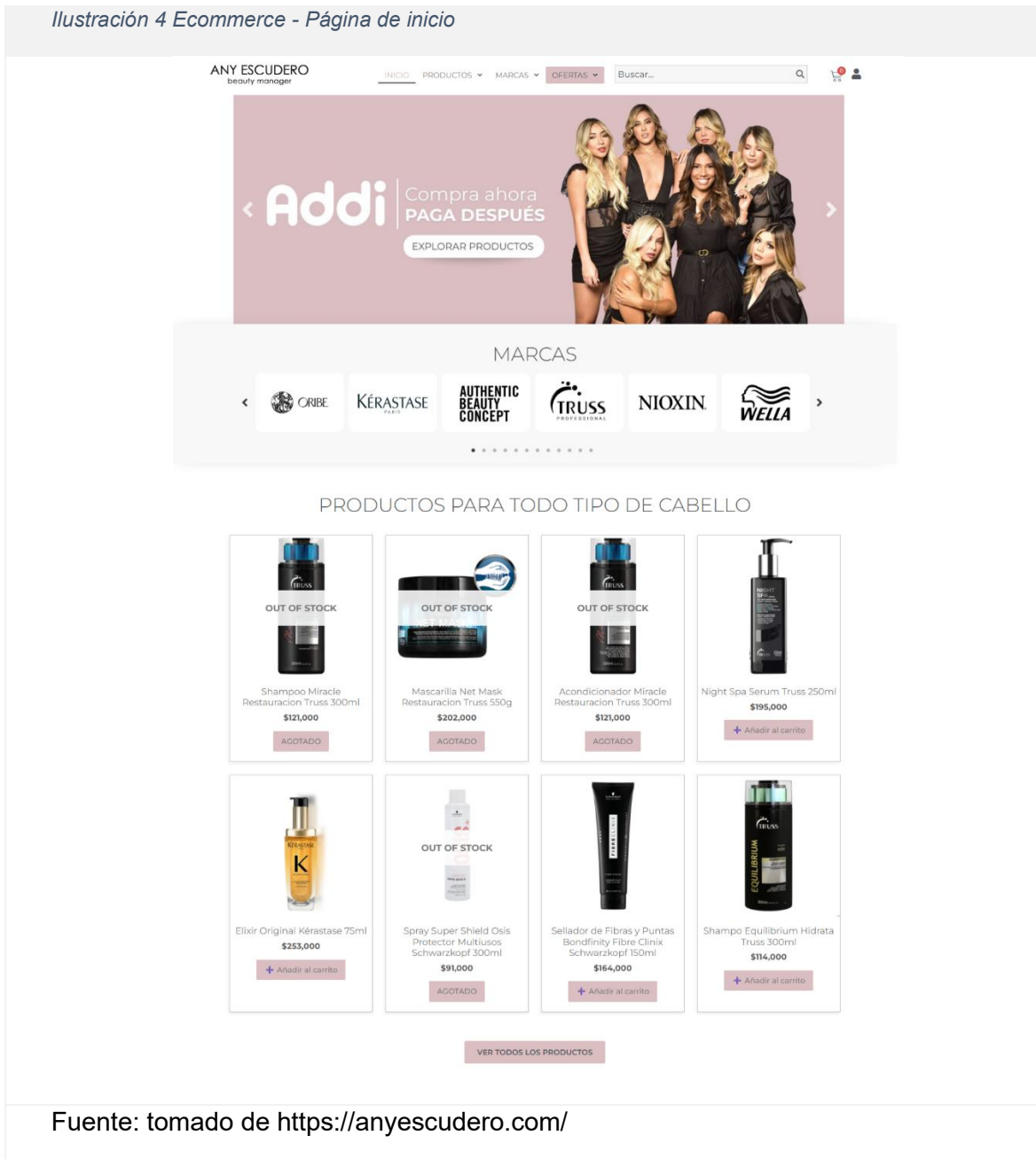


Fuente: elaboración propia con base en información de la empresa.

La empresa presenta una estructura funcional jerárquica, con un Gerente General al mando y tres grandes áreas bajo su liderazgo: servicio, comercial, y administrativo-contable, además de un equipo enfocado en el desarrollo del nuevo Ecommerce y la administración de las redes sociales; este equipo está punteado debido a que no están directamente contratados por la empresa, prestan sus servicios como expertos. La estructura indica que la empresa busca operar los servicios de la peluquería, así como impulsar los canales digitales.

Algunos de los productos comercializados en el Ecommerce son shampoo, acondicionadores, mascarillas capilares, sérums, protectores térmicos, perfumes para el cabello, ampollas y accesorios. Distribuye marcas profesionales de cuidado capilar tales como Authentic Beauty Concept, Daviness, Kérastase, Loreal, Moroccanoil, Schwarzkopf, Truss, Wella, entre otros.

Ilustración 4 Ecommerce - Página de inicio



Cifras del mercado

El sector de peluquería y tratamientos de belleza en Colombia ha experimentado un crecimiento notable en los últimos años. De acuerdo con la ANDI, el gasto en productos de cuidado personal de la población colombiana crecerá aproximadamente un 6,3% en 2025, impulsado por una mayor adopción de hábitos de bienestar y cuidado integral, en línea con tendencias globales (ANDI, 2025)

Así mismo, se estima que durante 2024 cada colombiano gastó en promedio cerca de \$250.000 en productos de belleza y cuidado personal, lo que implicaría un gasto aproximado de \$265.750 en 2025, con base en la proyección de crecimiento reportada por (ANDI, 2025)

Por otro lado, el gasto de los hogares colombianos en productos de cuidado personal alcanzó aproximadamente \$20,62 billones, representando cerca del 2% del gasto total de los hogares en el país (ANDI, 2025)

Adicionalmente, el tamaño del mercado colombiano de productos cosméticos y de cuidado personal al cierre de 2024 fue cercano a los US\$2.884 millones, con un crecimiento del 4,6% frente a 2023, lo que refleja la consolidación del sector en el país (Euromonitor Internacional, 2025)

Las categorías con mayor crecimiento en ventas durante 2024 fueron la protección solar (12,7%), el maquillaje (10,4%), las líneas premium (8%), el cuidado facial (7,2%) y el cuidado personal de consumo masivo (4,7%), evidenciando una mayor sofisticación en las preferencias del consumidor (ANDI, 2025)

Se proyecta que esta industria mantenga un crecimiento anual compuesto del 2,9% hasta 2026, lo que indica una expansión sostenida del mercado. (Camara de Comercio de Cali, 2024)

A nivel global, el mercado de belleza y cuidado personal ha mostrado una tendencia de crecimiento sostenido en los últimos años, como se observa en la Ilustración 3 (Camara de Comercio de Cali, 2024)



En América Latina, los consumidores demuestran un interés cada vez mayor por productos naturales y orgánicos, así como por marcas comprometidas con prácticas sostenibles. En Brasil, por ejemplo, iniciativas como “Recicla con Natura”, la eliminación de plásticos en los envases de O Boticário y las líneas ecológicas de Isdin y Simple Organic reflejan cómo la sostenibilidad responde tanto a la preocupación por el cambio climático como a una creciente exigencia del mercado. (Camara de Comercio de Cali, 2024)

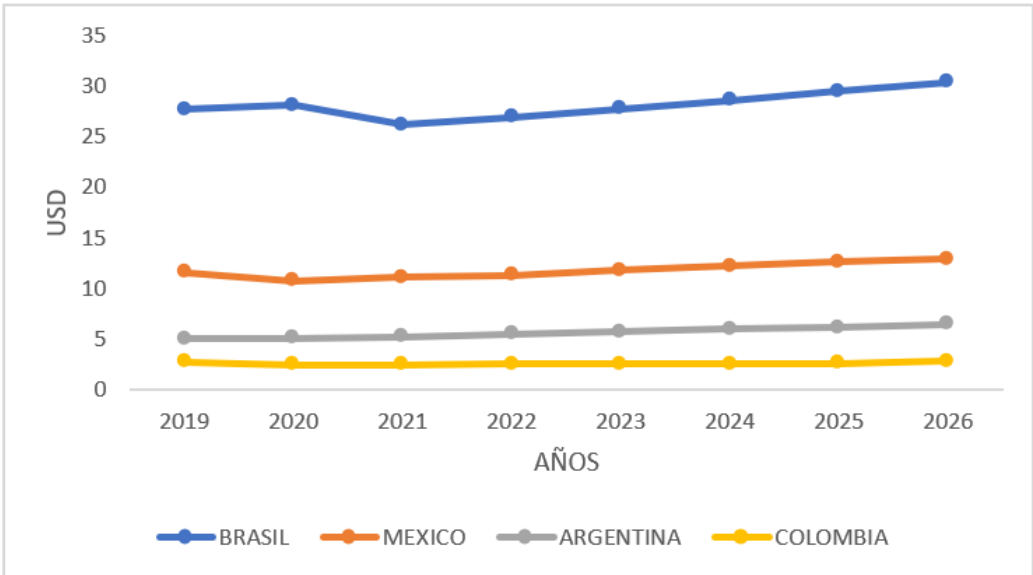
Brasil se posiciona como el principal mercado de productos de belleza en la región, concentrando el 43,6% del valor total, con los perfumes liderando en ventas. Le sigue México, con una participación del 21%, donde el auge de los productos dermocosméticos y de alta gama se ha visto favorecido por un contexto económico positivo. Aunque Argentina enfrenta desafíos económicos, continúa destacándose por su demanda de productos premium. Por su parte, Colombia ha mantenido un crecimiento sostenido, especialmente en las categorías de cuidado de la piel y del cabello, con una marcada inclinación hacia opciones naturales y ecológicas (Camara de Comercio de Cali, 2024) (Euromonitor Internacional, 2025)

En conjunto, Brasil, México, Argentina y Colombia concentran aproximadamente el 76% del consumo de productos de belleza en América Latina, consolidándose como los principales impulsores del crecimiento del sector en la región (Euromonitor Internacional, 2025)

La participación de los principales países en el mercado de belleza en América Latina se presenta en la Ilustración 4, evidenciando la alta concentración del consumo en Brasil y México (Camara de Comercio de Cali, 2024)

Ilustración 6 Países líderes en mercado de belleza LATAM (2019–2026)

(USD miles de millones)



Fuente: Euromonitor – Elaboración cámara de comercio de Cali

Segmentación del mercado

Los segmentos más relevantes del mercado incluyen fragancias, con un crecimiento del 6,5%; cosméticos, con un incremento del 5,9%; y cuidado de la piel, con un aumento del 3,1%, siendo estas categorías las principales impulsoras del crecimiento general del mercado (Camara de Comercio de Cali, 2024)

Desarrollo tecnológico y tendencias

La integración de la inteligencia artificial (IA) en la industria cosmética está revolucionando diversos aspectos, desde la personalización de productos hasta la optimización de la cadena de suministro y el desarrollo sostenible

L'Oreal

En colaboración con IBM, L'Oreal está desarrollando un modelo fundacional de IA para facilitar el uso de materias primas sostenibles, reducir el consumo de energía y minimizar residuos en la creación de cosméticos. Este modelo busca acelerar la formulación de nuevos productos y la reformulación de los existentes, contribuyendo a los objetivos de sostenibilidad de la empresa. De esta manera se están aplicando modelos de IA para cosméticos sostenibles (Newsroom IBM, 2025)

Estée Lauder

Estée Lauder Companies Inc. ha implementado Microsoft 365 Copilot para crear un ecosistema de IA generativa que recopila datos, identifica tendencias y crea activos de marketing. Esta herramienta permite responder rápidamente a las cambiantes preferencias de los consumidores y acelerar el lanzamiento de productos al mercado. (Nyhan, 2025)

Grupo Ubesol

El Grupo Ubesol, compuesto por Ubesol S.L. y Laboratorios Maverick S.L.U., cerró el año 2024 con una facturación consolidada de 331 millones de euros, representando un crecimiento del 17% respecto al año anterior. Este incremento fue impulsado por su compromiso con la calidad, la innovación y la digitalización, especialmente mediante la incorporación de inteligencia artificial en sus procesos (Grupo Ubesol, 2025)

El futuro del sector estará marcado por la innovación en sostenibilidad, el uso de ingredientes naturales y el aumento de la personalización en productos gracias a la IA. Las tendencias indican que se consolidará un mercado más enfocado en la ética y la responsabilidad medioambiental (Camara de Comercio de Cali, 2024)

Análisis de competencia

Con el fin de complementar el análisis del entorno competitivo, se realiza un benchmarking enfocado en competidores directos del mercado capilar en Colombia, específicamente aquellos que cuentan con canales de comercio electrónico activos. Este análisis permite comparar las capacidades digitales de dichas empresas frente a ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., identificando oportunidades de mejora y posibles ventajas competitivas.

Los criterios se evaluaron mediante observación directa de los Ecommerce, considerando elementos visibles para el usuario como estructura del sitio, número de productos, opciones de pago y presencia de promociones.

Indicadores Variable

1. Variedad de productos

- **Alta:** Más de 100 productos y varias marcas
- **Media:** Entre 30 y 100 productos
- **Baja:** Menos de 30 productos

2. Interfaz organizada en productos

- **Alta:** Menú claro, categorías organizadas y filtros visibles
- **Media:** Categorías básicas sin filtros
- **Baja:** Desorden o difícil navegación

3. Promociones

- **Frecuentes:** Descuentos visibles constantes (banner, combos, ofertas)
- **Ocasionales:** Algunas promociones
- **No evidentes:** No se observan

4. Facilidad de navegación

- **Alta:** Fácil encontrar productos rápido
- **Media:** Requiere varios clics
- **Baja:** No es clara, un poco confuso

Tabla 4 Benchmarking en Ecommerce del sector capilar en Colombia

Variable	Maria del Mar Shop	John Navas Studio	Brulee Hair	ANY ESCUDERO
Tipo de canal digital	Tienda online	Tienda online	Tienda online	Tienda online
Variedad de productos	Alta	Alta	Media	Media
Interfaz organizada por productos (categorías, menús, filtros)	Alta	Alta	Media	Media
Facilidad de navegación del sitio	Alta	Alta	Media	Media
Opciones de pago disponibles	Varias	Varias	Varias	Limitadas
Cobertura de envíos	Nacional	Nacional	Nacional	Nacional
Frecuencia de promociones visibles	Frecuentes	Frecuentes	Frecuentes	Ocasionales
Información del producto (descripción, uso, beneficios)	Completa	Completa	Media	Básica
Nivel de desarrollo del Ecommerce	Medio	Medio	Medio	Bajo

Fuente: elaboración propia

A partir de la comparación realizada, se evidencia que los Ecommerce analizados presentan características similares en cuanto a su estructura básica, tales como la disponibilidad de tienda online, cobertura de envíos a nivel nacional y una organización del catálogo que facilita la visualización de los productos.

No obstante, se identifican diferencias en aspectos como la variedad de productos, la calidad de la información presentada y la frecuencia de promociones, donde competidores como Maria del Mar Shop y John Navas Studio presentan una oferta más amplia y estrategias comerciales más visibles orientadas a incentivar la compra.

En contraste, el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. presenta oportunidades de mejora en la organización del catálogo, la cantidad de productos disponibles y el uso de promociones, lo cual puede limitar su competitividad frente a otros actores del mercado.

De manera general, los competidores analizados muestran un nivel medio de desarrollo en sus canales digitales, enfocado principalmente en la venta de productos. Sin embargo, no se evidencian elementos diferenciadores significativos a nivel de análisis de información o uso estratégico de los datos.

En este contexto, ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. cuenta con una oportunidad estratégica relevante para fortalecer su posicionamiento mediante la implementación de un modelo de inteligencia de negocios, que le permita mejorar la gestión del Ecommerce, optimizar la toma de decisiones y generar ventajas competitivas sostenibles en el mercado

7 Marco teórico

7.1 Inteligencia de negocios

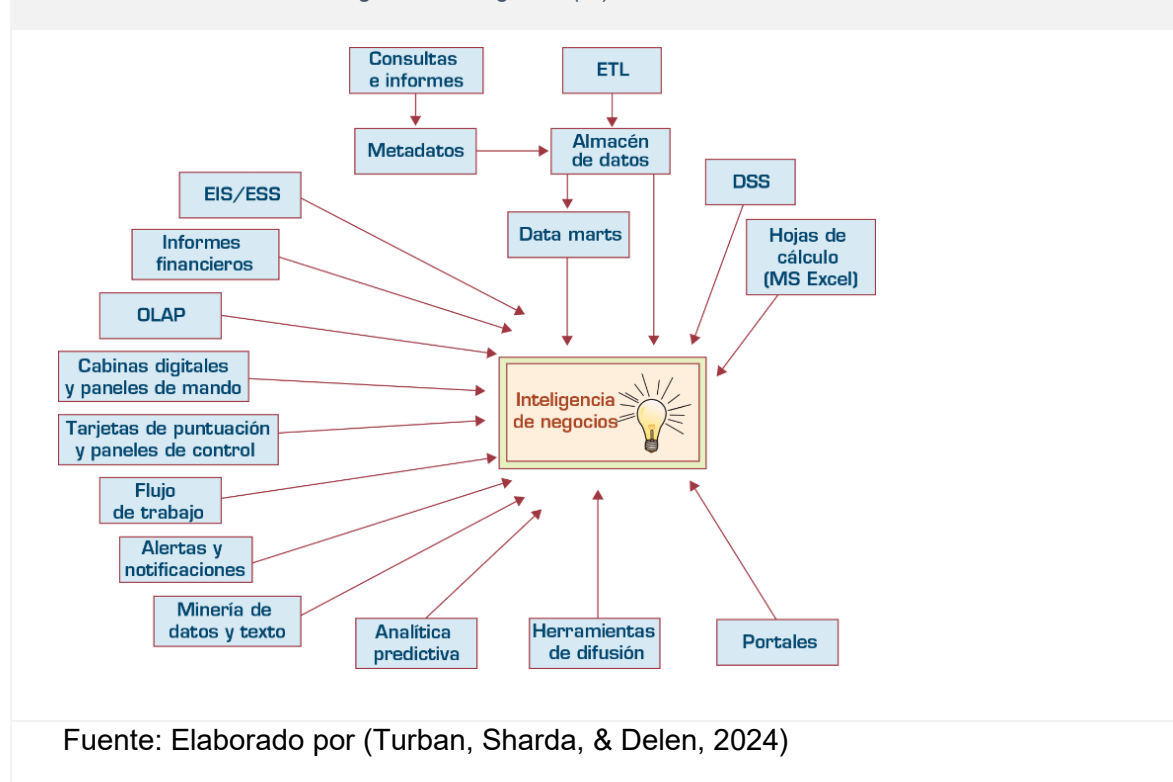
7.1.1 Definición y evolución de la inteligencia de negocios

La Inteligencia de Negocios (Business Intelligence, BI) es un concepto amplio que integra arquitecturas, herramientas tecnológicas, bases de datos, aplicaciones analíticas

y metodologías destinadas a facilitar la gestión de la información dentro de las organizaciones, el término BI no tiene una definición única y estricta, lo que ha generado múltiples interpretaciones y usos según el contexto.

El propósito fundamental de la BI es proporcionar acceso interactivo, e incluso en tiempo real, a los datos organizacionales, permitiendo su exploración, análisis y manipulación para la toma de decisiones. El proceso de BI se basa en la *transformación* de datos en información, luego en decisiones y finalmente en acciones. (Ramesh Sharda, 2024)

Ilustración 7 Evolución inteligencia de negocios (BI)



El término *Business Intelligence* (BI) fue popularizado por el Grupo Gartner a mediados de la década de 1990. Sin embargo, sus raíces se remontan a los años 70 con los Sistemas de Información Gerencial (MIS), los cuales proporcionaban informes estáticos y bidimensionales sin capacidades analíticas avanzadas.

En la década de 1980, emergieron los Sistemas de Información Ejecutiva (EIS), que ampliaron el soporte computarizado a los altos ejecutivos, introduciendo capacidades como informes multidimensionales dinámicos, pronósticos, análisis de tendencias y acceso a factores críticos de éxito. Estas características evolucionaron y se consolidaron bajo el concepto de BI en los años 90, integrando herramientas y metodologías para transformar datos en información útil para la toma de decisiones.

A partir de 2005, los sistemas de BI comenzaron a incorporar capacidades de inteligencia artificial y análisis avanzados, permitiendo una comprensión más profunda de los datos y facilitando decisiones más informadas. Esta evolución ha sido impulsada por la necesidad de las organizaciones de adaptarse a entornos empresariales cada vez más complejos y dinámicos.

En la actualidad, la BI se ha expandido para incluir tecnologías emergentes como Big Data, Internet de las Cosas (IoT) y computación en la nube, lo que ha permitido una mayor flexibilidad, escalabilidad y accesibilidad a las herramientas analíticas. Estas innovaciones han transformado la BI en una disciplina integral que abarca desde la recopilación y almacenamiento de datos hasta su análisis y visualización para apoyar la toma de decisiones estratégicas. (Turban, Sharda, & Delen, 2024)

7.1.2 Objetivos y beneficios de la inteligencia de negocios en las organizaciones

La Inteligencia de Negocios (BI) implica el uso de herramientas tecnológicas para analizar datos y apoyar la toma de decisiones estratégicas en las organizaciones. BI convierte los datos en información valiosa que mejora la competitividad y eficiencia empresarial.

7.1.3 Objetivos

- **Proveer información oportuna y confiable:** Facilitar que la organización responda de manera eficiente a situaciones cambiantes, utilizando la tecnología como un factor estratégico. (Roque, 2022)

- **Facilitar la toma de decisiones operativas:** Entregar información precisa y útil que apoye las actividades diarias de la empresa, mejorando su eficiencia operativa. (Roque, 2022)
- **Apoyar la toma de decisiones tácticas:** Brindar análisis y datos relevantes para los mandos medios, permitiendo revisiones periódicas y la implementación de acciones correctivas o de mejora. (Roque, 2022)
- **Proveer información estratégica a la alta dirección:** Proporcionar datos clave que permitan tomar decisiones con un impacto significativo en el éxito a largo plazo de la empresa. (Roque, 2022)

7.1.4 Beneficios

Los beneficios de la implementación de sistemas de Inteligencia de Negocios (BI) en las organizaciones incluyen:

1. **Mejora en la toma de decisiones:** Permite realizar decisiones basadas en datos concretos en lugar de la intuición, lo que mejora la eficacia y precisión de las decisiones. (Tunowski, 2015)
2. **Aumento de la eficiencia:** Los sistemas BI reducen significativamente el tiempo dedicado a la recolección y procesamiento de datos, permitiendo que los empleados se concentren más en el análisis y la toma de decisiones. (Tunowski, 2015)
3. **Capacidad de análisis avanzado:** Facilita la utilización de herramientas de análisis de datos que pueden ser más accesibles para pequeñas y medianas empresas, mejorando así su competitividad. (Tunowski, 2015)
4. **Creación de una organización inteligente:** Fomenta un entorno donde se puede aprender de los errores y capitalizar el conocimiento, contribuyendo al desarrollo de una organización basada en el conocimiento. (Tunowski, 2015)

5. **Medición efectiva de conjuntos de datos:** Permite realizar una medición precisa y eficaz de los datos, lo que ayuda a monitorear el rendimiento y hacer ajustes según sea necesario. (Tunowski, 2015)
6. **Visualización avanzada de datos:** Mejora la capacidad de comprender grandes cantidades de información a través de técnicas de visualización avanzadas, lo que ayuda a comunicar insights de manera más efectiva (Tunowski, 2015)

7.1.5 Ciclo de vida de la inteligencia de negocios

El ciclo de vida de la inteligencia de negocios (BI) transforma datos operativos en información útil para la toma de decisiones. (Inmon, 2002)y (Kimball, 2013) coinciden en que un sistema de BI exitoso debe seguir fases estructuradas que aseguren la calidad, integración y accesibilidad de los datos.

Inmon plantea que el ciclo comienza con la identificación de fuentes de datos, su integración mediante procesos ETL y su almacenamiento en un Data Warehouse, priorizando la calidad y normalización de los datos. Kimball y Ross, en cambio, proponen un enfoque más ágil, iniciando por las necesidades analíticas del negocio y desarrollando Data Marts para facilitar el análisis, expandiendo gradualmente el entorno analítico.

En conclusión, el ciclo de vida de BI incluye:

- Identificación de necesidades del negocio.
- Procesos ETL (Extracción, Transformación y Carga).
- Modelado y almacenamiento (Data Warehouse o Data Marts).
- Análisis y visualización de la información.

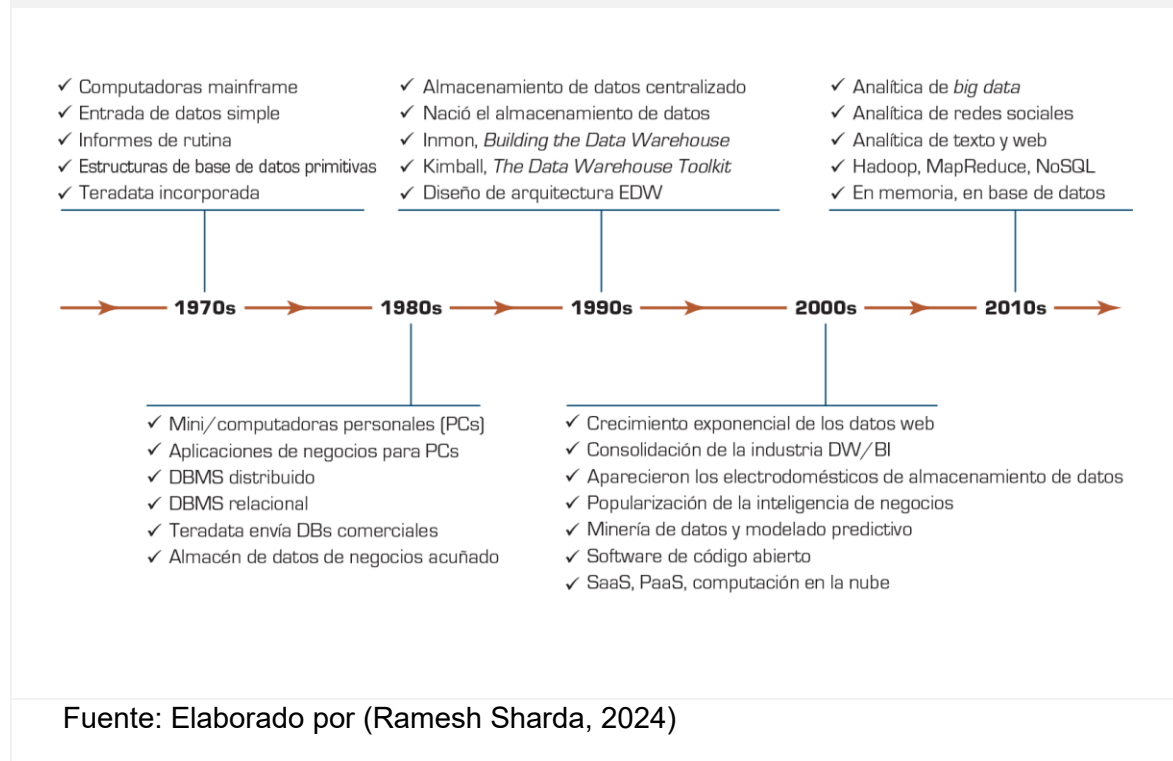
7.1.6 Almacenamiento de datos

¿Qué es un almacén de datos?

Un almacén de datos (Data Warehouse, DW) es un sistema que reúne y organiza grandes volúmenes de información con el propósito principal de apoyar la toma de decisiones dentro de una organización. Se trata de un repositorio que almacena datos actuales e históricos de interés para los distintos niveles de gestión. Estos datos están estructurados de manera que facilitan su uso en actividades de procesamiento analítico, como el procesamiento analítico en línea (OLAP), la minería de datos, la generación de informes y otras aplicaciones de apoyo a la toma de decisiones. Un almacén de datos se caracteriza por ser una colección de datos orientada a temas específicos, integrada, sujeta a cambios en el tiempo y no volátil, proporcionando así una base confiable para el análisis estratégico y operativo de la organización. (Turban, Sharda, & Delen, 2024)

7.1.7 Una perspectiva histórica del almacenamiento de datos

Ilustración 8 Una perspectiva histórica del almacenamiento de datos



7.1.8 Proceso de almacenamiento de datos

Los siguientes son los componentes principales del proceso de almacenamiento de datos indicados por los autores (Ramesh Sharda, 2024):

Fuentes de datos: Los datos provienen de múltiples sistemas operativos "legados" independientes y posiblemente de proveedores de datos externos (como el Censo de Estados Unidos). Los datos también pueden provenir de un sistema OLTP o de planificación de recursos empresariales (ERP). Los datos web en forma de registros web también pueden alimentar un almacén de datos.

Extracción y transformación de datos: Los datos se extraen y se transforman adecuadamente utilizando software personalizado o comercial llamado ETL.

Carga de datos: Los datos se cargan en un área de preparación, donde se transforman y se limpian. Luego, los datos están listos para cargar en el almacén de datos.

Base de datos integral: Esencialmente, este es el EDW para apoyar todo el análisis de decisiones proporcionando información relevante resumida y detallada que proviene de muchas fuentes diferentes.

Metadatos: Los metadatos se mantienen para que puedan ser evaluados por el personal de TI y los usuarios. Los metadatos incluyen programas de software sobre datos y reglas para organizar resúmenes de datos que son fáciles de indexar y buscar, especialmente con herramientas web.

Herramientas de middleware: Las herramientas de middleware permiten el acceso al almacén de datos. Los usuarios avanzados, como los analistas, pueden escribir sus propias consultas SQL. Otros pueden emplear un entorno de consulta administrado, como Business Objects, para acceder a los datos. Hay muchas aplicaciones front-end que los usuarios de negocios pueden usar para interactuar con los datos almacenados en los repositorios de datos, incluyendo minería de datos, OLAP, herramientas de informes y herramientas de visualización de datos.

