

Alcance e implicaciones de la transformación digital

Modelización y Datos

Abril **2019**



DOCUMENTOS
CÍRCULO



**CÍRCULO
DE EMPRESARIOS**
ideas para crecer





Grupo de Trabajo de Transformación Digital

Desde el Círculo de Empresarios estamos elaborando una serie de documentos que faciliten el entendimiento e implicaciones de la transformación digital (TD), dirigidos fundamentalmente a las empresas, con un contenido didáctico y práctico, con respaldo académico/experto.

El presente documento centra su contenido en explorar cómo el uso de datos y su modelización puede ser una fuente de generación de valor para el negocio, desde el desarrollo de productos y servicios, así como la mejora de la eficiencia operativa y de la gestión y prevención de riesgos.

En la primera parte del documento se enuncian determinadas cuestiones que conviene conocer para tener un entendimiento general sobre la materia. Posteriormente, se abordan las consideraciones relevantes para construir un plan de transformación, así como algunas cuestiones específicas para las pequeñas y medianas empresas, dada su relevancia en la economía española y para las Administraciones Públicas.



1. DECÁLOGO: RECOMENDACIONES SOBRE EL USO DE DATOS Y SU MODELIZACIÓN	07
2. ENTENDIMIENTO	09
2.1 Introducción: la revolución analítica	09
2.2 <i>Big Data</i> : valor para el negocio	10
2.3 La analítica de datos y sus tipologías	12
3. ÁREAS DE APLICACIÓN	15
3.1 Área de operaciones	15
3.2 Área de marketing y comercial	15
3.3 Áreas financieras y de riesgos	16
3.4 Área de gestión de personas	16
4. PLAN DE ACCIÓN	19
4.1 Pasos clave	19
4.1.1 Identificar los problemas de negocio	19
4.1.2 Descubrir los casos de uso de negocio y priorizarlos	19
4.1.3 Identificar el punto de partida de la compañía	19
4.1.4 Desarrollo de los casos de uso	22
4.1.5 Operativización: integración en la gestión	22
4.2 Estrategias de adopción	22
4.2.1 Visión táctica	22
4.2.2 Visión estratégica	23
5. RECOMENDACIONES PARA LA PEQUEÑA Y MEDIANA EMPRESA	25
6. RECOMENDACIONES PARA LAS ADMINISTRACIONES PÚBLICAS	27
7. ANEXO. TIPOS DE ANALÍTICAS Y TÉCNICAS DE MODELIZACIÓN DE DATOS	29
7.1 Tipos de analíticas	29
7.2 <i>Machine Learning</i> e Inteligencia Artificial (IA)	31
7.2.1 El <i>Machine Learning</i>	31
7.2.2 El nuevo paradigma de la Inteligencia Artificial	33
8. BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS	35





1. Decálogo: recomendaciones sobre el uso de datos y su modelización

ESTRATEGIA

- 1 En un entorno digital, **los datos son un activo de importancia estratégica** a nivel corporativo, ya que son la base no solo para tomar mejores decisiones empresariales, sino también para el desarrollo de nuevos modelos de negocio.
- 2 Para sacar todo el potencial de sus datos, las empresas tienen que **desarrollar estrategias que permitan aprovechar las capacidades actuales del Big Data y la analítica avanzada**, para detectar patrones y desarrollar algoritmos predictivos que permitan optimizar todas las funciones de negocio, desde el desarrollo de productos y servicios personalizados, la mejora de la eficiencia operativa y la predicción y prevención de fraude y riesgo. Estas capacidades son fundamentales para que las empresas pasen de gestionarse de una manera reactiva a predictiva.

PLAN

- 3 El **plan de Big Data** tiene que contar con **la activa participación del negocio, sometido a un gobierno y organización de datos previamente acordado**, ya que tiene un impacto transversal a toda la organización, afectando a funciones de negocio, áreas tecnológicas y el desarrollo de nuevas competencias organizativas, así como maneras de trabajo más ágiles.
- 4 Para la elaboración de un plan estratégico, es recomendable empezar por **identificar los casos de uso y priorizarlos** en función del mayor impacto en el negocio. Es muy relevante inventariar sus datos y sacarlos de los actuales silos de información para que puedan ser compartidos, en lo que se llama "**data lakes**" o lagos de datos. Conviene también definir políticas de gobierno de datos y de modelos para evitar, entre otros, un mal uso de datos sensibles.
- 5 El despliegue de un programa *Big Data* **implica conocer el punto de partida y definir una hoja de ruta evolutiva** a nivel de sistemas, fuentes de datos y capacidades analíticas.
- 6 A nivel tecnológico, una tendencia actual es cada vez más **explorar entornos en la nube (Cloud) para el despliegue de arquitecturas Big Data**, ya que permiten mayor flexibilidad y escalabilidad. Para ello es muy importante realizar un **análisis pormenorizado de pros y contras**, contando con el conocimiento especialista adecuado.
- 7 Es recomendable crear una **función de Data & Analytics dentro de la empresa**. Una opción podría ser que esta función esté bajo la responsabilidad de un *Chief Data Officer*, que es la persona dentro de la organización responsable típicamente de garantizar la coherencia, consistencia, trazabilidad y calidad de los datos en toda la organización, así como gestionar las capacidades para acceder y monetizar los datos a nivel interno y externo, y asegurar su buen gobierno.
- 8 Un elemento crítico para el éxito en una estrategia *Big Data* **es contar con perfiles con las competencias adecuadas**, por lo que serán fundamentales planes de formación, tanto a nivel técnico como directivo, para formar a los equipos internos, a la vez que incorporar perfiles externos con nuevas habilidades.

RETOS

- 9 El avance de las **técnicas de inteligencia artificial** supone otro gran **reto a nivel de las capacidades** nuevas que pueden desarrollar las empresas, ya que tanto el **acceso a estas aplicaciones como su uso se están generalizando**. Los *chatbots*, los asistentes virtuales y por voz, así como los robots, serán los nuevos canales de comunicación con los clientes. Previsiblemente se utilizarán más las técnicas de identificación de imagen en ámbitos de la seguridad, la realidad virtual y aumentada para generar mejores experiencias, y el uso de sensores para el control remoto, vehículos autónomos, etc. Es una realidad inmediata que afectará todos los sectores y es relevante que las empresas estén atentas al impacto que ello va a tener en su modelo de negocio y su entorno competitivo.
- 10 La evolución imparable de estas tecnologías disruptivas pone además al directivo ante **nuevos riesgos y dilemas** como la desaparición o **transformación de ciertos puestos de trabajo** como consecuencia de la robotización, la **protección de datos personales** o la **ética de los algoritmos**. Conviene que las empresas sean más transparentes para generar confianza a los clientes. En los Consejos de Administración sería muy interesante la **incorporación de una figura de "Consejero Digital"** para que desde ese órgano de gobierno se pueda apoyar al equipo directivo y estar al día en la identificación de los nuevos riesgos y en la gestión de la responsabilidad de la empresa.



2. Entendimiento

2.1 Introducción: la revolución analítica

El cambio de paradigma que introduce la digitalización invita a revisar los actuales modelos de negocio. El móvil e internet como puerta de acceso a servicios *on-line*, las redes sociales como fuente de datos, la inteligencia artificial y las arquitecturas *Big Data*, las infraestructuras para la computación distribuida y el uso de aplicaciones en la nube, el desarrollo de las tecnologías de computación por bloques (*blockchain*), la aplicación de criptografía y biometría, el denominado internet de las cosas, los robots y asistentes virtuales, la impresión 3D y la realidad virtual, etc.; son herramientas útiles al alcance de las empresas que por un lado cambian el propio entorno, por otro lado, impulsan el rediseño de los modelos de negocio ante este nuevo entorno.

Vivimos inmersos en una explosión de información sin precedentes en la historia de la humanidad. Diversas estadísticas revelan que tan sólo en los dos últimos años se ha generado el 90% de la información existente hoy en el mundo y esta tendencia crece exponencialmente. El nacimiento de una sociedad interconectada está provocando la digitalización de todos los aspectos de la actividad humana.

