



*Del excel a la inteligencia artificial: un marco estratégico para la analítica de datos prescriptiva y la transformación de la toma de decisiones empresariales*

*From Excel to Artificial Intelligence: A Strategic Framework for Prescriptive Data Analytics and the Transformation of Business Decision Making*

*Do Excel à Inteligência Artificial: Uma Estrutura Estratégica para Análise de Dados Prescritiva e a Transformação da Tomada de Decisões Empresariais*

Fernanda Paola Santos-Samaniego <sup>I</sup>  
[fernanda.santos.samaniego@utelvt.edu.ec](mailto:fernanda.santos.samaniego@utelvt.edu.ec)  
<https://orcid.org/0009-0000-8115-6741>

Geoconda Janeth Parra-Vélez <sup>II</sup>  
[geoconda.parra.velez@utelvt.edu.ec](mailto:geoconda.parra.velez@utelvt.edu.ec)  
<https://orcid.org/0009-0003-2874-9865>

José Roberto Caicedo-Valencia <sup>III</sup>  
[jose.caicedo.valencia@utelvt.edu.ec](mailto:jose.caicedo.valencia@utelvt.edu.ec)  
<https://orcid.org/0009-0000-6154-3066>

Sabrina Sofía Reina-Tello <sup>IV</sup>  
[sabrina.reina.tello@utelvt.edu.ec](mailto:sabrina.reina.tello@utelvt.edu.ec)  
<https://orcid.org/0009-0006-0117-627X>

Marcelo Enrique Reina-Tello <sup>V</sup>  
[marcelo.reina@utelvt.edu.ec](mailto:marcelo.reina@utelvt.edu.ec)  
<https://orcid.org/0000-0001-8332-338X>

**Correspondencia:** [fernanda.santos.samaniego@utelvt.edu.ec](mailto:fernanda.santos.samaniego@utelvt.edu.ec)

Ciencias de la Educación  
Artículo de Investigación

\* **Recibido:** 19 octubre de 2025 \* **Aceptado:** 11 de noviembre de 2025 \* **Publicado:** 09 de diciembre de 2025

- I. Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas, Ecuador.
- II. Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas, Ecuador.
- III. Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas, Ecuador.
- IV. Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas, Ecuador.
- V. Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas, Ecuador.

## Resumen

Relacionar el cambio del almacenamiento de datos convencional a través de hojas de cálculo con la analítica y la inteligencia artificial es la principal dirección estratégica para la transformación digital de la toma de decisiones empresariales. Este documento examina la evolución de dicha madurez analítica adoptando una perspectiva que consolida cuatro niveles de madurez en analítica descriptiva, diagnóstica, predictiva y prescriptiva. Se discuten las limitaciones estructurales de software tradicional como Excel y el efecto en la eficiencia, seguridad y escalabilidad de los procesos organizacionales. Luego, se aborda la institucionalización de la inteligencia empresarial (BI) como una infraestructura para la gobernanza de datos, la calidad y la democratización del análisis y el fomento de una cultura orientada a los datos. Además, se analiza el papel estratégico que la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML) pueden desempeñar como motores para la analítica prescriptiva, proporcionando toma de decisiones automática, permitiendo una operación optimizada y un retorno de inversión medible al predecir riesgos y recomendar posibles mejores soluciones. También se discuten los problemas éticos y de gobernanza relacionados con el despliegue de la IA, como el fenómeno de la caja negra, los sesgos algorítmicos y cómo necesitamos incorporar modelos XAI para la transparencia, explicabilidad y confianza. El informe determina que la ventaja competitiva contemporánea no se encuentra solo en la adopción de métodos modernos, sino en la capacidad de las empresas para encontrar un equilibrio entre su innovación y responsabilidad. Es así que la analítica prescriptiva se establece como una piedra angular estratégica de la toma de decisiones inteligente y sostenible alineada con los objetivos de transformación digital.

**Palabras clave:** Analítica prescriptiva; inteligencia artificial; inteligencia empresarial; gobernanza de datos; toma de decisiones.

## Abstract

Linking the shift from conventional data storage via spreadsheets to analytics and artificial intelligence is the primary strategic direction for the digital transformation of business decision-making. This document examines the evolution of analytical maturity by adopting a perspective that consolidates four levels of maturity in descriptive, diagnostic, predictive, and prescriptive analytics. It discusses the structural limitations of traditional software such as Excel and their

impact on the efficiency, security, and scalability of organizational processes. The document then addresses the institutionalization of business intelligence (BI) as an infrastructure for data governance, data quality, and the democratization of analytics, as well as the fostering of a data-driven culture. Furthermore, it analyzes the strategic role that artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) can play as drivers for prescriptive analytics, enabling automated decision-making, optimized operations, and a measurable return on investment by predicting risks and recommending potential best solutions. The report also discusses the ethical and governance issues related to AI deployment, such as the black box phenomenon, algorithmic biases, and the need to incorporate XAI models for transparency, explainability, and trust. It concludes that contemporary competitive advantage lies not only in adopting modern methods but also in companies' ability to balance innovation with responsibility. Thus, prescriptive analytics is established as a strategic cornerstone of intelligent and sustainable decision-making aligned with digital transformation goals.

