



Escuela de Posgrados

“Caso H: Analítica de datos y estrategias de transformación digital”

Trabajo de graduación previo a la obtención del título de Magister en Gerencia de
datos y Negocios

Autor:

María de los Ángeles Jaya Arias

Director:

Juan Manuel Maldonado Matute

Cuenca, Ecuador 2026

DEDICATORIA

A mis padres, por su amor incondicional, sus enseñanzas y el apoyo constante que me han acompañado en cada uno de mis desafíos. Su ejemplo de esfuerzo y dedicación ha sido mi mayor inspiración.

A mi familia, por su comprensión, paciencia y palabras de aliento durante este proceso académico. Gracias por acompañarme en los momentos de mayor exigencia y celebrar conmigo cada logro alcanzado.

Finalmente, dedico este trabajo a todas las personas que, de una u otra manera, contribuyeron a mi formación personal y profesional, motivándome a seguir creciendo y superándome cada día.

RESUMEN

La transformación digital ha impulsado a las organizaciones a incorporar estrategias basadas en datos para mejorar la toma de decisiones, optimizar procesos y fortalecer su competitividad. En este contexto, la presente investigación analiza la contribución de las soluciones de Big Data, la analítica de datos, la visualización de información, la gestión de proyectos tecnológicos y la evaluación económico-financiera como elementos clave para la generación de valor empresarial.

El estudio se desarrolló mediante un enfoque metodológico mixto, sustentado en la revisión y análisis de literatura académica reciente y en la aplicación de diversos casos prácticos relacionados con expansión de mercados, procesamiento y visualización de datos, transformación digital, analítica avanzada y evaluación financiera de proyectos. A partir de este análisis se identificaron factores críticos para el aprovechamiento estratégico de los datos, destacando la importancia de la alineación entre tecnología, procesos y objetivos organizacionales.

Los resultados evidencian que la integración de capacidades analíticas, herramientas de visualización, metodologías ágiles y criterios de evaluación financiera permite mejorar la calidad de las decisiones empresariales, incrementar la eficiencia operativa y facilitar los procesos de transformación digital. Asimismo, se concluye que la generación de ventajas competitivas sostenibles depende no solo de la adopción tecnológica, sino también de la capacidad organizacional para convertir los datos en conocimiento útil para la gestión estratégica.

PALABRAS CLAVE: *Big Data, analítica de datos, transformación digital, competitividad organizacional, gestión de proyectos, visualización de datos, toma de decisiones.*

ABSTRACT

Digital transformation has driven organizations to adopt data-driven strategies aimed at improving decision-making processes, optimizing operations, and strengthening their competitiveness. In this context, this research analyzes the contribution of Big Data solutions, data analytics, data visualization, technology project management, and economic-financial evaluation as key elements for business value creation.

The study was conducted using a mixed-methods research approach based on the review and analysis of recent academic literature and the examination of practical cases related to market expansion, data processing and visualization, digital transformation, advanced analytics, and financial project evaluation. Through this analysis, critical factors for the strategic use of data were identified, highlighting the importance of aligning technology, processes, and organizational objectives.

The findings show that the integration of analytical capabilities, visualization tools, agile methodologies, and financial evaluation criteria improves the quality of business decisions, increases operational efficiency, and facilitates digital transformation processes. Furthermore, the study concludes that the generation of sustainable competitive advantages depends not only on technological adoption but also on the organizational capacity to transform data into valuable knowledge for strategic management.

Keywords: *Big Data, data analytics, digital transformation, organizational competitiveness, project management, data visualization, decision-making.*

A handwritten signature in blue ink, appearing to read "J. Maldonado", is written over a horizontal line.

ÍNDICE DEL CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	1
Justificación de la investigación	2
Preguntas de investigación	3
Objetivos de la investigación.....	4
Metodología.....	4
Estado del arte	5
1. CAPÍTULO I: FUNDAMENTOS Y ARQUITECTURA DE SOLUCIONES BIG DATA	8
1.1. Big Data y su importancia en la transformación digital.....	8
1.2. Arquitectura de soluciones Big Data.....	9
1.2.1. Captura e ingesta de datos	10
1.2.2. Almacenamiento de datos	10
1.2.3. Procesamiento de datos	10
1.2.4. Consumo y explotación de la información	10
1.3. Tecnologías para la gestión de datos masivos	10
1.4. Analítica de datos para la toma de decisiones	12
1.5. Diseño de estrategias Big Data orientadas al negocio	13
1.6. Aplicación de una estrategia Big Data para el análisis de expansión de Mercado Libre en Ecuador	14
1.6.1. Contexto y problemática de negocio	14
1.6.2. Diseño de la solución Big Data propuesta	14
1.6.3. Plan de implementación de la solución propuesta	15
1.6.4. Valor estratégico de la propuesta	16
2. CAPÍTULO II: PROCESAMIENTO Y VISUALIZACIÓN DE DATOS PARA LA TOMA DE DECISIONES EMPRESARIALES.....	17
2.1. Importancia del procesamiento y visualización de datos	17
2.2. Principios fundamentales de la visualización de datos	18
2.3. Storytelling con datos.....	19
2.4. Aplicaciones de la visualización de datos en la gestión empresarial	20
2.5. Aplicación de técnicas de visualización: análisis del turismo y la desigualdad económica en Ecuador	21
2.5.1. Contexto y objeto de análisis	21

2.5.2.	Preparación y procesamiento de los datos	22
2.5.3.	Diseño de las visualizaciones para el análisis exploratorio	22
2.5.4.	Hallazgos identificados mediante la visualización de datos.....	24
3.	CAPÍTULO III: COMPETITIVIDAD Y TRANSFORMACIÓN DIGITAL	25
3.1.	Competitividad organizacional en la era digital	25
3.2.	Transformación digital como estrategia empresarial	25
3.3.	Madurez digital y herramientas de diagnóstico organizacional	27
3.4.	Diagnóstico de transformación digital de una institución financiera ecuatoriana	29
3.4.1.	Resultados del diagnóstico de gobernanza tecnológica (COBIT 5).....	29
3.4.2.	Resultados del diagnóstico de gestión de servicios (ITIL 4)	30
3.4.3.	Resultados del diagnóstico de las 7S de McKinsey	31
3.4.4.	Análisis del entorno competitivo	31
3.5.	Orientaciones estratégicas para la transformación digital	33
4.	CAPÍTULO IV: GESTIÓN Y DISEÑO DE PROYECTOS BIG DATA.....	35
4.1.	Fundamentos de la gestión de proyectos Big Data	35
4.2.	La metodología CRISP-DM como marco estructurador	36
4.3.	Proyecto analítico aplicado: optimización de activación y reactivación de una billetera digital	38
4.3.1.	Preparación y depuración de datos	39
4.3.2.	Segmentación de usuarios mediante clustering.....	40
4.3.3.	Modelos predictivos de activación y reactivación.....	41
4.3.4.	Variables críticas e impacto esperado	42
5.	CAPÍTULO V: ECONOMÍA Y FINANZAS PARA LA GESTIÓN DE PROYECTOS	43
5.1.	La evaluación financiera como soporte para la transformación digital.....	44
5.2.	Análisis comparativo de desempeño financiero: sector automotriz ecuatoriano.....	45
5.2.1.	Ingresos y eficiencia operativa	45
5.2.2.	Rentabilidad sobre el patrimonio (ROE) y rentabilidad sobre los activos (ROA)	46
5.2.3.	Liquidez, solvencia y ciclo de conversión de efectivo	47
5.2.4.	Gestión del capital de trabajo e inventarios	48
5.2.5.	Síntesis comparativa del desempeño financiero	49
5.3.	Impacto económico de las soluciones basadas en datos sobre el desempeño financiero	50

5.3.1.	Optimización de inventarios mediante modelos predictivos de demanda.....	51
5.3.2.	Monitoreo continuo de márgenes mediante analítica descriptiva	51
5.3.3.	Proyección de flujo de caja y gestión del apalancamiento.....	51
6.	CONCLUSIONES.....	52
	Bibliografía	54

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. <i>Modelo metodológico – ciclo de vida basado en datos</i>	3
Tabla 2. <i>Enfoque metodológico por caso de estudio</i>	5
Tabla 3. <i>Características fundamentales del Big Data</i>	8
Tabla 4. <i>Principales tecnologías utilizadas en arquitecturas Big Data</i>	11
Tabla 5. <i>Evolución de la analítica de datos</i>	12
Tabla 6. <i>Fases para la implementación de una solución Big Data</i>	15
Tabla 7. <i>Evolución de los datos hacia la generación de valor empresarial</i>	18
Tabla 8. <i>Principios de una visualización efectiva</i>	19
Tabla 9. <i>Diferencias entre digitalización, automatización y transformación digital</i>	26
Tabla 10. <i>Niveles de madurez digital según COBIT</i>	28
Tabla 11. <i>Modelo de capacidades organizacionales para la transformación digital</i>	29
Tabla 12. <i>Resultados del diagnóstico de gobernanza tecnológica (COBIT 5)</i>	30
Tabla 13. <i>Resultados del diagnóstico de gestión de servicios (ITIL 4)</i>	30
Tabla 14. <i>Diagnóstico organizacional mediante el modelo 7S de McKinsey</i>	31
Tabla 15. <i>Análisis PESTEL aplicado al diagnóstico de transformación digital</i>	32
Tabla 16. <i>Estrategias propuestas para el fortalecimiento de la competitividad digital</i>	34
Tabla 17. <i>Variables incluidas en la base de datos de la billetera digital</i>	39
Tabla 18. <i>Perfiles de usuarios identificados mediante clustering K-Means (k = 4)</i>	40
Tabla 19. <i>Comparación de modelos predictivos evaluados</i>	41
Tabla 20. <i>Variables críticas identificadas e implicaciones comerciales</i>	42
Tabla 21. <i>Indicadores financieros para la evaluación de proyectos tecnológicos</i>	44
Tabla 22. <i>Resumen de indicadores financieros comparativos (año 2024)</i>	49
Tabla 23. <i>Iniciativas analíticas prioritarias e impacto financiero esperado</i>	50

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. <i>Arquitectura general de una solución Big Data</i>	9
Figura 2. <i>Transformación de datos en valor empresarial</i>	14
Figura 3. <i>Arquitectura Big Data propuesta para el análisis de expansión de Mercado Libre en Ecuador</i>	15
Figura 4. <i>Ciclo de valor del dato: de los datos a la toma de decisiones</i>	20
Figura 5. <i>Aplicaciones de la visualización de datos en la gestión empresarial</i>	21
Figura 6. <i>Proceso de preparación y procesamiento de datos para el análisis</i>	22
Figura 7. <i>Relación entre turismo extranjero e índice de desigualdad económica</i>	23
Figura 8. <i>Evolución temporal de las variables analizadas</i>	24
Figura 9. <i>Dimensiones de la transformación digital</i>	27
Figura 10. <i>Las cinco fuerzas de Porter aplicadas al sector financiero ecuatoriano</i>	33
Figura 11. <i>Ciclo de Vida de un Proyecto Big Data</i>	36
Figura 12. <i>Metodología CRISP-DM aplicada a proyectos Big Data</i>	37
Figura 13. <i>Enfoque general del proyecto analítico aplicado a la billetera digital</i>	38
Figura 14. <i>Evolución del margen neto del sector automotriz 2021-2024</i>	46
Figura 15. <i>Roe y Roa comparativo (año 2024)</i>	47
Figura 16. <i>Liquidez corriente y Apalancamiento comparativo (año 2024)</i>	48

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la capacidad de las organizaciones para gestionar y aprovechar la información se ha convertido en un factor determinante de su competitividad. El crecimiento de internet, la digitalización de actividades empresariales y la expansión de plataformas digitales han propiciado la generación de grandes volúmenes de datos procedentes de sistemas transaccionales, redes sociales, dispositivos móviles y diversas fuentes digitales. Este escenario ha posicionado a los datos como un recurso estratégico para las organizaciones; sin embargo, la disponibilidad de información por sí sola no garantiza una mejor toma de decisiones. El verdadero valor surge cuando los datos son procesados, analizados e interpretados de manera adecuada, permitiendo transformarlos en conocimiento útil para responder oportunamente a las necesidades y desafíos del entorno.

En este contexto surge el Big Data como disciplina que integra tecnologías, metodologías y arquitecturas capaces de gestionar información de gran volumen, variedad y velocidad. Su valor no reside en la acumulación de datos, sino en la posibilidad de extraer de ellos patrones, tendencias y conocimientos que serían imposibles de identificar mediante métodos tradicionales. Cuando esta capacidad analítica se incorpora con herramientas de visualización, estrategias de transformación digital, metodologías de gestión de proyectos y criterios de evaluación financiera, los datos dejan de ser un recurso técnico para convertirse en un motor de competitividad organizacional.

Sin embargo, la literatura y la práctica empresarial evidencian que estas cinco dimensiones (arquitectura de datos, visualización, transformación digital, gestión de proyectos analíticos y evaluación financiera) suelen abordarse de forma aislada. Las organizaciones invierten en infraestructura tecnológica sin desarrollar capacidades de visualización; diseñan estrategias digitales sin metodologías que las lleven a la práctica; o ejecutan proyectos analíticos sin criterios financieros que justifiquen su valor. El resultado es que muchas iniciativas basadas en datos no generan el impacto esperado, no por falta de tecnología, sino por falta de integración entre estas dimensiones.

La presente investigación se desarrolla a partir de esta premisa y propone un enfoque integrador que integra de manera coherente los principales componentes necesarios para generar valor a partir de los datos. Cada capítulo aborda una dimensión específica del proceso de transformación de los datos en conocimiento y de este en resultados organizacionales.

La propuesta de expansión de Mercado Libre en Ecuador evidencia cómo las arquitecturas Big Data permiten integrar información proveniente de múltiples fuentes para apoyar decisiones estratégicas. El análisis del turismo extranjero y la desigualdad económica demuestra el papel de la visualización de datos en la identificación de patrones y la generación de conocimiento. Por su parte, el diagnóstico de una institución financiera ecuatoriana muestra cómo los modelos de madurez digital contribuyen a orientar iniciativas de transformación organizacional. El proyecto de analítica aplicado a una billetera digital ejemplifica el uso de metodologías estructuradas para resolver problemas de negocio mediante técnicas de segmentación y modelado predictivo. Finalmente, el análisis

financiero del sector automotriz permite evaluar cómo los resultados derivados del uso de datos pueden traducirse en indicadores de desempeño, rentabilidad y creación de valor.

Estos casos no constituyen ejercicios aislados, sino manifestaciones complementarias de un mismo proceso de generación de valor basado en datos. En conjunto, evidencian que las ventajas competitivas sostenibles surgen cuando la infraestructura tecnológica, el procesamiento de información, la transformación digital, la gestión de proyectos analíticos y la evaluación financiera actúan de manera integrada. Ninguna de estas dimensiones resulta suficiente por sí sola; su verdadero potencial emerge de la interacción y complementariedad entre todas ellas.

Justificación de la investigación

Las organizaciones ecuatorianas enfrentan un momento de transición crítico. La digitalización avanza con rapidez, los competidores incorporan tecnologías analíticas con creciente sofisticación y los clientes exigen experiencias más personalizadas y ágiles. Sin embargo, muchas empresas aún no han desarrollado la capacidad para convertir los datos que generan diariamente en decisiones estratégicas. No es un problema de disponibilidad de información: es un problema de integración entre tecnología, metodología y gestión.

Esta investigación nace de esa brecha. Su propósito no es describir las tecnologías Big Data en abstracto, sino demostrar cómo su integración con herramientas de visualización, estrategias de transformación digital, metodologías de gestión de proyectos y criterios de evaluación financiera puede traducirse en resultados concretos y medibles para las organizaciones.

El trabajo se sustenta en dos argumentos. El primero es contextual: los casos analizados provienen de sectores reales de la economía ecuatoriana lo que permite que los hallazgos sean relevantes para organizaciones que operan en condiciones similares de madurez digital, disponibilidad de recursos y presión competitiva. El segundo es metodológico: la investigación no se limita a revisar literatura especializada, sino que aplica los marcos conceptuales a situaciones concretas de negocio, validando su utilidad práctica e identificando las condiciones bajo las cuales generan mayor valor.

Para integrar estas dimensiones de forma coherente, la investigación propone un modelo metodológico estructurado en cinco componentes progresivos, tal como se presenta en la Tabla 1. Cada componente responde a una pregunta específica sobre el uso estratégico de los datos, y su composición constituye el argumento central de la investigación: ninguna dimensión es suficiente por sí sola para generar valor organizacional sostenible.

Tabla 1.*Modelo metodológico – ciclo de vida basado en datos*

Dimensión	Objetivo	Capítulo	Resultado
Fundamentos y arquitectura Big Data	Diseñar una propuesta de arquitectura para apoyar decisiones estratégicas	Cap. I	Arquitectura Big Data propuesta
Procesamiento y visualización	Aplicar técnicas visuales para identificar patrones en indicadores socioeconómicos	Cap. II	Identificación de patrones y tendencias
Competitividad y transformación digital	Diagnosticar la madurez digital e identificar orientaciones estratégicas	Cap. III	Diagnóstico y estrategia digital
Gestión de proyectos analíticos	Desarrollar modelos de segmentación y predicción mediante CRISP-DM	Cap. IV	Modelos analíticos accionables
Evaluación económico-financiera	Evaluar el desempeño financiero e identificar brechas donde los datos generan valor	Cap. V	Modelos analíticos accionables

Las cinco dimensiones no son compartimentos independientes sino eslabones de un mismo ciclo. Una arquitectura sin visualización produce datos inaccesibles; una estrategia digital sin proyectos ejecutados no genera resultados; un modelo analítico sin evaluación financiera carece de criterios para justificar la inversión. La investigación valida esta interdependencia mediante su aplicación a casos empresariales reales, demostrando que la gestión basada en datos adquiere su máximo potencial cuando las cinco dimensiones trabajan en conjunto.

Finalmente, la investigación responde a una necesidad identificada tanto en la literatura como en la práctica: la ausencia de marcos integradores que permitan a las organizaciones latinoamericanas avanzar en su transformación digital de forma coherente, sostenible y con criterios claros para evaluar el retorno de sus inversiones en datos y tecnología.