A su vez, y de manera creciente, las decisiones de negocio están cada vez más determinadas por la manera en que las organizaciones obtienen, analizan y utilizan la información. Nunca como ahora las empresas han tenido acceso a cantidades ingentes de datos provenientes no solo de sus sistemas de información empresarial, sino de muchas otras fuentes. Es lo que se llama *Big Data*, grandes volúmenes de datos en múltiples formatos (texto, imágenes, sonidos, movimientos al navegar por la red o ante un cajero automático, datos de sensores, etc.), generados no solo por la interacción de personas en internet o redes sociales sino también por la interacción de cosas (móviles, tablets, mercancías con RFID, etc.) conectadas a la red.

El término *Big Data* fue acuñado por primera vez por Roger Magoulas, *Chief Research Data Scientist* de la editorial O'Reilly en 2005 y desde entonces ha tenido múltiples definiciones. La más popular es la definida por Gartner en la que introduce la característica de las 3 Vs: volumen, variedad y velocidad, desde entonces asociadas para siempre al concepto de *Big Data*.



Tabla 1. Principales diferencias entre los sistemas tradicionales y los sistemas Big Data.

Fuente: elaboración propia

	Sistemas Tradicionales	Sistemas Big Data
Volumen de Datos Almacenados	De Gigabytes a Terabytes	De Petabytes a Exabytes
Tipo de Arquitectura	Centralizada	Distribuida
Tipología de los Datos	Estructurados	Estructurados, Semi-Estructurados y No-Estructurados
Características del Modelo de Datos	Modelo Estable y Pre-Definido	Modelo Plano y No Pre-Definido
Relaciones entre Entidades	Conocidas y Complejas	Pocas relaciones Complejas

Gracias a *Big Data*, un cambio cuantitativo conduce a un cambio cualitativo, ya que se pueden descubrir relaciones ocultas en los datos, detectar patrones de comportamiento y definir nuevas variables que permitan entender mejor el entorno, ya sea empresarial o social.

Como se comentaba antes, una manera sencilla para describir *Big Data* es alrededor de las 3 “V”:

- “V” de volumen, ya que *Big Data* permite el procesamiento de grandes volúmenes de datos.
- “V” de variedad, ya que permite procesar todo tipo de datos, no solo los estructurados (los de las bases de datos tradicionales) sino también no estructurados (imágenes, texto, video, interacciones de un sensor, interacciones en redes sociales, etc.)
- “V” de velocidad, ya que la capacidad de procesamiento y análisis del *Big Data* permite la toma de decisiones a tiempo real.

Pero se debería añadir una cuarta “V”, la “V” de valor, ya que estas capacidades están proporcionando valor para el negocio en todos los ámbitos y en todos los sectores. Incluso se podría añadir una quinta “V”, la “V” de veracidad, ya que un elemento fundamental es asegurar la calidad de la información procesada.

No es de extrañar por tanto que la frase “Los datos son el nuevo petróleo del siglo XXI” se haya convertido en una expresión tan popular y que una de las mayores preocupaciones de los CEO’s de todo el mundo sea cómo ser capaces de capturar todo el valor que hay en sus datos convirtiendo sus organizaciones en compañías orientadas a los datos (“*data-driven companies*”).

2.2 Big Data: valor para el negocio

El interés sobre *Big Data* es creciente, no solo por parte de los tecnólogos sino también desde el punto de vista empresarial. Solo hace falta ver la evolución que han tenido las búsquedas en internet sobre este tema, especialmente a partir del año 2013 (según Google Trends, el interés se ha triplicado desde entonces).

Este interés no solamente se debe a una curiosidad intelectual, sino que las grandes compañías a nivel mundial están realizando inversiones muy importantes en esta materia. A modo de ejemplo, solo en el sector financiero, según el informe “*Financial Services Industry: 2018 - 2030 - Opportunities, Challenges, Strategies & Forecasts*” de julio de 2018 de *Research & Markets*, que analiza 35 países, las inversiones en *Big Data* llegarán a 9.000 millones de dólares en 2018, con una tasa anual de crecimiento esperada de 17% para los próximos tres años.



Si bien inicialmente han sido los departamentos de tecnología de las empresas los que han liderado proyectos *Big Data* buscando ahorros en costes en el almacenamiento y procesamiento de datos, posteriormente los departamentos de marketing han adoptado *Big Data* con el fin de apoyar sus estrategias de digitalización y buscando la mayor eficiencia en las campañas comerciales gracias a un mayor conocimiento del cliente, entre otros beneficios.

Según un reciente estudio de IDC, las principales empresas a nivel mundial o bien ya están adoptando estrategias empresariales alrededor del *Big Data*, o bien planean adoptarlas antes de los próximos 2 años. Y lo más relevante es que esta adopción masiva cuenta con la activa participación y, en muchos casos, el liderazgo del negocio, bajo un gobierno y organización de datos previamente definido, y cada vez más desde la dirección ejecutiva. De hecho, solamente un 10% de los proyectos *Big Data* son puramente proyectos de IT.

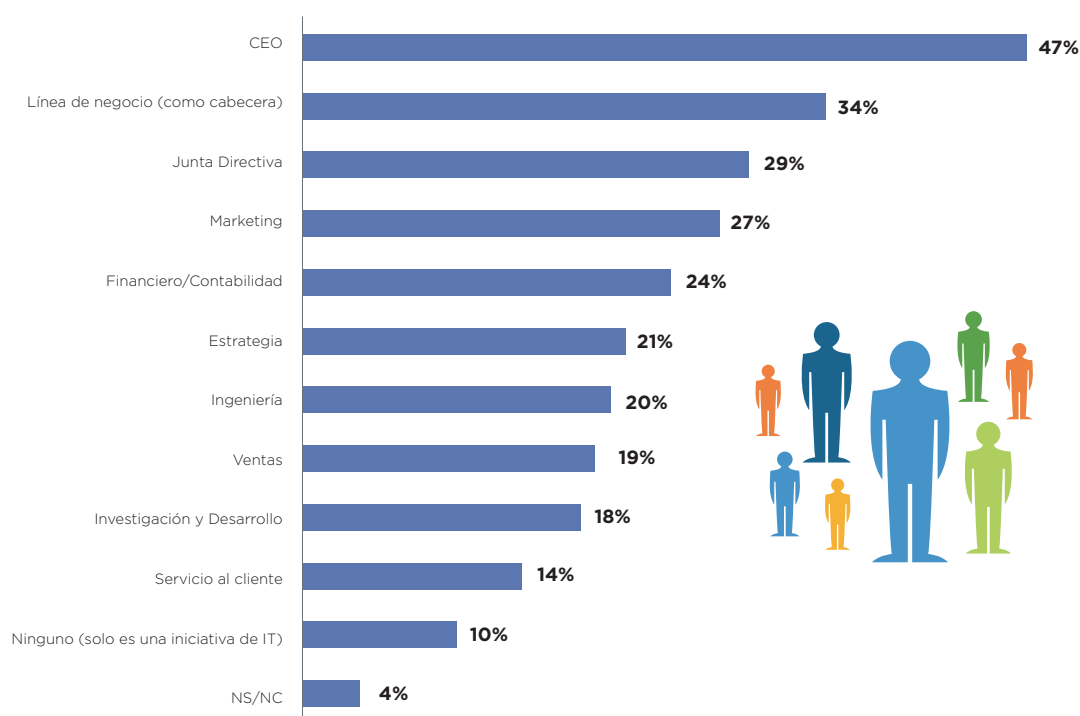


Ilustración 1. *Big Data* liderado desde el máximo nivel

¿Cuál de las siguientes áreas apoyan sus esfuerzos en *Big Data*? Base: Planes para desarrollar proyectos *Big Data*

Fuente: IDG Enterprise



La clave de esta tendencia imparable está en la constatación de que la adopción de *Big Data* aporta un retorno de inversión claro para el negocio. Este valor se puede buscar de manera explícita en 3 ámbitos:

- Como generadora de **nuevas fuentes de ingresos**, como consecuencia del mejor conocimiento del cliente, la anticipación de la demanda y el desarrollo de nuevos productos y servicios personalizados.
- Permitiendo mejoras en la **eficiencia operativa**; tanto gracias a la mayor capacidad de análisis para la toma de decisiones como permitiendo la optimización de procesos de negocio.
- En la **predicción y prevención de riesgos y fraude**, desde la detección de morosos, la predicción de fallos de una máquina o sistema, o la anticipación a un ciberataque informático.



