



ESCUELA DE POSGRADOS

Caso B: Analítica de Datos y Estrategias de Transformación Digital

Magíster en Gerencia de Datos y Negocios

Autor:

Julio Esteban Díaz Torres

Tutor:

María José González Calle

Cuenca, Ecuador

2026

Dedicatoria

A mi familia, por su apoyo incondicional a lo largo de este proceso de formación; y a todos quienes creen que el conocimiento basado en datos es una herramienta para construir mejores organizaciones y un mejor futuro.

Agradecimientos

Expreso mi profundo agradecimiento a la Universidad del Azuay y al cuerpo docente de la Maestría en Gerencia de Datos y Negocios, por brindar los conocimientos y herramientas que hicieron posible este trabajo. Un reconocimiento especial a los docentes de cada módulo, cuya guía técnica y visión estratégica orientaron el desarrollo de cada uno de los casos aquí presentados.

Resumen

Las organizaciones contemporáneas disponen de volúmenes crecientes de datos, pero enfrentan una brecha persistente entre esa disponibilidad y su aprovechamiento estratégico. Este trabajo demuestra cómo la analítica de datos transforma información operativa en conocimiento accionable para la dirección, a través de cinco dimensiones de la gestión empresarial: soluciones Big Data, procesamiento y visualización de datos, gestión y diseño de proyectos analíticos, competitividad y transformación digital, y estrategias digitales empresariales. Aplicando metodologías como CRISP-DM y Design Thinking, junto con técnicas de machine learning, los resultados confirman que la integración de capacidades analíticas mejora la calidad de las decisiones, reduce costos operativos y fortalece la posición competitiva. Se concluye que la analítica de datos, gestionada de forma estructurada y alineada a objetivos estratégicos, constituye un habilitador clave de la competitividad organizacional.

Palabras clave: analítica de datos, transformación digital, machine learning, Big Data, competitividad, toma de decisiones, visualización.

Abstract

Contemporary organizations have access to growing volumes of data but face a persistent gap between that availability and its strategic use. This work demonstrates how data analytics transforms operational information into actionable knowledge for management, across five dimensions of business management: Big Data solutions, data processing and visualization, analytical project management and design, competitiveness and digital transformation, and digital business strategies. Applying methodologies such as CRISP-DM and Design Thinking, together with machine learning techniques, the results confirm that integrating analytical capabilities improves decision quality, reduces operational costs, and strengthens competitive positioning. It is concluded that data analytics, managed in a structured way and aligned with strategic objectives, constitutes a key enabler of organizational competitiveness.

Keywords: data analytics, digital transformation, machine learning, Big Data, competitiveness, decision-making, visualization.



Índice de contenido

Resumen 4

Abstract	4
Introducción	7
Asunto y propósito	7
Justificación	7
Problema de investigación	7
Objetivos	8
Objetivo general	8
Objetivos específicos	8
Estado del arte y marco teórico	8
Estructura del documento	9
Diseño de una plataforma de inteligencia Big Data para la optimización comercial y la expansión geográfica	10
1.1 Planteamiento del problema de negocio	10
1.2 Objetivos estratégicos y su traducción en preguntas de negocio	10
1.3 Arquitectura de la solución: análisis por capas	11
1.4 Componentes analíticos y de machine learning	13
1.5 Sistema de medición: OKRs y KPIs como instrumento de gobierno	13
Procesamiento y visualización de datos para el análisis comparativo y la decisión basada en evidencia	14
2.1 Contexto analítico y reto de comunicación	15
2.2 La estructuración previa: el trabajo invisible que decide el resultado	15
2.3 La solución: barras apiladas al 100 % como instrumento de decisión	16
2.4 Principios de visualización aplicados	16
Gestión y diseño de proyectos de minería de datos para la optimización de campañas de marketing bancario	18
3.1 Comprensión del negocio (CRISP-DM, Fase 1)	18
Objetivos del negocio	18
3.2 Comprensión y evaluación de los datos (CRISP-DM, Fase 2)	18
3.3 Preparación de los datos (CRISP-DM, Fase 3)	19
3.4 Modelado: clasificación supervisada (CRISP-DM, Fase 4)	20
Análisis crítico modelo por modelo	20
Experimentación con hiperparámetros	21
3.5 Modelado: clasificación no supervisada	21
3.6 Plan y gestión del proyecto	22
3.7 Consideraciones éticas y de gobernanza	22
Competitividad y transformación digital: estrategia de modernización de un ERP crítico para la continuidad del negocio	24
4.1 El desafío estratégico: un núcleo de negocio en cuenta regresiva	24
4.2 Metodología: Design Thinking aplicado a la transformación	24
Empatizar y Definir	24

Idear: seis líneas de solución complementarias	25
Prototipar y Testear	25
4.3 Análisis del entorno externo	25
4.4 Análisis del entorno interno	26
4.5 Sistema de KPIs, matriz de riesgos y tecnologías emergentes	27
Estrategias digitales para la gestión empresarial en la era de la inteligencia artificial	29
5.1 Estrategia digital y disrupción: la lección de los sobrevivientes	29
5.2 Hoja de ruta para la adopción de IA: priorizar por valor e impacto	29
5.3 Gobernanza de datos: el cimiento de toda estrategia	30
5.4 Uso responsable de la IA: reglas claras para un poder creciente	30
5.5 Machine Learning estratégico e IA generativa	30
5.6 Diseño e implementación de la estrategia digital integral	31
Resumen gerencial: la analítica de datos como motor de competitividad	33
Una narrativa integrada	33
Cuadro de mando estratégico integrado	33
Hallazgos transversales	34
Recomendaciones ejecutivas	34
Conclusiones	36
Recomendaciones	37
Sobre la inversión en capacidades analíticas	37
Sobre el modelado y la decisión basada en datos	37
Sobre la transformación digital y la gestión del riesgo	37
Sobre la gobernanza, la ética y la cultura	38
Referencias	39

Introducción

La transformación digital ha dejado de ser una opción para convertirse en una condición de supervivencia para las organizaciones. En el centro de esta transformación se encuentra un activo cuyo valor depende enteramente de la capacidad de explotarlo: los datos. Las empresas que logran convertir sus datos en decisiones inteligentes alcanzan ventajas competitivas sostenibles, mientras que aquellas que no lo hacen quedan rezagadas frente a competidores más ágiles y mejor informados.

Asunto y propósito

El presente trabajo de titulación tiene como propósito demostrar, mediante la aplicación práctica en cinco contextos empresariales reales, cómo la analítica de datos genera conocimiento estratégico accionable que fortalece la toma de decisiones gerenciales y la competitividad organizacional. Cada uno de los cinco capítulos aborda una dimensión complementaria de la gerencia de datos —desde la arquitectura de soluciones Big Data hasta el diseño de estrategias digitales integrales— integrando técnica analítica rigurosa con interpretación gerencial orientada a la acción.

Justificación

Según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2022), menos del 40 % de las empresas latinoamericanas ha incorporado procesos avanzados de análisis de datos, lo que limita su capacidad de innovación. En el contexto ecuatoriano, esta brecha se agudiza por la escasez de profesionales con formación en gerencia de datos y por la limitada adopción de arquitecturas analíticas. Este trabajo contribuye al cierre de dicha brecha al ofrecer un cuerpo integrado de casos que evidencian, con resultados medibles, el retorno estratégico de la analítica aplicada.

Problema de investigación

El problema central que aborda esta tesis es la subutilización del potencial estratégico de los datos en las organizaciones. A pesar de la disponibilidad de información, persiste una desconexión entre el análisis técnico y la decisión gerencial. La pregunta que articula la investigación es: ¿cómo puede la analítica de datos fortalecer las estrategias de transformación digital y la toma de decisiones empresariales, generando ventajas competitivas sostenibles en organizaciones de contextos locales y regionales?

Objetivos

Objetivo general

Demostrar cómo la analítica de datos, aplicada mediante metodologías y herramientas especializadas en cinco dimensiones de la gestión empresarial, genera conocimiento estratégico accionable que fortalece la toma de decisiones y la competitividad organizacional.

Objetivos específicos

- Implementar soluciones de Big Data orientadas al procesamiento eficiente de información para la extracción de patrones relevantes para el negocio.
- Desarrollar procesos de visualización y análisis descriptivo, predictivo y prescriptivo que transformen datos operativos en inteligencia gerencial.
- Aplicar técnicas de machine learning supervisado y no supervisado para mejorar la precisión de decisiones comerciales y operativas.
- Evaluar la relación entre la adopción de analítica de datos y el mejoramiento de la competitividad empresarial mediante casos reales.
- Integrar los resultados en una síntesis gerencial que comunique hallazgos, recomendaciones y valor estratégico a audiencias directivas.

Estado del arte y marco teórico

La analítica de datos se ha consolidado como elemento central de la competitividad en la era digital. Davenport y Harris (2017) sostienen que las organizaciones con mayores capacidades analíticas alcanzan ventajas sostenibles al fundamentar sus decisiones en evidencia. Desde una perspectiva gerencial, la inteligencia de negocios, la analítica y la ciencia de datos conforman un continuo que convierte los datos en valor para la dirección (Sharda et al., 2021). La madurez analítica se estructura en tres niveles: descriptiva, que analiza hechos pasados; predictiva, que anticipa comportamientos futuros; y prescriptiva, que propone acciones óptimas (Provost & Fawcett, 2013).

