



Guía IndesIA  
Resumen ejecutivo

INDESIA

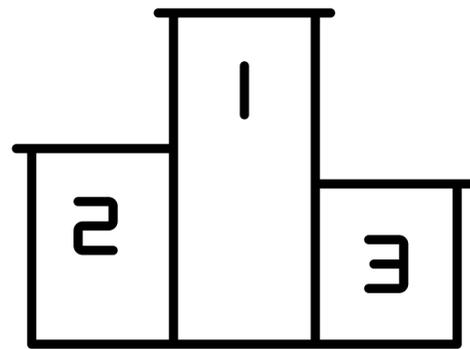
# Framework IndesIA

## Data & Inteligencia Artificial

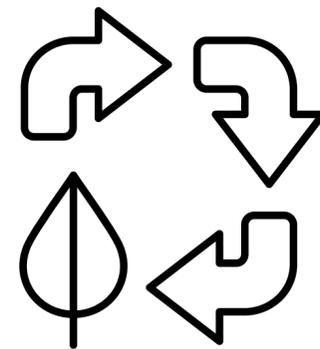


El sector industrial en España se enfrenta a grandes retos para los que va a necesitar escalar el uso de los datos y la Inteligencia Artificial en toda su cadena de valor.

### Retos de las empresas industriales



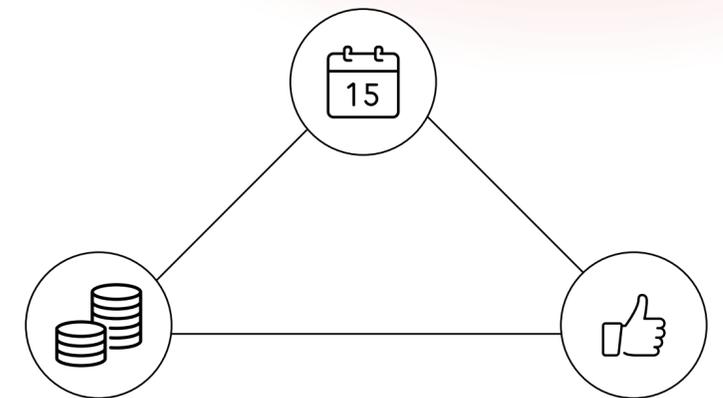
Incrementar la **competitividad** mediante la automatización y optimización de los procesos industriales



Mejora de la **sostenibilidad** mediante la eficiencia energética, el desarrollo de nuevos materiales no contaminantes y el refuerzo de la economía circular

### Necesidades para escalar el uso de IA

Identificar **casos de uso de la IA** en el ámbito industrial

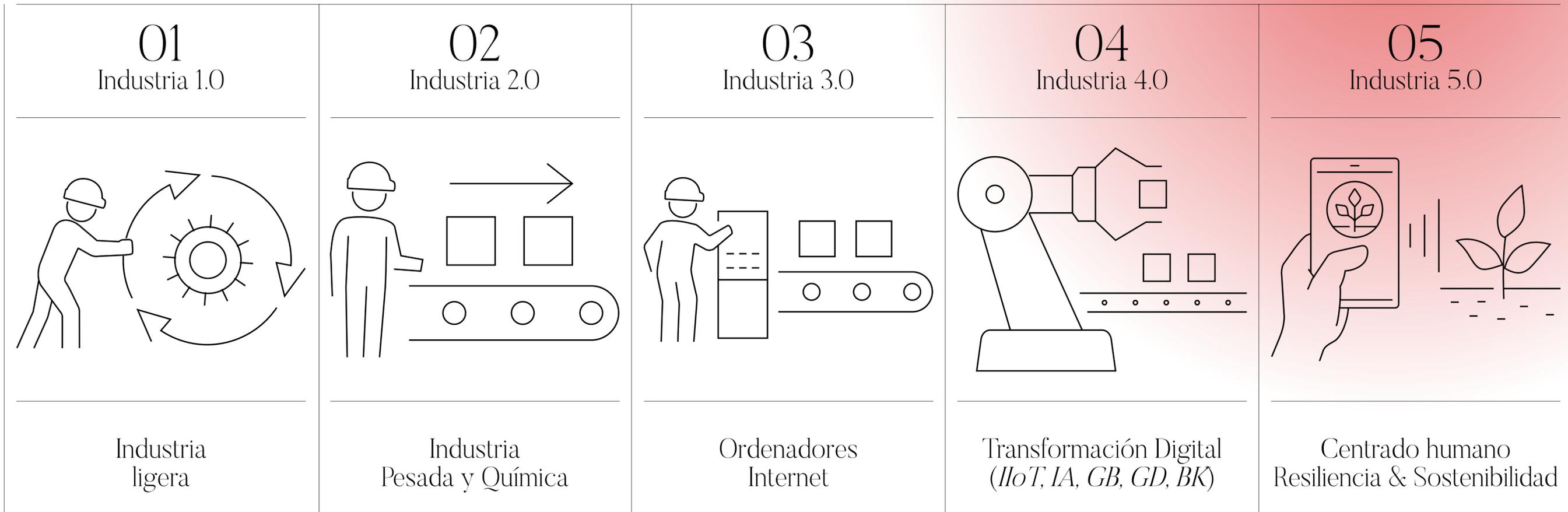


Disponer de **Plataformas de Datos Industriales**

**Capacitación** de talento actual y futuro

# ¿Por qué es importante la IA en la Industria?

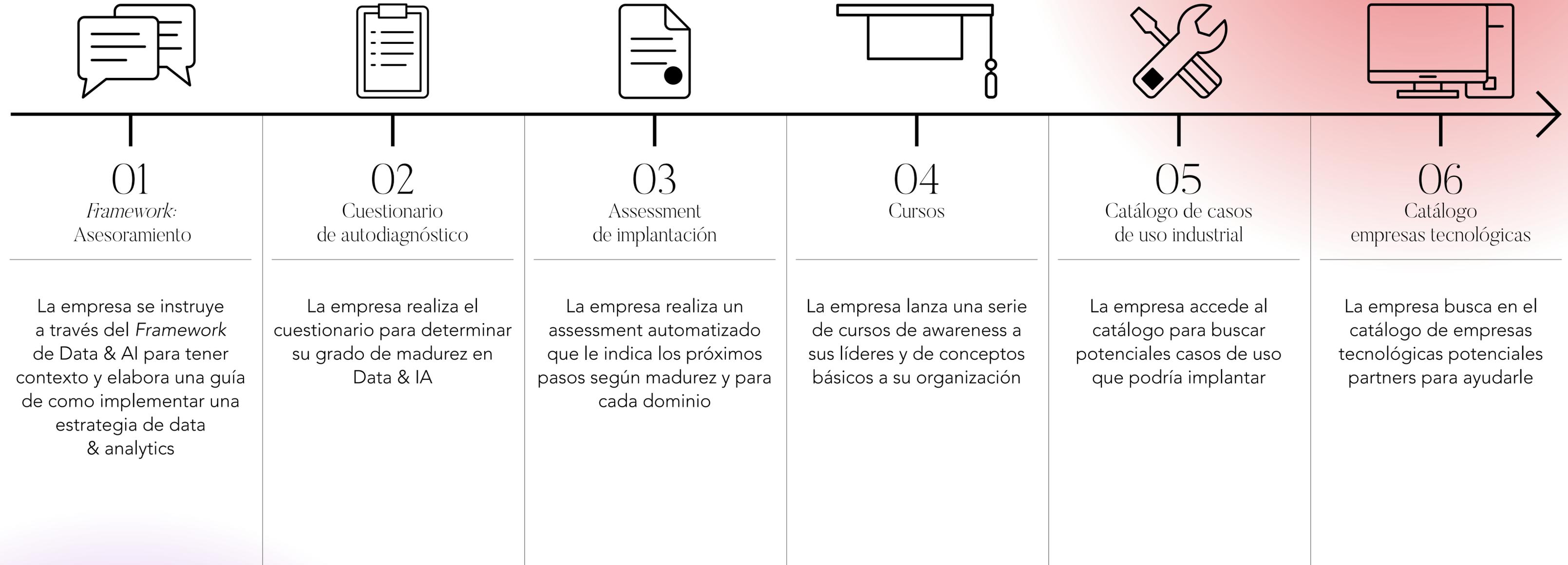
La **Inteligencia Artificial** está creciendo de manera exponencial durante los últimos años, con el **objetivo** de **desarrollar máquinas o tecnología inteligente que opten a emular características y capacidades del ser humano, y así posicionar a las empresas y a las personas con una cualificación líder en su sector.**