- **ETL (Extracción, Transformación y Carga)**

ETL: Funcionamiento, Aspectos Importantes y su Relevancia

El proceso de ETL (Extraer, Transformar, Cargar) es esencial para integrar datos de diferentes fuentes y preparar la información para su análisis en un almacén de datos. De acuerdo con (Kimball, 2013) ETL funciona en tres etapas: primero, se extraen los datos de múltiples sistemas, que pueden incluir bases de datos, archivos, servicios web, entre

otros. Luego, en la fase de transformación, los datos son limpiados, formateados, validados y enriquecidos, asegurando su calidad y consistencia. Finalmente, los datos se cargan en un repositorio centralizado como un Data Warehouse, donde estarán disponibles para herramientas de análisis y generación de reportes.

El funcionamiento de ETL implica tanto aspectos técnicos como estratégicos. Según (Inmon, 2002), es fundamental mantener la integridad de los datos durante todas las fases, ya que de ello depende la confiabilidad de la información que utilizan los responsables de la toma de decisiones. Entre los aspectos más importantes destacan: la calidad de los datos, el rendimiento del proceso, la escalabilidad para manejar grandes volúmenes de datos y la flexibilidad para adaptarse a cambios en las fuentes o necesidades del negocio.

Realizar ETL es crucial porque permite unificar información dispersa y convertirla en un recurso valioso para la empresa. Sin un proceso ETL adecuado, los datos se mantienen aislados, inconsistentes y difíciles de analizar. Además, ETL asegura que los análisis sean precisos, actualizados y relevantes, soportando procesos críticos como la inteligencia de negocios (BI), la minería de datos y la toma de decisiones estratégicas. Como destacan (Kimball, 2013), un buen diseño de ETL no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también proporciona una ventaja competitiva sostenible.

En resumen, ETL es mucho más que un proceso técnico: es una práctica fundamental para transformar datos brutos en conocimiento útil para la organización.

- **Minería de datos y analítica avanzada**

La minería de datos es el proceso de descubrir patrones interesantes, relaciones significativas y conocimientos útiles a partir de grandes volúmenes de datos. Según (Jiawei Han, 2011), la minería de datos combina técnicas de aprendizaje automático,

estadísticas, bases de datos y visualización de datos para identificar patrones que no son evidentes de manera directa. Su objetivo es transformar datos masivos y aparentemente desorganizados en información comprensible y accionable.

Entre las principales técnicas de minería de datos se destacan:

Clasificación: Asigna elementos a categorías predefinidas.

Regresión: Predice valores numéricos continuos.

Clustering: Agrupa objetos similares sin necesidad de categorías predefinidas.

Reglas de asociación: Identifican relaciones frecuentes entre variables dentro de los datos.

La analítica avanzada se refiere al uso de métodos y algoritmos sofisticados — incluyendo la minería de datos— para hacer predicciones, descubrir patrones ocultos y generar información estratégica. En este sentido, la minería de datos es una parte esencial de la analítica avanzada, que extiende sus aplicaciones a áreas como la predicción de tendencias de mercado, la segmentación de clientes, la detección de fraudes, y el mantenimiento predictivo.

El éxito en la minería de datos y la analítica avanzada depende de varios factores críticos (Jiawei Han, 2011):

- **Calidad y preparación de los datos:** Datos incompletos, ruidosos o irrelevantes afectan negativamente los resultados.
- **Elección adecuada de técnicas:** No todas las técnicas son aplicables a todos los tipos de problemas o conjuntos de datos.

- **Interpretación de resultados:** Más allá de encontrar patrones, es vital entender su significado en el contexto del problema de negocio o investigación.

Finalmente, la minería de datos y la analítica avanzada no solo buscan describir lo que ha sucedido (análisis descriptivo), sino también predecir futuros comportamientos y prescribir acciones óptimas basadas en datos, lo que las convierte en herramientas fundamentales para apoyar la toma de decisiones basada en evidencia.

7.1.9 Herramientas de análisis y visualización Modelos

¿Qué es una herramienta de inteligencia de negocios (BI)?

Las herramientas de inteligencia de negocios (BI) tienen la capacidad de recopilar, procesar y analizar grandes volúmenes de datos tanto estructurados como no estructurados, provenientes de diversas fuentes internas y externas. Entre estas fuentes se incluyen documentos, imágenes, correos electrónicos, videos, revistas, libros, publicaciones en redes sociales y archivos, entre otros. A través de consultas especializadas, estas herramientas extraen información y la presentan en formatos accesibles y visuales, como informes, paneles de control, tablas y gráficos. (Coursera, 2023)

Además, las herramientas de BI realizan una amplia variedad de funciones, que abarcan desde la minería y visualización de datos hasta la gestión del rendimiento, el análisis predictivo, la minería de textos y la elaboración de informes analíticos. Gracias a estas capacidades, los empleados pueden utilizar la información generada para tomar decisiones más informadas, basadas en predicciones, tendencias del mercado e indicadores clave de rendimiento (KPI). (Coursera, 2023)

7.1.10 Beneficios de las herramientas de inteligencia de negocios

Las herramientas de inteligencia de negocios pueden ayudar a tu empresa a dar pasos inteligentes y ágiles hacia la consecución de objetivos mayores, según (Coursera, 2023) estos son los beneficios de las herramientas de inteligencia de negocios:

Autosuficiencia: Gracias a las herramientas de BI, el acceso a los datos ya no se limita al área de TI. Cualquier empleado, incluso sin conocimientos técnicos, puede consultar y analizar información relevante para su trabajo.

Predicciones basadas en datos: El análisis predictivo permite a los usuarios anticipar tendencias y detectar anomalías en tiempo real, facilitando decisiones más rápidas y fundamentadas.

Automatización de informes: La generación de reportes y visualizaciones ahora es automática, lo que ahorra tiempo y mejora la presentación de resultados.

Reducción de costos: La eficiencia en el análisis y la planificación permite a las empresas disminuir gastos y aumentar ingresos, según la experiencia de más del 50% de los usuarios de BI.

7.1.11 Principales herramientas de inteligencia de negocios

Según el informe *Gartner Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms* de 2024 (Gartner, 2024), las principales herramientas de inteligencia de negocios (BI) reconocidas como líderes son:

- **Microsoft Power BI**

Destacada por su amplia adopción, integración con el ecosistema de Microsoft

y su plataforma unificada "Fabric", que combina análisis, integración de datos e inteligencia artificial generativa.

- **Tableau (Salesforce)**

Reconocida por su potente visualización de datos, facilidad de uso y capacidades de análisis avanzadas.

- **Qlik Sense**

Valorada por su enfoque en análisis aumentados, autoservicio y su motor asociativo que permite explorar datos de manera intuitiva.

- **Google Looker**

Integrada en Google Cloud, ofrece análisis modernos con capacidades de inteligencia artificial y una fuerte integración con BigQuery y otras herramientas de Google.

- **Oracle Analytics Cloud**

Ofrece una solución integral con capacidades de análisis predictivo, visualización interactiva y procesamiento de lenguaje natural.

- **ThoughtSpot**

Conocida por su interfaz de búsqueda basada en lenguaje natural y su enfoque en análisis impulsados por inteligencia artificial.



Fuente: (Gartner, 2024)

Estas plataformas fueron evaluadas por Gartner en función de su "capacidad de ejecución" y "integridad de visión", destacándose por su innovación, facilidad de uso y adaptabilidad a diversas necesidades empresariales.

7.2 Modelos y arquitecturas de inteligencia de negocios

Modelos de referencia para inteligencia de negocios:

7.2.1 Modelo 1: Kimball Methodology – *Modelo de Dimensional Modeling*

De los modelos de referencia analizados, la presente intervención adopta como modelo principal el enfoque de Kimball orientado a la construcción de Data Marts mediante arquitectura dimensional, dado su carácter incremental, su alineación con procesos de negocio y su facilidad de implementación en organizaciones con madurez analítica intermedia. Los demás modelos se presentan como referentes conceptuales

que permiten contextualizar la decisión arquitectónica adoptada y evaluar su sostenibilidad organizacional.

Descripción

Ralph Kimball plantea que los sistemas de inteligencia de negocios deben diseñarse a partir de las necesidades de análisis del negocio, priorizando la facilidad de acceso y comprensión de los datos por parte de los usuarios finales. En este enfoque, la construcción de Data Marts dimensionales orientados a procesos específicos del negocio (como ventas, inventarios o logística) constituye el punto de partida del sistema analítico. Estos Data Marts pueden integrarse de forma progresiva mediante un bus de datos basado en dimensiones conformadas (por ejemplo, cliente, producto y tiempo), permitiendo la escalabilidad hacia una arquitectura de mayor alcance cuando la organización lo requiera

Etapas principales

A continuación, se presentan las etapas principales del modelo Kimball:

1. Fuentes de datos

El enfoque de (Kimball, 2013) considera las fuentes de datos como el insumo primario para construir Data Marts orientados a procesos de negocio. Su metodología *bottom-up* propone identificar primero los procesos analíticos clave (ventas, clientes, logística) y luego determinar qué fuentes de datos los soportan

Tipos de fuentes de datos para el modelo Kimball

- **Fuentes transaccionales**

Son los sistemas principales que registran las operaciones diarias de la organización. Incluyen plataformas de e-Ecommerce, sistemas ERP, POS (puntos de venta), y bases de datos de facturación o devoluciones. (Kimball, 2013)

- **Fuentes maestras o de referencia**

Contienen la información estructurada y estable que define entidades clave del negocio como clientes, productos, empleados o proveedores. Estas fuentes alimentan las tablas de dimensiones conformadas (conformed dimensions), las cuales permiten integrar los distintos Data Marts bajo un mismo “bus de datos” corporativo. (Kimball, 2013)

- **Fuentes de datos semi-estructurados**

Comprenden información proveniente de archivos de registro (*logs*), archivos XML, JSON, o bases NoSQL generadas por sitios web o aplicaciones móviles. Kimball considera que este tipo de fuente es especialmente útil para capturar el comportamiento del cliente en línea y los eventos digitales (por ejemplo, clics o carritos abandonados). (Caserta, 2004)

Características de las fuentes en el modelo Kimball

- **Orientación a procesos de negocio:** Cada fuente se vincula con un Data Mart específico. (Kimball, 2013)
- **Dimensiones conformadas:** Permiten integrar datos de diferentes orígenes bajo claves comunes (por ejemplo, cliente, producto, tiempo). (Kimball, 2013)
- **Flexibilidad:** Se pueden añadir nuevas fuentes de datos sin rediseñar el Data Warehouse completo. (Kimball, 2013)
- **Velocidad de integración:** Los datos pueden cargarse de forma incremental, priorizando agilidad sobre complejidad. (Kimball, 2013)

2. Proceso ETL

En el modelo de Kimball, el proceso ETL se orienta a la rapidez, flexibilidad y orientación al análisis. Kimball propone construir Data Marts departamentales directamente a partir de las fuentes operativas, diseñados para una futura integración

mediante dimensiones conformadas, sin requerir la implementación inmediata de un Data Warehouse corporativo (Kimball, 2013)

El flujo ETL sigue tres principios clave:

- ✓ Extracción directa de las fuentes operativas (ERP, CRM, plataformas Ecommerce, herramientas de marketing y redes sociales).
- ✓ Transformación mínima, centrada en la limpieza, agregación y estandarización de métricas.
- ✓ Carga en estructuras dimensionales (tablas de hechos y dimensiones) para el análisis inmediato. (Kimball, 2013)

En el contexto Ecommerce, esto se traduce en flujos de ETL que integran:

- Datos de ventas, clics, carritos y devoluciones desde la plataforma online.
- Registros de comportamiento del cliente desde el CRM.
- Datos de inventario, despacho y soporte desde el ERP o API logísticas.

3. Modelo de datos

El modelo de Kimball se basa en la modelación dimensional, cuyo objetivo principal es optimizar el rendimiento de las consultas y facilitar la comprensión de la información por parte de los usuarios de negocio (Kimball, 2013)

Su estructura se compone de:

- **Tablas de hechos:** Contienen las métricas cuantitativas del negocio (ventas, clics, devoluciones, ingresos).
- **Tablas de dimensiones:** Aportan contexto descriptivo (producto, cliente, tiempo, canal, categoría).

La relación entre ambas se da mediante llaves sustitutas, lo que facilita la trazabilidad y el análisis histórico, incluso cuando cambian atributos de los clientes o productos. El modelo de Kimball se basa principalmente en el modelo en estrella,

aunque también admite el modelo en copo de nieve en casos específicos. (Kimball, 2013)

4. Visualización de datos

La visualización en el modelo de Kimball se apoya directamente sobre los Data Marts o el modelo dimensional, facilitando la creación de reportes interactivos.

Este enfoque promueve la democratización de los datos, ya que las estructuras simples (hechos y dimensiones) son fácilmente comprendidas por los usuarios de negocio. (Kimball, 2013)

En Ecommerce, los tableros más comunes incluyen:

- Rendimiento de ventas por categoría y canal.
- Tasa de conversión por campaña digital.
- Análisis RFM (Recencia, Frecuencia y Valor Monetario) de clientes.
- Tiempos promedio de entrega y devoluciones.

Las herramientas más utilizadas son Power BI, Tableau y Looker Studio, conectadas directamente a los modelos dimensionales o cubos OLAP.

La capa de visualización es flexible y puede actualizarse en tiempo casi real, lo que favorece la toma de decisiones táctica y operativa. (Kimball, 2013)

5. Verificación y pruebas

En el modelo de Kimball, la fase de verificación es ligera pero continua, orientada a validar la consistencia y exactitud de los datos analíticos. (Kimball, 2013)

Los mecanismos comunes incluyen:

- Pruebas de comparación entre fuentes operativas y hechos cargados.
- Reconciliaciones de totales (por ejemplo, ventas diarias coinciden con reportes contables).

- Monitoreo automático de cargas fallidas o valores nulos.
- Pruebas de regresión cuando se actualizan reglas de negocio.

En Ecommerce, esto se traduce en comprobar que las métricas visualizadas (por ejemplo, ventas totales del día o tasa de conversión) coincidan con los registros transaccionales del sistema ERP

Pilares fundamentales del modelo Kimball:

El modelo Kimball se sustenta en principios clave como la integración mediante dimensiones conformadas, el alto desempeño de las consultas analíticas y la entrega incremental de valor al negocio, priorizando la facilidad de uso y la alineación con los procesos de negocio (Kimball, 2013)

Aplicabilidad en Ecommerce

El modelo de Kimball es especialmente útil en entornos de comercio electrónico, donde se requiere analizar rápidamente las ventas, el comportamiento del cliente, el stock y las entregas para optimizar la operación diaria. Su estructura dimensional en esquema estrella facilita el acceso y la comprensión de los datos, permitiendo construir reportes ágiles y precisos. Además, su enfoque modular e incremental favorece la expansión analítica según las prioridades del negocio, adaptándose al crecimiento y dinamismo propio del Ecommerce. (Kimball, 2013)

7.2.2 Modelo 2: Inmon Methodology – *Corporate Information Factory*

Bill Inmon plantea que un Data Warehouse debe diseñarse inicialmente de manera integrada y corporativa, con el objetivo de garantizar la consistencia, calidad y gobernanza de los datos en toda la organización antes de su explotación analítica por parte de los usuarios finales. Su enfoque se basa en una arquitectura top-down, en la

cual la integración de la información precede a la construcción de estructuras analíticas específicas. (Inmon, 2002)

Inmon define el Data Warehouse como:

"Una colección de datos orientados a temas, integrados, no volátiles y que muestran cambios a lo largo del tiempo, para apoyar el proceso de toma de decisiones corporativas." (Inmon, 2002)

En este modelo, los Data Marts se conciben como estructuras analíticas derivadas del Data Warehouse corporativo, orientadas a áreas funcionales o temáticas específicas, y no como repositorios contruidos directamente desde las fuentes operativas.

Etapas principales

1. Fuentes de datos

El modelo Inmon se fundamenta en una arquitectura top-down, en la cual los datos provenientes de diversas fuentes operativas y externas se integran inicialmente en un Data Warehouse corporativo centralizado antes de ser distribuidos a Data Marts departamentales. (Inmon, 2002)

Tipos de fuentes de datos para el modelo Inmon

- **Sistemas transaccionales:** ERP o plataforma de comercio electrónico: órdenes, pagos, devoluciones. (Inmon, 2002)
- **Sistemas operativos especializados:** Sistemas de transporte y seguimiento de pedidos (tracking, tiempos de entrega, costos), sistemas de atención al cliente o CRM, herramientas de marketing digital o automatización (Google Ads, Meta Ads). (Inmon, 2002)
- **Fuentes externas:** Indicadores macroeconómicos (tasas de cambio, días festivos, clima), bases de datos del sector o de benchmarking competitivo. (Inmon, 2002)

Características de las fuentes en el modelo Inmon

- **Integración corporativa:** Todas las fuentes se consolidan en un repositorio único antes de distribuir la información.
- **Normalización:** Los datos son transformados hacia un modelo altamente estructurado antes de su análisis.
- **Granularidad múltiple:** Se conservan los niveles más detallados de la información, con capacidad de agregación posterior.
- **Calidad y consistencia:** Se aplican procesos rigurosos de validación y depuración antes de la carga.

2. Proceso ETL

En el enfoque de Inmon, el proceso ETL es altamente estructurado y centralizado, ya que el objetivo es alimentar un almacén de datos corporativo (Data Warehouse) que sirva como fuente única de verdad (*Single Source of Truth*). Los datos se extraen de sistemas transaccionales (ERP, CRM, Ecommerce platform), se transforman según las reglas de negocio institucionales y se cargan en una base de datos relacional normalizada. (Inmon, 2002)

En un entorno de comercio electrónico, esto implica integrar información de:

- Sistemas de pedidos y pagos (ERP o pasarelas como PayU, Mercado Pago),
- CRM (para comportamiento de clientes y segmentación),
- Plataformas web o de marketing digital (Google Analytics, Meta Ads),
- Sistemas logísticos y de despacho.

3. Modelo de datos

El modelo de Inmon sigue un diseño corporativo y normalizado, en el que los datos se organizan en entidades y relaciones (modelo entidad-relación), garantizando integridad referencial consistencia del dato a nivel empresarial (Inmon, Data Architecture: A Primer for the Data Scientist. Elsevier., 2010)

Posteriormente, a partir de este almacén central, se generan Data Marts departamentales mediante vistas o procesos de extracción específicos.

En Ecommerce, el modelo puede incluir:

- Entidades como Clientes, Productos, Pedidos, Categorías, Pagos, Envíos.
- Relaciones basadas en llaves primarias y foráneas que aseguran trazabilidad de cada transacción a lo largo del ciclo de compra. (Inmon, Data Architecture: A Primer for the Data Scientist. Elsevier., 2010)

El modelo de datos de Inmon no utiliza esquema estrella ni copo de nieve. Su estructura es entidad-relación (E/R), normalizada (en 3FN), el modelo de Inmon es normalizado y relacional.

4. Visualización de datos

La visualización en el modelo de Inmon se construye a partir de los Data Marts derivados del Data Warehouse corporativo, garantizando una capa de presentación estandarizada y validada que respalda la toma de decisiones estratégicas.

Según (Ponniah, 2010), los reportes generados en esta etapa suelen tener un carácter corporativo y consolidado, enfocándose en indicadores estratégicos y financieros, como las ventas totales por canal o país, la rentabilidad por categoría o la tasa de recompra y recurrencia.

En el contexto de un Ecommerce, se podría desarrollar un tablero de control de ventas en herramientas como Power BI, Tableau, SAP BO o Looker Studio, donde las métricas provienen directamente de un Data Mart de facturación consolidado, asegurando coherencia y trazabilidad entre las distintas áreas de negocio.

5. Verificación y pruebas

La verificación en el modelo de Inmon se centra en garantizar la calidad, completitud y consistencia de los datos del almacén corporativo.

Según (Inmon, Turning Text into Gold: How Text Mining Can Create Value in the Data Warehouse., 2014), este proceso implica comparar los registros originales de los

sistemas transaccionales con los datos almacenados en el Data Warehouse, realizar pruebas de integridad referencial y aplicar auditorías de datos para validar la lógica de negocio.

En el contexto de un Ecommerce, esta etapa garantiza que todas las transacciones órdenes, pagos y devoluciones, se encuentren registradas sin duplicidad y que los indicadores clave de desempeño (KPI) coincidan con los reportes contables y financieros reales.

Pilares fundamentales del modelo Inmon:

- Alta calidad de datos: integración de múltiples fuentes, asegurando precisión y consistencia.
- Soporte a largo plazo para toda la organización.
- Flexibilidad para crear nuevos Data Marts conforme evolucionan las necesidades del negocio.

Aplicabilidad en Ecommerce

Adecuado para grandes marketplaces o plataformas que manejan millones de transacciones, múltiples marcas y requieren reportes corporativos sólidos y auditables. Este modelo resulta especialmente útil cuando se busca una visión global e integrada del negocio, permitiendo consolidar datos provenientes de distintas fuentes (ventas, inventario, atención al cliente y logística). Además, su estructura centralizada facilita la gobernanza y la calidad de los datos, garantizando consistencia en los indicadores estratégicos. Aunque su mantenimiento puede requerir mayor inversión técnica, ofrece una base confiable para la analítica avanzada y la toma de decisiones a nivel directivo.

7.2.3 Modelo 3: Modelo de madurez en gestión de datos de TDWI

El TDWI Data Management Maturity Model Assessment Guide, desarrollado por (Larson, 2023) proporciona un marco conceptual para evaluar el nivel de madurez de las organizaciones en la gestión de datos. A diferencia de los modelos arquitectónicos de inteligencia de negocios, como Kimball o Inmon, el modelo de TDWI no define una arquitectura técnica específica, sino que permite diagnosticar las capacidades organizacionales necesarias para sostener y escalar iniciativas de inteligencia de negocios.

En el contexto de la inteligencia de negocios moderna, la gestión de datos constituye un habilitador fundamental para la generación de valor analítico, ya que establece las bases organizacionales, técnicas y culturales sobre las cuales se construyen soluciones como Data Marts o Data Warehouses (Larson, 2023)

Según (Larson, 2023), la necesidad de evaluar la madurez en la gestión de datos se ve impulsada por diversas tendencias tecnológicas y organizacionales que incrementan la complejidad del ecosistema de datos, entre ellas:

1. Data fabric: Este enfoque utiliza analytics para simplificar las tareas de gestión de datos mediante el uso de metadatos descubribles e inferidos, facilitando la identificación e integración de activos de datos. Una competencia elevada en la gestión de datos fundacional es esencial para una implementación exitosa del data fabric.

2. Diversidad de tipos de datos: Las empresas buscan obtener mayor valor combinando datos de la compañía con datos semiestructurados o no estructurados (como documentos, datos JSON/XML, datos de IoT o archivos de registro) y datos externos (como información geoespacial o demográfica).

3. Entornos de nube híbrida: La migración de almacenes de datos y data lakes a la nube se ha vuelto común. Sin embargo, migrar sin una estrategia clara conlleva el riesgo de crear un entorno demasiado complejo para gestionar o gobernar de manera efectiva, incrementando la necesidad de una gestión de datos madura.

4. IA y modern analytics: La demanda de IA y ML está creciendo, impulsando nuevos casos de uso. Para implementar estas aplicaciones analíticas modernas, los datos deben ser coherentes, disponibles y comprendidos, lo que subraya la importancia de la madurez de la gestión de datos.

Estas tendencias refuerzan la importancia del modelo TDWI como herramienta de evaluación previa o complementaria a la implementación de soluciones de inteligencia de negocios (Larson, 2023)

Dimensiones del Modelo de Madurez de TDWI

Para que una organización se oriente efectivamente a los datos (*data-driven*), es necesario gestionar, aprovechar y gobernar de manera integral todas las fuentes de datos relevantes. De acuerdo con (Larson, 2023) la madurez en la gestión de datos no se limita únicamente a la existencia de funciones técnicas adecuadas, sino que comprende un conjunto de capacidades organizacionales, tecnológicas y culturales. Estas capacidades se estructuran en cinco dimensiones esenciales, sobre las cuales se articulan aproximadamente 75 preguntas de evaluación, que permiten diagnosticar el nivel de madurez de la organización en la gestión de datos.

Las dimensiones propuestas por el Modelo de Madurez en Gestión de Datos de TDWI son las siguientes (Larson, 2023):

1. Organización: Se enfoca en componentes esenciales como la identificación e implicación de los stakeholders ejecutivos en una estrategia de datos conocida, comunicada y medible. Esta dimensión evalúa cómo se alinea la estrategia de datos con

la estrategia organizacional, si la cultura es data-driven, y si se aplican estándares éticos al uso de datos y analytics.

2. Recursos: Esta dimensión evalúa los componentes fundacionales como la financiación, el talento, las habilidades y la alfabetización de datos (data literacy). Se analiza cómo se financia la gestión de datos, cómo se cultiva el talento (incluyendo ingeniería de datos y data stewardship), y si la organización define, mide y cultiva la alfabetización de datos.

3. Arquitectura: Define el marco para la entrega de activos de datos, incluyendo la infraestructura técnica y la alineación con la arquitectura de negocio. Evalúa si la arquitectura es coherente, distribuida, utiliza servicios en la nube, es accesible, y si puede manejar el crecimiento de usuarios y escalabilidad por caso de uso o estacionalidad. También considera si la arquitectura soporta los requisitos de seguridad, privacidad e integridad.

4. Ciclo de vida del dato: Aborda la capacidad de la organización para adquirir, almacenar, usar y disponer de los datos. Los puntos clave incluyen el éxito en la entrega y despliegue de activos de datos, la escalabilidad de estas capacidades, las operaciones de datos, la gestión de metadatos, y si los activos de datos son curados para ser compartidos y reutilizados.

5. Gobernanza: Determina las políticas, procesos y herramientas que hacen que los datos sean utilizables y valiosos. La gobernanza evalúa la coherencia de la estrategia, la colaboración entre equipos de negocio e IT, los controles implementados para el uso y acceso correctos de los datos, la gestión de la calidad, las medidas de seguridad/privacidad (incluyendo PII) y el despliegue de herramientas modernas como catálogos de datos. También aborda desafíos avanzados como la soberanía de los datos en la nube y la ética de los datos y analytics.

Etapas de madurez

De acuerdo con (Larson, 2023), el Modelo de Madurez en Gestión de Datos de TDWI define cinco etapas o niveles de madurez que describen la evolución progresiva de una organización desde una gestión de datos incipiente hasta un estado de excelencia en el uso estratégico de la información. Estas etapas permiten evaluar el grado de formalización, adopción cultural y capacidad tecnológica de la organización para sostener iniciativas de inteligencia de negocios.

Las cinco etapas de madurez propuestas por el modelo TDWI son las siguientes (Larson, 2023):

- 1. Nascent (Incipiente):** La gestión de datos es fragmentada y reactiva. No existe una estrategia formal ni roles definidos; el enfoque se limita a reportes operativos aislados.
- 2. Developing (En desarrollo):** Se reconoce la importancia de los datos y se inician inversiones parciales. Aparecen políticas básicas de acceso y seguridad, pero aún sin un marco integral de gobernanza.
- 3. Established (Establecida):** La organización implementa una estrategia de datos formal. Se consolida la alfabetización en datos, la colaboración entre áreas y la incorporación de arquitecturas híbridas o en la nube.
- 4. Managed (Gestionada):** La cultura organizacional adopta plenamente la gestión de datos. Existen estructuras de liderazgo como el Chief Data Officer y equipos multidisciplinarios. Los procesos son ágiles, se utilizan herramientas de DataOps y la analítica se integra a la operación.
- 5. Optimized (Optimizada):** La organización alcanza un estado de innovación continua. Los datos son tratados como productos estratégicos y su uso se encuentra completamente integrado a la cultura, la estrategia y los modelos de

negocio. En este nivel, la analítica avanzada y la IA son componentes esenciales del valor empresarial.

Según Larson (2023), solo un pequeño grupo de organizaciones llega al nivel “Optimizado”, ya que exige madurez tecnológica, liderazgo visionario y una cultura de aprendizaje continuo basada en evidencias y métricas.

7.2.4 Modelo 4: Modelo de madurez de Gartner de Gestión de la Información Empresarial (EIM)

Gartner sostiene que la gestión de la información empresarial (*Enterprise Information Management*, EIM) no puede desarrollarse como un proyecto único, sino como un programa continuo y coordinado que evoluciona en el tiempo (Caballero Muñoz-Reja et al., 2018). Este enfoque reconoce que la madurez en la gestión de la información requiere una evolución progresiva que abarque dimensiones estratégicas, tecnológicas y organizativas.

El modelo de madurez propuesto por Gartner busca identificar el grado de avance de una organización en la gestión de sus datos e información, así como definir las acciones necesarias para alcanzar niveles superiores de eficiencia y gobernanza. Puede aplicarse a una unidad de negocio específica o a toda la organización, funcionando como una guía de mejora continua y alineación estratégica.

De acuerdo con Laney (2017, citado en Caballero Muñoz-Reja et al., 2018), el modelo EIM se sustenta en siete dimensiones o bloques de madurez considerados esenciales para la gestión integral de la información:

- Visión: definición clara del papel estratégico de la información dentro del negocio.

- Estrategia: establecimiento de objetivos y políticas que orienten la creación de valor a partir de los datos.
- Métricas: mecanismos de evaluación de desempeño y calidad de la gestión informacional.
- Gobierno: políticas, normas y responsabilidades que regulan el uso y la administración de los datos.
- Personas y roles organizacionales: competencias, liderazgo y cultura orientada al dato.
- Procesos y ciclo de vida de la información: gestión integral desde la captura hasta la disposición final.
- Infraestructura tecnológica: soporte técnico y arquitectónico que posibilita la gestión y el análisis de la información.

Estas dimensiones se integran en el Programa EIM, el cual actúa como un marco de referencia que conecta los componentes estratégicos, humanos y tecnológicos para alcanzar un nivel de madurez informacional óptimo.