El crecimiento sostenido del volumen global de datos refuerza la urgencia de estas capacidades; las proyecciones internacionales anticipan una expansión acelerada de la esfera de datos en los próximos años (International Data Corporation, 2023). En este contexto, la inteligencia empresarial permite transformar grandes volúmenes de información en decisiones de alto impacto (Chen et al., 2012).

En el ámbito del Big Data, Laney (2001) introdujo las tres V —volumen, velocidad y variedad—, marco posteriormente ampliado con veracidad y valor. Tecnologías como Apache Kafka, Apache Spark y los ecosistemas cloud permiten procesar flujos masivos de datos con eficiencia (Chen, Mao & Liu, 2014). La gobernanza de datos se ha tornado crítica para garantizar calidad y seguridad (Gartner, 2021).

La visualización de datos traduce información compleja en formatos comprensibles para la gestión (Few, 2012), funcionando como puente entre el análisis técnico y la acción estratégica. En machine learning, modelos como Árboles de Decisión, Random Forest y redes neuronales permiten predecir comportamientos y optimizar procesos (Géron, 2019), bajo el marco metodológico CRISP-DM que asegura la alineación entre objetivos técnicos y de negocio.

Desde la competitividad, Porter y Heppelmann (2014) demuestran que la digitalización redefine la cadena de valor. Kane et al. (2015) destacan que las organizaciones digitalmente maduras se distinguen por su adaptabilidad cultural, no solo por su nivel tecnológico. El Design Thinking (Brown, 2009) permite centrar el diseño de soluciones en las necesidades reales de los usuarios. Finalmente, Brynjolfsson y McAfee (2017) documentan cómo la inteligencia artificial transforma los modelos de negocio, mientras el Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2023) y la CEPAL (2022) subrayan que la transformación digital impulsa la productividad cuando se acompaña de gobernanza y capacidades humanas adecuadas.

Estructura del documento

Esta tesis se organiza en cinco capítulos correspondientes a las dimensiones de la gerencia de datos abordadas durante la maestría. El Capítulo I presenta el diseño de una plataforma de inteligencia Big Data. El Capítulo II desarrolla un caso de procesamiento y visualización de datos a escala internacional. El Capítulo III aplica un proceso completo de minería de datos sobre campañas bancarias. El Capítulo IV diseña una estrategia de transformación digital para una empresa manufacturera. El Capítulo V articula una estrategia digital empresarial integral. El documento cierra con una síntesis gerencial que integra los hallazgos transversales y traduce los resultados técnicos en recomendaciones ejecutivas.

CAPÍTULO I

Diseño de una plataforma de inteligencia Big Data para la optimización comercial y la expansión geográfica

La capacidad de una organización para competir en el comercio electrónico depende, cada vez más, de su habilidad para convertir el rastro digital de millones de interacciones en decisiones comerciales precisas y oportunas. La inteligencia de negocios y la analítica han evolucionado desde la generación de reportes históricos hacia sistemas capaces de anticipar la demanda, personalizar la experiencia y orientar la asignación de capital (Chen et al., 2012; Sharda et al., 2021). Este capítulo desarrolla en profundidad el diseño de una plataforma de Big Data para un marketplace de alcance regional —situado en el contexto de Mercado Libre— y, sobre esa base técnica, construye el argumento gerencial que justifica la inversión y orienta su gobierno.

1.1 Planteamiento del problema de negocio

Un marketplace de comercio electrónico genera datos de naturaleza heterogénea y de altísima frecuencia: clics, búsquedas, vistas de producto, adiciones al carrito, transacciones, devoluciones, valoraciones, mensajes entre comprador y vendedor, y señales logísticas de despacho y entrega. El problema gerencial no es la ausencia de datos, sino la incapacidad de transformarlos, a la velocidad que el negocio exige, en respuestas a preguntas que mueven los resultados financieros: qué ofrecer, a quién, en qué momento y a qué precio. La plataforma propuesta —denominada Plataforma de Inteligencia Big Data para Optimización Comercial y Expansión Geográfica— aborda precisamente esa brecha entre el dato disponible y la decisión informada.

El proyecto persigue un triple propósito interrelacionado. Primero, mejorar la experiencia del usuario mediante personalización, elevando la conversión y la fidelización. Segundo, optimizar las ventas y el inventario a través de análisis predictivo de tendencias de producto. Tercero, evaluar con rigor analítico la viabilidad de una expansión de operaciones hacia el mercado ecuatoriano, fundamentando una decisión de alto riesgo y alto retorno en evidencia y no en intuición.

Reformulación gerencial: La pregunta no es “¿cómo almacenamos más datos?”, sino “¿qué decisiones de ingreso, costo y expansión podemos tomar mejor si interrogamos los datos correctamente?”. La plataforma es un instrumento de decisión, no un proyecto de infraestructura.

1.2 Objetivos estratégicos y su traducción en preguntas de negocio

La solidez de un proyecto de Big Data se mide por la calidad de las preguntas de negocio que es capaz de responder. Los cuatro objetivos estratégicos se desdoblan en interrogantes operativas que, a su vez, definen los modelos analíticos y las fuentes de datos requeridas.

Objetivo estratégico	Pregunta de negocio asociada	Decisión que habilita
Personalización y experiencia	¿Qué productos y mensajes maximizan la conversión por segmento?	Diseño de motores de recomendación y campañas dirigidas.
Optimización de inventario y marketing	¿Qué productos crecerán por región y temporada?	Reposición anticipada y asignación de presupuesto publicitario.
Expansión en Ecuador	¿Qué patrones de compra distinguen al mercado ecuatoriano?	Decisión de entrada, surtido inicial y modelo logístico.
Reducción de costos operativos	¿Dónde se concentran las ineficiencias y los reprocesos?	Automatización de procesos y priorización de inversión en datos.

Tabla 1. Cadena objetivo–pregunta–decisión que gobierna la plataforma.

Esta cadena explícita es, en sí misma, un dispositivo de gobierno: garantiza que cada componente técnico que se construya tenga un destinatario de negocio y una decisión que mejorar. Los proyectos de Big Data que fracasan suelen hacerlo no por limitaciones tecnológicas, sino por la ausencia de esta trazabilidad entre el dato y la decisión.

1.3 Arquitectura de la solución: análisis por capas

La arquitectura propuesta adopta un modelo por capas que separa responsabilidades y permite escalar e intervenir cada componente de forma independiente. Esta separación es relevante para la dirección porque cada capa tiene un perfil de costo, de riesgo y de proveedor distinto, lo que permite decisiones de inversión y de tercerización diferenciadas.

Capa	Tecnologías	Función	Implicación gerencial
Ingesta	Apache Kafka	Captura de eventos en tiempo real	Habilita decisiones en caliente (precios, stock)
Almacenamiento	Data Lake (S3/GCS); DWH (Redshift, BigQuery, Snowflake)	Repositorio crudo y estructurado	Costo variable; separa almacenamiento y cómputo
Procesamiento	Apache Spark	Batch y streaming a escala	Escala con la demanda; evita sobreinversión fija
Analítica / ML	TensorFlow, PyTorch, SageMaker	Modelos predictivos y de recomendación	Núcleo de diferenciación competitiva
Visualización (BI)	Tableau, Power BI, Looker	Tableros para la dirección	Democratiza el acceso al dato
Orquestación	Apache Airflow	Automatización de pipelines	Reduce error humano y costo operativo
Gobernanza	Apache Ranger, AWS IAM	Seguridad y control de acceso	Cumplimiento normativo y mitigación de riesgo

Tabla 2. Arquitectura por capas y su lectura gerencial.

La elección de tecnologías de procesamiento distribuido responde a la naturaleza del Big Data, caracterizada por el volumen, la velocidad y la variedad de los datos (Laney, 2001; Chen et al., 2014). El modelo cloud —AWS, GCP o Azure— resulta determinante desde la perspectiva financiera: convierte una inversión de capital fija (CAPEX) en un gasto operativo variable (OPEX) que escala con el negocio, evitando el sobredimensionamiento de hardware y liberando capital para iniciativas de mayor retorno.

La capa de gobernanza merece atención especial. Lejos de ser un componente meramente técnico, materializa las políticas de seguridad, control de acceso y cumplimiento que garantizan la calidad y la confiabilidad del dato (Gartner, 2021). En un marketplace que maneja datos personales y transaccionales de millones de usuarios, la gobernanza es a la vez un requisito legal y un activo reputacional.

1.4 Componentes analíticos y de machine learning

El corazón diferenciador de la plataforma reside en su capa analítica. Tres familias de modelos articulan el valor del negocio:

1. Motores de recomendación, que personalizan la oferta a partir del comportamiento histórico y de patrones de usuarios similares, incrementando el ticket promedio y la conversión.
2. Modelos predictivos de demanda, que anticipan qué productos crecerán por región y temporada, habilitando la reposición anticipada y la reducción de quiebres de stock y de sobreinventario.
3. Modelos de propensión y segmentación, que identifican qué usuarios responderán mejor a cada campaña, optimizando el retorno de la inversión publicitaria.