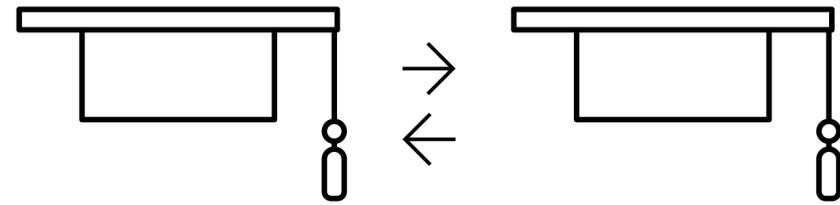


La Inteligencia Artificial como tecnología habilitadora de la industria **asistirá en el proceso humanista no contemplado en los últimos años.** La IA ética contribuye a la persona, la IA verde contribuye optimizar procesos para que sean más eficientes energéticamente, reducir las emisiones, y además la IA como tal, juega un papel crítico a la hora de generar sistemas más resilientes y adaptativos.

# Framework IndesIA Data & IA

El objetivo del *Framework* es ser la guía para la implantación del uso del dato y la inteligencia a lo largo del journey de las empresas industriales





07  
Perfiles  
Formativos

08  
Nuevos profesionales  
Universidades      Nuevos profesionales  
FP

09  
Radar  
de iniciativas      Convocatoria de subvenciones  
espacios de datos

10  
Hack  
IndesIA

La empresa identifica los perfiles que necesita incorporar

La empresa busca en el mercado profesionales para poder acometer sus casos digitales

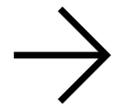
Una vez identificados sus casos, partners, con un entendimiento de las implicaciones e incluso incorporando algún profesional busca financiación para su Journey

Plataforma de Datos IndesIA

Caso demostrador transversal y vertical

Participa en el caso demostrador y se compromete a su implantación

El *Framework* se divide en una serie de ámbitos de trabajo y los retos a los que nos enfrentaríamos a la hora de aplicar el uso del dato y la Inteligencia Artificial

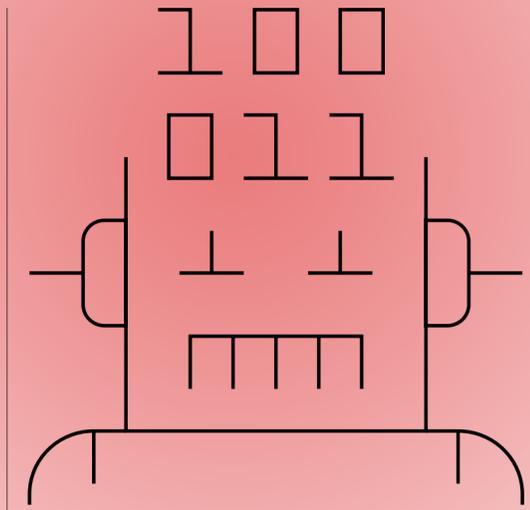


## Valor para Negocio → Reto: Identificación de valor y los casos de uso



El 42% de los ejecutivos piensa que “comprender los beneficios de la IA para el negocio y los posibles casos de uso” es el principal desafío de la adopción de IA. La mayoría de empleados de las empresas industriales y sus managers desconocen con un grado de profundidad suficiente qué es realmente la Inteligencia Artificial y como puede ayudarles en su día a día.

Además, hay una percepción que el uso de estas tecnologías es demasiado complejo y costoso en términos de recursos y de tiempo. Aquellas empresas que se embarcan en esta aventura carecen con frecuencia de un método estructurado para ayudarles en la ideación de casos que les generen valor y en su correcta priorización.



## Valor para Negocio → Reto: Identificación de valor y los casos de uso

### Soluciones

#### Sesiones de ideación

Es fundamental desarrollar de manera estructurada sesiones de ideación para identificar un número suficiente de casos de uso que después podamos priorizar en función de su factibilidad y su impacto.

#### Definición de casos de uso

En la descripción de los casos de uso de Inteligencia artificial es importante detallar sistemáticamente, cual es el valor que se va a obtener con el modelo analítico, que resultado esperemos que produzcan, como van a ser utilizados esos resultados para optimizar el proceso.

#### Priorización de casos de uso

Crear un sistema que nos ayude a priorizar los casos de uso con el objetivo de lograr el mayor impacto posible en el negocio, para demostrar a la organización el valor que pueden llegar a aportar estas tecnologías.

#### Establecimiento de programa estructurado de IA

La organización debe estructurar el lanzamiento de estas iniciativas en un programa único que disponga de una agenda visible por toda la organización que permita hacer seguimientos de los avances conseguidos, y de los impactos obtenidos por cada una de las iniciativas priorizadas.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

Experimentos  
desestructurados

#### Acercamiento

Pilotos  
para comunicar

#### Aspiracional

Agenda  
IA Bottom up

#### Maduro

Agenda transformación  
top down

### Casos de Éxito



Programa Digital con más de 150 iniciativas de *Data & Analytics* lanzadas en 3 años



Matriz de oportunidades:  
impacto / viabilidad.



Matriz palancas  
de valor vs viabilidad



Estrategia de transformación  
digital. 50 iniciativas relacionadas  
con datos e IA



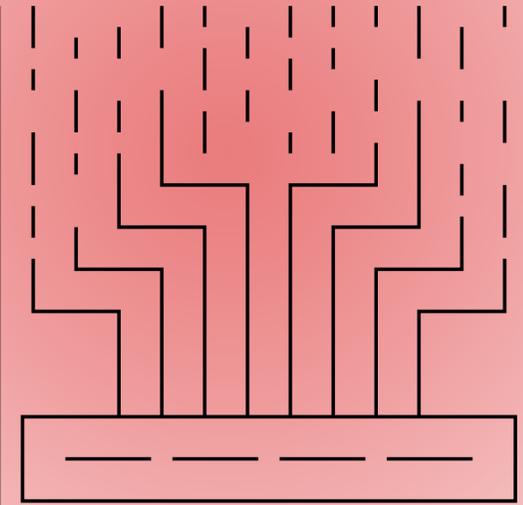
Plan de Transformación  
Digital -Identificando  
Oportunidades

## Valor para Negocio → Reto: Medición del impacto



Desarrollar iniciativas basadas en modelos de Inteligencia Artificial es algo costoso, porque lleva bastante tiempo y es complicado medir el impacto real que tienen los casos de uso en la cuenta de resultados de las organizaciones.

Como en cualquier proyecto tecnológico, cuando implementamos una iniciativa de IA, debemos cuantificar el beneficio que aporta a la organización vs el esfuerzo que conlleva ejecutarla. Sin embargo, los proyectos de IA tienen ciertas peculiaridades que hacen que no siempre podamos medir su impacto en términos financieros y aun cuando podemos hacerlo, éste puede ir cambiando a lo largo del tiempo a medida que cambian los factores que determinan el resultado del algoritmo de IA.