Preguntas de investigación

La presente investigación se orienta a responder las siguientes preguntas:

- ¿De qué manera la integración de arquitecturas Big Data, herramientas de visualización, estrategias de transformación digital, metodologías analíticas y criterios de evaluación financiera contribuye a fortalecer la competitividad y la toma de decisiones estratégicas en organizaciones del contexto ecuatoriano?

- ¿Cuál es la relación entre la utilización de herramientas avanzadas de visualización de datos y la mejora de la efectividad en la comunicación de resultados estratégicos dentro de la organización?
- ¿De qué manera las metodologías ágiles aplicadas en proyectos Big Data contribuyen a la agilidad organizacional y la competitividad en empresas digitalmente transformadas?

Objetivos de la investigación

Objetivo general

Investigar y proponer un modelo metodológico para la integración de soluciones de Big Data y criterios de evaluación económica y financiera en la gestión empresarial, con el fin de mejorar la competitividad, la toma de decisiones estratégicas y facilitar la transformación digital de las organizaciones.

Objetivos específicos

- Identificar herramientas y tecnologías de Big Data adecuadas para la gestión de grandes volúmenes de datos en las organizaciones.
- Analizar el uso de visualización de datos y storytelling para el diseño de dashboards orientados a la toma de decisiones estratégicas.
- Examinar la relación entre transformación digital y competitividad organizacional.
- Evaluar el uso de metodologías ágiles en la gestión de proyectos de Big Data.
- Establecer criterios de evaluación económica y financiera para proyectos de Big Data que apoyen la toma de decisiones empresariales.

Metodología

La presente investigación adopta un enfoque mixto que combina el análisis cualitativo con la aplicación cuantitativa de modelos analíticos en contextos empresariales. Esta combinación responde cómo las soluciones basadas en datos generan valor organizacional por lo que se requiere tanto la construcción de un marco conceptual sólido como su validación mediante casos concretos que demuestren su aplicabilidad práctica.

En primer lugar, se realizó una revisión de literatura sobre Big Data, procesamiento y visualización de datos, transformación digital, gestión de proyectos analíticos y evaluación económico-financiera, con el fin de establecer el marco conceptual que sustenta el estudio. Posteriormente, estos conocimientos se aplicaron mediante cinco casos de estudio, cada uno correspondiente a una de las dimensiones analizadas. La selección de los casos respondió a su capacidad para ilustrar la aplicación práctica de los conceptos desarrollados y a su pertinencia dentro del contexto organizacional ecuatoriano. La Tabla 2 presenta el enfoque metodológico empleado en cada caso.

Tabla 2.*Enfoque metodológico por caso de estudio*

Capítulo	Caso	Enfoque Metodológico	Técnicas aplicadas
Cap. I	Propuesta de arquitectura Big Data para análisis de expansión empresarial	Diseño conceptual de arquitectura	Análisis de requerimientos, selección de tecnologías, diseño de flujo de datos
Cap. II	Análisis del turismo y la desigualdad económica en Ecuador	Análisis exploratorio visual	Procesamiento de datos históricos, construcción de visualizaciones, interpretación de patrones
Cap. III	Diagnóstico de transformación digital en una institución financiera	Diagnóstico organizacional	COBIT 5, ITIL 4, 7S de McKinsey, PESTEL, cinco fuerzas de Porter
Cap. IV	Modelos analíticos para una billetera digital	Analítica avanzada	CRISP-DM, clustering K-Means, Random Forest, Red Neuronal, validación cruzada
Cap. V	Análisis financiero comparativo del sector	Análisis financiero comparativo	Indicadores de rentabilidad, liquidez, solvencia y gestión del capital del trabajo

Los casos no constituyen investigaciones independientes entre sí, sino evidencia acumulada de un argumento común: la generación de valor a partir de los datos requiere la integración coherente de las cinco dimensiones del modelo.

La integración de ambos enfoques, cualitativo y cuantitativo, permite que la investigación no solo describa los marcos conceptuales disponibles, sino que demuestre cómo funcionan en la práctica, cuáles son sus alcances y limitaciones, y bajo qué condiciones organizacionales generan mayor valor.

Estado del arte

La creciente digitalización de los procesos empresariales ha generado un aumento significativo en la producción y disponibilidad de datos, convirtiéndolos en un recurso estratégico para las organizaciones. En este contexto, el Big Data ha adquirido una relevancia cada vez mayor debido a su capacidad para procesar grandes volúmenes de información provenientes de múltiples fuentes y transformarlos en conocimiento útil para la toma de decisiones. Según Verhoef et al. (2021), las organizaciones que incorporan capacidades analíticas avanzadas dentro de sus procesos de gestión presentan mayores niveles de innovación, adaptabilidad y generación de valor en comparación con aquellas que mantienen modelos tradicionales de administración.

La evolución de las tecnologías de almacenamiento y procesamiento ha permitido que las organizaciones desarrollen arquitecturas capaces de gestionar información en tiempo real y aprovechar datos provenientes de sistemas transaccionales, redes sociales, plataformas digitales y dispositivos inteligentes. Gupta y George (2016) sostienen que la verdadera ventaja competitiva no proviene únicamente de la disponibilidad de datos, sino de la capacidad organizacional para convertir dichos datos en información estratégica que facilite la toma de decisiones. De igual manera, Mikalef et al. (2020) señalan que las capacidades de analítica de datos se han convertido en un factor determinante para fortalecer el desempeño empresarial y la innovación organizacional.

Dentro de este escenario, la analítica de datos se ha consolidado como una herramienta fundamental para comprender comportamientos, identificar tendencias y apoyar la formulación de estrategias empresariales. La literatura reciente evidencia que las organizaciones utilizan cada vez modelos predictivos y técnicas analíticas avanzadas para optimizar procesos, mejorar la experiencia del cliente y reducir la incertidumbre asociada a la toma de decisiones (Sharda et al., 2024). Estos avances han permitido que los datos evolucionen desde un recurso operativo hacia un activo estratégico con impacto directo sobre la competitividad empresarial.

Paralelamente, la visualización de datos ha adquirido una importancia creciente dentro de los procesos de análisis organizacional. Knaflitz (2015) señala que la capacidad para comunicar resultados mediante representaciones visuales claras y comprensibles constituye un elemento fundamental para transformar información compleja en conocimiento accionable. Las herramientas de inteligencia de negocios permiten integrar múltiples fuentes de información en dashboards interactivos que facilitan el monitoreo de indicadores y la identificación de patrones relevantes para la gestión empresarial.

Few (2020) sostiene que una adecuada visualización contribuye significativamente a mejorar la comprensión de los datos y la calidad de las decisiones organizacionales. En consecuencia, las organizaciones han incrementado la utilización de plataformas como Power BI, Tableau y Qlik Sense para fortalecer sus capacidades analíticas y promover una cultura basada en datos. Estas herramientas no solo facilitan el acceso a la información, sino que también favorecen la comunicación efectiva entre áreas técnicas y responsables de la toma de decisiones.

Por otra parte, la transformación digital se ha consolidado como uno de los principales factores de cambio dentro del entorno empresarial contemporáneo. Vial (2019) define la transformación digital como un proceso mediante el cual las organizaciones incorporan tecnologías digitales para modificar sus modelos de negocio, procesos y estructuras organizacionales con el propósito de generar valor. Este fenómeno ha impulsado una creciente integración entre tecnología, estrategia y gestión organizacional, convirtiendo a los datos en un componente esencial para la competitividad empresarial.

En este contexto, la gestión de proyectos orientados a Big Data se ha convertido en una disciplina de creciente relevancia. Las características propias de estos proyectos, como la complejidad técnica, la incertidumbre y la necesidad de adaptación continua, han favorecido la adopción de

metodologías ágiles para su desarrollo. De acuerdo con el Project Management Institute (2021), las metodologías ágiles permiten gestionar proyectos complejos mediante ciclos iterativos que facilitan la generación progresiva de valor y la adaptación a cambios en los requerimientos.

La metodología CRISP-DM continúa siendo uno de los modelos más utilizados para el desarrollo de proyectos analíticos debido a su enfoque estructurado y orientado al negocio. Según Martínez-Plumed et al. (2021), este modelo facilita la alineación entre los objetivos organizacionales y los procesos analíticos, contribuyendo a incrementar la efectividad de las iniciativas basadas en datos. La combinación de metodologías ágiles y enfoques especializados de analítica ha demostrado ser una práctica efectiva para gestionar proyectos de transformación digital y Big Data.

La literatura reciente destaca la importancia de incorporar criterios económicos y financieros dentro de los procesos de evaluación de proyectos tecnológicos. Brealey et al. (2020) señalan que las decisiones de inversión deben considerar no solo los costos asociados a la implementación tecnológica, sino también los beneficios esperados y los riesgos inherentes a cada iniciativa. En proyectos relacionados con Big Data y transformación digital, este análisis resulta especialmente relevante debido a la magnitud de las inversiones requeridas y a la necesidad de justificar su contribución a los objetivos estratégicos de la organización.

Ross et al. (2022) destacan que indicadores como el Valor Actual Neto, la Tasa Interna de Retorno y el Retorno sobre la Inversión continúan siendo herramientas fundamentales para analizar la viabilidad financiera de los proyectos. Sin embargo, en el contexto de la transformación digital, estos indicadores deben complementarse con métricas relacionadas con la eficiencia operativa, la innovación y la generación de valor organizacional, ya que muchos de los beneficios derivados de estas iniciativas se reflejan en mejoras estratégicas y competitivas de largo plazo.

En síntesis, la literatura especializada evidencia una convergencia entre Big Data, analítica de datos, visualización de información, transformación digital, gestión de proyectos y evaluación financiera. Estos elementos han evolucionado de forma interdependiente y actualmente constituyen componentes fundamentales para fortalecer la competitividad organizacional y mejorar la toma de decisiones estratégicas. Bajo esta perspectiva, resulta pertinente abordar estas áreas de manera integrada, con el fin de comprender cómo contribuyen conjuntamente a la generación de valor dentro de organizaciones orientadas por datos.

Aunque la literatura evidencia avances significativos de las dimensiones antes mencionadas; sin embargo, la mayoría de los estudios analizan estas temáticas de manera independiente. Existe una menor cantidad de investigaciones orientadas a integrar estas dimensiones dentro de un marco metodológico único que permita comprender cómo interactúan para generar valor organizacional.

Esta brecha resulta particularmente relevante en contextos empresariales, donde las organizaciones enfrentan desafíos asociados a la madurez digital, disponibilidad de recursos y adopción tecnológica. Por esta razón, la presente investigación busca atender precisamente esa brecha, proponiendo un modelo que integra estas cinco dimensiones dentro de un marco metodológico único, validado mediante su aplicación a casos reales del contexto ecuatoriano.

1. CAPÍTULO I: FUNDAMENTOS Y ARQUITECTURA DE SOLUCIONES BIG DATA

1.1. Big Data y su importancia en la transformación digital

La transformación digital ha modificado la forma en que las organizaciones generan, gestionan y utilizan la información. El crecimiento de internet, la adopción de dispositivos móviles y la digitalización de procesos han incrementado significativamente la cantidad de datos disponibles, generando la necesidad de convertirlos en información útil para la toma de decisiones.

En este contexto surge el concepto de Big Data, entendido como el conjunto de tecnologías, metodologías y procesos orientados a la captura, almacenamiento, procesamiento y análisis de grandes volúmenes de datos (Gupta & George, 2016). Su propósito principal es transformar datos provenientes de múltiples fuentes en conocimiento que facilite la comprensión de fenómenos y apoye la definición de estrategias organizacionales.

La relevancia del Big Data radica en su capacidad para integrar y analizar información generada por sistemas transaccionales, plataformas digitales, redes sociales y otros entornos tecnológicos. Según Erl et al. (2021), esta capacidad se ha convertido en un factor determinante para fortalecer la innovación, mejorar la eficiencia operativa y generar ventajas competitivas.

Las características fundamentales del Big Data se resumen en las dimensiones de volumen, velocidad, variedad, veracidad y valor, presentadas en la Tabla 3. Entre estas, el valor constituye el elemento central desde una perspectiva empresarial: el verdadero potencial del Big Data no reside en la acumulación de información, sino en la capacidad de transformarla en conocimiento accionable para la organización (Provost & Fawcett, 2014).

Tabla 3.

Características fundamentales del Big Data

Característica	Definición	Implicación Empresarial
Volumen	Grandes cantidades de datos generados continuamente	Necesidad de almacenamiento y procesamiento escalable
Velocidad	Rapidez con que los datos son generados y procesados	Capacidad de respuesta oportuna ante eventos y cambios
Variedad	Diversidad de formatos y fuentes de información	Integración de datos estructurados y no estructurados
Veracidad	Calidad y confiabilidad de los datos	Mejora de la precisión en los análisis y decisiones
Valor	Beneficio obtenido a partir del análisis de datos	Generación de conocimiento y ventajas competitivas

Nota: Adaptado de *Big Data Fundamentals: Concepts, Drivers & Techniques* (Erl et al.,2021).

Por tanto, el Big Data se ha consolidado como uno de los principales habilitadores de la transformación digital, al proporcionar herramientas que permiten convertir los datos en información relevante para respaldar la toma de decisiones y fortalecer la competitividad organizacional.

1.2. Arquitectura de soluciones Big Data

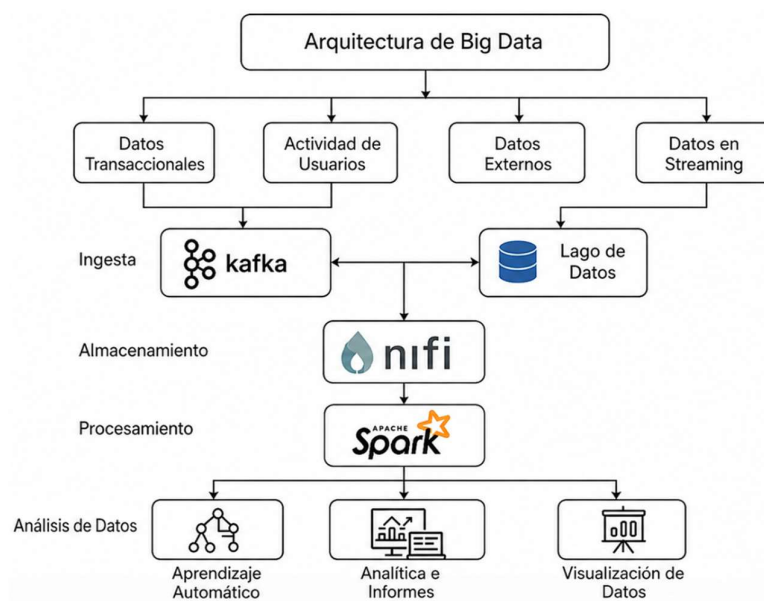
El aprovechamiento de grandes volúmenes de información requiere una infraestructura tecnológica capaz de capturar, almacenar, procesar y distribuir datos provenientes de múltiples fuentes. Las arquitecturas Big Data constituyen el conjunto de componentes tecnológicos y procesos que permiten gestionar el ciclo de vida de los datos, desde su generación hasta su utilización para la toma de decisiones (Khan et al., 2014).

A diferencia de las arquitecturas tradicionales, estas soluciones están diseñadas para trabajar con datos estructurados, semiestructurados y no estructurados, además de soportar el procesamiento de información en tiempo real. Su propósito es transformar grandes volúmenes de datos en información útil para respaldar procesos operativos y estratégicos.

Como se observa en la Figura 1, una arquitectura Big Data se compone de cuatro etapas principales: captura e ingesta de datos, almacenamiento, procesamiento y consumo de información. La integración de estos componentes permite convertir datos dispersos en conocimiento organizacional y fortalecer las capacidades analíticas de las organizaciones.

Figura 1.

Arquitectura general de una solución Big Data



Nota: Adaptado de *Big Data Fundamentals: Concepts, Drivers & Techniques* (Erl et al., 2021).

1.2.1. Captura e ingesta de datos

El objetivo de la captura de datos consiste en recopilar información procedente de diversas fuentes internas y externas para incorporarla al ecosistema de la organización. La captura de datos puede realizarse mediante procesamiento por lotes (batch processing) el cual permite consolidar grandes volúmenes de datos para analizarlos posteriormente, o procesamiento en tiempo real (stream processing) el cual facilita la gestión de eventos conforme son generados proporcionando información actualizada.

1.2.2. Almacenamiento de datos

Los datos deben almacenarse en infraestructuras que garanticen su disponibilidad y accesibilidad para posteriores procesos analíticos. En las arquitecturas modernas, esta función suele estar asociada a repositorios centralizados conocidos como Data Lakes que permiten almacenar grandes volúmenes de información en su formato original, independientemente de su estructura o procedencia. Esta característica proporciona flexibilidad para incorporar nuevas fuentes de datos y facilita el desarrollo de diferentes tipos de análisis sin necesidad de transformar previamente la información (Madera & Laurent, 2019).

1.2.3. Procesamiento de datos

Durante esta fase se ejecutan actividades relacionadas con limpieza, validación, integración y transformación de datos, con el propósito de mejorar la calidad de la información.

Las arquitecturas Big Data modernas utilizan modelos de procesamiento distribuido, permitiendo que múltiples recursos computacionales trabajen simultáneamente sobre grandes conjuntos de información, este enfoque mejora significativamente la capacidad analítica y permite gestionar volúmenes de datos. El procesamiento constituye la base para la implementación de modelos estadísticos, algoritmos de aprendizaje automático y herramientas de inteligencia artificial, ampliando las posibilidades de análisis y generación de conocimiento organizacional (Singh & Reddy, 2022).

1.2.4. Consumo y explotación de la información

La etapa final corresponde a la presentación de resultados mediante reportes, indicadores y herramientas de visualización. Su objetivo es facilitar la interpretación de la información y apoyar la toma de decisiones. A través de plataformas de inteligencia de negocios, los resultados analíticos se transforman en información comprensible para distintos usuarios, favoreciendo la identificación de oportunidades, riesgos y tendencias relevantes para la organización.

1.3. Tecnologías para la gestión de datos masivos

El crecimiento de los ecosistemas digitales ha impulsado la adopción de tecnologías especializadas para gestionar grandes volúmenes de datos de forma eficiente. Estas herramientas constituyen el soporte operativo de las arquitecturas Big Data. La selección adecuada de tecnologías resulta

fundamental para garantizar que los datos puedan transformarse en información útil para la toma de decisiones y la generación de valor organizacional.

