



SINERGIAS Y RETOS DE LOS ESPACIOS DE DATOS PARA UNA INTELIGENCIA ARTIFICIAL RESPONSABLE

Clara Pezuela (ITI)
Lorena Quesada, Víctor Gil, Isabel
Salgueiro, Ana M. Bernardos (UPM),
Jimena Pascual (CTIC), Antonio Sánchez
Zaplana (AnySolution)

MAYO 2026

Ayuda PTR2024-002846 financiada por



ÍNDICE

1. RESUMEN EJECUTIVO	3
2. INTRODUCCIÓN	4
2.1 Los Espacios de Datos	4
2.1.1 Definición y marco conceptual	4
2.1.2 Elementos de construcción	6
2.1.3 Motivaciones y ejemplos	6
2.2 La IA	7
2.2.1. Clasificaciones y Enfoques de la IA	8
2.2.2. Machine Learning: El Núcleo de la IA Moderna	8
2.2.3. IA Generativa y Modelos de Lenguaje	10
2.2.4. Aplicaciones Transversales	13
2.3 Retos éticos y legales del uso de los datos y la IA	14
2.4 Desafíos de la Competitividad y la Sostenibilidad	16
3. Recapitulación de iniciativas y regulaciones	18
3.1 Iniciativas y regulaciones europeas	18
3.2 Iniciativas y estrategias nacionales	19
4. Identificación del ecosistema nacional de Espacios de Datos e IA	20
5. Beneficio compartido entre los Espacios de Datos y la IA	22
6. Casos de uso	24
7. Conclusiones y líneas de actuación	26
7.1 Principios de gobernanza y cumplimiento desde el diseño	26
7.2 Sobre el escalado de capacidades basadas en datos	27
7.3 Integración con Espacios de Datos y marco Europeo	29

1. RESUMEN EJECUTIVO

PLANETIC es la plataforma tecnológica para la adopción y difusión de las tecnologías de las comunicaciones y la información, avalada por la Agencia Estatal de Investigación adscrita al Ministerio de Ciencia e Innovación. Entre las actividades de la plataforma, la Task Force de Datos e Inteligencia Artificial¹ aúna a miembros de la plataforma interesados en explotar el mayor potencial de los datos de calidad en espacios compartidos, para producir una IA justa, responsable y ciertamente inteligente.

Tras el documento generado en 2021 sobre el Posicionamiento de PLANETIC frente a los Espacios de Datos, esta publicación elaborada por la Task Force de Datos e IA de PLANETIC, realiza de nuevo un repaso de todas las iniciativas existentes en torno a los Espacios de Datos, y lo amplía al contexto de la IA. Así mismo, profundiza en el actual ecosistema de espacios de datos e IA en España y permite descubrir los beneficios mutuos entre los Espacios de Datos y la IA, además de identificar retos y sinergias entre ambos.

El documento comienza con una introducción (Sección 2) a los dos paradigmas que se relacionan en el mismo: los Espacios de Datos por un lado; y la Inteligencia Artificial, por el otro. No se trata de describir en profundidad ambos conceptos, sino enmarcarlos en el contexto del propósito del documento y dar a cualquier lector, experto o neófito, el mismo punto de partida básico. A continuación, se recopilan aquellas iniciativas que han surgido en torno a estos dos paradigmas (Sección 3), a nivel Europeo y nacional. La Sección 4 trata de describir cómo es el ecosistema español en lo que respecta a estos ámbitos de una forma muy somera pero descriptiva. Una vez descritos los elementos del ecosistema, la Sección 5 incide en la simbiosis y relevancia que tienen cada uno de estos ámbitos en el otro, reflejando el valor mutuo que pueden tener entre sí. En la Sección 6, se ejemplifica dicha relación a través de casos de uso concretos, a raíz de los cuales, y de la experiencia de los autores y lo encontrado en la literatura, se construye la Sección 7 con una serie de conclusiones y líneas de actuación para obtener el máximo rendimiento de la retroalimentación entre Espacios de Datos e IA.

¹ [IA Y DATOS - Planetic](#)

2. INTRODUCCIÓN

2.1 Los Espacios de Datos

2.1.1 Definición y marco conceptual

El concepto Espacio de Datos comienza a aparecer en el contexto académico en torno al 2020, y representa una evolución respecto de sus predecesores en la compartición de datos (data lakes, bases de datos federadas, plataformas de datos...). Poco a poco se ha ido evolucionando y adoptando por contextos más empresariales e industriales, y si bien hoy en día el concepto ya se encuentra maduro y bajo procesos de estandarización, su adopción por el mercado es aún incipiente.

Según la Guía de Definiciones y Características publicada por el comité CTN-UNE 71-SC 43², un **Espacio de Datos** puede entenderse como un ecosistema digital en el que múltiples organizaciones comparten y utilizan datos de manera controlada, segura y coordinada para generar valor. Aunque existen distintas definiciones procedentes de organismos de normalización como ISO/IEC JTC1 SC38³, CEN/CENELEC JTC25⁴ o el comité español CTN-UNE 71-SC 43⁵, todas ellas coinciden en una idea central: un espacio de datos no es un repositorio único, sino un entorno distribuido basado en reglas comunes que permiten la interoperabilidad y la confianza entre participantes.

En este contexto, un espacio de datos se apoya en un marco de gobernanza que establece las condiciones bajo las cuales los datos pueden ser compartidos, quién puede acceder a ellos y con qué propósito. Esta gobernanza es esencial para garantizar aspectos como la soberanía del dato, es decir, que cada organización mantenga el control sobre sus propios datos incluso cuando estos se comparten. Además, se apoya en estándares técnicos, semánticos y legales que permiten que sistemas heterogéneos puedan entenderse entre sí sin perder coherencia ni seguridad.

Las definiciones coinciden también en que estos espacios están diseñados para facilitar la confianza entre los participantes, algo fundamental para que el intercambio de datos sea viable. Esta confianza se construye mediante mecanismos de identidad digital, trazabilidad, políticas de acceso y tecnologías que aseguran que los datos se usan conforme a lo acordado.

El Data Spaces Support Centre (DSSC) complementa estas definiciones normativas aportando una visión más práctica y aplicada. Su papel no es redefinir el concepto, sino proporcionar guías, arquitecturas de referencia, buenas prácticas y herramientas que faciliten la construcción real de estos espacios de datos. En otras palabras, mientras los estándares internacionales y europeos definen qué es un espacio de datos, el DSSC ayuda a explicar cómo implementarlo de forma interoperable y coherente en distintos sectores.

De aquí se deduce que el **principal objetivo** de los espacios de datos es la compartición de datos entre participantes de un ecosistema de forma segura, confiable e interoperable para extraer de los datos un valor mayor o adicional gracias a dicha compartición, bajo unas reglas acordadas que lo regulan y una autoridad de gobernanza que supervisa que se cumplan, y garantizando el control sobre sus datos de cada participante. Así pues, las **principales características** que implícitamente conlleva un espacio de datos son:

² [ESPECIFICACION UNE 0087:2025 Definición y caracterización de l...](#)

³ [ISO/IEC DIS 20151-1 - Cloud computing and distributed platforms — Dataspaces — Part 1: Concepts and characteristics](#)

⁴ [CEN Technical Bodies - CEN/CLC/JTC 25](#)

⁵ [CTN 71/SC 43 - Gobierno, gestión de datos y espacios de datos](#)

- La **interoperabilidad** que permite el intercambio de los datos de forma efectiva al establecer las capacidades legales, organizacionales, semánticas y técnicas para dicho intercambio.
- La **confianza** entre sus participantes, implementada a través de un marco de gobernanza que planifica, estructura y supervisa la gestión y operación del espacio de datos bajo unas reglas acordadas entre los participantes.
- La **creación de valor** a partir de la compartición de los datos mediante nuevos modelos de negocio donde todos los actores del ecosistema obtienen un beneficio del acto de compartir y el propio espacio de datos es sostenible en el tiempo.