La gestión de estos modelos exige una orquestación robusta (Apache Airflow) y prácticas de evaluación continua. El desempeño no se mide solo en exactitud estadística, sino en su impacto sobre las métricas de negocio: cada punto de mejora en la precisión de la recomendación debe traducirse en conversión adicional medible (Provost & Fawcett, 2013).

1.5 Sistema de medición: OKRs y KPIs como instrumento de gobierno

Un proyecto de esta envergadura solo es gobernable si su éxito es medible. El sistema de medición se estructura en dos niveles complementarios: los OKRs, que alinean la estrategia con resultados ambiciosos y acotados en el tiempo, y los KPIs, que permiten el seguimiento operativo continuo.

Objetivo (OKR)	Resultados clave	Horizonte
Incrementar la tasa de conversión	Conversión +15 %; abandono de carrito -10 %	6 meses
Mejorar la predicción de tendencias	85 % de precisión; recomendaciones para 70 % de usuarios activos	Continuo
Preparar la expansión en Ecuador	Análisis de mercado completo; estrategia de lanzamiento definida	3 meses / Q4

Tabla 3. Objetivos y Resultados Clave del proyecto.

El cuadro de KPIs de seguimiento incluye usuarios activos diarios y mensuales (DAU/MAU), tasa de conversión, ticket promedio, precisión y recall de los modelos, latencia de procesamiento, retorno de inversión de campañas, porcentaje de datos procesados en tiempo real y Net Promoter Score (NPS). El análisis de los datos de muestra del proyecto reveló tres patrones consistentes y estratégicamente relevantes: un crecimiento sostenido de los usuarios activos (DAU y MAU) a lo largo del año, un incremento progresivo de la tasa de

conversión y una reducción continua del abandono de carrito. La lectura conjunta de estas tres curvas confirma que las palancas de personalización y experiencia están operando en la dirección correcta.

1.6 Perspectiva gerencial y toma de decisiones

Desde la dirección, la plataforma debe entenderse como un activo estratégico cuyo valor no reside en la tecnología que la compone, sino en las decisiones de mayor calidad que habilita. El análisis del caso permite formular cuatro lineamientos para la toma de decisiones gerenciales:

- Decisión de inversión escalonada: la arquitectura cloud por capas permite invertir de forma incremental, validando el retorno de cada capa antes de comprometer capital en la siguiente. La dirección debe condicionar la expansión de la inversión al cumplimiento de los Resultados Clave (por ejemplo, no escalar la capa de ML hasta confirmar la mejora de conversión del 15 %).
- Decisión de expansión basada en evidencia: la entrada al mercado ecuatoriano — decisión de alto riesgo— debe supeditarse a los hallazgos del análisis de patrones de compra locales. La plataforma convierte una apuesta intuitiva en una decisión calibrada: define el surtido inicial, anticipa la estacionalidad y dimensiona la operación logística antes de comprometer recursos.
- Decisión de asignación de marketing: los modelos de propensión permiten reasignar el presupuesto publicitario desde campañas masivas de bajo retorno hacia segmentos de alta propensión, mejorando el ROI sin incrementar el gasto total.
- Decisión de gobierno del dato: la dirección debe institucionalizar la gobernanza como política corporativa, no como tarea técnica, asignando responsabilidades ejecutivas claras sobre la calidad, la seguridad y el uso ético de los datos.

Síntesis de valor: La plataforma transforma la toma de decisiones comercial de reactiva a anticipatoria: la dirección deja de reaccionar a lo que ya ocurrió y comienza a decidir sobre lo que va a ocurrir, sustentando cada decisión de ingreso, costo y expansión en evidencia cuantitativa.

La conclusión gerencial del capítulo es inequívoca: una arquitectura analítica robusta, gobernada por una cadena explícita objetivo–pregunta–decisión y medida por OKRs alineados a la estrategia, constituye el cimiento de la competitividad en el comercio electrónico y la condición de posibilidad de una expansión geográfica exitosa.

CAPÍTULO II

Procesamiento y visualización de datos para el análisis comparativo y la decisión basada en evidencia

La visualización de datos constituye la última milla de la analítica: el punto donde el análisis técnico se convierte —o no— en comprensión gerencial y acción. Una organización puede disponer de la arquitectura más sofisticada y de los modelos más precisos, pero si sus hallazgos no se comunican con claridad a quienes deciden, el valor permanece latente. Este capítulo profundiza en un caso de visualización comparativa internacional y, a partir de él, extrae principios transferibles para la comunicación de datos en la dirección de organizaciones (Few, 2012).

2.1 Contexto analítico y reto de comunicación

El caso parte de una encuesta global aplicada en 2020 a doce países, referida a la importancia que la ciudadanía atribuye a que los gobiernos financien la investigación en ansiedad y depresión. Las respuestas se distribuyen en cinco categorías ordinales —extremadamente importante, algo importante, no demasiado importante, nada importante y no sabe/no contesta—, expresadas como porcentaje de encuestados. El reto no es meramente estadístico: es un reto de comunicación. Se debía construir una visualización única, limpia y clara, capaz de responder simultáneamente a tres preguntas de naturaleza distinta.

4. Una pregunta de composición: ¿cómo se distribuyen las respuestas dentro de cada país?
5. Una pregunta de comparación: ¿qué países atribuyen mayor importancia a la investigación?
6. Una pregunta de umbral: ¿en qué países la importancia atribuida supera el 50 %?

Resolver las tres preguntas en una sola visualización exige decisiones de diseño deliberadas. Responder solo una de ellas habría sido trivial; integrarlas sin sacrificar claridad es el verdadero desafío analítico y gerencial.

Principio rector: Una visualización eficaz no nace del gráfico, sino de la estructura de los datos. La decisión sobre cómo organizar la información antes de graficarla determina qué preguntas podrá responder el resultado final.

2.2 La estructuración previa: el trabajo invisible que decide el resultado

El paso determinante —y el más frecuentemente subestimado— fue la reestructuración de los datos. Los datos originales, dispersos por país y categoría, debían transformarse en proporciones acumuladas que permitieran tanto la lectura de composición interna como la comparación entre países. Esta fase de procesamiento, que el usuario final no percibe, condiciona por completo la calidad del resultado. La integridad del dato exige, además, conservar la categoría 'no sabe/no contesta' sin que distorsione la comparación, lo que obliga a una decisión consciente sobre su ubicación y codificación cromática.

Este punto encierra una lección gerencial de alcance general: la calidad de cualquier producto analítico depende, en una proporción mucho mayor de la que suele reconocerse, del trabajo de preparación y estructuración de los datos que lo precede. La dirección que solo valora el entregable visible —el gráfico, el tablero— y desatiende la inversión en calidad y estructuración del dato, construye sobre cimientos frágiles.

2.3 La solución: barras apiladas al 100 % como instrumento de decisión

La solución adoptada fue un gráfico de barras apiladas horizontales normalizadas al 100 %. Cada barra representa un país; cada segmento, una categoría de respuesta, codificada con una escala cromática secuencial que transita del azul intenso (extremadamente importante) al rojo (nada importante). Los países se ordenaron de forma descendente según el peso de las categorías de mayor importancia. Esta combinación de decisiones de diseño —siguiendo los principios que privilegian la claridad y la comparabilidad sobre la ornamentación (Few, 2012)— resuelve las tres preguntas de forma simultánea:

- La composición interna de cada país se lee en la proporción de los segmentos de su barra.
- La comparación entre países se habilita por la escala común al 100 % y el ordenamiento intencional, que coloca arriba a los países de mayor valoración (Malta, Brasil, Sudáfrica) y abajo a los de distribución más dispersa (Benín, Camerún).
- El umbral del 50 % se vuelve inmediatamente visible, permitiendo identificar de un vistazo dónde la mayoría considera importante la investigación.

La elección de no usar un gráfico de barras agrupadas, un mapa de calor o un conjunto de gráficos circulares no es arbitraria: cada una de esas alternativas habría privilegiado una pregunta a costa de las otras dos. La barra apilada al 100 % es la única que las integra sin pérdida de claridad.

2.4 Principios de visualización aplicados

Principio	Aplicación en el caso	Valor para la decisión
Claridad	Eliminación de ornamentación superflua (chartjunk)	Reduce la carga cognitiva del decisor
Comparabilidad	Escala común al 100 % y ordenamiento intencional	Permite ranking inmediato de unidades
Codificación cromática	Escala secuencial alineada al orden ordinal	Comunica intensidad sin leer cifras
Foco en el umbral	Diseño que evidencia el corte del 50 %	Habilita decisiones de priorización binaria

Principio	Aplicación en el caso	Valor para la decisión
Integridad del dato	Inclusión honesta de 'no sabe/no contesta'	Evita conclusiones sesgadas

Tabla 4. Principios de visualización y su valor para la toma de decisiones.