Tabla 2.
Big Data: Valor para negocio.
Fuente: elaboración propia

BIG DATA: Valor para negocio		
Mejor eficiencia operativa, mejores decisiones	<ul style="list-style-type: none">• Consultas en tiempo real• Agregación de datos• Geolocalización de datos• <i>Data streaming</i>	<ul style="list-style-type: none">• Procesamiento de imagen y vídeo• <i>Data lakes</i>• Consultas avanzadas• Gestión de infraestructura
Generación nuevos ingresos	<ul style="list-style-type: none">• Visión 360 del cliente• Personalización• Nuevas métricas• <i>Social media analytics</i>	<ul style="list-style-type: none">• Investigación biomédica• Motores de recomendación• Análisis predictivo
Prevención y predicción del fraude y riesgo	<ul style="list-style-type: none">• Gestión del riesgo• Prevención del fraude• Seguridad digital	<ul style="list-style-type: none">• Prevención de la mora• Seguridad medioambiental• Sistema avanzado de alertas

Lo más diferencial es que por primera vez la demanda de cambio y adaptación rápida que requiere el negocio no tiene por qué estar acompañado con los ritmos de inversión tecnológica, sobre todo en aquellas empresas que tienen una infraestructura tecnológica heredada. *Big Data* se puede potenciar además gracias a la nube, la infraestructura virtualizada y la analítica como servicio. Por lo tanto, mientras las áreas de tecnología diseñan su hoja de ruta evolutiva para integrar sus arquitecturas tradicionales con *Big Data*, se pueden ir desarrollando proyectos tácticos basados en casos de uso con un retorno de inversión a corto plazo, sin perder de vista dicha hoja de ruta.

Por lo tanto, lo más importante no es saber qué es sino para qué sirve el *Big Data*. Para ello es imprescindible que *Big Data* no sea “otro” proyecto IT más, sino la base de un plan estratégico liderado idealmente por el negocio al máximo nivel ejecutivo, con una adecuada organización y gobierno de datos, que establezca las prioridades que permitan a las empresas pasar de ser “reactivas” a ser “predictivas”, sacando el máximo partido a los datos en todo los ámbitos empresariales. Ello les puede permitir no solamente ser más eficientes y competitivas en un mundo digital, sino también desarrollar nuevos modelos de negocio.

2.3 La analítica de datos y sus tipologías

Los avances en la computación de datos masivos, *Big Data*, han permitido en paralelo el desarrollo de técnicas avanzadas en el análisis de datos, más allá de lo que permitía hasta ahora la estadística tradicional.

Muchas empresas están familiarizadas con el uso de soluciones de *Business Intelligence* (BI) que les permiten gestionar los parámetros principales de negocio a través de indicadores, elaborándose a partir de ellos la mayor parte de los informes empresariales.

Sin embargo, las capacidades del BI, comparado con las posibilidades que ofrece la analítica avanzada, son mucho más limitadas. Las limitaciones se pueden ver en tres ámbitos:

- En el bloque de **datos**, en el BI tradicional únicamente se suele hacer uso de datos internos de la compañía, datos estructurados, que rara vez son enriquecidos con otras fuentes externas, como estudios de mercado, por ejemplo. Además, el almacenamiento de todos los datos necesarios en el enfoque tradicional es complicado y costoso.



- En el bloque de **tecnología**, los datos suelen almacenarse en un punto centralizado llamado *Data Warehouse*. Cuando existen grandes cantidades de datos, estos hacen que su procesamiento sea lento. Además, existe un alto riesgo de que el fallo de una máquina genere pérdida de información.
- Por último, en el bloque de **analítica**, el BI tiene un problema que lo limita en relación a los silos de información, por lo que se hace complicado poder hacer un análisis global de la compañía y se trabaja solo en áreas concretas e inconexas.

Adicionalmente, el BI permite principalmente el “*reporting*”, informar de lo que ya ha ocurrido, de manera retrospectiva, sin posibilidad de anticiparse o predecir lo que va a ocurrir. Y, por ejemplo, para el negocio no es tan útil saber cuántos clientes se han perdido el mes pasado, sino saber cuántos clientes se está a punto de perder de aquí a tres meses y poner en práctica medidas para impedirlo.

Estas limitaciones hoy en día están superadas por la Analítica Avanzada o Ciencia de Datos (*Data Science*) que aplica distintas técnicas. Una

de estas técnicas podría ser el aprendizaje automático o *Machine Learning*, cuyos componentes se podrían resumir en cuatro grandes grupos:

- Las **fuentes de información**, que pueden aportar datos tanto estructurados como no estructurados, y que son la base del resto de componentes.
- Las **técnicas y algoritmos** para el tratamiento de información no estructurada (texto, voz, video, etc.) y para la obtención de patrones a partir de los datos.
- La **capacidad de autoaprendizaje**, que permite que el algoritmo se adapte a los cambios en los datos.
- El uso de **sistemas y software** como **vehículo para la visualización** de la información y la programación.

En el anexo se puede encontrar una explicación de los tipos de analíticas existentes: análisis descriptivo, analítica predictiva y analítica prescriptiva. Asimismo, en el anexo también se explican con más detalle técnicas de modelización como el mencionado concepto de *Machine Learning* e Inteligencia Artificial (IA).



3. Áreas de aplicación

Una vez entendida la importancia estratégica de los datos en una organización, su valor para el negocio, así como las bases técnicas del *Big Data* y la analítica avanzada, se muestran a continuación ejemplos de aplicación en las distintas áreas funcionales que se pueden beneficiar de un uso intensivo de modelos analíticos para mejorar sus procesos.

3.1 Área de Operaciones

- **Predicción de la demanda:** mediante el análisis de las series temporales de datos históricas se puede intentar predecir la demanda de cualquier producto o servicio en base a entender los patrones estacionales y los factores externos por los que se ve afectada. Cuantos más históricos de datos se tengan y más contextualizados estén, más lejos en el tiempo será la empresa capaz de predecir la demanda.
- **Mantenimiento predictivo:** ser capaz de predecir anticipadamente cuando va a dejar de funcionar con normalidad un activo para tomar medidas preventivas de mantenimiento que eviten cortes o paradas en la producción.
- **Automatización de la planta de producción:** entrenar agentes de inteligencia artificial para que tomen de manera autónoma decisiones que maximizan la producción.
- **Optimización logística:** desde la optimización de rutas, la reducción de inventarios hasta la gestión y monitorización de activos en tiempo real utilizando sensores.

3.2 Área de Marketing y Comercial

- **Microsegmentación de clientes por comportamiento:** el *Big Data* permite desarrollar clústeres de clientes agregando múltiples datos de fuentes internas (CRM, etc.) y enriquecerlas con información externa de otras fuentes o incluso de redes sociales. Ello permite conocer el perfil comportamental del cliente, su estilo de vida, sus gustos, etc. más allá de lo que tradicionalmente se captura y se conoce de él. Esta nueva clasificación o clusterización de los clientes puede dar importantes pautas a la hora de desarrollar productos y servicios personalizados.
- **Recomendación de productos:** los motores de recomendación son capaces, en función de las características de los clientes y las características de los productos, de seleccionar entre una larga lista cuál es el producto en que un cliente tendría más probabilidad de estar interesado entre todo el catálogo. Ejemplos de motores de recomendación son el de Netflix o el de Amazon.
- **Campañas de fidelización de clientes:** mediante algoritmos de clasificación se puede predecir la probabilidad de que un cliente intente darse de baja de la compañía. Esto se consigue analizando las características del cliente y todos los eventos transaccionales que conforman su *journey* para identificar patrones o sendas de desvinculación que permitan tomar medidas preventivas. Las compañías de telecomunicaciones o de seguros son capaces de predecir la probabilidad de fuga de un cliente con gran precisión.