Las arquitecturas modernas combinan diferentes tecnologías que cumplen funciones específicas dentro del ciclo de vida de los datos. De acuerdo con Erl et al. (2021), herramientas como Apache Kafka, Apache NiFi, Data Lakes y Apache Spark desempeñan un papel fundamental en la construcción de soluciones analíticas escalables. La Tabla 4 presenta sus principales funciones y beneficios.

Tabla 4.
Principales tecnologías utilizadas en arquitecturas Big Data

Tecnología	Función Principal	Beneficio Principal
Apache Kafka	Captura e integración de datos en tiempo real	Procesamiento continuo de eventos
Apache NiFi	Automatización de flujos de datos	Integración y trazabilidad
Data Lake	Almacenamiento centralizado de datos	Flexibilidad para múltiples formatos
Apache Spark	Procesamiento distribuido de grande volúmenes de datos	Análisis eficiente de grandes volúmenes de datos

Nota: Adaptado de Apache Software Foundation (2024).

Apache Kafka es una plataforma orientada a la captura y transmisión de datos en tiempo real, ampliamente utilizada en entornos Big Data por su capacidad para gestionar grandes volúmenes de eventos provenientes de múltiples fuentes (Shapira et al., 2021). Apache NiFi, por su parte, permite la trazabilidad de datos, automatización de procesos de integración y la administración de flujos de información. Estas características contribuyen a mejorar la calidad de datos y fortalecer los mecanismos de gobierno de información dentro de las organizaciones (Apache Software Foundation, 2024).

Los Data Lakes son repositorios diseñados para almacenar grandes volúmenes de datos; ofrece la posibilidad de conservar información estructurada, semiestructurada y no estructurada dentro de su mismo entorno; actualmente constituyen uno de los componentes más importantes de las arquitecturas Big Data debido a su capacidad para consolidar información procedente de múltiples sistemas(Madera & Laurent, 2019).

Apache Spark completa el ecosistema como plataforma de procesamiento distribuido para ejecutar análisis a gran escala, incluyendo proyectos de analítica avanzada y aprendizaje automático, esta herramienta permite desarrollar análisis descriptivos, predictivos y modelos de aprendizaje automático sobre conjuntos masivos de información (Singh & Reddy, 2022).

La computación en la nube ofrece capacidades de almacenamiento adaptables a diferentes necesidades organizacionales. Esta flexibilidad permite gestionar el crecimiento de los datos de

manera eficiente y facilita la implementación de arquitecturas analíticas escalables (Erl, Khattak, & Buhler, 2021). Además, la computación en la nube, ha permitido que distintas organizaciones desarrollen iniciativas de transformación digital basadas en datos.

1.4. Analítica de datos para la toma de decisiones

La analítica de datos comprende el conjunto de técnicas y procesos orientados a examinar, interpretar y modelar datos con el propósito de apoyar la toma de decisiones basada en evidencia (Davenport & Bean, 2022). El desarrollo de tecnologías Big Data ha ampliado estas posibilidades, permitiendo procesar información de múltiples fuentes y generar conocimientos con diferentes niveles de complejidad.

Según Davenport y Harris (2017), la analítica puede clasificarse en cuatro niveles de madurez, presentados en la Tabla 5. A medida que las capacidades analíticas avanzan, aumenta la posibilidad de transformar información en conocimiento estratégico capaz de generar ventajas competitivas.

Tabla 5.

Evolución de la analítica de datos

Tipo de analítica	Pregunta que busca responder	Resultado Principal
Descriptiva	¿Qué ocurrió?	Reportes e indicadores
Diagnóstica	¿Por qué ocurrió	Identificación de causas
Predictiva	¿Qué podría ocurrir?	Pronósticos y tendencias
Prescriptiva	¿Qué debería hacerse?	Recomendaciones de acción

Nota: Adaptado de *The Data-Driven Organization* (Davenport & Bean, 2022)

La analítica descriptiva se orienta a responder la pregunta “¿qué ocurrió?”. Su finalidad consiste en resumir información histórica mediante reportes, indicadores y visualizaciones que permitan comprender el desempeño de una organización y monitorear su evolución en el tiempo (Provost & Fawcett, 2014); la analítica trata de explicar las causas que originan determinados resultados o comportamientos identificados previamente en el análisis descriptivo. Para ello utiliza técnicas de análisis estadístico, segmentación de datos y exploración de relaciones entre variables. Este enfoque facilita la identificación de patrones y causas que influyen en una situación específica y facilitando la toma de decisiones fundamentadas (Kiron et al., 2022).

La analítica predictiva emplea datos históricos y modelos analíticos para estimar comportamientos futuros; utiliza técnicas estadísticas, algoritmos de aprendizaje automático y herramientas de inteligencia artificial que permiten anticipar tendencias, proyectar demanda, identificar riesgos y reducir la incertidumbre asociada a los procesos de planificación y toma de decisiones (Shmueli & Koppius, 2012). La analítica constituye el nivel más avanzado de madurez analítica. Su propósito consiste en recomendar acciones específicas para alcanzar determinados objetivos mediante

técnicas de optimización, simulación y evaluación de escenarios, apoyando decisiones más efectivas y alineadas con la estrategia organizacional (Delen & Ram, 2022).

Las organizaciones orientadas a los datos utilizan estos niveles de analítica de forma complementaria para respaldar decisiones en distintos ámbitos, desde actividades operativas hasta procesos de planificación estratégica. Este enfoque promueve una cultura organizacional basada en evidencia y fortalece la capacidad de anticipación ante los cambios del entorno.

1.5. Diseño de estrategias Big Data orientadas al negocio

La implementación de tecnologías Big Data no garantiza por sí sola la generación de valor para las organizaciones. Para aprovechar el potencial de los datos es necesario definir estrategias que integren las capacidades tecnológicas con los objetivos del negocio. De acuerdo con Kane et al. (2019), las organizaciones que obtienen mejores resultados en sus iniciativas basadas en datos son aquellas que complementan la tecnología con liderazgo, cambios organizacionales y una cultura orientada al uso estratégico de la información.

Una estrategia Big Data efectiva requiere integrar cuatro dimensiones fundamentales:

- **Gobierno de datos:** Entendido como el conjunto de políticas, procesos y responsabilidades orientados a asegurar que los datos sean precisos, consistentes, accesibles y seguros (Ladley, 2020), el gobierno de datos contribuye al cumplimiento de normativas relacionadas con privacidad, seguridad y protección de la información, aspectos cada vez más relevantes en los procesos de transformación digital.
- **Indicadores y métricas:** constituyen herramientas fundamentales para medir el desempeño organizacional y monitorear el cumplimiento de objetivos, permiten transformar datos en información comprensible para los responsables de la toma de decisiones, facilitan el seguimiento de resultados, la identificación de tendencias y la evaluación de oportunidades de mejora. Dependiendo de las necesidades de la organización, los indicadores pueden orientarse al monitoreo de procesos, desempeño financiero, experiencia del cliente, eficiencia operativa o cumplimiento estratégico (Bean, 2023).
- **Cultura organizacional orientada a los datos:** Una cultura basada en datos promueve la toma de decisiones fundamentada en evidencia, fomenta la colaboración entre áreas y facilita la generación de conocimiento organizacional. Este enfoque impulsa la adopción de prácticas analíticas en diferentes niveles de la organización y contribuye a fortalecer la capacidad de adaptación frente a cambios del entorno (Kiron & Shockley, 2023).
- **Alineación con los objetivos estratégicos del negocio:** Garantiza que las iniciativas de datos respondan a necesidades reales y generen valor tangible para la organización.

La integración de estas dimensiones permite transformar los datos en un recurso estratégico que contribuye a la transformación digital y al logro de los objetivos empresariales. La Figura 2 muestra cómo los datos generan valor a medida que son procesados, analizados e incorporados en los procesos de decisión. Este proceso constituye el fundamento de las estrategias Big Data orientadas al negocio.

Figura 2.*Transformación de datos en valor empresarial*

1.6. Aplicación de una estrategia Big Data para el análisis de expansión de Mercado Libre en Ecuador

Se desarrolla a continuación una propuesta de arquitectura Big Data orientada a evaluar la viabilidad de expansión de Mercado Libre en el mercado ecuatoriano. Esta propuesta constituye un ejercicio planteado como un modelo de referencia para la toma de decisiones basada en datos.

1.6.1. Contexto y problemática de negocio

Mercado Libre se ha consolidado como una de las principales plataformas de comercio electrónico de América Latina, con operaciones en países como Argentina, México, Brasil, Colombia, Chile y Perú. Sin embargo, a pesar del crecimiento sostenido del comercio electrónico en Ecuador, la plataforma no cuenta aún con una operación formal en el país.

La ausencia de presencia operativa en Ecuador no responde únicamente a limitaciones logísticas o regulatorias, sino principalmente a la falta de información estructurada, confiable y actualizada sobre el mercado local. Ecuador presenta características que lo convierten en un mercado emergente atractivo: crecimiento en la penetración de internet, expansión de servicios financieros digitales y una población joven con hábitos de consumo orientados al entorno digital. Sin embargo, estos indicadores macroeconómicos no son suficientes para fundamentar decisiones estratégicas de inversión.

El principal desafío radica en la dispersión de la información: los datos relevantes para este tipo de análisis se encuentran distribuidos en distintas fuentes que incluyen organismos gubernamentales, plataformas digitales, redes sociales y sistemas de información especializados. Esta situación dificulta la obtención de una visión integral del mercado y limita la capacidad de identificar patrones, tendencias y oportunidades de negocio.

1.6.2. Diseño de la solución Big Data propuesta

Para abordar la problemática descrita, se propone una arquitectura Big Data que integre información procedente de fuentes demográficas, económicas, logísticas y digitales dentro de un entorno único de análisis. La arquitectura contempla un flujo integral de gestión de datos estructurado en cuatro componentes principales: ingesta, almacenamiento, procesamiento, análisis de datos.

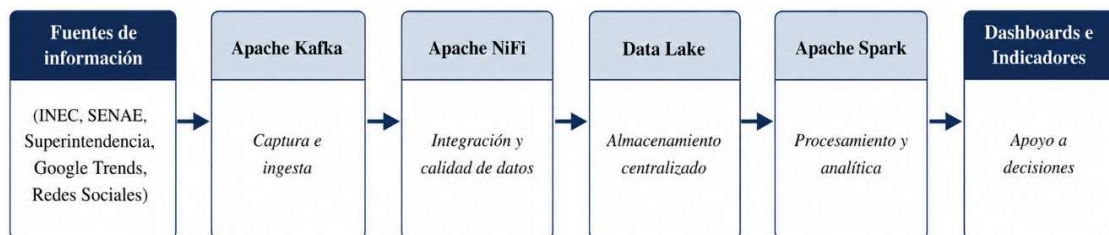
La ingesta de información se realizaría mediante Apache Kafka, que recibiría datos en tiempo real desde APIs públicas (INEC, SENA, Superintendencia de Bancos), redes sociales, tendencias de búsqueda y registros transaccionales simulados basados en patrones históricos de Mercado Libre en otros países. Apache NiFi gestionaría los procesos de transformación, validación y organización de la información, garantizando que los datos cumplan criterios mínimos de calidad antes de ser almacenados.

La información procesada se consolidaría en un Data Lake implementado sobre infraestructura cloud, que permitiría almacenar datos estructurados y no estructurados dentro de un repositorio centralizado y escalable. Sobre esta base, Apache Spark actuaría como motor de procesamiento analítico, permitiendo ejecutar modelos de predicción de demanda, segmentación geográfica y socioeconómica, análisis de comportamiento de consumidores y simulaciones de retorno sobre la inversión. Los resultados serían visualizados a través de dashboards desarrollados en Power BI o Tableau, facilitando la evaluación de escenarios de expansión para el mercado ecuatoriano.

La Figura 3 presenta la arquitectura propuesta, mostrando el flujo de datos desde las fuentes de origen hasta las capas de análisis y visualización.

Figura 3.

Arquitectura Big Data propuesta para el análisis de expansión de Mercado Libre en Ecuador



1.6.3. Plan de implementación de la solución propuesta

La arquitectura propuesta requeriría un proceso de implementación estructurado en seis fases secuenciales, con una duración estimada de seis meses. La Tabla 6 detalla las actividades principales, herramientas y responsables de cada fase.

Tabla 6.

Fases para la implementación de una solución Big Data

Fase	Actividades Principales	Herramientas Clave	Responsables
Diseño de arquitectura	Definir requerimientos y arquitectura de la solución	Lucidchart, Google Docs	Líder de proyecto y arquitecto de datos.

Infraestructura tecnológica	Implementar entorno Big Data	Apache Kafka, Apache NiFi, Google Cloud / AWS	Ingeniero de datos y administrador cloud.
Integración de datos	Consolidar y transformar información	Apache NiFi, Kafka, Python	Ingeniero de datos y analista de datos.
Analítica avanzada	Desarrollar modelos predictivos y de segmentación	Apache Spark, Python, Jupyter	Científico de datos y analista de negocio.
Visualización	Construir dashboards ejecutivos	Power BI, Tableau	Analista de negocio y diseñador UX.
Validación	Verificar resultados y documentar la solución	Herramientas implementadas en fases previas	Equipo del proyecto.

La primera fase comprendería la definición de requerimientos y el diseño conceptual de la arquitectura. La segunda, la configuración de la infraestructura tecnológica en entorno cloud. La tercera, el desarrollo de los flujos de integración y transformación de datos desde las fuentes identificadas. La cuarta, la implementación de modelos analíticos y predictivos orientados a estimar demanda potencial, segmentar el mercado geográficamente y evaluar escenarios de expansión. Las fases quinta y sexta contemplarían la construcción de dashboards ejecutivos y la validación de la coherencia de la propuesta.

La participación coordinada de especialistas en arquitectura de datos, ingeniería de datos, ciencia de datos y análisis de negocio sería indispensable para la ejecución de este plan. La estructura por fases permitiría reducir riesgos de implementación y asegurar que los resultados generados respondan a los objetivos estratégicos del proyecto.

1.6.4. Valor estratégico de la propuesta

La arquitectura propuesta permitiría abordar el proceso de evaluación de expansión desde una perspectiva basada en evidencia. A diferencia de los enfoques tradicionales, sustentados principalmente en estudios de mercado puntuales, esta propuesta integra múltiples fuentes de datos para construir una visión más completa de las condiciones del mercado ecuatoriano.

De implementarse, la solución facilitaría evaluar variables relacionadas con el tamaño potencial del mercado, el nivel de adopción digital de los consumidores, las categorías de productos con mayores oportunidades de crecimiento y las condiciones logísticas requeridas para la operación. La generación de escenarios prospectivos permitiría estimar el comportamiento esperado de distintas variables bajo diferentes supuestos, contribuyendo a reducir la incertidumbre asociada a la entrada en nuevos mercados.

Adicionalmente, la arquitectura diseñada es replicable en otros países donde Mercado Libre evalúe su expansión, lo que amplía su valor estratégico más allá del caso ecuatoriano. La documentación técnica, los modelos analíticos y los flujos de datos propuestos pueden adaptarse a distintos contextos, consolidando este diseño como un modelo de referencia para el análisis geográfico y comercial basado en datos.

La propuesta evidencia que una estrategia Big Data bien diseñada no se limita a la selección de herramientas tecnológicas, sino que requiere integrar gobierno de datos, analítica avanzada y alineación con los objetivos del negocio. Los componentes descritos (Apache Kafka, Apache NiFi, Data Lake y Apache Spark) conforman una arquitectura coherente con las necesidades de análisis identificadas, y la estructura de implementación propuesta ofrece una hoja de ruta clara para su eventual ejecución.

2. CAPÍTULO II: PROCESAMIENTO Y VISUALIZACIÓN DE DATOS PARA LA TOMA DE DECISIONES EMPRESARIALES

2.1. Importancia del procesamiento y visualización de datos

La transformación digital ha incrementado significativamente la cantidad de información disponible para las organizaciones. Sin embargo, la existencia de grandes volúmenes de datos no garantiza por sí sola una mejora en la toma de decisiones: el verdadero valor surge cuando los datos son procesados, analizados e interpretados para generar información útil que contribuya al logro de los objetivos organizacionales.

El procesamiento de datos comprende el conjunto de actividades orientadas a transformar datos dispersos en información estructurada y susceptible de análisis. Según Davenport y Bean (2023), las organizaciones que desarrollan capacidades analíticas avanzadas presentan mayores niveles de productividad, innovación y competitividad, al sustentar sus decisiones en evidencia objetiva. Por su parte, la visualización de datos facilita la comprensión de los resultados mediante representaciones gráficas que permiten identificar tendencias, patrones y comportamientos relevantes. De acuerdo con Cairo (2019), las visualizaciones actúan como un puente entre los datos y la toma de decisiones, transformando información compleja en conocimiento accesible para distintos niveles de la organización. Esta capacidad resulta especialmente importante en entornos empresariales donde las decisiones deben adoptarse con rapidez y sustentarse en información confiable.

La relevancia de la visualización de datos radica en que las personas procesan la información visual más rápido que la información textual. Los gráficos, mapas, diagramas e indicadores permiten identificar patrones que podrían pasar desapercibidos en reportes convencionales, facilitando la comprensión de información compleja y mejorando la calidad de las decisiones.

Desde una perspectiva organizacional, el procesamiento y la visualización de datos contribuyen a fortalecer la cultura data-driven, caracterizada por el uso sistemático de información para orientar la

gestión empresarial. Este enfoque promueve que las decisiones estratégicas, tácticas y operativas se fundamenten en evidencia cuantificable, mejorando la capacidad de respuesta frente a cambios del entorno. Asimismo, facilita la democratización de la información al permitir que diferentes áreas de la organización accedan a indicadores relevantes para sus funciones.

La Tabla 7 presenta los niveles mediante los cuales los datos evolucionan desde registros aislados hasta convertirse en un recurso capaz de generar valor organizacional.

Tabla 7.

Evolución de los datos hacia la generación de valor empresarial

Nivel	Descripción	Resultado
Datos	Registros sin procesar	Información aislada
Información	Datos organizados	Comprensión de hechos
Conocimiento	Interpretación de la información	Aprendizaje organizacional
Inteligencia	Aplicación del conocimiento para apoyar decisiones	Ventaja competitiva
Valor	Impacto en resultados organizacionales	Crecimiento y sostenibilidad

Nota: Adaptado de Davenport & Bean (2023)

La generación de valor depende de la capacidad de las organizaciones para transformar los datos en información, conocimiento e inteligencia aplicable a los procesos de decisión. Esta evolución constituye la base de las estrategias analíticas modernas y del aprovechamiento efectivo de la información disponible.