**Keywords:** Prescriptive analytics; artificial intelligence; business intelligence; data governance; decision-making.

## Resumo

A transição do armazenamento convencional de dados em planilhas para a análise de dados e a inteligência artificial é a principal direção estratégica para a transformação digital da tomada de decisões empresariais. Este documento examina a evolução da maturidade analítica adotando uma perspectiva que consolida quatro níveis de maturidade: análise descritiva, diagnóstica, preditiva e prescritiva. Discute as limitações estruturais de softwares tradicionais, como o Excel, e seu impacto na eficiência, segurança e escalabilidade dos processos organizacionais. Em seguida, o documento aborda a institucionalização da inteligência de negócios (BI) como infraestrutura para governança de dados, qualidade de dados e democratização da análise de dados, bem como o fomento de uma cultura orientada a dados. Além disso, analisa o papel estratégico que a inteligência artificial (IA) e o aprendizado de máquina (ML) podem desempenhar como impulsionadores da análise prescritiva, permitindo a tomada de decisões automatizada, a otimização de operações e um retorno mensurável sobre o investimento, por meio da previsão de riscos e da recomendação das melhores soluções potenciais. O relatório também aborda as questões éticas e de governança relacionadas à implementação da IA, como o fenômeno da caixa preta, os vieses algorítmicos e a necessidade de

incorporar modelos de IA extensiva (XAI) para garantizar transparencia, explicabilidad e confiabilidad. Conclui que a vantagem competitiva contemporânea reside não apenas na adoção de métodos modernos, mas também na capacidade das empresas de equilibrar inovação e responsabilidade. Assim, a análise prescritiva se estabelece como um pilar estratégico para a tomada de decisões inteligentes e sustentáveis, alinhadas aos objetivos da transformação digital.

**Palavras-chave:** Análise prescritiva; inteligência artificial; inteligência de negócios; governança de dados; tomada de decisões.

## Introducción

La transformación digital ha provocado una transformación fundamental en el mundo empresarial moderno, convirtiendo los datos de un subproducto operativo a un recurso estratégico crucial para la sostenibilidad y ventaja competitiva de las organizaciones (Fishman & Stryker, 2020).

En el contexto donde la digitalización ha penetrado todos los sectores, la capacidad de las instituciones para gestionar, analizar y convertir grandes cantidades de información en decisiones efectivas (Lytras et al., 2023) ha surgido como el principal diferenciador competitivo del siglo XXI. A escala global, los datos han crecido exponencialmente en la última década con grandes volúmenes disponibles para el procesamiento que no pueden ser satisfechos por las estructuras tecnológicas tradicionales. Aunque en 2018 el mundo produjo aproximadamente 33 zettabytes, este número se disparó a aproximadamente 59 zettabytes en 2020 y se proyecta que aumente a 149 zettabytes en un período limitado, impulsado por la proliferación de plataformas IoT, comercio digital, inteligencia artificial, servicios en la nube (Sarker, 2021). El análisis empresarial ya no es algo que se pueda considerar un lujo, sino una necesidad para la supervivencia de la empresa y la innovación sostenida. La analítica de datos tiene un papel clave en permitir que las empresas tomen decisiones eficientes, relevantes y basadas en evidencia. Adoptar la misma permitirá a las empresas convertir datos brutos en información estratégica y monitorear y responder a tendencias emergentes, ajustar operaciones internas, reducir sus costos operativos (Sharma et al., 2014).

Significa un estudio más profundo del comportamiento del comprador, preferencias y hábitos de compra, lo que aumenta la lealtad del cliente y expande las oportunidades de desarrollo competitivo. En un mundo así, el cambio de modelos tipo Excel a herramientas de BI, seguido de sistemas más sofisticados basados en IA y ML, apunta hacia la etapa más cualitativa de la madurez

de la analítica corporativa. Estas tecnologías abren espacio no solo para la automatización de tareas, sino para la previsión del futuro e incluso para acciones recomendadas, lo que ha llevado a la analítica prescriptiva como el siguiente nivel de toma de decisiones empresariales (Bari & Ara, 2024; Liu et al., 2025).

Pero la transición a ecosistemas analíticos más inteligentes requiere no solo inversión tecnológica, sino también un enfoque integral de gobernanza, una calidad bien establecida, liderazgo estratégico, talento específico y procesos con un enfoque en la ética para que se mantenga tanto la transparencia como la responsabilidad de los algoritmos. La creciente importancia de los modelos de IA en particular ha destacado la necesidad de plataformas explicables (XAI), que puedan proporcionar decisiones auditables y libres de sesgos (Haque, 2025).

En este sentido, este documento tiene la intención de proporcionar un marco estratégico detallado, caracterizando el cambio de la aplicación clásica de Excel a la analítica prescriptiva con soluciones basadas en IA para el poder de toma de decisiones, impacto organizacional, ético, de cumplimiento y de gobernanza de la toma de decisiones empresariales mientras se promueve la transformación digital en las organizaciones contemporáneas.