2.5 Perspectiva gerencial y toma de decisiones

Aunque el caso analiza datos de opinión pública, sus principios son directamente transferibles al gobierno de cualquier organización. La visualización es una competencia gerencial de primer orden, no una habilidad accesoria del área técnica. De este capítulo se desprenden cuatro lineamientos para la dirección:

- Definir la pregunta antes que el gráfico: el directivo debe exigir que toda visualización responda preguntas de negocio explícitas. Un tablero que no se diseña en torno a decisiones concretas se convierte en decoración costosa. La disciplina de partir de la pregunta —composición, comparación o umbral— ordena toda la cadena analítica.
- Invertir en la estructuración del dato: la dirección debe valorar y financiar el trabajo invisible de preparación de datos, reconociendo que la claridad del entregable final depende de él. Subestimar esta fase es la causa más común de tableros engañosos o inútiles.
- Privilegiar la simplicidad sobre la sofisticación: la visualización más eficaz del caso fue también la más simple. En la comunicación gerencial, la capacidad de transmitir un hallazgo de un vistazo supera al despliegue técnico. La ornamentación compite con el mensaje.
- Usar los umbrales como disparadores de decisión: identificar de inmediato qué unidades —países, regiones, líneas de producto, sucursales o segmentos de cliente— superan un umbral crítico es una herramienta directa de priorización de recursos y de gestión por excepción.

Síntesis de valor: La visualización traduce el análisis en decisión. Para la dirección, la capacidad de ver de inmediato qué unidades cruzan un umbral crítico convierte un mar de cifras en una lista de prioridades accionables: dónde invertir, dónde intervenir y dónde sostener el rumbo.

La conclusión gerencial del capítulo es que la inversión en capacidades de procesamiento y visualización rinde su mayor retorno cuando se gobierna desde la pregunta de negocio: estructurar bien el dato y comunicarlo con claridad no es un lujo estético, sino la condición para que la analítica se traduzca en acción y, en última instancia, en competitividad.

CAPÍTULO III

Gestión y diseño de proyectos de minería de datos para la optimización de campañas de marketing bancario

Este capítulo constituye el núcleo analítico de la tesis. Desarrolla, bajo la metodología CRISP-DM, un proyecto completo de minería de datos orientado a un problema de alto impacto financiero en la banca: predecir qué clientes aceptarán un depósito a plazo para optimizar la efectividad de las campañas de marketing directo. A diferencia de un ejercicio puramente técnico, el análisis se conduce en todo momento desde la pregunta gerencial —¿a quién contactar y a quién no, y por qué?—, traduciendo cada métrica estadística en consecuencias de ingreso y de costo. El pensamiento analítico orientado a datos permite estructurar este tipo de problemas y convertirlos en modelos accionables (Provost & Fawcett, 2013).

3.1 Comprensión del negocio (CRISP-DM, Fase 1)

Las entidades bancarias emplean campañas de marketing directo para colocar productos financieros como los depósitos a plazo. Estas campañas presentan dos problemas estructurales: altos costos operativos por contacto (llamadas, gestión comercial) y bajas tasas de conversión cuando la selección de clientes no está segmentada. El resultado es un doble desperdicio: se invierte en contactar a clientes que no convertirán y, simultáneamente, se diluye el esfuerzo comercial que podría concentrarse en los clientes de mayor propensión.

Objetivos del negocio

El proyecto se planteó tres objetivos de negocio cuantificados y realistas, anclados en datos históricos:

7. Incrementar la tasa de aceptación de depósitos a plazo entre un 5 % y un 8 % respecto al escenario base, mediante una mejor selección de los clientes a contactar.
8. Reducir entre un 10 % y un 15 % los contactos innecesarios a clientes de baja probabilidad, disminuyendo los costos operativos asociados.
9. Lograr que al menos el 70 % de las campañas se apoyen en criterios analíticos derivados del modelo, sustituyendo la decisión intuitiva por la decisión basada en evidencia.

Traducción gerencial de la métrica: En este problema, el recall de la clase 'sí acepta' es el indicador crítico de ingreso: cada cliente convertible no detectado es una venta perdida. La precisión de la clase 'sí' es el indicador de eficiencia: cada falso positivo es un contacto costoso sin retorno. El modelo ideal equilibra ambos según la economía de la campaña.

3.2 Comprensión y evaluación de los datos (CRISP-DM, Fase 2)

Se utilizó el Bank Marketing Dataset, un conjunto de datos real que registra características sociodemográficas de los clientes (edad, ocupación, estado civil, nivel educativo, historial financiero) y variables operativas del contacto (duración, canal, resultado de campañas previas). La evaluación de la situación reveló tres condiciones determinantes para el diseño del proyecto:

- Calidad aceptable de los datos, aunque con presencia de valores faltantes que requieren tratamiento.
- Desbalance de clases entre quienes aceptan y quienes no aceptan el producto, lo que constituye el principal reto analítico y condiciona la elección de métricas de evaluación.
- Viabilidad técnica y organizacional: disponibilidad de la herramienta RapidMiner, de algoritmos de clasificación supervisada y de respaldo institucional por el impacto directo en el negocio.

3.3 Preparación de los datos (CRISP-DM, Fase 3)

La fase de preparación —determinante para la estabilidad y la confiabilidad de los modelos— comprendió una secuencia de transformaciones, cada una con una justificación técnica precisa:

10. Tratamiento de valores faltantes mediante el operador Replace Missing Values, con reemplazo por promedio en las variables numéricas (age, balance, day, duration, campaign, pdays, previous), preservando la coherencia estadística del conjunto.
11. Conversión de variables categóricas a numéricas con Nominal to Numerical y codificación dummy, generando variables binarias por categoría sin introducir jerarquías artificiales que distorsionarían el aprendizaje.
12. Normalización de las variables numéricas a una escala común, evitando que atributos de mayor magnitud dominen indebidamente a los modelos sensibles a la escala.
13. Selección de atributos mediante Weight by Information Gain y Select by Weights, reduciendo la dimensionalidad y conservando solo los atributos de mayor aporte informativo.

El análisis de relevancia mediante ganancia de información arrojó un hallazgo de enorme valor gerencial: la variable duration (duración del contacto) es, con amplio margen, la de mayor peso informativo, seguida de poutcome (resultado de la campaña previa), contact (canal), pdays y previous. Esto significa que las características asociadas a la interacción y al historial de contacto pesan más que los atributos sociodemográficos estáticos en la decisión del cliente.

Implicación accionable: Si la duración y el historial de contacto predicen la aceptación mejor que la edad o la ocupación, la palanca de mejora no está en 'a quién se nació siendo',

sino en 'cómo y cuándo se gestiona la interacción'. Esto orienta la inversión hacia la calidad del contacto y el momento de la llamada, variables que la organización sí controla.

3.4 Modelado: clasificación supervisada (CRISP-DM, Fase 4)

Se compararon seis algoritmos de clasificación para predecir la aceptación del depósito. La evaluación rigurosa del desempeño mediante precisión, recall y AUC es esencial para seleccionar modelos confiables (Géron, 2019). Crucialmente, la interpretación no se limitó al accuracy global —métrica engañosa en presencia de desbalance de clases—, sino que priorizó el comportamiento por clase. La tabla siguiente consolida los resultados.

Modelo	Accuracy	Prec.(sí)	Recall(sí)	Prec.(no)	Recall(no)	AUC
W-ZeroR (línea base)	52.89%	52.89%	100%	N/A	0.00%	N/A
W-OneR	74.10%	74.45%	77.72%	73.68%	70.02%	N/A
Naive Bayes	70.14%	79.22%	59.03%	64.24%	82.62%	0.804
Random Forest	69.42%	74.83%	63.57%	65.00%	75.99%	N/A
Árbol de Decisión	78.79%	85.36%	72.30%	73.46%	86.08%	0.829
W-MLP (red neuronal)	70.50%	81.19%	57.55%	64.09%	85.04%	N/A

Tabla 5. Comparación de desempeño de los seis modelos de clasificación.

Análisis crítico modelo por modelo

W-ZeroR funciona como línea base: al predecir siempre la clase mayoritaria, alcanza un accuracy de 52.89 % que en realidad solo refleja la distribución de clases. Su recall del 0 % para la clase 'no' evidencia que carece por completo de capacidad de segmentación; recomendaría lo mismo para todos los clientes. Su valor no es predictivo sino metodológico: establece el piso contra el cual se mide el aprendizaje real de los demás modelos.

W-OneR, que genera reglas a partir de un único atributo, sorprende con un accuracy de 74.10 % y un equilibrio notable entre clases (recall 'sí' de 77.72 %). Demuestra que incluso reglas simples capturan valor sustancial, lo que resulta atractivo por su interpretabilidad y velocidad de decisión. Su limitación es estructural: al basarse en un solo atributo, no captura

interacciones entre variables —por ejemplo, la combinación de mes, historial de campaña y canal— que una estrategia de marketing fina requeriría.

Naive Bayes alcanza un AUC de 0.804, indicador de buena capacidad de discriminación, y detecta bien a quienes no aceptarán (recall 'no' de 82.62 %). Sin embargo, su recall en la clase 'sí' (59.03 %) implica que deja escapar a cuatro de cada diez clientes convertibles —oportunidades de ingreso perdidas que la dirección comercial no puede ignorar.

Random Forest, pese a su robustez teórica como ensamble de árboles, obtuvo en esta corrida un accuracy de 69.42 %, por debajo de modelos más simples. Esto confirma una lección central: la complejidad no garantiza desempeño superior si no se acompaña de afinación de hiperparámetros y tratamiento del desbalance, que no fueron el foco de este trabajo.