- **Campañas de venta cruzada o upselling:** cada vez que se quiere realizar una campaña para la venta de un producto o servicio a clientes o contactos, la empresa se puede apoyar en modelos que calculan la propensión de compra de cada cliente a un producto. Esto permitirá contactar solo a aquellos clientes cuya probabilidad de contratar haga que la campaña sea rentable.
- **Modelos de Atribución:** los modelos de atribución permiten entender el impacto que han tenido las diferentes acciones de marketing y publicidad tanto en medios *online* como *offline* en las ventas finales de la compañía. Además, estos modelos calculan también el punto de saturación de cada canal, momento en el cual por mucho que se invierta no se va a obtener más retorno, con lo que permiten optimizar la inversión en medios calculando el mix adecuado que maximiza las ventas, minimizando la inversión.

3.3 Áreas Financieras y de Riesgos

- **Predicción de Riesgos:** mediante algoritmos de Machine Learning se puede calcular la probabilidad de que sucedan determinados eventos de riesgo que debe gestionar la compañía: el impago de un cliente, la probabilidad de que una transacción sea fraudulenta, la ocurrencia de un suceso con impacto negativo en las operaciones, etc.
- **Nuevos modelos de *scoring* de riesgo:** agregando información no estructurada e información comportamental de los clientes (localización, definición agregada de su patrón de movilidad, información sociodemográfica ampliada, etc), se pueden definir nuevos indicadores que mejoren la calificación de riesgo asociado a cada cliente. Por ejemplo, estudios

realizados comparando las calificaciones de riesgo asociados a un cliente, calculados a través de técnicas más tradicionales vs. técnicas de *machine learning*, muestran que estos últimos podrían permitir un poder predictivo mayor, lo que podría redundar en la reducción de las tasas de morosidad o la posibilidad de generar más negocio, manteniendo una morosidad objetivo.

- **Pricing dinámico y personalizado:** los modelos de *pricing* permiten calcular la elasticidad al precio y por tanto, definir el precio óptimo para cada segmento de clientes, pasando de una estrategia de precio único a una de precio dinámico y personalizado para cada cliente en función de sus características.

3.4 Área de Gestión de Personas

- **Selección de Talento:** se pueden realizar modelos capaces de predecir, dada la información del Curriculum de un profesional, la probabilidad de que vaya a tener éxito en una compañía o en un puesto determinado. Este tipo de modelos permiten identificar y gestionar el talento en las organizaciones.
- **Predicción de la fuga de empleados:** detección de los elementos clave previos a un evento de fuga, monitorización del riesgo de fuga del empleado en tiempo real.
- **Perfil del empleado:** creación de un perfil de empleado con *Big Data* y su ámbito de relación dentro de la empresa, segmentación del empleado por comportamiento parecido a otros empleados, identificación de las personas con alto potencial, “*matching*” del empleado con otras personas para la creación de equipos de alto rendimiento, etc.





4. Plan de acción

La adopción de *Big Data* como parte de una estrategia corporativa requiere de un plan, el cual se puede resumir en 5 pasos clave.

4.1 Pasos clave

4.1.1 Identificar los problemas de negocio

El punto de partida debería pasar por plantearse qué problemas de negocio se tiene como empresa: necesidad de aumento de ventas, riesgo de fuga de clientes, eficiencia operativa, etc. Para ello es necesario involucrar a las distintas áreas de negocio para que identifiquen cada uno de esos problemas, que no están siendo debidamente resueltos con las estrategias actuales.

4.1.2 Descubrir los casos de uso de negocio y priorizarlos

El paso siguiente es descubrir los casos de uso de *Big Data* que pueden dar solución a cada uno de los problemas identificados por las áreas de negocio. Si, por ejemplo, el problema es la pérdida de clientes, el caso de uso estrella sería predicción del *churn* o fuga de clientes, lo que responde en gran parte a detectar y anticipar las posibles bajas para así poder tomar una decisión antes de que ocurra. Pero no solo es el único caso de uso a considerar, podría ser

también de mucha utilidad conocer el comportamiento del cliente en los distintos canales de compra y detectar dónde realmente ocurre la desconexión con la marca.

Para cada uno de los casos de uso identificados conviene evaluar su viabilidad técnica y su impacto en el negocio, así como la concurrencia de ese caso de uso para varias áreas de negocio. Con esa matriz de impacto se puede priorizar qué caso de uso tiene, el mayor impacto con el menor esfuerzo, y diseñar una hoja de ruta que vaya desplegando esos casos de uso en función de las prioridades de negocio.

4.1.3 Identificar el punto de partida de la compañía

Una vez identificados y priorizados los casos de uso, conviene conocer el punto de partida de la compañía a nivel de datos, arquitectura tecnológica y capacidades analíticas para resolver cada caso de uso. A partir del estado actual (As-Is), definir el estado de madurez futuro al que se pretende llegar (To-Be) y, como consecuencia, un plan de adopción con su hoja de ruta.

a) Datos

Para cada caso de uso se identifican las fuentes de datos necesarias para su despliegue. Se deberían identificar las fuentes internas con las que cuenta la compañía, así como posibles fuentes externas que puedan ser de utilidad para enriquecerlas. Con todos estos datos se construye



un repositorio unificado “*Data Lake*” (lago de datos) en un entorno de arquitectura *Big Data*. Será en el *Data Lake* donde se establecerán los procesos de alimentación de esos datos de manera continua, así como los procesos de calidad y de gobierno de datos.

b) Arquitectura

Lamentablemente las arquitecturas de información tradicionales (*Data Warehouse*) no suelen servir para procesar y analizar *Big Data*. Es necesario un cambio de paradigma tecnológico. Conviene analizar por tanto qué arquitectura se debe diseñar para dar respuestas a los casos de uso. Posteriormente, habría que decidir entre desplegar dicha plataforma en la nube (*Cloud*) o en las propias infraestructuras de la empresa (*on-premise*). La tendencia actual, incluso en las grandes empresas, es ir cada vez más a entornos mixtos o entornos virtualizados en la nube, debido a la flexibilidad en los costes y el ahorro en inversión tecnológica (CAPEX), si bien aumenta el gasto operativo (OPEX). Los principales proveedores de infraestructuras en la nube cuentan con todos los componentes necesarios para desplegar la arquitectura *Big Data* que cubra cualquier caso de uso. Por otra parte, en el mundo *Big Data*, el *software* es mayoritariamente *open source*, por lo que no se incurre en los enormes gastos de licencias de *software* de las arquitecturas tradicionales.

Si los casos de uso precisan de soluciones más complejas o personalizadas, o si la compañía cuenta con datos especialmente sensibles regulatoriamente (ej. salud) se puede optar por soluciones en local o híbridas. Se tendría que dimensionar teniendo en cuenta no solo las necesidades actuales, sino el crecimiento exponencial de datos y capacidad de análisis de cara a futuro, así como las políticas de gobierno de datos.

Un elemento a considerar a la hora de decidir si el entorno es *on-premise* o en *cloud* es si la compañía no cuenta con perfiles especializados capaces de realizar el mantenimiento y actualización de la plataforma, siendo las arquitecturas en la nube las que menor carga de administración suponen.