## Valor para Negocio → Reto: Medición del impacto

### Soluciones

#### Hipótesis de partida y escenarios alternativos

La manera más “sencilla” de demostrar ese beneficio de la inversiones a partir de hipótesis de partida. Las hipótesis de partida, deben ser verosímiles y realistas. Debe existir un consenso respecto a las probabilidades de que ocurran para dar por válido el business case

#### Medición de Resultados Post-Implantación

Para cada caso de uso debemos haber identificado qué queremos conseguir y a partir de ahí determinar qué métricas o conjunto de ellas, ponderadas, nos van a dar el beneficio esperado.

#### Medición recurrente de resultados

El contexto puede variar de manera imprevista y puede afectar al resultado del caso de uso. En estos casos, nos interesa especialmente hacer mediciones recurrentes para asegurar que los beneficios no se deterioren con el paso del tiempo o las condiciones cambiantes del contexto.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

No hay medición

#### Acercamiento

Business case previo

#### Aspiracional

Medición recurrente

#### Maduro

Cuantificando Market Value Added

### Casos de Éxito



Metodología de medición y auditoría del Impacto económico



Medir impacto económico

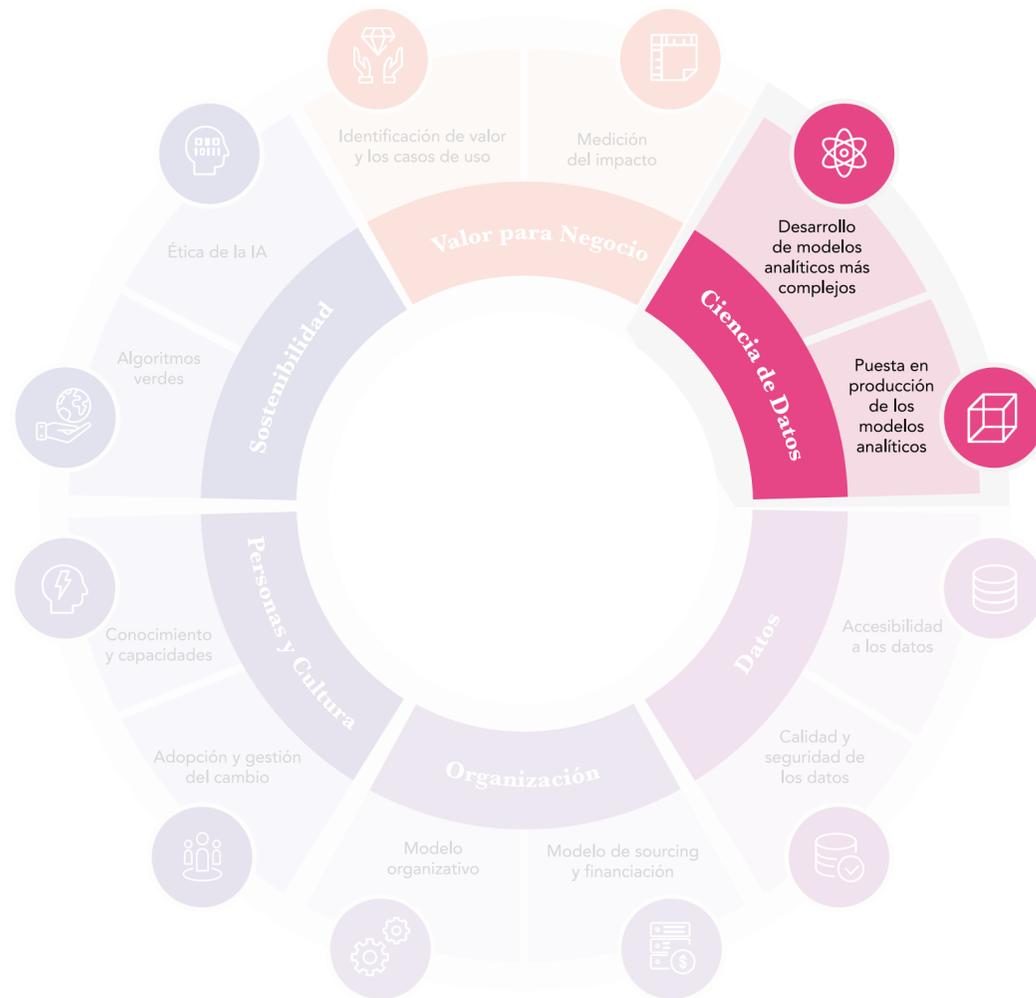


Medición de impacto cualitativo y cuantitativo



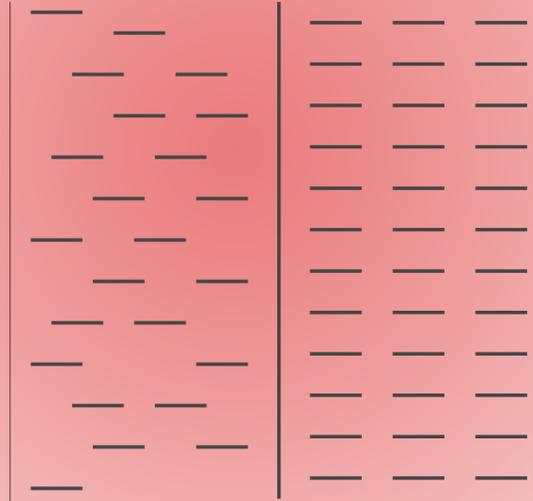
Digital Transformation Program

## Ciencia de datos → **Reto: Desarrollo de modelos analíticos más complejos**



No estamos preparados para desarrollar modelos demasiado complejos y confiar en sus resultados para tomar decisiones. Los modelos analíticos complejos transforman una serie de datos de entrada en uno o varios datos de salida, pero tienden a ser considerados “cajas negras” al ser muy difícil comprender qué proceso aplica el modelo al dato de entrada para obtener la salida.

Debido a la criticidad de ciertas decisiones, el proceso de toma de decisión no puede recaer sobre un modelo que no sea explicable, interpretable y fiable, o sobre un modelo que contenga sesgos que condicionan sus resultados, a no ser que se utilicen técnicas y herramientas, cada vez más populares, que permitan eliminar o reducir esta problemática.



# Ciencia de datos → Reto: Desarrollo de modelos analíticos más complejos

## Soluciones

### Identificar niveles de madurez analítica

Siguiendo el paradigma de que no se puede gestionar lo que no se puede medir, es necesario desarrollar un sistema para medir la madurez analítica de cada solución o caso de uso que se quiera implementar y garantizar que la organización va avanzando gradualmente.

### Involucrar personal propio para conocer los modelos

Es normal confiar en externos para ayudarnos a desarrollar modelos pero el conocimiento del algoritmo y su funcionamiento siempre debe quedar en la organización.

