



Módulo 4. Valor estratégico del dato y decision intelligence

- ☰ 1. Toma de decisiones basada en datos
- ☰ 2. Proceso de toma de decisiones en entornos organizacionales
- ☰ 3. Decision intelligence y analítica avanzada
- ☰ Referencias

1. Toma de decisiones basada en datos

Llegamos al módulo final de la materia y con ello a una instancia que invita a integrar lo aprendido y proyectarlo hacia escenarios de aplicación real. Hasta aquí, recorrimos los principales conceptos que permiten comprender qué es el *big data*, cómo se configura un ecosistema de datos y cuáles son las arquitecturas e infraestructuras *cloud* necesarias para operar con grandes volúmenes de información. También analizamos qué perfiles profesionales se requieren para gestionar estos entornos, caracterizados por un flujo constante de datos. Ahora bien, ¿de qué manera esos datos se convierten en decisiones que orienten la acción dentro de una organización?

En esta unidad abordaremos cómo las organizaciones estructuran sus decisiones en distintos niveles —operativo, táctico y estratégico— y cómo el uso inteligente de los datos potencia cada uno de estos ámbitos. Se analizará también el proceso de toma de decisiones en entornos organizacionales, haciendo foco en los pasos que lo componen, los criterios que lo orientan y el rol que cumplen los datos en cada etapa.

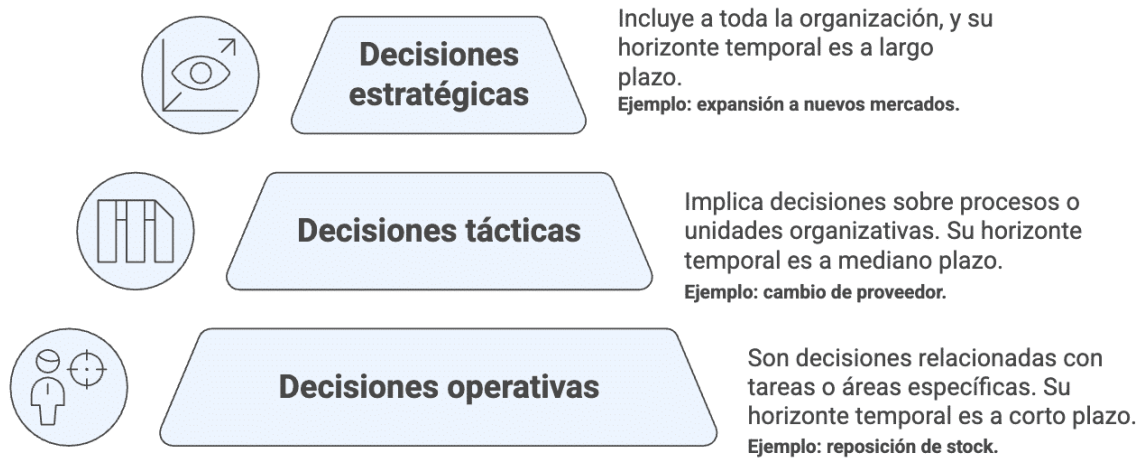
Niveles de decisión organizacional: operativos, tácticos y estratégicos

Imaginemos un equipo que gestiona un e-commerce. Utilizan Google Cloud para almacenar datos y escalar servicios según la demanda, bajo un modelo *PaaS*. Procesan información

transaccional, métricas de navegación y comportamiento de usuarios. Aplican herramientas de analítica como Power BI para visualizar ventas, campañas activas, niveles de stock y costos logísticos. Todo está automatizado, actualizado y accesible para los distintos sectores. Pero frente a este despliegue técnico y operativo, surge una pregunta inevitable: ¿de qué serviría todo esto si no se toman decisiones a partir de la información disponible?

Tener infraestructura, herramientas e indicadores no es suficiente si no se entiende qué tipo de decisiones se deben tomar. En una organización coexisten distintos niveles de decisión, cada uno con necesidades, alcances y temporalidades diferentes. Reconocer esta estructura es clave para que los datos no se acumulen, sino que acompañen procesos concretos.

Figura 1. Niveles de decisión en una organización



Fuente: elaboración propia

Cada uno de los niveles de decisión responde a tiempos, necesidades y responsabilidades distintas, y por eso también requiere un tratamiento diferente de los datos.

Las **decisiones operativas** están asociadas a la ejecución cotidiana. Se toman muchas veces al día y apuntan a resolver situaciones inmediatas. Si pensamos en el ejemplo del *e-commerce*, estas decisiones se traducen en acciones como pausar una campaña que no está generando clics, modificar el orden de productos en la página de inicio según el *stock* disponible o atender un reclamo urgente de un cliente. Para esto, se necesitan

datos actualizados, visibles y de lectura simple, que permitan actuar sin demora.

En este nivel, el dato tiene que estar depurado, estructurado y ser accesible en tiempo real. Lo que se busca no es interpretar tendencias ni construir escenarios futuros, sino **disponer de información puntual que indique qué está pasando en el momento**. Indicadores como la cantidad de ventas por hora, el porcentaje de clics por producto o los tiempos promedio de respuesta en atención al cliente son ejemplos concretos de datos útiles en esta instancia. Herramientas como *dashboards* (o tableros visuales) con alertas automáticas, umbrales predefinidos y paneles personalizados permiten que estos datos lleguen directamente a quienes deben actuar. Asimismo, las plataformas de análisis de autoservicio —presentadas en el módulo anterior— resultan especialmente valiosas en este nivel; puesto que permiten que los propios usuarios, sin depender del área técnica, consulten información, filtren datos y tomen decisiones rápidas.

Las **decisiones tácticas** tienen un horizonte de planificación más amplio y se enfocan en reorganizar procesos, reasignar recursos o implementar mejoras que impacten en el funcionamiento general de una unidad o área. En el caso del *e-commerce*, esto podría incluir revisar el sistema de entregas para reducir demoras, cambiar la estrategia de segmentación de campañas

publicitarias, o ajustar el esquema de descuentos para mejorar la conversión en determinados productos.