Tabla 5 Modelo de madurez Gartner

Nivel	Nombre	Descripción
1	Inicial	Las organizaciones reconocen los problemas clave de información y la necesidad de cambio, pero carecen de recursos, liderazgo o presupuesto para realizar mejoras significativas en la gestión de datos.
2	Reactivo	La gestión de la información se realiza de forma aislada y centrada en aplicaciones (<i>application-centric</i>), sin coordinación ni estrategia global, lo que genera pérdidas de eficiencia y competitividad.
3	Proactivo	La organización comienza a identificar áreas críticas de gestión de información y desarrolla programas operativos, aunque con escasa alineación entre ellos. Se reconocen los datos como un activo, pero aún sin gobernanza madura.
4	Administrado	Se adopta un enfoque institucional para la gestión de la información, integrando personas, procesos y tecnología bajo estructuras formales de gobierno de datos y estrategias corporativas consolidadas.
5	Optimizado	La información se gestiona como un activo estratégico. La organización opera con estructuras de alto rendimiento, uso intensivo de tecnología avanzada y una cultura plenamente orientada al dato.

Fuente: (Piattini Velthuis, Caballero Muñoz-Reja, Gómez Carretero, & Cejudo, 2018)

En síntesis, el modelo de madurez EIM de Gartner permite evaluar de forma estructurada la evolución de la gestión de la información dentro de una organización, integrando dimensiones estratégicas, organizacionales y tecnológicas. Este enfoque resulta especialmente útil como herramienta diagnóstica, ya que facilita la identificación del nivel actual de madurez y orienta la definición de acciones de mejora alineadas con los objetivos del negocio (Piattini Velthuis, Caballero Muñoz-Reja, Gómez Carretero, & Cejudo, 2018)

- **Arquitecturas de Inteligencia de Negocios**

La arquitectura de Inteligencia de Negocios (BI) constituye el conjunto de sistemas, procesos y estructuras tecnológicas diseñadas para transformar los datos en información significativa que apoye la toma de decisiones estratégicas dentro de las organizaciones (Sharda, Delen & Turban, 2018). Estas arquitecturas conforman la columna vertebral de los sistemas analíticos y permiten conectar el mundo operacional con el analítico, asegurando la integridad, disponibilidad y coherencia de la información.

Enfoques clásicos: Inmon y Kimball

Uno de los enfoques más influyentes en la construcción de arquitecturas de BI es el Data Warehouse corporativo, propuesto por Inmon (2002). Según este autor, un Data Warehouse es una “colección de datos orientada por temas, integrada, no volátil y variable en el tiempo, que apoya los procesos de toma de decisiones gerenciales”.

Su propuesta sigue un enfoque top-down, en el cual primero se construye un almacén de datos centralizado que integra la información de los diferentes sistemas operativos. Posteriormente, se desarrollan estructuras especializadas, conocidas como Data Marts, para atender las necesidades de análisis de áreas funcionales específicas (como ventas, marketing o finanzas). Este modelo se caracteriza por su énfasis en la consistencia, la calidad y la normalización de los datos desde el inicio.

En contraste, (Kimball, 2013) plantea una arquitectura bottom-up, donde los Data Marts dimensionales constituyen el punto de partida del sistema de inteligencia de negocios. cada Data Mart se diseña a partir de procesos de negocio específicos y se modela mediante esquemas dimensionales. La integración entre Data Marts se logra a través de dimensiones conformadas, conformando una Data Mart bus architecture, que permite escalar progresivamente hacia un Data Warehouse corporativo sin sacrificar agilidad ni claridad analítica.

Desde la perspectiva de proyectos orientados a resultados rápidos y alineados con el negocio, la arquitectura propuesta por Kimball resulta especialmente adecuada para organizaciones con madurez analítica intermedia y necesidades analíticas departamentales (Kimball, 2013)

Evolución hacia arquitecturas modernas

(Ramesh Sharda, 2024) Identifican diversas arquitecturas de data warehousing, las cuales pueden analizarse en función del rol que desempeñan los Data Marts dentro del ecosistema analítico de una organización. Estas arquitecturas reflejan distintos niveles de integración, complejidad y gobernanza de los datos, y su elección depende de los objetivos estratégicos y del nivel de madurez en la gestión de la información.

- 1. Data Marts independientes:** Cada área de la organización desarrolla su propio Data Mart de forma aislada, sin integración con otros repositorios analíticos. Si bien este enfoque permite una implementación rápida y de bajo costo inicial, genera inconsistencias en los datos y dificulta la realización de análisis transversales o corporativos.
- 2. Arquitectura de bus de Data Marts:** Integra múltiples Data Marts mediante el uso de dimensiones conformadas, lo que garantiza consistencia entre las diferentes áreas analíticas. Este enfoque, alineado con la metodología de Kimball, combina flexibilidad, escalabilidad y coherencia analítica, permitiendo una expansión progresiva del sistema de inteligencia de negocios.
- 3. Arquitectura hub-and-spoke:** Corresponde al enfoque propuesto por Inmon, en el cual un Data Warehouse corporativo centralizado (hub) alimenta Data Marts especializados (spokes). Esta arquitectura ofrece altos niveles de gobernanza y

calidad de datos, aunque implica una mayor complejidad técnica y tiempos de implementación más prolongados.

4. Data Warehouse centralizado: Elimina la existencia de Data Marts y concentra toda la información analítica en un único repositorio corporativo. Si bien simplifica la administración de los datos y garantiza una visión unificada del negocio, resulta menos flexible para atender necesidades analíticas departamentales específicas.

5. Data Warehouse federado: Integra repositorios y sistemas existentes sin consolidar físicamente los datos, mediante el uso de herramientas de integración y middleware. Este enfoque facilita la interoperabilidad entre plataformas heterogéneas, aunque presenta limitaciones en términos de control, desempeño y gobernanza de la información.

Entre estas alternativas, la Arquitectura de Bus de Data Marts se destaca como una solución equilibrada para proyectos de inteligencia de negocios orientados al análisis del negocio, al permitir un crecimiento incremental, asegurar la consistencia dimensional y facilitar la entrega temprana de valor analítico (Kimball, 2013) (Ramesh Sharda, 2024)

Arquitecturas de dos y tres niveles

De acuerdo con (Ramesh Sharda, 2024), las arquitecturas de data warehousing pueden clasificarse principalmente en arquitecturas de dos niveles y arquitecturas de tres niveles, según la forma en que se distribuyen los componentes tecnológicos y analíticos del sistema de Inteligencia de Negocios.

En la arquitectura de tres niveles, los sistemas operacionales junto con los procesos de extracción, transformación y carga (ETL) conforman el primer nivel, encargado de la integración de los datos. El segundo nivel corresponde al Data Warehouse o repositorio analítico central, donde los datos son almacenados y organizados para el análisis.

Finalmente, el tercer nivel está compuesto por las herramientas de acceso del usuario final, tales como aplicaciones OLAP, reportes y tableros de control. Esta arquitectura permite una clara separación de responsabilidades, mejora el rendimiento de las consultas y facilita la administración de grandes volúmenes de información, por lo que es ampliamente utilizada en organizaciones con altos requerimientos de escalabilidad y desempeño analítico (Ramesh Sharda, 2024).

Por su parte, la arquitectura de dos niveles integra el motor de base de datos y las aplicaciones analíticas en una misma capa. Aunque este enfoque reduce costos y complejidad de implementación, puede presentar limitaciones de rendimiento y escalabilidad cuando el número de usuarios o la demanda analítica aumenta. Por esta razón, suele emplearse en entornos organizacionales más pequeños o en proyectos de alcance limitado (Ramesh Sharda, 2024).

Arquitecturas basadas en la web

La evolución del data warehousing y de la Inteligencia de Negocios hacia entornos digitales dio origen a las arquitecturas de BI basadas en la Web, en las cuales los usuarios acceden a la información a través de navegadores web. Según (Ramesh Sharda, 2024), este tipo de arquitectura está compuesta por un cliente web, un servidor web y un servidor de aplicaciones que se conecta directamente al Data Warehouse.

El modelo basado en la web ofrece ventajas significativas, como la independencia de plataforma, el acceso remoto a la información, la colaboración entre usuarios y una reducción en los costos de mantenimiento. Además, permite que la analítica esté disponible para una base de usuarios más amplia mediante interfaces gráficas intuitivas accesibles desde cualquier ubicación, fortaleciendo la toma de decisiones descentralizada (Ramesh Sharda, 2024).

Arquitecturas alternativas de Data Warehousing

Complementariamente, (Ramesh Sharda, 2024) describe diversas arquitecturas alternativas de data warehousing, las cuales representan distintos enfoques según el nivel de integración, costo y complejidad de los datos:

- **Independent Data Marts:** Cada área funcional desarrolla su propio Data Mart sin integración con otros. Este enfoque permite una rápida implementación y bajo costo inicial, pero genera inconsistencias entre los datos y dificulta el análisis transversal.
- **Data Mart bus architecture:** Integra múltiples Data Marts a través de dimensiones conformadas, garantizando coherencia y consistencia analítica. Este enfoque, alineado con la metodología de Kimball, facilita el crecimiento incremental del sistema y el análisis integrado del negocio.
- **Hub-and-spoke architecture:** Propone un Data Warehouse central (hub) que alimenta Data Marts especializados (spokes). Este modelo, también conocido como Corporate Information Factory, ofrece altos niveles de gobernanza y control, aunque implica mayor complejidad operativa.
- **Centralized Data Warehouse:** Elimina la dependencia de los Data Marts y concentra toda la información analítica en un único repositorio corporativo. Proporciona una visión unificada del negocio, pero puede resultar menos flexible ante necesidades departamentales específicas.
- **Federated Data Warehouse:** Integra múltiples repositorios y sistemas existentes mediante herramientas de interoperabilidad y middleware, sin consolidar físicamente los datos. Este enfoque facilita la integración entre plataformas

heterogéneas, aunque presenta limitaciones en control y desempeño (Ramesh Sharda, 2024)

Estas arquitecturas reflejan la evolución de la Inteligencia de Negocios hacia modelos híbridos y distribuidos, donde coexisten Data Warehouses, Data Lakes y servicios en la nube, adaptándose a las necesidades analíticas de cada organización.

Metadatos y Middleware

Los metadatos son componentes fundamentales para la administración de la información, ya que describen las estructuras, las reglas de negocio y los procesos de los datos. Facilitan la búsqueda, indexación y comprensión de la información tanto para usuarios técnicos como de negocio.

Por su parte, las herramientas de middleware actúan como intermediarios que permiten acceder al almacén de datos mediante consultas SQL o interfaces gráficas de usuario. Aplicaciones como Business Objects, OLAP y herramientas de visualización permiten interactuar con los datos, generar reportes y realizar análisis predictivos.

En conjunto, las arquitecturas de Inteligencia de Negocios han transitado desde modelos centralizados y jerárquicos hacia ecosistemas integrados, escalables y distribuidos, que combinan Data Warehouses tradicionales con tecnologías de Big Data y analítica en la nube.

El diseño arquitectónico adecuado dependerá del nivel de madurez de la organización, su infraestructura tecnológica y sus objetivos estratégicos. No obstante, la tendencia actual apunta hacia arquitecturas híbridas que integran los principios de Inmon y Kimball con los avances propuestos por Sharda et al. (2018), donde la agilidad, la interoperabilidad y la gobernanza de los datos son los pilares de la analítica moderna.

En conjunto, las arquitecturas de Inteligencia de Negocios han evolucionado desde modelos centralizados y rígidos hacia ecosistemas analíticos integrados, escalables y distribuidos, que combinan Data Warehouses tradicionales con tecnologías de Big Data y analítica en la nube. El diseño arquitectónico más adecuado dependerá del nivel de madurez de la organización, su infraestructura tecnológica y sus objetivos estratégicos.

No obstante, la tendencia actual apunta hacia arquitecturas híbridas, que integran principios de los enfoques de Inmon y Kimball con los avances conceptuales propuestos por (Ramesh Sharda, 2024) donde la agilidad, la interoperabilidad y la gobernanza de los datos se consolidan como pilares fundamentales de la analítica moderna.

7.2.5 Comparación arquitecturas

Con el fin de determinar la solución más adecuada para la gestión y análisis de datos, resulta fundamental comparar las diferentes arquitecturas, ya que cada una presenta características particulares en términos de integración, rendimiento, escalabilidad y complejidad de implementación. Esta comparación permite identificar sus ventajas, limitaciones y contextos de aplicación, facilitando la selección de la arquitectura que mejor se alinee con los objetivos estratégicos y las necesidades

Tabla 6 Comparación de arquitecturas

Criterio de comparación	Modelo Inmon	Modelo Kimball
Enfoque principal	Top-down (de lo corporativo a lo departamental). Se inicia con un Data Warehouse centralizado.	Bottom-up (de lo departamental a lo corporativo). Se inicia con Data Marts específicos.
Objetivo	Garantizar consistencia, calidad e integridad corporativa de los datos antes del análisis.	Facilitar rapidez, flexibilidad y entrega temprana de valor analítico.
Arquitectura de datos	Normalizada, relacional, corporativa. Data Warehouse único + Data Marts dependientes.	Dimensional, basada en esquema estrella o copo de nieve. Data Marts independientes integrados por dimensiones conformadas.

Nivel de implementación	Complejo y costoso; requiere alta planificación inicial.	Ágil e incremental; más simple de implementar.
Orientación analítica	Estratégica y corporativa (visión integral del negocio).	Táctica y operativa (visión por procesos de negocio).
Ventajas	Alta calidad y trazabilidad. Coherencia entre áreas. Soporte sólido para analítica avanzada.	Rápido retorno de valor. Mayor participación del usuario de negocio. Escalabilidad modular.
Limitaciones	Elevado costo y tiempo de implementación. Menor flexibilidad ante cambios.	Riesgo de inconsistencias si no se controlan las dimensiones conformadas.
Aplicabilidad actual (BI moderna)	Ideal para organizaciones grandes que buscan gobernanza y consistencia (p. ej., corporaciones o grupos empresariales).	Ideal para empresas dinámicas y orientadas a resultados inmediatos (p. ej., Ecommerce, marketing, retail).

Fuente: elaboración propia con base en marco teórico arquitecturas.

El cuadro comparativo entre los modelos de Inmon y Kimball evidencia que ambos constituyen enfoques arquitectónicos sólidos para la construcción de sistemas de inteligencia de negocios, pero responden a necesidades organizacionales distintas. El modelo de Inmon, con su enfoque top-down y su arquitectura corporativa normalizada, prioriza la consistencia, la integridad y la gobernanza centralizada de los datos, lo que lo convierte en una alternativa adecuada para organizaciones de gran tamaño que requieren una visión estratégica integral y altos estándares de control. Sin embargo, su complejidad técnica y el elevado tiempo de implementación pueden limitar su adaptabilidad en entornos dinámicos.

Por su parte, el modelo de Kimball propone un enfoque bottom-up basado en arquitecturas dimensionales y Data Marts orientados a procesos específicos, favoreciendo la agilidad, la flexibilidad y la entrega incremental de valor. Esta aproximación facilita la participación del usuario de negocio y permite responder con mayor rapidez a las demandas analíticas operativas y tácticas. No obstante, exige una adecuada gestión de dimensiones conformadas para evitar inconsistencias. En síntesis,

la comparación muestra que la elección entre ambos modelos depende del equilibrio que la organización busque entre gobernanza corporativa y rapidez de implementación.

7.2.6 Comparación modelos de madurez

Los modelos de madurez constituyen herramientas fundamentales para evaluar el nivel de desarrollo y adopción de capacidades analíticas dentro de una organización. Estos modelos permiten identificar el grado de evolución en el uso de datos, procesos y tecnologías, así como establecer rutas de mejora continua. A través de su aplicación, las organizaciones pueden diagnosticar su estado actual, reconocer brechas y definir estrategias que les permitan avanzar hacia niveles más avanzados de analítica y toma de decisiones basada en datos.

Tabla 7 Comparación de modelos de madurez

Criterio de comparación	Modelo TDWI (Larson, 2023)	Modelo Gartner (EIM, 2018)
Enfoque principal	Madurez de la gestión de datos. Evalúa la capacidad organizacional para administrar, gobernar y aprovechar los datos.	Madurez de la gestión de la información empresarial (EIM). Evalúa cómo los datos se convierten en un activo estratégico.
Objetivo	Guiar la evolución hacia una organización <i>data-driven</i> , fortaleciendo la gobernanza y la arquitectura.	Alinear personas, procesos y tecnología para gestionar la información de forma coordinada y estratégica.
Arquitectura de datos	Integra las dimensiones Organización, Recursos, Arquitectura, Ciclo de vida y Gobernanza. Se aplica como marco de evaluación.	Integra siete dimensiones: visión, estrategia, métricas, gobierno, roles, procesos e infraestructura tecnológica.
Nivel de implementación	Puede aplicarse en cualquier nivel de madurez organizacional. Progresivo.	Aplica a nivel organizacional o por unidad de negocio. Requiere compromiso de liderazgo y visión estratégica.
Orientación analítica	Analítica institucional, con foco en calidad, disponibilidad y gobernanza de datos.	Estratégica, orientada al uso de la información como fuente de valor y ventaja competitiva.
Ventajas	Marco estructurado para medir y mejorar la gestión de datos. Evalúa cultura, talento, arquitectura y gobernanza.	Permite visualizar la madurez informacional completa. Incluye tanto factores tecnológicos como humanos y estratégicos.

Limitaciones	Requiere compromiso institucional sostenido y recursos.	Enfoque amplio; puede ser menos específico para áreas técnicas.
Etapas o niveles	5 niveles: Nascent, Developing, Established, Managed y Optimized.	5 niveles: Inicial, Reactivo, Proactivo, Administrado y Optimizado.
Tipo de madurez que mide	Madurez técnica, organizacional y cultural en gestión de datos.	Madurez estratégica y de gobernanza de la información.
Aplicabilidad actual (BI moderna)	Adecuado para organizaciones que desean fortalecer su capacidad analítica y gestión de datos base.	Apropiado para entidades que buscan institucionalizar la cultura del dato y la información como activo estratégico.

Fuente: elaboración propia con base en marco teórico modelos de madurez.

El cuadro comparativo muestra que los modelos de TDWI y Gartner no se centran en la definición de arquitecturas técnicas específicas, sino en la evaluación y fortalecimiento de la madurez organizacional en la gestión de datos e información. El modelo de TDWI ofrece un marco estructurado y progresivo que permite diagnosticar el nivel de desarrollo institucional en dimensiones como gobernanza, arquitectura, talento y cultura analítica, orientando a las organizaciones hacia una gestión más sólida y sistemática de los datos.

En contraste, el modelo de Gartner (EIM) adopta una perspectiva más estratégica e integral, incorporando elementos como visión, métricas, liderazgo y procesos organizacionales, con el propósito de consolidar la información como un activo estratégico generador de valor. Si bien ambos modelos contemplan cinco niveles de madurez, difieren en su énfasis: TDWI profundiza en la capacidad técnica y organizacional para gestionar datos, mientras que Gartner prioriza la alineación estratégica y la institucionalización de la cultura del dato.

En consecuencia, ambos modelos constituyen herramientas complementarias para evaluar la preparación organizacional frente a iniciativas de inteligencia de negocios,

permitiendo identificar brechas, definir planes de mejora y asegurar la sostenibilidad de las capacidades analíticas en el tiempo.

- **Conclusión y selección del enfoque para el proyecto**

A partir del análisis comparativo de los modelos y arquitecturas de inteligencia de negocios, se concluye que el enfoque más adecuado para el proyecto de BI del e-Ecommerce es la implementación de un modelo basado en Data Marts dimensionales, sustentado en la metodología de Kimball y en la arquitectura de bus de Data Marts.

Esta decisión se fundamenta en la necesidad de generar valor analítico en el corto plazo, apoyar la toma de decisiones tácticas y operativas, y facilitar el análisis de procesos clave como ventas, comportamiento del cliente, inventario y logística. El modelo de Kimball permite abordar estas necesidades mediante una arquitectura flexible, incremental y alineada con los procesos de negocio, características especialmente relevantes en un entorno de comercio electrónico dinámico y orientado a resultados.

El modelo de Inmon, si bien ofrece altos niveles de gobernanza y consistencia, se considera menos adecuado como punto de partida para este proyecto debido a su complejidad y a los mayores requerimientos organizacionales y tecnológicos que implica su implementación inicial.

Por su parte, los modelos de madurez de TDWI y Gartner se adoptan como marcos complementarios de referencia, útiles para evaluar el nivel actual de madurez de la organización y orientar la evolución futura de la gestión de datos y la gobernanza de la información, sin constituir la base arquitectónica principal del diseño propuesto.

En consecuencia, el proyecto se orienta a la construcción de Data Marts dimensionales integrados, como una solución viable, escalable y alineada con las necesidades analíticas actuales de ANY ESCUDERO, sentando las bases para una futura evolución hacia arquitecturas más complejas conforme aumente la madurez analítica y organizacional de la empresa.

7.3 Toma de decisiones basada en datos

7.3.1 Proceso de toma de decisiones estratégicas

El proceso de toma de decisiones sistemático propuesto por Herbert Simon en 1977 (citado en Ramesh 2024) consta de cuatro fases: **inteligencia, diseño, elección e implementación**, y se considera el modelo más conciso y completo para la toma de decisiones racionales. Aunque algunas versiones incluyen una quinta fase, el monitoreo, este puede verse como parte de la inteligencia aplicada a la implementación. El proceso no es lineal, ya que se permite retroceder a fases anteriores mediante bucles de retroalimentación, y la modelización es clave para representar y analizar el problema de forma simplificada.

La **fase de inteligencia** consiste en identificar problemas u oportunidades, reconocer síntomas, recopilar datos y definir claramente la situación. Aquí es fundamental distinguir entre síntomas y causas reales, así como establecer la "propiedad del problema", es decir, quién será responsable de resolverlo. También se presentan desafíos comunes en la recolección de datos, como la falta de disponibilidad o la subjetividad de las estimaciones.

En la **fase de diseño**, se desarrollan posibles soluciones a través de la construcción y validación de modelos. Un modelo es una representación simplificada de la realidad que facilita el análisis del problema. Se deben hacer suposiciones razonables para equilibrar la fidelidad del modelo y su facilidad de uso. Además, durante esta fase es común identificar alternativas que luego serán evaluadas.

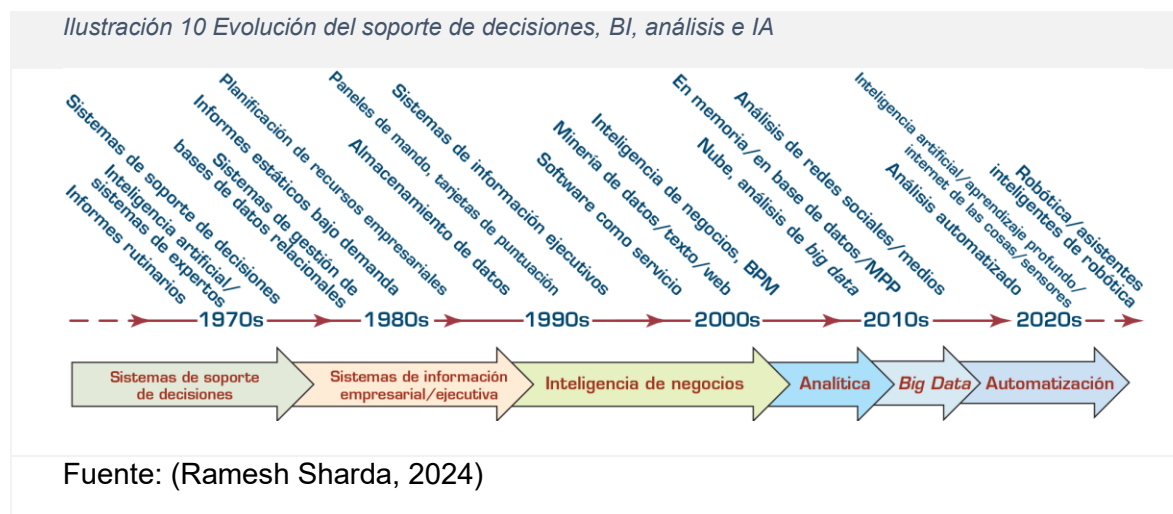
La **fase de elección** implica seleccionar la mejor alternativa basada en los modelos desarrollados. Se analizan las opciones para determinar su viabilidad y se realizan evaluaciones de sensibilidad para asegurar que pequeños cambios no afecten de manera significativa la solución elegida. A menudo, se regresa a la fase de diseño si se necesita replantear alternativas o parámetros.

Finalmente, la **fase de implementación** lleva a la práctica la solución elegida, gestionando el cambio organizacional que esta implica. La resistencia al cambio, el apoyo de la alta dirección y la capacitación de los usuarios son factores críticos para una implementación exitosa. Además, se subraya la importancia de la gestión de proyectos y la necesidad de recopilar datos posteriores para mejorar futuras decisiones.

(Turban, Sharda, & Delen, 2024) explican que la evolución de la toma de decisiones basada en datos ha estado marcada por transformaciones tecnológicas y metodológicas desde la década de 1970. Inicialmente, los sistemas de información se limitaban a generar reportes periódicos que permitían evaluar el desempeño pasado, pero resultaban insuficientes para el análisis dinámico requerido en decisiones estratégicas. Para abordar problemas semiestructurados surgieron los Sistemas de Soporte a la Decisión (DSS), que combinaban la capacidad de procesamiento computacional con el juicio humano.

Con el tiempo, la gestión de datos se fortaleció mediante la adopción de sistemas de gestión de bases de datos relacionales (RDBMS) y sistemas de planificación de recursos empresariales (ERP), los cuales aseguraron una única fuente de verdad organizacional. Posteriormente, la creación de Data Warehouses (DW) permitió separar los datos transaccionales de los analíticos, facilitando la generación de informes bajo demanda y el uso de herramientas de información ejecutiva.

En la siguiente ilustración muestran la evolución de toma de decisiones en las últimas 5 décadas:



7.3.2 Inteligencia de negocios como soporte a la toma de decisiones

En la década de 2000, (Turban, Sharda, & Delen, 2024) mencionan que el surgimiento de la Inteligencia de Negocios transformó la toma de decisiones empresariales, ofreciendo análisis más profundos y visualizaciones dinámicas. Posteriormente, el fenómeno del big data, junto con innovaciones como Hadoop y la computación en la nube, permitió a organizaciones de todos los tamaños analizar grandes volúmenes de datos no estructurados, provenientes de fuentes como redes sociales y dispositivos inteligentes.

Hoy, la combinación de Inteligencia Artificial, aprendizaje profundo y análisis en tiempo real ha impulsado una nueva era de toma de decisiones basada en datos, facilitando no solo la optimización de procesos internos, sino también una mayor personalización del servicio al cliente, la detección temprana de fraudes y la creación de estrategias más adaptativas frente a cambios de mercado. El contexto actual muestra que la analítica, la ciencia de datos y la inteligencia de negocios son pilares fundamentales para las decisiones estratégicas en un entorno empresarial competitivo y en constante evolución.

Anderson (2024) nombre que el marco IAA propone un proceso sistemático para integrar la analítica y la inteligencia artificial en la toma de decisiones de negocios. Aunque la estructura básica de decisión —definir un objetivo, identificar obstáculos, generar ideas, evaluar opciones y decidir— sigue vigente, ahora los datos y los modelos juegan un papel mucho más importante.

El marco IAA reemplaza la intuición por evidencia analítica mediante tres tipos de análisis: exploratorio (descripción y comprensión de los datos), predictivo (anticipación de resultados) y causal (influencia sobre resultados futuros). Además, enfatiza que la analítica no es el fin, sino un medio para optimizar decisiones de negocio, escalar buenas prácticas y automatizar el aprendizaje a través de la IA. Los líderes deben combinar las recomendaciones analíticas con su juicio estratégico para evitar depender ciegamente de los modelos.

7.3.3 Indicadores clave de rendimiento (KPIs) para Ecommerce

De acuerdo con (Kingsnorth, 2016) los indicadores clave de desempeño (KPIs) son esenciales para medir el éxito de una estrategia digital y evaluar el rendimiento de un

negocio en línea. Al construir los reportes y tableros es importante que estén alineados con los de la empresa para que la estrategia sea aceptada por los tomadores de decisiones y se considere exitosa, demostrando que se están cumpliendo lo que la empresa necesita. De igual forma se debe ser ágil y adaptarse si los KPIs de la compañía cambian inesperadamente (por ejemplo, pasar de enfocarse en adquirir clientes a maximizar beneficios).

Kingsnorth en el contexto de Ecommerce, plantea los KPIs más comunes que incluyen:

- Tasa de conversión: Porcentaje de visitantes que completan una compra en el sitio web, evaluando la efectividad del diseño y la experiencia del usuario.
- Valor promedio del pedido: Monto promedio gastado por los clientes en cada transacción, útil para identificar oportunidades de venta cruzada y estrategias de precios.
- Tasa de abandono del carrito: Porcentaje de usuarios que añaden productos al carrito, pero no completan la compra, crucial para entender barreras en el proceso de compra.
- Retención de clientes: Mide la capacidad de mantener clientes recurrentes, evaluando la fidelidad y el impacto de las estrategias de CRM.
- Costo por adquisición: Costo promedio de adquirir un cliente a través de campañas de marketing, optimizando el presupuesto y evaluando la rentabilidad de los canales.
- Tasa de rebote: Porcentaje de visitantes que abandonan el sitio después de ver solo una página, indicando problemas de relevancia o experiencia del usuario.

- Tiempo promedio en el sitio: Refleja el nivel de interés y compromiso de los usuarios.
- Valor de vida del cliente: Calcula el valor total que un cliente aporta durante su relación con la empresa.
- Retorno sobre la inversión: Calcula la rentabilidad de las campañas de marketing.
- Impacto en ingresos: Analiza el crecimiento de ingresos generado por las estrategias implementadas.
- Puntuación neta del promotor (NPS): Evalúa la satisfacción del cliente y su disposición a recomendar la marca.

Según el autor la importancia de los KPIs radica en su alineación con los objetivos del negocio, siguiendo el criterio SMART (específicos, medibles, alcanzables, relevantes y temporales). Estos indicadores permiten identificar áreas de mejora, optimizar recursos, justificar inversiones en estrategias digitales y tomar decisiones basadas en datos. Además, se recomienda priorizar KPIs que reflejen el impacto directo en las ventas y la satisfacción del cliente, utilizando herramientas de análisis como Google Analytics y ajustándolos según las necesidades del negocio y las tendencias del mercado.