La red neuronal W-MultilayerPerceptron (learning rate 0.3, momentum 0.2, 500 iteraciones) alcanzó un accuracy de 70.50 % con un perfil muy particular: alta precisión en 'sí' (81.19 %) pero recall limitado (57.55 %), con 2.245 falsos negativos. Se comporta como un filtro estricto: cuando predice que un cliente aceptará, suele acertar, pero deja pasar muchos positivos. Es útil para depurar contactos ineficientes, pero inadecuada si la prioridad es maximizar la cobertura de conversiones.

Modelo seleccionado: El Árbol de Decisión presenta el mejor desempeño global (accuracy 78.79 %, AUC 0.829) y, sobre todo, las métricas más sólidas y equilibradas en ambas clases (precision 'sí' 85.36 %, recall 'sí' 72.30 %). A esto suma una ventaja decisiva para el negocio: su estructura de reglas jerárquicas es interpretable, permitiendo explicar a la dirección comercial qué combinaciones de variables conducen a cada predicción.

Experimentación con hiperparámetros

Se realizaron experimentos variando los parámetros del Árbol de Decisión (criterio de división, profundidad máxima, ganancia mínima, preprda). Los resultados confirmaron la sensibilidad del modelo a su configuración: ciertas combinaciones colapsaban hacia el comportamiento de la línea base (prediciendo solo la clase mayoritaria), mientras que la configuración equilibrada preservaba la capacidad discriminante. Esta experimentación refuerza que la calidad del modelo final depende tanto de la elección del algoritmo como de su calibración.

3.5 Modelado: clasificación no supervisada

Para complementar la predicción individual con una lectura de patrones agregados, se aplicó el algoritmo K-Medoids (K=5) sobre los atributos seleccionados (contact, month, pdays, poutcome y balance), tras el mismo preprocesamiento. La visualización en el plano pdays-balance reveló una estructura de segmentación con valor descriptivo:

- Un cluster dominante que concentra la mayoría de los registros a lo largo de los valores de pdays, indicando que gran parte de la base comparte un patrón similar de recencia de contacto.

- Clusters menores en torno a valores bajos de pdays con variación en balance, que sugieren subgrupos diferenciados por recencia y comportamiento financiero.
- Solapamiento moderado entre grupos —no hay separación perfecta—, pero suficiente para describir 'tipos' de cliente útiles para estrategias de contacto diferenciadas.

La interpretación de negocio es directa y prudente: el clustering ofrece una segmentación operativa que permite tratar de forma distinta al grupo mayoritario frente a los clusters menores (priorización, mensajes y canales diferenciados), pero su separación moderada aconseja complementarlo con los modelos supervisados para la predicción individual.

3.6 Plan y gestión del proyecto

El proyecto se estructuró en cinco fases secuenciales bajo CRISP-DM, cada una con una semana de duración estimada y sin costo directo dado el uso de herramientas y datos disponibles: comprensión del negocio y definición de objetivos; comprensión y exploración de datos; preparación y limpieza; modelado y comparación de algoritmos; y evaluación de resultados con redacción del informe. Esta planificación explícita es, en sí misma, una buena práctica de gestión: acota el alcance, asigna tiempos y previene la dispersión analítica.

3.7 Consideraciones éticas y de gobernanza

El proyecto reconoce que cualquier aplicación real en banca debe garantizar confidencialidad y seguridad de los datos personales, y evitar que las predicciones deriven en decisiones automáticas injustas para determinados perfiles de cliente. La analítica debe acompañarse de control humano, revisión activa de sesgos y criterios de transparencia. Esta consideración no es accesorio: en sectores regulados, la gobernanza ética del modelo es condición de su licencia social y legal para operar.

3.8 Perspectiva gerencial y toma de decisiones

Este capítulo ofrece el caso más rico en lecciones gerenciales de la tesis, porque conecta de forma directa una decisión técnica —qué modelo usar— con resultados financieros medibles. Se desprenden cinco lineamientos para la dirección:

- Elegir el modelo por su impacto de negocio, no por su accuracy: el accuracy global es engañoso ante el desbalance de clases. La dirección debe exigir que la elección del modelo se justifique por su capacidad de detectar el evento de interés (recall 'sí') y por la economía de los errores: ¿cuesta más perder un cliente convertible o contactar a uno que no lo es? La respuesta define el modelo óptimo.
- Privilegiar la interpretabilidad en decisiones comerciales: el Árbol de Decisión fue seleccionado no solo por su desempeño, sino porque sus reglas explican el porqué de cada predicción. Un modelo que la dirección comercial puede entender y auditar

se adopta; una 'caja negra' más precisa pero opaca, se resiste. La interpretabilidad es un activo de gobierno.

- Actuar sobre las variables controlables: el hallazgo de que la duración y el historial de contacto predicen mejor que los atributos demográficos redirige la inversión hacia lo que la organización controla —la calidad y el momento de la interacción— en lugar de hacia segmentaciones estáticas.
- Combinar predicción y segmentación: la dirección debe usar el clustering para diseñar estrategias diferenciadas por tipo de cliente (canal, mensaje, prioridad) y los modelos supervisados para decidir el contacto individual. Ambos enfoques son complementarios, no sustitutos.
- Cuantificar el retorno antes de escalar: el caso permite estimar el impacto financiero —incremento de conversión del 5–8 % y reducción de contactos del 10–15 %— que justifica la inversión en el proyecto. La dirección debe condicionar el despliegue productivo a la validación de estos retornos con datos fuera de muestra.

Síntesis de valor: El verdadero entregable de un proyecto de minería de datos no es el modelo, sino la decisión comercial mejorada: contactar a los clientes correctos, con el mensaje correcto, en el momento correcto, dejando de gastar en quienes no convertirán. El modelo es el medio; la eficiencia y la efectividad de la campaña son el fin.

La conclusión gerencial del capítulo es que la metodología estructurada (CRISP-DM) y la interpretación de las métricas en clave de negocio convierten la minería de datos en un instrumento de dirección: no se trata de predecir por predecir, sino de priorizar el esfuerzo comercial donde genera mayor retorno y de reducir el desperdicio donde no lo genera.

CAPÍTULO IV

Competitividad y transformación digital: estrategia de modernización de un ERP crítico para la continuidad del negocio

La transformación digital con frecuencia se asocia a la adopción de tecnología novedosa; sin embargo, sus casos más críticos involucran la modernización de la infraestructura central de la que depende toda la operación. La evidencia muestra que es la estrategia, y no la tecnología por sí sola, la que impulsa la transformación digital exitosa (Kane et al., 2015; Westerman et al., 2014). Este capítulo desarrolla, desde la óptica de un consultor, una estrategia integral de transformación digital para una empresa manufacturera de Cuenca que enfrenta un riesgo crítico de continuidad operativa: la actualización de su ERP SAP S/4HANA de la versión 1809 a la 2023 antes de que la versión vigente quede sin soporte oficial.

4.1 El desafío estratégico: un núcleo de negocio en cuenta regresiva

La empresa opera con un ERP en versión 1809 que quedará sin soporte oficial, exponiéndola a fallas de estabilidad, vulnerabilidades de ciberseguridad, riesgos de integración y costos crecientes por soporte extendido a partir del año siguiente. La dependencia del sistema es absoluta: finanzas ejecuta cierres contables y fiscales; logística gestiona pedidos, compras, inventarios y trazabilidad; producción depende del ERP para órdenes de fabricación, listas de materiales (BOM), rutas y consumos; comercial factura y entrega; auditoría señala el riesgo crítico de operar sobre un core sin soporte. El hallazgo central es contundente: la organización opera con un núcleo empresarial en cuenta regresiva, con dependencia total y sin margen para fallas, especialmente en los meses de mayor volumen de facturación.

Reformulación del problema: La actualización del ERP no es un proyecto de TI. Es un proyecto de continuidad de negocio que atraviesa toda la cadena de valor: cualquier falla compromete simultáneamente las finanzas, la producción, la logística y la facturación de la empresa.

4.2 Metodología: Design Thinking aplicado a la transformación

La estrategia se estructuró a través de las cinco etapas del Design Thinking, centrando el diseño de la solución en las necesidades reales de cada área crítica (Brown, 2009). Este enfoque, propio del diseño centrado en el usuario, resulta especialmente potente en transformaciones internas, donde la resistencia al cambio suele ser el principal factor de fracaso.

Empatizar y Definir

El levantamiento de necesidades por área reveló que cada función percibe el riesgo de forma distinta —finanzas teme fallas en los cierres; logística, en pedidos e inventarios; comercial, en la facturación de temporada alta—. Integrar estas perspectivas permitió definir el problema central con precisión: un riesgo crítico de continuidad operativa derivado de la obsolescencia del ERP, que debía resolverse de forma ágil y controlada, reduciendo la exposición financiera y técnica del año siguiente.