### Gestionar el ciclo de vida de la ciencia de datos

Cada organización debe definir y gestionar el estado de sus modelos desde su concepción, desarrollo hasta su entrenamiento. Entendiendo su tecnología, valor de negocio y datos utilizados

## Grados de Madurez

### Fundacional

Analítica  
Descriptiva

### Acercamiento

Analítica  
Predictiva

### Aspiracional

Analítica  
Prescriptiva

### Maduro

Sistemas  
Autónomos

## Casos de Éxito



Equipo de *DataScience*,  
Modelo de *Peer Review*  
y Madurez Analítica

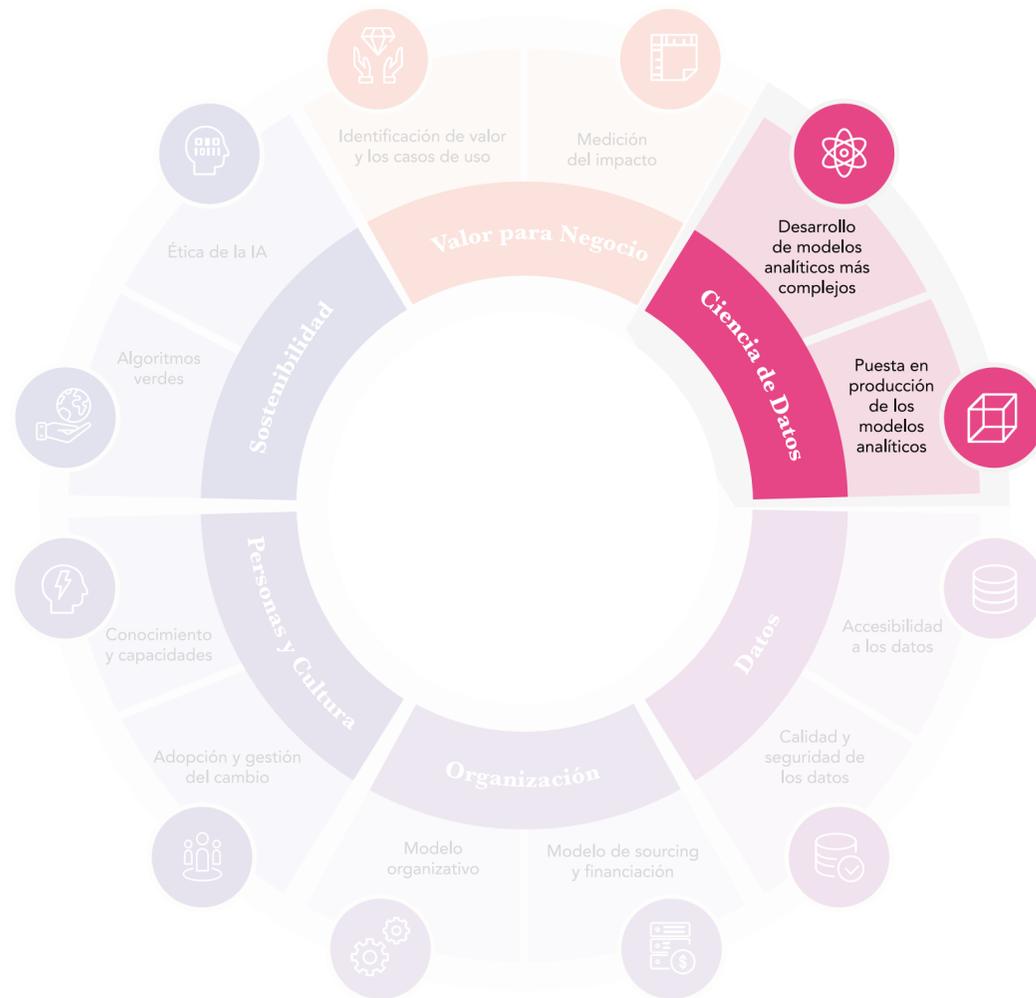


*Team Data  
Science Process*



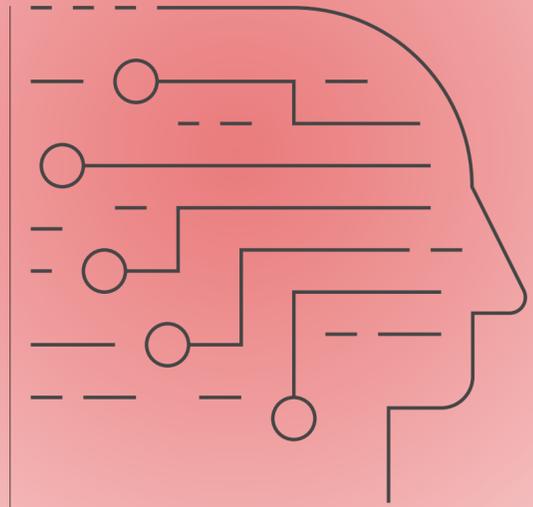
Equipo de *Data Scientists*  
propio, escenarios de  
simulación y validación de  
resultados a pasado

## Ciencia de datos → **Reto: Puesta en producción de modelos analíticos**



87% de los modelos de *Machine Learning* nunca llegan a ponerse en producción. Uno de los grandes retos de los últimos años en materia de Inteligencia Artificial es pasar de las bien conocidas pruebas o pilotos a modelos que trabajen en producción. secciones, medir el impacto de estos modelos.

Es decir, que se usen en casos reales y con datos reales para, como se comenta en otras secciones, medir el impacto de estos modelos. El reto de incluir y a todos los roles necesarios desde la planificación implica resolver la desconexión que históricamente han tenido los principales actores necesarios para la puesta en producción de un modelo: IT, ingeniero de datos, científicos de datos y usuarios de negocio



# Ciencia de datos → **Reto: Puesta en producción de modelos analíticos**

## Soluciones

### Machine Learning Operations

MLOps o Machine Learning Operations, es una aplicación de la metodología DevOps que incluye los procesos de inteligencia artificial, aprendizaje automático y ciencia de datos en la cadena de desarrollo y operaciones para hacer que el desarrollo de los algoritmos sea predecible, carente de errores y, siempre que se pueda, automático.

MLOps se basa en los mismos principios y prácticas de DevOps aplicadas a la creación de modelos. Sus objetivos se resumen en:

- Conseguir una experimentación y desarrollo de modelos más rápidos
- Conseguir una implementación más rápida de los modelos en producción, no dependiente de los sistemas o de las responsabilidades divididas entre departamentos y roles.
- Control de calidad y seguimiento de linaje de un extremo a otro que incluye desarrollar, construir, testear, desplegar y monitorizar los modelos end to end.

## Grados de Madurez

### Fundacional

Puesta en producción manual

### Acercamiento

Puesta en producción sistemática y automatizada

### Aspiracional

Sistemas de monitorización

### Maduro

Desarrollo de soluciones propias

## Casos de Éxito



Telefónica Kernel



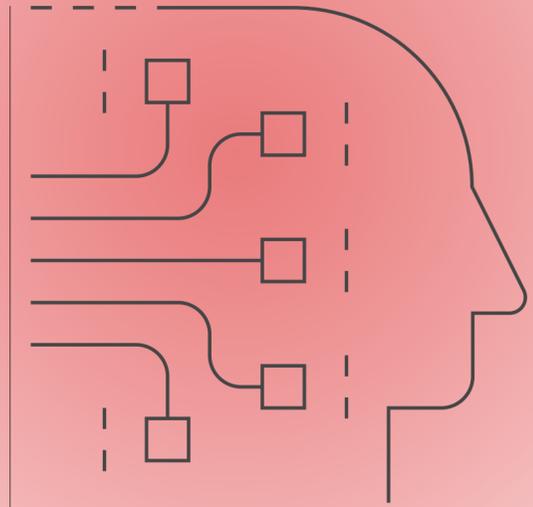
Framework de industrialización MLOps

## Datos → **Reto: Accesibilidad a los datos**



Para las organizaciones involucradas en el desarrollo de proyectos de IA la disponibilidad de los datos es uno de los principales problemas a resolver. Como bien es sabido, sin datos no es posible hacer Inteligencia Artificial. En la mayor parte de las empresas los datos aparecen aislado o la calidad de los mismos no es la debida.

Uno de los problemas principales de las empresas es la disponibilidad de los datos y la calidad de los mismos. Es fundamental, desde un principio, contar con una estrategia clara de recolección, almacenamiento y gestión de la demanda de los datos, de forma que a la hora de aplicar algoritmos de IA estos datos puedan ser extraídos de manera consistente, ordenada y segura. Así mismo, se ha de considerar el valor del uso de un espacio de datos compartido.