7.4 Planificación e implementación de modelos de inteligencia de negocios

7.4.1 Factores críticos de éxito en la implementación de BI

Según Ramesh et al., la adopción de tecnologías inteligentes requiere una planificación estratégica cuidadosa. Las organizaciones deben decidir cuándo y cómo embarcarse en proyectos inteligentes, definir si desarrollarán internamente o a través de socios externos, justificar las inversiones, y gestionar la resistencia de los empleados. Es crucial organizar equipos humanos y robóticos, determinar qué decisiones automatizar, garantizar la seguridad y privacidad, actualizar la infraestructura tecnológica, asegurar el

apoyo de la alta dirección, integrar los sistemas con los procesos de negocio y contar con talento calificado para su implementación y gestión.

Sobre la dirección, según Chui et al. (citado en Ramesh 2024), indican que los altos ejecutivos deben comprender las oportunidades tácticas y estratégicas de la inteligencia artificial, rediseñar sus organizaciones y fomentar un entorno participativo, asegurando recursos adecuados para integrar sistemas inteligentes. Muchas empresas, aunque conscientes del impacto de estas tecnologías, demoran su adopción por priorizar beneficios a corto plazo, como la devolución de capital a los accionistas. Un ejemplo de esta falta de inversión es el caso de una aerolínea estadounidense que enfrentó fuertes críticas tras cancelar miles de vuelos debido a sistemas tecnológicos obsoletos. KPMG una firma global de consultoría, recomienda un enfoque integral que incluye: definir áreas prioritarias de innovación, desarrollar estrategias para la fuerza laboral, identificar socios de ejecución y establecer planes para maximizar los beneficios de las iniciativas de trabajo digital.

En cuanto a la integración de la información, los autores señalan que es esencial integrar las aplicaciones de IA y analítica con los sistemas de TI existentes, como internet y otros sistemas inteligentes, durante el proceso de desarrollo.

Sobre la seguridad, se debe tener en cuenta que la conexión de aplicaciones inteligentes a Internet y a la nube genera nuevas vulnerabilidades de seguridad. Existen riesgos relacionados con el hackeo de robots, chatbots y otros sistemas inteligentes.

Existen múltiples maneras en que los negocios pueden aprovechar los sistemas inteligentes, dependiendo del tipo de aplicación que utilicen. Catliff (citado en Ramesh 2024) propone que estas tecnologías se empleen para personalizar las experiencias de usuarios, incrementar su participación, por ejemplo, a través de chatbots, y usar BI para identificar problemas o anomalías en los datos.

Por su parte, Singh (citado en Ramesh 2024) destaca que para tener éxito es fundamental “descubrir, predecir, justificar y aprender de la experiencia”. Además, Ross (citado en Ramesh 2024) subraya la importancia de fortalecer las habilidades de los empleados, formando una fuerza laboral que esté empoderada y bien preparada en temas de inteligencia artificial. Un desafío importante que también se debe atender es el miedo de los trabajadores a perder sus empleos debido a estas tecnologías.

7.4.2 Gestión del cambio organizacional

La planificación del cambio organizacional en un proyecto de inteligencia de negocios (BI), según Yeoh y Koronios (2010), debe enfocarse en asegurar el compromiso y patrocinio activo de la alta dirección, preferiblemente desde el área de negocio y no solo de TI, para romper resistencias políticas y garantizar recursos estratégicos. Es fundamental establecer una visión clara del proyecto y construir un caso de negocio bien fundamentado que alinee la implementación de BI con los objetivos estratégicos de la organización. Además, se requiere una gestión del cambio centrada en los usuarios, integrándolos activamente en el diseño y validación del sistema para reducir la resistencia y aumentar la adopción. El enfoque de desarrollo debe ser iterativo e incremental, entregando resultados parciales que permitan ir ajustando el sistema a medida que evolucionan las necesidades del negocio. También es esencial conformar equipos de proyecto equilibrados integrando tanto expertos técnicos como de negocio, y contar con un campeón de negocio que traduzca los requerimientos estratégicos en arquitectura de BI. Junto a esto se debe poner especial atención a la calidad de los datos, asegurando estándares claros y una adecuada gobernanza para garantizar la confiabilidad de la información. Finalmente, todo el esfuerzo debe estar guiado por un enfoque de negocio y no solo tecnológico, entendiendo que el éxito de BI radica en satisfacer necesidades empresariales reales y no en la mera implementación de herramientas.

7.4.3 Capacidades tecnológicas y humanas necesarias

En relación con las capacidades tecnológicas, el artículo de Yeoh y Koronios (2010) resalta la necesidad de construir una infraestructura flexible y escalable que pueda adaptarse al crecimiento de los datos, al aumento de usuarios y a las cambiantes demandas de análisis. Asegurar la calidad y la integridad de los datos desde los sistemas de origen hasta el entorno de BI es otra capacidad crítica, dado que decisiones basadas en información inexacta pueden comprometer todo el proyecto. Además, no se trata únicamente de dominar tecnologías específicas, sino de aplicar ese conocimiento técnico bajo una lógica de negocio, es decir, desarrollar arquitecturas y soluciones de BI que respondan de forma dinámica a las estrategias y objetivos empresariales en constante evolución.

En cuanto a las capacidades humanas necesarias para el éxito de un proyecto de inteligencia de negocios, Yeoh y Koronios (2010) destacan la importancia de contar con un fuerte compromiso y patrocinio por parte de la alta dirección, preferiblemente desde el área de negocio. Se requiere también la presencia de un "champion" de negocio, es decir, una persona que posea conocimiento tanto estratégico como tecnológico y que pueda traducir las necesidades del negocio en una arquitectura de BI efectiva. Además, se necesita un equipo de proyecto equilibrado, que combine perfiles técnicos con expertos en procesos de negocio, garantizando así una comprensión integral de los requerimientos organizacionales. La capacidad para gestionar el cambio de manera centrada en el usuario es igualmente crucial, ya que fomenta la participación de los futuros usuarios del sistema, facilita la adopción de nuevas prácticas y asegura que las soluciones construidas respondan realmente a las necesidades del negocio.

7.4.4 Fases de implementación de un modelo BI

El proceso de implementación de un proyecto de Business Intelligence (BI) en pequeñas y medianas empresas (pymes) se desarrolla en dos grandes fases, según el

marco conceptual propuesto en el estudio (Alsibhawi, Yahaya, & Mohamed, 2023). La primera fase, denominada "preparación para la adopción", busca crear un terreno fértil para la implementación del sistema. En esta etapa, es fundamental contar con una gestión de TI que respalde el proceso de cambio, ayudando a mitigar la resistencia organizacional hacia nuevas tecnologías. Asimismo, se requiere asegurar la disponibilidad de recursos adecuados, incluyendo una alta calidad de información, apoyo social interno para la adopción del sistema y buenas condiciones de infraestructura tecnológica. El objetivo principal en esta fase es establecer un ambiente favorable que reduzca las barreras para la futura implementación del BI.

Una vez consolidada esta base, se da paso a la segunda fase, enfocada en la adopción efectiva del sistema de BI. En esta etapa es esencial que los usuarios perciban de manera clara los beneficios que el sistema puede aportar a su desempeño y a la toma de decisiones en la empresa, reforzando así la percepción de la utilidad del sistema. De igual forma, se busca que el sistema sea percibido como fácil de usar, lo cual facilita su aceptación entre los empleados y promueve su utilización en las operaciones cotidianas de la empresa.

A lo largo de ambas fases, existen factores clave que determinan el éxito de la implementación. La gestión del cambio desempeña un papel importante en la adaptación de las personas y los procesos al nuevo entorno tecnológico. La compartición del conocimiento dentro de la organización permite que los usuarios adquieran las habilidades y el entendimiento necesarios para utilizar eficazmente el sistema de BI. Además, la correcta gestión de proyectos de TI asegura que la planificación, ejecución y control del proyecto se realicen de manera ordenada y eficiente. Finalmente, tanto la percepción de la utilidad como la percepción de facilidad de uso del sistema son

elementos determinantes que influyen en la decisión de adopción por parte de los usuarios.

7.4.5 Evaluación del impacto

La evaluación del impacto de implementar un modelo de Business Intelligence (BI) en una organización, particularmente en una PYME, debe realizarse de manera estructurada para asegurar que los beneficios esperados se materialicen y puedan ser medidos de forma efectiva. De acuerdo con el artículo (Romero, y otros, 2024) los autores plantean 7 puntos claves:

1. Es fundamental establecer los objetivos del modelo de BI e identificar las áreas donde el análisis de datos puede generar mayor valor, como la eficiencia operativa y la mejora en la toma de decisiones. Asimismo, se debe realizar un diagnóstico de la infraestructura tecnológica y de la calidad y disponibilidad de los datos.
2. Tras la implementación, se deben evaluar los beneficios tangibles, intangibles y estratégicos, como la reducción de costos, el incremento de ingresos y la mejora en la toma de decisiones. Esta evaluación requiere comparar indicadores antes y después de la implementación.
3. Se debe analizar si la arquitectura propuesta permitió integrar adecuadamente los datos sin afectar los sistemas productivos, así como facilitar su almacenamiento, procesamiento y automatización para el análisis.
4. Es importante evaluar si el modelo de BI contribuyó a mejorar la agilidad de los procesos, fortalecer la toma de decisiones basada en datos y aumentar la eficiencia operativa.

5. Se debe comparar los costos de implementación, incluyendo infraestructura, desarrollo y capacitación, con los beneficios económicos obtenidos, tales como el incremento en ventas y la reducción de costos operativos.
6. Es necesario medir el uso de las herramientas de BI, su integración en la toma de decisiones y los cambios en la cultura organizacional hacia un enfoque orientado a datos.
7. Finalmente, se deben identificar las barreras técnicas y organizacionales enfrentadas durante la implementación, así como las lecciones aprendidas, con el fin de proponer mejoras futuras.

8 Diseño metodológico

8.1 Tipo de investigación

Según el propósito, la investigación es de tipo aplicada, ya que no busca generar nuevo conocimiento teórico, sino resolver un problema real dentro de una organización específica: el diseño de un modelo de inteligencia de negocios para mejorar la toma de decisiones en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. En cuanto al grado de profundidad, la investigación es descriptiva, porque detalla con precisión el estado actual de la gestión de datos en la empresa, sus fuentes de información, las prácticas operativas y las oportunidades de mejora en la toma de decisiones estratégicas.

Respecto al tipo de enfoque metodológico, la investigación es de naturaleza mixta, dado que utiliza tanto métodos cualitativos (como entrevistas al personal administrativo y de Ecommerce para conocer percepciones, limitaciones y necesidades) como métodos cuantitativos (como el análisis de datos transaccionales del ERP y del sitio web para

detectar patrones de compra, comportamiento de usuarios y rendimiento comercial). La inferencia es deductiva, ya que parte de teorías generales sobre inteligencia de negocios, analítica de datos y modelos de toma de decisiones, para luego aplicarlas al caso específico de la empresa objeto de estudio. Finalmente, la investigación tiene una temporalidad transversal, dado que el levantamiento y análisis de la información se realiza en un único momento del tiempo, sin seguimiento prolongado.

La metodología contempla el desarrollo de un análisis tanto externo como interno, los cuales se describen a continuación.

8.2 Diagnóstico organizacional externo

El análisis externo de la organización se realizará mediante el modelo PESTEL (Political, Economic, Social, Technological, Environmental and Legal), el cual permite identificar los factores del macroentorno que pueden tener relevancia estratégica para la empresa. De acuerdo con Thompson (2023), el macroentorno comprende un conjunto de fuerzas externas que influyen en la industria y en las organizaciones, aunque estas no tengan control directo sobre ellas. Dichos factores pueden afectar, en diferente grado, la dirección estratégica, los objetivos y el modelo de negocio de una empresa, razón por la cual su análisis resulta fundamental para comprender el contexto en el que opera la organización.

Asimismo, el análisis PESTEL permite evaluar cuáles de estos factores ejercen un mayor impacto estratégico, ya sea como oportunidades o amenazas, y requieren mayor atención por parte de la dirección. Según Thompson (2023), aunque algunos factores del macroentorno pueden tener un efecto limitado en un momento determinado, es necesario

mantenerlos bajo vigilancia, dado que su influencia puede cambiar con el tiempo y modificar las condiciones competitivas de la empresa. En el presente estudio, el modelo PESTEL se utiliza como herramienta metodológica para analizar el entorno externo del Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., sirviendo como insumo para el diagnóstico estratégico y para el diseño del modelo de inteligencia de negocios propuesto.

Ilustración 11 Factores PESTEL



Fuente: Thompson (2023)

8.3 Diagnóstico organizacional interno

El diagnóstico organizacional interno se desarrollará a partir de una metodología mixta que contempla dos componentes. En primer lugar, se realizarán entrevistas semiestructuradas dirigidas a los cargos de las áreas clave de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S, con el propósito de identificar el nivel de madurez analítica de la organización a partir del modelo de madurez de inteligencia de negocios de Gartner. Estas entrevistas permitirán analizar percepciones, prácticas actuales, dificultades y oportunidades asociadas al uso de datos en la toma de decisiones, abordando aspectos como fuentes de información disponibles, datos relevantes, práctica de toma de decisiones, gobernanza existente y principales limitaciones, con el fin de ubicar a la empresa en una de las etapas de madurez: inicial, reactivo, proactivo, administrado, u optimizado.

En segundo lugar, se aplicará una encuesta estructurada al equipo interno, construida a partir de las variables previamente identificadas y soportada en un instrumento de medición validado por expertos, lo que permitirá obtener información cuantificable sobre el nivel de adopción, uso y apropiación de la analítica de datos dentro de la organización.

8.4 Formulación de población y muestra

La población objeto de estudio está conformada por actores internos y externos de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. que participan en la operación del Ecommerce o influyen en la toma de decisiones del negocio digital. Para el diagnóstico, se priorizaron los cargos con relación directa con la gestión de datos, el análisis de información y la toma de decisiones del canal Ecommerce, dado que concentran el conocimiento relevante para evaluar el estado actual de la gestión de datos y las capacidades analíticas de la organización.

En el ámbito interno, se incluyeron colaboradores de áreas administrativas, comerciales, logísticas y tecnológicas vinculadas directamente con el Ecommerce, así como actores externos estratégicos, como consultores especializados. Los cargos operativos sin incidencia directa en el uso o análisis de la información del canal digital fueron excluidos, con el fin de garantizar la pertinencia y validez de la información recolectada:

Tabla 8 Cargos o roles definidos aplicación instrumentos

Cargo o Rol	Clasificación	Encuesta	Entrevista
Gerente Comercial	Interno	si	si
Jefe Administrativo y Contable	Interno	si	si
Coordinador administrativo	Interno	si	no
Líder de mercadeo	Interno	si	no
Auxiliar de Compras e Inventarios	Interno	si	no
Coordinador Logística y mantenimiento	Interno	si	no
Consultor de analítica de datos	Externo	si	no
Consultor proyecto Ecommerce	Externo	si	si
Coloristas	Externo	no	no
Auxiliares	Interno	no	no
Gerencia de servicio	Interno	no	no
Community Manager	Externo	no	no
Especialistas de color	Interno	no	no
Estilistas	Externo	no	no
Manicurista	Externo	no	no
Coordinador operativo de sede	Interno	no	no
Auxiliar de lavado de cabello	Interno	no	no
Auxiliar de aseo	Interno	no	no
Auxiliares de facturación	Interno	no	no

Fuente: elaboración propia.

Las encuestas se dirigieron a los roles con participación operativa y analítica, mientras que las entrevistas se aplicaron a los cargos con mayor responsabilidad estratégica, permitiendo una visión integral del diagnóstico.

Con el fin de mitigar el sesgo de subjetividad inherente a los instrumentos cualitativos y que la población directamente relacionada con el Ecommerce es reducida, se optó por aplicar los instrumentos a la totalidad de la población relevante, y se incorporó un enfoque de triangulación de datos, en el cual la información recolectada mediante encuestas y entrevistas se contrasta con evidencia cuantitativa proveniente de las bases de datos del ERP, la plataforma Ecommerce y revisión del uso real de herramientas y reportes existentes.

8.5 Identificación de variable

La identificación de variables para este estudio parte del análisis del marco teórico construido sobre inteligencia de negocios, gestión de datos, analítica y toma de decisiones. Las variables seleccionadas permitirán caracterizar el estado actual de la gestión de información en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., así como identificar las brechas y oportunidades que fundamentarán el diseño del modelo propuesto.

La variable principal del estudio es la madurez en inteligencia de negocios, entendida como el nivel de desarrollo y uso de herramientas, procesos y capacidades que permiten transformar los datos en información útil para la toma de decisiones. Esta variable se ejecuta a través de las siguientes variables secundarias:

Tabla 9 Variables de estudio con enfoque de triangulación

Variable	Indicador	Instrumento de medición	Triangulación de datos
Disponibilidad de datos	Existencia de fuentes internas (ERP, Ecommerce, redes), frecuencia de actualización	Encuesta / Entrevista	Inventario de fuentes de datos (ERP, Ecommerce).
Calidad de los datos	Percepción sobre exactitud, integridad, consistencia y confiabilidad de los datos	Encuesta / Entrevista	Análisis de bases de datos: duplicados, campos nulos, inconsistencias
Capacidades analíticas	Uso de herramientas (Excel, Power BI, etc.), nivel de conocimiento en análisis de datos	Encuesta / Entrevista	Revisión del uso real de herramientas y reportes existentes
Cultura orientada a datos	Nivel de apropiación del uso de datos en decisiones, frecuencia de consulta de reportes	Encuesta / Entrevista	Frecuencia de uso de reportes, evidencias de consulta y toma de decisiones
Toma de decisiones basada en datos	Casos donde los datos respaldan decisiones estratégicas (campañas, compras, inventario)	Encuesta / Entrevista / Registro de prácticas	Análisis de ventas, inventarios y resultados de campañas
Infraestructura tecnológica	Existencia de sistemas, integraciones y automatización en procesos de información	Encuesta / Entrevista	Revisión de sistemas (ERP, Ecommerce) e integraciones disponibles

Fuente: elaboración propia con base en marco teórico.

8.6 Instrumento de medición

Para el desarrollo del diagnóstico se utilizaron dos instrumentos de recolección de información: encuestas tipo Likert y entrevistas semiestructuradas, con el propósito de obtener información cuantitativa y cualitativa sobre el estado actual de la gestión de datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. Los instrumentos completos se presentan en los anexos B y C del presente documento.

El instrumento cuantitativo está conformado por 30 ítems agrupados en seis dimensiones: disponibilidad de datos, calidad de los datos, capacidades analíticas, cultura orientada a datos, infraestructura tecnológica y toma de decisiones basada en datos. Las preguntas fueron formuladas bajo una escala tipo Likert de cinco niveles, donde los participantes indicaron su grado de acuerdo frente a cada afirmación, siendo:

1 = Totalmente en desacuerdo

2 = En desacuerdo

3 = Ni de acuerdo ni en desacuerdo

4 = De acuerdo

5 = Totalmente de acuerdo.

Por otra parte, se aplicaron entrevistas semiestructuradas con seis preguntas, una por cada dimensión con el fin de profundizar en la comprensión de las prácticas actuales relacionadas con el uso y gestión de los datos en el Ecommerce. Estas entrevistas fueron diseñadas con base en las variables definidas en el modelo de madurez utilizado como referencia.

Para facilitar la sistematización y análisis de la información cualitativa, se construyó una matriz de indicadores basada en los niveles de madurez propuestos en el modelo de Gartner, con el fin de identificar el nivel de desarrollo de cada variable evaluada.

Tabla 10 Matriz de indicadores cualitativos modelo de madurez Gartner

Variable	Inicial	Reactivo	Proactivo	Administrado	Optimizado
Disponibilidad de datos	Los datos existen, pero no son fácilmente accesibles ni estructurados.	Se accede a los datos solo cuando surge una necesidad puntual.	Los datos se organizan anticipadamente para análisis frecuentes.	Los datos están integrados y disponibles de forma regular.	Los datos están disponibles en tiempo real y de forma automatizada.

Calidad de los datos	Alta presencia de errores, duplicidades y baja estandarización.	Los problemas de calidad se corrigen cuando afectan la operación.	Se aplican controles básicos para prevenir errores recurrentes.	Existen políticas y métricas formales de calidad de datos.	La calidad del dato se gestiona de forma continua y automatizada.
Capacidades analíticas	Análisis mínimo, basado en reportes básicos.	Análisis descriptivos para explicar situaciones pasadas.	Análisis orientados a anticipar tendencias y comportamientos.	Análisis avanzados integrados a la gestión del negocio.	Analítica avanzada que recomienda acciones óptimas.
Cultura orientada a datos	Predomina la intuición y experiencia personal.	Los datos se consultan solo cuando hay problemas.	Se promueve el uso de datos para anticipar decisiones.	El uso de datos es una práctica estándar en la organización.	La cultura análisis de datos está plenamente incorporada.
Toma de decisiones basada en datos	Decisiones improvisadas y reactivas.	Decisiones tomadas cuando el problema ya ocurrió.	Decisiones anticipadas con apoyo de datos.	Decisiones sistemáticas basadas en indicadores.	Decisiones automatizadas o recomendadas por modelos analíticos.
Infraestructura tecnológica	Sistemas aislados y no integrados.	Integraciones puntuales y procesos manuales.	Plataformas tecnológicas preparadas para análisis.	Infraestructura integrada, gobernada y controlada.	Arquitectura escalable, automatizada y orientada a analítica avanzada.

Fuente: elaboración propia con base en las variables definidas y marco teórico modelo

de madurez.

8.7 Validación del instrumento de medición

Para garantizar la validez de contenido del instrumento diseñado para diagnosticar el estado de la gestión de datos en la empresa, se aplicó el índice V de Aiken, una metodología para la validación por juicio de expertos. Esta técnica permite evaluar el grado de concordancia entre evaluadores respecto a la claridad, pertinencia y relevancia de cada ítem del cuestionario, con base en una escala ordinal.

Cinco expertos en las áreas de analítica de datos, inteligencia de negocios y gestión organizacional valoraron cada ítem, y sus evaluaciones fueron promediadas para calcular el índice V de Aiken correspondiente.

El valor de V se encuentra en una escala de 0 a 1, donde los valores más cercanos a 1 indican que las preguntas del instrumento son claras y adecuadas según la opinión de los expertos. En este estudio, se estableció un valor mínimo de 0,80 como criterio para considerar que una pregunta es válida. Esto quiere decir que, si una pregunta obtiene un valor igual o superior a 0,80, se considera adecuada y no necesita cambios. Por el contrario, si el valor es menor a 0,80, se recomienda revisarla y ajustarla para mejorar su redacción o claridad. Esta medida nos permite asegurar que el cuestionario sea comprensible y apropiado para su propósito.

A continuación se muestra los resultados de esta prueba:

Tabla 11 Índice V de Aiken

VARIABLE	NUM	PREGUNTA	PROMEDIO EVALUADORES					V DE AIKEN CALCULADA
			1	2	3	4	5	
Disponibilidad de datos	1	En la empresa se cuenta con múltiples fuentes de datos (ERP, Ecommerce, redes)	0,67	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93
	2	La información de estas fuentes se actualiza con frecuencia	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	3	Los datos relevantes están disponibles cuando los necesito	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87
	4	Es fácil acceder a los datos que necesito sin depender de terceros	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87
	5	La información está disponible en el momento oportuno para la toma de decisiones	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87
Calidad de los datos	6	La información que consulto suele ser exacta y confiable	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	7	Existen controles que aseguran la integridad de los datos	0,67	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93
	8	La información está completa para tomar decisiones	1,00	0,67	1,00	0,33	0,67	0,73
	9	Los datos son consistentes entre sistemas	1,00	0,67	1,00	0,67	0,33	0,73
	10	Se identifican y corrigen errores en los datos de forma oportuna	1,00	0,67	1,00	0,67	1,00	0,87
Capacidades analíticas	11	Utilizo herramientas como Excel, Power BI u otras para analizar datos	0,67	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93
	12	Me siento capacitado(a) para interpretar los datos que uso	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	13	En mi área se aplican análisis de datos para mejorar procesos	1,00	0,67	1,00	1,00	1,00	0,93
	14	Existen personas capacitadas en analítica de datos en la empresa	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	15	Se promueve la formación continua en análisis de datos en la empresa	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Cultura orientada a datos	16	Se consultan datos regularmente para tomar decisiones	1,00	0,67	1,00	1,00	1,00	0,93
	17	En reuniones se presentan reportes o visualizaciones basadas en datos	1,00	1,00	1,00	1,00	0,67	0,93
	18	El uso de información es parte de la cultura organizacional	1,00	1,00	1,00	0,33	1,00	0,87
	19	Se considera el análisis de datos en la toma de decisiones	0,67	1,00	1,00	0,33	0,00	0,60

	20	Los líderes fomentan el uso de datos para resolver problemas	0,67	1,00	1,00	0,67	1,00	0,87
Infraestructura tecnológica	21	Contamos con sistemas que permiten automatizar el acceso a la información	0,67	1,00	1,00	1,00	0,67	0,87
	22	Hay integración entre los sistemas que manejan los datos	0,67	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93
	23	Se cuenta con tecnología adecuada para el análisis de datos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	24	Los sistemas tecnológicos actuales permiten tomar decisiones en tiempo real	1,00	1,00	1,00	1,00	0,67	0,93
	25	Se realiza mantenimiento y actualización periódica de los sistemas de información	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Toma de decisiones basada en datos	26	Las decisiones estratégicas se respaldan con análisis de información	0,67	1,00	1,00	0,33	1,00	0,80
	27	Se documentan los análisis previos a decisiones clave	1,00	1,00	1,00	0,67	1,00	0,93
	28	La información ha permitido identificar nuevas oportunidades	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	29	Se usan datos históricos para proyectar o predecir resultados	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	30	Las decisiones operativas también se sustentan en análisis de datos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
			25,33	28,33	30,00	26,00	27,00	27,33

Fuente: elaboración propia.

Los resultados del análisis muestran que la mayoría de los ítems obtuvieron una valoración favorable, superando el umbral establecido de 0,80, lo que refleja una alta correspondencia entre los ítems y los constructos teóricos definidos para el estudio. Sin embargo, se identificaron algunas preguntas cuya valoración fue inferior al criterio de aceptación, lo que sugiere la necesidad de ajustes en su redacción o enfoque.

Preguntas con V de Aiken menor a 0.80:

1. Pregunta 8: "La información está completa para tomar decisiones" – $V = 0.73$
2. Pregunta 9: "Los datos son consistentes entre sistemas" – $V = 0.73$
3. Pregunta 19: "Se considera el análisis de datos en la toma de decisiones" – $V = 0.60$
4. Pregunta 26: "Las decisiones estratégicas se respaldan con análisis de información"

Se presenta un resumen sobre este índice aplicado:

- **Total de ítems evaluados: 30**
- **Ítems con V de Aiken mayor o igual a 0.80: 27**
- **Ítems con V de Aiken menor a 0.80: 3**

Esto indica que el instrumento tiene una alta validez de contenido general, pero requiere ajustes puntuales en tres preguntas específicas para asegurar su claridad y pertinencia en la evaluación.

En la validación del instrumento a través de la encuesta con los expertos, se obtuvieron varios comentarios valiosos respecto a su estructura y contenido. Los expertos consideran que el cuestionario es en general adecuado, pero sugieren ajustes importantes en la redacción de algunas preguntas para mejorar su claridad y comprensión, especialmente en el uso de términos técnicos como "controles", "frecuencia" o "integración". También recomiendan revisar posibles repeticiones entre

ítems y proponen reclasificar algunas preguntas para alinearlas mejor con las dimensiones que se están evaluando. En conjunto, sus observaciones buscan garantizar que el instrumento sea claro, coherente y pertinente para los usuarios finales.

A continuación, se presentan las preguntas corregidas que obtuvieron un puntaje menor a 0.8 en el índice Aiken

Tabla 12 Índice V de Aiken corregido

NUM	VARIABLE	PREGUNTA	PREGUNTA CORREGIDA
8	Calidad de los datos	La información está completa para tomar decisiones	La información disponible contiene todos los datos necesarios para tomar decisiones acertadas
9	Calidad de los datos	Los datos son consistentes entre sistemas	Los datos entre diferentes sistemas se pueden relacionar fácilmente sin errores o contradicciones.
19	Cultura orientada a datos	Se considera el análisis de datos en la toma de decisiones	Las decisiones importantes en la empresa se fundamentan en análisis de datos previos

Fuente: elaboración propia.

Dado que en los comentarios de los expertos se identificó que dos preguntas tenían un contenido similar, se propone modificarlas de la siguiente manera:

Tabla 13 Preguntas repetidas

NUM	VARIABLE	PREGUNTA	PREGUNTA CORREGIDA
16	Cultura orientada a datos	Se consultan datos regularmente para tomar decisiones	Los datos se utilizan de manera frecuente para fundamentar decisiones
19	Cultura orientada a datos	Se considera el análisis de datos en la toma de decisiones	El análisis de datos se integra en el proceso de toma de decisiones

Fuente: elaboración propia.