Idear: seis líneas de solución complementarias

14. Fast-Track Program: proyecto acelerado con PMO estricta, esquema 'war room', reuniones diarias de seguimiento, líderes de área con dedicación obligatoria y un tablero de riesgos vivo con escalamiento directo a dirección. Su lógica económica es explícita: cada mes de retraso equivale a gasto adicional de soporte extendido.
15. Fit-to-Standard agresivo: depuración de códigos Z obsoletos y reducción de personalizaciones para alinear los procesos al estándar de SAP 2023, reduciendo tiempo de migración, errores y deuda técnica futura.
16. Priorización por criticidad: clasificación de procesos en tres niveles (vitales, sensibles, de apoyo), migrando primero lo vital aunque otras áreas reclamen prioridad.
17. Migración tipo Brownfield optimizada: actualización sobre la base de las configuraciones actuales en lugar de una reconstrucción desde cero, equilibrando velocidad y continuidad.
18. Entornos de prueba paralelos: Sandbox para prototipado técnico, QA para pruebas formales y Preproducción para simulación real, permitiendo testear sin riesgo y validar cargas y rendimiento.
19. Gestión del cambio y capacitación: alineación de toda la organización para reducir la resistencia y asegurar la adopción.

Prototipar y Testear

La fase de prototipado se articuló mediante una metáfora de expedición de montaña —el Sandbox como campamento base donde probar el terreno antes del ascenso real— que facilitó la comunicación del plan a audiencias no técnicas. Se validaron sucesivamente el comportamiento del sistema actualizado, los procesos de producción (liberación de órdenes, consumos, confirmaciones, rutas), el MRP de logística como prueba de carga crítica, las integraciones (terminales de planta, facturación electrónica, bancos, e-commerce) y los procesos financieros. La fase de testeo formal incluyó pruebas funcionales end-to-end de toda la cadena, pruebas de integraciones críticas, pruebas de rendimiento y carga (stress testing), pruebas de usuario final, validación de datos maestros, simulación del Día Cero/Día Uno, una matriz de hallazgos priorizados por criticidad y un comité Go/No-Go como cierre formal.

4.3 Análisis del entorno externo

El análisis PESTEL identificó factores críticos en cada dimensión: políticos (cambios regulatorios y dependencia del proveedor SAP); económicos (presión por reducir costos frente a la inversión en licencias, infraestructura, consultoría y capacitación); sociales (resistencia al cambio y riesgo por rotación de personal clave); tecnológicos (integraciones críticas con bancos, SRI y BI, y mejoras de seguridad, rendimiento y UX en SAP 2023); ambientales (mayor trazabilidad y menos reproceso); y legales (cumplimiento de la LOPDP, requisitos del SRI en facturación y retenciones, y segregación de funciones con evidencia de pruebas). El análisis de las Cinco Fuerzas de Porter confirmó que la actualización refuerza la posición competitiva al mejorar el control de costos, la trazabilidad y la capacidad de respuesta frente a proveedores, clientes y la rivalidad del sector.

4.4 Análisis del entorno interno

El análisis de la Cadena de Valor de Porter demostró que el proyecto impacta la totalidad de las actividades primarias y de apoyo. La digitalización, al conectar productos y procesos, redefine la cadena de valor y las fuentes de ventaja competitiva (Porter & Heppelmann, 2014). En la logística interna mejora la estabilidad del MRP y la trazabilidad; en operaciones, la integración con terminales de planta y la optimización de BOMs y rutas; en logística externa, la seguridad del flujo de pedidos y la estabilidad de la facturación electrónica; en marketing y ventas, la información de stock real y la agilidad del pedido; y en el servicio postventa, la consistencia de la información de garantías e historial. La matriz RACI definió con claridad los roles —TI y el partner SAP como responsables de ejecución, la dirección como aprobadora final de las decisiones críticas (Go/No-Go y Go-Live)— evitando vacíos de responsabilidad y acelerando las decisiones.

La evaluación de madurez mediante el modelo CMMI estableció la ruta de mejora, identificando las brechas (gaps) entre el estado actual y el objetivo:

Dimensión	Nivel actual	Nivel objetivo	Gap	Acción clave
Gestión de procesos	2	3	Medio	Estandarizar y eliminar Z innecesarios
Gestión de proyectos	2	4	Alto	PMO fuerte, gobernanza ejecutiva
Medición y análisis	1	3	Alto	KPIs de pruebas, fallas y tiempos

Dimensión	Nivel actual	Nivel objetivo	Gap	Acción clave
Gestión de riesgos	2	4	Alto	Matriz de riesgos, comité semanal
Soporte TI	3	4	Medio	Documentación, automatización, monitoreo
Integraciones	2	3	Medio	Mapa completo y pruebas de carga
Usuarios / Adopción	1	3	Alto	Capacitación por oleadas, UAT formal

Tabla 6. Evaluación de madurez CMMI y ruta de mejora del proyecto.

El proyecto debe elevar a la organización de un nivel de madurez 2-3 a un nivel 3-4, suficiente para una implementación estable, escalable y con menor riesgo operativo. El marco del Círculo Dorado articuló el propósito (Why) —garantizar continuidad, competitividad y cumplimiento normativo, alineándose con la Constitución del Ecuador, la LOPDP y la Agenda Digital Ecuador 2020-2025—, el método (How) —Design Thinking bajo gobernanza de datos y ciberseguridad— y el resultado (What) —un ERP actualizado, estable, seguro y alineado con las operaciones reales.

4.5 Sistema de KPIs, matriz de riesgos y tecnologías emergentes

La medición del proyecto se estructuró en siete familias de KPIs vinculadas a las actividades documentadas: estabilidad del sistema (tasa de errores en Sandbox, QA y Preproducción; porcentaje de procesos críticos sin fallas); integraciones (porcentaje operativo sin incidentes); calidad de datos maestros (BOMs, rutas, materiales validados); gestión del proyecto (cumplimiento de cronograma, riesgos mitigados, actividades bajo Fit-to-Standard); hallazgos y correcciones (críticos pendientes, lead time de corrección); adopción del usuario (capacitación completada, incidentes en UAT); y Go-Live (uptime del Día Cero/Uno, incidentes en HiperCare).

La matriz de riesgos identificó como amenaza principal operar sin soporte, mitigada mediante el Fast-Track, la gobernanza estricta y los entornos de prueba; junto a riesgos de fallos en procesos críticos, integraciones inestables, datos maestros inconsistentes, sobrecarga del equipo, resistencia al cambio y retrasos de cronograma, cada uno con su mitigación asignada. El proyecto, además, habilita tecnologías emergentes: ya presentes la fuerza de trabajo conectada aumentada, la inteligencia de decisiones inicial y una soberanía tecnológica parcial; y a futuro la IA generativa de dominio, la simulación inteligente con gemelos digitales, la criptoagilidad y el dinero programable.

4.6 Perspectiva gerencial y toma de decisiones

Este capítulo ofrece a la dirección un modelo de cómo gobernar una transformación digital de alto riesgo. Sus lecciones gerenciales son las siguientes:

- Tratar la tecnología crítica como riesgo de continuidad, no como gasto de TI: la decisión de actualizar el ERP debe elevarse al nivel de la dirección y la auditoría, porque su falla compromete todo el negocio. Postergar la inversión por considerarla 'un tema técnico' es la decisión más costosa posible, dado el gasto creciente de soporte extendido.
- Gobernar por priorización y por excepción: la clasificación de procesos por criticidad y el tablero de riesgos vivo permiten a la dirección concentrar su atención donde más importa, migrando primero lo vital y escalando solo los riesgos rojos. No todo es urgente; confundir lo urgente con lo importante dispersa los recursos.
- Decidir con el comité Go/No-Go: la dirección debe reservarse la decisión final de arranque, condicionándola al cierre de todos los hallazgos críticos. Este mecanismo convierte una decisión emocional ('ya invertimos mucho, hay que arrancar') en una decisión basada en evidencia ('arrancamos solo si el riesgo está en verde').
- Invertir en gestión del cambio como factor de éxito: la madurez en adopción de usuarios parte del nivel más bajo (1). La dirección debe financiar la capacitación por oleadas y la red de key users con la misma seriedad que la inversión técnica, porque la resistencia al cambio —no la tecnología— es el principal predictor de fracaso.
- Usar el ERP como plataforma de futuro: la modernización no solo resuelve el riesgo presente, sino que habilita capacidades emergentes (analítica avanzada, IA, gemelos digitales). La dirección debe leer la inversión no como un gasto de mantenimiento, sino como la base sobre la cual se construirá la competitividad de la próxima década.

Síntesis de valor: La transformación digital del ERP convierte una amenaza de obsolescencia en una plataforma de competitividad: garantiza la continuidad, reduce la deuda técnica, asegura el cumplimiento normativo y prepara a la organización para las tecnologías que definirán su futuro. La tecnología es el medio; la resiliencia y la competitividad del negocio son el fin.

La conclusión gerencial del capítulo es que la transformación digital es multidimensional y exige metodologías complementarias —Design Thinking, CMMI, Porter, PESTEL— gobernadas por una dirección que entienda que su rol no es ejecutar la migración, sino priorizar, decidir los puntos de control y asegurar la adopción organizacional.

CAPÍTULO V

Estrategias digitales para la gestión empresarial en la era de la inteligencia artificial

Las capacidades desarrolladas en los capítulos previos —arquitectura Big Data, visualización, minería de datos y modernización de sistemas— solo generan valor sostenible cuando se articulan en una estrategia digital integral gobernada desde la dirección. La integración de la inteligencia artificial y la analítica avanzada está redefiniendo los modelos de negocio y las fuentes de ventaja competitiva (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Este capítulo profundiza en la formulación de estrategias digitales empresariales, articulando el diagnóstico de madurez, la priorización de iniciativas de IA, la gobernanza de datos, el uso responsable de la IA y la gestión del cambio como un sistema integrado de decisión.