## Datos → **Reto: Accesibilidad a los datos**

### Soluciones

#### Data Lake

Una manera de clasificar y almacenar gran cantidad de datos de una forma organizada que facilita su análisis. Sus principales características son:

- Los datos se almacenan en un estado no transformado o casi no transformado.
- Todos los datos se cargan desde los sistemas fuente. No se rechazan los datos.
- Los datos se transforman y el esquema se aplica para satisfacer las necesidades del análisis.

#### Data Warehouse

Son estructuras destinadas a almacenar gran cantidad de datos de una forma integrada y organizada, permitiendo su análisis. Sus principales características son:

- Define un uso específico para los datos antes de su carga.
- Representa una imagen resumida del negocio organizado por área temática.
- Está altamente transformado y estructurado.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

*Datawarehousing*  
y Soluciones  
Departamentales

#### Acercamiento

Arquitecturas *Big Data*  
independientes por caso  
de uso

#### Aspiracional

Plataformas *Big Data*  
Corporativas

#### Maduro

*Lakehouse*  
Corporativos

#### Excelente

Espacios  
de datos  
compartidos

### Casos de Éxito



Framework de  
industrialización MLOps



Telefónica Kernel



Proyecto TRDat@ para la  
definición estratégica de la  
arquitectura de plataforma  
corporativa *Big Data*



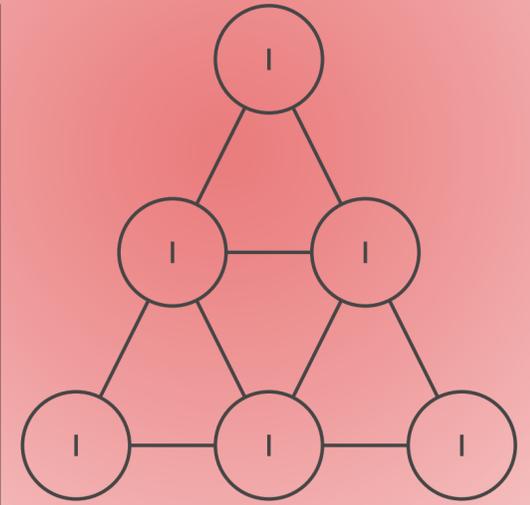
Pangea

## Datos → **Reto: Calidad y Seguridad de los Datos**



El 50% de organizaciones piensan que la seguridad, privacidad y calidad de los datos están entre las 3 principales barreras para escalar el uso de IA. El desarrollo de algoritmos de IA implica necesariamente el tratamiento de datos masivos, dentro de los cuales pueden estar incluidos datos personales y/o datos de carácter “sensible”.

El acceso seguro a esos datos y la protección adecuada de los mismos es uno de los factores a tener en cuenta en el diseño de este tipo de soluciones. Otro de los factores indispensables a la hora de escalar el uso de IA es la calidad del dato. Debemos analizar previamente si los datos de partida son lo suficientemente buenos como para que los algoritmos creados cumplan unos mínimos umbrales de aceptación asumibles



## Datos → Reto: Calidad y Seguridad de los Datos

### Soluciones

#### Gobierno de Datos. Framework calidad

Los programas de gobierno del dato, se ocupan, entre otras cosas, de establecer una serie de procedimientos y buenas prácticas para garantizar la seguridad y calidad de los datos en una organización. El *framework* DAMA es un estándar internacional en gestión eficiente de datos que puede servir a cualquier organización como punto de partida a la hora de implementar procesos que aseguren la calidad y la seguridad de su información.

#### Gobierno de Datos. Framework seguridad

Un *framework* de seguridad, contiene una serie de procesos documentados que definen políticas y procedimientos en torno a la implementación y gestión continua de los controles de seguridad de la información. Estos marcos son un modelo para gestionar el riesgo y reducir las vulnerabilidades.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