## **Desarrollo**

### **Los sistemas tradicionales de gestión de datos son una limitación**

Aunque el rápido desarrollo tecnológico y la digitalización de las empresas han hecho que todo el mundo empresarial y las organizaciones sean cada vez más digitales, muchas empresas, que son firmas de gestión, consultorías y pequeñas empresas, todavía funcionan manualmente y utilizan herramientas tradicionales como la tecnología informática, como Microsoft Excel. En muchas pequeñas organizaciones, hay una brecha en el desarrollo de software que no puede mantenerse sin usar herramientas tradicionales con programas de software heredados. Excel ha sido una herramienta más versátil para tareas operativas/básicas en el pasado, pero actualmente hay algunas limitaciones estructurales que no pueden ser abordadas por Excel como la columna vertebral de otras plataformas para gestionar datos en un negocio (Fishman & Stryker, 2020).

En un momento en que los volúmenes de datos se expanden exponencialmente, las hojas de cálculo son simplemente inadecuadas para apoyar esta línea de trabajo, impulsada por evidencia en la que se puede confiar. Las hojas de cálculo nunca fueron construidas como bases de datos confiables. La aplicación intensiva en estos procesos esenciales conduce a errores humanos, inconsistencias y

fallos sistémicos. Esta dependencia inhibe la competitividad y una mayor expansión, particularmente en empresas con el deseo de avanzar hacia la automatización y análisis avanzados (Sharma et al., 2014).

### **Fallo de Escalabilidad y Seguridad**

Llevar un volumen de información en Excel resulta en un fallo estructural de escalabilidad. A medida que los volúmenes de datos y la complejidad aumentan, también lo hace la velocidad, algo que ha sido explicado a fondo en la literatura sobre transformación digital, las organizaciones se encuentran en una condición de baja madurez analítica que les impide transformarse (Sarker, 2021). En el momento de la introducción de tales sistemas, los controles de seguridad en los sistemas informáticos, los permisos de acceso y la auditoría formal están ausentes, las empresas corren un riesgo potencial muy alto de perder datos o permitir modificaciones accidentales o fugas de datos.

### **Vulnerabilidad y Errores**

El error humano es uno de los principales factores de riesgo de los sistemas de gestión manuales. Pequeñas inconsistencias de datos, duplicación de datos por error y errores de tipeo pueden resultar en una mala toma de decisiones empresariales y enormes pérdidas económicas (Fishman & Stryker, 2020). En ausencia de sistemas que confirmen, estructuren y gobiernen la circulación de datos que los verifiquen y controlen, la calidad de los datos disminuye rápidamente y afecta la capacidad analítica.

### **Latencia Operativa**

Los procesos manuales no pueden adaptarse a la demanda actual de información en tiempo real; no son lo suficientemente ágiles. La latencia operativa, es decir, el tiempo entre la generación de datos y su disponibilidad para ser utilizados en la toma de decisiones, limita la efectividad y competitividad de la organización. Ante oportunidades o riesgos, la ausencia de inmediatez dificulta la reacción rápida y crea respuestas impulsivas en lugar de un pensamiento estratégico (Lytras et al., 2023).

### **Ocultamiento de Información Clave**

Cuando la información se agrupa en hojas de cálculo, cuando la información se dispersa por todas partes en grandes hojas de cálculo, la exploración se vuelve más computacionalmente difícil e ineficaz y cognitivamente exigente. Hacen que el análisis intuitivo ya no sea posible, debido a un pobre análisis intuitivo, y los líderes no tienen una dirección clara y una visión consolidada que les



permita tomar decisiones críticas para la dirección del negocio. La saturación visual no ayuda, especialmente con problemas relevantes y patrones en los datos.

### **Sesgos Cognitivos y Actitudes Subjetivas durante el Análisis Descriptivo**

El análisis manual no solo es lento y engorroso, sino que también está sujeto a sesgos cognitivos que distorsionan la interpretación. Dos de los más frecuentes son:

1. Apofenia: la tendencia a percibir patrones inexistentes.
2. Sesgo de confirmación: datos elegidos basados en la preferencia por los datos que apoyan patrones de pensamiento existentes.

Estos sesgos son reconocidos como una de las causas raíz de malas decisiones empresariales donde no hay enfoques automáticos disponibles para reducir la subjetividad en el análisis (Haque, 2025). La dependencia de Excel no solo reduce la efectividad interna, sino que cuando los clientes y socios están detrás de un proceso manual que también está en marcha, exacerba la inmadurez digital. Esto presenta un riesgo sistémico que afecta sistémicamente a toda la cadena de valor que impide la trazabilidad, aumenta la vulnerabilidad a errores y reduce el potencial analítico.

### **Inteligencia de Negocios (BI): Establecimiento de Instituciones y Gobernanza de Datos**

A medida que pasamos de las hojas de cálculo a un sistema de inteligencia de negocios estructurado, este es un punto de inflexión importante en la maduración analítica corporativa. La Inteligencia de Negocios (BI) utiliza datos para transformarlos en información integrada y eficiente que es accesible y valiosa para la toma de decisiones estratégicas.