5.1 Estrategia digital y disrupción: la lección de los sobrevivientes

La historia empresarial reciente ofrece un laboratorio de decisiones estratégicas. Organizaciones que se reinventaron —Netflix, Spotify, Amazon— prosperaron frente a otras que desaparecieron por no adaptarse —Kodak, Blockbuster—. La diferencia no fue el acceso a la tecnología, sino la decisión estratégica de reconfigurar el modelo de negocio antes de que la disrupción lo hiciera obsoleto. El primer paso de toda estrategia digital es, por tanto, un diagnóstico honesto del nivel de preparación digital de la organización, identificando dónde la transformación tiene mayor impacto: la experiencia del cliente, las operaciones internas y el modelo de negocio.

Decisión fundacional: El diagnóstico de madurez digital no es un ejercicio técnico, sino la decisión estratégica que define dónde están las brechas y dónde las palancas de mayor retorno. Sin diagnóstico, toda inversión digital es una apuesta a ciegas.

5.2 Hoja de ruta para la adopción de IA: priorizar por valor e impacto

La adopción de inteligencia artificial exige un enfoque estructurado que evite la inversión sin propósito (McKinsey Global Institute, 2018). El proceso comprende cuatro decisiones encadenadas: identificar oportunidades reales de uso de IA en el negocio; priorizar los casos de uso según su valor e impacto; decidir el modelo de provisión (desarrollo propio, proveedor o alianza); y construir un portafolio de iniciativas con sentido estratégico. La decisión de provisión, en particular, conlleva implicaciones de costo, control y velocidad que la dirección debe ponderar explícitamente.

Decisión de provisión	Cuándo conviene	Implicación gerencial
Desarrollar IA propia	Capacidad técnica interna y necesidad de diferenciación	Mayor control y diferenciación; mayor costo y riesgo
Contratar proveedor	Necesidad de velocidad y estandarización	Implementación rápida; menor diferenciación
Establecer alianza	Acceso a capacidades sin desarrollarlas	Riesgo compartido; dependencia del socio

Tabla 7. Decisiones clave en la adopción de IA empresarial.

5.3 Gobernanza de datos: el cimiento de toda estrategia

La calidad y el orden de los datos son la base de cualquier estrategia digital. Asegurar que los datos sean confiables, completos y útiles requiere definir roles ejecutivos claros para su gestión, establecer políticas de uso, almacenamiento y protección, y atender los aspectos legales y de privacidad. La experiencia de los grandes bancos internacionales demuestra que la gobernanza de datos no es un costo administrativo, sino un habilitador de confianza y de capacidad analítica. Una estrategia de IA construida sobre datos de baja calidad está condenada al fracaso, por sofisticados que sean sus modelos.

5.4 Uso responsable de la IA: reglas claras para un poder creciente

La inteligencia artificial necesita reglas claras dentro de la organización. Una estrategia digital madura identifica y gestiona los riesgos del uso de IA, establece comités y estructuras de control, y aborda activamente los sesgos en los modelos —comprendiendo por qué se originan y cómo mitigarlos. La IA responsable se vincula directamente con la sostenibilidad y la reputación de la marca, convirtiéndose en un factor de diferenciación competitiva, especialmente en sectores regulados como la banca y los seguros, donde una decisión algorítmica injusta acarrea consecuencias legales y reputacionales severas.

5.5 Machine Learning estratégico e IA generativa

Desde la perspectiva de la dirección, lo relevante no son las métricas técnicas sino las métricas de negocio que importan al directorio. Una estrategia de Machine Learning debe discernir cuándo conviene aplicarlo y cuándo no, medir su rentabilidad real considerando tanto los costos visibles como los ocultos, y definir el rol del gerente a lo largo del ciclo de vida del proyecto. El error más frecuente es adoptar Machine Learning sin un propósito claro, atraído por la moda tecnológica más que por una necesidad de negocio.

La IA generativa abre una nueva frontera de ventaja competitiva. A través de herramientas corporativas y de asistentes personalizados para tareas específicas, habilita la

automatización inteligente de procesos comerciales y administrativos. Sin embargo, su adopción exige gestionar riesgos propios: confidencialidad de la información, errores (alucinaciones) y propiedad intelectual. Los casos de éxito por industria —banca y fintech (BBVA, Bank of America con Erica, Klarna), retail (Walmart, Amazon, Mercado Libre), seguros (Lemonade, Progressive) y servicios financieros (Morgan Stanley, JPMorgan)— confirman un patrón común: las empresas que capturan valor de la IA alinean la tecnología con la estrategia de negocio y gestionan activamente el cambio organizacional. Las que fracasan suelen hacerlo por barreras culturales, no técnicas.

5.6 Diseño e implementación de la estrategia digital integral

La culminación de la dimensión estratégica es la articulación de un plan de transformación digital completo, sustentado en un caso de negocio que cuantifica costos, retornos y riesgos. La gestión del cambio es el factor determinante de la adopción efectiva. Comunicar la estrategia al directorio y a los stakeholders con un lenguaje de negocio, y establecer mecanismos de seguimiento y ajuste continuo, son las condiciones para que la transformación digital trascienda lo declarativo y se traduzca en resultados medibles.

5.7 Perspectiva gerencial y toma de decisiones

Este capítulo integra las capacidades técnicas de los capítulos previos en un marco de decisión estratégica. Sus lineamientos gerenciales son los siguientes:

- Decidir desde el diagnóstico, no desde la moda: la dirección debe iniciar toda estrategia digital con un diagnóstico riguroso de madurez, resistiendo la tentación de adoptar tecnología por imitación. La pregunta no es '¿qué hace la competencia?', sino '¿dónde están nuestras brechas y nuestras palancas de mayor retorno?'.
- Priorizar el portafolio de IA por valor e impacto: ante recursos limitados, la dirección debe seleccionar las iniciativas de IA que combinen mayor valor de negocio y factibilidad, construyendo un portafolio equilibrado en lugar de dispersar la inversión en pilotos sin escala.
- Gobernar los datos y la IA como política corporativa: la gobernanza de datos y el uso responsable de la IA deben elevarse al nivel de política de dirección, con roles ejecutivos y comités de control. En sectores regulados, esto no es opcional: es condición de operación.
- Medir lo que importa al directorio: la dirección debe exigir que los proyectos de Machine Learning se justifiquen y midan en métricas de negocio —retorno, costo total, riesgo— y no en métricas técnicas que el directorio no puede accionar.
- Liderar el cambio, no solo la tecnología: dado que la mayoría de los fracasos digitales son culturales y no técnicos, la dirección debe asumir el liderazgo activo de la gestión del cambio como su responsabilidad indelegable.

Síntesis de valor: La tecnología por sí sola no genera ventaja competitiva. El valor surge de la articulación entre diagnóstico riguroso, priorización por valor e impacto, gobernanza sólida de datos, uso responsable de la IA y una gestión del cambio que asegure la adopción. La estrategia digital integral es, en última instancia, un ejercicio de liderazgo informado por datos.

La conclusión gerencial del capítulo es que la estrategia digital no se delega al área técnica: es una responsabilidad de la alta dirección, que debe diagnosticar, priorizar, gobernar, medir y liderar el cambio, integrando todas las capacidades analíticas de la organización en una ventaja competitiva sostenible.

SÍNTESIS INTEGRADORA

Resumen gerencial: la analítica de datos como motor de competitividad

Esta sección integra los hallazgos de las cinco dimensiones desarrolladas y los traduce en un marco de lectura ejecutiva. Su propósito es ofrecer a la dirección una visión consolidada de cómo la analítica de datos, aplicada de forma estructurada, genera valor estratégico medible a lo largo de toda la organización.

Una narrativa integrada

Los cinco casos no son ejercicios aislados, sino etapas de un mismo recorrido de madurez analítica. El Capítulo I establece el cimiento —una arquitectura Big Data capaz de capturar y procesar datos a escala—. El Capítulo II habilita la comunicación —convertir datos en visualizaciones que la dirección puede leer y comparar—. El Capítulo III demuestra la predicción —modelos que anticipan comportamientos y priorizan recursos—. El Capítulo IV aborda la transformación de la infraestructura —modernizar el núcleo del que depende toda la operación—. Y el Capítulo V articula la estrategia —integrar todas las capacidades en un plan digital que crea ventaja competitiva sostenible.

Tesis central: La analítica de datos, gestionada de forma estructurada y alineada a objetivos estratégicos, se convierte en un habilitador clave de la competitividad: transforma datos operativos en conocimiento accionable con impacto real en eficiencia, efectividad y crecimiento.

Cuadro de mando estratégico integrado

La siguiente matriz consolida, para cada dimensión, el aporte estratégico, la metodología clave y el indicador de valor gerencial, ofreciendo una vista única para la toma de decisiones a nivel directivo.