A diferencia del nivel operativo, aquí no alcanza con ver qué está pasando en el momento: se necesita **analizar información agregada, identificar patrones, comparar períodos y evaluar variaciones**. Los datos deben estar organizados en series temporales, permitir segmentaciones múltiples y ofrecer una visión integral que combine rendimiento, costos, tiempos y experiencia del cliente. Por ejemplo, tomar la decisión de cambiar un operador logístico requiere acceder a datos históricos sobre tiempos de entrega, tasa de devoluciones, costos asociados y satisfacción del cliente.

En este nivel, los tableros interactivos —como los de Power BI o Tableau— permiten visualizar relaciones entre variables, identificar tendencias y comparar el desempeño entre distintas unidades o periodos. Además, es habitual que se recurra a informes comparativos, análisis por cohortes o indicadores compuestos. Por ejemplo, un análisis por cohortes permite observar cómo se comportan distintos grupos de usuarios según la fecha en que hicieron su primera compra. Esto ayuda a entender si los clientes nuevos mantienen su nivel de compras en las semanas siguientes, o si abandonan rápidamente. Por su parte, un indicador compuesto puede integrar múltiples variables en una sola métrica, como un índice de eficiencia logística que

combine tiempo de entrega, tasa de devolución y costo por envío. Estas herramientas permiten interpretar fenómenos complejos de forma más clara, y son especialmente útiles cuando se busca mejorar procesos sin perder de vista su impacto en otras áreas.

Las **decisiones estratégicas** tienen un alcance transversal y una proyección de largo plazo. Definen el rumbo general de la organización y afectan su posicionamiento, modelo de negocio y relación con el entorno. En el caso del *e-commerce*, una decisión estratégica podría ser expandirse a un nuevo país, lanzar una nueva unidad de negocio o asociarse con otra plataforma digital para integrar servicios. A diferencia de los niveles operativo y táctico, aquí el foco no está en la ejecución ni en la mejora de procesos existentes, sino en la transformación y la visión a futuro.

En este nivel, los datos deben ayudar a reducir la incertidumbre, interpretar señales del entorno y sustentar decisiones que implican mayor riesgo. No se trata solo de mirar hacia adentro, sino también de incorporar fuentes externas: tendencias de consumo, evolución del mercado, datos de la competencia, cambios regulatorios o proyecciones económicas. Por ejemplo, si se analiza la posibilidad de abrir operaciones en otro país, es necesario combinar información sobre comportamiento de usuarios locales, demanda estimada, infraestructura disponible, capacidad logística y marco normativo.

Las herramientas de analítica predictiva y prescriptivas, que analizaremos en profundidad en la unidad 2, cobran especial relevancia en este nivel. Este tipo de análisis permite anticipar escenarios futuros a partir de patrones detectados en datos históricos. Por ejemplo, en un *e-commerce*, los modelos predictivos pueden estimar cómo evolucionará la demanda de un producto en función del comportamiento de compra de los últimos meses, la estacionalidad y las tendencias de búsqueda. También pueden utilizarse para proyectar ingresos ante la apertura de un nuevo canal de ventas o estimar el impacto de una decisión de expansión geográfica.

La utilidad de la analítica predictiva en decisiones estratégicas no está en ofrecer certezas, sino en **reducir la incertidumbre**. Lo que aporta es un rango de escenarios posibles, basados en información cuantificable, que ayuda a los equipos directivos a evaluar riesgos, comparar alternativas y tomar decisiones con mayor anticipación. Este tipo de análisis requiere no solo datos consistentes y de calidad, sino también una interpretación alineada con los objetivos de largo plazo de la organización.

CONTINUAR

2. Proceso de toma de decisiones en entornos organizacionales

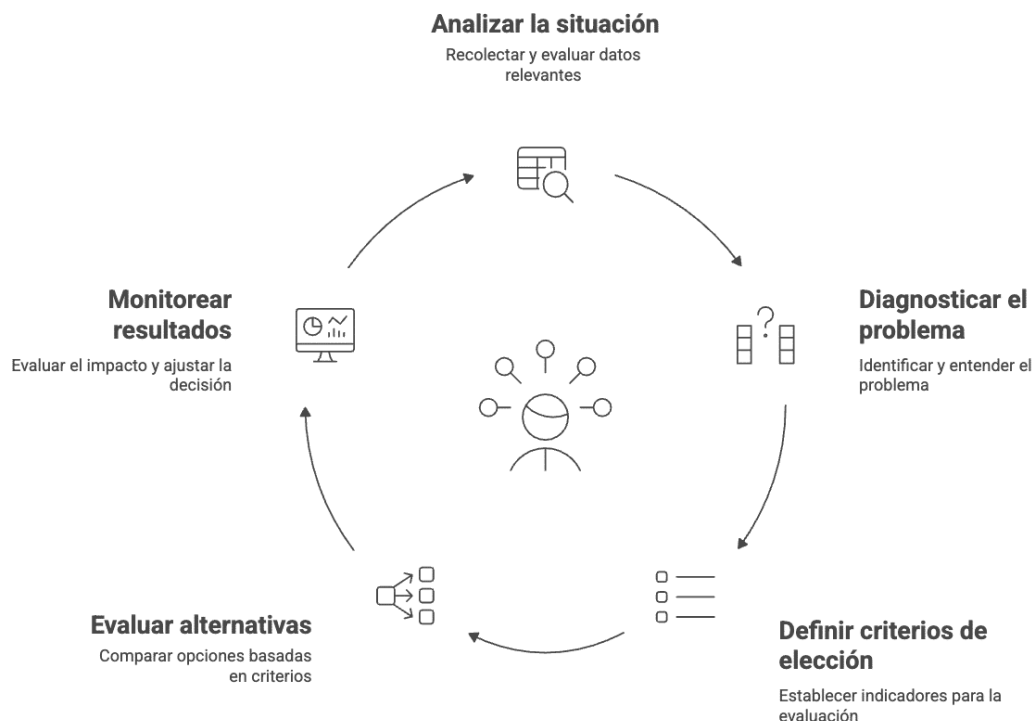
Como se explicó en el apartado anterior, la toma de decisiones es una actividad constante en la dinámica organizacional. Desde cuestiones simples —decisiones operativas— hasta definiciones complejas —decisiones tácticas y estratégicas—, toda acción que implique elegir un camino entre varias alternativas puede encuadrarse dentro de este proceso. Contar con una metodología clara para tomar decisiones permite ordenar la información disponible, considerar distintas perspectivas, y actuar con mayor coherencia frente a los objetivos establecidos.