### **La definición y elementos centrales de BI**

La tecnología central, métodos y procesos de BI nos permiten recopilar, integrar, analizar y visualizar datos para la toma de decisiones informadas. Su operación permite a las organizaciones obtener una visión completa del rendimiento general de la organización, aumenta la eficiencia y encuentra las oportunidades y el rendimiento que emergen al tener una visión holística (Sharma et al., 2014).

### **Arquitectura de BI**

Un sistema de BI se divide en los siguientes 3 elementos básicos de un sistema de BI:

1. Integración de Datos (ETL/ELT): la recopilación y procesamiento de datos de diversas fuentes.
2. Almacén de Datos: repositorio central que almacena información de manera estructurada.

3. Capa de Informes y Visualización: paneles de control e interfaces gráficas que apoyan la exploración y análisis visual.

El desarrollo de tecnologías como OLAP permite análisis multidimensionales de grandes cantidades de datos para una generación de información más rápida (Sarker, 2021).

### **La democratización del análisis / Liderazgo tecnológico y democratización de la tecnología**

A través de la creciente aceptación de plataformas como Tableau, Power BI, Looker, la democratización del análisis avanzado ha facilitado un alto nivel de acceso al análisis avanzado y ha democratizado la toma de decisiones de alto nivel para que los consumidores no técnicos participen en prácticas basadas en evidencia. Este tipo de descentralización analítica facilita una cultura organizacional basada en datos y rica en información en la cultura de toma de decisiones analíticas (Fishman & Stryker, 2020).

### **Calidad de Datos y Buena Gobernanza como Base**

La adopción de BI por sí sola no debería asegurar el éxito analítico. La gobernanza de datos es un componente clave de esa infraestructura. Según Kakhki & Nemati (2024), ninguna arquitectura analítica es sostenible sin estándares de calidad, metadatos, control de acceso y políticas de integridad. Un asombroso 20% de los datos empresariales están estructurados y listos para ser analizados, lo que hace que el desafío sea significativamente mayor.

### **La Llamada al Liderazgo y Talento (Cultura Basada en Datos)**

El modelo DELTA destaca que el liderazgo estratégico es fundamental para la consolidación de una cultura basada en datos. Las organizaciones con mayor madurez analítica son aquellas que lideran el camino en el papel de promover la Alfabetización de Datos, capacitar al personal y adoptar una variedad de tecnologías analíticas avanzadas (Davenport & Harris, citado en Fishman & Stryker, 2020).

BI es importante, sí, pero principalmente descriptivo y diagnóstico en naturaleza. Antes de que las organizaciones obtengan una ventaja competitiva, deben pasar a análisis predictivos y prescriptivos; IA y ML (Bari & Ara, 2024).

### **La Taxonomía de la Analítica de Datos: El Salto a la Prescripción Estratégica**

La analítica de datos se estructura en cuatro niveles evolutivos que representan un continuo de madurez y valor estratégico para la toma de decisiones. Cada nivel incrementa la capacidad de la organización para comprender su entorno, anticipar escenarios y automatizar respuestas mediante



tecnologías avanzadas como la Inteligencia Artificial (IA) y el Machine Learning (ML) (Sarker, 2021; Sharma et al., 2014).

Tipo de Análisis	Pregunta Clave	Enfoque Estratégico	Valor
Descriptivo	¿Qué ocurrió?	Resumen de datos, informes estándar	Monitoreo y visibilidad
Diagnóstico	¿Por qué ocurrió?	Causalidad, correlaciones, exploración de datos	Identificación de causas raíz
Predictivo	¿Qué ocurrirá?	Modelado estadístico, Machine Learning	Gestión de riesgos, anticipación
Prescriptivo	¿Qué acción debe tomarse?	IA, optimización, algoritmos de recomendación	Automatización, maximización de resultados

**Analítica Descriptiva y Diagnóstica: Reacción y Exploración**

Los niveles descriptivo y diagnóstico son los pilares del análisis empresarial. Ambos se centran en eventos que ocurrieron en el pasado, proporcionando información retrospectiva que permite entender qué sucedió y por qué. Su sustitución por el análisis manual los convierte en medios reactivos de evaluación y, por lo tanto, no son útiles para las empresas interesadas en la predicción de cambios en el mercado (Fishman & Stryker, 2020; Sharma et al., 2014). El análisis descriptivo abstrae datos de ventas, inventarios o operativos. Sin embargo, el análisis diagnóstico intenta encontrar relaciones de causa y efecto y patrones para explicar una anomalía o una tendencia. Pero los dos niveles anteriores no incluyen proyecciones futuras que son cruciales para mercados turbulentos y ferozmente competitivos.