No hay Gobierno

#### Acercamiento

Gobierno a nivel teórico y de documentación

#### Aspiracional

Implementación del Modelo de Gobierno

#### Maduro

Gobierno y Ética de AI a nivel corporativo

### Casos de Éxito



Modelo de Gobierno



Thor

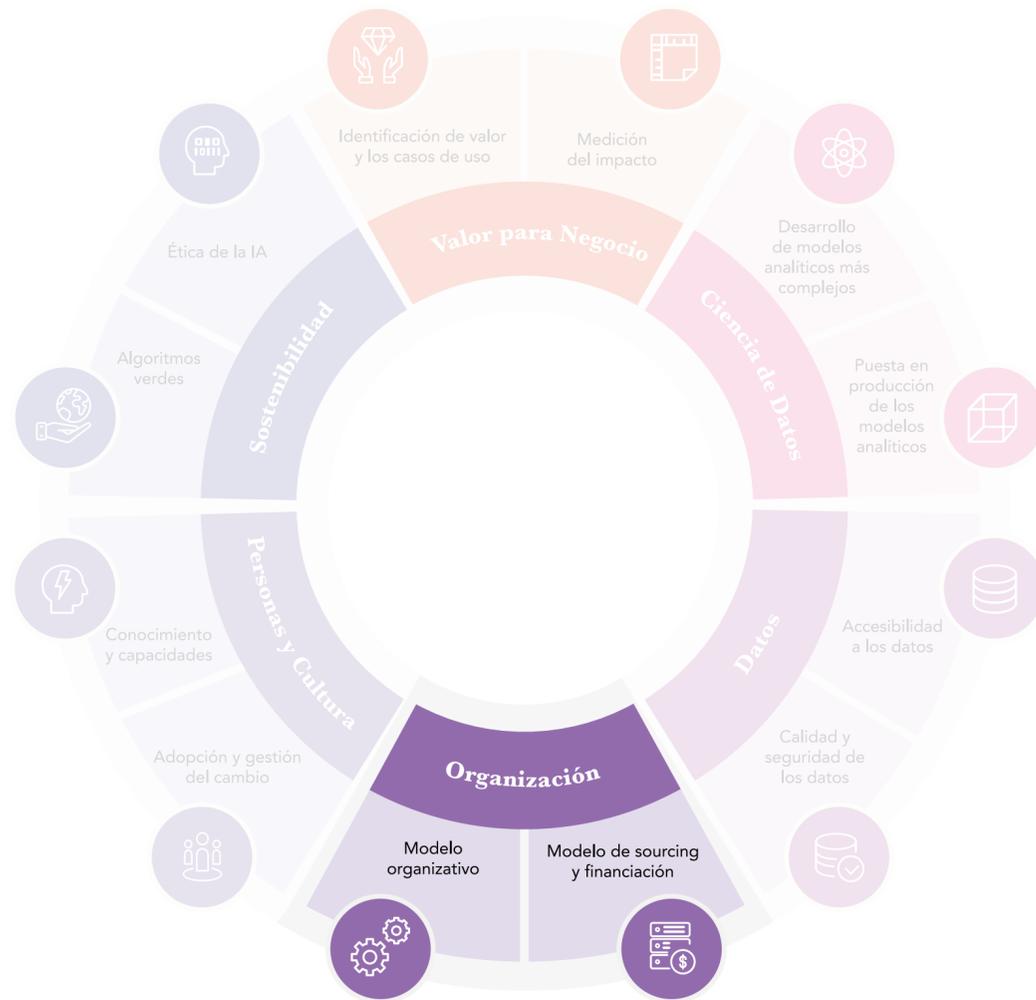


Modelo de gobierno corporativo



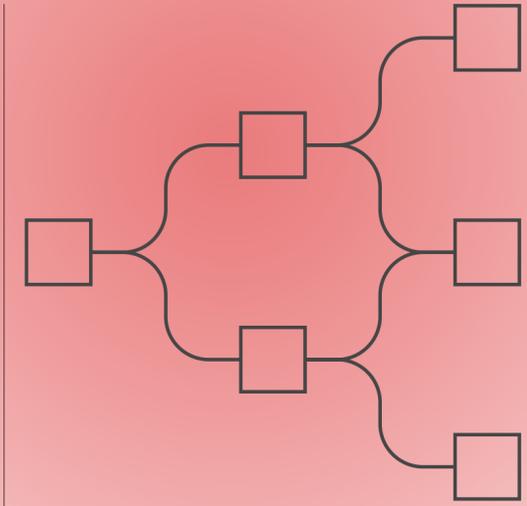
Data Governance model & strategy

## Organización → Reto: Modelo Organizativo



Falta de una estructura organizativa claramente definida y con un modelo de sourcing apropiado a la ambición y el nivel de madurez. Uno de los puntos clave para llegar a ser una compañía *Data-Driven*, que permita la correcta explotación de la información e implementar los principios de gobierno, es establecer un modelo organizativo capaz de gestionar el dato adecuadamente y generar un cambio cultural en toda la empresa.

Esta nueva estructura organizativa debe facilitar la adopción de los datos en la cultura corporativa, así como, democratizar y gobernar el uso de los mismos, apoyar a las áreas de negocio en la ejecución de proyectos de datos e IA, dotar de datos confiables en tiempo y forma a las áreas usuarias, o coordinar los esfuerzos necesarios para homogeneizar los criterios de compañía en torno a los datos.



## Organización → Reto: Modelo Organizativo

### Soluciones

#### El líder de los datos. CDO

Los distintos modelos organizativos que definen como debe ser la gestión del dato y la Inteligencia Artificial dentro de las empresas tienen en común la aparición de un CDO, *Chief Data Officer*, en los organigramas.

#### La oficina del Dato

La metodología de innovación cubre el ciclo de vida de los casos de uso desde la generación de la idea hasta la incubación de la misma y contraste de la viabilidad con un MVP, mínimo producto viable.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

Fragmentado

#### Acercamiento

Centralizado CoE

#### Aspiracional

Hub & Spoke

#### Maduro

Descentralizado

### Casos de Éxito



Hub Data & Analytics



¿Dónde poner en el orgchart el Chief Data Officer?

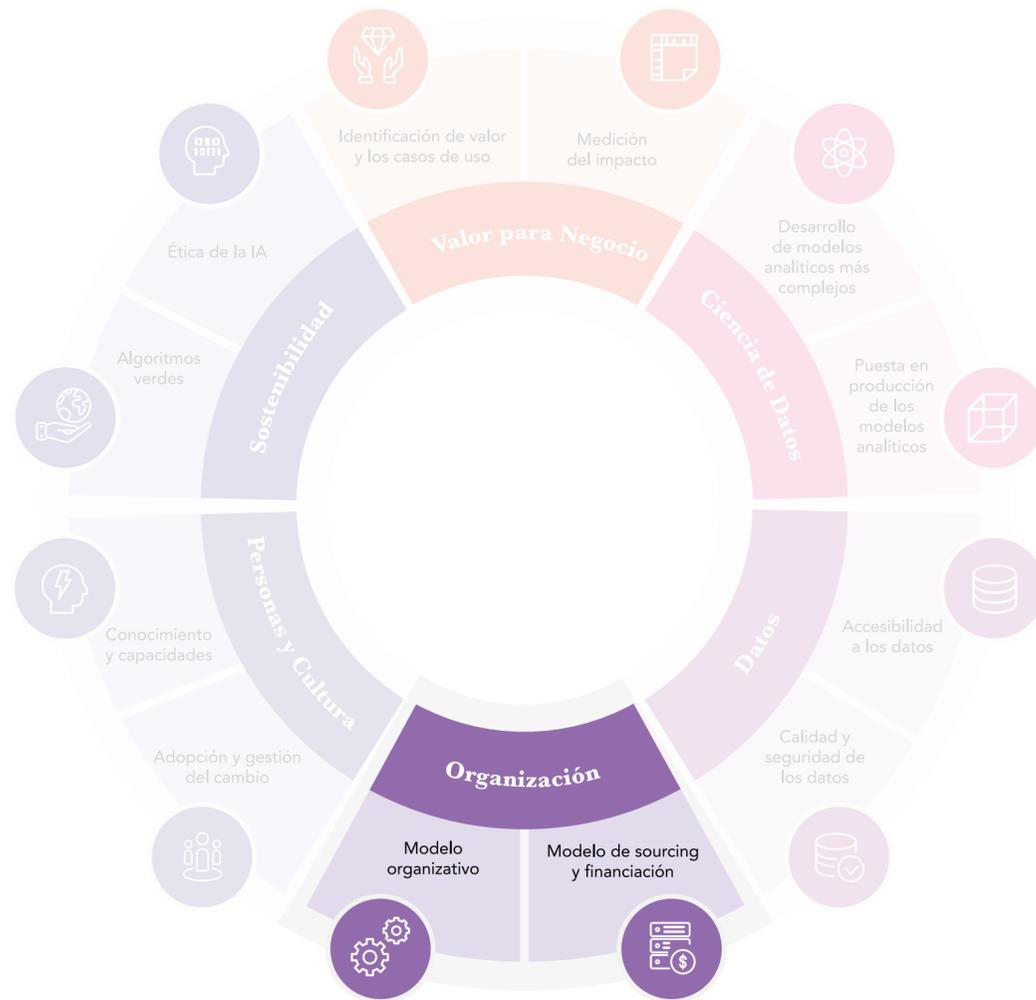


Digital Innovation HUB, definición del modelo de gobierno corporativo y matriz de responsabilidades

ferrovial

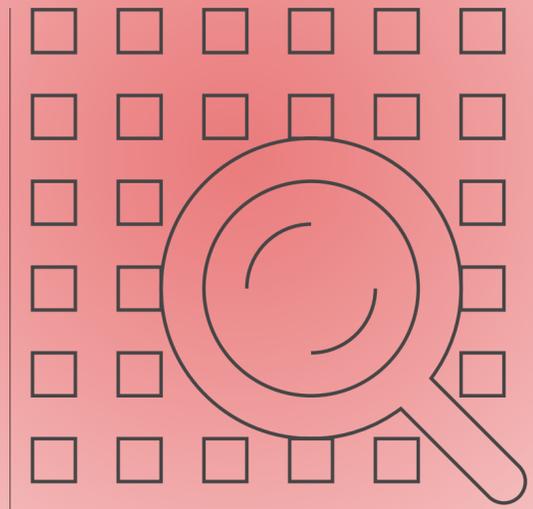
Modelo de Hub & Spoke

## Organización → Reto: Modelo de *Sourcing* y Financiación



En la mayoría de las direcciones corporativas cuando se habla de desarrollar casos de uso de datos e Inteligencia Artificial, la ecuación se resuelve centrándose en recibir una iniciativa de negocio y cumplirla en plazos y costes, en detrimento de una correcta la gestión de la demanda, priorizar peticiones, planificarlas y asignar recursos en función del valor que vaya a aportar al negocio y el esfuerzo que suponga.

Por lo tanto, establecer un buen modelo de *Sourcing* debe ser un elemento clave para nuestra organización ya que maximiza el valor para la compañía a través del equilibrio eficiente entre la industrialización de casos de uso y la inversión realizada.



## Organización → Reto: Modelo de *Sourcing* y Financiación

### Soluciones

#### Priorización de proyectos

Resolver que proyectos o casos de uso dependerá fundamentalmente del propósito de la empresa y de las métricas en las que queramos impactar.