2.2. Principios fundamentales de la visualización de datos

La efectividad de una visualización depende de su capacidad para comunicar información de manera clara y precisa. Un diseño adecuado facilita la comprensión de los resultados y contribuye a que los usuarios identifiquen rápidamente patrones, tendencias y hallazgos relevantes. (Cairo, 2019).

Entre los principios más importantes para la visualización de datos, se encuentra la simplicidad. Las visualizaciones deben eliminar elementos innecesarios que puedan distraer la atención del usuario y concentrarse en comunicar la información esencial. La sobrecarga visual puede dificultar la identificación de patrones relevantes y reducir la efectividad del análisis (Knaflitz, 2015). En la Tabla 8 se resume los siete principios que orientan el diseño de visualizaciones orientadas a la toma de decisiones.

Tabla 8.*Principios de una visualización efectiva*

Principio	Descripción
Simplicidad	Eliminar elementos visuales innecesarios.
Claridad	Facilitar la comprensión inmediata de la información.
Consistencia	Mantener criterios visuales uniformes.
Precisión	Representar los datos de forma fiel y objetiva.
Relevancia	Destacar únicamente la información importante.
Accesibilidad	Facilitar la interpretación por distintos tipos de usuarios.

Nota: Adaptado de *Information Dashboard Design: Displaying Data for At-a-Glance Monitoring* (Few, 2020).

Estos principios no son independientes entre sí: su aplicación conjunta determina si una visualización cumple su propósito de facilitar la comprensión y apoyar decisiones, o si se convierte en un obstáculo para el análisis. En entornos organizacionales, su observancia resulta especialmente relevante cuando los destinatarios de la información no tienen formación técnica especializada.

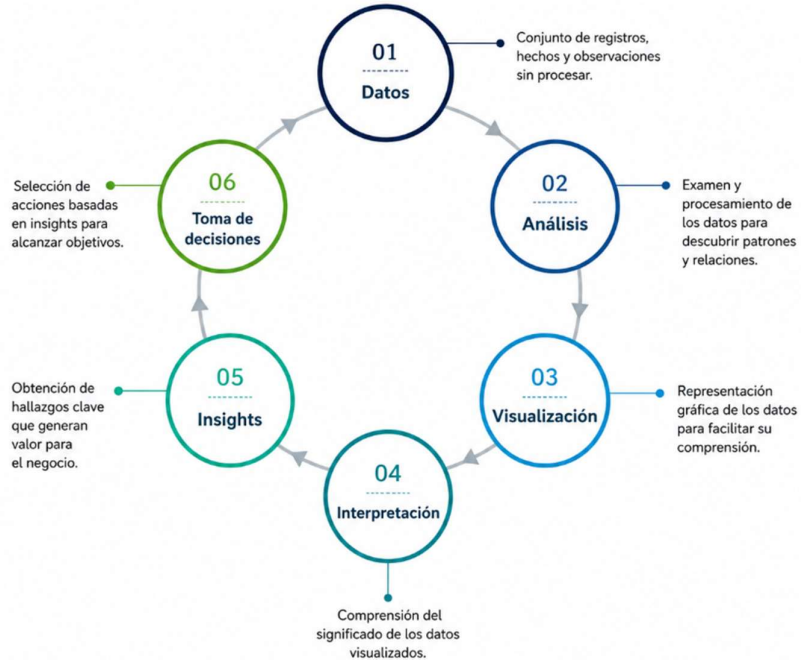
2.3. Storytelling con datos

La visualización de datos ha evolucionado desde la simple representación gráfica hacia enfoques orientados a la comunicación estratégica. En este contexto surge el concepto de storytelling con datos, entendido como la integración de información cuantitativa, elementos visuales y contexto narrativo para comunicar hallazgos de manera clara y comprensible. Según Knaflitz (2015), una narrativa basada en datos debe explicar qué está ocurriendo, por qué sucede y cuáles son las posibles implicaciones para la organización, transformando resultados analíticos en mensajes accesibles para distintos tipos de usuarios.

Una de las aplicaciones más extendidas de este enfoque son los dashboards, que integran indicadores, gráficos y tendencias en un único entorno de consulta. Su objetivo es presentar información de forma estructurada para facilitar el monitoreo del desempeño organizacional y la toma de decisiones basada en datos. Según Few (2020), un dashboard efectivo debe priorizar la claridad y la relevancia, evitando la sobrecarga visual y facilitando la interpretación por parte de usuarios con distintos perfiles. La Figura 4 ilustra como los datos en bruto atraviesan etapas de análisis, visualización e interpretación hasta convertirse en insights que fundamentan decisiones. El storytelling opera precisamente en las etapas de visualización e interpretación, conectando los resultados analíticos con la comprensión humana.

Figura 4.

Ciclo de valor del dato: de los datos a la toma de decisiones

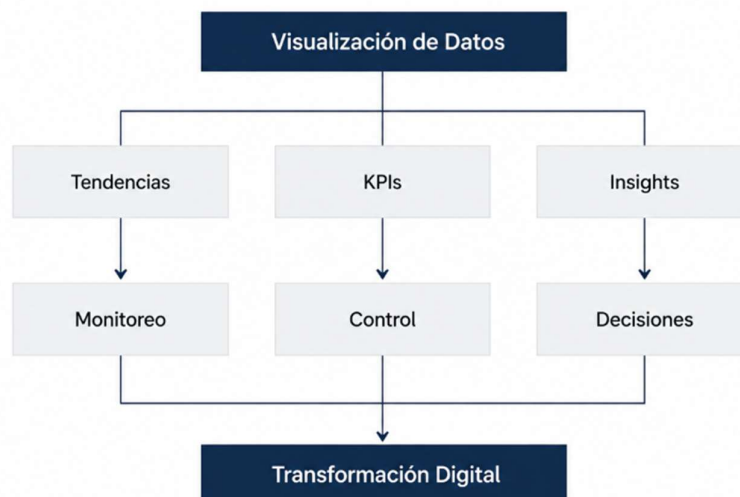


Nota: Adaptado de (Knaflic, 2015)

La combinación de storytelling y dashboards permite que los resultados del análisis de datos sean no solo comprensibles, sino también accionables: el usuario no solo entiende qué ocurrió, sino qué decisiones puede tomar a partir de esa información.

2.4. Aplicaciones de la visualización de datos en la gestión empresarial

La visualización de datos tiene aplicaciones en diversos ámbitos organizacionales. Su utilización permite identificar patrones, monitorear indicadores y comunicar hallazgos de manera efectiva, contribuyendo a una gestión basada en evidencia. La Figura 5 ilustra cómo la visualización actúa como puente entre la información y la transformación digital a través de tres dimensiones complementarias.

Figura 5.*Aplicaciones de la visualización de datos en la gestión empresarial*

El análisis de tendencias permite reconocer cambios, relaciones y variaciones en el comportamiento de los datos que difícilmente podrían detectarse mediante la revisión de tablas numéricas, habilitando el monitoreo continuo del entorno organizacional. Los KPIs traducen grandes volúmenes de información en indicadores concretos y comparables que facilitan el control del desempeño y la detección oportuna de desviaciones respecto a los objetivos definidos. Finalmente, la generación de insights convierte los hallazgos analíticos en conocimiento accionable que fundamenta decisiones estratégicas. La integración de estas tres dimensiones (monitoreo, control y decisiones) es lo que permite que la visualización de datos se convierta en un habilitador real de la transformación digital de las organizaciones.

2.5. Aplicación de técnicas de visualización: análisis del turismo y la desigualdad económica en Ecuador

Se desarrolló un ejercicio de aplicación práctica cuyo propósito fue ilustrar la utilidad de las técnicas de procesamiento y visualización de datos para identificar patrones y tendencias en información socioeconómica real.

2.5.1. Contexto y objeto de análisis

El turismo constituye una actividad económica con capacidad para generar empleo, dinamizar sectores productivos y promover el desarrollo regional. En el contexto ecuatoriano, el comportamiento del turismo ha experimentado variaciones importantes entre 2003 y 2024 como resultado de factores económicos, sociales y sanitarios. Paralelamente, los niveles de desigualdad económica, medidos a través del coeficiente de Gini, han mostrado cambios que reflejan la evolución de las condiciones socioeconómicas del país.

El análisis buscó explorar el comportamiento conjunto de ambas variables mediante herramientas de visualización de datos. El propósito no fue establecer relaciones causales, sino identificar patrones, tendencias y posibles asociaciones que permitieran ejemplificar la utilidad de las técnicas visuales para el análisis de información socioeconómica y apoyar la formulación de hipótesis para investigaciones posteriores.

2.5.2. Preparación y procesamiento de los datos

La información utilizada correspondió a registros históricos del número de turistas extranjeros que ingresaron a Ecuador y a los niveles de desigualdad medidos por el coeficiente de Gini, obtenidos de fuentes oficiales como el Ministerio de Turismo del Ecuador y el Banco Mundial. Los datos fueron consolidados en una base única, revisados para identificar inconsistencias o valores faltantes, y organizados asegurando la correspondencia temporal entre ambas variables. Esta etapa de preparación resultó fundamental, ya que la confiabilidad de las visualizaciones depende directamente de la calidad del conjunto de datos utilizado. La Figura 6 resume el proceso seguido.

Figura 6.

Proceso de preparación y procesamiento de datos para el análisis



2.5.3. Diseño de las visualizaciones para el análisis exploratorio

Una vez preparados los datos, se construyeron dos visualizaciones complementarias: un gráfico de burbujas y un gráfico de líneas doble eje. La selección de estos tipos de gráfico respondió a la necesidad de analizar las variables desde perspectivas distintas:

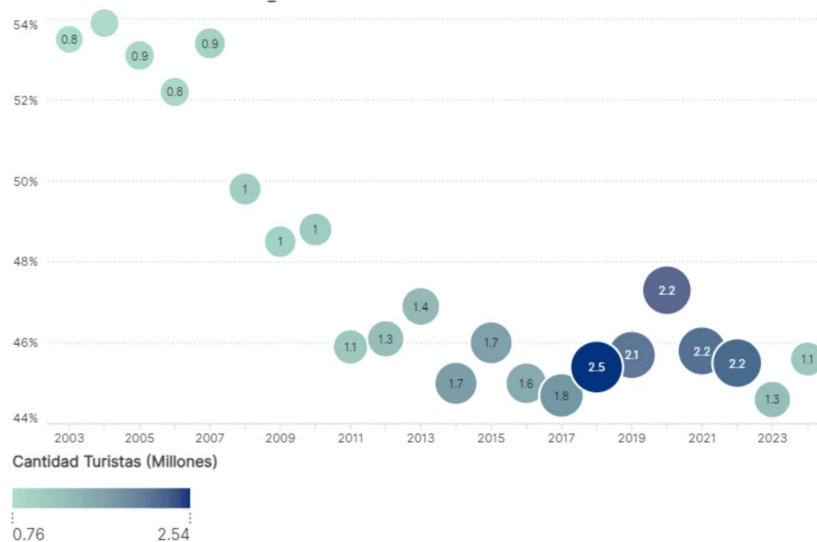
- El gráfico de burbujas permite observar simultáneamente la magnitud del turismo y el valor del índice de desigualdad en cada año
- El gráfico de líneas doble eje facilita el análisis de la evolución temporal de ambas variables y la identificación de períodos de cambio significativo.

La Figura 7 se presenta el gráfico de burbujas realizado en donde se evidencia una relación inversa entre el ingreso de turistas extranjeros y los niveles de desigualdad. Durante el período 2003–2007, Ecuador registró índices de Gini superiores al 52 % con menos de un millón de visitantes anuales. A partir de 2010, el crecimiento sostenido del turismo receptivo coincidió con una reducción progresiva del coeficiente de Gini, que llegó a niveles cercanos al 45 % durante el período de mayor afluencia turística que fue en los años 2016 a 2019. Este comportamiento sugiere una posible

asociación entre el fortalecimiento de la actividad turística y la mejora en ciertos indicadores de equidad, vinculada al impacto del turismo en la generación de empleo, el impulso a las MIPYMES y la dinamización de economías locales.

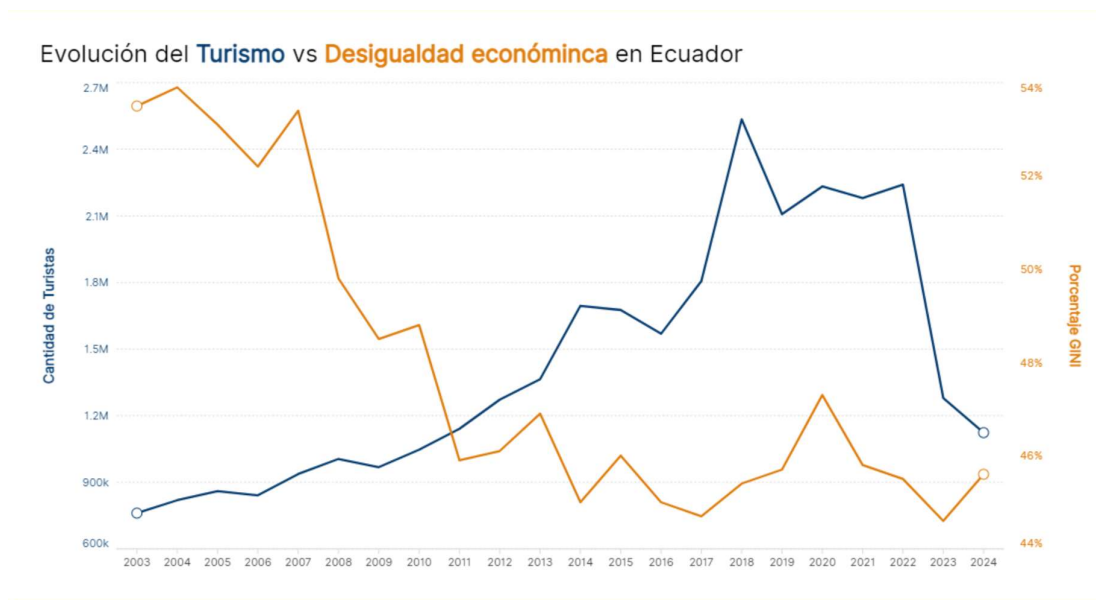
Figura 7.

Relación entre turismo extranjero e índice de desigualdad económica



El gráfico de líneas, representado en la Figura 8 complementa este análisis al mostrar la evolución temporal de ambas variables entre 2003 y 2024. Se observa una tendencia creciente en el número de turistas hasta 2018, año en que se alcanzó el pico de aproximadamente 2,5 millones de visitantes, impulsado en parte por estrategias de promoción internacional como la campaña "All You Need Is Ecuador" y la diversificación de la oferta turística. La desigualdad, por su parte, mostró una tendencia general decreciente durante ese mismo período, pasando de valores superiores al 53 % a niveles cercanos al 45 %.

El punto de quiebre más visible ocurre en 2020, cuando la pandemia de COVID-19 provocó una caída abrupta en el flujo turístico que coincidió con un repunte del Índice de Gini, lo que refuerza la hipótesis de que la contracción del turismo tiene un efecto negativo sobre la distribución del ingreso. Los años 2023–2024 muestran una recuperación parcial del turismo, aunque sin alcanzar los niveles previos a la pandemia, y sin que la desigualdad mejore al mismo ritmo, lo que indica que otros factores estructurales también inciden en la distribución del ingreso.

Figura 8.*Evolución temporal de las variables analizadas*

2.5.4. Hallazgos identificados mediante la visualización de datos

El análisis conjunto de ambas visualizaciones permitió identificar que los períodos de mayor crecimiento turístico coinciden con niveles relativamente bajos de desigualdad económica, y que los eventos de contracción como la pandemia o el aumento de la inseguridad interna tienen un efecto visible en ambas variables. Aunque la naturaleza exploratoria del ejercicio no permite afirmar causalidad, sí posibilita identificar comportamientos concurrentes que pueden servir como punto de partida para análisis más rigurosos.

Desde una perspectiva metodológica, el ejercicio evidenció que la selección del tipo de gráfico incide directamente en qué aspectos de los datos resultan visibles. El gráfico de burbujas fue útil para explorar la asociación entre variables en un momento dado; el de líneas, para analizar la evolución y detectar rupturas en las tendencias. Esta complementariedad ilustra un principio central de la visualización efectiva: ningún tipo de gráfico es universalmente superior; la elección debe responder al propósito analítico específico.

Finalmente, el ejercicio demostró que las herramientas de visualización no son solo mecanismos de presentación, sino instrumentos de análisis: permiten identificar patrones que difícilmente emergerían de la revisión de tablas numéricas, y facilitan la comunicación de hallazgos complejos a distintos tipos de audiencias, incluyendo responsables de decisiones sin formación técnica especializada.

El procesamiento y la visualización de datos constituyen capacidades complementarias que permiten transformar información en conocimiento útil para la gestión organizacional. Los principios

teóricos presentados como simplicidad, claridad, relevancia, storytelling encontraron expresión concreta en el ejercicio aplicado, donde la elección deliberada de los tipos de visualización y la calidad del procesamiento previo determinaron la riqueza de los hallazgos obtenidos. El capítulo siguiente profundiza en las técnicas de analítica avanzada que permiten extender este tipo de análisis exploratorio hacia modelos predictivos y prescriptivos con mayor capacidad de soporte para la toma de decisiones estratégicas.

3. CAPÍTULO III: COMPETITIVIDAD Y TRANSFORMACIÓN DIGITAL

3.1. Competitividad organizacional en la era digital

La competitividad organizacional ya no se define únicamente por el acceso a recursos físicos o financieros. En un entorno donde los mercados cambian con rapidez y la tecnología redefine las reglas del juego. Lo que distingue a las organizaciones que crecen de las que se estancan es su capacidad para aprovechar la información, innovar con agilidad y tomar decisiones fundamentadas en datos.

Según Verhoeve et al. (2021), las organizaciones que desarrollan capacidades digitales avanzadas logran responder con mayor rapidez a los cambios del entorno, incrementar su capacidad de innovación y fortalecer sus niveles de productividad. Esta situación ha llevado a que la transformación digital sea considerada una prioridad estratégica en múltiples sectores económicos, especialmente en aquellos donde la velocidad de adaptación constituye un factor determinante para la supervivencia empresarial.