**Analítica Predictiva: Visualización y anticipación del futuro**

La analítica predictiva es el salto del análisis 'detrás de escena' a la predicción de resultados, lo cual es mucho más estratégico. Este nivel emplea datos históricos y algoritmos sofisticados de aprendizaje automático para descubrir tendencias y anticipar resultados con un grado razonable de probabilidad (Bari & Ara, 2024; Liu et al., 2025). El modelado predictivo responde a preguntas como:

- ¿Qué pasa si las tendencias actuales se mantienen?
- ¿Qué clientes podrían incumplir con los pagos?
- ¿Qué productos demandarán más?

Su valor es especialmente notable en la gestión de riesgos, finanzas, logística y marketing, donde la anticipación permite tomar medidas antes de que los problemas empeoren. Nuevos enfoques predictivos utilizan técnicas como redes neuronales, árboles de decisión, modelos de regresión sofisticados y métodos de optimización impulsados por aprendizaje automático para identificar patrones complejos entre varias variables (Sarker, 2021).

### **El Tipo Avanzado de Automatización Inteligente**

La analítica prescriptiva es el ápice de la madurez analítica. No solo predice lo que puede suceder, sino que también recomienda la mejor manera para que la organización logre resultados o evite peligros (Bari & Ara, 2024). En este nivel, los algoritmos se combinan con lo siguiente:

- Optimización matemática
- Inteligencia Artificial
- Simulación avanzada
- Sistemas de recomendación

Los modelos predictivos pronostican escenarios mientras que los modelos prescriptivos proporcionan un ejemplo: qué acción tomar, cuándo y con qué probabilidad.

### **Integración de Sistemas de ML/IA en Ejecución en Tiempo Real**

Para ser efectiva, la analítica prescriptiva debe funcionar en tiempo real. Esto requiere:

- Procesamiento de flujo de datos
- Capacidades de computación bajo demanda
- Generación de escenarios por adelantado
- Integración continua de diseños arquitectónicos

"La toma de decisiones automatizada es crucial en la logística inteligente, la manufactura 4.0 y la gestión financiera mejorada" (Santos et al., 2025).

### **Función Analítica Transformada**

Las soluciones derivadas de la analítica prescriptiva no solo nos permiten operar eficientemente. Actúa como un generador de ingresos al mejorar las tasas de conversión, facilitar la utilización de recursos y favorecer las oportunidades de mercado (Haque, 2025). Su aplicación incluye:

- Predicción de incumplimientos de pago
- Maximización del valor de vida del cliente (CLV)
- Optimización de precios
- Automatización de decisiones complejas

Sin embargo, este salto marca un cambio cognitivo enorme: el cambio de marcha de la organización hay una transición del análisis de datos a la ejecución de recomendaciones algorítmicas. Por lo tanto, la Inteligencia Artificial integra la percepción y la acción para lograr una reducción completa de la latencia de decisión a casi cero total.

### **IA y Aprendizaje Automático: Ser la Rueda al Final de la Toma de Decisiones Empresariales**

La analítica prescriptiva se basa en la adopción tecnológica de la IA y el aprendizaje automático. Mediante sistemas inteligentes que son inteligentes y aprenden, se ajustan y recomiendan una acción buena y óptima (Milchman, 2025), la Inteligencia Artificial facilita la automatización de procesos, disminuye errores y acelera la toma de decisiones estratégicas.

### **IA Inteligente y Automatización Inteligente (IAI)**

La IAI se caracteriza por la combinación de flujos de trabajo automatizados, agentes inteligentes y sistemas de toma de decisiones autónomos que optimizan tareas repetitivas y procesos críticos. Estos permiten:

- Reducción de costos
- Minimización de errores humanos
- Mayor precisión
- Escalabilidad en tiempo real

El beneficio potencial de la automatización inteligente también ha sido ilustrado por varios informes de investigación con organizaciones de alto rendimiento que logran reducciones significativas en los tiempos de operación y una mejor eficiencia general (Santos et al., 2025).

### **Fusión y Aceleración Operativa**

La IA reúne sistemas desconectados y aislados, recopila datos y mejora la agilidad general. Según informes recientes en gestión digital (Kakhki & Nemati, 2024), una de las principales barreras para la madurez digital es la integración insuficiente, por lo que la IA actúa como un enlace entre procesos y plataformas dispersas.

El Lugar de la IA Generativa (GenAI)

GenAI, una de las épocas tecnológicas más importantes de la última década, está cambiando el paradigma para la automatización de procesos en las empresas:

- Generación de contenido
- Automatización mediante el uso del lenguaje
- Resumen y análisis de datos a gran escala
- Mejor acceso a información complicada

El impacto transversal de GenAI es la observación de que la adopción de GenAI por los diversos sectores aumentó al doble en menos de un año (Haque, 2025).