Los Espacios de Datos son un medio, no un fin. Por tanto, deben ser los instrumentos facilitadores para la compartición que surge de la necesidad de compartir: por qué y para qué. Dicha necesidad de compartir no es nueva y ya se ha llevado a cabo con otros instrumentos. Los Espacios de Datos ofrecen una forma alternativa, más escalable y soberana de compartir datos frente a las tradicionalmente utilizadas como data lakes o plataformas de datos. Por tanto, para comenzar el despliegue de un Espacio de Datos habría primero que plantearse las siguientes cuestiones o requisitos:

- ¿Cuál es el **ecosistema** que quiere compartir datos? Se trata de identificar qué agentes (públicos y/o privados) formarían parte del espacio de datos en cualquier de sus posibles roles: consumidor/proveedor de productos de datos (pueden ser los propios datasets o servicios asociados a ellos), operador del espacio de datos (que gestiona el funcionamiento del espacio de datos) o autoridad de gobernanza (quien define y supervisa las reglas).
- ¿Qué **escenarios** de compartición son necesarios? Se trata de identificar la necesidad de la compartición definiendo los posibles escenarios que hagan uso del Espacio de Datos (llamados Casos de Uso habitualmente). Los casos de uso son realmente los que dan sentido al Espacio de Datos y justifican su existencia.
- ¿Qué **reglas y estructura** de gestión se quieren aplicar? Se trata de definir en cumplimiento con la regulación europea y la propia del sector donde se focalice el Espacio de Datos, que reglas deben cumplir los participantes del Espacio de Datos, así como la configuración legal y jurídica que es más apropiada para implementar dichas reglas (puede ser una entidad legal propia, un consorcio de entidades o residir en alguna de las entidades participantes).
- ¿Cuál es el modelo de **sostenibilidad** más adecuado? Se trata de explorar los mecanismos para la viabilidad financiera del espacio de datos, pues hay que mantener una infraestructura común y los costes de operación y gestión que deben ser cubiertos. Además, cada participante tendrá su propio modelo de negocio en el cual habrá identificado sus motivaciones, inversiones y beneficios a la hora de plantearse su involucración en el Espacio de Datos. Por tanto, hay que distinguir entre el modelo de negocio de cada participante en función del tipo de entidad y actividad económica, y el modelo de sostenibilidad del propio Espacio de Datos. No existe un único modelo para ninguno de los dos casos, sino que hay que analizarlo caso por caso, fundamentado en experiencias previas y buenas prácticas. La sostenibilidad no debe basarse solo en obtener un retorno económico, puede estar sujeto también a beneficios de carácter social o medioambiental.
- ¿Qué **infraestructura digital** se requiere? Se trata de desplegar los componentes tecnológicos que son necesarios para dar soporte a la participación en el Espacio de Datos y la compartición de los datos entre los participantes. En la mayoría de los casos implica desplegar en cada participante un conector (a modo de enchufe) que le facilita el acceso al Espacio de Datos y a los datos del participante con el que acuerda la compartición de datos. El Espacio de Datos se regula mediante un marco de gobernanza, del cual el Rulebook constituye el conjunto de reglas operativas que lo concretan y lo hacen ejecutable. Este Espacio de Datos debe ser operacionalizado a través de componentes digitales de gestión de identidades, políticas de acceso y establecimiento de la confianza; ofrece un catálogo de metadatos de los productos de datos para que los participantes puedan publicar y descubrir

datos y servicios; mantiene un repositorio de credenciales único para verificar la identidad de los participantes de forma unívoca; e implementa un conjunto de políticas de acceso definidas en los contratos de compartición entre los participantes que garantizan un acceso seguro y confiable a los datos. Una vez aceptadas las reglas por los participantes y establecidos los contratos de compartición (que incluyen el formato de los datos y los interfaces de intercambio), las transacciones de intercambio directas entre los participantes pueden tener lugar.

2.1.2 Elementos de construcción

Para construir un Espacio de Datos, la iniciativa europea Data Spaces Support Centre⁶ propone una serie de bloques funcionales (building blocks) que abordan todas las dimensiones de un espacio de datos: legal, negocio, gobernanza, interoperabilidad, confianza y creación de valor. Al conjunto de guías y descripciones que describen estos bloques se le llama “blueprint”⁷.

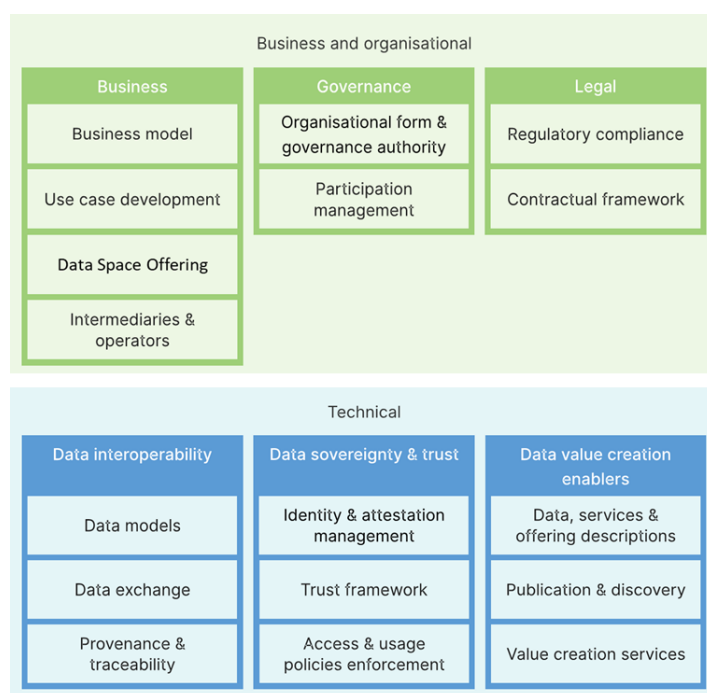


Figura 1. Bloques funcionales que conforman el blueprint propuesto por el DSSC

Los espacios de datos europeos están recomendados a seguir las indicaciones del DSSC, y el blueprint se ha tomado como referencia tanto para los estándares europeos en marcha bajo CEN/CENELEC, cómo considerado por el comité UNE TC1/SC 43 para su guía sobre espacios de datos.

2.1.3 Motivaciones y ejemplos

La compartición de datos entre los participantes de un Espacio de Datos puede tener diversas motivaciones. Algunos ejemplos:

⁶ www.dssc.eu

⁷ [DSSC Blueprint](#)

- Agentes del sector privado y público comparten datos para conseguir un bien común o alcanzar un objetivo social como puede ser la gestión óptima de desastres o la mejora de servicios al ciudadano.
- Miembros de un ecosistema comparten datos para cumplir un requisito compartido y compartir costes, por ejemplo, en el cumplimiento de una regulación nueva de ámbito general (RGPD, Ley de Datos...) o sectorial.
- Miembros de un ecosistema comparten datos para asegurar el acceso a datos de un dominio de interés común y generar mejores servicios y productos, por ejemplo, los agentes de la cadena de valor de la distribución de energía o de la cadena de producción de un producto industrial.
- Empresas de un mismo sector comparten y combinan datos de forma segura para mejorar su competitividad frente a grandes plataformas dominantes, por ejemplo, empresas industriales que comparten datos de producción y demanda en un espacio de datos para optimizar la cadena de suministro, reducir costes logísticos y responder más rápido a cambios del mercado.
- Miembros de un ecosistema se unen para prevenir un monopolio en un determinado sector, por ejemplo, PYMES del sector turístico compartiendo datos para ofrecer servicios más personalizados, sostenibles y únicos frente a los grandes mayoristas del sector.

En resumen, los Espacios de Datos son estructuras que facilitan la compartición poniendo a disposición de los participantes del ecosistema en el que se despliegan, los instrumentos necesarios para hacer efectiva la compartición, pero el intercambio efectivo de datos se realiza directamente entre los participantes. Los datos no se centralizan ni trasladan a ningún repositorio común (como en un datalake), ni hay ningún participante (incluyendo el operador) que integre los datos de los otros participantes (como en una plataforma de datos). Un Espacio de Datos no es para compartir un dato, una vez y con una única entidad, sino para compartir muchos datos de forma sistemática, continua y con múltiples entidades de forma segura y soberana.

2.2 La IA

La **Inteligencia Artificial (IA)** es una disciplina formalmente incluida dentro de la rama de conocimiento ciencias de la computación, pero profundamente multidisciplinar. Está dedicada al desarrollo de sistemas capaces de llevar a cabo tareas que históricamente han requerido la intervención de la inteligencia humana, tales como el razonamiento, el aprendizaje, la percepción o la comprensión del lenguaje. La meta práctica de la IA es lograr que los ordenadores realicen actividades que denominamos "inteligentes", incluyendo el razonamiento lógico, el reconocimiento de patrones visuales y textuales, la memoria y la toma de decisiones. Formalmente, la IA puede definirse como un sistema basado en máquinas que, para un conjunto de objetivos definidos, puede hacer **predicciones, recomendaciones o tomar decisiones** que afectan entornos reales o virtuales⁸. El premio Nobel y pionero de la IA, Herbert Simon, afirmó que la IA persigue, además, una meta más profunda: comprender la mente humana.

Actualmente, la IA se define como "la capacidad de una máquina para realizar funciones cognitivas que asociamos con la mente humana: percibir, razonar, aprender, interactuar con el entorno, resolver problemas e incluso ejercer creatividad"⁹. La IA es particularmente útil para abordar tareas que requieren el manejo de grandes volúmenes de información y aquellas de carácter repetitivo.