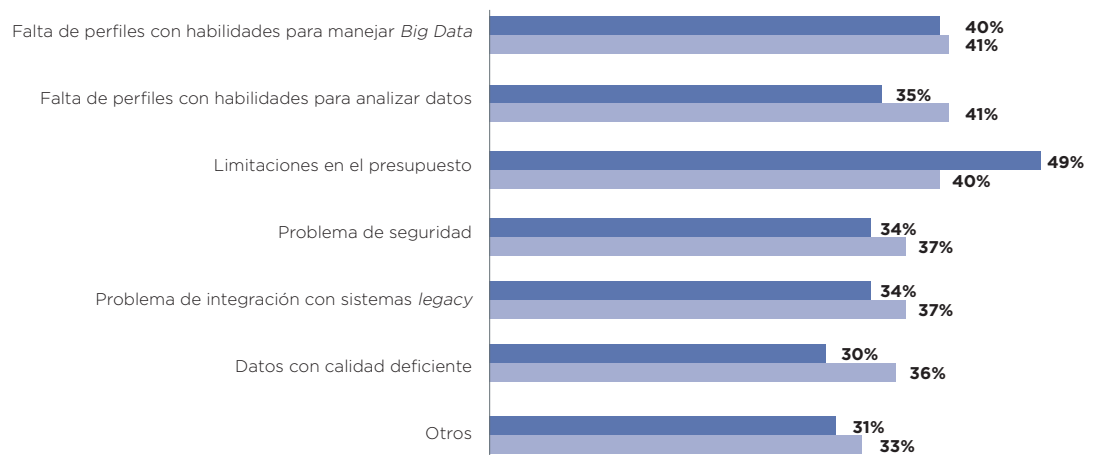
c) Capacidades analíticas

Como punto fundamental para garantizar el éxito de la etapa de desarrollo de los casos de uso es imprescindible la posibilidad de contar con “recursos humanos” (*data scientists*, *data engineers* o expertos en visualización de datos, entre otros) que reúnan los conocimientos y habilidades necesarios para la ejecución de los modelos analíticos.

Para ser capaz de desplegar estas estrategias la empresa podría desarrollar una organización de

Ilustración 2.
Causas del fracaso
de los proyectos *Big Data*.

Fuente: IDC





Data & analytics más o menos amplia en función de la ambición del proyecto o del apetito/ posibilidad de atraer talento *versus* subcontratar estos servicios.

En este punto, el primer paso a tener en cuenta es la evaluación de los conocimientos y habilidades de los recursos con los que se cuenta en la compañía actualmente. En base a este análisis, el siguiente paso es diseñar los planes y acciones formativas que permitan cubrir los mismos y alcanzar el nivel de conocimiento necesario. En la mayoría de los casos, el proceso de adopción de nuevas habilidades es un proceso largo y lento y, si bien es recomendable apostar por elevar las capacidades a los recursos que ya están en la organización, conviene incorporar necesariamente nuevos perfiles a la organización, bien contratándolos o a través de empresas de servicios.

Se podría decir que los perfiles clave para una organización de *Data & Analytics* son los siguientes:

- **Chief Data Officer:** el *Chief Data Officer* (CDO) es uno de los principales ejecutivos de una organización, que asume la responsabilidad de la estrategia relacionada con los datos y la información, el gobierno de datos, el control y desarrollo de políticas y la explotación efectiva de los datos. La función del *Chief Data Officer* combina la rendición de cuentas y la responsabilidad en lo que se refiere a protección y privacidad de la información, gobierno de la información, calidad de datos y la gestión del ciclo de vida de los datos, junto con la explotación de los activos de datos para crear valor de negocio.
- **Model Risk Officer:** tiene la responsabilidad de mantener un adecuado gobierno de los modelos utilizados en la compañía. Para ello desarrolla las políticas de gestión del riesgo asociado a los modelos, mantiene un inventario de los modelos utilizados y su priorización
- por nivel de importancia para la compañía, y asegura que existen determinados controles en el ciclo de vida de los modelos en función de dichos niveles de importancia. Normalmente este rol suele formar parte de las funciones de control y gestión de riesgos de la compañía.
- **Business Translators o Business Consultants:** tienen las responsabilidades tradicionales de un jefe de proyecto. Liderar un equipo, administrar el proyecto y servir de enlace clave con el cliente. A su vez, aplican su experiencia de dominio en una industria o función, utilizando un profundo conocimiento de los controladores, procesos y métricas de una empresa para aprovechar mejor los datos. Y, por supuesto, tienen una fluidez en el análisis: manejando grandes conjuntos de datos, entendiendo los entresijos de varios algoritmos y modelos, y desarrolladores de datos, y sabiendo cómo convertir los datos en conocimiento.
- **Data Scientists:** el rol del científico de datos es desarrollar los modelos que den respuesta a la pregunta de negocio que se quiere resolver. Para ello usará o aplicará una serie de métodos estadísticos o computacionales que le permite extraer conocimiento de los datos, o entrenar una máquina para que realice una tarea de manera autónoma.
- **Data Architects & Engineers:** diseñan y construyen la plataforma que va a hacer posible la extracción de los datos, así como su almacenamiento y procesamiento para que esté al servicio de la organización, desde los analistas de negocio hasta los científicos de datos.
- **Data Visualization Experts:** crean visualizaciones a raíz de los datos y conclusiones obtenidas, capaces de hacer fácilmente comprensible el resultado de los análisis.



4.1.4 Desarrollo de los casos de uso

Una vez se cuenta con los datos provisionados en el *Data Lake* por parte de los ingenieros de datos y con la plataforma *Big Data*, con los componentes necesarios desplegados por parte de los arquitectos, serían los científicos de datos quienes desarrollan los modelos analíticos predictivos utilizando las técnicas necesarias para resolver el caso de uso. También los visualizadores de datos desarrollarían el entorno más adecuado para su explotación por parte del negocio. El proceso de trabajo se puede llevar a cabo con metodologías ágiles, lo que permite al negocio intervenir en el proyecto aportando información relevante a los científicos de datos y no tener que esperar al resultado final.

Otro de los aspectos clave a tener en cuenta en este punto es la definición de una hoja de ruta de adopción tecnológica, de aprovisionamiento de datos y de capacidades analíticas en función de la priorización definida, de tal manera que la plataforma cuente en todo momento con las capacidades que demanda el desarrollo de estos casos de uso.

4.1.5 Operativización: integración en la gestión

Uno de las principales dificultades que se encuentran muchas compañías es que, una vez se ha desarrollado el caso de uso de *Big Data* y se ha demostrado su valor de negocio, no se sabe escalar. Para ello conviene definir una estrategia de industrialización con las herramientas de integración continua necesarias para una puesta en producción de los modelos analíticos. Esto permitirá que los modelos puedan ejecutarse de manera permanente en un entorno productivo, consiguiendo embeber la analítica dentro de los procesos de negocio.

4.2 Estrategias de adopción

Convertir una organización en “*data-driven*” requiere el despliegue de un programa *Big Data* que incluya aspectos estratégicos, organizativos, tecnológicos y de gobierno. Siendo como es un proceso continuo, existen distintos enfoques para maximizar la adopción y reducir la curva de aprendizaje, pudiendo seguir un enfoque más táctico o en enfoque más estratégico.

4.2.1 Visión táctica

a) Implementación caso por caso

Se recomienda para empresas que aún no tienen claro cómo el *Big Data* puede aportar valor de negocio. La identificación de casos de uso concretos para un departamento específico puede ser una muy buena puerta de entrada cuando se tienen dudas incluso en el retorno de la inversión. En el proceso de identificación de casos de uso se evalúa con qué datos cuenta la compañía, la calidad del dato, el problema de negocio, entre muchos otros elementos.

b) *Analytics as a service*

La analítica como servicio se recomienda cuando la empresa tiene muy bien identificados sus problemas de negocio, pero no necesariamente quiere hacer ningún tipo de despliegue de infraestructuras; ya sea bien porque no se plantea destinar una gran inversión en este sentido, o simplemente no considera que deba ser una competencia interna. En ese caso se despliegan soluciones específicas para cada caso de uso por parte de empresas terceras, que mantienen la infraestructura y desarrollan la analítica, encargándose de su ejecución y mantenimiento. La empresa cede los datos y le devuelven los “*insights*”. En estos casos la empresa no tiene la propiedad de los algoritmos.



Proyectos de segmentación de cliente, predicción de la fuga de clientes, o detección de anomalías son los típicos casos que se encuentran en esta categoría.