Resultados medibles y el retorno estratégico de la inversión (ROI)

El análisis de datos se ha convertido en un motivador estratégico para impulsar el ROI, facilitar procesos empresariales más efectivos y aumentar la ventaja competitiva. Es cuantificable en forma de crecimiento de ingresos, reducción de costos, eficiencia operativa, mitigación de riesgos, aceleración del tiempo de respuesta, etc. (Fishman & Stryker, 2020). La mayoría de las empresas utilizan análisis para áreas que generan retornos rápidos, especialmente ventas, marketing, experiencia del cliente y gestión financiera; por eso el 78% de las empresas priorizan estas áreas al implementar inteligencia analítica de alto rendimiento (Sarker, 2021). Es a través de casos documentados de organizaciones que adoptaron soluciones descriptivas, predictivas y prescriptivas y lograron resultados medibles en sus operaciones que se ve que el análisis tiene un impacto real:

Organización	Tecnología Implementada	Impacto Cuantificable
Pfizer	Soluciones analíticas completas (descriptivas, predictivas, prescriptivas)	Evitación de costos del 20% en nuevos proyectos gracias a modelos de análisis avanzado.
Sixt	Sistemas de analítica avanzada	Reducción del 70% en el tiempo de detección y resolución de problemas operativos.
Avid Solutions	IBM watsonx Orchestrate (automatización inteligente con IA)	25% menos tiempo en onboarding de clientes y reducción del 10% en errores de gestión.

Estos hallazgos proporcionan evidencia para una conclusión consistente: la importancia estratégica de la analítica predictiva y prescriptiva radica más en evitar costos futuros (evitación de costos) que en simplemente reducir los costos actuales (Bari & Ara, 2024). Aquellas empresas que predicen fallos operativos, como demuestra Pfizer, aseguran el futuro y optimizan el capital, proporcionando más que automatización y convirtiéndose en una ventaja competitiva a sus ojos.

### **Casos de la Cadena de Suministro**

Las cadenas de suministro modernas involucran grandes cantidades de datos de inventario, transporte, clientes, sensores IoT, proveedores y logística inversa. En tales entornos multifacéticos, la analítica de datos juega un papel vital en encontrar patrones, mejorar flujos de trabajo y predecir la demanda de los clientes. Mejora la calidad, la entrega, la experiencia de los clientes y la rentabilidad general de las operaciones (Santos et al., 2025).

Las empresas que utilizan el análisis del comportamiento del cliente son capaces de:

- Aumentar la precisión de la planificación,
- Predecir la demanda futura,
- Optimizar políticas de inventario y logística,
- Ajustar precios dinámicamente,
- Mejorar la colaboración con proveedores.

Gracias a esta analítica, las organizaciones tienen cadenas de suministro más eficientes y resilientes alineadas con las tendencias del mercado, listas para responder a las condiciones cambiantes del mercado.

### **Desafíos Estratégicos y de Gobernanza: Confianza, Ética y Explicabilidad**

A pesar de ser más valiosa que nunca, la velocidad con la que se está adoptando la inteligencia artificial y la analítica inteligente viene acompañada de amenazas éticas, operativas y regulatorias que requieren estructuras de gobernanza efectivas. La velocidad a la que ha estado creciendo la nueva tecnología como la IA Generativa (GenAI) contrasta marcadamente con los mecanismos insuficientes para mitigar riesgos como sesgos, inexactitudes y falta de transparencia. La madurez analítica debe ser vista como un proceso holístico que integra tecnología, talento, cultura organizacional y regulación.

### **El modelo DELTA, o el Marco de Madurez Analítica**

Los modelos DELTA ampliamente descritos en la literatura miden que las organizaciones tienen acceso efectivo a los datos y ventaja competitiva. Las dimensiones consisten en:

- D – Datos: calidad, accesibilidad y estructura.
- E – Analítica a nivel empresarial: analítica distribuida en toda la organización.
- L – Liderazgo: compromiso ejecutivo para tomar decisiones basadas en evidencia.
- T – Objetivos: claridad en las metas y problemas analíticos.
- A – Analistas: recursos capacitados para convertir datos en acción.

Las organizaciones con alta madurez analítica son tomadoras de decisiones más precisas, más efectivas en la gestión de riesgos, innovadoras y operativamente superiores (Fishman & Stryker, 2020).

### **Barreras Organizacionales y Escasez de Talento**

El buen ROI no ayuda a convencerlos de adoptar la IA de manera efectiva. Entre las principales barreras están:

- Preocupación por la precisión de los datos y el sesgo (45%),
- Falta de experiencia en GenAI (42%),
- Problemas para justificar financieramente los proyectos de IA (42%) (Haque, 2025).

La clave está en el talento humano. La escasez de experiencia en inteligencia artificial (IA), aprendizaje automático (ML) y analítica prescriptiva dificulta a las empresas construir modelos confiables, validar algoritmos y mantener redes complejas (Liu et al., 2025). Por lo tanto, la empresa podría recurrir a proveedores de servicios que no son capaces de validar y ajustar modelos y, como tal, están perdiendo independencia tecnológica.

### **Riesgos Éticos y el Fenómeno de la "Caja Negra"**

El potencial papel omnipresente de la IA plantea profundos desafíos morales sobre cómo abordar dilemas éticos si se vuelve generalizada: las consecuencias de decisiones automatizadas en casos como si los robots pudieran afectar a consumidores, empleados, comunidades y otras partes interesadas. La inteligencia artificial puede absorber sesgos formados en diferentes fuentes:

1. Sesgo de datos: se refiere a prejuicios históricos trasladados a los datos utilizados para entrenar la plataforma.
2. Sesgo algorítmico: surge de la arquitectura del modelo o método de optimización.
3. Sesgo humano: se filtra a través de métodos de etiquetado y diseño técnico.