9 Contribuciones originales esperadas

El desarrollo de este proyecto de investigación tiene como principal contribución la creación de un modelo de inteligencia de negocios adaptado a las necesidades específicas de la empresa ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., en el contexto del comercio electrónico y el sector cosmético. Se espera que los resultados generen los siguientes aportes originales:

- **Aplicación de un modelo de integración y calidad de datos:** El proyecto contribuye a la maestría mediante la aplicación de procesos de estandarización, limpieza y consolidación de datos provenientes de múltiples fuentes (ERP y Ecommerce), bajo principios de calidad de datos. Esto permite la generación de información confiable para la toma de decisiones y el fortalecimiento de activos de información estratégicos dentro de la organización.
- **Aplicación de herramientas de análisis interno y externo para diagnóstico organizacional:** Se aplican técnicas de recolección y análisis de información como encuestas y revisión de fuentes internas y externas, permitiendo realizar un diagnóstico integral del estado de la gestión de datos en la organización.
- **Diseño de una arquitectura analítica basada en modelos dimensionales:** Se aporta a la formación de la maestría mediante la implementación de un modelo de datos tipo estrella, que permite estructurar la información en hechos y dimensiones, facilitando el análisis de ventas, clientes, productos e inventarios bajo un enfoque analítico orientado a la toma de decisiones.
- **Formulación de un plan de mejora operacional y estratégica:** A partir del modelo de inteligencia de negocios propuesto, se plantea la optimización de procesos clave como la gestión de inventarios, la identificación de tendencias de

compra y la mejora en la experiencia del cliente, articulando conocimientos de analítica de datos, minería de datos y gestión de la información.

- **Propuesta de una solución práctica, replicable y escalable:** Se diseña un modelo que facilita la adopción de inteligencia de negocios en pequeñas empresas, promoviendo su transformación digital y fortaleciendo la mejora continua organizacional.
- **Aporte al conocimiento académico:** Se integra la aplicación de teorías y marcos conceptuales en inteligencia de negocios con su validación en un caso real, fortaleciendo la relación entre teoría y práctica dentro de la línea de investigación en tecnologías de la información.
- **Evaluación del impacto financiero, indicadores y riesgos en la implementación del modelo:** Se analiza la viabilidad del modelo de inteligencia de negocios desde una perspectiva financiera, considerando indicadores de desempeño, riesgos asociados a la implementación y beneficios esperados para la organización.

10 Cronograma de actividades

El desarrollo del proyecto de grado está planificado para ejecutarse en un periodo de siete meses. Durante los dos primeros meses, se realizará la aplicación y análisis del diagnóstico a través del instrumento diseñado, con el fin de comprender a profundidad el contexto y las necesidades del entorno. En los meses tres y cuatro, se procederá con el diseño del modelo de inteligencia de negocios, estructurando una solución acorde con los hallazgos obtenidos. Posteriormente, en los meses cinco y seis, se elaborará una propuesta detallada para la implementación del modelo, considerando aspectos técnicos, operativos y estratégicos. Finalmente, el séptimo mes se destinará a la fase de cierre,

con dos semanas enfocadas en la preparación y realización de la sustentación ante el jurado evaluador.

11 Diagnóstico organizacional

11.1 Análisis externo

El análisis del entorno externo de la empresa se realizó mediante el modelo PESTEL, el cual permite identificar y evaluar los factores políticos, económicos, sociales, tecnológicos, ambientales y legales que inciden en su desempeño y en la toma de decisiones estratégicas; a continuación, se presenta la aplicación de este modelo a la empresa objeto de estudio, con el fin de comprender las principales condiciones del contexto, así como las oportunidades y amenazas que pueden influir en su desarrollo y en la formulación de estrategias futuras.

a) Factor Político

Impulso / entorno digital

El entorno político colombiano ha favorecido la digitalización de la economía, evidenciado en el nivel de acceso a internet de la población. En 2024, Colombia registró una penetración de internet del 75,7%, lo que refleja un entorno habilitador para el desarrollo del comercio electrónico y los servicios digitales (DataReportal, 2024). Este contexto político-institucional impulsa la generación masiva de datos asociados a transacciones, clientes y canales digitales, incrementando la necesidad de modelos de inteligencia de negocios que permitan aprovechar estratégicamente dicha información para la toma de decisiones empresariales.

Conectividad móvil

La conectividad móvil constituye un elemento clave del entorno político-tecnológico que soporta el crecimiento del Ecommerce. Para 2024, Colombia contaba con más de 49 millones de conexiones móviles activas, lo que representa una cobertura superior al 90% de la población. Esta alta penetración favorece el uso del comercio electrónico desde dispositivos móviles, incrementando la interacción digital y el volumen de datos generados por los usuarios (Mintic, 2023). En este contexto, resulta estratégico que las empresas cuenten con sistemas analíticos que permitan monitorear el comportamiento del cliente móvil y optimizar la experiencia de compra en este canal.

b) Factor Económico

Crecimiento del Ecommerce

El comercio electrónico en Colombia presentó en 2024 un crecimiento aproximado del 26,7% en el valor total de las ventas, superando los 105 billones de pesos colombianos, lo que evidencia una expansión sostenida del mercado digital (CCCE, 2025). Este crecimiento económico incrementa la competencia entre los actores del Ecommerce y genera mayores volúmenes de datos transaccionales, lo que convierte a la inteligencia de negocios en un elemento clave para analizar tendencias de consumo, optimizar portafolios y mejorar la eficiencia operativa.

Ticket promedio

Durante 2024, el ticket promedio de compra en el comercio electrónico colombiano se ubicó alrededor de COP \$206.284, con un crecimiento cercano al 4,7% frente al año anterior. Aunque este incremento refleja una recuperación del consumo,

también evidencia una presión constante sobre la rentabilidad, especialmente en contextos de altos costos logísticos (CCCE, 2025). En este escenario, el análisis de datos mediante BI resulta fundamental para evaluar márgenes, efectividad de promociones y rentabilidad por producto o cliente.

Inflación

La inflación en Colombia mostró una desaceleración durante 2024, cerrando el año con una variación anual del 5,20%, según el Índice de Precios al Consumidor. Si bien esta reducción representa una mejora frente a años anteriores, la inflación continúa afectando el poder adquisitivo de los consumidores y sus decisiones de compra (Dane, 2025). Para el Ecommerce, este contexto económico refuerza la necesidad de analizar el comportamiento del consumidor, la sensibilidad al precio y la rotación de inventarios a través de herramientas de inteligencia de negocios.

c) Factor Social

Tamaño de audiencia social

En 2024, Colombia registró aproximadamente 36,7 millones de usuarios activos en redes sociales, lo que equivale a cerca del 70% de la población total (DataReportal, 2024). Este alto nivel de penetración convierte a las redes sociales en un canal estratégico para la interacción con los clientes y la promoción de productos del Ecommerce. La información generada por estas plataformas representa una fuente relevante de datos que, al integrarse en modelos de BI, permite comprender mejor las preferencias, intereses y patrones de comportamiento del consumidor digital.

Internet como hábito

El uso de internet como hábito cotidiano se encuentra ampliamente consolidado en Colombia, con 39,5 millones de usuarios activos en 2024, equivalentes al 75,7% de la población. Este comportamiento social evidencia que los consumidores están cada vez

más acostumbrados a buscar información, comparar precios y realizar compras en línea (DataReportal, 2024). Para el Ecommerce, esta tendencia incrementa la relevancia del análisis de datos de navegación, conversión y experiencia del usuario como insumos para la toma de decisiones estratégicas.

d) Factor Tecnológico

Tendencia de pago digital dentro del Ecommerce

En 2024, los medios de pago digitales dominaron las transacciones de comercio electrónico en Colombia, con una participación del 60,23% en pagos débito, 36,81% en tarjetas y apenas 2,96% en efectivo (CCCE, 2025). Esta distribución evidencia una preferencia clara por los pagos electrónicos y seguros. En este contexto, los sistemas de inteligencia de negocios deben permitir analizar la conversión, aprobación y rentabilidad por método de pago.

Dinámica de transacciones digitales

Durante 2024, el volumen de transacciones digitales en Colombia creció aproximadamente un 16%, mientras que su valor aumentó alrededor de un 13,5%, reflejando una mayor adopción de canales digitales por parte de los consumidores (CCCE, 2025). Este crecimiento tecnológico genera grandes volúmenes de datos que requieren ser integrados, procesados y analizados de manera eficiente, lo que justifica la implementación de herramientas de BI para soportar decisiones oportunas y estratégicas.

Categoría Belleza relevante para el Ecommerce

La categoría de moda y belleza fue una de las de mayor crecimiento en el comercio electrónico colombiano en 2024, con incrementos superiores al 100% en ventas, destacándose como un segmento altamente dinámico (CCCE, 2025). Este comportamiento representa una oportunidad estratégica para el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., pero también exige capacidades analíticas

avanzadas para gestionar inventarios, rotación de productos y preferencias del consumidor mediante modelos de inteligencia de negocios.

e) Factor Ecológico

Residuos de envases y empaques

WWF informó en el 2023 que en Colombia se generan aproximadamente 700.500 toneladas anuales de residuos plásticos asociados a envases y empaques, de las cuales sólo cerca del 30% es reciclado (WWF, 2023). Este contexto ambiental genera presión sobre las empresas de Ecommerce para adoptar prácticas más sostenibles. El análisis de datos puede apoyar decisiones relacionadas con empaques, logística y devoluciones, contribuyendo a reducir impactos ambientales y costos operativos.

Gestión y recuperación de empaques

En Colombia, la gestión de residuos de empaques plásticos se ha convertido en un eje prioritario dentro de la política de economía circular, especialmente bajo el esquema de Responsabilidad Extendida del Productor (REP). De acuerdo con el Informe de Gestión de Responsabilidad Extendida del Productor 2024 publicado por la Autoridad Nacional de Licencias Ambientales, durante dicho año se reportó la gestión y aprovechamiento de más de 546.000 toneladas de residuos de envases y empaques, con una participación significativa de materiales plásticos dentro de los sistemas colectivos e individuales autorizados (Autoridad Nacional de Licencias Ambientales [ANLA], 2024). Este avance refleja una mayor exigencia regulatoria y operativa para las empresas que comercializan productos empacados, incluidas aquellas que operan a través de canales de Ecommerce.

f) Factor Legal

Riesgo por incumplimiento protección de datos

En agosto del 2025 en Colombia, las sanciones por incumplimiento de la normativa de protección de datos personales han aumentado, registrándose 101 investigaciones y multas de COP \$5.157 millones en 2025 (Superintendencia de Industria y Comercio, 2025). Este escenario evidencia un riesgo legal significativo para los negocios digitales que gestionan información de clientes. En consecuencia, el Ecommerce requiere sistemas de BI que incorporen controles de acceso, trazabilidad y gobernanza de datos para mitigar riesgos legales y reputacionales.

Marco legal vigente

El marco legal colombiano en materia de protección de datos personales se fundamenta en la Ley 1581 de 2012, la cual establece principios y obligaciones para el tratamiento de la información personal. Esta normativa constituye la base regulatoria para el manejo de datos y exige a las empresas implementar mecanismos de control, seguridad y uso responsable de la información (Superintendencia de Industria y Comercio, 2022). En este contexto, la inteligencia de negocios debe alinearse con las disposiciones legales vigentes para garantizar el cumplimiento normativo.

Resumen Análisis PESTEL

A continuación, se realiza un resumen con el tipo y nivel de impacto para las variables relacionadas en el análisis PESTEL:

Tabla 14 Resumen impactos para variables PESTEL

Factor	Variable	Tipo de impacto	Nivel de impacto
Político	Impulso / entorno digital	Oportunidad	Alto
	Conectividad móvil	Oportunidad	Alto
Económico	Crecimiento del Ecommerce	Oportunidad	Alto
	Ticket promedio	Amenaza	Medio
	Inflación	Amenaza	Medio
Social	Tamaño de audiencia social	Oportunidad	Alto
	Internet como hábito	Oportunidad	Alto

Tecnológico	Tendencia de pago digital	Oportunidad	Alto
	Dinámica de transacciones digitales	Oportunidad	Alto
	Categoría belleza	Oportunidad	Alto
Ecológico	Residuos de envases y empaques	Amenaza	Medio
	Gestión y recuperación de empaques	Amenaza	Medio
Legal	Riesgo por incumplimiento de protección de datos	Amenaza	Alto
	Marco legal vigente	Amenaza	Alto

Fuente: elaboración propia con base en análisis PESTEL.

11.2 Análisis interno

- **Entrevistas**

El análisis de las entrevistas se realizó mediante una matriz de categorización cualitativa, en la cual las respuestas de los participantes fueron contrastadas con los indicadores definidos para cada nivel del modelo de madurez analítica de cinco etapas: inicial, reactivo, proactivo, administrado y optimizado.

Tabla 15 Matriz de categorización y análisis de entrevistas

Variable	Evidencias cualitativas observadas	Nivel de madurez identificado	Justificación del nivel
Disponibilidad de datos	Datos disponibles en ERP y Ecommerce, acceso mediante descargas manuales y consultas puntuales.	Reactivo	Los datos existen y se consultan cuando surge la necesidad, pero no están integrados ni disponibles de forma continua.
Calidad de los datos	Inconsistencias en nombres de productos, categorías no homogéneas, correcciones manuales.	Reactivo	La calidad del dato presenta problemas recurrentes que se corrigen solo cuando afectan la operación o el análisis.

Capacidades analíticas	Uso de reportes básicos en Excel, análisis descriptivos de ventas y clientes.	Inicial	El análisis se limita a reportes básicos, sin exploración de tendencias ni proyecciones.
Cultura orientada a datos	Las decisiones se apoyan principalmente en la experiencia; los datos validan, pero no guían.	Reactivo	Los datos se consultan de manera ocasional, principalmente cuando surge un problema o requerimiento puntual.
Toma de decisiones basada en datos	Uso parcial de indicadores; decisiones tácticas basadas en urgencias operativas.	Reactivo	Los datos apoyan decisiones posteriores al evento, sin anticipación ni análisis predictivo.
Infraestructura tecnológica	ERP y Ecommerce no integrados, dependencia de procesos manuales y archivos descargados.	Reactivo	Existen herramientas digitales, pero con integraciones parciales y baja automatización analítica.

Fuente: elaboración propia con base en los resultados de las entrevistas.

De acuerdo con la información obtenida durante las entrevistas realizadas a los cargos con mayor interacción con el Ecommerce, se evidenció una alta dependencia de procesos manuales y una limitada estandarización de los datos (Gerente Comercial Jefe Administrativo y Contable, y Consultor proyecto Ecommerce, 25 noviembre de 2025).

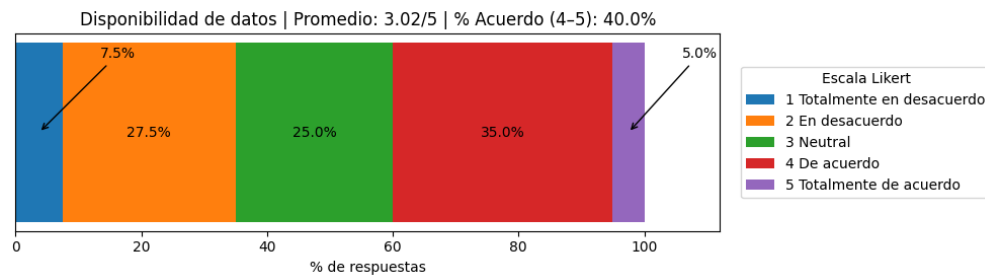
La matriz de categorización y análisis evidencia que el Ecommerce se encuentra, en términos generales, en un nivel de madurez inicial–reactivo en la gestión de datos y capacidades analíticas. Si bien la organización dispone de información relevante proveniente de sus plataformas digitales, su aprovechamiento se caracteriza por un uso principalmente operativo y reactivo, con alta dependencia de procesos manuales, baja estandarización de datos y capacidades analíticas limitadas.

Encuestas

- **Procesamiento estadístico de datos**

Disponibilidad de datos

Ilustración 12 Disponibilidad de datos

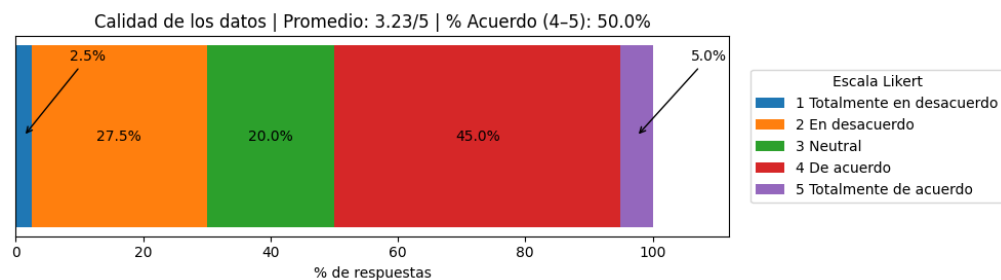


Fuente: elaboración propia con base en encuesta.

La disponibilidad de datos evidencia un promedio de 3,02/5. Si bien la organización cuenta con información relevante para la operación del Ecommerce, su acceso no siempre es oportuno ni autónomo, lo cual se manifiesta en percepciones recurrentes de dependencia de terceros para la obtención de datos. Como fortaleza, se reconoce la existencia de datos clave y el conocimiento de su relevancia por parte de los usuarios; no obstante, persisten oportunidades de mejora asociadas a la centralización de la información, la reducción de intermediarios y la habilitación de mecanismos que permitan un acceso directo, oportuno y confiable para la toma de decisiones.

Calidad de los datos

Ilustración 13 Calidad de los datos

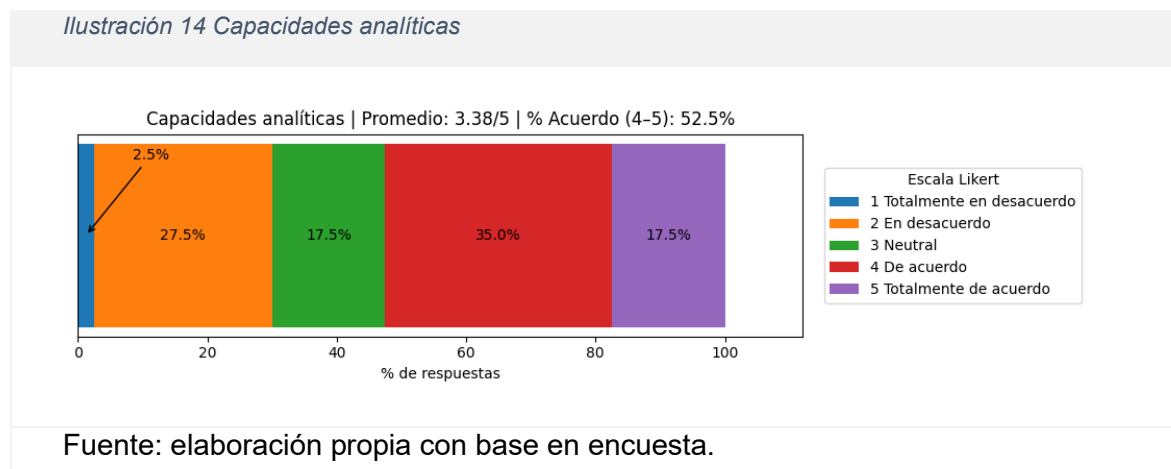


Fuente: elaboración propia con base en encuesta.

La calidad de los datos presenta un nivel intermedio (3,23/5), con una percepción dividida entre acuerdo y neutralidad, lo que sugiere que, aunque parte del equipo considera que la información es suficientemente confiable para la gestión operativa, otro grupo no percibe con claridad procesos formales que garanticen su consistencia y actualización permanente. Esta división puede explicarse por la ausencia de controles estructurados de validación y gobierno de datos, actualmente las inconsistencias se corrigen de manera reactiva cuando afectan la operación, pero no existen revisiones periódicas ni métricas formales de calidad. Así, quienes utilizan información agregada pueden no identificar fallas con la misma intensidad que quienes trabajan directamente con datos transaccionales, generando diferencias en la percepción. En consecuencia, los datos son funcionales, pero aún no cuentan con mecanismos sistemáticos que aseguren una confiabilidad homogénea en toda la organización.

Capacidades analíticas

Ilustración 14 Capacidades analíticas

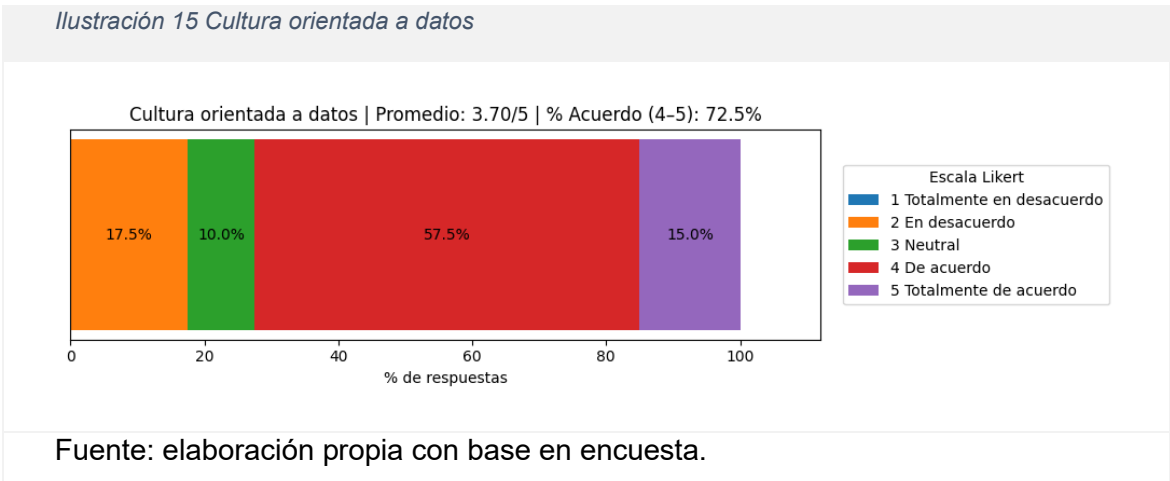


Las capacidades analíticas se ubican en un nivel de madurez intermedio, con un promedio de 3,38/5, lo que sugiere que la organización realiza análisis principalmente descriptivos. Si bien existe una base de conocimiento analítico y disposición para interpretar información, el uso de herramientas avanzadas y la autonomía analítica aún

son limitados, como se refleja en la dependencia de perfiles especializados para análisis más profundos. En este contexto, la principal fortaleza radica en la capacidad inicial de generar reportes y análisis básicos, mientras que las oportunidades de mejora se concentran en el fortalecimiento de competencias analíticas y en la adopción de herramientas que permitan ampliar el alcance y profundidad del análisis de datos.

Cultura orientada a datos

Ilustración 15 Cultura orientada a datos

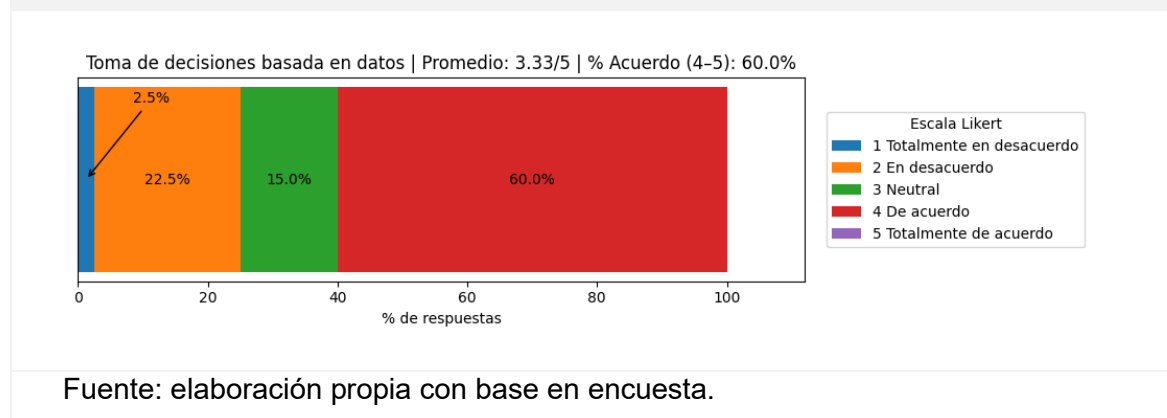


La cultura orientada a datos obtuvo una valoración favorable (3,70/5), evidenciando que los encuestados reconocen la importancia estratégica del uso de información en la gestión del Ecommerce. No obstante, al contrastar esta percepción con las prácticas actuales, se identifica una posible brecha entre la valoración conceptual del dato y su aplicación sistemática en la toma de decisiones. En la operación cotidiana, las decisiones comerciales —como la definición de promociones— suelen estar influenciadas

principalmente por niveles de inventario disponibles o por iniciativas propuestas por proveedores, más que por análisis estructurados de rentabilidad, comportamiento histórico de ventas o proyecciones de demanda. Esto sugiere que, aunque existe conciencia sobre la relevancia de los datos, aún no se cuenta con métricas formalizadas ni con un esquema de seguimiento consistente que permita convertir esa disposición cultural en decisiones fundamentadas en evidencia cuantitativa. En consecuencia, la organización presenta una cultura declarativa favorable hacia el uso de datos, pero requiere fortalecer sus capacidades analíticas y mecanismos de seguimiento para consolidar una cultura de datos.

Toma de decisiones basada en datos

Ilustración 16 Toma de decisiones basada en datos

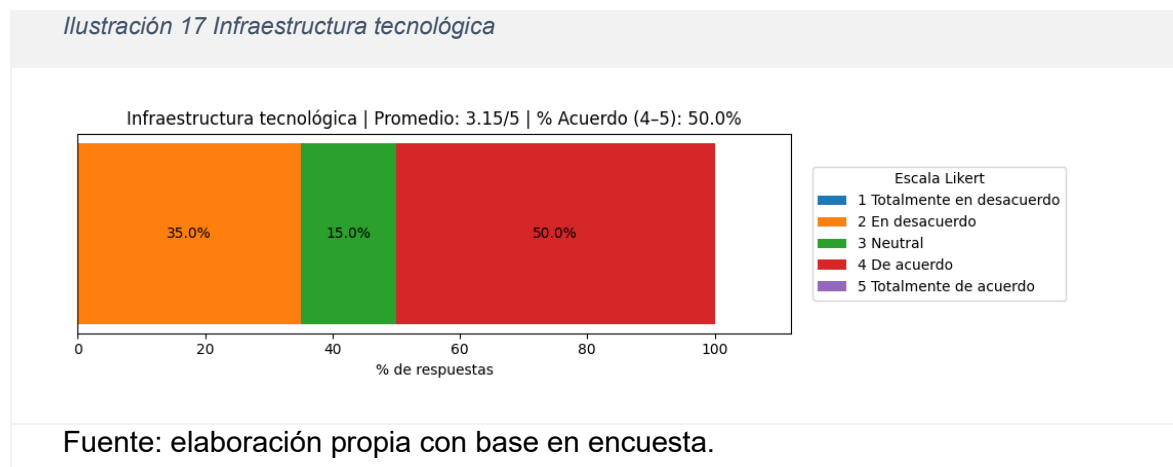


La toma de decisiones basada en datos presenta un nivel intermedio (3,33/5), lo que evidencia que la información ya influye en decisiones operativas y tácticas; sin embargo, su uso aún no es sistemático ni determinante en el ámbito estratégico. Esta situación puede explicarse porque, aunque se dispone de reportes básicos de ventas y desempeño, no existen indicadores formalizados ni rutinas periódicas de análisis que estructuren el proceso decisorio. En consecuencia, las decisiones como promociones o ajustes comerciales combinan datos disponibles con criterios intuitivos, experiencia

previa o presiones coyunturales (inventario, iniciativas de proveedores), generando una coexistencia entre análisis y juicio personal. Así, si bien la organización reconoce el valor del dato, aún requiere mecanismos formales que lo posicionen como eje obligatorio del proceso decisorio, fortaleciendo la objetividad y reduciendo la dependencia de la intuición individual.

Infraestructura tecnológica

Ilustración 17 Infraestructura tecnológica



La infraestructura tecnológica obtiene un promedio de 3,15/5, reflejando que la empresa cuenta con sistemas que soportan la operación del Ecommerce y permiten capturar información transaccional; no obstante, su diseño responde principalmente a necesidades operativas y no analíticas. Las limitaciones en integración entre fuentes, la ausencia de un repositorio consolidado y la dependencia de procesos manuales para la generación de reportes explican la percepción de funcionalidad básica pero limitada. En este contexto, aunque la tecnología cumple con el registro y almacenamiento de datos,

no facilita su explotación estratégica ni la generación ágil de conocimiento para la toma de decisiones. Por ello, la principal oportunidad de mejora radica en evolucionar hacia una arquitectura orientada a analítica, que permita integración, escalabilidad y acceso oportuno a información confiable.

El diagnóstico organizacional interno evidencia que la empresa se ubica en un nivel de madurez inicial–reactivo con tendencias intermedias, caracterizado por una disposición positiva hacia el uso de la información, pero con aplicación aún no sistemática. Si bien la cultura organizacional reconoce el valor estratégico de los datos y estos influyen en algunas decisiones operativas, persisten brechas estructurales en disponibilidad consolidada, calidad formalmente gestionada, capacidades analíticas y soporte tecnológico orientado a explotación estratégica. Estas limitaciones explican la coexistencia entre decisiones fundamentadas parcialmente en datos y enfoques basados en experiencia o criterios coyunturales, así como la dependencia de procesos manuales y análisis principalmente descriptivos. En consecuencia, la organización requiere evolucionar desde una valoración conceptual del dato hacia una gestión integral y estructurada de la información, mediante un modelo de inteligencia de negocios que consolide fuentes, fortalezca la confiabilidad, institucionalice métricas y soporte de manera sistemática la toma de decisiones alineada con los objetivos estratégicos del Ecommerce.

11.3 Requerimientos del modelo de inteligencia de negocios.

Estos requerimientos se definen como base para el diseño e implementación del modelo de inteligencia de negocios.

Funcionales:

- Consolidación de datos de múltiples fuentes del Ecommerce.

- Disponibilidad oportuna de información para análisis operativo, táctico y estratégico.
- Generación de reportes y tableros de control con indicadores clave.
- Análisis histórico del desempeño.
- Acceso autónomo a la información por parte de los usuarios.

Técnicos

- Arquitectura de datos para captura, integración, almacenamiento y análisis.
- Implementación de procesos ETL desde fuentes como Ecommerce y ERP.
- Data Mart analítico como repositorio central.
- Modelo dimensional tipo estrella (Kimball) con tablas de hechos y dimensiones.
- Escalabilidad para crecimiento de datos.
- Mecanismos de calidad, integridad y trazabilidad.