#### Metodología de innovación

La metodología de innovación cubre el ciclo de vida de los casos de uso desde la generación de la idea hasta la incubación de la misma y contraste de la viabilidad con un MVP, mínimo producto viable.

#### Ejecución de proyectos

Más allá del modelo de *sourcing* que se adopte, los proyectos se deben ejecutar con metodología ágil, para generar las soluciones, MVP o MMP, que den respuesta a los casos de uso.

#### Plan de ejecución

Debemos organizar nuestro portafolio de acuerdo a los criterios establecidos en el marco metodológico y planificar la ejecución conforme a los recursos disponibles y estrategia de *sourcing*.

#### Modelo de financiación

En las primeras fases del proyecto es necesario considerar una inversión considerando todos los costes asociados al desarrollo.

### Grados de Madurez

**Fundacional**

Departamental

**Acercamiento**

Corporativa

**Aspiracional**

Híbridos

**Maduro**

Negocios

### Casos de Éxito



Modelo 3+1



Distintos modelos de financiación



Modelo híbrido



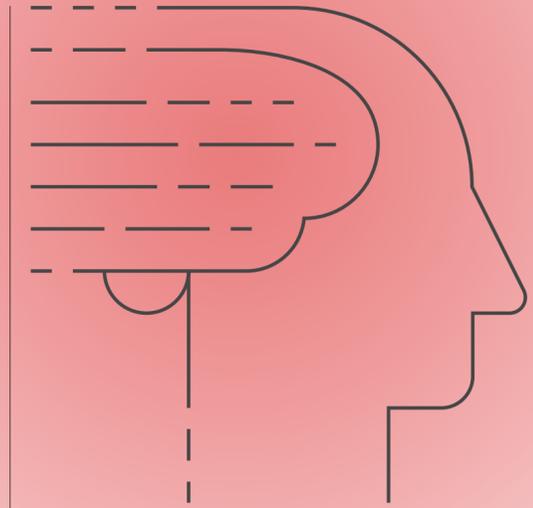
Digital Academy, orientada a desarrollar y profundizar en las siguientes capacidades digitales

## Personas y cultura → **Reto: Conocimiento y capacidades**



El 56% de los ejecutivos piensa que “la falta de capacidades analíticas” y los posibles casos de uso” es el principal desafío de la adopción de IA. Los empleados, sobre todo los que llevan más tiempo, tienen un conocimiento del Negocio profundo aunque en muchas ocasiones les faltan las herramientas para poder dar nuevas respuestas a preguntas existentes apoyadas en la Inteligencia Artificial.

En muchas ocasiones, este *gap* entre conocimientos y aplicación práctica representa un problema para que los profesionales puedan incluir la Inteligencia Artificial en la resolución de problemas desde el principio.



## Personas y cultura → Reto: Conocimiento y capacidades

### Soluciones

#### Programas de Re-skilling y Up-skilling analíticos

La adopción de la AI en los pilares de la estrategia de la Compañía pasa por varias claves donde algunas de ellas son formativas.

Lo primero de todo pasa por establecer una cultura entorno al dato: es lo que se denomina crear Empresas Data Driven o hacer que la Organización tome decisiones basadas en Datos. Para ello, no basta solo con una estrategia tecnológica, debe existir también un framework único en donde se identifiquen roles, modelo de gobierno o la propia calidad de los datos.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

Divulgación y concienciación

#### Acercamiento

Formación externa selectiva

#### Aspiracional

Academy In-house

#### Maduro

MooC 100% todos los empleados

### Casos de Éxito



Data School + Power BI Corner



Digital Academy



Comunidad de expertos en Workplace



Programa Smart Factory y Programa de Arquitecturas Híbridas



Estrategia de transformación digital. 50 iniciativas relacionadas con datos e IA



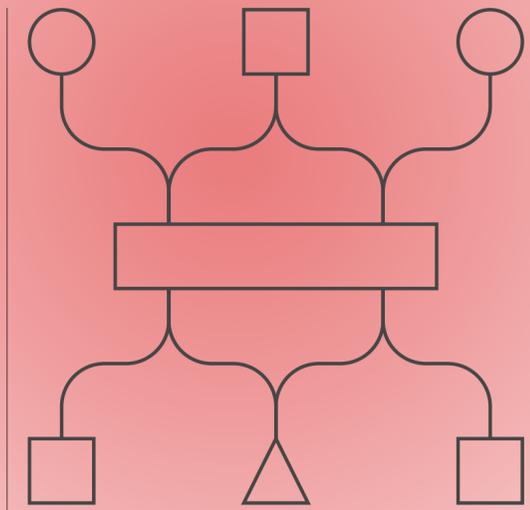
Formación externa selectiva y plan de desarrollo para perfiles técnicos

## Personas y cultura → **Reto: Adopción y Gestión del Cambio**



Uno de los primeros problemas a abordar es el de que la Cultura de compañía no reconoce la necesidad de cambiar los procesos de toma de decisiones.

Con lo cual, uno de los factores clave a tener en cuenta en el momento de plantearse la creación de espacios de datos en la compañía, es contemplar que es necesario un meditado, planificado y meticuloso cambio cultural a todos los niveles, especialmente en los niveles donde se realizan las decisiones más trascendentes para el futuro de las compañías.



## Personas y cultura → Reto: Adopción y Gestión del Cambio

### Soluciones

#### Planteamos el modelo de Kotter: "Leading Change"

**Paso 1:** cree sentido de urgencia

Para que el cambio ocurra con éxito, el 75% de los directores y gerentes de la compañía debe "comprar" el cambio.

**Paso 2:** Forme una coalición poderosa

Para liderar el cambio, debe reunir una coalición o equipo de personas influyentes

**Paso 3:** Crear una visión para el cambio

Una visión clara puede hacer entender a todos el por qué está usted pidiéndoles que hagan algo.

**Paso 4:** Comunique la visión

Debe comunicarla frecuentemente y con fuerza, e incluirla dentro de todo lo que haga.

**Paso 5:** Elimine los obstáculos

La eliminación de los obstáculos puede potenciar a las personas que usted necesita para ejecutar su visión y puede ayudar a avanzar en el cambio.

**Paso 6:** Asegure triunfos a corto plazo

Dentro de un breve período de tiempo lograr resultados palpables por su gente.

**Paso 7:** Construya sobre el cambio

Las victorias tempranas son sólo el comienzo de lo que se necesita hacer para lograr los cambios a largo plazo.

### Grados de Madurez

#### Fundacional

*Early Adopters*

#### Acercamiento

Comunidad

#### Aspiracional

Agentes del cambio

#### Maduro

*Citizen Data Scientist*

### Casos de Éxito



HackIA



TECNICAS REUNIDAS

Plan estratégico de innovación digital para fortalecer el intraemprendimiento y desarrollar la innovación abierta en nuevas tecnologías, *Data Analytics*, e IA

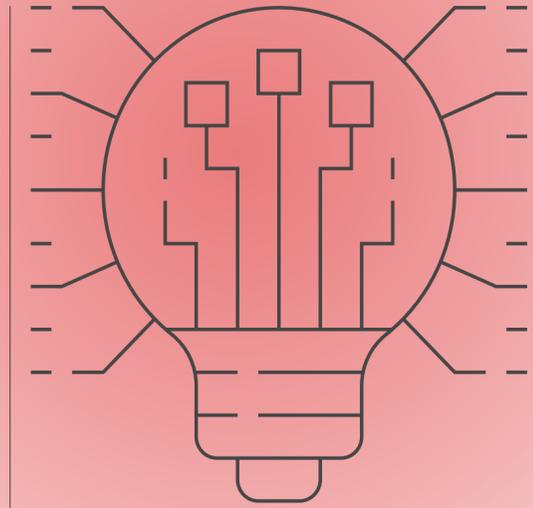
ferrovial

*Data Communities*

## Sostenibilidad → Reto: Ética de la IA



La Inteligencia Artificial se usa cada vez más porque brinda enormes oportunidades para los negocios, la sociedad y para nuestras vidas. Sin embargo, recientemente se ha expresado una preocupación por el uso de la IA, en particular en relación con la posible discriminación (sesgo, discriminación, paridad predictiva), la falta de interpretabilidad de las conclusiones algorítmicas (explicabilidad, problema de la caja negra) y la falta de transparencia de los datos personales utilizados.