4.2.2 Visión estratégica

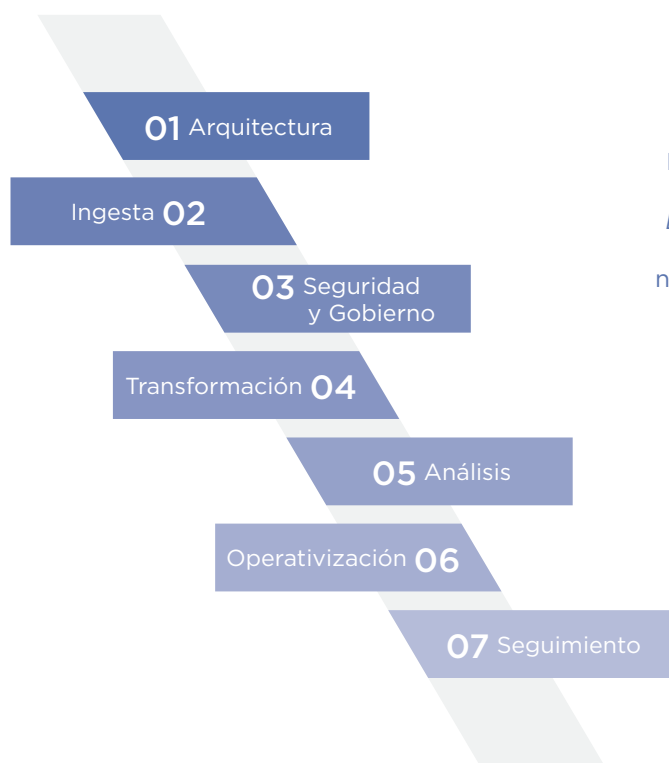
a) Programa *Big Data*

El objetivo de este tipo de iniciativa es la consecución de un plan completo que incluye un conjunto de proyectos a desarrollar a nivel corporativo, con el objetivo de habilitar las competencias internas necesarias para transformar digitalmente la compañía, avanzando de una manera más rápida y transversal. Incluye 4 pilares: aprovisionamiento de datos, Arquitectura *Big Data*, Seguridad y Gobierno de Datos y Capacidades Analíticas. Se desarrollan planes de formación personalizados para la compañía para adaptar los perfiles ya existentes en la organización a las nuevas herramientas y habilidades que se requieren para trabajar con tecnologías *Big Data*. Para desplegar un programa *Big Data* se requiere la involucración permanente por parte del negocio. Para ello es recomendable constituir una unidad que actúe como ofi-

cina de proyectos que monitorice el despliegue y se encargue también de eliminar las barreras organizativas.

b) Centro de Excelencia Analítico

Un Centro de Excelencia (CoE) Analítico es un equipo de personas expertas en *Big Data* (a nivel técnico y de negocio) que tienen el objetivo de acelerar el desarrollo e industrialización de proyectos analíticos o de *Big Data*. Es el modelo de implementación más amplio y con más impacto de todos, y requiere de una mayor inversión de recursos. El CoE Analítico dispone de aceleradores, componentes de código y metodologías que permiten acelerar la adopción y escalar los casos de uso. Lo más habitual, debido a la escasez de recursos, es optar por una gestión centralizada con extensiones en otros departamentos o filiales, asegurando que todo el mundo trabaja con los mismos datos y las mismas herramientas. El CoE Analítico define también las mejores prácticas con las que deberían trabajar las empresas terceras con los datos y modelos de la compañía.



Diseño y despliegue del ecosistema *Big Data* end-to-end a todos los niveles: negocio, organización y tecnología

Ilustración 3.
Diseño y despliegue de ecosistema *Big Data*
Fuente: elaboración propia



5. Recomendaciones para la pequeña y mediana empresa

El Big Data no solo es para grandes organizaciones, la pequeña y mediana empresa también puede beneficiarse. Las palancas para beneficiarse pueden ser:

- Acceso a los datos: al margen de los datos internos de la compañía, se pueden incluir muchas fuentes de datos de carácter público, como datos de meteorología, catastro y eventos.
- Soluciones en la nube: la clave es no invertir en infraestructuras que den soporte a los datos almacenados, sino que este proceso se externalice. A través de un servicio se logra una mayor flexibilidad y se invierte solo en lo que se va a utilizar.
- Análítica como servicio: no es necesario contratar un equipo de expertos a tiempo completo para que desarrolle casos de uso, se pueden hacer inversiones puntuales en proyectos concretos e ir desplegando más en función del retorno de inversión que estos estén proporcionando. Además, se recomienda como pasos siguientes la introducción de pequeños equipos *core* en colaboración con otros *partners* y universidades.



6. Recomendaciones para las Administraciones Públicas

El uso del *Big Data* en la Administración Pública tiene distintas aproximaciones en función del ámbito de aplicación (turismo, transporte, medio ambiente, seguridad y defensa, sanidad, economía y fiscal y educación). Gracias al *Big Data* y la analítica avanzada, mediante la medición, el tratamiento y el análisis de los datos disponibles, se proporciona valor a la Administración para dar cumplimiento a las competencias específicas de cada sector, buscando en todos ellos acelerar la toma de decisiones y mejorar la calidad de los servicios prestados a los ciudadanos.

Se recomienda a las distintas Administraciones Públicas el abrir los datos a la comunidad, lo que podría permitir:

- En turismo, evolución hacia destinos turísticos inteligentes: ciudades más seguras, turismo sostenible, mayor eficiencia en los servicios que necesitan los turistas.
- En transporte, mayor eficiencia en el servicio gracias a sistemas de recomendación en el uso de los distintos medios de transporte, control del tráfico en tiempo real, etc.
- En seguridad y defensa, mayor seguridad ciudadana gracias a modelos logarítmicos que permitan predecir el crimen.
- Recursos naturales, mayor eficiencia a través de la monitorización de servicios como, agua o luz; así como predicción de averías de plantas eléctricas, etc.
- En sanidad, mayor eficiencia y mejor servicio a los usuarios a través de tratamientos más personalizados, optimización de recursos en emergencias, gestión inteligente de las infraestructuras, etc.
- En fiscalidad, mayor transparencia gracias a modelos analíticos que detecten fraude, blanqueo de capitales y otras anomalías.



7. Anexo. Tipos de analíticas y técnicas de modelización de datos

7.1 Tipos de analíticas

Uno de los principales atributos que conviene tener una organización digital es poner a los datos en el centro de la estrategia corporativa y ser capaz de capturar todo su valor.

La forma de capturar valor a través de los datos se hace a **través de su análisis** ya que el mero hecho de almacenarlos no genera ningún valor por sí mismo.

La analítica puede ser fundamentalmente de tres tipos:

a) Analítica descriptiva: entendiendo el pasado y la realidad actual

El **análisis descriptivo** o las estadísticas hacen exactamente lo que su nombre implica, "describen", o resumen los datos sin procesar y los convierten en algo que los humanos pueden interpretar. Son analíticas que describen el pasado. El pasado se refiere a cualquier momento en el que se haya producido un evento, ya sea hace un minuto o hace un año. Los análisis descriptivos son útiles porque permiten aprender de comportamientos pasados y entender cómo pueden influir en los resultados futuros.

La gran mayoría de las organizaciones hoy en día utilizan analíticas descriptivas, que es la forma más básica de analíticas. La forma más sencilla de definir el análisis descriptivo es que responde a la pregunta "¿Qué ha sucedido?". Este tipo de análisis analiza los datos históricos para obtener información sobre cómo abordar el futuro. El objetivo principal de la analítica descriptiva es descubrir las razones detrás del éxito o del fracaso en el pasado.