- **Organizacionales**

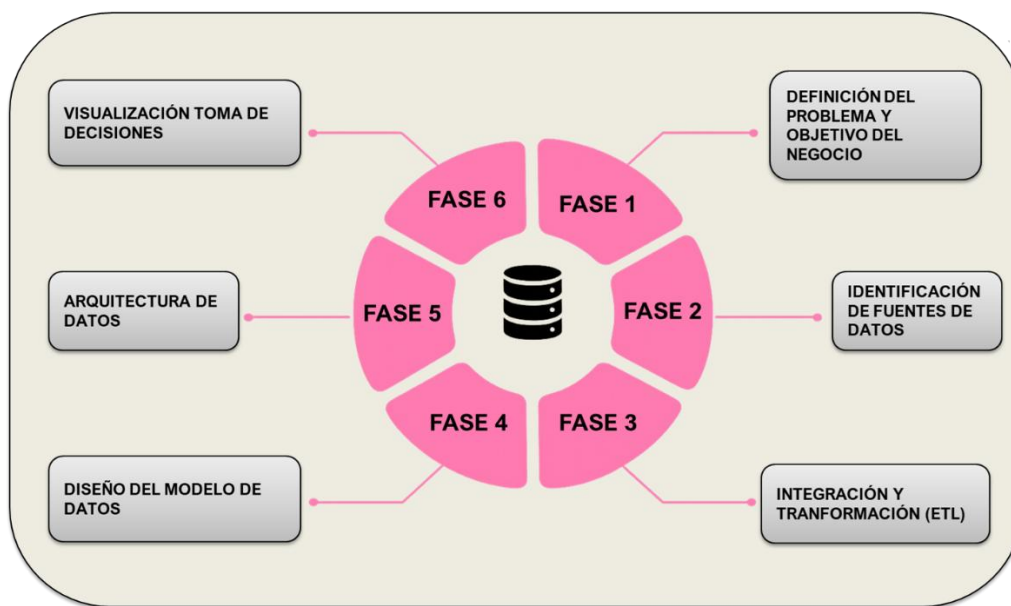
- Definición de lineamientos de gobierno de datos (roles y responsabilidades).
- Fortalecimiento de capacidades analíticas del personal.
- Capacitación en uso de herramientas y análisis de información.
- Promoción de una cultura organizacional basada en datos.

12 Modelo de inteligencia de negocios propuesto

El presente plan de intervención tiene como propósito definir las acciones necesarias para implementar el modelo de inteligencia de negocios en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., se construye a partir de los resultados del diagnóstico, priorizando las brechas identificadas en disponibilidad, calidad de datos y

capacidades analíticas. Se visualiza por fases, ya que permiten avanzar progresivamente en los niveles de madurez analítica definidos por Gartner.

Ilustración 18 Modelo de inteligencia de negocios propuesto para el Ecommerce



Fuente: elaboración propia.

12.1 Definición de objetivos de la empresa

El plan de intervención tiene como propósito fortalecer la gestión del Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. mediante la implementación de un modelo de inteligencia de negocios que transforme los datos operativos en información estratégica para la toma de decisiones.

Este modelo permitirá consolidar, organizar y analizar la información del negocio, proporcionando una visión integral del desempeño en ventas, clientes e inventarios.

- En este contexto, se plantean los siguientes objetivos:
- Centralizar la información proveniente del ERP, Ecommerce y fuentes operativas.
- Estandarizar y depurar los datos para garantizar su calidad y consistencia.
- Automatizar la generación de reportes y tableros de control.
- Consolidar un histórico de información para análisis de tendencias.
- Monitorear indicadores clave del negocio (ventas, clientes, productos e inventarios).
- Facilitar la toma de decisiones mediante información oportuna y confiable.

12.2 Identificación y caracterización de las fuentes de datos

El modelo de Inteligencia de Negocios integrará información proveniente de tres fuentes principales: el ERP Lizto, la plataforma de comercio electrónico WooCommerce y archivos operativos en Excel. Estas fuentes contienen datos transaccionales, maestros y administrativos que soportan la operación del Ecommerce.

Caracterización general

Tabla 16 Caracterización general fuentes de datos

Criterio / Fuente	Lizto (ERP)	WooCommerce (Ecommerce)
Tipo de fuente	Sistema de procesamiento transaccional (OLTP)	Sistema de procesamiento transaccional (OLTP)
Naturaleza de los datos	Datos estructurados en tablas relacionales, exportables a archivos Excel/CSV	Datos estructurados exportables a archivos CSV
Alcance funcional	Soporta los procesos administrativos, comerciales, contables y de inventario del negocio.	Gestiona las ventas realizadas a través del canal digital, así como la información asociada a pedidos, clientes y productos online.

Nivel de granularidad	Cliente Producto Movimiento inventario Facturación general y por producto Precios Costos	Usuario Producto Precios Descuentos con fecha de vigencia Pedido Medio de pago Tipo de envío Fuente de tráfico
Frecuencia de actualización	Diaria	En tiempo real durante la operación del canal online.

Fuente: elaboración propia.

Principales conjuntos de datos del ERP

Tabla 17 Principales conjuntos de datos del ERP

Datos	Descripción
Clientes	Registra información demográfica, fiscal, comercial y de contacto de los clientes.
Productos y precios	Contiene información descriptiva, comercial y tributaria de los productos.
Inventario	Registra existencias actuales y valorización del inventario.
Ventas – Facturación electrónica	Registra operaciones de venta con detalle fiscal e impuestos asociados.
Ventas – Detallado general	Registra cada transacción a nivel cliente–producto con información operativa y comercial ampliada.

Fuente: elaboración propia con las bases descargadas del ERP.

El detalle de campos se encuentra en el anexo D.

Conjuntos de datos del Ecommerce

Tabla 18 Principales conjuntos de datos del ERP

Datos	Descripción
Categorías	Registra la estructura jerárquica de clasificación de los productos del Ecommerce, permitiendo análisis por categoría y subcategoría.
Productos	Contiene información descriptiva, comercial, tributaria y logística de los productos publicados en el canal digital.
Pedidos (Encabezado y Detalle)	Registra la información transaccional de las órdenes realizadas en el Ecommerce, incluyendo el detalle de productos vendidos por pedido.

Fuente: elaboración propia con las bases descargadas del Ecommerce.

El detalle de campos se encuentra en el anexo E.

Con el propósito de validar la estructura real de la información disponible, se realizó una revisión detallada de las bases de datos exportadas.

Bases de datos Ecommerce

- Pedidos_Ecommerce.xlsx: Contiene el registro de pedidos realizados en el Ecommerce, incluyendo información de fecha de compra, productos vendidos, valores de venta, estado del pedido y método de pago. Periodo descargado octubre 2022 a diciembre 2025.
- ProductosEcommerce.csv: Base de datos con el listado general de productos del Ecommerce y sus principales atributos, utilizada para identificar y clasificar el catálogo de productos.

Hallazgos asociados al Ecommerce

- Se identificó que cuando un producto deja de comercializarse, este es eliminado del catálogo en lugar de inactivarse. Esta práctica puede afectar la conciliación entre los reportes del Ecommerce y el ERP, así como la integridad histórica de la información en procesos ETL.
- El campo ciudad en los pedidos del Ecommerce presenta inconsistencias en su registro, por ejemplo “Bogotá” y “Bogota”, debido a que es un campo editable y no un valor predefinido. Esto genera variabilidad semántica que puede afectar análisis por ubicación geográfica.
- El campo celular en los pedidos permite el ingreso de texto, caracteres especiales o guiones, al no estar restringido exclusivamente a valores numéricos. Aunque no impacta directamente el análisis actual, representa un riesgo en términos de

gobierno de datos y podría generar dificultades en futuras integraciones con plataformas de mensajería como WhatsApp.

- Se evidenció que el inventario del Ecommerce no siempre se actualiza en sincronía con el ERP, y en algunos casos se clasifica únicamente como “con existencia” o “sin existencia”, sin reflejar cantidades reales. Esta situación genera riesgo operativo al permitir ventas por encima del inventario disponible.
- El campo SKU en el Ecommerce se diligencia generalmente con el código de barras del producto; sin embargo, se identificaron registros con este campo vacío. Esta situación dificulta la integración y correspondencia directa entre productos del ERP y del canal digital.

Bases de datos ERP

- Saldos de inventario al día de hoy.xlsx: Contiene el estado actual de los inventarios, incluyendo la disponibilidad de productos en existencia.
- Ventas Facturación Electrónica con Impuestos.xlsx: Base de datos con las ventas facturadas electrónicamente, incluyendo información de productos vendidos, valores de venta e impuestos asociados. Periodo descargado enero 2025 a febrero 2026.
- Ventas Generales de Productos.xlsx: Base de datos con las ventas incluyendo costos y margen por producto. Periodo descargado enero 2025 a febrero 2026.

Hallazgos asociados al ERP

- El campo ciudad asociado a los clientes en el ERP presenta variaciones como “Barranquilla” o “Barranquilla, Barranquilla”. Esta inconsistencia se origina debido a que los pedidos se registran manualmente y los campos son editables, sin una lista controlada de valores.

Hallazgos transversales (ERP y Ecommerce)

- No existe un campo común que permita relacionar directamente los pedidos generados en el Ecommerce con los registrados en el ERP. Cada sistema maneja su propio identificador (ID), lo que dificulta la trazabilidad entre plataformas y obliga a procesos manuales para la conciliación y consolidación de información.

En síntesis, el ERP Liztoo y la plataforma WooCommerce constituyen sistemas transaccionales (OLTP) con estructuras y niveles de granularidad complementarios: el primero enfocado en información contable, financiera e inventarios, y el segundo en la operación digital a nivel de pedido e ítem vendido. La revisión de las bases permitió identificar hallazgos asociados a estandarización de campos, calidad de datos y ausencia de mecanismos de integración entre plataformas, lo que puede afectar la trazabilidad analítica. En consecuencia, se propone fortalecer el gobierno de datos, estandarizar atributos críticos y adoptar un proceso ETL automatizado que consolide la información bajo un modelo dimensional tipo estrella, garantizando consistencia y confiabilidad para la toma de decisiones.

12.3 Integración y transformación de datos (Proceso ETL)

Con el propósito de preparar la información para su explotación analítica, se implementará un proceso de Extracción, Transformación y Carga (ETL), orientado a

consolidar, depurar y estructurar los datos provenientes de las distintas fuentes del negocio. El proceso ETL propuesto se compone de las siguientes etapas:

- **Extracción**

Propuesta principal: Integración mediante API

La extracción de datos se propone realizar mediante integración automatizada a través de las API disponibles tanto en Lizto como en WooCommerce, permitiendo consultar de forma estructurada información de clientes, productos, inventarios y ventas, incluyendo el detalle transaccional por ítem. Este enfoque habilita procesos ETL programados con actualización incremental, control de errores y trazabilidad, garantizando integridad histórica, menor intervención manual y mayor escalabilidad del modelo analítico a medida que evolucione el negocio.

Propuesta alternativa: Exportación estructurada en CSV/Excel

Como mecanismo alternativo, en caso de no contar con integración vía API, se plantea la extracción periódica de información mediante exportaciones en formato CSV o Excel desde ambas plataformas, almacenadas en un repositorio centralizado en SharePoint organizado por periodos (año y mes) para preservar el histórico y facilitar su control. Este enfoque permite ejecutar el proceso ETL de forma estructurada, aunque implica mayor dependencia operativa y riesgo potencial de inconsistencias derivadas de procesos manuales.

- **Transformación**

La etapa de transformación contemplará procesos de limpieza y estandarización de los datos provenientes del ERP y del Ecommerce, utilizando Power Query como herramienta de preparación y modelado previo. En esta fase se aplicarán reglas de calidad orientadas a la normalización de campos críticos (como ciudad, SKU y datos de

contacto), eliminación de registros duplicados, tratamiento de valores nulos, homologación de estructuras entre fuentes y definición de llaves de integración que permitan relacionar pedidos y productos entre plataformas.

Un ejemplo detectado para la gestión de valores nulos se da en las categorías, debido a que pueden aparecer null si el producto no está en la categoría indicada y no es un error, pero se sugiere controlar con valores como “No especificado” con el fin de preservar la consistencia dimensional y evitar ambigüedades en los análisis agregados.

Asimismo, se generarán campos derivados y métricas analíticas tales como año, mes, ingresos, costos, márgenes y clasificaciones comerciales, asegurando una granularidad homogénea a nivel de ítem vendido por transacción. El uso de Power Query permitirá documentar y automatizar estas transformaciones mediante flujos configurables y reproducibles, garantizando trazabilidad, consistencia y control en el proceso ETL.

- **Carga**

Finalmente, los datos depurados serán cargados en un repositorio analítico estructurado como un Data Mart, implementado en Power BI. Este repositorio se diseñará bajo un modelo dimensional tipo estrella, compuesto por una tabla de hechos y múltiples tablas de dimensiones, siguiendo las buenas prácticas propuestas por la metodología de Kimball para soluciones de inteligencia de negocios.

Este enfoque permitirá optimizar el rendimiento de las consultas, simplificar el análisis de la información y facilitar la construcción de indicadores, reportes y tableros de control orientados al área comercial.

La actualización del Data Mart se realizará de forma automática mediante Power BI Service, garantizando la disponibilidad permanente de información actualizada sin requerir procesos manuales adicionales.

Con base en el análisis de las fuentes de información y los hallazgos identificados, se propone una arquitectura tecnológica para el proceso ETL orientada a garantizar automatización, estandarización y consistencia en la consolidación de datos. La propuesta contempla un escenario objetivo de integración mediante API y un escenario alternativo basado en archivos estructurados, asegurando viabilidad técnica y escalabilidad del modelo analítico.

Tabla 19 Propuesta tecnológica del proceso ETL

Fase	Herramienta / Medio	Propósito
Extracción (Propuesta principal)	API ERP Liztoo (Cloud) / API REST WooCommerce	Captura automatizada e incremental de datos transaccionales y maestros
Extracción (Propuesta alternativa)	Exportación CSV/Excel almacenados en SharePoint	Obtención estructurada de datos en ausencia de integración vía API
Transformación	Power BI	Limpieza, estandarización, homologación de campos y definición de llaves de integración
Carga y Modelado	Power BI (Data Mart dimensional)	Construcción del modelo estrella y consolidación analítica
Automatización y Publicación	Power BI Service	Actualización programada y disponibilidad de información para análisis

Fuente: elaboración propia

12.4 Diseño del modelo de datos

Con el fin de soportar el análisis estratégico de la información del Ecommerce, se propone la construcción de un Data Mart analítico, orientado específicamente al seguimiento del desempeño comercial, clientes, productos e inventarios.

Este repositorio se diseñará bajo un modelo dimensional tipo esquema estrella, siguiendo la metodología propuesta por Ralph Kimball, el enfoque dimensional permite organizar la información en:

- **Tablas de hechos:** Se almacenan métricas cuantitativas del negocio

Tabla 20 Tablas de hechos propuestas

Entidad	Fuente (origen)
Hecho_Ventas_Consolidada	(ERP) Ventas Generales. Detallado...xlsx + (Ecom) Pedidos_Ecommerce.xlsx
Hecho_Inventario_Diario	(ERP) Saldos de inventario al día de hoy...xlsx
Hecho_Precios_Costos	(ERP) Ventas Generales de Productos.xlsx

Fuente: elaboración propia

El detalle de campos se encuentra en el anexo F.

- **Tablas de dimensiones:** Se describen el contexto de dichas métricas

Tabla 21 Dimensiones propuestas

Entidad	Fuente (origen)
Dim_Tiempo	Derivada desde fechas en ventas/pedidos (Power Query)
Dim_Producto	ProductosEcommerce.csv + (ERP) Listado de Precios y Costos...xlsx + Saldos de inventario...xlsx
Dim_Categoria	Categorias.csv
Dim_Cliente	(ERP) Listado de Clientes...xlsx + (Ecom complemento) Pedidos_Ecommerce.xlsx
Dim_Ubicacion	Derivada y normalizada desde ERP + Ecommerce (Power Query)
Dim_Metodo_Pago	Pedidos_Ecommerce.xlsx
Dim_Tipo_Envio	Pedidos_Ecommerce.xlsx

Fuente: elaboración propia

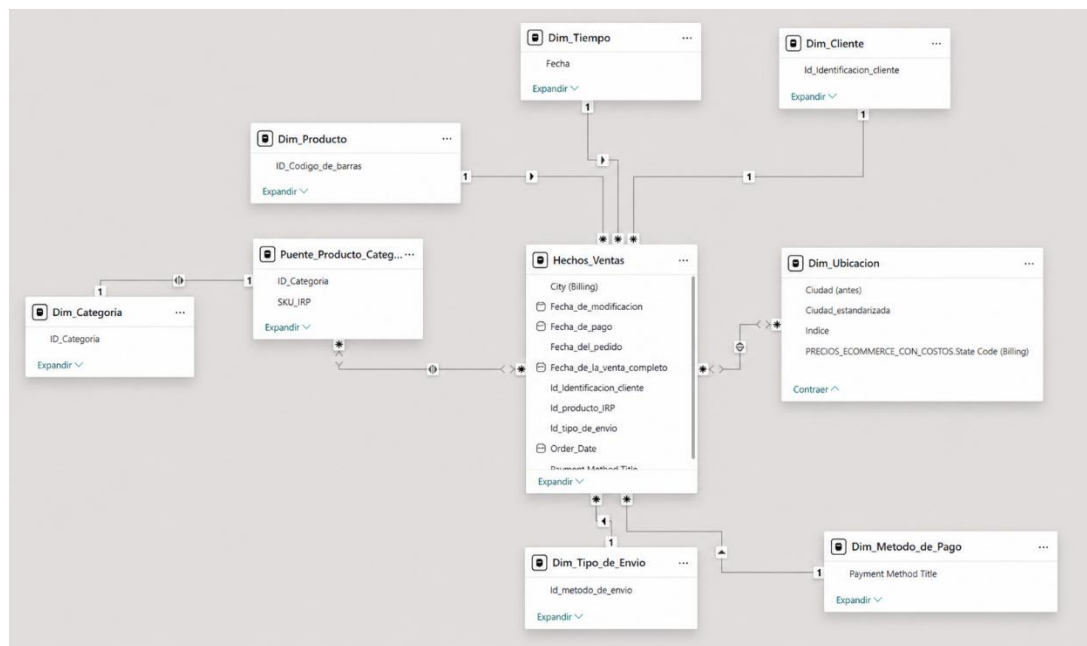
A partir de las dimensiones y tablas de hechos definidas, se implementó el modelo dimensional en Power BI bajo un esquema estrella, estableciendo relaciones uno a muchos (1:N) entre las dimensiones y las tablas de hechos. Esta estructura permite integrar la información proveniente del ERP y del Ecommerce en un modelo consistente, optimizado para el análisis histórico, la segmentación y la construcción eficiente de indicadores.

Debido a la complejidad del modelo y con el fin de facilitar su visualización, la representación del modelo dimensional se presenta en las siguientes ilustraciones, organizadas según las principales tablas de hechos del Data Mart.

- **Modelo dimensional asociado a la tabla de hechos de ventas**

Representa la integración de la información relacionada con las ventas del Ecommerce, conectando la tabla de hechos (Hechos Ventas) con las dimensiones de cliente, producto, tiempo, método de pago, tipo de envío, ubicación y categoría.

Ilustración 19 Modelo Dimensional – Hechos Ventas

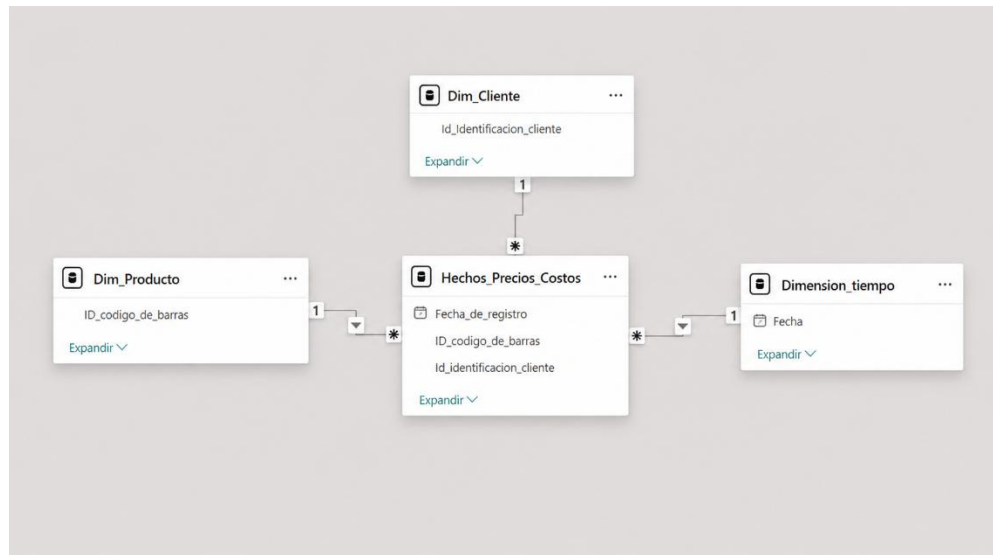


Fuente: elaboración propia.

- **Modelo dimensional asociado al análisis de precios y costos**

Muestra la relación entre la tabla de hechos (Hechos Precios Costos) y las dimensiones relevantes para el análisis de rentabilidad de los productos.

Ilustración 20 Modelo Dimensional – Hechos Precios Costos

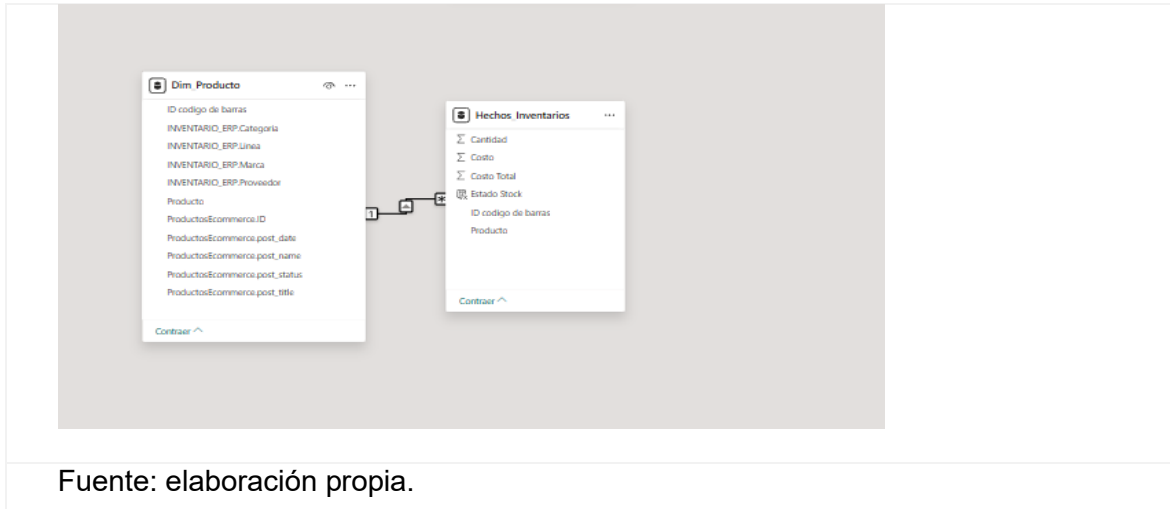


Fuente: elaboración propia.

- **Modelo dimensional para el seguimiento de inventarios**

Presenta la relación entre la tabla de hechos (Hechos Inventarios) y la dimensión de producto, permitiendo analizar el comportamiento de los niveles de inventario.

Ilustración 21 Modelo Dimensional – Hechos Inventarios



Fuente: elaboración propia.

El diseño del modelo de datos propuesto responde directamente a las brechas identificadas en el diagnóstico organizacional, particularmente en disponibilidad, calidad e integración de la información. La estructuración en dimensiones y hechos consolida datos dispersos entre ERP y Ecommerce, estandariza atributos críticos y garantiza trazabilidad mediante llaves comunes como el código de barras. Además, se recomienda que el diseño del modelo y los procesos ETL estén articulados bajo un mismo responsable técnico y soportados en una herramienta de BI flexible, junto con un protocolo formal para la gestión de cambios.

Adicionalmente, esta estructura facilita el análisis histórico, la segmentación de información y la construcción eficiente de indicadores en Power BI. Como complemento a esta propuesta, se plantea la implementación de formularios inteligentes para la captura estandarizada de información, con el fin de mejorar la calidad del dato desde el origen, reducir inconsistencias operativas y fortalecer la confiabilidad del modelo analítico en el tiempo.

Las ilustraciones anteriores presentan la implementación del modelo dimensional en Power BI, organizada según las principales tablas de hechos del Data Mart: ventas,

precios y costos, e inventarios, permitiendo visualizar las relaciones entre las dimensiones y los hechos definidos en el modelo.

Arquitectura de datos

La falta de una estructura adecuada de datos en el área comercial y operativa de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. ha generado desafíos significativos en términos de gestión, control y análisis de la información proveniente del ERP y del Ecommerce. La ausencia de integración entre las fuentes, la duplicidad de registros y la falta de acceso oportuno a información consolidada afectan la capacidad de la organización para tomar decisiones estratégicas basadas en datos y responder de manera ágil a las dinámicas del mercado digital, tal como se evidencia en la siguiente Ilustración:

Ilustración 22 Arquitectura de datos actual



Como se puede observar, actualmente ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. obtiene su información desde el ERP Lizto y desde la plataforma WooCommerce, cuyos datos son exportados en archivos planos en formato CSV. Dado que la información proviene de sistemas independientes, la arquitectura propuesta contempla la

implementación de un proceso integral de Extracción, Transformación y Carga (ETL) desarrollado en Power BI, específicamente mediante el uso de Power Query como herramienta de preparación y depuración de datos.

En la fase de extracción, los archivos en formato CSV generados desde ambas plataformas son cargados al entorno de Power BI para su procesamiento.

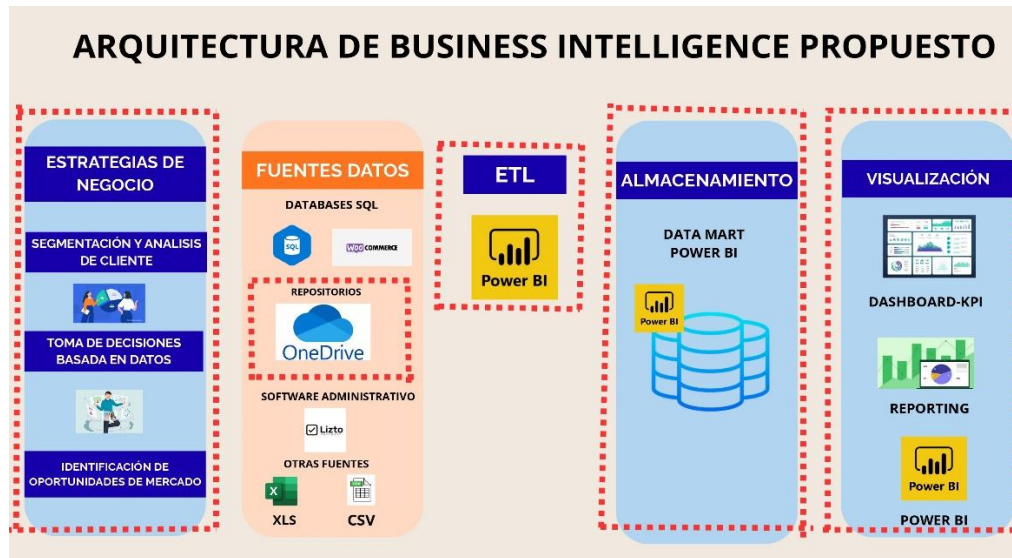
Posteriormente, en la fase de transformación, se aplican reglas de calidad y estandarización orientadas a garantizar consistencia, integridad y confiabilidad de la información. Entre las principales transformaciones definidas dentro del modelo se incluyen: eliminación de registros duplicados; depuración de valores nulos; eliminación de identificadores en cero en campos críticos como ID de cliente e ID de producto; reemplazo de categorías vacías por el valor “No especificado” para preservar la consistencia dimensional; eliminación de registros con valores no válidos; estandarización de tipos de datos, asignando formato texto a los campos ID, formato fecha a los campos temporales y formato numérico a valores monetarios; así como la creación de columnas derivadas necesarias para el análisis, tales como año, mes y otras clasificaciones comerciales.

Adicionalmente, se realiza la homologación y unificación de estructuras entre los datos del ERP y del Ecommerce, permitiendo su integración dentro de un modelo analítico común mediante la generación de llaves de relación que garantizan la correcta asociación entre hechos y dimensiones.

En la fase de carga, los datos depurados se estructuran bajo un modelo dimensional tipo esquema estrella dentro del mismo entorno de Power BI, conformado por una tabla de hechos y múltiples tablas de dimensiones (clientes, productos, categorías, fechas, entre otras), lo que permite la construcción de un Data Mart orientado al análisis comercial, financiero y operativo.

Finalmente, la arquitectura propuesta contempla la visualización de la información mediante Dashboard interactivos en Power BI, facilitando la consulta dinámica de indicadores clave y fortaleciendo la toma de decisiones estratégicas basadas en datos integrados y confiables.

Ilustración 23 Arquitectura Propuesta



Fuente: elaboración propia.

12.5 Visualización y toma de decisiones

En esta fase se realiza la propuesta para el diseño de los Dashboard del modelo de inteligencia de negocios. Con base en la fase de selección de herramientas, se utiliza Power BI de Microsoft para la construcción de las visualizaciones y cuadros de mando, debido a su capacidad de integración, modelado y análisis interactivo.