## Sostenibilidad → Reto: Ética de la IA

### Soluciones

#### Seleccionar los principios adecuados

Una organización concreta debe llegar a la elección adecuada de unos principios: accionables, acordes al sector y específicos de IA

#### Implementarlos en la organización

Una metodología puede ayudar a implementar los principios. Consiste en:

- Los propios principios
- Formación y concienciación
- Un cuestionario con varias preguntas y sugerencia para cada principio
- Herramientas técnicas
- Modelo de gobernanza

### Grados de Madurez

#### Fundacional

Analítica  
Descriptiva

#### Acercamiento

Analítica  
Predictiva

#### Aspiracional

Analítica  
Prescriptiva

#### Maduro

Sistemas  
Autónomos

### Casos de Éxito

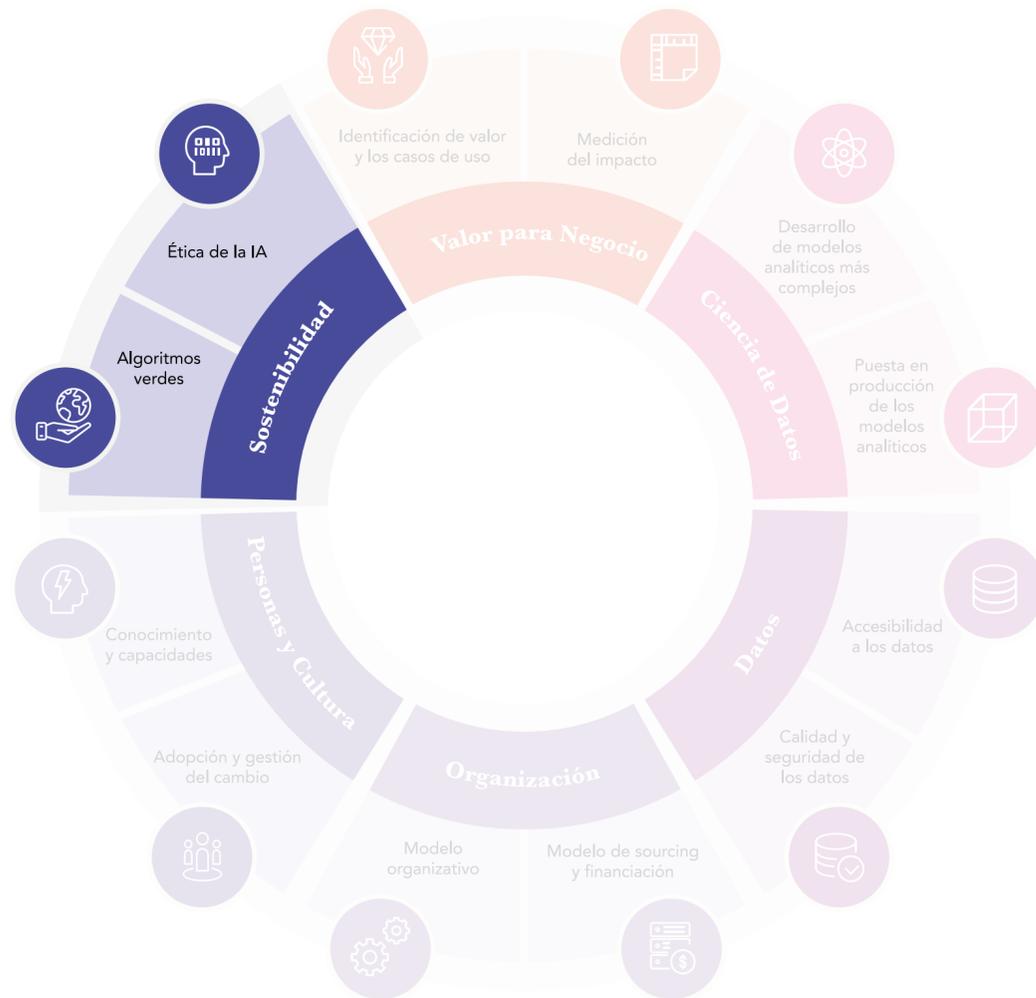


Principios éticos Telefónica



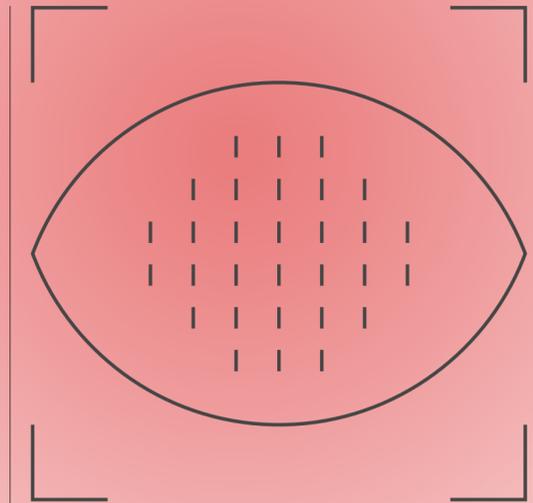
Principios éticos,  
metodología y recurso

## Sostenibilidad → **Reto: Algoritmos verdes**



La Inteligencia Artificial debe estar al servicio del ser humano, y eso implica necesariamente que dicha tecnología no debe ser dañina, y uno de los riesgos existentes es el impacto medioambiental que ésta puede originar a nuestro planeta.

Muchas empresas se han enfocado en el desarrollo de soluciones de sostenibilidad utilizando técnicas de Inteligencia Artificial, denominadas en inglés *Green by AI*. Es importante, que esos desarrollos apoyados en Inteligencia Artificial y otros no tan enfocados en resolver problemas de sostenibilidad, partan de un desarrollo sostenible por defecto, lo que se ha venido a denominar *Green by AI*.



## Sostenibilidad → Reto: Algoritmos verdes

### Soluciones

#### Ahorro de computación y energía

Desde nuestro punto de vista, se debe seguir una estrategia sustentada en los siguientes pilares:

- En primer lugar, disponer de herramientas de establecimiento y medición de métricas de costes monetarios, computacionales, energéticos y medioambientales
- Impulsar el uso de algoritmos verdes desde el diseño
- Implementar soluciones carbon aware
- Mejorar las características de auto escalado apoyándose en la nube
- Potenciar estándares industriales como *Green Software Foundation* a nivel software o LEET para las infraestructuras de computación
- Sistemas de configuración de la demanda, sabemos, por ejemplo, que navegar por redes 4G/5G es entre 4 y 7 veces más contaminante en carbono, que hacerlo a través de redes WiFi
- Establecer programas de formación a los ingenieros de software y científicos de datos

### Grados de Madurez

#### Fundacional

Nociones  
Bajas

#### Acercamiento

Enfoque de desarrollo  
sostenible

#### Aspiracional

Medición  
de impacto

#### Maduro

Cultura IA  
sostenible

### Casos de Éxito



Librería DeepSpeed



Smart Energy



Sustainable IT / Zero  
Emissions Next Generation  
Aircraft



Guía IndesIA  
Resumen ejecutivo

INDESIA