La mayoría de los reportes e informes que se presentan en una compañía se componen fundamentalmente de analíticas descriptivas. El número de clientes en cada territorio, la cifra de ventas de cada negocio etc son el resultado de operaciones aritméticas básicas. El *Business Intelligence* tradicional se correspondería con la analítica descriptiva, pero mucho más limitada en cuanto al volumen de datos (pocos), su naturaleza (solo datos estructurados) y su capacidad de análisis.

b) Analítica predictiva: prediciendo el futuro

El siguiente paso es el **análisis predictivo** que hace referencia a la posibilidad de identificar patrones y tendencias en los datos pasados que puede informar a una empresa sobre lo que



podría suceder en el futuro. Esto ayuda a establecer metas realistas para el negocio, planificación efectiva y expectativas. Las empresas utilizan el análisis predictivo para estudiar los datos y buscar respuestas a la pregunta "¿Qué podría pasar en el futuro en función de tendencias y patrones anteriores?".

El propósito del análisis predictivo NO es decirle lo que sucederá en el futuro, ninguna técnica de análisis puede hacer eso. El análisis predictivo puede **pronosticar** lo que podría suceder en el futuro, porque todos los análisis predictivos son probabilísticos por naturaleza

El análisis predictivo proporciona mejores recomendaciones y más respuestas futuras a preguntas que el análisis descriptivo no puede responder.

Los análisis predictivos se pueden categorizar aún más como:

- Modelado predictivo: ¿Qué pasará después si?.
- Análisis de la causa raíz: ¿Por qué sucedió esto realmente?.
- Minería de datos: Tratamiento de datos y preparación para su modelización, así como para la identificación de datos correlacionados.
- Pronóstico: ¿Qué pasa si las tendencias existentes continúan?.
- Simulación: ¿Qué podría pasar?.
- Identificación de patrones y alertas: cuando se debe invocar una acción para corregir un proceso.

El análisis predictivo ayuda a **predecir la probabilidad de un resultado futuro** mediante el uso de diversos algoritmos estadísticos y de aprendizaje automático, pero la precisión de las predicciones no es del 100%, ya que se basa en probabilidades. Para hacer predicciones, los algoritmos toman datos y completan los datos

faltantes con las mejores conjeturas posibles. Estos datos se combinan con los datos históricos presentes en los sistemas CRM, sistemas POS, ERP y sistemas de recursos humanos para buscar patrones de datos e identificar relaciones entre varias variables en el conjunto de datos.

El análisis predictivo se puede utilizar en toda la organización, desde la previsión del comportamiento del cliente y los patrones de compra hasta la identificación de tendencias en las actividades de ventas. También ayudan a pronosticar la demanda de insumos de la cadena de suministro, las operaciones y el inventario.

c) **Análítica prescriptiva: dando recomendaciones sobre qué acciones tomar**

El campo relativamente nuevo de análisis prescriptivo permite a los usuarios "prescribir" una serie de diferentes acciones posibles y guiarlos hacia una solución. En pocas palabras, estos análisis se basan en proporcionar consejos. Los análisis prescriptivos intentan **cuantificar el efecto de las decisiones futuras con el fin de asesorar sobre los posibles resultados** antes de que se tomen realmente las decisiones. En el mejor de los casos, el análisis prescriptivo predice no solo lo que sucederá, sino **también el motivo** por el que ocurrirá al proporcionar recomendaciones sobre acciones que aprovecharán las predicciones.

Estos análisis van más allá del análisis descriptivo y predictivo al recomendar uno o más cursos de acción posibles. Esencialmente, predicen múltiples futuros y permiten que las compañías evalúen una serie de resultados posibles en función de sus acciones. El análisis prescriptivo utiliza una combinación de técnicas y herramientas como reglas de negocios, algoritmos, aprendizaje automático (*machine learning*) y procedimientos de modelado computacional. Estas técnicas se aplican a la entrada de muchos conjuntos de datos diferentes, incluidos datos históricos y transaccionales, fuentes de datos en tiempo real y *Big Data*.



Cuando se implementan correctamente, pueden tener un gran impacto en la forma en que las empresas toman decisiones y en el resultado final de la empresa. Las compañías más grandes están utilizando con éxito el análisis prescrip-

tivo para optimizar la producción, la programación y el inventario en la cadena de suministro para asegurarse de que están entregando los productos correctos en el momento adecuado y optimizando la experiencia del cliente.

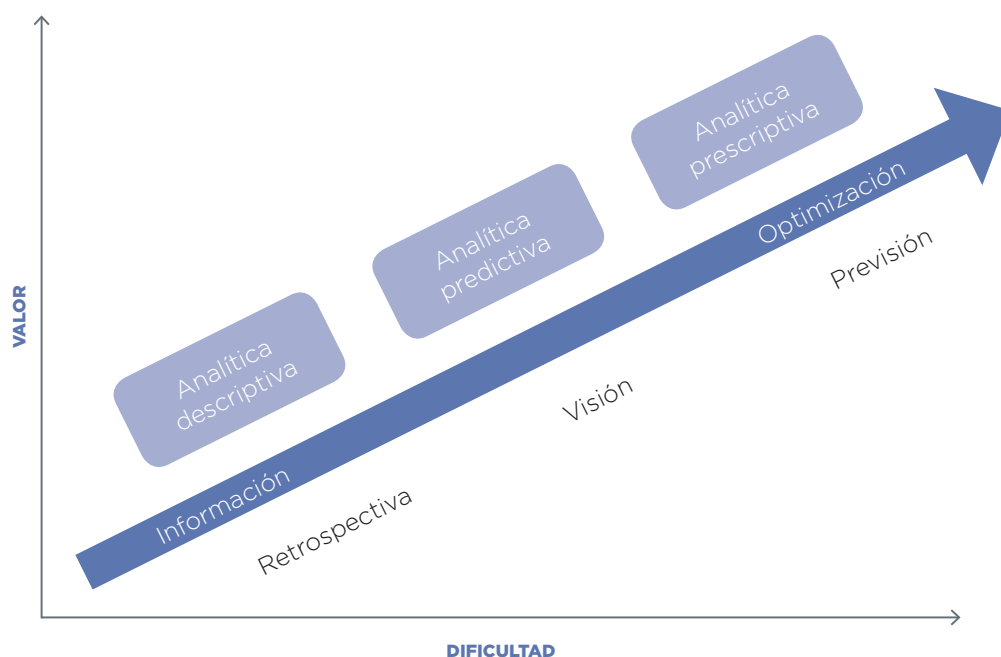


Ilustración 4.
Tipos de analíticas.
Fuente: Gartner 2012

7.2 Machine Learning e Inteligencia Artificial (IA)

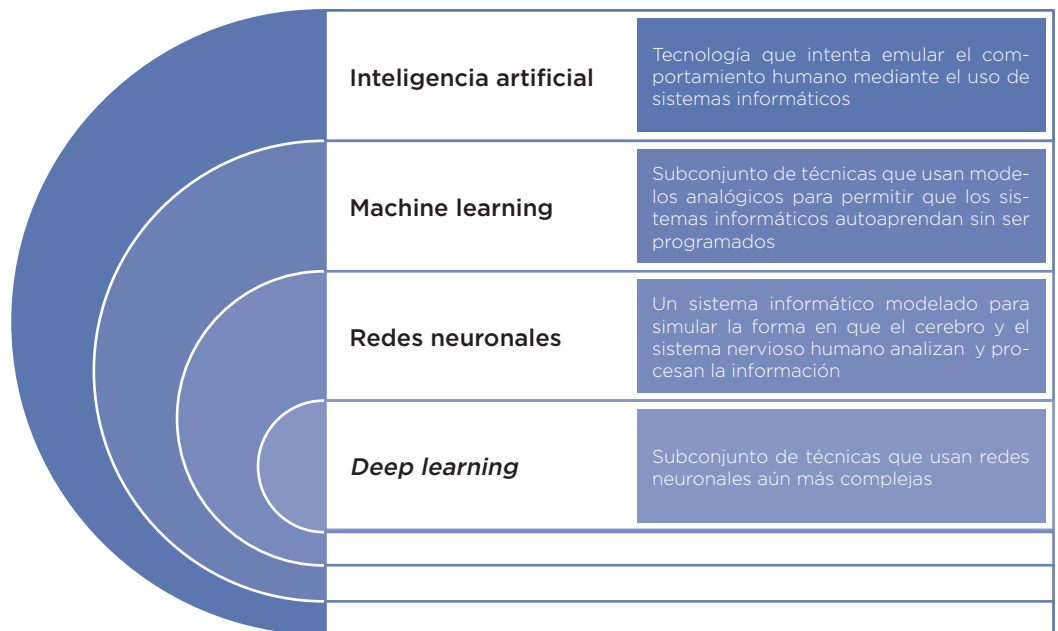
Englobamos bajo el nombre de Inteligencia Artificial, la capacidad de las computadoras en emular la capacidad cognitiva humana. Si bien la Inteligencia Artificial se empezó a desarrollar en la década de los 50, a partir de los años 80 su desarrollo se estancó ya que no hubo avances a nivel de computación que fueran significativos para esta disciplina. Sin embargo, a partir del desarrollo del *Big Data*, se ha producido un salto cuantitativo que ha permitido desplegar técnicas más avanzadas para el análisis de datos.