Además, disponer de un proceso ayuda a distribuir responsabilidades, evitar errores repetitivos y mejorar la trazabilidad de lo decidido. Cuando las decisiones están bien documentadas, con criterios explícitos y un seguimiento definido, es más fácil evaluar sus efectos, comunicar los fundamentos a otros sectores y revisar lo actuado en caso de que los resultados no sean los esperados. Esta formalización también favorece el

aprendizaje colectivo, ya que deja registro de las condiciones en las que se decidió y de los elementos que se consideraron.

Existen diferentes formas de organizar un proceso de toma de decisiones, según el tipo de organización, el problema que se enfrenta o los recursos disponibles. Sin embargo, hay una estructura general que permite ordenar los pasos principales de forma lógica y progresiva. A continuación, se presenta un esquema con las cinco etapas más habituales en un proceso de toma de decisiones:

Figura 2. Proceso de toma de decisiones



A continuación, se explica en qué consiste cada una de estas etapas y qué aspectos deben tenerse en cuenta para aplicarlas en contextos organizacionales.

1. Analizar la situación. —

El primer paso consiste en relevar información relevante sobre el contexto en el que surge la necesidad de decidir. Esto implica identificar variables internas y externas, detectar cambios significativos, comparar el estado actual con lo esperado y comprender las condiciones en las que se actúa. Por ejemplo, si una universidad observa una disminución en la inscripción a una carrera, deberá analizar datos de matrícula de años anteriores, encuestas de percepción, demanda laboral en ese campo y acciones de difusión realizadas.

2. Diagnosticar el problema. —

A partir de la información reunida, es posible formular el problema con claridad. Esta etapa busca delimitar qué aspecto requiere una decisión, cuáles son sus causas posibles, cuál es su alcance y qué consecuencias tiene. En el caso anterior, el diagnóstico puede revelar que el problema no es la carrera en sí, sino una baja visibilidad en redes sociales, una oferta académica muy similar a otras o un plan de estudios desactualizado.

3. Definir criterios de elección. —

Antes de seleccionar una alternativa, es necesario establecer qué condiciones debe cumplir una buena decisión. Estos criterios pueden ser de costo, tiempo, impacto, compatibilidad operativa u otros factores relevantes. También se puede asignar un peso relativo a cada uno, según su importancia. Por ejemplo, si se está evaluando cómo rediseñar la oferta académica, los criterios pueden incluir viabilidad presupuestaria, adecuación al perfil docente actual, plazos de implementación y atractivo para el mercado laboral.

4. Evaluar alternativas y seleccionar una opción. —

Con los criterios definidos, se pueden generar posibles cursos de acción y analizarlos en función de su viabilidad y efectividad. Esta etapa implica comparar ventajas y desventajas, estimar los recursos necesarios y prever los resultados esperados. En el ejemplo de la universidad, las alternativas podrían ser: modificar el plan de estudios, implementar nuevas estrategias de comunicación o fusionar la carrera con otra afín. La elección dependerá del cruce entre criterios y capacidades disponibles.

5. Monitorear los resultados. —

Finalmente, una vez implementada la decisión, es fundamental dar seguimiento a sus efectos. Esto incluye medir resultados, detectar desvíos, identificar aprendizajes y, si es necesario, iniciar un nuevo ciclo de decisión. En el ejemplo, el seguimiento podría implicar medir la inscripción

en el siguiente ciclo lectivo, analizar el perfil de ingresantes y evaluar la percepción de los cambios en encuestas institucionales.

Para finalizar este apartado —y con base en lo explicado hasta aquí—, cabe decir que tomar decisiones en una organización no depende solo del contexto o del problema a resolver, sino también de la **capacidad para gestionar información de manera ordenada y consistente**. Ahora bien, ¿cómo saber si una organización está en condiciones de sostener este tipo de procesos? ¿Qué tan preparados están los equipos y los sistemas para usar datos de forma sistemática? Para abordar estas preguntas, en la próxima unidad analizaremos el enfoque de *decision intelligence* y el papel que cumplen distintos tipos de analítica avanzada en escenarios de decisión.

CONTINUAR

3. Decision intelligence y analítica avanzada

A medida que las organizaciones disponen de mayores volúmenes de datos y estructuras de información más complejas, surge la necesidad de articular esos recursos de manera que potencien la toma de decisiones. El enfoque de *decision intelligence* permite integrar datos, modelos analíticos y conocimiento del contexto en un sistema que orienta decisiones más precisas y consistentes, facilitando que la información se transforme en acción efectiva. Este enfoque amplía lo trabajado previamente sobre niveles de decisión y procesos organizacionales, mostrando cómo la analítica puede reforzar cada etapa de la toma de decisiones.

En paralelo, la analítica avanzada ofrece distintos niveles de profundización sobre los datos disponibles, desde la descripción de lo que ha sucedido hasta la proyección de escenarios futuros y la recomendación de acciones. Comprender cómo aplicar analítica descriptiva, predictiva y prescriptiva en escenarios de decisión permite a las organizaciones anticiparse, optimizar recursos y aumentar la efectividad de sus estrategias. De este

modo, esta unidad conecta el manejo de la información con la capacidad de generar decisiones estratégicas y tácticas más informadas, cerrando el recorrido conceptual de la materia.