En este contexto, la información se ha convertido en uno de los activos más valiosos para las organizaciones. La disponibilidad de grandes volúmenes de datos permite obtener una visión más profunda del comportamiento de clientes, mercados y procesos internos. Cuando estos datos son gestionados adecuadamente, pueden transformarse en conocimiento estratégico capaz de generar ventajas competitivas difíciles de replicar por otras organizaciones.

La pandemia de COVID-19 evidenció las capacidades digitales como factor de resiliencia organizacional. Aquellas empresas que habían avanzado en procesos de digitalización lograron adaptarse con mayor facilidad a las nuevas condiciones del mercado, manteniendo la continuidad de sus operaciones y fortaleciendo su relación con clientes y proveedores. Este escenario confirmó que la transformación digital no constituye únicamente una oportunidad de crecimiento, sino también un mecanismo para incrementar la capacidad de respuesta frente a situaciones de incertidumbre.

3.2. Transformación digital como estrategia empresarial

La transformación digital es un cambio en la forma en que una organización crea valor. No se trata de digitalizar lo que ya existe, sino de reevaluar procesos, modelos de negocio y relaciones con los clientes a partir de las posibilidades que ofrecen las tecnologías digitales. Como señala Vial (2019), implica cambios que afectan simultáneamente la estrategia, los procesos y la cultura organizacional, lo que la distingue

Uno de los errores más comunes consiste en confundir la transformación digital con la digitalización o la automatización. La digitalización se refiere principalmente a la conversión de información o procesos analógicos en formatos digitales, mientras que la automatización busca optimizar actividades mediante la utilización de tecnologías capaces de ejecutar tareas repetitivas con mínima intervención humana. Por su parte, la transformación digital implica una revisión integral de la estrategia organizacional y de la forma en que la empresa opera dentro de su entorno competitivo. La Tabla 9 resume sus diferencias.

Tabla 9.

Diferencias entre digitalización, automatización y transformación digital

Concepto	Característica Principal	Alcance organizacional
Digitalización	Conversión de información física a digital	Operativo
Automatización	Ejecución automática de tareas y procesos	Táctico
Transformación Digital	Rediseño integral del modelo de negocio	Estratégico

Nota: Adaptado de *Understanding digital transformation: A review and a research agenda* (Vial, 2019).

La distinción importa porque define el alcance de los cambios necesarios. Una organización puede digitalizar sus formularios o automatizar su proceso de pagos sin transformarse digitalmente. La transformación real ocurre cuando la tecnología cambia la lógica de cómo se compete, cómo se sirve al cliente y cómo se toman las decisiones.

La incorporación de tecnologías emergentes ha permitido el surgimiento de nuevas formas de generación de valor basadas en plataformas digitales, ecosistemas colaborativos y servicios personalizados (Nambisan et al, 2017). Empresas de distintos sectores han modificado sus esquemas tradicionales para adaptarse a un entorno donde la información y la conectividad constituyen recursos estratégicos para la innovación y el crecimiento sostenible.

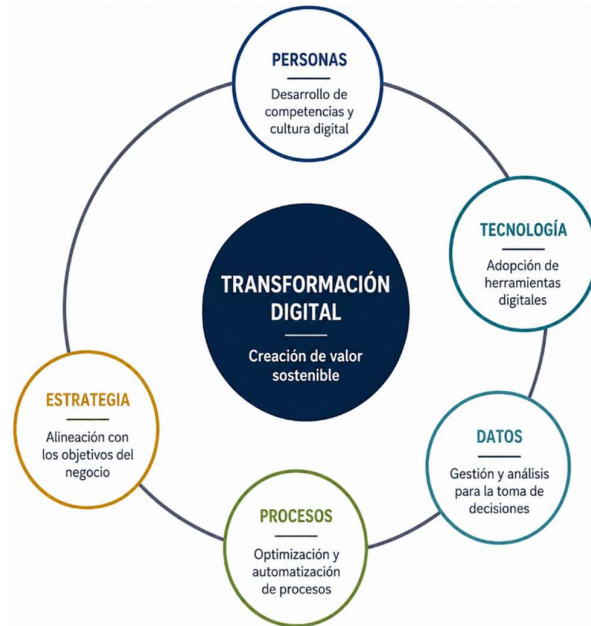
Dentro de este proceso, el liderazgo organizacional adquiere una relevancia particular, los proyectos de transformación digital tienen mayores probabilidades de éxito cuando cuentan con el compromiso activo de la alta dirección. Los líderes desempeñan un papel fundamental en la definición de la visión estratégica, la asignación de recursos y la promoción de una cultura orientada a la innovación y al cambio continuo (Kane et al., 2019).

La integración de estos elementos puede comprenderse a través de cinco dimensiones que consolidan la transformación digital como sistema, tal como ilustra la Figura 9. Las personas son el punto de partida: sin el desarrollo de competencias digitales y una cultura orientada al cambio, ninguna tecnología genera el impacto esperado. La tecnología habilita las nuevas formas de operar. Los datos se convierten en el activo estratégico central. Los procesos deben rediseñarse para aprovechar las capacidades tecnológicas disponibles. Finalmente, la estrategia alinea todas estas

dimensiones con los objetivos del negocio, garantizando que la transformación genere valor sostenible y no solo modernización tecnológica.

Figura 9.

Dimensiones de la transformación digital



Nota: Adaptado de *Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda* (Verhoef et al., 2021).

3.3. Madurez digital y herramientas de diagnóstico organizacional

La madurez digital puede definirse como el grado en que una organización integra tecnologías, capacidades analíticas, cultura organizacional y prácticas de gestión dentro de una estrategia orientada a la generación de valor mediante el uso de herramientas digitales. Una organización digitalmente madura no solo implementa tecnología, sino que desarrolla capacidades que le permiten innovar, adaptarse rápidamente a los cambios del entorno y tomar decisiones basadas en datos (Vial, 2019).

La evaluación de la madurez digital permite identificar fortalezas, debilidades y oportunidades de mejora dentro de la organización. Este diagnóstico constituye un insumo estratégico para definir prioridades de inversión, establecer planes de transformación y diseñar iniciativas alineadas con los objetivos institucionales.

Para realizar ese diagnóstico existen marcos de referencia. COBIT (Control Objectives for Information and Related Technologies) es un marco que permite evaluar qué tan bien gobernada está la tecnología dentro de una organización: si los procesos están definidos, si existe alineación entre la tecnología y los objetivos del negocio, y si los datos se gestionan como un activo estratégico (ISACA, 2019). Su escala de madurez va del Nivel 0 al Nivel 5, tal como muestra la Tabla 10.

Tabla 10.*Niveles de madurez digital según COBIT*

Nivel	Denominación	Descripción
0	Inexistente	No existen procesos definidos ni reconocimiento del problema
1	Inicial	Los procesos existen pero son inconsistentes
2	Gestionado	Los procesos siguen un patrón regular y existen métricas básicas
3	Definido	Los procesos están documentados, estandarizados y comunicados
4	Optimizado	Los procesos se miden, controlan y mejoran de forma continua
5	Innovador	Las mejores prácticas se aplican y comparten; innovación continua

Nota: Adaptado de *COBIT 2019 Framework: Introduction and Methodology* (ISACA, 2019).

La mayoría de las organizaciones de tamaño mediano se ubican entre los niveles 2 y 3, lo que significa que tienen procesos documentados pero aún no los han optimizado ni integrado plenamente con la estrategia del negocio. Avanzar hacia el Nivel 4 implica no solo mejorar la tecnología, sino fortalecer la gobernanza, los datos y la cultura organizacional.

Por otra parte, ITIL (Information Technology Infrastructure Library) constituye uno de los marcos de referencia más utilizados para la gestión de servicios tecnológicos. Su objetivo principal consiste en asegurar que los servicios de tecnología generen valor para los usuarios mediante procesos estandarizados, eficientes y orientados a la mejora continua (AXELOS, 2019). La adopción de prácticas alineadas con ITIL permite fortalecer la calidad de los servicios digitales, optimizar la gestión de incidentes, mejorar los niveles de disponibilidad tecnológica y garantizar una experiencia más satisfactoria para los usuarios.

Sin embargo, la madurez digital no depende exclusivamente de factores tecnológicos. Las capacidades organizacionales desempeñan un papel importante dentro de los procesos de transformación. Las organizaciones requieren desarrollar competencias relacionadas con liderazgo digital, gestión del cambio, innovación, trabajo colaborativo y análisis de datos para aprovechar plenamente el potencial de las tecnologías emergentes (Westerman et al., 2014).

En este contexto, el modelo de las 7S de McKinsey ofrece una visión integral para analizar la alineación organizacional. Este modelo sostiene que el desempeño de una organización depende de la interacción equilibrada entre siete elementos fundamentales, los cuales se detallan en la Tabla

11. La adecuada integración de estos componentes facilita la implementación de procesos de transformación y fortalece la capacidad de adaptación frente a entornos dinámicos.

Tabla 11.

Modelo de capacidades organizacionales para la transformación digital

Dimensión	Contribución a la transformación digital
Estrategia	Define la visión y objetivos digitales
Estructura	Facilita la coordinación y gobernanza
Sistemas	Soportan los procesos digitales
Habilidades	Permiten desarrollar competencias tecnológicas
Personal	Impulsa la adopción del cambio
Liderazgo	Promueve la innovación y la transformación
Valores	Fortalecen la cultura digital

Nota: Adaptado del modelo 7S de McKinsey (Waterman et al., 1980).

La integración de estas tres herramientas permite construir una visión multidimensional del nivel de preparación digital de una organización: no solo qué tecnologías tiene, sino qué tan bien las gobierna, con qué eficiencia las opera y si cuenta con las capacidades organizacionales para evolucionar de forma sostenida.

3.4. Diagnóstico de transformación digital de una institución financiera ecuatoriana

Con el propósito de aplicar los marcos presentados, se desarrolló un diagnóstico integral de competitividad y transformación digital sobre una institución financiera privada del Ecuador posicionada entre las diez principales por volumen de activos a nivel nacional.

La institución reconoció a partir de 2022 la necesidad de transformar su modelo operativo para responder al dinamismo del sector financiero, iniciando un proceso de transformación digital respaldado por consultoras internacionales. El diagnóstico buscó evaluar su nivel de preparación digital actual e identificar las brechas más urgentes de cerrar, aplicando de forma integrada los marcos COBIT, ITIL y las 7S de McKinsey, complementados con un análisis del entorno competitivo.

3.4.1. Resultados del diagnóstico de gobernanza tecnológica (COBIT 5)

La aplicación del marco COBIT 5 reveló que la institución se encuentra en un Nivel 3-Definido en sus principales procesos de gobierno de TI. Esto significa que dispone de procesos documentados y un plan estratégico formal, pero aún no ha alcanzado el nivel de optimización continua que exige un entorno competitivo de alta velocidad. La Tabla 12 detalla los resultados por principio evaluado.

Tabla 12.*Resultados del diagnóstico de gobernanza tecnológica (COBIT 5)*

Marco	Dimensión evaluada	Nivel de madurez	Hallazgo principal
Gobierno de TI	Alineación entre tecnología y objetivos del negocio (APO08)	3 – Definido	Procesos documentados pero sin optimización continua; gobernanza del dato débil
Seguridad	Gestión de seguridad y privacidad en cumplimiento de la LOPDP (EDM05)	3 – Definido	Marco de cumplimiento existente, sin herramientas de IA explicable (XAI)

El hallazgo más relevante de esta evaluación es que las brechas no están en la tecnología disponible, sino en cómo se gobierna el dato. La institución genera y almacena grandes volúmenes de información, pero carece de mecanismos robustos para garantizar su calidad, disponibilidad y uso estratégico. Avanzar desde el Nivel 3 hacia el Nivel 4 requiere fortalecer la gobernanza de la información como disciplina organizacional.

3.4.2. Resultados del diagnóstico de gestión de servicios (ITIL 4)

Desde la perspectiva de ITIL 4, la gestión de servicios tecnológicos se ubica en un Nivel 2- Gestionado, lo que evidencia que existen métricas operacionales básicas pero la capacidad de adaptación y personalización a escala aún no está desarrollada. La Tabla 13 presenta los indicadores evaluados y las brechas identificadas.

Tabla 13.*Resultados del diagnóstico de gestión de servicios (ITIL 4)*

Marco	Dimensión evaluada	Nivel de madurez	Hallazgo principal
Gestión de incidentes	Tiempo promedio de resolución de fallas en canales digitales (MTTR)	Gestionado	MTTR elevado impacta la percepción de calidad del servicio digital y el índice de satisfacción del cliente
Gestión de despliegue	Frecuencia de entrega de nuevas funcionalidades (capacidad DevOps)	Gestionado	Baja frecuencia de despliegue impide responder con agilidad a las demandas del mercado

Las brechas identificadas tienen consecuencias directas sobre la experiencia del cliente: un tiempo de resolución de incidentes elevado deteriora la percepción del servicio digital, y una baja frecuencia de actualización tecnológica impide que la institución responda con agilidad a las demandas del mercado, dejando espacio a competidores más ágiles

3.4.3. Resultados del diagnóstico de las 7S de McKinsey

Desde la perspectiva de las 7S de McKinsey, el diagnóstico evidenció que las brechas más críticas no son tecnológicas sino organizacionales. La Tabla 14 resume los hallazgos por dimensión evaluada.

Tabla 14.

Diagnóstico organizacional mediante el modelo 7S de McKinsey

Dimensión estructural	Dimensión cultural	Brecha identificada en la transformación digital
Estrategia	Valores compartidos	La estrategia institucional no ha incorporado plenamente el dato como activo central. Se requiere migrar hacia un enfoque digital que promueva una cultura donde la información sea el fundamento de las decisiones
Estructura	Personal	La estructura funcional tradicional dificulta la colaboración entre áreas de tecnología y negocio. Se requieren equipos multidisciplinarios con perfiles analíticos especializados y mecanismos de retención de talento digital
Sistemas	Habilidades	El núcleo bancario no está preparado para integrarse con facilidad con nuevos servicios digitales. Se requiere inversión en modernización tecnológica y formación de competencias en analítica de datos, computación en la nube y diseño de experiencia de usuario

Las tres dimensiones presentan desafíos que se refuerzan mutuamente: una estrategia que aún no incorpora plenamente el dato como activo central, una estructura funcional que dificulta la colaboración entre tecnología y negocio, y sistemas que no están preparados para soportar la velocidad de innovación que el entorno exige. Estas brechas no pueden resolverse de forma aislada, intervenir solo en la tecnología sin atender la cultura y el talento produce resultados parciales y poco sostenibles.

3.4.4. Análisis del entorno competitivo

Para contextualizar el diagnóstico interno, se realizó un análisis del entorno mediante PESTEL y las cinco fuerzas de Porter. El análisis PESTEL, resumido en la Tabla 15, identificó los factores externos con mayor impacto sobre la estrategia digital de la institución.

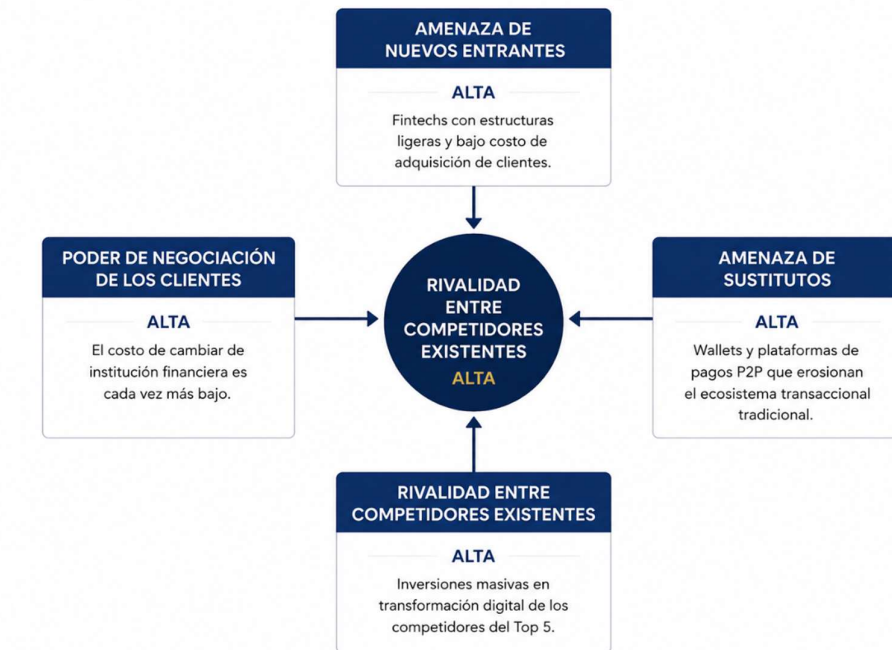
Tabla 15.*Análisis PESTEL aplicado al diagnóstico de transformación digital*

Factor	Impacto en la institución	Conclusión estratégica
Político	Políticas de inclusión financiera e incentivos para la digitalización del sistema bancario	Oportunidad: el marco político favorece la expansión de servicios financieros digitales
Económico	Presión sobre márgenes financieros por dolarización y alta competencia sectorial	Oportunidad en eficiencia: la automatización puede reducir el costo por transacción
Social	Creciente demanda de autoservicio y experiencia bancaria móvil, especialmente en segmentos jóvenes	Oportunidad en experiencia del cliente: el usuario adopta la banca digital con rapidez
Tecnológico	Proliferación de Fintechs con soluciones especializadas de crédito, pagos y billeteras digitales	Amenaza ALTA: se requiere acelerar la analítica predictiva para competir en velocidad
Legal	Exigencias de la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales (LOPD) con alto costo de cumplimiento	Riesgo ALTO: requiere inversión en gobernanza de datos y mecanismos de transparencia algorítmica

Se realizó el análisis de las cinco fuerzas de Porter en donde se confirmó que el entorno competitivo es de alta intensidad en todas las dimensiones. La amenaza de nuevos entrantes es elevada debido a las Fintechs, que operan con estructuras ligeras y bajo costo de adquisición de clientes. El poder de negociación de los clientes es alto, dado que el costo de cambiar de institución financiera es cada vez más bajo. La amenaza de sustitutos es significativa, con wallets y plataformas de pagos P2P que erosionan el ecosistema transaccional tradicional. La rivalidad entre bancos establecidos se ha intensificado por las inversiones masivas en transformación digital de los competidores del Top 5. Finalmente, el poder de los proveedores tecnológicos es moderado pero creciente, dado que la dependencia de vendors para el desarrollo del core bancario limita la velocidad de respuesta al mercado. La Figura 10 sintetiza la intensidad de cada fuerza en el contexto del sector financiero ecuatoriano.