7.2.1 El Machine Learning

El *Machine Learning* o aprendizaje automático es una aplicación de la inteligencia artificial que proporciona a los sistemas la capacidad de aprender y mejorar automáticamente a partir de la experiencia sin ser programado explícitamente. El aprendizaje automático se centra en el desarrollo de programas informáticos que pueden acceder a los datos y utilizarlos para aprender por sí mismos.

El proceso de aprendizaje comienza con observaciones o datos, como ejemplos, experiencia directa o instrucción, para buscar patrones en los datos y tomar mejores decisiones en el futuro en función de los ejemplos que brinda-

Ilustración 5: Evolución de la Inteligencia Artificial
Fuente: elaboración propia



mos. El objetivo principal es permitir que las computadoras aprendan automáticamente sin intervención o asistencia humana y ajustar las acciones en consecuencia.

Las máquinas al igual que las personas tienen diferentes formas de aprender dependiendo de los datos con las que podamos alimentarlas, los datos son para las máquinas lo que la experiencia para los humanos. Existen varias estrategias de aprendizaje por parte de las máquinas:

a) Aprendizaje supervisado

Si se está aprendiendo una tarea bajo supervisión, alguien está presente para juzgar si se está obteniendo la respuesta correcta. De manera similar, en el aprendizaje supervisado, eso significa tener un conjunto completo de datos etiquetados mientras se entrena un algoritmo.

Completamente etiquetado significa que cada ejemplo en el conjunto de datos de entrenamiento está etiquetado con la respuesta que el algoritmo debe generar por sí solo. Por lo tanto, un conjunto de datos etiquetado con imágenes

de flores le diría al modelo qué fotos eran de rosas, margaritas y narcisos. Cuando se muestra una nueva imagen, el modelo la compara con los ejemplos de entrenamiento para predecir la etiqueta correcta.

Los problemas como el anterior se denominan de clasificación y le piden al algoritmo que prediga un valor discreto (tipo de flor).

Por otro lado, los problemas de regresión miran los datos continuos. Un caso de uso, la regresión lineal, debe sonar familiar desde la clase de álgebra: dado un valor x particular, ¿cuál es el valor esperado de la variable y ?

Un ejemplo de regresión sería un algoritmo que predice el precio de un apartamento en un barrio de Madrid según la cantidad de metros cuadrados, el número de habitaciones y la proximidad al transporte público.

b) Aprendizaje no supervisado

Los conjuntos de datos limpios y perfectamente etiquetados no son fáciles de conseguir.



Y a veces, los investigadores hacen preguntas al algoritmo para las que no saben la respuesta. Ahí es donde entra en juego el aprendizaje no supervisado.

En el aprendizaje no supervisado, el conjunto de datos de entrenamiento es una colección de ejemplos sin un resultado deseado específico o una respuesta correcta. Se intenta simplemente encontrar automáticamente una estructura o patrón en los datos que den respuesta a la pregunta que se ha planteado.

Sin ser un ornitólogo experto, es posible mirar una colección de fotos de aves y separarlas aproximadamente por especies, basándose en señales como el color de las plumas, el tamaño o la forma del pico. Este tipo de algoritmos segmenta o hace *clusters*, es decir el modelo busca datos similares entre sí y los agrupa. Otro uso frecuente del aprendizaje no supervisado es el de identificar anomalías u *outliers* en un conjunto de datos.

c) Aprendizaje de refuerzo

En este tipo de aprendizaje automático, los agentes de IA intentan encontrar la manera óptima de lograr un objetivo particular o mejorar el rendimiento en una tarea específica. A medida que el agente toma medidas que van hacia la meta, recibe una recompensa. El objetivo general: predecir el mejor paso a seguir para obtener la mayor recompensa final.

Para tomar sus decisiones, el agente se basa tanto en los aprendizajes de los comentarios anteriores como en la exploración de nuevas tácticas que pueden presentar una recompensa mayor. Esto implica una estrategia a largo plazo: así como el mejor movimiento inmediato en un juego de ajedrez no puede ayudarlo a ganar a largo plazo, el agente intenta maximizar la recompensa acumulada.

Es un proceso iterativo: mientras más rondas de retroalimentación, mejor se vuelve la estrategia del agente. Esta técnica es especialmente

útil para entrenar robots, que toman una serie de decisiones en tareas como conducir un vehículo autónomo o administrar el inventario en un almacén.

7.2.2 El nuevo paradigma de la Inteligencia Artificial

Después del largo letargo en el que la inteligencia artificial no había evolucionado prácticamente desde los años 80, en los últimos 10 años ha tenido lugar un cambio de paradigma, propiciado principalmente por la revolución del mundo digital, la conectividad móvil y los avances en computación de datos masivos. Ello ha permitido el desarrollo de unas capacidades únicas en tres ámbitos principales en los que hasta ahora los humanos éramos mejores que las máquinas: en el reconocimiento de imágenes, en el reconocimiento de textos y en el reconocimiento de voz. Sin embargo, el desarrollo de la Inteligencia Artificial actual se centra precisamente en estos tres ejes:

- **Procesamiento del Lenguaje Natural:** Permite que un agente cognitivo entienda la escritura y sea capaz de entender y responder las preguntas que se le hacen.
- **Image Recognition:** Permite desarrollar aplicaciones que en base a una fotografía o video desencadenen un proceso, por ejemplo, acceso automático a un aeropuerto mediante pasaporte y reconocimiento facial o reconocer una matrícula para acceder un parking.
- **Speech Recognition:** Permite que un agente cognitivo entienda cuando se habla por voz.

Ejemplos de aplicación se pueden ver desde los traductores automáticos en internet, la clasificación de imagen del teléfono móvil, los asistentes virtuales, asistentes al hogar, los vehículos autónomos, aplicaciones de imagen que permitirán detectar cáncer de piel con la foto de un móvil, y múltiples aplicaciones que, ante todo serán el factor fundamental sobre el que se construya la experiencia de cliente.



8. Bibliografía y referencias

CEOE (2018). Plan Digital 2025: La digitalización de la sociedad española.

Círculo de Empresarios (2018): Alcance e implicaciones de la transformación digital: principales ámbitos de actuación.

Círculo de Empresarios (2018): Alcance e implicaciones de la transformación digital: estrategia y movilización

Comisión Europea (2017). Europe's Digital Progress Report.

Comisión Europea (2018). Digital Economy and Society Index (DESI) 2018.

Gartner (2012). Press Releases: 4 Billion Connected "Things" Will Be in Use in 2017.

IDG Enterprise (2014). IDG Enterprise Big Data research.

Management Solutions (2018). Machine Learning, una pieza clave en la transformación de los modelos de negocio.

Research & Markets (2018). Financial Services Industry: 2018 - 2030 - Opportunities, Challenges, Strategies & Forecasts.

Synergic Partners.

World Economic Forum (2017). Digital Transformation Initiative (DTI).



Marqués de Villamagna, 3 - 11ª Planta - 28001 Madrid
www.circulodeempresarios.org