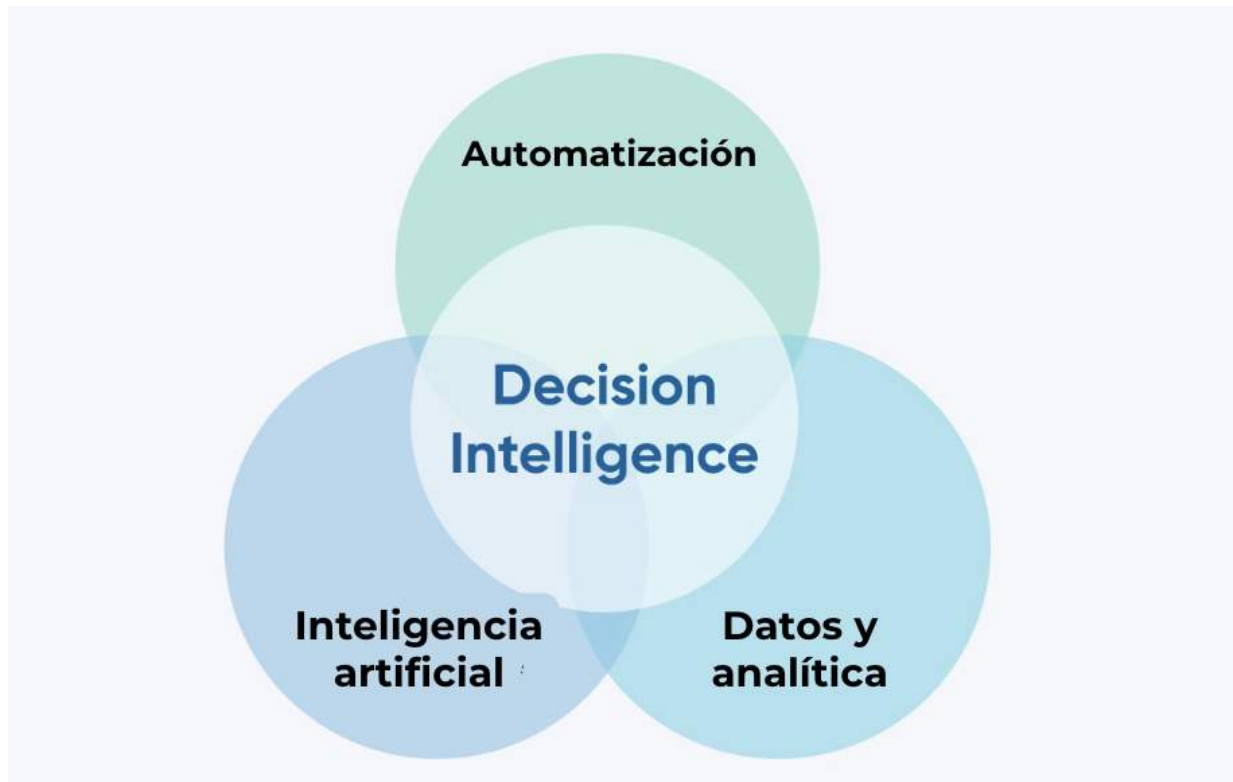
Qué es *decision intelligence* y cómo se articula con la analítica

La *decision intelligence* es una disciplina práctica que optimiza la toma de decisiones mediante la comprensión explícita de cómo se generan, evalúan y gestionan las decisiones dentro de una organización. Su propósito es estructurar y sistematizar los procesos de decisión para lograr mayor rapidez, consistencia y alineación con los objetivos estratégicos.

Este enfoque integra datos, modelos analíticos, conocimiento del contexto y herramientas tecnológicas para mejorar la calidad de las decisiones. Permite transformar grandes volúmenes de información en conocimiento accionable, ofreciendo a los equipos organizacionales información clara y procesable en el momento adecuado.

La disciplina combina tres elementos, que se pueden representar mediante un diagrama de Venn:

Figura 3. Componentes de *decision intelligence*



Fuente: Aera Technology, s.f., <https://goo.su/z4MLwV8>

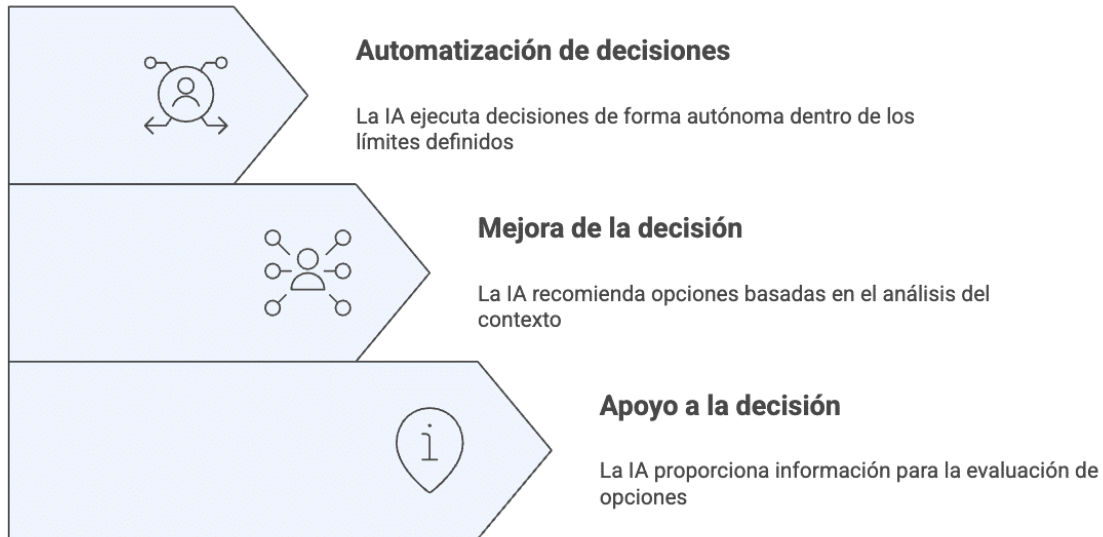
La **automatización** permite que ciertas acciones se ejecuten de forma sistemática, como enviar notificaciones automáticas cuando un pedido está listo para ser despachado. La **inteligencia artificial** identifica patrones y relaciones en los datos, como prever qué productos podrían tener mayor demanda en una próxima temporada. La **analítica** transforma la información en conocimiento útil, como comparar el desempeño de distintas campañas de *marketing* y detectar cuáles generan mayor retorno. La combinación de estos elementos permite a las organizaciones actuar de manera más rápida, precisa y alineada con sus

objetivos estratégicos, convirtiendo la información en un recurso central para la gestión de decisiones.