Figura 10.

Las cinco fuerzas de Porter aplicadas al sector financiero ecuatoriano



La combinación de los factores internos y externos evidencia que la institución se encuentra en un punto de inflexión estratégico: dispone de la solidez financiera para invertir en transformación digital, pero enfrenta un entorno de alta presión competitiva que no admite respuestas graduales. Las brechas identificadas en gobernanza, arquitectura tecnológica y experiencia del cliente deben cerrarse con urgencia antes de que la distancia con los líderes del mercado se vuelva estructural.

3.5. Orientaciones estratégicas para la transformación digital

A partir del diagnóstico realizado, es posible identificar las prioridades estratégicas que debería seguir una institución con este perfil de madurez para avanzar hacia una transformación digital sostenible. Estas orientaciones no constituyen un plan operativo detallado, sino un conjunto de líneas de acción derivadas directamente de las brechas identificadas, tal como resume la Tabla 16.

Tabla 16.*Estrategias propuestas para el fortalecimiento de la competitividad digital*

Prioridad estratégica	Brecha que atiende	Acciones clave	Resultado esperado
Gobierno del dato	Ausencia de políticas de calidad, disponibilidad y responsabilidad sobre la información	Establecer políticas de gestión de datos; definir responsabilidades sobre la información; garantizar cumplimiento de la LOPDP	Base de información confiable y oportuna que sustente iniciativas analíticas y cumpla con el marco legal
Capacidades analíticas	Datos disponibles pero no explotados estratégicamente para la toma de decisiones	Desarrollar modelos de análisis predictivo orientados a problemas concretos de negocio como evaluación de riesgo crediticio.	Conversión de datos en conocimiento accionable; decisiones más ágiles y fundamentadas en evidencia
Arquitectura tecnológica	Núcleo bancario tradicional que limita la velocidad para lanzar nuevos productos digitales	Avanzar hacia una arquitectura más abierta y flexible que facilite la integración con nuevos servicios digitales	Mayor agilidad para innovar y responder a las demandas del mercado con rapidez
Capacidades organizacionales	Falta de talento analítico especializado y cultura organizacional que no acompaña el cambio digital	Programas de formación en competencias digitales y analíticas; cambios en la forma de trabajar de los equipos técnicos y de negocio	Equipos capaces de aprovechar las herramientas tecnológicas disponibles y cultura orientada al aprendizaje continuo
Experiencia del cliente	Servicios poco personalizados y procesos con alta fricción que deterioran la relación con el cliente	Integrar todas las prioridades anteriores en torno a la mejora de la experiencia del usuario.	Servicios más convenientes, rápidos y personalizados que fortalezcan la fidelidad y la satisfacción del cliente

La primera prioridad es el gobierno del dato. Sin información confiable, oportuna y bien gestionada, ninguna iniciativa analítica puede funcionar correctamente. Esto implica establecer políticas claras sobre la calidad y disponibilidad de los datos, definir responsabilidades sobre la información y garantizar el cumplimiento de las exigencias legales en materia de protección de datos personales.

La segunda prioridad es fortalecer las capacidades analíticas. El diagnóstico reveló que la institución tiene datos pero no los explota estratégicamente. Desarrollar modelos de análisis predictivo orientados a problemas concretos de negocio permitiría convertir esa información en conocimiento

accionable. Un ejemplo ilustrativo es el desarrollo de soluciones de microcrédito digital que, a partir del historial de transacciones del cliente, permiten generar una evaluación de riesgo en tiempo real, reemplazando el proceso tradicional basado en formularios estáticos por uno más ágil y centrado en el usuario.

La tercera prioridad es la modernización de la arquitectura tecnológica. La baja velocidad para lanzar nuevos productos digitales, identificada como una brecha crítica en el diagnóstico, responde en gran medida a que el núcleo bancario no está preparado para integrarse con facilidad con nuevos servicios. Avanzar hacia una arquitectura más abierta y flexible es una condición necesaria para que la institución pueda innovar con agilidad.

La cuarta prioridad es el desarrollo de las capacidades organizacionales. Las herramientas tecnológicas solo generan valor si las personas saben utilizarlas y si la cultura de la organización favorece la experimentación y el aprendizaje continuo. Esto requiere programas de formación en competencias digitales y analíticas, así como cambios en la forma de trabajar de los equipos técnicos y de negocio.

Finalmente, todas estas prioridades deben consolidarse en torno a la experiencia del cliente. La transformación digital no es un fin en sí mismo: es el medio para ofrecer servicios más convenientes, más rápidos y más personalizados. Las iniciativas que no contribuyan a mejorar la relación con el cliente deben cuestionarse antes de ser priorizadas.

4. CAPÍTULO IV: GESTIÓN Y DISEÑO DE PROYECTOS BIG DATA

4.1. Fundamentos de la gestión de proyectos Big Data

Gestionar un proyecto Big Data no es lo mismo que gestionar un proyecto de tecnología tradicional. En un proyecto de implementación de software, los entregables están definidos desde el inicio: se sabe qué se va a construir, cómo se va a construir y cuándo estará listo. En un proyecto analítico, en cambio, los resultados emergen durante el proceso: los datos revelan patrones inesperados, los modelos exigen ajustes, y los hallazgos intermedios pueden redefinir las preguntas originales. Esta naturaleza exploratoria e iterativa es lo que hace que la gestión de proyectos Big Data requiera un enfoque propio (Sivarajah et al., 2017).

Las características propias del Big Data, generan desafíos significativos para la gestión de proyectos. La existencia de grandes cantidades de información exige la utilización de arquitecturas tecnológicas especializadas y metodologías capaces de adaptarse a escenarios de incertidumbre y cambio continuo (Mikalef et al., 2020). Por esta razón, la gestión de proyectos Big Data requiere enfoques flexibles que permitan incorporar nuevos hallazgos durante el proceso de análisis y ajustar los objetivos conforme evolucionan las necesidades del negocio.

Desde una perspectiva organizacional, el éxito de un proyecto Big Data no depende exclusivamente de la tecnología utilizada. Estudios realizados indican que factores como la alineación estratégica, calidad de los datos, compromiso de la alta dirección y colaboración interdisciplinaria influyen

significativamente en los resultados obtenidos (Gupta & George, 2016). En consecuencia, la gestión de este tipo de proyectos debe integrar aspectos técnicos y empresariales, asegurando que las soluciones desarrolladas respondan efectivamente a los objetivos de la organización.

El ciclo de vida de un proyecto Big Data, como ilustra la Figura 11 comprende varias etapas interrelacionadas que permiten transformar una necesidad empresarial en una solución analítica funcional. Aunque existen diferentes modelos de gestión, la mayoría coincide en la existencia de fases relacionadas que van desde la comprensión del problema hasta la implementación de soluciones. Estas etapas conforman un proceso iterativo que facilita la mejora continua y la generación progresiva de valor.

Figura 11.

Ciclo de Vida de un Proyecto Big Data



4.2. La metodología CRISP-DM como marco estructurador

Entre las metodologías disponibles para gestionar proyectos analíticos, CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) es la más adoptada por su capacidad de incorporar los objetivos del negocio con las decisiones técnicas a lo largo de todo el proceso. Su fortaleza no está en la rigidez de sus etapas, sino en que obliga a empezar siempre desde la misma pregunta: ¿qué problema de negocio se está resolviendo?

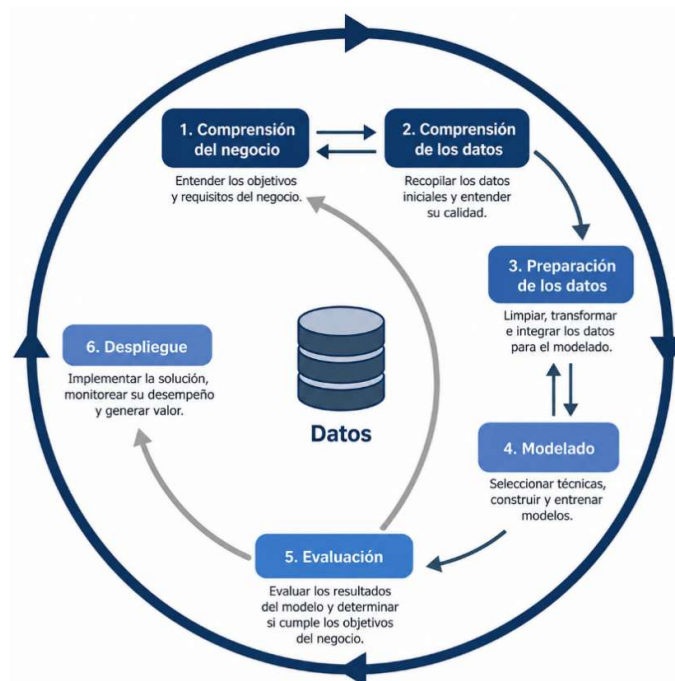
La metodología se estructura en seis fases interrelacionadas:

- Comprensión del negocio: traduce las necesidades organizacionales en objetivos analíticos concretos.
- Comprensión de los datos: implica explorar, describir y verificar la calidad de la información disponible.
- Preparación de los datos construye el dataset listo para modelar, lo que en la práctica suele consumir la mayor parte del tiempo del proyecto.
- Modelado: selecciona y aplica las técnicas analíticas más adecuadas al problema.
- Evaluación: valida que los modelos respondan realmente a los objetivos del negocio, y no solo a métricas técnicas.
- Despliegue: integra los resultados en los procesos organizacionales donde generarán valor.

Como muestra la Figura 12, estas fases no siguen un camino recto: los hallazgos en el modelado pueden revelar problemas en los datos que obligan a volver a la fase de preparación, y la evaluación puede evidenciar que el problema de negocio estaba mal definido desde el inicio.

Figura 12.

Metodología CRISP-DM aplicada a proyectos Big Data



Nota: Adaptado de la metodología CRISP-DM, Instituto de Ingeniería del Conocimiento (IIC) (s. f.).

Esta iteratividad es precisamente lo que hace a CRISP-DM adecuada para proyectos donde los datos tienen algo que decir más allá de lo que inicialmente se pregunta.

4.3. Proyecto analítico aplicado: optimización de activación y reactivación de una billetera digital

El caso que se presenta a continuación ilustra cómo se gestiona un proyecto de analítica avanzada aplicando la metodología CRISP-DM sobre datos reales generados por una billetera digital. Este tipo de proyecto es representativo de los proyectos Big Data en el sector financiero: integra múltiples variables de comportamiento, demografía y uso transaccional provenientes de distintas fuentes, requiere decisiones metodológicas rigurosas en cada etapa del proceso y tiene como propósito convertir grandes volúmenes de información en conocimiento accionable para el negocio. No se trata únicamente de aplicar algoritmos, sino de gestionar todo un ciclo, desde la comprensión del problema hasta la evaluación de los modelos, con criterio analítico y orientación estratégica.

El caso corresponde a una billetera digital lanzada por una institución financiera ecuatoriana en el 2025, como parte de su estrategia de transformación digital. La plataforma integró alianzas con entidades públicas locales para habilitar pagos de servicios municipales, transporte y transferencias entre personas, lo que facilitó una adopción regional relativamente rápida.

Sin embargo, el elevado número de afiliaciones iniciales no se tradujo en niveles suficientes de activación y uso transaccional sostenido. La brecha entre usuarios registrados y usuarios activos representaba un problema estratégico concreto: los esfuerzos de adquisición no estaban enfocados en perfiles con alto potencial de uso, lo que reducía la eficiencia comercial y comprometía los objetivos del primer año de operación, entre ellos, alcanzar 50.000 usuarios activos y reducir el costo de adquisición en un 5 % mediante campañas más focalizadas.

Para abordar este problema se propuso aplicar la metodología CRISP-DM con dos objetivos centrales: segmentar a los usuarios según sus patrones reales de comportamiento, y desarrollar modelos predictivos que permitieran anticipar qué perfiles tienen mayor probabilidad de activarse o reactivarse. Esta combinación de analítica descriptiva y predictiva buscaba convertir los datos transaccionales disponibles en conocimiento accionable para la fuerza comercial. La Figura 13 resume el enfoque general del proyecto.

Figura 13.

Enfoque general del proyecto analítico aplicado a la billetera digital



4.3.1. Preparación y depuración de datos

La base de datos inicial contenía aproximadamente 7.200 registros con información demográfica, financiera y transaccional de los usuarios de la billetera digital. La Tabla 17 describe las variables incluidas en el análisis.

Tabla 17.

Variables incluidas en la base de datos de la billetera digital

Variable	Descripción
Estado	Estado del usuario en la billetera digital
Edad	Edad del cliente
Género	Género del cliente
Segmento	Segmento comercial según nivel de ingresos
Saldo cuenta	Saldo disponible en la cuenta bancaria asociada
Ticket promedio	Monto promedio de las transacciones realizadas
Volumen total - cantidad transacciones	Número total de transacciones realizadas en la billetera
Volumen total – monto transacciones	Monto total transaccionado en la billetera
Transacción más utilizada	Tipo de transacción ejecutada con mayor frecuencia
Producto cuenta	Tipo de cuenta bancaria asociada a la billetera
Región portafolio	Región comercial asignada al cliente

Durante el análisis exploratorio se identificó que alrededor de 4.300 registros presentaban valores faltantes en las variables transaccionales. Una lectura superficial podría interpretar esto como un problema de calidad de datos. Sin embargo, el criterio de negocio aplicado fue distinto: estos valores no son errores, sino la señal más honesta posible de que esos usuarios descargaron la billetera pero nunca la usaron. Incluirlos en modelos de comportamiento transaccional habría distorsionado los patrones reales de uso.

Por esta razón, se decidió depurar esos registros y construir una base analítica compuesta por aproximadamente 2.600 usuarios con actividad transaccional efectiva. Aunque esta decisión reduce significativamente el tamaño del dataset, mejora la precisión y estabilidad de los modelos, y permite identificar con mayor claridad los clusters de usuarios con mayor probabilidad de reactivación que es justamente el segmento más valioso para diseñar campañas comerciales focalizadas.

4.3.2. Segmentación de usuarios mediante clustering

Para identificar patrones de comportamiento se aplicó K-Means como técnica de clustering. La selección del número óptimo de grupos se realizó mediante el índice de Davies-Bouldin que mide la relación entre la dispersión dentro de cada cluster y la separación entre ellos ejecutando el modelo en un loop de valores de k entre 2 y 8. El resultado óptimo fue $k = 4$, que presentó el menor índice y por tanto la mejor separación entre grupos.

Las variables utilizadas para el modelado fueron: edad, volumen total de transacciones, monto total transaccionado, ticket promedio y logaritmo del saldo. Las variables categóricas como segmento y tipo de transacción se incorporaron únicamente en la fase de perfilado posterior, para evitar distorsiones en el cálculo de distancias euclidianas. La Tabla 18 presenta los cuatro perfiles identificados con sus características y la implicación estratégica de cada uno.

Tabla 18.

Perfiles de usuarios identificados mediante clustering K-Means ($k = 4$)

Cluster	Perfil	Características principales	Implicación estratégica
0	Usuarios cotidianos	Bajo monto y baja frecuencia transaccional; uso predominante de transferencias P2P y pago del Tranvía	Candidatos para campañas de hábito: incentivar diversificación de servicios usados
1	Power users municipales	Alto monto transaccionado, alto ticket promedio y fuerte utilización de pagos a servicios municipales	Segmento de alto valor; prioridad para cross-selling y productos financieros complementarios
2	Usuarios intensivos del Tranvía	Altísima frecuencia de uso, ticket promedio muy bajo; el Tranvía concentra casi la totalidad de sus transacciones	Alta fidelidad de uso; oportunidad para ampliar su interacción hacia otros servicios de la plataforma
3	Nicho premium	Baja frecuencia transaccional pero tickets promedio muy elevados; mayor edad promedio que los otros clusters	Segmento de alto potencial económico; estrategias de activación personalizada con propuesta de valor diferenciada

La riqueza de esta segmentación está en sus diferencias. El Cluster 0 agrupa a usuarios cotidianos con actividad moderada, que combinan transferencias entre personas y pagos del Tranvía sin destacar en ninguna dimensión en particular. El Cluster 1 es el de mayor valor transaccional: son usuarios con alto monto y ticket promedio elevado, cuyo uso se concentra en pagos a servicios municipales, lo que los convierte en el segmento prioritario para estrategias de retención y

ampliación de servicios. El Cluster 2 comparte con el Cluster 0 el uso del Tranvía, pero con una intensidad que no tiene paralelo en el resto de la base: transaccionan con altísima frecuencia aunque con montos muy bajos, lo que refleja un hábito de uso consolidado pero de bajo valor económico unitario. El Cluster 3 es el que más puede sorprender: transacciona poco, pero cuando lo hace mueve montos significativamente más altos que cualquier otro perfil, lo que lo convierte en un segmento de alto valor económico a pesar de su baja frecuencia visible.

4.3.3. Modelos predictivos de activación y reactivación

Una vez comprendida la estructura de la base mediante el clustering, se desarrollaron modelos supervisados con el objetivo de predecir la probabilidad de activación y reactivación de usuarios. La variable objetivo fue el estado del usuario (activo / inactivo). Se evaluaron cuatro algoritmos distintos, cada uno con un propósito diferente. La Tabla 19 resume los resultados obtenidos y el valor operativo de cada modelo.

Tabla 19.