Dimensión	Aporte estratégico	Metodología clave	Indicador de valor
Big Data Solutions	Anticipación de demanda y personalización	Arquitectura por capas, CRISP-DM	Conversión +15 %, abandono -10 %
Visualización de datos	Comunicación clara para decisión	Estructuración + barras 100 %	Identificación inmediata de umbrales

Dimensión	Aporte estratégico	Metodología clave	Indicador de valor
Proyectos Big Data (ML)	Predicción y segmentación de clientes	CRISP-DM, comparación de modelos	Árbol de Decisión: 78.8 % accuracy
Transformación digital	Continuidad operativa y eficiencia	Design Thinking, CMMI, Porter	Madurez 2-3 → 3-4, riesgo mitigado
Estrategia digital	Ventaja competitiva sostenible	Diagnóstico + hoja de ruta IA	Adopción medible, ROI cuantificado

Tabla 7. Cuadro de mando estratégico integrado de las cinco dimensiones.

Hallazgos transversales

20. La calidad de los resultados depende tanto del modelado como de la preparación previa de los datos. En todos los casos, la fase de estructuración, limpieza y transformación fue determinante para la estabilidad y confiabilidad de los hallazgos.
21. La complejidad técnica no garantiza mejor desempeño. El Árbol de Decisión superó a la red neuronal y al Random Forest; la visualización más eficaz fue la más simple. La interpretabilidad y la claridad son ventajas estratégicas, no concesiones.
22. El desempeño técnico debe interpretarse siempre en clave de negocio. Una métrica como el recall solo adquiere sentido cuando se traduce en oportunidades de ingreso captadas o costos de contacto evitados.
23. La metodología estructurada —CRISP-DM, Design Thinking— reduce la incertidumbre y obliga a justificar cada decisión técnica en relación con el valor que genera para la organización.
24. La gobernanza de datos y la ética no son requisitos accesorios: son condiciones de sostenibilidad y de confianza, especialmente en sectores regulados.

Recomendaciones ejecutivas

- Invertir en arquitectura de datos como infraestructura estratégica, no como gasto de TI, priorizando escalabilidad cloud y gobernanza desde el diseño.
- Institucionalizar metodologías analíticas estandarizadas (CRISP-DM para proyectos de datos, Design Thinking para transformación) que aseguren la alineación entre técnica y estrategia.

- Privilegiar modelos interpretables en decisiones de alto impacto comercial, complementándolos con segmentación para diseñar estrategias diferenciadas por tipo de cliente.
- Construir capacidades gerenciales de lectura de datos, de modo que la dirección pueda interpretar visualizaciones y métricas sin depender exclusivamente de perfiles técnicos.
- Acompañar toda iniciativa de transformación con gestión del cambio activa, reconociendo que la adopción organizacional —no la tecnología— determina el éxito.

Conclusiones

El recorrido por las cinco dimensiones de la gerencia de datos permite responder de forma afirmativa y fundamentada a la pregunta de investigación que articuló este trabajo: la analítica de datos sí fortalece las estrategias de transformación digital y la toma de decisiones empresariales, generando ventajas competitivas sostenibles, siempre que se aplique de forma estructurada y alineada a objetivos estratégicos claros.

En primer lugar, se demostró que una arquitectura Big Data robusta constituye el cimiento de la competitividad comercial, habilitando la anticipación de la demanda, la personalización de la oferta y la fundamentación de decisiones de expansión con evidencia cuantitativa. La capacidad de capturar y procesar datos a escala no es un fin técnico, sino la condición de posibilidad de toda estrategia basada en datos.

En segundo lugar, se evidenció que la visualización de datos es una competencia gerencial de primer orden. La decisión metodológica sobre cómo estructurar y representar la información determina la claridad del mensaje y la velocidad con que la dirección puede actuar. La visualización es el puente entre el análisis técnico y la acción estratégica.

En tercer lugar, la aplicación de machine learning bajo la metodología CRISP-DM confirmó que la predicción y la segmentación de clientes permiten optimizar campañas, reducir costos de contacto y mejorar la conversión. El hallazgo más relevante fue que la elección del modelo no debe regirse únicamente por el accuracy, sino por su capacidad de detectar el evento de interés y de explicar sus predicciones a quienes toman decisiones.

En cuarto lugar, el caso de transformación digital del ERP demostró que la modernización tecnológica es, ante todo, un proyecto de continuidad de negocio que atraviesa toda la cadena de valor. La combinación de Design Thinking, CMMI, Porter y PESTEL permitió gestionar el riesgo, alinear a la organización y convertir una amenaza de obsolescencia en una oportunidad de fortalecimiento competitivo.

Finalmente, la dimensión de estrategia digital integró todas las capacidades en un marco de liderazgo informado por datos, confirmando que la tecnología por sí sola no genera ventaja: el valor surge de la articulación entre diagnóstico, priorización, gobernanza, uso responsable de la IA y gestión del cambio.

Recomendaciones

A partir de los hallazgos transversales, se formulan recomendaciones dirigidas a la alta dirección de organizaciones que aspiren a fortalecer su competitividad mediante la analítica de datos. Se organizan en cuatro ámbitos de decisión.

Sobre la inversión en capacidades analíticas

- Tratar la arquitectura de datos como infraestructura estratégica y no como gasto de TI, privilegiando modelos cloud que conviertan la inversión fija en costo variable escalable, e invirtiendo de forma escalonada condicionada al cumplimiento de resultados clave.
- Financiar explícitamente la fase de preparación y estructuración de datos, reconociendo que la calidad de todo producto analítico depende, en mayor medida de lo que suele admitirse, de este trabajo previo y a menudo invisible.
- Construir un portafolio de iniciativas analíticas y de IA priorizado por valor e impacto, evitando la dispersión en pilotos sin escala y la adopción de tecnología por imitación.

Sobre el modelado y la decisión basada en datos

- Seleccionar los modelos por su impacto de negocio y no por su exactitud estadística global, evaluando el comportamiento por clase y la economía de los errores, especialmente en presencia de desbalance de clases.
- Privilegiar la interpretabilidad en las decisiones de alto impacto comercial: un modelo que la dirección puede entender, auditar y explicar se adopta; una caja negra opaca se resiste, por precisa que sea.
- Combinar la predicción individual (modelos supervisados) con la segmentación (clustering) para diseñar estrategias diferenciadas por tipo de cliente, y actuar prioritariamente sobre las variables que la organización controla.
- Condicionar el despliegue productivo de cualquier modelo a la validación de su retorno con datos fuera de muestra y a la incorporación de control humano, revisión de sesgos y criterios de transparencia.

Sobre la transformación digital y la gestión del riesgo

- Elevar las decisiones sobre tecnología crítica al nivel de la dirección y la auditoría, tratándolas como riesgos de continuidad de negocio y no como asuntos técnicos delegables.
- Gobernar las transformaciones por priorización y por excepción, migrando primero lo vital, manteniendo un tablero de riesgos vivo y reservando a la dirección la decisión final mediante comités Go/No-Go basados en evidencia.

- Evaluar periódicamente la madurez de los procesos (por ejemplo, mediante CMMI) para establecer rutas de mejora explícitas y medibles.

Sobre la gobernanza, la ética y la cultura

- Institucionalizar la gobernanza de datos y el uso responsable de la IA como política corporativa, con roles ejecutivos y comités de control, atendiendo de forma proactiva la privacidad, la seguridad y la mitigación de sesgos.
- Asumir el liderazgo activo de la gestión del cambio como responsabilidad indelegable de la alta dirección, reconociendo que la mayoría de los fracasos de la transformación digital son de origen cultural y no tecnológico.
- Desarrollar capacidades gerenciales de lectura e interpretación de datos, de modo que la dirección pueda decidir a partir de visualizaciones y métricas sin depender exclusivamente de perfiles técnicos.

Referencias

Las referencias se presentan en formato APA 7ma edición, ordenadas alfabéticamente y con sangría francesa.

Banco Interamericano de Desarrollo. (2023). Digitalización y productividad en América Latina. BID.

Brown, T. (2009). *Change by design: How design thinking transforms organizations and inspires innovation*. HarperBusiness.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.
<https://doi.org/10.2307/41703503>

Chen, M., Mao, S., & Liu, Y. (2014). Big data: A survey. *Mobile Networks and Applications*, 19(2), 171–209. <https://doi.org/10.1007/s11036-013-0489-0>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2022). *Tecnologías digitales para un nuevo futuro*. CEPAL.

Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction*. Harvard Business Review Press.

Few, S. (2012). *Show me the numbers: Designing tables and graphs to enlighten* (2nd ed.). Analytics Press.

Gartner. (2021). *Magic Quadrant for data management solutions for analytics*. Gartner Research.

Géron, A. (2019). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (2nd ed.). O'Reilly Media.

International Data Corporation. (2023, abril 10). *Global DataSphere forecast, 2023–2027*. IDC. <https://www.idc.com/insights>

Kane, G. C., Palmer, D., Phillips, A. N., Kiron, D., & Buckley, N. (2015). Strategy, not technology, drives digital transformation. *MIT Sloan Management Review*, 14, 1–25.

Laney, D. (2001). *3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety*. META Group Research Note, 6(70).

McKinsey Global Institute. (2018). *Notes from the AI frontier: Applying AI for social good*. McKinsey & Company.

- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard Business Review*, 92(11), 64–88.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. O'Reilly Media.
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2021). *Inteligencia de negocios, analítica, ciencia de datos e IA: Una perspectiva gerencial*. Pearson.
- Westerman, G., Bonnet, D., & McAfee, A. (2014). *Leading digital: Turning technology into business transformation*. Harvard Business Review Press.