Entonces, ¿la *decision intelligence* reemplazaría el trabajo humano? La respuesta es que no, **la *decision intelligence* no reemplaza el trabajo humano; su objetivo es potenciarlo.** La disciplina convierte a las personas en arquitectos de decisiones, quienes diseñan cómo se generan, evalúan y ejecutan las acciones dentro de la organización. La IA y la automatización actúan como herramientas que amplían la capacidad humana para analizar datos complejos, identificar tendencias y evaluar posibles escenarios, pero la interpretación, el juicio final y la responsabilidad siguen siendo responsabilidad de los equipos de decisión.

En este sentido, la participación de la IA en la toma de decisiones se organiza en distintos niveles según el grado de intervención humana.

Figura 4. Niveles de participación de la IA en la toma de decisiones



Fuente: elaboración propia

En el primer nivel, la IA funciona como **apoyo a la decisión**. Proporciona información, simulaciones y escenarios alternativos, mientras que la persona interpreta los datos y ejecuta la acción final. Por ejemplo, un gestor puede recibir un análisis de tendencias de ventas generado por IA y decidir qué productos promocionar en la próxima semana.

En el segundo nivel, la IA actúa como **recomendadora**. Analiza el contexto, anticipa impactos y sugiere las mejores opciones, pero la persona sigue siendo responsable de la ejecución. Por ejemplo, la plataforma puede recomendar ajustes en la cadena de suministro según proyecciones de demanda, y el equipo decide cuáles aplicar según recursos y prioridades.

En el tercer nivel, la IA puede **automatizar la ejecución de decisiones** dentro de límites predefinidos, manteniendo registro de todas las acciones. Esto se aplica a decisiones repetitivas o de alto volumen, como ajustar automáticamente los niveles de *stock* en distintos almacenes o enviar notificaciones a clientes según criterios establecidos, asegurando rapidez y consistencia sin intervención manual.

Estos niveles permiten que los equipos humanos se concentren en decisiones estratégicas, mientras que la tecnología gestiona tareas rutinarias o de alto volumen. De esta manera, cada decisión se respalda con análisis preciso y oportuno, fortaleciendo la coherencia organizacional.

La *decision intelligence* también mejora la **colaboración entre áreas**. Al centralizar datos y análisis en plataformas accesibles, los equipos pueden compartir información y coordinar acciones de manera eficiente. Por ejemplo, el área de *marketing* puede consultar indicadores de ventas y comportamiento de clientes que aporta el equipo de operaciones, mientras finanzas valida los costos asociados y planificación estratégica revisa impactos futuros. Esta integración permite tomar decisiones alineadas con los objetivos de la organización, reducir inconsistencias entre departamentos y evitar duplicidad de esfuerzos, ya que todos los equipos trabajan sobre la misma información y modelos de análisis.

Del mismo modo, la disciplina asegura que los datos se utilicen de forma **ordenada y coherente**, transformando registros de ventas, información de clientes, reportes de operaciones y otras fuentes relevantes en conocimiento práctico. Por ejemplo, un gerente puede combinar datos de inventario, pedidos recientes y resultados de campañas de *marketing* para ajustar promociones o reasignar recursos en tiempo real. Este enfoque permite que la información no solo se almacene, sino que se interprete y aplique de manera inmediata para mejorar la toma de decisiones en distintos niveles de la organización.

Otro beneficio es la **democratización de los datos**, que permite que tanto expertos técnicos como gestores sin formación en análisis puedan explorar escenarios, interpretar resultados y participar activamente en decisiones críticas. Esto se vincula directamente con lo explicado en el módulo 3 sobre la importancia de presentar hallazgos analíticos con un lenguaje comprensible y datos en contexto. La *decision intelligence* facilita este enfoque al centralizar la información en plataformas accesibles, ofreciendo visualizaciones claras y resúmenes interpretables que permiten a todos los usuarios entender los resultados, tomar decisiones informadas y actuar de manera coherente con los objetivos de la organización.

En última instancia, las plataformas de *decision intelligence* escalan con el crecimiento de la información, combinan datos de múltiples fuentes, generan perfiles completos y enriquecen los datos mediante IA, convirtiendo el análisis en un proceso continuo y dinámico. De este modo, la integración de automatización, inteligencia artificial y analítica refuerza la velocidad, precisión y consistencia de la toma de decisiones, transformando la información en un recurso central para la estrategia y la operación de la organización. La efectividad de estas plataformas, sin embargo, depende del nivel de madurez analítica de la organización, ya que solo aquellas con capacidades consolidadas de gestión de datos, procesos analíticos y cultura basada en evidencia podrán aprovechar todo el potencial de la *decision intelligence*.

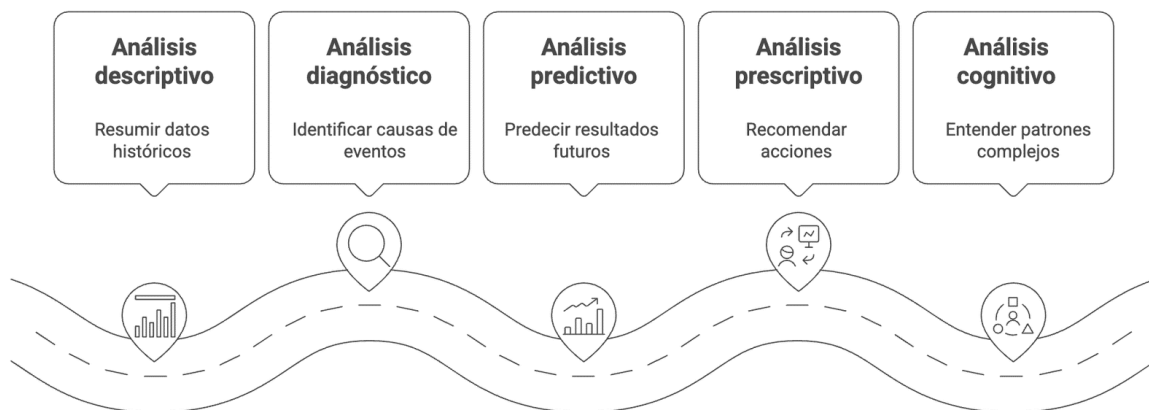
Modelo de madurez analítica: tipos de análisis