⁸ [NIST \(National Institute of Standards and Technology\). Glossary of Terms: Artificial Intelligence.](#)

⁹ [McKinsey & Company. What is AI \(artificial intelligence\)?](#)

2.2.1. Clasificaciones y Enfoques de la IA

Desde un punto de vista científico, se pueden distinguir dos áreas principales en la IA, inspiradas en la actividad cognitiva humana:

- **IA Simbólica:** Pretende emular procesos basados en símbolos que la mente gestiona, independientemente de la estructura cerebral, como la lógica, el lenguaje, la representación del conocimiento y la búsqueda de información. Este enfoque es la base de la **IA de los conocimientos**.
- **IA Conexionista:** Considera la actividad cognitiva como el resultado directo de los procesos y conexiones de los elementos del cerebro (neuronas, glía). Este enfoque inspiró las **redes neuronales artificiales**.

Desde una perspectiva práctica, se consideran dos tipos principales de sistemas:

- **IA Basada en Conocimientos:** Predominante entre 1970 y 1995. En este enfoque surgieron los **sistemas expertos**, cuya meta era capturar y adquirir el conocimiento de especialistas en un área específica, utilizando una base de conocimientos y un motor de inferencia para su uso en el ordenador.
- **IA Basada en Datos:** Ha sido el enfoque predominante desde 1995 hasta la actualidad. Su meta principal es extraer conocimientos y asistir en la toma de decisiones a través del análisis de conjuntos de datos. Esto dio origen al Machine Learning.

La Inteligencia Artificial ha evolucionado históricamente desde enfoques simbólicos, centrados en la representación explícita del conocimiento y el razonamiento lógico, hacia enfoques conexionistas y basados en datos, donde el aprendizaje automático permite extraer patrones directamente a partir de grandes volúmenes de información. Esta transición no supone una sustitución absoluta de un paradigma por otro, sino más bien una ampliación metodológica del campo, en la que conviven perspectivas simbólicas, conexionistas e incluso modelos híbridos. Así, la IA actual se configura como un ámbito integrador que combina fundamentos teóricos, técnicas estadísticas y modelos inspirados en la cognición para abordar problemas complejos de manera cada vez más eficiente y autónoma.

2.2.2. Machine Learning: El Núcleo de la IA Moderna

Aprendizaje Automático o Machine Learning (ML)

El **Machine Learning (ML)** es la rama de la IA cuya meta es diseñar algoritmos que aprendan patrones y extraigan conocimiento a partir de los datos facilitados. El proceso requiere **entrenar** los algoritmos para que reconozcan patrones en los datos de entrada sin ajustarse en exceso a ellos, permitiendo así la generalización del aprendizaje a nuevos ejemplos. Estos algoritmos entrenados se denominan modelos. Los modelos de ML son capaces de realizar múltiples tareas, las cuales se categorizan en base al objetivo que desean cumplir. La división más común de tipos de tareas realizadas por estos modelos se puede definir generalmente de la siguiente manera, aunque muchas más tareas y tipos se han identificado en este ámbito en los últimos años dado a los avances de este:

- **Tareas descriptivas:** Tienen como objetivo entender los datos mediante análisis para extraer estructuras o patrones de estos. Ejemplo de este tipo de tareas incluyen cosas como agrupación de datos (clustering) para el seguimiento de clientes, detección de patrones de compra para el diseño de supermercados, o análisis exploratorio de los datos (EDA) para el seguimiento y entendimiento del tráfico en una ciudad.
- **Tareas predictivas:** Tienen como objetivo predecir o anticipar valores desconocidos o resultados futuros. Ejemplos de este tipo de tareas incluyen la predicción de categoría

asociada a datos para la detección de spam, la predicción de valores numéricos para la estimación de precios de vivienda en aplicaciones, o el modelado de datos en el tiempo para la estimación de consumo energético en una casa el siguiente mes.

- *Tareas prescriptivas o de decisión*: Tienen como objetivo, en base a la predicción de posibles futuros resultados, realizar recomendaciones sobre siguientes acciones que tomar. Ejemplos de este tipo de tareas incluyen la optimización para encontrar la mejor ruta de reparto, la recomendación para aplicaciones de streaming, o la decisión automatizada en sistemas empresariales.

Aparte de las tareas, en base a la cantidad de datos disponible, el aprendizaje automático (ML) lleva a cabo el entrenamiento de los algoritmos (la generación de los modelos) de distintas formas. Concretamente, se pueden clasificar en tres tipos, que se han convertido en los tres tipos de ML reconocidos en la literatura, los cuales incluyen:

- **Aprendizaje Supervisado (Supervised Learning)**: El algoritmo se entrena conociendo los datos de entrada y la salida esperada. Este tipo de instancias de entrada se conocen como datos etiquetados, donde dada una entrada, se asocia a la misma la salida esperada por el algoritmo para estimar su rendimiento en la realización de la tarea.
- **Aprendizaje No Supervisado (Non-Supervised Learning)**: El modelo se genera teniendo acceso a los datos de entrada, pero no a los resultados esperados por cada uno, requiriendo un análisis de estos para encontrar estructuras y patrones ocultos en los mismos para definir el rendimiento del algoritmo. Este tipo de instancias de entrada se conocen como datos no etiquetados, donde las instancias no tiene asociadas la salida esperada del modelo si se dan de entrada.
- **Aprendizaje Por Refuerzo (Reinforcement Learning)**: El algoritmo se entrena mediante interacciones con un entorno que le devuelve recompensas o castigos en base a las acciones que realiza. Mediante prueba y error, el algoritmo va aprendiendo cuáles son las decisiones óptimas en el entorno para maximizar la recompensa, es decir, para alcanzar el objetivo final.

Aprendizaje Profundo o Deep Learning (DL)

El **Deep Learning (DL)** es un subcampo del machine learning que engloba todas las metodologías dentro de este campo que enfocan la realización de tareas desde un punto de vista 'neuronal'. El aprendizaje profundo basa la estructura de sus algoritmos en las estructuras reales de las neuronas en el cerebro, intentando acercarse lo máximo posible a como los humanos procesamos información. Estas estructuras se denominan redes neuronales profundas, y están formadas de múltiples capas que aprenden representaciones complejas de los datos para procesarlos eficientemente y extraer características no vistas con metodologías más comunes. De esta forma, los modelos que resultan de estas metodologías basadas en redes neuronales pueden aprender de características más relevantes y complejas de los datos.

La estructura básica de una red neuronal profunda está formada por tres tipos de capas, incluyendo una **capa de entrada** (que recibe los datos crudos de entrada), una o varias **capas ocultas** (que procesan los datos y aprenden representaciones abstractas de estos), y una **capa de salida** (que proporciona el resultado final). Otro tipo de capas, como capas de normalización o regularización, que se aplican dependiendo del objetivo a cumplir y lo que requiere. Considerando las capas principales, diferentes tipos de redes neuronales profundas existen en base al tipo de capas ocultas que implementan y lo que hacen. Resultante de esto, hay muchos tipos de redes, normalmente orientados a la realización de tareas concretas, donde las principales y más conocidas son las siguientes:

- **Redes Neuronales Convolucionales (CNN):** Este tipo de redes están diseñadas para el procesamiento de datos con estructura espacial, como imágenes, a través de filtros para extraer patrones locales (filtros convolucionales), los cuales se utilizan después para tareas como clasificación o regresión.
- **Redes Neuronales Recurrentes (RNN, LSTM, GRU):** Este tipo de redes se utilizan para procesar secuencias y series temporales, como texto o audio, Esto se lleva a cabo con estados internos para 'recordar' información pasada y procesado los datos en el orden de la secuencia, normalmente para tareas como predicción del siguiente elemento o análisis de contextos temporales.
- **Redes Generativas (GAN, VAE, Transformers):** Estas redes neuronales están diseñadas para la generación de nuevas instancias de datos en base a un conjunto de entrenamiento mediante el aprendizaje de la distribución de los datos para la generación de ejemplos nuevos y parecidos. En base al tipo de red, esta forma de aprender y generar es distinta, incluyendo metodologías como la competición de sistemas generadores y discriminadores (GANs) o la predicción de elementos en una secuencia para generar nuevas secuencias (Transformers).

Sin embargo, a pesar de los avances que suponen estas metodologías de redes neuronales, su complejidad implica restricciones, sobre todo en el ámbito de la transparencia y el entendimiento por parte de los humanos, con muchos modelos resultantes del DL considerándose "**cajas negras**" (**Blackbox**). Estas cajas negras limitan la interpretabilidad por parte del humano, el cual no es capaz de entender el procesado que ha llevado a cabo ni las decisiones que ha tomado, suponiendo un reto a la hora de confiar y entender los resultados que genera. Nuevos tipos de inteligencia artificial, como la **Inteligencia Artificial Explicativa (XAI)**, nacen de la necesidad de entender estos sistemas de cajas negras para poder aplicarlos en soluciones reales.