Comparación de modelos predictivos evaluados

Modelo	Accuracy	Métrica clave	Objetivo	Valor operativo
Árbol de Decisión	71,00 %	Clasificación inicial con ponderación de clase activa	Activación	Referencia base; mejorado por Random Forest
Random Forest	71,30 % ± 3,57 %	Recall activos: 80,09 % ± 3,54 % Precisión activos: 75,23 % ± 2,86 %	Activación	ALTO — modelo recomendado para campañas de captación
PRISM	86,44 % ± 1,17 %	Recall inactivos: 5,69 % Accuracy engañoso por desbalance del dataset	Exploratorio	BAJO — no apto para uso operativo en detección de inactivos
Red Neuronal	69,47 % ± 2,62 %	Recall inactivos: 75,61 % ± 7,37 % AUC: 0,762 ± 0,039	Reactivación	ALTO — modelo recomendado para campañas de reactivación

El resultado más contraintuitivo de esta comparación es el del modelo PRISM. Con un accuracy del 86,44%, parece el mejor modelo de la tabla y de hecho sería tentador adoptarlo como solución definitiva si se mirara solo ese número. Pero su recall para la clase inactiva es del 5,69%: en la práctica, el modelo casi nunca identifica correctamente a los usuarios inactivos, que son precisamente los que más interesa detectar para campañas de reactivación. Lo que ocurre es que

el dataset está desbalanceado, hay más activos que inactivos, y el modelo simplemente aprende a predecir siempre "activo", logrando un accuracy alto por la abundancia de esa clase, sin ningún valor operativo real.

Esta situación ilustra uno de los aprendizajes metodológicos más importantes del proyecto: en contextos de clases desbalanceadas, el accuracy global es una métrica engañosa. Las métricas por clase son las que realmente permiten evaluar si un modelo sirve para el objetivo de negocio que se tiene.

Random Forest resultó el modelo más adecuado para campañas de activación: con un recall del 80,09% para la clase activa, identifica correctamente a 8 de cada 10 usuarios con potencial de activarse, lo que permite focalizar la fuerza comercial de forma eficiente. La red neuronal, configurada con 2 capas ocultas (20 y 30 neuronas), 1.600 ciclos de entrenamiento y learning rate de 0,01, es la opción más robusta para reactivación: su AUC de 0,762 y su recall de 75,61% para inactivos la convierten en la herramienta más efectiva para identificar usuarios que dejaron de usar la billetera pero tienen perfil para volver.

4.3.4. Variables críticas e impacto esperado

El análisis conjunto de los modelos permitió identificar las variables con mayor influencia sobre los procesos de activación y reactivación. La Tabla 20 resume estos hallazgos y sus implicaciones para la estrategia comercial.

Tabla 20.

Variables críticas identificadas e implicaciones comerciales

Variable crítica	Influencia identificada	Implicación comercial
Frecuencia de transacciones	Variable con mayor poder predictivo de activación sostenida	Diseñar incentivos que promuevan el uso recurrente desde los primeros días tras la afiliación
Monto total transaccionado	Diferencia los clusters de alto valor del resto	Priorizar el Cluster 1 (power users municipales) para estrategias de retención y cross-selling
Ticket promedio	Identifica el nicho premium (Cluster 3) y separa perfiles de valor	Diseñar propuestas diferenciadas para usuarios de alto ticket con baja frecuencia
Tipo de transacción más utilizada	Define el caso de uso dominante de cada segmento	Ampliar el portafolio de servicios accesibles desde la billetera para cada perfil

Segmento del cliente	Correlaciona nivel de ingresos con patrones de activación	Adaptar mensajes y canales de comunicación por segmento socioeconómico
----------------------	---	--

A partir de estos modelos se proyectó un incremento en la tasa de activación de usuarios del 18% al 40% mediante la focalización de campañas en los perfiles identificados como de alto potencial. Este resultado no se obtiene por aumentar el volumen de la inversión comercial, sino por dirigirla con mayor precisión: los modelos predictivos permiten saber a quién contactar primero, con qué mensaje y en qué momento, reduciendo simultáneamente el costo de adquisición por usuario activo.

La segmentación, además, tiene una ventaja que va más allá del proyecto inmediato: los cuatro clusters son reutilizables y actualizables. A medida que la billetera digital incorpore más usuarios y más transacciones, los modelos pueden reentrenarse con datos frescos, manteniendo su relevancia y sirviendo de base para estrategias futuras de cross-selling, up-selling y propensión a productos financieros del portafolio de la institución.

Lo que este proyecto demuestra, más allá de las métricas técnicas, es que la analítica avanzada solo genera valor cuando está anclada a un problema de negocio real y concreto. La metodología CRISP-DM no aportó valor por sí misma: lo aportó porque obligó a definir desde el inicio qué significa éxito para la organización, usuarios activos, no simplemente afiliados, y a tomar decisiones de preparación de datos, selección de modelos y evaluación de resultados siempre en función de ese objetivo. La integración entre datos, metodología y estrategia es el verdadero habilitador de la transformación digital.

5. CAPÍTULO V: ECONOMÍA Y FINANZAS PARA LA GESTIÓN DE PROYECTOS

Todo proyecto de transformación digital es, antes que nada, una decisión de inversión. Detrás de cada arquitectura de datos, cada modelo predictivo o cada plataforma de visualización existe una pregunta que los responsables de cualquier organización inevitablemente formulan: ¿vale la pena el dinero que esto cuesta? Responder esa pregunta con rigor requiere dominar las herramientas de evaluación financiera que permiten comparar alternativas, estimar retornos y justificar inversiones ante quienes toman las decisiones.

Pero la relación entre finanzas y datos no es de sentido único. Los indicadores financieros no solo sirven para evaluar proyectos tecnológicos: también revelan con precisión dónde los datos pueden generar el mayor impacto para una organización. Un exceso de inventario, una caída desproporcionada en la utilidad o una estructura de deuda insostenible no son solo problemas contables, son síntomas de ineficiencias operativas que los modelos analíticos pueden diagnosticar, anticipar y corregir. En ese sentido, el análisis financiero y el Big Data se complementan: uno identifica el problema en términos económicos, el otro aporta las herramientas para resolverlo.

5.1. La evaluación financiera como soporte para la transformación digital

Toda decisión de transformación digital es, antes que nada, una decisión de inversión. Detrás de cada arquitectura de datos, cada modelo predictivo o cada plataforma de visualización existe una pregunta que es inevitable formular: ¿vale la pena el dinero que esto cuesta? La evaluación financiera es el lenguaje que permite responder esa pregunta con rigor y comparar alternativas de inversión de forma objetiva (Brealey et al., 2020).

Lo que hace especialmente compleja la evaluación de proyectos tecnológicos es que sus beneficios raramente son inmediatos ni siempre cuantificables en términos monetarios directos. Una arquitectura Big Data no genera ingresos por sí misma: los genera a través de mejores decisiones, procesos más eficientes o clientes mejor atendidos. Por eso, Ross et al. (2022) señalan que la evaluación de iniciativas digitales debe combinar indicadores financieros tradicionales con métricas de desempeño organizacional, sin renunciar a ninguno de los dos.

A pesar de esta complejidad, los indicadores financieros clásicos siguen siendo la base de cualquier análisis de viabilidad. La Tabla 21 resume los cuatro más utilizados en proyectos tecnológicos, incluyendo sus ventajas y las limitaciones que deben tenerse en cuenta al aplicarlos.

Tabla 21.

Indicadores financieros para la evaluación de proyectos tecnológicos

Indicador	Pregunta que responde	Ventaja principal	Limitación en proyectos tecnológicos
ROI	¿Cuánto retorna por cada dólar invertido?	Simple, intuitivo y de cálculo inmediato	No considera el valor del dinero en el tiempo ni la duración del proyecto
VAN	¿El proyecto crea valor económico neto?	Incorpora el costo de oportunidad del capital y los flujos de todo el horizonte	Sensible a la tasa de descuento elegida; pequeños cambios pueden invertir la decisión
TIR	¿Qué tasa de rentabilidad genera el proyecto?	Comparable directamente con el costo de capital de la organización	Puede arrojar múltiples valores en flujos con cambios de signo; no mide magnitud de valor creado
Payback	¿En cuánto tiempo se recupera la inversión?	Mide la exposición al riesgo temporal de forma intuitiva	Ignora completamente los flujos generados después del período de recuperación

Nota: Adaptado de *Fundamentals of Corporate Finance* (Ross et al., 2022).

Cada uno de estos indicadores aporta una perspectiva distinta. El ROI es el más sencillo: divide el beneficio neto entre la inversión realizada y expresa el resultado como porcentaje. Su valor está en la inmediatez pero su debilidad es que ignora cuándo ocurren los flujos. Un proyecto que genera el mismo ROI que otro pero concentra sus beneficios en los primeros años es financieramente superior, y el ROI no lo captura.

El VAN corrige ese defecto descontando todos los flujos futuros a valor presente, usando una tasa que refleja el costo de oportunidad del capital. Si el resultado es positivo, el proyecto crea valor por encima de lo que la organización podría obtener invirtiendo esos recursos en otra alternativa de riesgo equivalente. La TIR complementa esta visión: expresa la rentabilidad del proyecto como una tasa anual comparable directamente con el costo de capital. Si la TIR supera ese costo, el proyecto es viable. Finalmente, el Payback mide cuántos años tarda la inversión en recuperarse, por ende es un indicador especialmente valorado en entornos de alta incertidumbre, donde el tiempo de exposición al riesgo es tan importante como la magnitud del retorno.

La aplicación combinada de estos indicadores permite tomar decisiones de inversión más informadas y reducir la dependencia de juicios subjetivos sobre el valor de la tecnología. En el presente capítulo, este marco de evaluación se utiliza como telón de fondo para analizar el desempeño financiero de tres empresas del sector automotriz ecuatoriano e identificar dónde las soluciones basadas en datos pueden generar el mayor impacto económico medible.

5.2. Análisis comparativo de desempeño financiero: sector automotriz ecuatoriano

El sector automotriz ecuatoriano ha experimentado importantes cambios durante los últimos años como consecuencia de variaciones en la demanda, condiciones de financiamiento, restricciones comerciales y cambios en el entorno económico. En este contexto, el análisis financiero constituye una herramienta fundamental para evaluar la capacidad de las empresas para sostener su crecimiento, generar rentabilidad y responder a escenarios de incertidumbre.

Con el propósito de identificar diferencias en desempeño y eficiencia financiera, se analizaron tres empresas representativas del sector: Importadora Tomebamba S.A., Casabaca S.A. y Toyocosta S.A., utilizando información correspondiente al período 2021-2024. La selección de estas organizaciones responde a su relevancia dentro del mercado ecuatoriano y a la disponibilidad de información financiera comparable.

El análisis se estructura en cuatro dimensiones fundamentales: ingresos y eficiencia operativa, rentabilidad, liquidez y solvencia, y gestión del capital de trabajo. La evaluación conjunta de estos indicadores permite obtener una visión integral de la situación financiera de cada empresa e identificar oportunidades de mejora orientadas a fortalecer su competitividad y sostenibilidad.

5.2.1. Ingresos y eficiencia operativa

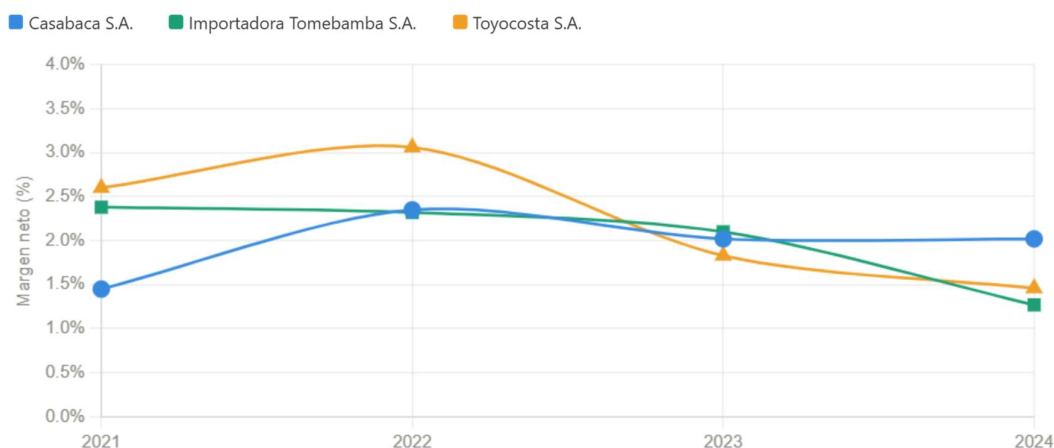
Importadora Tomebamba es, por volumen, la empresa dominante del grupo: sus ingresos superan los USD 201 millones anuales, casi el doble de Casabaca y más de cuatro veces los de Toyocosta.

Pero el tamaño, en finanzas, puede ser engañoso. El ejercicio 2024 reveló una vulnerabilidad que el volumen ocultaba: mientras los ingresos cayeron un 12,18 %, la utilidad neta se desplomó un 52,04 %, pasando de USD 5,31 millones a USD 2,55 millones.

Esta desproporción entre la caída de ingresos y la caída de utilidad tiene un nombre técnico: apalancamiento operativo. Ocurre cuando una proporción elevada de los costos es fija, es decir, no se reduce cuando las ventas bajan. Ante una contracción de la demanda, los ingresos disminuyen pero los costos permanecen, erosionando el margen con una velocidad que sorprende incluso a quienes conocen bien la empresa. El margen neto de Tomebamba cerró 2024 en 1,27 %, su nivel más bajo en cuatro años. En contraste, Casabaca, con una estructura de costos más flexible, logró mantener su margen neto en 2,02 % con una caída de ingresos de apenas el 2,7 %.

Figura 14.

Evolución del margen neto del sector automotriz 2021-2024



La Figura 14 evidencia con claridad la divergencia entre las tres trayectorias. Casabaca estabiliza su margen tras la recuperación postpandemia. Tomebamba muestra una tendencia descendente que se acelera en 2024. Toyocosta presenta la mayor volatilidad del grupo: alcanzó un pico de 3,06 % en 2022 impulsado por la demanda postpandémica, pero cayó abruptamente en los dos años siguientes, lo que sugiere una estructura de resultados muy dependiente del ciclo de ventas y con escasa capacidad de absorción de shocks.

Este comportamiento ilustra uno de los casos más claros donde la analítica avanzada puede generar valor: un modelo predictivo de demanda, construido sobre datos históricos de ventas y variables del entorno, habría permitido anticipar la contracción del mercado con suficiente anticipación para ajustar la estructura de costos antes de que el impacto se materializara en los resultados.

5.2.2. Rentabilidad sobre el patrimonio (ROE) y rentabilidad sobre los activos (ROA)

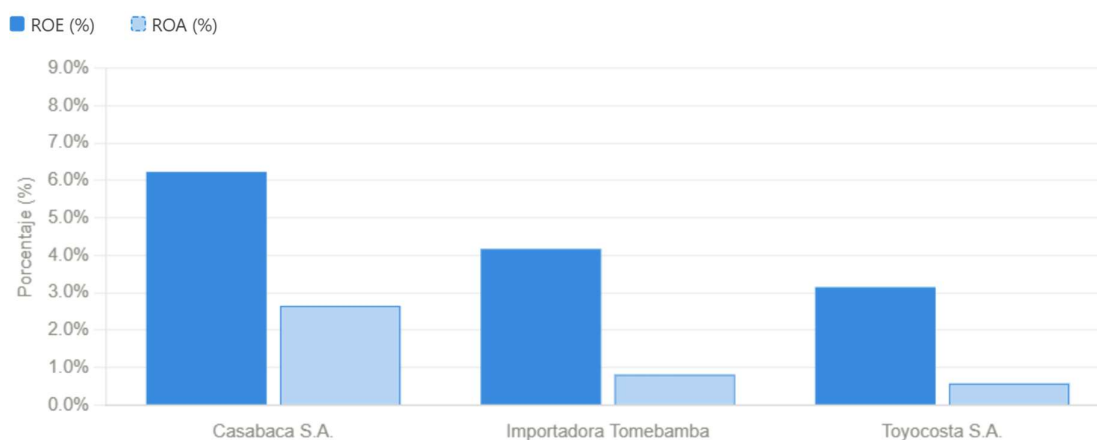
Al mirar la rentabilidad en términos relativos (cuánto genera cada empresa por cada dólar de recursos empleados) el liderazgo de Tomebamba por volumen desaparece por completo. El ROE mide cuánto retorna la empresa por cada dólar de patrimonio de los accionistas. En 2024, el ROE de Tomebamba fue del 4,17 %, frente al 6,23 % de Casabaca. Esto significa que Casabaca genera

un 50 % más de retorno por cada dólar de capital propio invertido, con la mitad del volumen de ventas.

El ROA cuenta una historia aún más reveladora sobre Tomebamba. Con un valor de apenas 0,81 %, indica que por cada dólar en activos que la empresa mantiene en su balance genera menos de un centavo de utilidad. Casabaca obtiene 2,65 % de ROA con una base de activos significativamente menor. La Figura 15 muestra el ROE y ROA de las tres empresas estudiadas.

Figura 15.

Roe y Roa comparativo (año 2024)



Toyocosta, por su parte, registra los indicadores más débiles del grupo: ROE del 3,15 % y ROA del 0,58 %. Estos valores, combinados con el nivel de apalancamiento que se analizará a continuación, dibujan el perfil de una empresa que opera con márgenes muy delgados sobre una base de capital insuficiente para absorber la volatilidad del mercado.

5.2.3. Liquidez, solvencia y ciclo de conversión de efectivo

La liquidez mide la capacidad de una empresa para cumplir sus obligaciones de corto plazo con los activos disponibles. El índice de liquidez corriente tiene un umbral crítico en 1,0: por debajo de él, los pasivos inmediatos superan a los activos líquidos. Tomebamba cerró 2024 con un índice de 0,89, lo que significa que por cada dólar de obligación inmediata dispone apenas de 0,89 dólares en activos líquidos. Con USD 116,8 millones en pasivo corriente, la empresa depende críticamente de la renovación continua de líneas de crédito bancarias para financiar su operación diaria. Una restricción en el acceso a ese crédito podría comprometer seriamente la continuidad operativa.

La prueba ácida, que excluye los inventarios del cálculo por ser el activo menos líquido, confirma la presión: Tomebamba obtiene 0,81, Casabaca 0,96 y Toyocosta 0,76. Ninguna de las tres empresas supera la unidad en esta métrica más exigente, lo que refleja que el sector en su conjunto opera con márgenes de liquidez ajustados.

El nivel de apalancamiento agrava el diagnóstico de Tomebamba y lo hace crítico en el caso de Toyocosta. Con obligaciones bancarias de USD 83,4 millones y un ratio Pasivo/Patrimonio de 2,02x,

Tomebamba depende estructuralmente del financiamiento externo para sostener su operación. Toyocosta presenta la situación más extrema del grupo con un apalancamiento de 4,37x. En un entorno de tasas de interés elevadas, este nivel de deuda compromete severamente el margen financiero y limita la capacidad de la empresa para absorber cualquier deterioro adicional de sus resultados.