Para entender cómo una organización puede aprovechar sus datos para innovar y generar ventaja competitiva, es necesario evaluar en qué punto se encuentra en su desarrollo analítico. No todos los análisis son iguales: existen distintos tipos que se complementan y que permiten a la organización tomar decisiones más rápidas y fundamentadas. Entre ellos se encuentran el análisis descriptivo, que muestra qué ha pasado; el diagnóstico, que explica por qué ocurrió; el predictivo, que anticipa posibles escenarios; el prescriptivo, que sugiere

acciones; y el cognitivo, que combina datos, contexto y aprendizaje automático para resolver problemas complejos.

Estas categorías se organizan en lo que se conoce como la **ruta de madurez analítica**, que representa cómo avanza una organización desde los análisis más básicos hasta los más sofisticados. Cada etapa permite mejorar la capacidad de tomar decisiones, integrar información de distintas áreas y reaccionar con rapidez a cambios del entorno. La figura siguiente ilustra esta ruta y cómo cada tipo de análisis se conecta con el siguiente, marcando el progreso hacia un uso más estratégico y eficiente de los datos.

Figura 5. Ruta de madurez analítica



Fuente: adaptación propia con base en Krol y Zdonek, 2020

A continuación, presentaremos cada una de estas etapas para comprender qué implica cada tipo de análisis y cómo contribuye al desarrollo de la madurez analítica dentro de una organización.

1. Análisis descriptivo —

El análisis descriptivo permite comprender la realidad organizacional mediante la observación y caracterización de los datos disponibles. Su aporte principal es responder a la pregunta «¿qué sucedió?» a partir de la identificación de patrones, comportamientos y variaciones en los registros históricos. Este tipo de análisis reúne información procedente de sistemas de ventas, plataformas de gestión interna, reportes operativos o bases de datos institucionales, ofreciendo una visión ordenada de la actividad reciente y facilitando que los equipos interpreten el desempeño de distintos procesos (Krol y Zdonek, 2020).

Este tipo de análisis se expresa a través de reportes periódicos que sintetizan indicadores relevantes. Por ejemplo, es habitual que las áreas de ventas consulten informes diarios con la cantidad de operaciones realizadas, los productos más demandados o los canales con mayor movimiento. Del mismo modo, logística utiliza datos descriptivos para conocer tiempos de entrega, porcentajes de cumplimiento o volúmenes de envíos por zona. Estas prácticas permiten reconocer comportamientos recurrentes, variaciones entre periodos y resultados que requieren atención.

El análisis descriptivo también es central en actividades vinculadas al *marketing* y la relación con clientes. La elaboración de perfiles, los resúmenes por segmento o las métricas de interacción permiten visualizar qué grupos respondieron mejor a una campaña, qué contenidos

generaron mayor interés o cómo evolucionó el tráfico en distintos canales digitales. A través de estas lecturas retrospectivas, las organizaciones identifican patrones de comportamiento y evalúan si sus acciones recientes se corresponden con los objetivos planteados.

Además, el análisis descriptivo favorece la construcción de una mirada compartida dentro de la organización. Cuando los equipos acceden a reportes claros y actualizados, se facilita la coordinación entre áreas, la revisión conjunta de resultados y la planificación de acciones futuras. Aunque su alcance no implica explicar causas ni anticipar escenarios, este tipo de análisis permite comprender el punto de partida sobre el que se apoyarán decisiones posteriores, especialmente en contextos donde la revisión del desempeño reciente es imprescindible para orientar los pasos siguientes.

2. Análisis diagnóstico —

El análisis diagnóstico busca comprender las razones que explican un resultado y responde a la pregunta «¿por qué sucedió?». Este tipo de análisis profundiza en los datos para identificar causas, comportamientos asociados y relaciones entre variables. A diferencia del análisis descriptivo —que muestra lo ocurrido—, el diagnóstico permite interpretar los factores que influyeron en un determinado desempeño, apoyándose en información histórica y en comparaciones entre periodos, segmentos o procesos (Krol y Zdonek, 2020).

En las organizaciones, este análisis se utiliza cuando un resultado llama la atención y se necesita entender su origen. Por ejemplo, si un comercio registra una caída en las ventas de un producto, el equipo puede revisar variaciones en precios, niveles de **stock**, cambios en la competencia o modificaciones en la demanda. Del mismo modo, un área de atención al cliente puede analizar por qué aumentaron los tiempos de respuesta

revisando datos sobre volumen de consultas, dotación del equipo y distribución de turnos. Estas prácticas permiten identificar relaciones entre factores y orientar acciones correctivas.

El análisis diagnóstico también es habitual en equipos que deben ajustar estrategias basadas en resultados recientes. En marketing, por ejemplo, permite comprender por qué una campaña funcionó mejor en ciertos segmentos o por qué un canal digital tuvo menor conversión que otro. En logística, facilita entender qué variables influyeron en retrasos o en el aumento de costos. Esta lectura más profunda de los datos ayuda a reconocer regularidades que no siempre son visibles a simple vista y ofrece una visión más contextualizada del funcionamiento de los procesos.

Asimismo, el análisis diagnóstico fortalece la toma de decisiones al brindar información que orienta ajustes concretos. Al comprender los motivos detrás de un resultado, los equipos pueden definir acciones específicas, redistribuir recursos, mejorar procedimientos o modificar estrategias según la evidencia disponible. Aunque no anticipa escenarios futuros, este tipo de análisis ofrece una comprensión detallada de los factores que explican el desempeño reciente, lo que permite actuar con mayor precisión en la mejora de procesos y resultados.