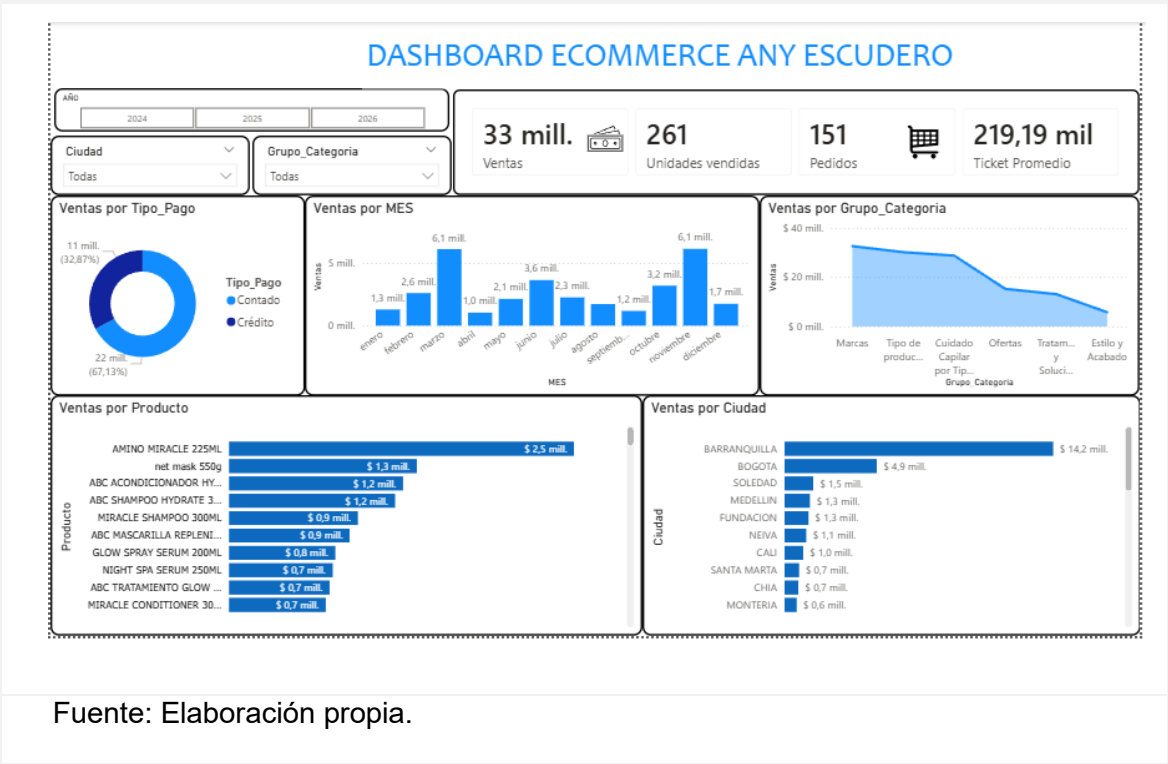
El sistema de visualización diseñado para el Ecommerce ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. está compuesto por tres secciones principales, estructuradas para

apoyar directamente el incremento de la facturación y la optimización del desempeño comercial.

La primera sección corresponde al Dashboard comercial con enfoque estratégico. En esta vista se consolidan indicadores clave como ventas totales, unidades vendidas, número de pedidos, ticket promedio, ventas por mes con comparativos anuales, ventas por grupo de categoría, ventas por producto, ventas por ciudad y distribución por tipo de pago.

Esta sección permite identificar patrones de consumo, estacionalidad, categorías de mayor rotación y ciudades con mayor potencial de crecimiento. Asimismo, facilita el análisis del comportamiento de compra, lo que contribuye a diseñar estrategias comerciales orientadas a incrementar la frecuencia de compra y el valor promedio por transacción.

Ilustración 24 Propuesta visual seguimiento ventas



La segunda sección corresponde al Dashboard de inventarios, orientado al control del stock y a la eficiencia operativa. Incluye indicadores como cantidad total de inventario, valor del inventario, costo promedio, inventario por línea, estado del stock, inventario por producto e inventario por proveedor.

El control adecuado del inventario es un factor clave para garantizar disponibilidad de productos de alta rotación, evitando quiebres de stock que puedan afectar la facturación y la experiencia del cliente.

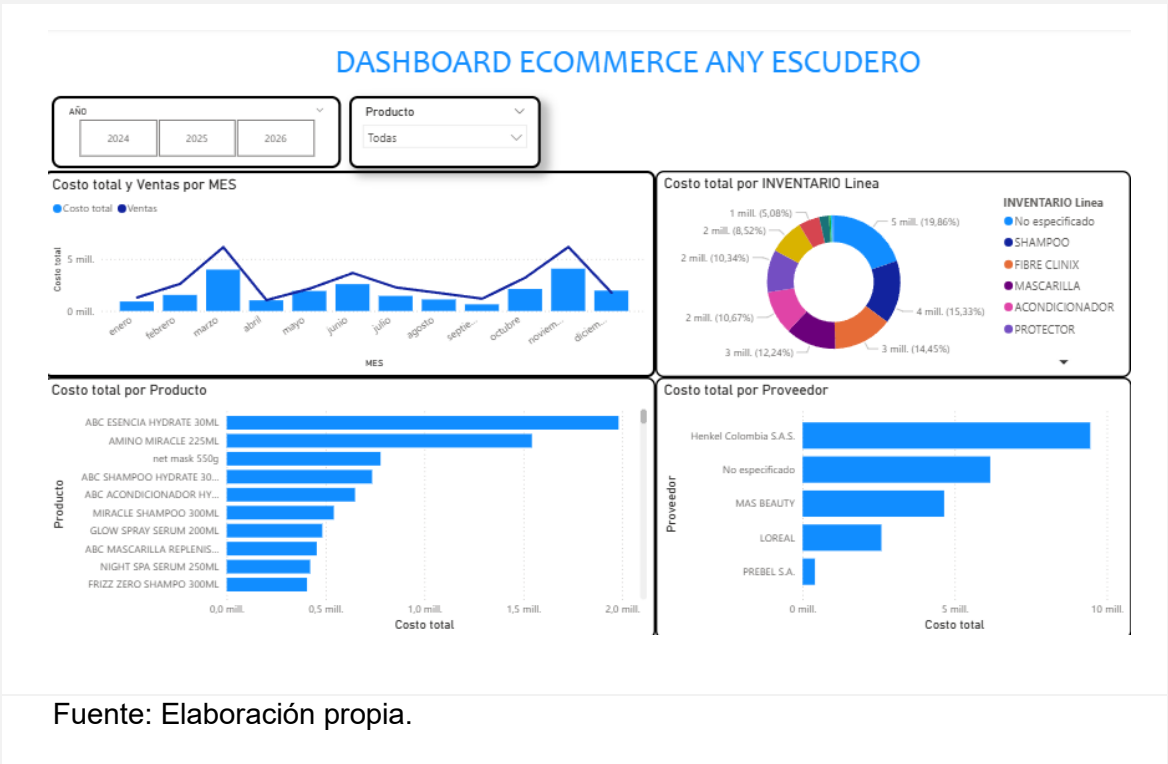
Ilustración 25 Propuesta visual seguimiento inventarios



La tercera sección corresponde al Dashboard de costos, donde se analizan indicadores como costo total de ventas por mes, costo total por línea, costo total por producto y costo total por proveedor.

Esta sección permite evaluar la estructura de costos del Ecommerce y analizar su comportamiento en el tiempo, facilitando decisiones relacionadas con la optimización de márgenes y la negociación con proveedores, elementos fundamentales para fortalecer la rentabilidad del canal digital.

Ilustración 26 Propuesta visual seguimiento costos



En conjunto, estos Dashboard no solo permiten visualizar el desempeño actual del negocio, sino que constituyen una herramienta estratégica para identificar oportunidades de crecimiento, mejorar la eficiencia operativa y apoyar decisiones orientadas al aumento sostenido de la facturación.

13 Plan de Intervención

El presente plan de intervención se fundamenta en el modelo de madurez analítica propuesto por Gartner, el cual establece una evolución progresiva de las organizaciones desde niveles descriptivos básicos hacia niveles diagnósticos, predictivos y prescriptivos.

El diagnóstico organizacional realizado evidenció que ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. se encuentra en un nivel descriptivo inicial, caracterizado por la

existencia de reportes operativos no integrados, procesos manuales de consolidación de información, inconsistencias entre sistemas y una cultura analítica en proceso de consolidación.

Por lo tanto, el plan de intervención se orienta en 3 puntos clave, el primero es consolidar el nivel descriptivo mediante la estandarización y calidad de datos, el segundo es evolucionar hacia un nivel diagnóstico estructurado que permita comprender causas, comportamientos y tendencias del negocio digital y el tercero será establecer las bases para una futura evolución hacia capacidades predictivas.

13.1 Objetivo del Plan de Intervención

Diseñar e implementar un modelo estructurado de Inteligencia de Negocios que permita fortalecer la madurez analítica del Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S., evolucionando desde un nivel descriptivo inicial hacia un nivel diagnóstico estructurado, mediante la consolidación, calidad y explotación estratégica de los datos.

Objetivos específicos:

- 1) Estandarizar y depurar la información transaccional con el fin de consolidar una base descriptiva confiable.
- 2) Diseñar e implementar un repositorio centralizado que permita automatizar procesos de extracción, transformación y carga de información, facilitando la transición hacia un análisis diagnóstico estructurado
- 3) Desarrollar Dashboard analíticos que permitan identificar causas, tendencias y comportamientos del negocio digital.
- 4) Establecer lineamientos de gobernanza de datos que aseguren la sostenibilidad del nivel de madurez alcanzado.

- 5) Promover una cultura organizacional orientada a la toma de decisiones basada en datos, como base para futuras capacidades predictivas.

13.2 Alcance del Plan

El alcance del plan se limita a la capa analítica y de explotación de datos, sin intervenir la arquitectura transaccional de los sistemas fuente.

Incluye:

- Gestión y homologación del catálogo de productos.
- Integración de datos transaccionales del ERP Lizto.
- Integración de datos de WooCommerce (clientes, pedidos, ventas).
- Diseño y construcción de un Data Mart analítico.
- Desarrollo de Dashboard estratégicos en Power BI.
- Definición de políticas básicas de gobernanza.
- Capacitación a usuarios operativos y directivos.

No incluye:

- Modificaciones estructurales en ERP o WooCommerce.
- Desarrollo de soluciones predictivas en esta fase.
- Implementación de nuevas plataformas tecnológicas externas.

13.3 Entregables

- Acta de inicio firmada
- Diccionario de datos corporativo
- Modelo dimensional documentado
- DataMart funcional
- 3 Dashboard publicados
- Manual de usuario
- Acta de cierre

13.4 Metodología de intervención

La intervención se desarrollará bajo un enfoque incremental e iterativo, alineado con el ciclo de vida de los proyectos de Inteligencia de Negocios y las buenas prácticas de madurez analítica. Este enfoque permite entregar valor de forma progresiva, reducir riesgos y facilitar la adopción por parte de los usuarios.

Se estructura en cinco fases:

Análisis y estandarización de datos

Esta fase tiene como objetivo establecer una base sólida de información confiable. Inicia con un proceso de kick-off y organización del proyecto, en el cual se revisa y aprueba el acta de inicio, se designan formalmente los roles (Gerencia, Analista BI y Data Steward) y se definen los repositorios de trabajo y los mecanismos de comunicación interna.

Posteriormente, se realiza el levantamiento y diagnóstico de datos, identificando el catálogo de productos tanto en el ERP Lizto como en WooCommerce. En esta etapa se detectan duplicidades, inconsistencias y diferencias entre sistemas, y se evalúa el nivel de calidad de los datos disponibles.

La estandarización y homologación de la información incluye la definición de estándares para nombres, categorías y atributos de producto, así como la limpieza y depuración de registros inconsistentes. Como resultado, se construye un diccionario de datos corporativo, validado técnica y funcionalmente con los usuarios clave del negocio.

Integración y centralización de la información

En esta fase se diseña y construye el Data Mart que servirá como repositorio central de información analítica. Se elabora el modelo conceptual y lógico dimensional, definiendo tablas de hechos y dimensiones alineadas con las necesidades del Ecommerce.

Los procesos ETL se desarrollan utilizando Power Query, permitiendo la extracción de datos desde el ERP Lizto y WooCommerce (base MySQL), su transformación, estandarización y posterior carga al Data Mart. Adicionalmente, se configura el área de staging y se establecen mecanismos de actualización automática y validación de los procesos de carga.

Desarrollo del modelo BI y Dashboard

Una vez consolidada la información, se construye el modelo analítico en Power BI, definiendo relaciones, optimizando el rendimiento y desarrollando medidas analíticas mediante DAX.

Se diseñan Dashboard orientados a:

- Ventas.
- Inventarios.
- Promociones y campañas.
- Comportamiento del cliente.

Estos Dashboard son validados funcionalmente con los usuarios clave, realizando los ajustes necesarios para asegurar que la información presentada sea clara, relevante y útil para la toma de decisiones.

Gobernanza de datos y cultura analítica

Esta fase busca asegurar la sostenibilidad del modelo BI. Se definen roles de gobierno de datos, políticas básicas de calidad y se documenta tanto el modelo de BI como los procesos ETL. Adicionalmente, se desarrollan actividades de capacitación diferenciadas, una capacitación operativa para usuarios en el uso de Power BI y una capacitación directiva enfocada en la toma de decisiones basada en datos.

Evaluación, mejora continua y cierre de la intervención

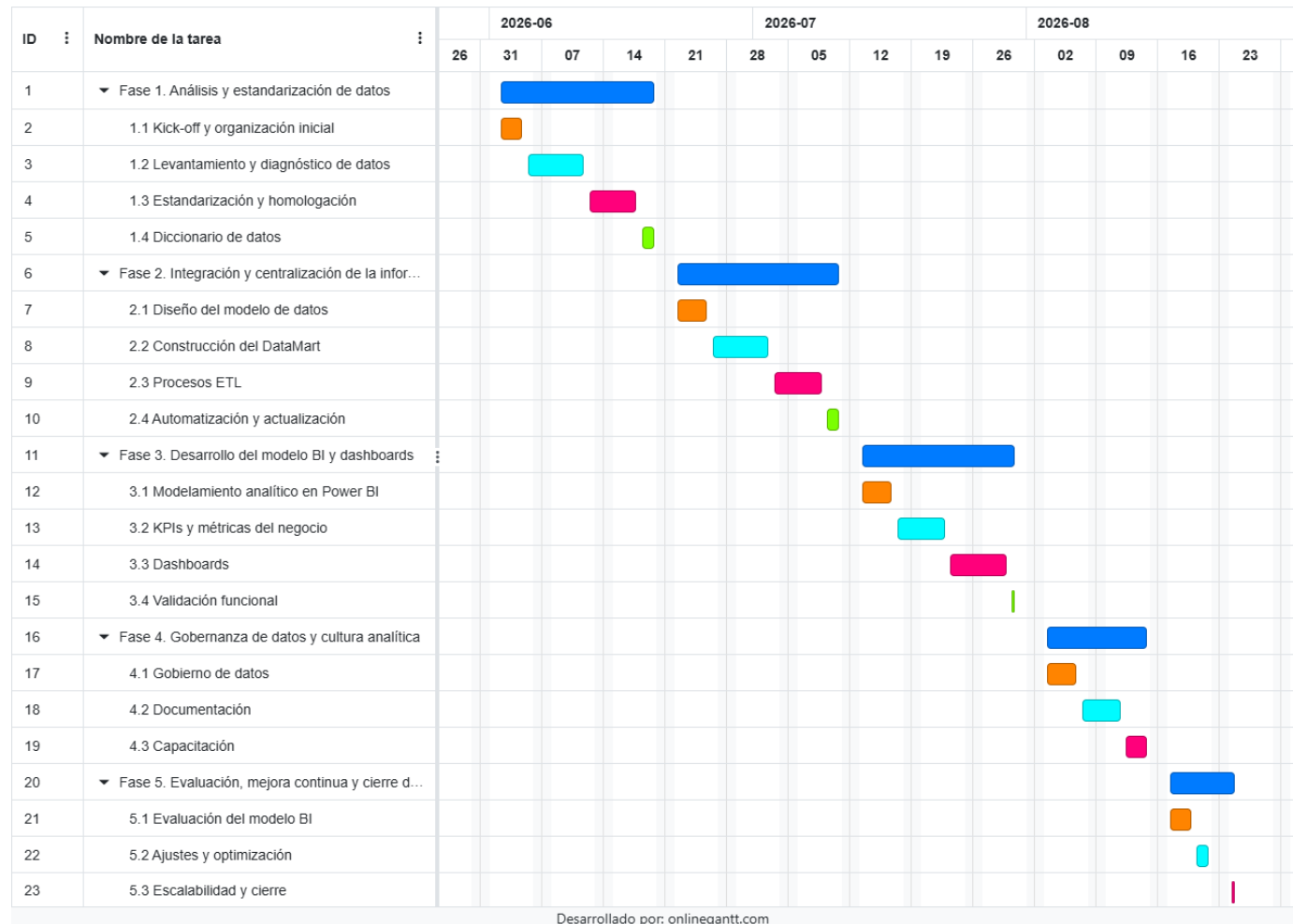
Finalmente, se evalúa el desempeño del modelo BI mediante indicadores de adopción y calidad de la información. Con base en los resultados, se realizan ajustes y optimizaciones al modelo y a los procesos ETL.

Se define una hoja de ruta de evolución que permita escalar el modelo BI en el futuro y se formaliza el cierre de la intervención mediante la revisión de entregables y la elaboración del acta de cierre.

Cronograma

El cronograma del plan de intervención contempla una duración total de, se realiza con el 2 de junio de 2026 y finalizando el 24 de agosto de 2026 como fechas propuestas. La planificación se estructura en las cinco fases indicadas anteriormente. La elaboración del cronograma se realiza a través de la plantilla del diagrama de Gantt, donde se plasman las secuencias de las principales tareas y subtareas del proyecto. Esta estructura facilita la transición desde la consolidación de datos hasta su aprovechamiento estratégico para la toma de decisiones.

Ilustración 27 Cronograma de implementación modelo de BI Ecommerce



Fuente: elaboración propia a través de la página onlinegantt.com

13.5 Recursos requeridos

Para la implementación del plan de intervención se requiere la participación de actores internos y externos que garanticen tanto la ejecución técnica como la apropiación organizacional del modelo de Inteligencia de Negocios. En línea con el modelo de madurez analítica de Gartner, el avance hacia un nivel diagnóstico no depende únicamente de herramientas tecnológicas, sino de la definición clara de roles y responsabilidades sobre los datos.

Tabla 22 Recursos modelo de inteligencia de negocios Ecommerce

Departamento / Área	Rol / Recurso	Alcance	Contribución al nivel de madurez analítica
Dirección General	Gerente General	Aprobar el plan de intervención	Garantiza alineación estratégica y compromiso organizacional
		Asignar recursos humanos y financieros	Asegura sostenibilidad del proceso de evolución analítica
		Impulsar la adopción del modelo BI	Fortalece cultura orientada a datos, evitando retrocesos en madurez
Administración	Coordinador Administrativo	Validar información de ventas e inventarios	Consolida base descriptiva confiable
		Participar en homologación de datos	Reduce inconsistencias y fortalece calidad de información
		Validar coherencia financiera del modelo BI	Asegura confiabilidad para análisis diagnóstico
Tecnología / Ecommerce	Desarrollador o Consultor Ecommerce	Facilitar acceso a base MySQL	Permite integración estructurada de datos
		Apoyar procesos de extracción	Habilita automatización y reducción de procesos manuales
		Validar estructura técnica de datos	Mejora consistencia y trazabilidad
Gobierno de Datos	Data Steward	Definir estándares de datos	Consolida robusto mediante calidad estructurada
		Validar homologación ERP-Ecommerce	Reduce dispersión y fragmentación informativa
		Custodiar diccionario de datos	Formaliza gobernanza y evita regresión en madurez
		Monitorear calidad de datos	Asegura sostenibilidad
Inteligencia de Negocios	Analista BI / Líder del Proyecto	Diseñar modelo dimensional	Permite transición técnica al nivel diagnóstico
		Desarrollar procesos ETL	Automatiza integración y elimina dependencia manual
		Construir Dashboard analíticos	Habilita análisis diagnóstico estructurado

Tecnología	Power BI Desktop y Pro	Definir KPIs estratégicos	Estandariza medición y mejora trazabilidad
		Capacitar usuarios	Fortalece cultura analítica y adopción del modelo
		Permitir modelamiento analítico	Habilita consolidación descriptiva estructurada
		Automatizar actualizaciones	Reduce intervención manual y mejora confiabilidad
		Proveer datos transaccionales	Fuente primaria para consolidación
		Proveer datos de clientes y pedidos	Amplía visión integral del negocio digital
		Centralizar documentación	Formaliza gobernanza y control documental
		Financiar herramienta analítica	Viabiliza infraestructura mínima de madurez
		Desarrollo y capacitación	Permite ejecución efectiva del plan de evolución analítica

Fuente: elaboración propia.

13.6 Costos

A continuación, se presentan los costos del proyecto clasificados en implementación o inversión inicial y licenciamientos para el primer año de operación:

Implementación (CAPEX)

Para la implementación se propone 20% de dedicación de los cargos Coordinador Administrativo y Auxiliar de compras e inventarios, debido a que son los cargos que tienen directa relación con el Ecommerce y el ERP, procesos de creación de ítems, gestión de inventarios, asignación de descuentos y facturación. Los demás cargos son externos y se con base en los valores pagados en el 2025 para otras actividades.

Tabla 23 Costos implementación modelo de inteligencia de negocios Ecommerce

Concepto	Mes 1	Mes 2	Mes 3	Total	Observación
Coordinador Administrativo	\$ 900.000	\$ 900.000	\$ 900.000	\$ 2.700.000	20% salario dedicación
Auxiliar de compras e inventarios	\$ 500.000	\$ 500.000	\$ 500.000	\$ 1.500.000	20% salario dedicación
Desarrollador / Consultor Ecommerce	\$ 433.000	\$ 433.000	\$ 433.000	\$ 1.299.000	Contrato 3 meses
Líder integraciones	\$ 6.000.000			\$ 6.000.000	Integración Ecommerce y ERP
Data Steward	\$ 800.000	\$ 800.000	\$ 800.000	\$ 2.400.000	Apoyo en gobierno de datos
Analista BI / Líder Proyecto	\$ 600.000	\$ 600.000	\$ 600.000	\$ 1.800.000	Desarrollo modelo
Subtotal personas				\$ 15.699.000	
Licencia Power BI Pro (2)	\$ 180.918	\$ 180.918	\$ 180.918	\$ 542.755	Power BI
Licencia Microsoft 365 Empresa Estándar (2)	\$ 69.638	\$ 69.638	\$ 69.638	\$ 208.914	Plan básico
Subtotal tecnología				\$ 751.669	
Total CAPEX estimado				\$ 16.450.669	

Fuente: elaboración propia.

Licenciamientos (OPEX)

Una vez implementado el modelo de inteligencia de negocios, se requieren recursos recurrentes para garantizar su operación, mantenimiento y actualización. Estos costos corresponden principalmente a licencias tecnológicas, infraestructura en la nube, soporte técnico y dedicación parcial de personal analítico. La siguiente tabla presenta una estimación de los costos operativos anuales necesarios para la sostenibilidad del modelo.

Se asocia Azure como proveedor del almacenamiento teniendo en cuenta que la empresa opera con Microsoft 365 y éste hace parte de dicho ecosistema, lo que facilita la integración natural con Power BI.

Tabla 24 Costos recurrentes modelo de inteligencia de negocios Ecommerce

Concepto	Costo anual estimado
Licencias Power BI (6)	\$ 904.592
Repositorio Azure	\$ 600.000
Mantenimiento de integraciones y Dashboards	\$ 3.000.000
Analista BI (8 horas x mes)	\$ 6.000.000
Total OPEX anual estimado	\$ 10.504.592

Fuente: elaboración propia.

Subtotal inversión año 1: **\$26.955.261**

13.7 Riesgos y estrategias de mitigación

La ejecución del plan de intervención implica riesgos técnicos, organizacionales y operativos que pueden afectar el cumplimiento de los objetivos y el avance en la madurez analítica del Ecommerce. La gestión de riesgos es un elemento clave para asegurar la sostenibilidad del nivel de madurez alcanzado. Por ello, se identifican y evalúan los principales riesgos asociados al proyecto, considerando su probabilidad, impacto y estrategias de mitigación.

Tabla 25 Riesgos y estrategias de mitigación

ID	Tipo de Riesgo	Descripción del Riesgo	Probabilidad	Impacto	Nivel	Estrategia de Mitigación	Plan de Contingencia
R1	Calidad de datos	Presencia de duplicados, inconsistencias o datos incompletos en ERP y WooCommerce que afecten la confiabilidad del modelo BI	Alta	Alta	Crítico	Fase robusta de limpieza y homologación; validación con usuarios clave; reglas de estandarización documentadas	Ajustes adicionales al modelo ETL y revisión manual controlada
R2	Resistencia al cambio	Baja adopción de Dashboard por parte de usuarios acostumbrados a reportes manuales	Media	Alta	Alto	Capacitación temprana; involucramiento de usuarios desde fase de diseño; comunicación de beneficios	Sesiones adicionales de acompañamiento y ajustes a visualizaciones
R3	Dependencia técnica ERP	Restricciones de acceso o demoras en la extracción de datos desde Lizto	Media	Media	Medio	Coordinación anticipada con soporte técnico; definición clara de requerimientos	Uso temporal de exportaciones manuales mientras se formaliza integración
R4	Retrasos en validaciones	Demora en revisiones por parte de gerencia o usuarios clave	Media	Media	Medio	Agenda de validaciones definida desde el inicio; hitos formales	Reprogramación controlada sin afectar fases críticas
R5	Sobrecarga operativa	Falta de tiempo del equipo interno para participar activamente	Media	Media	Medio	Planificación semanal; distribución clara de responsabilidades	Priorización de actividades críticas del proyecto
R6	Fallas en automatización ETL	Errores en actualización automática del Data Mart	Media	Alta	Alto	Pruebas controladas antes de publicación; monitoreo de actualizaciones	Activación de actualización manual mientras se corrige error
R7	Falta de sostenibilidad	El modelo BI no se actualiza ni se usa después del cierre formal	Media	Alta	Alto	Definición formal de roles de gobierno de datos; documentación completa	Sesión de reactivación y ajuste del roadmap

R8	Crecimiento no previsto del volumen de datos	Aumento de transacciones que afecte rendimiento del modelo	Baja	Media	Medio	Optimización del modelo dimensional; buenas prácticas DAX	Reestructuración técnica del modelo y segmentación por periodos
R9	Interpretación incorrecta de KPIs	Uso inadecuado de indicadores para toma de decisiones	Media	Media	Medio	Definición clara de métricas en diccionario; capacitación directiva	Ajuste de manual y sesiones aclaratorias
R10	Pérdida de continuidad del proyecto	Cambio organizacional o pérdida del sponsor	Baja	Alta	Alto	Acta formal de inicio y respaldo gerencial	Reasignación formal
R11	Falta de estandarización sostenida	Luego de la fase de homologación, los usuarios pueden volver a crear productos, categorías o registros sin seguir los estándares definidos, generando nuevamente inconsistencias	Alta	Alta	Crítico	Formalización de políticas de gobierno de datos; asignación de Data Steward responsable; control periódico de calidad	Auditorías trimestrales de datos y reejecución de procesos de limpieza

Fuente: elaboración propia.

Los riesgos identificados se concentran principalmente en aspectos relacionados con la calidad de los datos, la adopción por parte de los usuarios, la dependencia técnica de las fuentes de información y la continuidad en la estandarización de los datos. Para cada riesgo se definieron estrategias de mitigación y planes de contingencia que buscan reducir su probabilidad de ocurrencia o minimizar su impacto.

13.8 Indicadores de éxito del plan

Con el fin de evaluar la efectividad del plan de intervención y el impacto del modelo de inteligencia de negocios en el Ecommerce, se proponen los siguientes indicadores de éxito que permiten medir avances en la calidad de los datos, la eficiencia operativa, el uso de herramientas analíticas y la mejora en la toma de decisiones.

Tabla 26 Indicadores de éxito del plan

Categoría	Indicador	Descripción	Meta
Calidad de los datos	Productos estandarizados	Porcentaje de productos y categorías estandarizados en ERP y Ecommerce	≥ 90%
Calidad de los datos	Registros corregidos	Porcentaje de registros corregidos por duplicidad o inconsistencias	≥ 95%
Calidad de los datos	Compleitud de datos	Nivel de completitud de datos críticos (productos, clientes y ventas)	≥ 90%
Eficiencia operativa	Tiempo de generación de reportes	Reducción del tiempo requerido para generar reportes operativos	≤ 70%
Eficiencia operativa	Actualización de datos	Frecuencia de actualización de información en el modelo BI	Automática diaria o semanal
Uso del BI	Usuarios activos mensuales	Número de usuarios que acceden regularmente a los Dashboard	≥ 5 usuarios
Uso del BI	Frecuencia de acceso	Cantidad promedio de consultas a Dashboard por usuario	≥ 2 veces por semana
Uso del BI	Reportes reemplazados	Número de reportes manuales sustituidos por Dashboard	≥ 3 reportes
Impacto en decisiones	Nivel de servicio	Mide la capacidad para satisfacer la demanda del cliente sin agotados.	≥ 90%
Impacto en decisiones	Optimización de campañas	Mejora en desempeño de promociones basadas en análisis de datos	≥ 10% en campañas
Impacto en decisiones	Trazabilidad de información	Capacidad de seguimiento de ventas, clientes y productos mediante BI	Implementado

14 Conclusiones y recomendaciones

A continuación, se presentan las conclusiones de la intervención desarrollada en la empresa, así como las recomendaciones para la implementación del plan de intervención propuesto.

14.1 Conclusiones

Diagnóstico de la gestión de datos

El diagnóstico realizado permitió identificar que el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. cuenta con información disponible en sus sistemas operativos, principalmente en el ERP y en la plataforma de comercio electrónico; sin embargo, esta información se encuentra dispersa y presenta inconsistencias derivadas de la falta de estandarización y de procesos manuales de consolidación. Asimismo, se evidenció un nivel inicial de madurez en el uso de datos para la toma de decisiones, con oportunidades de mejora en la calidad de la información, el desarrollo de capacidades analíticas y la adopción de prácticas de gestión de datos dentro de la organización.