2.2.3. IA Generativa y Modelos de Lenguaje

La **IA Generativa** es una rama de la IA enfocada en **crear contenido nuevo y original** (textos, imágenes, código, videos) a partir de patrones aprendidos a través del análisis de grandes volúmenes de datos. Estos sistemas generativos no dependen de una entrada para generar una salida (aunque también pueden recibirlas), sino que aprende a modelar los datos para entender sus distribuciones y generar ejemplos nuevos en cada iteración de los mismos, a diferencia de los modelos de clasificación clásicos.

Transformers y Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs)

La aparición de los **Transformers** en 2017, presentados originalmente a través de una publicación de los autores de Google ("Attention is All You Need"), revolucionó el campo de la IA generativa. El *transformer* es una arquitectura de red neuronal cuyo elemento distintivo es el **mecanismo de atención**. Este mecanismo permite al modelo centrar selectivamente su "atención" en las partes más relevantes de una secuencia de datos, asignando diferentes pesos a los elementos de la entrada según su importancia para la tarea a realizar por el sistema. Esta arquitectura ha sido el catalizador de los avances en el campo de la IA generativa de texto, el cual se mantiene como uno de los campos principales de esta rama de la IA. Esto es debido al paradigma de procesado de texto que presentan las arquitecturas de transformers, donde textos largos se dividen en secuencias de unidades más pequeñas, llamadas tokens, a través de un proceso conocido como tokenización. Estas unidades más pequeñas permiten a modelos entender y procesar numéricamente el lenguaje humano, suponiendo un avance importante en el campo de procesado de lenguaje natural (NLP).

La implementación y desarrollo de las arquitecturas de transformers ha desembocado en una nueva generación de modelos orientados al procesado y generación de lenguaje humano, conocidos como

Grandes Modelos de Lenguaje (LLM), los cuales ya tienen aplicaciones conocidas como **ChatGPT** (basado en GPT, *Generative Pre-trained Transformer*). La mayoría de los modelos actuales (GPT, Gemini, Llama) emplean arquitecturas de "transformadores", que se especializan en encontrar patrones a largo plazo en las secuencias de datos. Esto les permite comprender mejor el contexto de cada elemento. La IA procesa texto en unidades llamadas tokens. La "ventana de contexto" es la cantidad de información que el modelo puede recordar en una interacción. Si la conversación excede este límite, el modelo comienza a "olvidar" la información antigua.

En base a esta funcionalidad principal, los LLMs tienen múltiples capacidades que permiten la realización de aplicaciones como, entre otras, las siguientes:

- *Generación de texto y adaptación lingüística*: escritura creativa, generación de documentación, autocompletado de texto, traducción entre idiomas, simplificación de textos, etc.
- *Comprensión y análisis de texto*: resumen de textos, análisis de sentimientos, clasificación de textos, etc.
- *Diálogo conversacional*: chatbots, asistentes virtuales, soporte automatizado, etc.
- *Razonamiento asistido*: apoyo a la investigación, análisis de documentos, búsquedas semánticas, etc.
- *Tareas híbridas, multimodales y avanzadas*: generación de texto a partir de imágenes (image-to-text), análisis de imágenes, análisis de múltiples fuentes de texto, etc.

Sin embargo, a pesar de sus capacidades, estos modelos no 'saben cosas', ya que no tienen ni intencionalidad, ni experiencia directa, ni comprensión semántica con significado propio. Los LLMs modelan probabilidad, lo que a su vez simula una comprensión que no poseen, lo que da paso a una serie de limitaciones que se pueden resumir en las siguientes deficiencias:

- **Alucinaciones**: Generación de respuestas que suenan plausibles, pero son totalmente ficticias, generadas por el modelo con hechos o citas falsos y con conocimiento 'inventando' que no se incluye en los datos de entrenamiento ni se puede inferir de los mismos.
- **Falta de consistencia y autocorrección**: Falta de verificación de la consistencia de sus respuestas y generación de texto dependiente de parámetros de creatividad que juegan con las probabilidades de los tokens, sin entendimiento real y sin garantía de consistencia.
- **Sesgos y conocimiento limitado**: Generación de respuestas sesgadas o limitadas resultantes de datos de entrenamiento sesgados o limitados. Los modelos 'saben' tanto como los datos con los que se entrenan, es decir, responden solo con conocimientos incluidos en los datos de entrenamiento (sesgados o no) o con alucinaciones erróneas.
- **Falta de explicabilidad**: Dificultad para proporcionar una explicación razonada y consistente de sus resultados.

Para abordar estas limitaciones, muchas soluciones desarrollan arquitecturas complejas que mejoran el rendimiento de estos modelos de lenguaje. Normalmente, estas mejoras se aplican en dos ámbitos: el conocimiento del modelo, y el comportamiento del modelo. Debido al alto coste en recursos y tiempo de volver a entrenar un LLM, hay metodologías existentes en la literatura para poder llevar a cabo estas mejoras sin ajustar un modelo desde cero. En el caso de las mejoras del conocimiento del modelo, se trata de alimentarlo con datos relevantes a distintos casos de uso que no se hayan visto en sus datos de entrenamiento, para que el modelo tenga acceso a la información necesaria y adaptada en cada caso. La implementación más común para llevar esto a cabo es a través de arquitecturas de **Generación Aumentada por Recuperación (RAG)**, en las cuales, dada una base de conocimientos de la arquitectura (base de datos con conocimientos relevantes al caso de uso), se aplican técnicas de recuperación (retrieval models) para extraer aquellas instancias más relevantes para resolver la tarea dada el modelo. Estas instancias se alimentan, junto a las instrucciones

originales, de vuelta al modelo para que las tenga en cuenta al generar la respuesta. En el caso de las mejoras del comportamiento de un modelo, se tiende a implementar técnicas para afinar el modelo a casos concretos de uso, para que se comporte como deseado. Esto se suele llevar a cabo a través de una técnica llamada **Fine-tuning ('ajuste fino')**, la cual permite especializar a un modelo para una tarea concreta a través de un refuerzo de los conocimientos de este mediante datasets de tuning, que incluyen pares de prompt-respuesta indicando lo que se desea que realice el modelo ante distintos estímulos o entradas (prompts).

Agentes de IA basados en Grandes Modelos de Lenguaje (LLM)

Los **agentes de IA** han estado presentes en la literatura desde mucho antes que los modelos de lenguaje (presentados inicialmente en el libro 'Artificial Intelligence: A Modern Approach') debido a sus capacidades para percibir su entorno, tomar decisiones, y actuar, todo para llevar a cabo algún objetivo asignado. Sin embargo, con los avances en el ámbito del proceso de lenguaje, los LLMs están empezando a formar parte de la arquitectura de estos agentes como un componente más que les permite tener un motor de razonamiento para planificar, generar instrucciones, e incluso contar con interfaces para interactuar con el usuario. Debido a esto, los **agentes de IA generativa** han presentado un avance sobre no solo el ámbito de la IA generativa de texto, pero de la IA en general, ya que proporciona un nivel adicional de inteligencia sobre los LLMs clásicos y sus capacidades, consiguiendo autonomía en la realización de tareas complejas.

Más concretamente, las mejoras que presentan estos sistemas en el ámbito de la IA generativa que los grandes modelos de lenguaje no son capaces de realizar por sí solos incluyen:

- **Realización de acciones reales:** Los agentes de IA con LLMs integrados son capaces de realizar acciones directamente, fuera de su simple planificación. Esto incluye la ejecución de códigos, las búsquedas por internet, la llamada a APIs y la manipulación de archivos, entre otras.
- **Planificación multi-paso y mejora de resultados:** A diferencia de los LLMs básicos, que tienden a responder a un único paso o a secuencias pequeños de tareas menores, los agentes de IA con LLMs integrados son capaces de descomponer objetivos complejos en múltiples pasos y crear un plan de acción. Dada su habilidad para realizar acciones, estos agentes son adicionalmente capaces de ejecutar cada uno de dichos pasos, evaluar los resultados, y corregir los errores que han surgido para mejorar las salidas y conseguir el objetivo final.
- **Interacción con el entorno:** Los LLMs reciben entradas, pero no tienen bucles de percepción-acción con el entorno, mientras que estos agentes pueden interactuar con el entorno, actuar en base a ello, observar las consecuencias de sus acciones, y ajustar su comportamiento debidamente, como mencionado brevemente en la planificación multi-paso, consiguiendo así la realización de objetivos complejos.
- **Memoria persistente y contextualización a largo plazo:** Los LLMs no son capaces de 'recordar', simplemente pueden considerar interacciones pasadas mediante ventanas de contexto, las cuales tienden a ser pequeñas y limitadas. Los agentes de IA con LLMs integrados son capaces de recordar interacciones pasadas y mantener contexto a largo plazo, guardando la información de manera estructurada para usarla cuando las tareas lo requieran.

Debido a esto, los agentes de IA, y sus nuevos desarrollos basados en los grandes modelos de lenguaje, están convirtiéndose en un componente clave en el campo de la IA generativa, automatizando acciones, mejorando el rendimiento de los resultados, y presentando aplicaciones complejas que resuelven tareas que modelos simples no pueden.