3. Análisis predictivo —

El análisis predictivo se centra en anticipar eventos futuros a partir de datos históricos y actuales. A diferencia del análisis descriptivo —que se limita a mostrar lo que ya ocurrió— o el diagnóstico —que busca entender por qué ocurrió—, el análisis predictivo busca responder a la pregunta «¿qué ocurrirá?». Este enfoque resulta especialmente valioso para la planificación, ya que permite tomar decisiones informadas antes de que los hechos se produzcan.

Su aplicación se extiende a múltiples áreas de la organización: desde estimar la demanda de un producto hasta prever riesgos financieros o proyectar la rotación de personal. El análisis predictivo identifica patrones de comportamiento, detecta tendencias emergentes y permite anticipar escenarios probables. Esto otorga una ventaja significativa, ya que las decisiones pueden tomarse con mayor anticipación, reduciendo márgenes de error y optimizando el uso de recursos.

Una de las características centrales del análisis predictivo es su capacidad de combinar múltiples variables para generar estimaciones. Por ejemplo, en vez de mirar solo las ventas pasadas, un modelo puede incluir datos de campañas, clima, comportamiento del cliente o contexto económico. Esta integración permite construir modelos más precisos, que se ajustan mejor a la realidad y ofrecen resultados más confiables.

El análisis predictivo también tiene un papel clave en la automatización de decisiones. Cuando se integra en plataformas analíticas, puede generar alertas, recomendaciones o incluso acciones automáticas en función de las proyecciones. Esto es especialmente útil en procesos con alto volumen de decisiones repetitivas, como la gestión de inventarios, la asignación de turnos o el ajuste de precios dinámicos.

Existen diferentes tipos de modelos predictivos, cada uno con enfoques y usos específicos. A continuación, se presentan seis de los más utilizados en entornos organizacionales:

Tabla 1. Modelos predictivos

Modelo	Descripción	Aplicaciones frecuentes
Clasificación	Predice la pertenencia a una categoría (por ejemplo, sí/no).	Identificar clientes con riesgo de abandono.

Regresión	Estima un valor numérico a partir de otras variables.	Prever ingresos, costos o niveles de demanda.
Agrupación	Segmenta conjuntos de datos en grupos con características comunes.	Detectar perfiles de consumo o comportamientos similares.
Pronóstico	Proyecta valores futuros a partir de datos históricos.	Estimar ventas, afluencia de usuarios o requerimientos logísticos.
Valores atípicos	Detecta anomalías que se alejan del patrón esperado.	Identificar fraudes, errores operativos o eventos inusuales.
Serie temporal	Analiza cómo evoluciona una variable en el tiempo y predice su comportamiento futuro.	Anticipar fluctuaciones de mercado, estacionalidad o demanda futura.

Fuente: elaboración propia con base en Terreros, 2024

Estos modelos pueden combinarse entre sí, dependiendo de la complejidad del problema. Por ejemplo, una empresa que busca mejorar su estrategia de fidelización podría usar un modelo de clasificación para detectar clientes en riesgo de abandono, un modelo de agrupación para segmentar a esos clientes, y uno de pronóstico para anticipar el impacto de las campañas de retención.

4. Análisis prescriptivo —

El análisis prescriptivo responde a la pregunta «¿qué acciones se deben tomar?» y se orienta a guiar decisiones concretas a partir de los datos. Su aporte central es comparar alternativas posibles y anticipar sus efectos antes de implementarlas. A través de simulaciones y modelos que integran información histórica y actual, esta analítica convierte los datos en rutas de acción concretas capaces de mejorar procesos, prevenir desvíos o aprovechar oportunidades.

A partir de esta lógica general, el análisis prescriptivo se desarrolla mediante un proceso estructurado compuesto por etapas sucesivas.

El primer paso consiste en **definir el problema**, es decir, precisar con claridad qué decisión requiere apoyo analítico y qué objetivos se buscan alcanzar. Esta etapa es fundamental porque orienta todo el desarrollo posterior del modelo: si el problema está mal planteado, las recomendaciones también lo estarán. Por ejemplo, si un supermercado *online* nota demoras en la entrega de pedidos, una definición adecuada del problema podría ser «identificar qué reorganización de rutas permite reducir los tiempos promedio sin incrementar los costos operativos». Esta claridad inicial permite acotar el análisis, seleccionar los datos pertinentes y establecer expectativas razonables sobre los resultados que se buscan.

En segundo lugar, es necesario **recolectar y preparar los datos** que se usarán en el análisis. Esto implica reunir información relevante desde diferentes fuentes y dejarla en condiciones de ser utilizada por los modelos. Las tareas típicas incluyen limpiar registros incompletos, unificar formatos, eliminar duplicados y verificar la consistencia entre variables. En el caso del supermercado, esto puede significar compilar datos sobre tiempos de reparto, volúmenes de pedidos por zona, capacidad de carga de los vehículos y horarios de mayor demanda. Sin una adecuada

preparación, los datos pueden generar sesgos o errores que afecten las recomendaciones.

El tercer paso es **seleccionar las variables relevantes**, es decir, identificar cuáles de los datos disponibles inciden realmente en el problema a resolver. No toda la información recolectada será útil, por lo que se deben priorizar los factores más representativos y con mayor poder explicativo. En nuestro ejemplo, podría tratarse de variables como distancia recorrida, número de entregas por viaje, frecuencia de congestión vehicular o distribución horaria de los pedidos. Esta etapa permite reducir la complejidad del análisis, concentrarse en lo importante y construir modelos más eficientes.

Una vez seleccionadas las variables clave, se desarrollan **análisis descriptivos y predictivos** para comprender cómo se comporta el sistema actualmente y qué podría suceder bajo ciertas condiciones. El análisis descriptivo permite observar patrones pasados, mientras que el predictivo proyecta escenarios futuros. En el caso del supermercado, se pueden identificar los horarios con mayor carga de trabajo, las zonas donde se acumulan más retrasos o los días de la semana con mayor demanda. Esta comprensión previa es crucial para que las decisiones sugeridas en el modelo prescriptivo tengan un marco de referencia claro y se alineen con las dinámicas reales.