Arquitectura del modelo de inteligencia de negocios

A partir del diagnóstico y de los requerimientos identificados, se diseñó una arquitectura de inteligencia de negocios que permite integrar la información proveniente del ERP y del Ecommerce en un repositorio analítico centralizado. Esta arquitectura contempla procesos de integración y transformación de datos, así como la estructuración de un modelo analítico que facilita la consolidación y análisis de la información del negocio. De esta manera, se establece una base tecnológica que soporta el análisis sistemático de los datos y la generación de información útil para la gestión del Ecommerce.

Indicadores y tablero de control

Como parte del modelo propuesto, se definieron indicadores clave de desempeño y se diseñó un tablero de control en Power BI que permite visualizar de manera clara y oportuna el comportamiento del Ecommerce. Este tablero integra métricas relacionadas con ventas, productos, inventarios y comportamiento de clientes, facilitando el seguimiento del desempeño del negocio y apoyando la toma de decisiones basada en datos por parte de los responsables del Ecommerce.

Plan de implementación

Finalmente, se estructuró un plan de implementación que define las fases, recursos, cronograma, riesgos e indicadores de éxito necesarios para la adopción del modelo de inteligencia de negocios en la empresa. Este plan permite orientar la implementación de manera organizada, promoviendo la estandarización de los datos, la adopción de herramientas analíticas y el fortalecimiento de una cultura organizacional orientada al uso estratégico de la información.

14.2 Aportes académicos y líneas de investigación futuras

Desde el punto de vista académico, el presente trabajo no solo aporta una solución aplicada al contexto empresarial, sino que también abre la posibilidad de desarrollar nuevas investigaciones orientadas al fortalecimiento del uso de datos en entornos de comercio electrónico.

En este sentido, se recomienda que futuros trabajos de grado profundicen en el análisis de **la calidad de datos en entornos Ecommerce**, evaluando metodologías para la estandarización automática de atributos como ciudades, productos o identificadores, así como el impacto de la calidad de los datos en la toma de decisiones.

Asimismo, se plantea como línea de investigación el desarrollo de modelos de **analítica predictiva** aplicados al Ecommerce, utilizando herramientas como Python para

la construcción de modelos de pronóstico de ventas, detección de patrones de compra y segmentación de clientes. Estos estudios permitirían evolucionar desde un enfoque descriptivo hacia uno predictivo, generando mayor valor estratégico.

Otra posible línea de investigación corresponde al análisis de la **integración de datos entre sistemas ERP y plataformas de comercio electrónico**, abordando problemáticas como la ausencia de identificadores comunes, la sincronización de inventarios y la trazabilidad de pedidos. Este tipo de estudios podría proponer modelos estandarizados de integración aplicables a pequeñas y medianas empresas.

Adicionalmente, se propone como proyecto de grado futuro el **diseño e implementación de un Data Warehouse en la nube**, utilizando herramientas como Google BigQuery, Amazon Redshift o Azure Synapse Analytics, que permita escalar el modelo actual, integrar nuevas fuentes de información y soportar análisis más complejos, contribuyendo a la optimización de procesos y a la mejora en la toma de decisiones dentro del Ecommerce.

De esta manera, el presente trabajo puede servir como base para futuras investigaciones que contribuyan tanto al desarrollo académico como a la aplicación práctica de la analítica de datos en organizaciones digitales.

14.3 Recomendaciones

A partir de los resultados obtenidos durante el desarrollo del diagnóstico y del diseño del modelo de inteligencia de negocios, se plantean las siguientes recomendaciones orientadas a fortalecer la gestión de la información y el aprovechamiento de los datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S.

Fortalecimiento de la gestión y calidad de los datos

Se recomienda que la empresa implemente prácticas básicas de gestión y gobierno de datos que permitan mantener la calidad y consistencia de la información utilizada en el Ecommerce. Durante el diagnóstico se identificaron inconsistencias en la estandarización de productos, categorías y registros provenientes del ERP y del Ecommerce, lo cual puede afectar la confiabilidad de los análisis. En este sentido, resulta conveniente definir lineamientos claros para la creación y actualización de registros, así como establecer responsables para la supervisión y control de la calidad de los datos.

Adicionalmente, se sugiere realizar revisiones periódicas de las bases de datos con el fin de identificar registros duplicados, incompletos o inconsistentes. Estas acciones permitirán que el modelo de inteligencia de negocios mantenga la confiabilidad de la información y continúe generando valor para la toma de decisiones en la empresa.

Consolidación de la arquitectura de datos

Otra recomendación relevante consiste en avanzar progresivamente en la implementación de la arquitectura de datos propuesta en el modelo de inteligencia de negocios. La integración de la información proveniente del ERP y del Ecommerce en un repositorio analítico centralizado permitirá mejorar la disponibilidad de los datos y facilitar su análisis mediante herramientas como Power BI.

Para lograrlo, se recomienda promover la automatización de los procesos de integración y actualización de datos, reduciendo la dependencia de procesos manuales de consolidación de información. Asimismo, resulta importante mantener una adecuada documentación del modelo de datos y de los procesos de integración, con el fin de

facilitar su mantenimiento y permitir su evolución a medida que el negocio digital continúe creciendo.

Impulso del uso de herramientas analíticas

La implementación del modelo de inteligencia de negocios requiere que los usuarios adopten las herramientas analíticas desarrolladas como parte del proceso de gestión del negocio. En este sentido, se recomienda fomentar el uso de los Dashboard en Power BI como herramienta principal para el seguimiento del desempeño del Ecommerce, integrándolos en las reuniones periódicas de seguimiento comercial y operativo.

Igualmente, se sugiere realizar capacitaciones básicas dirigidas a los usuarios clave con el fin de fortalecer sus capacidades en el análisis e interpretación de la información. Esto permitirá que la organización avance hacia una cultura orientada al uso de datos en la toma de decisiones.

Evolución del modelo de inteligencia de negocios

Finalmente, se recomienda que la empresa continúe evolucionando el modelo de inteligencia de negocios de manera progresiva, de acuerdo con el crecimiento del Ecommerce, el aumento en la cantidad de datos y las nuevas necesidades de análisis.

En cuanto a las fuentes de información, además del ERP y el Ecommerce, en el futuro se podrían integrar herramientas como Google Analytics para analizar el comportamiento de los usuarios en la página web, así como plataformas de publicidad como Meta Ads y

Google Ads, con el fin de evaluar el impacto de las campañas digitales y su relación con las ventas.

Respecto al proceso de integración y preparación de los datos, actualmente realizado en Power BI, se podría evolucionar hacia el uso de herramientas como dbt para organizar y documentar mejor las transformaciones de datos. Asimismo, se recomienda avanzar hacia la conexión directa con los sistemas mediante sus API, lo cual permitiría actualizar la información de forma automática y reducir la dependencia de archivos en Excel o CSV.

En términos de almacenamiento de la información, si el volumen de datos crece, se podría migrar hacia soluciones en la nube como Google BigQuery, Amazon Redshift o Azure Synapse Analytics, que permiten manejar grandes cantidades de datos de forma más eficiente y facilitar su acceso para análisis más complejos.

Adicionalmente, en escenarios donde se requiera información más actualizada, se podría complementar el modelo con herramientas como Apache Kafka, que permiten procesar datos de manera continua. Sin embargo, este tipo de solución solo sería necesaria si el negocio requiere monitoreo casi en tiempo real de variables como ventas o inventario.

Finalmente, se recomienda incorporar herramientas como Python para desarrollar análisis más avanzados, como proyección de ventas, segmentación de clientes y optimización del inventario, permitiendo fortalecer la toma de decisiones estratégicas.

De esta manera, el modelo propuesto no solo responde a las necesidades actuales del negocio, sino que se proyecta como una base flexible y escalable que puede

evolucionar gradualmente, integrando nuevas herramientas y capacidades analíticas sin generar complejidad innecesaria en etapas iniciales.

15 Referencias

- Alsibhawi, I., Yahaya, J., & Mohamed, H. (2023). Business Intelligence Adoption for Small and Medium Enterprises: Conceptual Framework. *Conceptual framework*.
- ANDI. (2025 de Enero de 2025). *ANDI*. Obtenido de ANDI: https://www.andi.com.co/Home/Noticia/17782--en-2024-cada-colombiano-gasto-un-prome?utm_source=chatgpt.com
- ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. (2025). *Sobre nosotros*. Obtenido de <https://anyescudero.com/about/>
- Autoridad Nacional de Licencias Ambientales [ANLA]. (2024). *ANLA*. Obtenido de <https://www.anla.gov.co/images/entidad/sipta/METAREP/2025-03-17-anla-Informe-Gestion-Responsabilidad-Extendida-Productor-2024.pdf>
- Camara de Comercio de Cali. (2024). *Informe económico de belleza y cuidado personal: desafíos y perspectivas de crecimiento*. Cali: Cámara de Comercio de Cali.
- Cámara de la Industria Cosmética y de Aseo de la ANDI. (25 de Junio de 2024). *ANDI*. Obtenido de https://www.andi.com.co/Home/Noticia/17696-cada-colombiano-gasta-un-promedio-de-44?utm_source=chatgpt.com
- Caserta, R. K. (2004). *The Data Warehouse ETL Toolkit: Practical Techniques for Extracting, Cleaning, Conforming, and Delivering Data*. John Wiley & Sons.
- CCCE. (2025). *Camara Colombiana de Comercio Electrónico*. Obtenido de <https://ccce.org.co/noticias/informe-de-cierre-del-comportamiento-del-comercio-electronico-en-colombia-durante-2024/>
- Coursera. (2023). *5 herramientas de inteligencia de negocios que debes conocer*. Coursera.
- Dane. (2025). Obtenido de Índice de Precios al Consumidor: <https://www.dane.gov.co/files/operaciones/IPC/dic2024/bol-IPC-dic2024.pdf>

DataReportal. (2024). Obtenido de Digital 2024: Colombia – Social media users:
<https://datareportal.com/reports/digital-2024-colombia?>

Departamento Nacional de Planeación . (2022). *Anexo 4: Análisis del Sector Cosmético y Aseo*. Bogotá, Colombia: Departamento Nacional de Planeación.

Euromonitor Internacional. (2025). *Belleza y cuidado personal masivos en Colombia*.

Gartner. (2024). *Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms*.

Grupo Ubesol. (0 de Abril de 2025). *Grupo Ubesol*. Obtenido de Grupo Ubesol.

Hair, J. F., Harrison, D. E., & Ajjan, H. (2022). *Fundamentos de analítica de marketing*. Ciudad de México: McGraw-Hill.

Inmon, W. H. (2002). *Building the Data Warehouse (4th ed.)*. Hoboken: John Wiley & Sons.

Inmon, W. H. (2005). *Building the Data Warehouse*.

Inmon, W. H. (2010). *Data Architecture: A Primer for the Data Scientist*. Elsevier.

Inmon, W. H. (2014). *Turning Text into Gold: How Text Mining Can Create Value in the Data Warehouse*.

Jiawei Han, M. K. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Waltham, Massachusetts,: Morgan Kaufmann Publishers.

Kevin Sneader y Shubham Singhal. (04 de Enero de 2021). *McKinsey & Company*. Obtenido de <https://www.mckinsey.com/featured-insights/leadership/the-next-normal-arrives-trends-that-will-define-2021-and-beyond>

Kimball, R. &. (2013). *The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling*. Hoboken, NJ: Wiley.

Kingsnorth, S. (2016). *Digital Marketing Strategy: An integrated approach to online marketing*. Kogan Page.

Larson, D. (2023). *TDWI Data Management Maturity Model Assessment Guide*. Woodland Hills: TDWI Research, a division of 1105 Media, Inc.

- Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural de Colombia. (2017). *CADENA DE PLANTAS AROMATICAS, MEDICINALES, CONDIMENTARIAS Y AFINES*. Bogotá, Colombia: Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural de Colombia.
- Mintic. (2023). *Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones*. Obtenido de Estrategia Nacional Digital de Colombia 2023-2026: https://www.mintic.gov.co/portal/715/articles-334120_recurso_1.pdf
- Mordor Intelligence. (2024). *Análisis de participación y tamaño del mercado de cuidado del cabello en Colombia tendencias de crecimiento y pronósticos (2024-2029)*. Obtenido de <https://www.mordorintelligence.com/es/industry-reports/colombia-hair-care-market-industry>
- Newsroom IBM. (2025). *IBM y L'Oreal crearán el primer modelo de IA para impulsar la creación de cosméticos sostenibles*. IBM.
- Nyhan, P. (11 de Marzo de 2025). *Source LATAM*. Obtenido de Microsoft: https://news.microsoft.com/source/latam/features/transformacion-digital/estee-lauder-utiliza-la-ia-para-reinventar-la-prevision-de-tendencias-y-el-marketing-de-consumo-los-resultados-son-hermosos/?utm_source=chatgpt.com
- Piattini Velthuis, M. G., Caballero Muñoz-Reja, I., Gómez Carretero, A., & Cejudo, G. (2018). *Calidad de Datos*. Ra-Ma Editorial.
- Ponniah. (2010). *Data Warehousing Fundamentals for IT Professionals*. John Wiley & Sons.
- Ramesh Sharda, D. D. (2024). *Inteligencia de negocios, analítica, ciencia de datos e IA*. Perason.
- Romero, J., Arias, V., León, D., Delgado, H., Delgado, M., & Hernández, C. (2024). Modelo de Inteligencia de negocios para PYMES: Una propuesta de desarrollo. *Innovación y Desarrollo Tecnológico Revista Digital*.

Roque, K. E. (2022). *Inteligencia de Negocios: actualidad y futuro en las empresas*. Mexico: Tecnológico de Orizaba.

Superintendencia de Industria y Comercio. (2022). *SIC*. Obtenido de https://www.sic.gov.co/sites/default/files/files/Nuestra_Entidad/Publicaciones/Cartil_la_formatos_datos_Personales_nov22.pdf

Superintendencia de Industria y Comercio. (2025). *SIC*. Obtenido de <https://sedeelectronica.sic.gov.co/noticias/por-violacion-las-normas-de-proteccion-de-datos-personales-la-superintendencia-de-industria-y-comercio-ha-iniciado-101-investigaciones-e>

Thompson, A. A. (2023). *Administración Estratégica Plus. McGrawHill - Plus En busca de una ventaja competitiva Conceptos y casos*. Ciudad de México: McGraw Hill. Obtenido de <https://www-ebooks7-24-com.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/?il=34864>

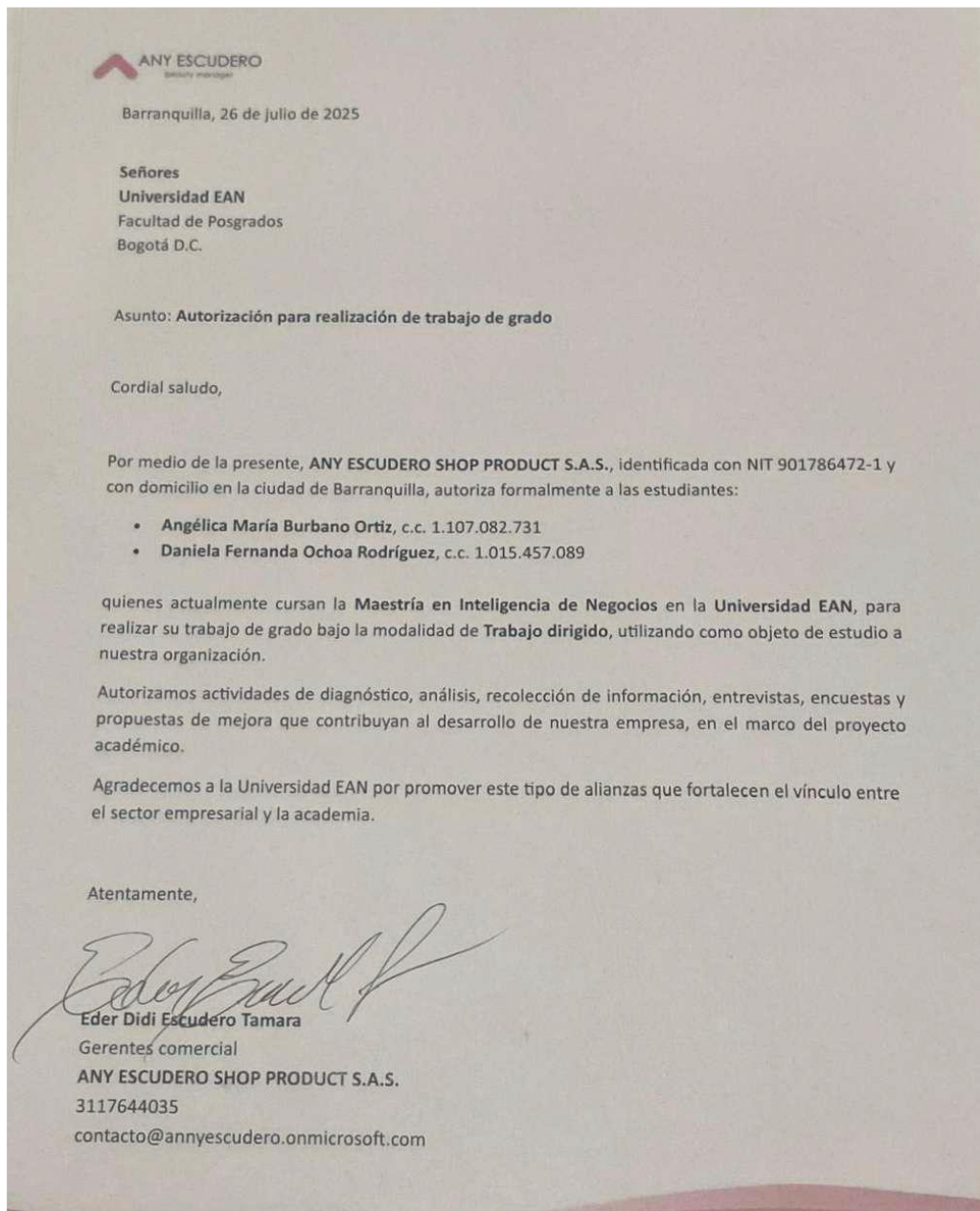
Tunowski, R. (2015). *Business Intelligence in Organization. Benefits, Risks and Developments*. Varsovia: University of Social Sciences Publishing House.

Turban, E., Sharda, R., & Delen, D. (2024). *Inteligencia de negocios, analítica, ciencia de datos e IA. Una perspectiva gerencial*. Ciudad de México: Pearson Educación.

WooCommerce. (01 de 11 de 2025). *Documentation*. Obtenido de <https://woocommerce.com/features/>

WWF. (2023). Obtenido de WWF se une al Pacto por los Plásticos en Colombia: <https://www.wwf.org.co/?381452>

A. Anexo Carta aval de la empresa



B. Anexo Instrumento de medición encuestas

FORMATO ENCUESTA

Versión 02



Instrumento para diagnosticar el estado actual de la gestión de datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S

Bienvenid@ a la encuesta para diagnosticar el estado actual de la gestión de datos en el Ecommerce de ANY ESCUDERO SHOP PRODUCT S.A.S. Su opinión es fundamental para entender cómo se están utilizando, gestionando y aprovechando los datos dentro de la organización

Fecha

¿Cuál es su cargo principal en la empresa?

¿A qué área pertenece?

¿Qué sistemas utiliza frecuentemente en su trabajo?

¿Cuánto tiempo lleva desempeñando su cargo actual?

Para las siguientes preguntas seleccione la respuesta de acuerdo a la siguiente escala:

- 1 **Totalmente en desacuerdo**
- 2 **En desacuerdo**
- 3 **Ni en desacuerdo ni de acuerdo**
- 4 **De acuerdo**
- 5 **Totalmente de acuerdo**

		1	2	3	4	5
Disponibilidad de datos						
1	En mi experiencia, acceder a los datos es algo que ocurre sin mayores dificultades.					
2	La empresa gestiona de manera eficaz la actualización y el mantenimiento de la información proveniente de los sistemas.					
3	Los datos relevantes para el Ecommerce están disponibles cuando los necesito.					
4	Es fácil acceder a los datos que necesito del Ecommerce sin depender de terceros.					
5	La información está disponible en el momento oportuno para la toma de decisiones frente a las estrategias de mercadeo de las siguientes campañas.					

Calidad de los datos						
6	La información que consulto para desarrollar mis actividades suele ser exacta y					
7	En la empresa existen controles que aseguran la integridad de los datos.					
8	En mi experiencia, los datos disponibles en la empresa son confiables y útiles para analizar el desempeño del Ecommerce.					
9	Tengo la percepción que la información con la que trabajo es consistente, sin importar su origen.					
10	Los errores en los datos son identificados y corregidos de forma oportuna.					

Capacidades analíticas						
11	Las herramientas disponibles me permiten analizar la información de manera práctica y útil para mi trabajo.					
12	Tengo las habilidades necesarias para comprender y dar sentido a los datos que utilizo en mi labor.					

FORMATO ENCUESTA

Versión 02

13	El equipo de trabajo cuenta con personas que tienen experiencia aplicando análisis de datos en proyectos.					
14	En la empresa, la toma de decisiones se basa en el análisis sistemático de datos e información.					
15	En la empresa se promueve la formación continua en análisis de datos.					

Cultura orientada a datos

16	En mi trabajo, suelo recurrir a los datos como una herramienta para orientar mis decisiones.					
17	Los reportes y gráficos del Ecommerce aportan información clara y útil para la toma de decisiones.					
18	En general, la empresa promueve el uso de datos como apoyo para orientar las acciones y decisiones.					
19	El análisis de datos tiene un papel importante en la toma de decisiones comerciales de la empresa.					
20	Los líderes de la empresa tienden a fomentar el uso de datos para mejorar los resultados y resolver desafíos.					

Infraestructura tecnológica

21	En mi experiencia, los sistemas de la empresa facilitan encontrar y consultar la información que necesito.					
22	Los sistemas con los que trabajo se conectan e interactúan de manera fluida.					
23	Las herramientas digitales con las que trabajo me permiten explorar y entender mejor la información del negocio.					
24	La tecnología que uso me facilita actuar con rapidez cuando se necesita ajustar algo en ventas, inventario o estrategias.					
25	Las plataformas que utilizo suelen funcionar bien y mantenerse al día con las necesidades del trabajo.					

Toma de decisiones basada en datos

26	El análisis de datos llega a tiempo para respaldar decisiones importantes, como campañas o lanzamiento.					
27	Los datos están disponibles en el momento oportuno para orientar las acciones del negocio.					
28	El análisis de datos permite identificar oportunidades y nuevas formas de mejorar el negocio.					
29	La empresa utiliza adecuadamente la información del pasado para anticipar tendencias y planificar el futuro.					
30	La forma en que se consulta u obtienen los datos permite realizar análisis de manera oportuna.					

C. Anexo Preguntas entrevistas

Variable	Pregunta de entrevista
Disponibilidad de datos	¿Qué tan fácil es acceder a los datos necesarios para la gestión y análisis del Ecommerce?
Calidad de los datos	¿Cómo evalúa la confiabilidad y estandarización de los datos utilizados en el Ecommerce?
Capacidades analíticas	¿Qué tan preparada considera que está la empresa para analizar los datos del Ecommerce?
Cultura orientada a datos	¿En qué medida el uso de datos es promovido para la gestión y toma de decisiones del Ecommerce?
Toma de decisiones basada en datos	¿Qué rol juegan los datos en las decisiones que se toman sobre el Ecommerce?
Infraestructura tecnológica	¿Cómo evalúa la infraestructura tecnológica actual para la gestión y análisis de datos del Ecommerce?

Fuente: elaboración propia con base en las variables definidas y marco teórico modelo de madurez.

D. Anexo principales conjuntos de datos ERP

Datos	Descripción	Campos identificados
Clientes	Registra información demográfica, fiscal, comercial y de contacto de los clientes.	Tipo - Nombre - Identificación - Tipo id. – Dígito de verificación - Tipo Persona - Empresa - Nombre Comercial - Correo Electrónico - Teléfono - Celular - Dirección - Barrio - Municipio - Departamento - Código Postal - Género - Cumpleaños - Régimen - Tipo de Cliente - Estado - Fuente de Referencia - Indicador - Creado desde - Puntos Disponibles - Notas
Productos y precios	Contiene información descriptiva, comercial y tributaria de los productos.	SKU - Producto - Categoría - Línea - Marca - Medida de Presentación - Cantidad - Costo Promedio - Impuesto - Precio 1
Inventario	Registra existencias actuales y valorización del inventario.	SKU - Códigos de Barras - Producto - Medida de Presentación - Cantidad - Costo - Costo Total - Categoría - Marca - Línea - Proveedor
Ventas – Facturación electrónica	Registra operaciones de venta con detalle fiscal e impuestos asociados.	Fecha - Consecutivo - Identificación - Cliente - Ítem - Cantidad - Ventas Brutas - Descuento - Ventas Totales - Subtotal IVA (19%) - IVA (19%) - Tipo de Operación - Documento Generado
Ventas – Detallado general	Registra cada transacción a nivel cliente–producto con información operativa y comercial ampliada.	Fecha - Consecutivo - Nombre - Identificación - Nombre Comercial - Teléfono - Dirección - Barrio - Zona - Ciudad - Tipo de Cliente - Cliente atendido - Estado - Especialista - Identificación.1 - Paquetes - Cantidad - Ítem - Línea del Producto - Subtotal - Impuesto - Precio Venta - Precio Total - Saldo - Descuentos - Métodos de Pago - Pagos - Notas - Notas Crédito - Usuario - Cancelado el - Cancelado por - Tipo de Operación

Fuente: elaboración propia con las bases descargadas del ERP.

E. Anexo principales conjuntos de datos Ecommerce

Datos	Descripción	Campos identificados
Categorías	Registra la estructura jerárquica de clasificación de los productos del Ecommerce, permitiendo análisis por categoría y subcategoría.	ID Categoría - Nombre Categoría - Slug - Descripción - Categoría Padre (Parent ID) - Conteo de Productos - Visibilidad
Productos	Contiene información descriptiva, comercial, tributaria y logística de los productos publicados en el canal digital.	ID Producto - Nombre - Slug - SKU - Producto Padre - Tipo de Producto - Estado - Fecha Publicación - Autor - Descripción - Descripción Corta - Categoría - Marca - Tipo - Etiquetas - Precio Regular - Precio Oferta - Fecha Inicio Oferta - Fecha Fin Oferta - Stock - Estado Stock - Gestiona Stock - Permite Backorder - Umbral Stock Bajo - Peso - Largo - Ancho - Alto - Clase Impuesto - Estado Impuesto - Total Ventas - URL Producto - Imágenes - Atributos (ej. Tamaño)
Pedidos (Encabezado y Detalle)	Registra la información transaccional de las órdenes realizadas en el Ecommerce, incluyendo el detalle de productos vendidos por pedido.	Número Pedido - Fecha Pedido - Estado Pedido - Cliente - Tipo Cliente - Email - Teléfono - Ciudad - Departamento - Método de Pago - Total Pedido - Impuestos - Cupones - Descuentos - Número Factura - Estado Facturación - ID Producto - Nombre Producto - SKU - Cantidad - Precio Unitario - Subtotal - Total Línea - Impuesto Línea - Atribución Canal

Fuente: elaboración propia con las bases descargadas del Ecommerce.

F. Anexo tablas de hechos propuestas

Entidad	Claves / Campos clave	Fuente (origen)
Hecho_Ventas_Consolidada	Id identificacion cliente, Id pedido ERP, Estado del pedido, ID del pedido, Fecha del pedido, Origen, Payment Method Title, Cart Discount Amount, Cart Discount Amount(inc. tax), Order Subtotal Amount, Shipping Method Title, Zona de envío, Order Shipping Amount, Order Refund Amount, Order Total Amount, Order Total Tax Amount, Número de línea, SKU, ID del producto, Item #, Item Name, Quantity (- Refund), Item Cost, Coupon Code, Discount Amount, Discount Amount Tax	(ERP) Ventas Generales. Detallado...xlsx + (Ecom) Pedidos_Ecommerce.xlsx
Hecho_Inventario_Diario	ID codigo de barras, Cantidad Costo, Costo Total	(ERP) Saldos de inventario al día de hoy...xlsx
Hecho_Precios_Costos	ID codigo de barras, ID pedido Ecommerce, RUT, Cantidad, Precio Unitario, Impuesto, Subtotal, Ventas Totales, Costo Unitario, Costo Total, Margen Pesos, Margen Porcentaje	(ERP) Ventas Generales de Productos.xlsx

- Fuente: elaboración propia

G. Anexo dimensiones propuestas

Entidad	Claves / Campos clave	Fuente (origen)
Dim_Tiempo	FechaKey (YYYYMMDD), Fecha, Día, Mes, NombreMes, Trimestre, Año, Semana, DíaSemana	Derivada desde fechas en ventas/pedidos (Power Query)
Dim_Producto	ID Producto ERP, ID Código de barras (llave con ERP), ID Producto Ecommerce, Nombre ERP, Nombre Ecommerce, Marca, Estado producto, Tipo producto	ProductosEcommerce.csv + (ERP) Listado de Precios y Costos...xlsx + Saldos de inventario...xlsx
Dim_Categoria	ID Categoría, Nombre, Slug, Parent ID (jerarquía), Nivel	Categorias.csv
Dim_Cliente	Id identificacion cliente, Nombres, Apellidos, Nombre completo, Email, Celular, Dirección, Ciudad, Departamento, Género, Cumpleaños	(ERP) Listado de Clientes...xlsx + (Ecom complemento) Pedidos_Ecommerce.xlsx
Dim_Ubicacion	Ciudad_estandar, Departamento_estandar	Derivada y normalizada desde ERP + Ecommerce (Power Query)
Dim_Metodo_Pago	Id Método pago, Método pago, Clasificación Método pago	Pedidos_Ecommerce.xlsx
Dim_Tipo_Envio	Id Tipo de envio, Tipo de envio, Clasificación Tipo de envio	Pedidos_Ecommerce.xlsx

- Fuente: elaboración propia