Figura 16.

Liquidez corriente y Apalancamiento comparativo (año 2024)



Un indicador que merece atención especial es el ciclo de conversión de efectivo (CCE), que mide cuántos días tarda una empresa en convertir su inversión en inventario y cuentas por cobrar en efectivo disponible. Tomebamba opera con un CCE de 108,80 días, frente a los 68,29 de Casabaca y los 33,71 de Toyocosta. Esto significa que Tomebamba necesita aproximadamente tres veces más tiempo que Toyocosta para recuperar en efectivo cada peso invertido en su operación. Cada día adicional de ciclo representa capital inmovilizado que debe financiarse con deuda o con recursos propios, lo que explica en gran medida la magnitud de sus obligaciones bancarias y la presión sobre su liquidez.

La dependencia crítica del crédito bancario que muestra Tomebamba no es solo un problema financiero: es un problema de información. Sin modelos que proyecten con anticipación las necesidades de caja, la única estrategia posible es mantener líneas de crédito abiertas como cobertura ante la incertidumbre. Los modelos de proyección de flujo de caja permiten sustituir esa lógica reactiva por una planificación financiera proactiva, reduciendo gradualmente la exposición al riesgo de refinanciamiento.

5.2.4. Gestión del capital de trabajo e inventarios

El inventario es, en el sector automotriz, uno de los activos más costosos de gestionar. No solo inmoviliza capital: genera costos de almacenamiento, obsolescencia tecnológica y deterioro físico. Tomebamba mantiene un stock de aproximadamente USD 64,4 millones, equivalente al 32 % de sus ventas anuales. Casabaca opera con inventarios que representan apenas el 11 % de sus ventas,

y Toyocosta apenas el 6 %. Esta diferencia no es solo operativa: tiene consecuencias financieras directas.

Un inventario equivalente al 32 % de las ventas implica que por cada tres dólares que Tomebamba vende, uno permanece inmovilizado en stock durante todo el año. Esto eleva el ciclo de inventario a 122 días, más del doble que Casabaca (47 días) y casi seis veces Toyocosta (22 días). El resultado es un nivel de capital de trabajo de USD 165,5 millones, la cifra más alta del grupo en proporción a su tamaño, que debe ser financiado en gran parte con deuda bancaria de corto plazo.

El exceso de inventario de Tomebamba es, en esencia, el costo de no tener información suficiente sobre la demanda futura. Un modelo predictivo construido sobre datos históricos de ventas, comportamiento del mercado y variables estacionales permitiría reducir esa incertidumbre y ajustar los niveles de compra con mayor precisión, liberando capital de trabajo y mejorando la liquidez sin necesidad de nuevo financiamiento.

5.2.5. Síntesis comparativa del desempeño financiero

La Tabla 22 consolida los principales indicadores analizados para las tres empresas en el ejercicio 2024, permitiendo una lectura integrada de su posición financiera.

Tabla 22.

Resumen de indicadores financieros comparativos (año 2024)

Indicador	Casabaca S.A.	Importadora Tomebamba S.A.	Toyocosta S.A.
Ingresos totales	113,4 M	201,1 M	48,3 M
Variación de ingresos 2023-2024	-2,7%	-12,18%	-3,5%
Utilidad neta	2,4 M	2,55 M	0,7 M
Variación de utilidad neta 2023-2024	-2,7%	-52,04%	-40,0%
Margen Neto	2,02%	1,27%	1,46%
Margen bruto	21,62 %	18,57 %	19,01 %
ROE	6,23 %	4,17 %	3,15 %
ROA	2,65 %	0,81 %	0,58 %
Liquidez corriente	1,53	0,89	1,10
Apalancamiento	0,81	2,02	4,37
Días de Inventario	47	122	22
Inventario / ventas	11%	32%	6%

La lectura conjunta de la tabla revela un patrón que se repite en distintos indicadores: Casabaca es sistemáticamente más eficiente que Tomebamba a pesar de operar con la mitad del volumen. Genera mayor margen, mayor retorno sobre el patrimonio y los activos, mantiene mejor liquidez, opera con menor apalancamiento y gestiona sus inventarios en la mitad del tiempo. El mensaje no es que el tamaño sea un problema, sino que el tamaño sin eficiencia operativa se convierte en una fuente de vulnerabilidad financiera, especialmente cuando el mercado se contrae.

5.3. Impacto económico de las soluciones basadas en datos sobre el desempeño financiero

El análisis financiero realizado no es solo un diagnóstico: es una hoja de ruta para identificar dónde la analítica avanzada puede generar el mayor impacto económico medible. Cada brecha identificada en los indicadores corresponde a una ineficiencia que tiene una causa operativa detrás y las causas operativas son exactamente donde los datos tienen más que decir.

La Tabla 23 integra las tres iniciativas analíticas prioritarias para el caso de Importadora Tomebamba, conectando cada problema financiero con la herramienta propuesta y el impacto esperado en términos cuantificables.

Tabla 23.

Iniciativas analíticas prioritarias e impacto financiero esperado

Iniciativa analítica	Problema que resuelve	Herramienta propuesta	Impacto financiero esperado
Modelo predictivo de demanda de inventarios	Exceso de inventario: USD 64,4 M en stock (32 % de ventas vs. 11 % de Casabaca)	Modelos de series de tiempo y aprendizaje automático sobre datos históricos de ventas y mercado	Reducción del inventario al 20 % sobre ventas: liberación estimada de USD 24 M en capital de trabajo y mejora de liquidez por encima de 1,2
Dashboard de monitoreo de márgenes y costos en tiempo real	Alta sensibilidad de la utilidad a caídas de ingreso: -12 % de ingresos generó -52 % de utilidad neta	Analítica descriptiva y diagnóstica integrada en herramientas como Power BI o Tableau (Capítulo II)	Detección temprana de desviaciones en márgenes; objetivo de recuperar margen neto por encima del 2,0 %
Modelo de proyección de flujo de caja y	Dependencia crítica de crédito bancario: obligaciones por USD	Modelos de optimización financiera y simulación de escenarios sobre	Reducción del riesgo de refinanciamiento; planificación anticipada de necesidades de caja;

optimización de	83,4 M;	liquidez de	proyecciones de	reducción gradual del
deuda	0,89		ingresos y egresos	apalancamiento

5.3.1. Optimización de inventarios mediante modelos predictivos de demanda

El exceso de inventario de Tomebamba no es un problema de voluntad gerencial: es un problema de información. Sin modelos que anticipen con precisión qué unidades se venderán, en qué región y en qué período, la única estrategia posible es acumular stock como cobertura ante la incertidumbre. El precio de esa cobertura es USD 64,4 millones inmovilizados.

Un modelo predictivo de demanda construido sobre datos históricos de ventas, comportamiento del mercado, ciclos estacionales y variables macroeconómicas relevantes permitiría reducir esa incertidumbre y ajustar los niveles de compra con mayor precisión. Si la empresa alcanzara el mismo ratio de inventario sobre ventas que Casabaca (11 %), liberaría aproximadamente USD 42 millones en capital de trabajo. Un objetivo más conservador, por ejemplo reducir al 20 % sobre ventas, liberaría cerca de USD 24 millones, suficiente para elevar el índice de liquidez corriente por encima del umbral de 1,2 sin necesidad de nuevo financiamiento bancario.

5.3.2. Monitoreo continuo de márgenes mediante analítica descriptiva

La caída de 52 % en la utilidad neta de Tomebamba ante una reducción de apenas 12 % en los ingresos sugiere que cuando la empresa detectó el problema, ya era demasiado tarde para ajustar su estructura de costos a tiempo. El apalancamiento operativo hizo el resto.

La implementación de un dashboard de monitoreo de márgenes en tiempo real permitiría detectar desviaciones en los indicadores clave semanas o incluso meses antes de que se materialicen en los estados financieros. La analítica diagnóstica puede ir un paso más allá: no solo señalar que el margen cayó, sino identificar en qué línea de productos, en qué región o en qué canal de distribución ocurrió la caída, permitiendo intervenciones quirúrgicas en lugar de reducciones de costo indiscriminadas. El objetivo concreto sería recuperar el margen neto por encima del 2,0 %, lo que a los niveles de ingreso actuales equivale a recuperar aproximadamente USD 1,5 millones de utilidad anual.

5.3.3. Proyección de flujo de caja y gestión del apalancamiento

Con obligaciones bancarias de USD 83,4 millones y un índice de liquidez de 0,89, Tomebamba opera en un equilibrio frágil que depende de la disponibilidad permanente de crédito. Cualquier evento que interrumpa ese puede convertirse en una crisis de liquidez de forma muy rápida.

Los modelos de proyección de flujo de caja y optimización de estructura de deuda permiten anticipar esas necesidades con semanas o meses de anticipación, habilitando negociaciones proactivas en lugar de reactivas. Combinados con escenarios de sensibilidad que simulen diferentes niveles de caída de ventas, estos modelos pueden identificar cuándo la empresa cruza umbrales de riesgo y qué palancas financieras están disponibles para responder. La meta de largo plazo sería reducir

gradualmente el apalancamiento mediante retención de utilidades y optimización del ciclo de efectivo, disminuyendo la dependencia estructural del crédito bancario de corto plazo.

El caso del sector automotriz ecuatoriano ilustra con precisión una verdad: los datos más valiosos no siempre son los más voluminosos ni los más complejos. A veces, como en el caso de Importadora Tomebamba, los datos más importantes son los que ya existen: estados financieros, registros de inventario, historiales de ventas y lo que falta no es información sino la capacidad analítica para extraer de ella las preguntas correctas.

6. CONCLUSIONES

El desarrollo de esta investigación permitió comprobar que las soluciones basadas en Big Data constituyen un habilitador estratégico para la generación de valor en las organizaciones, siempre que su implementación esté alineada con objetivos empresariales concretos y respaldada por una arquitectura tecnológica adecuada. El análisis de la propuesta de expansión de Mercado Libre en Ecuador evidenció que integrar herramientas especializadas de ingesta, almacenamiento y procesamiento de datos permite transformar información dispersa en conocimiento útil para la toma de decisiones. Sin embargo, la disponibilidad de infraestructura tecnológica no es condición suficiente: el gobierno de la información, la calidad de los datos y una cultura organizacional orientada por evidencia son factores igualmente determinantes para que las iniciativas Big Data generen impacto real.

El análisis del procesamiento y visualización de datos demostró que producir información no mejora por sí solo la toma de decisiones si los resultados no pueden ser interpretados por quienes los necesitan. El estudio de la relación entre turismo y desigualdad económica en Ecuador mostró que las representaciones visuales revelan patrones que permanecerían ocultos en tablas convencionales. La selección adecuada del tipo de visualización, la aplicación de principios de claridad y relevancia, y el uso del storytelling como mecanismo de comunicación convierten a la visualización en un componente analítico estratégico que actúa de puente entre el procesamiento técnico y la gestión empresarial.

La investigación confirmó que el aprovechamiento de los datos alcanza su máximo impacto cuando forma parte de una estrategia integral de transformación digital. El diagnóstico realizado en una institución financiera privada, sustentado en los marcos COBIT 5, ITIL 4 y el modelo 7S de McKinsey, evidenció que las organizaciones que incorporan analítica avanzada e inteligencia artificial desarrollan mayores capacidades de adaptación frente a los cambios del entorno. Al mismo tiempo, se identificó que la transformación digital no depende exclusivamente de la tecnología adoptada, sino de la alineación coherente entre estrategia, procesos, talento y cultura organizacional. Las brechas más críticas identificadas en la institución analizada no eran tecnológicas: eran de gobierno, de cultura y de capacidad para convertir los datos en decisiones.

El proyecto analítico desarrollado para la billetera digital confirmó que el éxito de las iniciativas basadas en datos requiere metodologías estructuradas que garanticen la alineación entre los

objetivos del negocio y los resultados del análisis. La aplicación de CRISP-DM permitió ordenar el proceso en fases coherentes y asegurar que cada decisión metodológica respondiera a necesidades reales. La combinación de clustering para identificar arquetipos de usuarios con modelos predictivos supervisados produjo resultados concretos: cuatro segmentos diferenciados con estrategias comerciales específicas y una proyección de incremento de la tasa de activación del 18 % al 40 %. Uno de los aprendizajes más valiosos fue que en contextos con clases desbalanceadas, el accuracy global es una métrica engañosa: son el recall y el AUC por clase los que permiten evaluar si un modelo sirve realmente para el objetivo de negocio planteado.

El análisis financiero aplicado al sector automotriz ecuatoriano demostró que los indicadores financieros no son solo mecanismos de control contable, sino herramientas estratégicas para identificar dónde los datos pueden generar el mayor impacto económico. El caso de Importadora Tomebamba fue especialmente revelador: pese a liderar en ingresos con USD 201 millones anuales, exhibe las vulnerabilidades más críticas del grupo. Casabaca, con menor escala, demuestra que un modelo de gestión más eficiente genera mayor retorno sobre el patrimonio y menor exposición al riesgo. Estas brechas son precisamente las que la analítica avanzada puede abordar: modelos predictivos de demanda para optimizar inventarios, herramientas de monitoreo en tiempo real para detectar desviaciones de margen, y análisis de flujo de caja para reducir la dependencia del crédito bancario.

En conjunto, los hallazgos de esta investigación validan que la generación de ventajas competitivas sostenibles a partir de los datos requiere la consolidación coherente de cinco dimensiones: arquitectura tecnológica, visualización e interpretación, estrategia de transformación digital, metodología analítica y evaluación financiera. Ninguna es suficiente por sí sola. Una arquitectura sin visualización produce datos inaccesibles; una estrategia digital sin proyectos ejecutados no genera resultados; un modelo analítico sin evaluación financiera carece de criterios para justificar la inversión. La integración progresiva de estas cinco dimensiones, aplicada a casos reales del contexto ecuatoriano, permite concluir que la gestión basada en datos constituye un factor de competitividad de primer orden para organizaciones que operan en entornos de creciente digitalización, volatilidad sectorial e incertidumbre económica.

Bibliografía

- Apache Software Foundation. (2024). *Apache Kafka Documentation*. Obtenido de <https://kafka.apache.org/>
- AXELOS. (2019). *ITIL Foundation*. TSO (The Stationery Office).
- Bean, R. (2023). *The Data Leadership Revolution*. Wiley.
- Cairo, A. (2019). *How Charts Lie: Getting Smarter about Visual Information*. W. W. Norton & Company.
- Chen, H., Chiang, R., & Storey, V. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*.
- Ciampi, F., Demi, S., Magrini, A., Marzi, G., & Papa, A. (2021). Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: The mediating role of entrepreneurial orientation. *Journal of Business Research*, 1-13.
- Davenport, T., & Bean, R. (2022). The Data-Driven Organization. *MIT Sloan Management Review*.
- Davenport, T., & Bean, R. (2023). *Data and Analytics Leadership Annual Executive Survey 2023: Delivering Business Value from Data and Analytics Investments*. NewVantage Partners.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*.
- Davenport, T., Bean, R., & Harris, J. (2022). Data and analytics as a competitive advantage. *MIT Sloan Management Review*.
- Delen, D., & Ram, S. (2022). Research challenges and opportunities in business analytics. *Journal of Business Analytics*.
- Deloitte. (2023). *Unleashing value from digital transformation: Paths and pitfalls report*.
- Eckerson, W. (2010). *Performance Dashboards: Measuring, Monitoring, and Managing Your Business*. Wiley.
- Erl, T., Khattak, W., & Buhler, P. (2021). *Big Data Fundamentals: Concepts, Drivers & Techniques*. Pearson. Obtenido de https://www.thomaserl.com/wp-content/uploads/2017/09/bigdatafundamentals_sample_chapter_3-2.pdf
- Few, S. (2020). *Information Dashboard Design: Displaying Data for At-a-Glance Monitoring*. Analytics Press.
- Gupta, M., & George, J. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 1049-1064. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378720616300787>
- Healy, K. (2019). *Data Visualization: A Practical Introduction*. Princeton University Press.

- ISACA. (2019). *COBIT 2019 Framework: Governance and Management Objectives*. ISACA.
- Kane, G., Phillips, A., Copulsky, J., & Andrus, G. (2019). *The Technology Fallacy: How people are the real key to digital transformation*. The MIT Press.
- Khan, N., Yaqoob, I., Inayat, Z., Targio, I., Mahmoud, W., Alam, M., . . . Gani, A. (2014). Big data: survey, technologies, opportunities, and challenges. *ScientificWorldJournal*.
- Kiron, D., & Shockley, R. (2023). Building a data-driven culture. *MIT Sloan Management Review*.
- Kiron, D., Kirk, P., & Fergunson, R. (2022). The Analytics Mandate. *MIT Sloan Management Review*.
- Knaflic, C. (2015). *Storytelling with Data: A Data Visualization Guide for Business Professionals*. Wiley.
- Ladley, J. (2020). *Data Governance: How to Design, Deploy and Sustain an Effective Data Governance Program*. Academic Press.
- Madera, C., & Laurent, A. (2019). *The Next Information Architecture Evolution: The Data Lake Wave*. Obtenido de <https://hal-lirmm.ccsd.cnrs.fr/lirmm-01399005v1>
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*.
- Nambisan, S., Lyytinen, K., Majchrzak, A., & Song, M. (2017). Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World. *MIS Quarterly*, 223-238.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2014). *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*. O'Reilly Media.
- Shapira, G., Palino, T., Sivaram, R., & Petty, K. (2021). *Kafka: The Definitive Guide*. Oreilly.
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2024). *Business Intelligence, Analytics, Data Science, and AI: A Managerial Perspective*. Pearson.
- Shmueli, G., & Koppius, O. (2012). Predictive Analytics in Information Systems Research.
- Singh, S., & Reddy, C. (2022). Big Data analytics using Apache Spark: A review. *Journal of Big Data Analytics*.
- Sivarajah, U., Kamal, M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 263-286.
- Teece, D. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*, 40-49.
- Verhoef, P., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 889-901.

- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 118-144.
- Westerman, G., Bonnet, D., & McAfee, A. (2014). Leading Digital: Turning Technology into Business Transformation. *Harvard Business Review Press*.