El paso siguiente es la **construcción del modelo prescriptivo**, que combina los datos preparados con técnicas de simulación para comparar alternativas y generar recomendaciones. Este modelo prueba diferentes combinaciones de variables y calcula los efectos de cada opción. Por ejemplo, puede sugerir reasignar ciertas zonas a otros vehículos, adelantar los horarios de despacho o reordenar las paradas en función del tráfico habitual. El resultado es un conjunto de propuestas accionables, priorizadas según su efectividad para resolver el problema planteado inicialmente.

A continuación, se pasa a la **implementación del modelo**, es decir, integrar las recomendaciones en los sistemas y procesos habituales de la organización. Esto puede implicar que los resultados aparezcan en un tablero visual que usa el equipo logístico, que las rutas óptimas se actualicen automáticamente en una aplicación de seguimiento, o que se disparen alertas cuando se detecten condiciones para aplicar una de las soluciones sugeridas. Lo importante en esta etapa es asegurar que las decisiones basadas en el modelo puedan ponerse en práctica sin fricciones.

Por último, es fundamental **monitorear y ajustar el modelo** de manera continua. Las condiciones que rodean una decisión pueden cambiar con el tiempo: aparecen nuevas zonas de reparto, se modifican los patrones de consumo o cambian los recursos disponibles. Por eso, el modelo debe ser revisado periódicamente para incorporar estos cambios, actualizar sus datos y recalibrar las recomendaciones. En el ejemplo del supermercado, esto puede significar ajustar el modelo cada vez que se incorporan nuevos barrios o se detectan nuevas tendencias en los pedidos. Este seguimiento garantiza que el análisis siga siendo útil y esté alineado con la realidad operativa.

Figura 6. Proceso del análisis prescriptivo



Fuente: elaboración propia con base en Stryker, 2024

5. Análisis cognitivo

El análisis cognitivo representa el nivel más avanzado dentro del recorrido analítico y se vincula estrechamente con la lógica de la **decision intelligence**. Mientras esta disciplina propone estructurar la toma de decisiones combinando datos, tecnología e intervención humana, el análisis cognitivo aporta las capacidades técnicas que permiten llevar esta visión a la práctica. A través del aprendizaje continuo, la comprensión del contexto y la automatización adaptativa, este enfoque convierte a los datos en aliados dinámicos de las decisiones organizacionales, permitiendo respuestas ágiles, informadas y contextualizadas.

Gracias al uso de inteligencia artificial, el análisis cognitivo puede procesar múltiples fuentes de información al mismo tiempo, generar inferencias complejas, interactuar con los usuarios en lenguaje natural y ajustar sus recomendaciones en tiempo real. Esta combinación potencia el trabajo de los equipos, facilita la operación diaria y abre nuevas posibilidades para abordar desafíos en escenarios cambiantes.

Para desplegar estas capacidades, las organizaciones utilizan distintos **modelos cognitivos**, cada uno con un propósito específico dentro del proceso de decisión. La siguiente tabla resume los principales:

Tabla 2. Modelos aplicados en análisis cognitivo

Modelo	Función principal	Ejemplo de uso
Redes neuronales profundas	Aprenden patrones complejos en grandes volúmenes de datos	Reconocimiento de imágenes para control de calidad en manufactura

Procesamiento de lenguaje natural (NLP)	Permite una interacción fluida entre sistemas y personas en lenguaje humano	Chatbots que responden preguntas complejas de clientes
Sistemas expertos	Automatizan decisiones basadas en reglas y conocimiento específico	Recomendaciones médicas a partir de síntomas e historial clínico
Visión por computadora	Extraen información relevante de imágenes y videos	Identificación de objetos defectuosos en una línea de producción
Reconocimiento de patrones	Detectan comportamientos repetitivos o atípicos	Detección de fraude en transacciones financieras
Razonamiento automatizado	Evalúan escenarios considerando múltiples variables y restricciones	Planificación logística ante interrupciones imprevistas

Fuente: elaboración propia con base en Tobío Pérez, 2025

Estos modelos se combinan entre sí para formar sistemas capaces de acompañar decisiones en distintos niveles organizacionales, desde la operación

hasta la estrategia. Por ejemplo, un chatbot con procesamiento de lenguaje natural puede atender consultas complejas de clientes mientras, en paralelo, un sistema experto ajusta automáticamente las condiciones de una promoción según el comportamiento detectado en tiempo real. En el área logística, el razonamiento automatizado puede redefinir rutas de distribución si detecta interrupciones inesperadas, y en producción, la visión por computadora puede detener una línea si identifica fallas en los productos. El mayor valor de este enfoque reside en su capacidad para adaptarse, aprender del entorno y generar recomendaciones accionables. Así, el análisis cognitivo deja de ser una herramienta de observación para convertirse en un motor de acción, integrando datos, tecnología y criterio humano en decisiones más inteligentes, precisas y alineadas con los desafíos actuales.

CONTINUAR

Referencias

Aera Technology. (s. f.). *What is Decision Intelligence?*
<https://www.aeratechnology.com/what-is-decision-intelligence>

DocuSign. (2025). *Proceso de toma de decisiones: conoce las 5 etapas.* <https://www.docuSign.com/es-mx/blog/proceso-toma-decisiones>

Król, K., & Zdonek, D. (2020). Modelos de madurez analítica: una visión general. *Information*, 11(3), 142.
<https://doi.org/10.3390/info11030142>

Stryker, C. (2024). *Analítica prescriptiva.* IBM.
<https://www.ibm.com/es-es/think/topics/prescriptive-analytics>

Terreros, D. (2024). *Qué es el análisis predictivo, tipos, ejemplos y herramientas.* HubSpot. <https://blog.hubspot.es/marketing/que-es-analisis-predictivo>

Tobío Pérez, I. (2025). *Análisis cognitivo: ¿Cómo pueden los datos pensar por sí mismos?* Analítica Digital.
<https://analitica.digital/analisis-cognitivo-como-pueden-los-datos-pensar-por-si-mismos/>

CONTINUAR