La discriminación, la toma de decisiones injusta o incluso la exclusión subconsciente de grupos de personas son posibles consecuencias (Haque, 2025) como resultado de estos sesgos. Por lo tanto,



una IA confiable debe ser legal, ética y confiable, justa y transparente, y liderada por humanos, así como orientada a la autonomía (Kakhki & Nemati, 2024).

### **Por qué la XAI (Inteligencia Artificial Explicable) es un Imperativo de Confianza**

La XAI surgió como una reacción inmediata al problema de la caja negra. Se considera la colección de métodos para entender, auditar y explicar el proceso por el cual un modelo de IA llega a una decisión (Sarker, 2021).

### **Definición y Transparencia**

La explicabilidad permite:

- Conocer por qué detrás de una predicción,
- Identificar sesgos y errores,
- Aumentar la confianza del cliente,
- Cumplir con regulaciones en sectores importantes como la salud o las finanzas,
- Asegurar la trazabilidad y responsabilidad.

Al hacerlo, la XAI sirve como una estrategia de seguro analítico para sistemas algorítmicos avanzados, que promueve la transparencia y la gobernanza (Milchman, 2025). Métodos como LIME, SHAP y modelos interpretables primero (árboles de decisión, reglas simbólicas) permiten la interpretación de las decisiones complejas de modelos profundos, reduciendo riesgos éticos y regulatorios.

### **Métodos y Precisión**

Algunas de las técnicas que pueden ayudarte a lograr niveles adecuados de explicabilidad en la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) son:

- Técnicas metodológicas que permiten interpretar el comportamiento interno de los modelos y entender las razones detrás de cómo el modelo realiza una estimación. Estos métodos incluyen:
- Análisis de importancia de características
- El uso de modelos interpretables de árboles de decisión o regresiones lineales, y herramientas que proporcionan explicaciones locales y globales para la toma de decisiones algorítmicas (Sarker, 2021). Uno de los métodos más populares implementados es LIME (Explicaciones Locales de Modelos Agnósticos Interpretables), que descompone las predicciones de un modelo no interpretable en explicaciones locales comparando la predicción con datos de entrada homogéneos. Este método nos permite explorar qué

variables llevaron a qué predicción, lo que puede hacer que el sistema sea más transparente y auditable. El análisis de sensibilidad, la descomposición del valor de Shapley (SHAP) y las elaboradas visualizaciones de gradientes proporcionan los aspectos complementarios de la precisión del sistema al aclarar las razones de cada decisión algorítmica (Milchman, 2025). En contextos con intensa regulación como la salud, la energía o los servicios financieros, la precisión interpretada es tan importante como la precisión estadística, porque mejora la alineación con los requisitos éticos y regulatorios, previniendo sesgos ocultos y decisiones injustificadas (Kakhki & Nemati, 2024).

### **XAI vs. IA Responsable**

Existe una diferencia entre la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) y la Inteligencia Artificial Responsable. Aunque ambos buscan reducir los riesgos éticos y operativos, divergen en cuanto al período de aplicación y su objetivo a lo largo del ciclo de vida del sistema.

- El objetivo principal de XAI es analizar y explicar los resultados una vez que el modelo ha aprendido las reglas y ha ejecutado la etapa de entrenamiento. Su objetivo es aclarar cómo y por qué llegamos a una predicción y sus predicciones, mejorando la transparencia, la confianza del usuario y la auditabilidad (Sarker, 2021).
- Sin embargo, la IA Responsable trabaja desde la fase de diseño. Evalúa la equidad, la justicia, la privacidad y la robustez del sistema antes de su realización, antes de implementar el modelo para asegurarse de que el modelo pueda desarrollarse en alineación con los valores éticos, legales y sociales relevantes (Haque, 2025).

Ambos enfoques son complementarios: la IA Responsable evita sesgos y problemas estructurales, mientras que XAI ayuda a identificar y remediar fallos mientras un sistema opera. Complementados, crean una arquitectura de gobernanza rigurosa en algoritmos, reforzando la seguridad, la responsabilidad y la fiabilidad en sistemas centrados en datos.