2.2.4. Aplicaciones Transversales

La Inteligencia Artificial es una tecnología intrínsecamente transversal, con la capacidad de optimizar procesos y generar valor añadido en prácticamente todos los sectores productivos, incluyendo, entre otros, los siguientes:

- **Visión por Ordenador e Industria 4.0:** En entornos industriales, la IA se ha ido adoptando para automatizar los procesos, sobre todo aquellos que requieren percepción visual, con el objetivo de supervisar procesos, mejorar la calidad, optimizar operaciones y reducir en general la intervención humana. Visión por computador, modelos de detección y clasificación, y soluciones de aprendizaje profundo son las más vistas en este ámbito. Ejemplos claros de implementación de la IA en entornos industriales incluye el control de calidad en líneas de producción, la detección automática de defectos en fabricación y el mantenimiento predictivo de maquinaria, anticipando fallos antes de que ocurran. En el ámbito de la seguridad, impulsa el reconocimiento facial y la vigilancia automatizada.
- **Finanzas y Detección de Riesgos:** En el sector financiero, la IA es crucial para la realización de tareas complejas como la evaluación de la incertidumbre, la anticipación de comportamientos financieros y la gestión de riesgos. Estas tareas tienen una complejidad directamente asociada a la gran cantidad de datos que requieren análisis para llevarlas a cabo, requiriendo IA apoyada sobre modelos probabilísticos, sistemas predictivos, y aprendizaje automático supervisado en general (clasificación y regresión). Ejemplos concretos de aplicación incluyen el modelado de riesgos crediticios, la detección de transacciones fraudulentas en tiempo real y la optimización de carteras de inversión a través de algoritmos de *trading* de alta frecuencia.
- **Comercio Electrónico y Retail:** La IA en el campo del comercio está orientada principalmente a la optimización de decisiones comerciales, a la mejora de la eficiencia operativa, y la personalización de la experiencia comercial del usuario. Esta última en concreto es de las aplicaciones más comunes, donde los sistemas de recomendación basados en Machine Learning analizan el historial de compras y navegación para personalizar la experiencia del usuario, impulsando el valor de la cesta de compra. La IA también optimiza la gestión de inventario y la predicción de la demanda estacional. En general, las técnicas predominantes en este campo incluyen sistemas de recomendación, optimización, y, en algunos casos, aprendizaje por refuerzo.
- **Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) y Servicio al Cliente:** El PLN es la base de los *chatbots* avanzados y asistentes virtuales que gestionan consultas de clientes 24/7, permitiendo a las empresas escalar su servicio. Este procesamiento permite comprender, interpretar y generar lenguaje humano de manera eficiente, lo que permite a las empresas automatizar la comunicación con los clientes, además de extraer información de textos. Esta última aplicación se puede expandir a otras tareas, y se utiliza también para el análisis de sentimiento en redes sociales y la clasificación automática de documentos. El PLN está acompañado por técnicas de aprendizaje profundo en muchas de sus aplicaciones, aunque técnicas mencionadas como la clasificación de texto, el análisis semántico y los modelos generativos son las soluciones más predominantes.
- **Transporte y Movilidad:** La IA se aplicó inicialmente para tareas de optimización de ruta y mejor de la eficiencia del transporte, aunque aplicaciones más modernas de la IA en este ámbito apoyan la toma de decisiones en sistemas dinámicos más allá de la navegación del humano. El desarrollo más visible de la toma de decisiones en sistemas dinámicos es el del vehículo de conducción autónoma, que depende de modelos de Visión por Ordenador y Aprendizaje por Refuerzo. Otro ejemplo concreto y ampliamente aplicado es el uso de la IA en la optimización logística de rutas de reparto para reducir costes y tiempo.

- **Salud (Mención Generalista):** En este ámbito, la IA se emplea para apoyar a la toma de decisiones, analizar datos clínicos y mejorar la eficiencia de procesos sanitarios. Se tiende a realizar mediante técnicas de aprendizaje profundo, modelos predictivos y procesamiento de datos biomédicos (p. ej. imágenes médicas, resonancias o radiografías). En este campo, esto se traduce a aplicaciones como el diagnóstico asistido por ordenador, la identificación de patrones genéticos en investigación y la personalización de tratamientos farmacológicos.
- **Sector Público y Educación:** En el sector público, la IA ayuda en la gestión de datos masivos y de recursos para la planificación urbana, el análisis de información a gran escala, y la adaptación y personalización de los servicios a los ciudadanos en base a sus necesidades. Sistemas de recomendación y soluciones de analíticas de datos, además de técnicas de aprendizaje automático supervisado, son los sistemas más predominantes en esta área. En el caso de la educación, ejemplos de aplicación incluyen el uso de la IA en plataformas adaptativas que personalizan el ritmo de aprendizaje y el contenido para cada estudiante.

2.3 Retos éticos y legales del uso de los datos y la IA

Tanto el avance de la IA como de los datos que requerimos para ella, han supuesto la necesidad de garantizar los límites éticos y legales que implica su uso. En los últimos años, se ha llevado a cabo un cambio y adaptación de la ley y los requisitos para este tipo de sistemas en la Unión Europea. Dentro de este nuevo marco ético y legal, una de las principales preocupaciones que se ha tenido en cuenta es el **uso adecuado y la gobernanza de los datos**, resultando en nuevas legislaciones y reglamentos como el **Reglamento General de Protección de Datos (RGPD)**, el cual tiene como objetivo garantizar los derechos de las personas sobre sus datos mediante el reglamento del uso de estos y la obligación de un tratamiento seguro y transparente. Más concretamente, los principales principios que quiere garantizar este reglamento, como se menciona en sus artículos (Art. 5, 6, y 7 principalmente), se pueden resumir en los siguientes:

- **Privacidad de los datos**, para garantizar que la información de las personas no se use sin su consentimiento.
- **Transparencia en el uso y recopilación de los datos**, para que las personas sepan cuándo se recogen sus datos y con qué fin.
- **Consentimiento informado de procesamiento de los datos**, para garantizar que las personas hayan dado la aprobación explícita para que se procesen sus datos.
- **Derechos de rectificación y supresión**, para que las personas puedan corregir, cambiar o eliminar sus datos personales y su uso en cualquier momento.
- **Minimización de datos**, para garantizar que solo los datos estrictamente necesarios sean recopilados y usados.
- **Seguridad de la información**, para garantizar a las personas que no habrá filtraciones, accesos no autorizados o usos indebidos de sus datos.
- **Responsabilidad y rendición de cuentas**, para garantizar que todas las empresas o entidades que usan datos personales cumplen las normativas requeridas y protegen los datos de manera ética.

Aparte de los datos, la segunda mayor preocupación es el uso de la IA en sí, y el desarrollo de soluciones basadas en ella, que ha dado paso a la creación del **Reglamento (UE) 2024/1689 – AI Act**. Este reglamento es el primer intento regulatorio horizontal de la IA a nivel mundial, y adopta una lógica basada en el riesgo. Esta lógica diferencia los usos prohibidos de la IA en tres categorías incluyendo usos de alto riesgo, de riesgo limitado y de riesgo mínimo, imponiendo obligaciones escalonadas sobre transparencia, calidad de datos, gestión de riesgos, supervisión humana, trazabilidad y ciberseguridad.

Desde 2025, además, se ha ido concretando la aplicación del AI Act para los modelos de propósito general mediante el **Código de Buenas Prácticas de la UE**, una herramienta voluntaria destinada a facilitar el cumplimiento en materia de seguridad, transparencia y derechos de autor. También se ha activado progresivamente el régimen supervisor y sancionador para determinadas disposiciones, lo que muestra que la regulación ya no es declarativa, sino operativa.

No obstante, este marco normativo no es estático, sino que se está completando mediante un conjunto de instrumentos adicionales que refinan su aplicación práctica. Por un lado, iniciativas como el Digital Omnibus, propuesto por la Comisión Europea, buscan simplificar y armonizar el conjunto de regulaciones digitales existentes, reduciendo solapamientos entre normativas como el AI Act, el Data Act o la legislación de ciberseguridad, con el objetivo de facilitar su aplicación coherente en los distintos sectores.

Por otro lado, la Oficina Europea de Inteligencia Artificial (AI Office) está desarrollando directrices interpretativas (guidelines) que aclaran cómo deben aplicarse en la práctica distintos aspectos del AI Act, especialmente en lo relativo a modelos de propósito general, obligaciones de transparencia, gestión de riesgos y cumplimiento técnico.

En el caso de España, la regulación de la inteligencia artificial se está alineando con el enfoque europeo, pero enfrenta retos específicos de adaptación y ejecución. A ello se suma la implementación de instrumentos nacionales como la Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial (ENIA) y la creación de la Agencia Española de Supervisión de la Inteligencia Artificial (AESIA), con funciones de supervisión, asesoramiento, formación y sanción para garantizar el cumplimiento normativo y coordinar esfuerzos de gobernanza a nivel nacional.

Impulsado por la Secretaría de Estado de Digitalización e Inteligencia Artificial, se ha establecido un **sandbox regulatorio** mediante el Real Decreto 817/2023, un entorno controlado de pruebas en colaboración con la Comisión Europea que permite a empresas (principalmente PYMEs y startups) ensayar el cumplimiento normativo, generar guías basadas en la evidencia experimental y buenas prácticas, y preparar el ecosistema para la regulación.

Aun así, persisten retos importantes: la definición de estándares técnicos suficientemente precisos, la carga administrativa para empresas y administraciones, la necesidad de guías prácticas y la adaptación del cumplimiento a tecnologías que evolucionan con mucha rapidez. En particular, sigue siendo complejo traducir principios jurídicos generales en requisitos técnicos verificables para contextos reales de desarrollo y despliegue de IA.

Aunque AESIA ha publicado desde 2025 un total de 16 guías prácticas y un compendio de checklist para apoyar la implementación del AI Act, cubriendo aspectos como comprensión del reglamento, clasificación de riesgos, obligaciones para proveedores y ejemplos hipotéticos de sistemas de alto riesgo.

En general, de los principales retos en el ámbito español en relación con el desarrollo de estas tecnologías y su alineación con los requisitos éticos y legales, se puede destacar:

- La necesidad de que pymes y entidades públicas dispongan de capacidades técnicas, organizativas y jurídicas para cumplir con los criterios de evaluación de riesgos y trazabilidad.
- La necesidad de coordinación entre comunidades autónomas, sectores y administraciones para implementar estándares comunes.
- La necesidad de garantizar que la regulación no frene la innovación digital de las empresas españolas ni obstaculice su competitividad en un entorno global, y por contra utilizar la ética y el cumplimiento normativo como garante de calidad de los sistemas.

- Las exigencias relacionadas con la intersección con la normativa de protección de datos (Reglamento General de Protección de Datos, RGPD), que requiere que los desarrollos de IA en España integren desde su diseño principios de privacidad y seguridad de los datos.
- La dificultad de integrar equipos interdisciplinarios más allá del ámbito científico tecnológico incorporando ciencias sociales y humanidades para impulsar sistemas robustos que mitiguen riesgos de impacto social.

Por tanto, en el contexto español, el desafío no es solo jurídico-reglamentario, sino también organizativo y cultural: se trata de construir un ecosistema en el que el dato, la ética, la innovación y la regulación caminen juntos.

2.4 Desafíos de la Competitividad y la Sostenibilidad

Según el informe Stanford HAI “AI Index 2025”, la inversión privada global en IA alcanzó aproximadamente **US\$ 109 mil millones** en 2024 en EE.UU., lo cual es casi 12 veces lo invertido en China ($\approx$ US\$ 9.3 mil millones) y 24 veces lo invertido en Reino Unido ($\approx$ US\$ 4.5 mil millones)¹⁰.

En el mismo reporte, se señala que las inversiones en IA generativa sumaron alrededor de **US\$ 33.9 mil millones** en 2024, lo que representa un incremento de $\sim 18.7\%$ respecto a 2023¹¹.

Según Boston Consulting Group, en 2024 sólo un 26 % de las empresas han logrado desarrollar las capacidades necesarias para ir más allá de pilotos de IA y generar valor real con ella¹².

En cuanto al mercado global de IA, un análisis de tendencias estima que en 2025 el valor alcanzará cerca de **US\$ 391 mil millones**, con previsión de llegar hasta aproximadamente US\$ 1,81 billones (trillones de dólares estadounidenses) hacia 2030¹³. En términos de adopción de usuarios, se estima que para 2025 habrá cerca de **378 millones de usuarios de IA** en el mundo, tras crecer hasta unos 314 millones en 2024¹⁴.

Específicamente en España, en 2024, el **11,4%** de las empresas españolas de 10 o más empleados utilizan tecnologías de IA¹⁵. El **28,7%** de las empresas en España usaban la IA en áreas como marketing, ventas, administración o gestión empresarial¹⁶. Más del **61%** de los responsables de TI en España declararon que sus empresas aumentarán la inversión en IA en 2025¹⁷. España es el **cuarto país europeo** con mayor inversión pública en IA, según un informe reciente¹⁸[12]. El plan estratégico

¹⁰ AI Index 2025: State of AI in 10 Charts. HAI Stanford.

<https://hai.stanford.edu/news/ai-index-2025-state-of-ai-in-10-charts>

¹¹ Artificial Intelligence Index Report 2025. HAI Stanford.

https://hai-production.s3.amazonaws.com/files/hai_ai_index_report_2025.pdf

¹² AI Adoption in 2024: 74% of Companies Struggle to Achieve and Scale Value. BCG Boston Consulting Group.

<https://www.bcg.com/press/24october2024-ai-adoption-in-2024-74-of-companies-struggle-to-achieve-and-scale-value>

¹³ AI Statistics 2024–2025: Global Trends, Market Growth & Adoption Data. Founders Forum Group.

<https://ff.co/ai-statistics-trends-global-market/>

¹⁴ Global AI Adoption to Surge 20%, Exceeding 378 Million Users in 2025. Edge IA + vision alliance.

<https://www.edge-ai-vision.com/2025/02/global-ai-adoption-to-surge-20-exceeding-378-million-users-in-2025>

¹⁵ Indicadores de uso de inteligencia artificial en España 2024. Observatorio Nacional de Tecnología y Sociedad:

<https://www.ontsi.es/sites/ontsi/files/2025-04/indicadores-de-uso-de-ia-en-espana.pdf>

¹⁶ Indicadores de uso de inteligencia artificial en España 2024. Observatorio Nacional de Tecnología y Sociedad:

<https://www.ontsi.es/sites/ontsi/files/2025-04/indicadores-de-uso-de-ia-en-espana.pdf>

¹⁷ Las empresas españolas concentrarán mayoritariamente su inversión en IA este 2025. CIO:

<https://www.cio.com/article/3810307/las-empresas-espanolas-concentraran-mayoritariamente-su-inversion-en-ia-este-2025.htm>

¹⁸ España es el cuarto país europeo con mayor inversión pública en IA. IT User tech and business:

<https://www.ituser.es/estrategias-digitales/2025/04/espana-es-el-cuarto-pais-europeo-con-mayor-inversion-publica-en-ia>

del Gobierno de España para IA (“Estrategia de Inteligencia Artificial 2024”) contempla una inversión estimada de **400-500 millones de euros** para ciertas iniciativas de IA y supercomputación¹⁹[13].

La interconexión entre la IA, la calidad de los datos y la infraestructura subyacente de los centros de datos constituye hoy el eje central del debate sobre la sostenibilidad y la viabilidad del crecimiento digital.

El desarrollo de la IA ha provocado un crecimiento exponencial en la demanda de **centros de datos de alto rendimiento**, que requieren soportar cargas de trabajo intensivas en computación. Esta dinámica está impulsando un cambio fundamental en el diseño de las infraestructuras: los sistemas de refrigeración por aire tradicionales han demostrado ser insuficientes para los servidores, obligando a la industria a adoptar la **refrigeración líquida**, una tecnología más eficiente pero que introduce nuevas complejidades en el diseño y operación de los centros de datos: nuevos edificios, nuevas construcciones, nuevos estándares para la industria.

Además, el crecimiento en los **requisitos energéticos** de los centros de datos choca con las limitaciones de energía y la escasez de terrenos en los mercados urbanos más consolidados. Esta situación está forzando a los operadores a explorar nuevas ubicaciones en mercados secundarios, fuera de los núcleos metropolitanos, en busca de disponibilidad de suelo y, sobre todo, de un suministro eléctrico fiable y suficiente. Este movimiento geográfico no es solo una estrategia de expansión, sino una respuesta directa a la necesidad de recursos que la IA ha vuelto crítica para la continuidad del negocio. A su vez, también es una oportunidad para generar riqueza, competitividad y empleos de calidad en zonas distintas a las metrópolis.

Paradójicamente, la misma tecnología que consume enormes cantidades de recursos también se erige como una herramienta clave para optimizar la eficiencia y la sostenibilidad de los centros de datos. La IA puede analizar datos en tiempo real para predecir y ajustar de forma dinámica el consumo de energía y las necesidades de refrigeración, reduciendo el gasto energético. Las cifras globales estiman que los centros de datos son responsables de más del **2% de la demanda de electricidad mundial**²⁰, una cuota que está bajo la lupa de la presión regulatoria y climática.

Igualmente, la **calidad de los datos**, su validación y consistencia es fundamental para limar las necesidades de procesamiento y llevar a cabo operaciones más eficientes en el centro de datos, dando un mejor aprovechamiento a la infraestructura. La IA no es solo un consumidor, sino también un habilitador de la eficiencia.