### **Conclusiones**

El alejamiento de herramientas más convencionales como Excel hacia la analítica avanzada y la Inteligencia Artificial Prescriptiva es una hoja de ruta necesaria para alterar el mundo de la toma de decisiones empresariales en el siglo XXI. Es esta migración la que, junto con las otras etapas asociadas al proceso de madurez analítica descritas en la mayoría de los marcos académicos

actuales como el modelo DELTA (Delivering Data, Actionable Task Force) (Siddam et al. 2015), se centra en datos estructurados, liderazgo estratégico, analítica transversal y talento especializado. El proceso de madurez es multifacético y puede dividirse en tres etapas principales:

1. Combatir la fragilidad manual y los riesgos inherentes de la difusión y organización en hojas de cálculo, lo que obstaculiza la escalabilidad, aumenta el riesgo de errores y limita la capacidad para una buena gestión de la información.
2. Integrar la analítica a través de la Inteligencia Empresarial y la gobernanza de datos que permite la integración de información, la mejora de la calidad de los datos y la democratización del acceso a los conocimientos a través de la visualización estratégica, resultando en una toma de decisiones poderosa y cohesiva.
3. Automatización estratégica y optimización utilizando analítica predictiva y prescriptiva, impulsada por IA y ML, para predecir no solo situaciones futuras sino también apoyar la acción óptima para obtener los mejores resultados y minimizar el riesgo futuro.

Tal evolución se está acelerando aún más con la introducción de tecnologías de IA Generativa (GenAI), pero también nos muestra una brecha creciente entre la adopción de tecnología y la madurez de la gobernanza. Para la mayoría de las organizaciones, la innovación avanza a un ritmo más rápido que los marcos éticos, los controles de precisión o los mecanismos de transparencia, todo lo cual aumenta los peligros de sesgo, opacidad algorítmica o errores. Una prioridad estratégica en este sentido es asegurarse de que las prioridades estratégicas actuales de innovación requieran un equilibrio con la responsabilidad, lo que implica la incorporación de modelos de IA Responsable y XAI para garantizar sistemas justos, auditables y confiables. En cualquier caso, en ausencia de control, la dependencia de la IA puede socavar la toma de decisiones y dañar la integridad de una institución; mientras que, cuando se acompaña de un control robusto, la analítica prescriptiva puede impulsar la ventaja competitiva, la resiliencia organizacional y el progreso a largo plazo.

## Referencias

1. Bari, MD Hasanujamman and Ara, Anjuman, The Impact Of Machine Learning On Prescriptive Analytics For Optimized Business Decision-Making (April 15, 2024). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5050060> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5050060>

2. Fishman, N., & Stryker, C. (2020). Smarter Data Science: Succeeding with Enterprise-grade Data and AI Projects. John Wiley & Sons.
3. Grigoryan, K., Bauer, E., Fichtler, T., Asmar, L., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2025, June). A Structured Tool Landscape for Data-Driven Product Management. In 2025 IEEE International Conference on Engineering, Technology, and Innovation (ICE/ITMC) (pp. 1-10). IEEE.
4. Haque, Anamul, The Algorithmic Enterprise: Strategic Integration of Data Analytics, Generative AI, and Blockchain Technologies (September 22, 2025). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5519598> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5519598>
5. Kakhki, M. D., & Nemati, H. (2024). A temporal view of business analytics in interorganizational relationships: enablers and barriers to value creation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 3554-3565.
6. Liu, Y. M., Kim, E., & Allenby, G. M. (2025). Teaching Prescriptive Analytics in Business School: an inter-coherent case study in the SUV market. *Marketing Education Review*, 35(3), 229–251. <https://doi.org/10.1080/10528008.2025.2512758>
7. Lytras, M., Housawi, A., & Alsaywid, B. (Eds.). (2023). Digital Transformation in Healthcare in Post-COVID-19 Times. Elsevier.
8. Melo, P.N., & Machado, C. (Eds.). (2018). Management and Technological Challenges in the Digital Age (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781351238922>
9. Milchman, A. (2025). Unit Oriented Enterprise Architecture: Constructing Large Sociotechnical Systems in the Age of AI. Springer Nature.
10. Qaium Hossain, Md. Zafor Ikbal, & Md. Musfiqur Rahman. (2025). A META DATA-DRIVEN DECISION SUPPORT IN HUMAN CAPITAL MANAGEMENT: REVIEWING HRIS AND PREDICTIVE ANALYTICS INTEGRATION. *ASRC Procedia: Global Perspectives in Science and Scholarship*, 1(01), 215-246. <https://doi.org/10.63125/xgew7q22>
11. R. Bargavi, Vasumathi Palaniswamy, 2025. "Mastering the Integration Landscape: The Interplay Between Data-driven Management and TechStrat Fusion", *Innovate to Integrate: Data-driven Management and TechStrat Fusion Unveiled*, Vishal Jain, Neema Gupta, Ambuj Kumar Agarwal, Girija Chetty, Ramani Kannan

12. Sarker, I.H. Data Science and Analytics: An Overview from Data-Driven Smart Computing, Decision-Making and Applications Perspective. SN COMPUT. SCI. 2, 377 (2021). <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00765-8>
13. Santos, P. J., de Mattos Nascimento, D. L., Fontoura, L., Antony, J., Garza-Reyes, J. A., Small, A., ... Alsmairat, M. A. K. (2025). Powering efficiency: a Lean Six Sigma 4.0 agenda and roadmap for sustainable energy enhancement. Production Planning & Control, 1–23. <https://doi.org/10.1080/09537287.2025.2581725>
14. Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: a research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. European Journal of Information Systems, 23(4), 433–441. <https://doi.org/10.1057/ejis.2014.17>

© 2025 por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).