¹⁹ Estrategia de Inteligencia Artificial 2024. MINECO.

https://portal.mineco.gob.es/es-es/digitalizacionIA/Documents/Estrategia_IA_2024.pdf

²⁰ Agencia Internacional de la Energía (IEA) y Comisión Europea:

<https://www.miteco.gob.es/es/energia/eficiencia/centros-de-datos.html>

3. Recapitulación de iniciativas y regulaciones

En esta sección se han recopilado todas las iniciativas y regulaciones, tanto europeas como nacionales, relativas a los dos ámbitos considerados en el documento: los Espacios de Datos y la IA. El objetivo no es ofrecer una visión profunda sobre las mismas, sino proporcionar una vista general y dar los punteros a las fuentes donde encontrar más información sobre las mismas.

3.1 Iniciativas y regulaciones europeas

- **International Data Spaces Association (IDSA)**²¹. Es una organización sin ánimo de lucro que define y promueve estándares en Espacios de Datos desde 2017. Entre sus principales activos se encuentran la arquitectura de referencia, el libro de reglas y el protocolo para los Espacios de Datos.
- **GAIA-X**²². Es una asociación europea con el foco en la creación de un estándar de facto que permita la compartición de datos federados y confiable en ecosistemas, desarrollando reglas, especificaciones, políticas y un marco de verificación.
- **Data Spaces Support Centre (DSSC)**²³. Iniciativa financiada por la Comisión Europea para coordinar y dar soporte a los Espacios de Datos Europeos desde octubre de 2022. Tras un primer ciclo que abarca hasta marzo del 2026, se extiende otros 3 años más hasta 2029. El DSSC provee de guías, especificaciones e instrumentos para la definición, implementación y operación de un Espacio de Datos. En su continuación, a partir de 2026 hasta 2029, el foco de la acción estará en la adopción y el escalado de los Espacios de Datos europeos.
- **Common European Data Spaces**²⁴. Son el conjunto de Espacios de Datos financiados por la Comisión Europea en los diferentes sectores para permitir a los agentes de cada sector compartir datos bajo la regulación europea y siguiendo las recomendaciones del DSSC.
- **AI Factories**²⁵. Ecosistemas de innovación, colaboración y desarrollo de IA en torno a los centros de supercomputación. Hasta la fecha se han seleccionado un total de 19 AI Factories de las cuales hay dos en España, alojadas por el CESGA (HealthAI) y el BSC. Su principal misión es proporcionar capacidad de supercomputación y soporte a startups para entrenar grandes modelos de IA dentro de los estándares europeos.
- **Data Labs**²⁶. Son nodos operacionales que ofrecen acceso para las empresas e investigadores a datos curados y de calidad, para su uso en modelos de IA y desarrollo de servicios sobre los mismos. Tratan de reducir el gap entre los espacios de datos y las AI Factories, favoreciendo el uso de los datos compartidos en los Espacios de Datos para el entrenamiento de modelos en las AI Factories.
- **European Digital Innovation Hubs (eDIHs)**²⁷. Son centros de competencia regionales que ofrecen a PYMES y startups locales servicios de soporte, formación, infraestructura, acceso a financiación y consultoría para fomentar su digitalización y mejorar su competitividad.
- **GenAI4EU**²⁸. Iniciativa lanzada para estimular la adopción de IA generativa en los ecosistemas industriales estratégicos de la UE.
- **European Trusted Data Framework**²⁹. Es la petición de estandarización que ha solicitado la Comisión Europea a los órganos de estandarización Europeos, CEN/CENELEC y ETSI, para

²¹ [Home - International Data Spaces](#)

²² [Home - Gaia-X: A Federated Secure Data Infrastructure](#)

²³ [Data Spaces Support Centre](#)

²⁴ [Common European data spaces | Shaping Europe's digital future](#)

²⁵ [AI Factories | Shaping Europe's digital future](#)

²⁶ [Data Union in a nutshell | Shaping Europe's digital future](#)

²⁷ [Home | European Digital Innovation Hubs Network](#)

²⁸ [GenAI4EU](#)

²⁹ [eNorm Platform](#)

desarrollar los estándares que permitan la implementación de la Data Act y la Data Governance Act.

- **Data Act³⁰**. (Aplicable desde sep. 2025). Obliga a compartir datos generados por productos conectados (IoT), facilitando el acceso a "datos frescos" para entrenar modelos de IA industrial.
- **Data Governance Act³¹** (En vigor). Crea las reglas para los "intermediarios de datos" y el altruismo de datos, permitiendo que la IA acceda a datos del sector público antes restringidos.
- **AI Act³²** (Pleno vigor en ago. 2026). Clasifica los sistemas por riesgo. Establece que los modelos de "propósito general" (GPAI) deben ser transparentes sobre los datos usados para su entrenamiento.
- **Cloud and AI Development Act³³** (Propuesta prevista para T1 2026). Nueva iniciativa para impulsar la infraestructura de nube soberana y triplicar la capacidad de cómputo en la UE.

3.2 Iniciativas y estrategias nacionales

- **Plan de Impulso de los Espacios de Datos Sectoriales³⁴** (Secretaría de Estado de Digitalización e Inteligencia Artificial). Plan nacional de 500 millones de euros para fomentar la compartición segura de datos en sectores estratégicos.
- **Comité UNE CTN 71 SC 43³⁵** Gobierno, gestión de datos y espacios de datos. Es el comité espejo del CEN/CENELEC JTC25 que ha publicado la Guía sobre Definición y características de los espacios de datos y contribuye desde España al comité europeo.
- **AESIA (Agencia Española de Supervisión de la IA)³⁶**. Con sede en A Coruña, desde febrero de 2025 tiene capacidad de inspección y, a partir de **agosto de 2025**, asumió plenamente su potestad sancionadora. No solo vigila, sino que ayuda a las empresas a cumplir con el AI Act europeo mediante "sandboxes" (entornos de prueba).
- **ENIA (Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial)³⁷**. Presenta 3 ejes: a) apoyar la conversión del Barcelona Supercomputing Center en un AI Factory; b) creación de un modelo de lenguaje LLM de código abierto; c) Desarrollo de "algoritmos verdes" que apoyen una IA más eficiente energéticamente.

³⁰ [Ley de Datos | Configurar el futuro digital de Europa](#)

³¹ [European Data Governance Act | Shaping Europe's digital future](#)

³² [EU Artificial Intelligence Act | Up-to-date developments and analyses of the EU AI Act](#)

³³ [EU Cloud and AI Development Act | Updates, Compliance](#)

³⁴ [Plan de Impulso de los Espacios de Datos Sectoriales | datos.gob.es](#)

³⁵ [Comité CTN 71/SC 43 Gobierno, gestión de datos y espacios de datos](#)

³⁶ [Garantizando una IA ética y responsable](#)

³⁷ [S.E. de Digitalización e Inteligencia Artificial y S.E. de Telecomunicaciones e Infraestructuras Digitales - Inteligencia Artificial](#)

4. Identificación del ecosistema nacional de Espacios de Datos e IA

Por un lado, existen tenemos las antenas nacionales de las iniciativas europeas en Espacios de Datos, GAIA-X e IDSA, que son respectivamente, GAIA-X Spain³⁸ y BAIDATA³⁹. **GAIA-X Spain** es una asociación sin ánimo de lucro que actúa como hub oficial de GAIA-X en España y está focalizada en el impulso de la compartición segura e interoperable de datos. La finalidad de la Asociación es impulsar la economía basada en los datos a través del desarrollo de iniciativas, infraestructuras, servicios, herramientas y aplicaciones para la compartición controlada, segura y federada de datos, utilizando principalmente tecnologías de software de código y estándares abiertos y respetando los principios éticos. **BAIDATA** por su parte, es la asociación sin ánimo de lucro para el desarrollo de la soberanía y la economía del dato en la Península Ibérica, promoviendo la adopción de los estándares de IDSA. En particular, la finalidad es impulsar la creación y adopción de espacios de datos industriales en España y Portugal para mejorar la competitividad, la innovación y el uso seguro y soberano de los datos en las empresas.

Tres organizaciones españolas están liderando tres de los Espacios de Datos Europeos: AnySolution el de turismo (DEPLOYTOUR⁴⁰), Innovalia el de Fabricación (SM4RTENANCE⁴¹) y el Hospital Universitario y Politécnico La Fé de Valencia el de imágenes de cáncer (EUCAIM⁴²).

Por otro lado, bajo el amparo de la Secretaría de Estado para la Digitalización y la IA (SEDIA), se puso en marcha el **Centro de Referencia de Espacios de Datos** (CRED)⁴³. Se trata de una iniciativa pública para impulsar la generación de valor de la economía del dato en las organizaciones, a través de la compartición de datos de forma segura y eficiente. Actúan como facilitadores del ecosistema, generando materiales de utilidad como la "Lista de Confianza" de espacios de datos, guías de desarrollo y uso de Espacios de Datos, apoyo al comité UNE TC1/SC 43, análisis del mercado y coordinación de los centros demostradores.

En 2024, la **SEDIA** puso en marcha un programa de financiación para Espacios de Datos que ha movilizado hasta la fecha 400 Millones de euros, materializándose en 300 proyectos en 18 sectores cuyo objetivo es la conformación de Espacios de Datos sectoriales. Este programa es el más ambicioso puesto en marcha hasta la fecha a nivel de estado miembro en Europa.

Respecto al ámbito de la IA, merece la pena referenciar a las dos AI Factories acreditadas en España: **BSC AI Factory**⁴⁴ en el Barcelona Supercomputing Center y la **HealthAI**⁴⁵ en el Centro de Supercomputación de Galicia (CESGA). En ambos casos, se trata de poner estos centros de supercomputación al servicio del ecosistema de IA y usarlos como "laboratorios de IA" donde se entrenan grandes modelos de lenguaje (como el proyecto ALIA, el LLM en lenguas cooficiales) y se procesan los datos de los espacios europeos. Ambos centros pertenecen a la **Red Española de Supercomputación (RES)**, una red de 25 centros distribuidos por toda España que "democratiza" el acceso al cómputo para pymes y centros de investigación que participan en espacios de datos.

³⁸ [Inicio - GaiaX Spain](#)

³⁹ [BAIDATA | International Data spaces Association \(IDSA\)](#)

⁴⁰ [Deploytour](#)

⁴¹ [Home - SM4RTENANCE](#)

⁴² [Home - Cancer Image Europe](#)

⁴³ [Centro de Referencia de Espacios de Datos | Sobre el CRED](#)

⁴⁴ [BSC AI Factory | BSC-CNS](#)

⁴⁵ [HealthAI – Artificial Intelligence Factory at CESGA \(Galicia\) - Reforms and Investments](#)

Dentro de la red de EDIHs, se pueden encontrar [24 hubs](#) en España con foco en IA, los cuales permiten dar soporte en tecnologías de IA a empresas, especialmente medianas y pequeñas. De estos 24 hubs, 3 de ellos poseen además la etiqueta de [i-Spaces](#) que otorga la Big Data Value Association (BDVA): [AIR4S](#)⁴⁶ liderado por la Universidad Politécnica de Madrid, [DIHGIGAL](#)⁴⁷ liderado por la Asociación para la Digitalización de Galicia e [INNDIH](#)⁴⁸ liderado por el Instituto Tecnológico de Informática de Valencia.

⁴⁶ [Air4s – Universidad Politécnica de Madrid](#)

⁴⁷ [Dihgigal](#)

⁴⁸ [Digital Innovation Hub para el impulso económico de la Comunitat Valenciana - Inndih](#)

5. Beneficio compartido entre los Espacios de Datos y la IA

Los espacios de datos son la pieza estratégica del marco europeo para compartir datos de forma segura, soberana e interoperable, condición necesaria para una IA (incluida la generativa) responsable y competitiva.

El gran reto es la calidad y gobernanza del dato, pues existen muchos datos, pero los que hay, en ocasiones, producen modelos poco fiables y sesgados. Por otro lado, la confianza por diseño (trust-by-design, como es conocida en inglés) se materializa con sistemas de gestión de la identidad auto-soberana y políticas de uso (descritas en lenguaje ODRL) que acompañan al dato en todo su ciclo de vida.

La relación es bidireccional: los espacios de datos nutren a la IA con datos de calidad; y la IA mejora los espacios generando datos sintéticos y herramientas de mejora continua. De cara al futuro, se deben afrontar retos para que ambos (Espacios de Datos e IA) estén cada vez más integrados, para que se detecten y mitiguen los sesgos y riesgos éticos, y para que cada vez haya más cultura y alfabetización en datos e IA.

Los Espacios de Datos son ecosistemas federados que comparten datos y metadatos con soberanía, interoperabilidad y seguridad. Para ello, es esencial generar un marco de confianza tanto en el dato (origen, linaje, calidad), como en la infraestructura (segura y fiable) y los participantes (identificados y conformes a políticas).

El principal problema actual en el contexto de la IA es que se realizan entrenamientos de modelos indiscriminados, que llevan a errores (“alucinaciones”) y sesgos generando un riesgo de abusos si no hay control técnico-legal.

Para fomentar el marco de confianza referido y mitigar los riesgos de uso de la IA, la Unión Europea ha puesto en marcha varias regulaciones como la GDPR, Data Act, Data Governance Act, DSA/DMA, AI Act y cyber resilience Act para actuar como salvaguardas, sin frenar la innovación.

Desde el punto de vista técnico, esta salvaguarda puede reforzarse mediante distintos mecanismos. Entre ellos destaca la **identidad autosoberana (Self-Sovereign Identity, SSI)**, basada en el uso de credenciales verificables que permiten una identificación descentralizada y controlada por el propio usuario, habitualmente gestionada a través de *wallets* de credenciales. Asimismo, pueden emplearse lenguajes estandarizados para la definición de políticas de uso de datos, como **ODRL (Open Digital Rights Language)**, que permiten expresar de forma formal y legible las condiciones de acceso, uso y compartición de los datos.

Motivaciones para la simbiosis entre los Espacios de Datos y la IA

La principal motivación para cada uno de estos dominios de retroalimentarse mutuamente se puede resumir en:

- La adaptación al dominio de la IA exige datos de alta calidad y contexto que pueden ser proporcionados por los Espacios de Datos.
- La IA aporta datos sintéticos y herramientas de calidad (p. ej., limpieza y validación) que pueden facilitar a los Espacios de Datos mayor cantidad de datos (sintéticos) para compartir y mecanismos para mejorar su calidad.

De todas formas, aún existen brechas como por ejemplo la dificultad de descubrimiento y acceso a los datos; la falta de cómputo (GPUs) in situ (en el edge); y la ausencia de aprendizaje activo (técnicas de entrenamiento, pipelines de curación).

De cara al futuro, se prevé que la intervención de la IA basada en agentes (con el uso de protocolo Agent2Agent) pueda proveer los mismos mecanismos de confianza y cumplimiento de políticas que se están usando ahora, pero de una forma más automática y eficaz.

6. Casos de uso

De cara a ejemplificar la simbiosis entre Espacios de Datos e IA, se realizó una recopilación de casos de uso sectoriales con el apoyo del [Grupo Interplataformas de Espacios de Datos e IA](#) promovido por PLANETIC. Este grupo aglutina todas las plataformas tecnológicas apoyadas por la Agencia Estatal de Investigación que tienen interés en las temáticas de Espacios de Datos e IA. Actualmente el grupo está formado por 17 plataformas de diversos sectores industriales y tecnológicos (medicamentos, sanidad animal, embalaje, turismo, aeroespacial, biotecnología, gestión del agua, logística, etc) que se reúnen periódicamente para llevar a cabo acciones de intercambio de conocimiento e información, píldoras formativas, búsqueda de sinergias y descubrimiento de proyectos conjuntos.

Los casos de uso recopilados debían ilustrar cómo a través de la compartición de datos entre participantes de un determinado ecosistema, se podían generar servicios o mejorar procesos mediante el uso de estos en modelos y aplicaciones de IA. Para homogeneizar la información recogida en los casos de uso, se propuso una [plantilla](#) base para todos ellos que incluía la siguiente información:

- Título y breve descripción del caso de uso.
- Sector/es de aplicación.
- Ámbito geográfico de influencia.
- Participantes en el ecosistema de compartición de datos y sus roles dentro del mismo (proveedores de datos y/o servicios, consumidores de datos, promotor...).
- Contexto en el que se enmarca.
- Objetivos que pretende alcanzar.
- Datos que se van a compartir y quien es el poseedor de los mismos.
- Valor que se va a generar a través de los nuevos o mejorados servicios y quien se va a beneficiar de ellos.
- Indicar cómo se usa la IA en el caso de uso (para entrenar un modelo con los datos compartidos, desarrollar un nuevo algoritmo, usar un modelo en un servicio avanzado, etc).
- Hoja de ruta para la puesta en marcha del caso de uso y plan de tiempos.
- Otros condicionantes o consideraciones a destacar.

De los casos de uso recopilados, destacamos dos que representan a dos sectores altamente prioritarios en España: [turismo y salud](#). En el caso de turismo, el ejemplo versa sobre el uso de la IA para la gestión inteligente de destinos turísticos y hoteles. Mientras que en el caso de salud, se trata de obtener evidencias sobre el seguimiento y la efectividad de los medicamentos en tiempo real. A continuación, extraemos las principales conclusiones de su análisis.

CASOS DE USO TIPO	TURISMO	SALUD
Propósito	Soporte a la decisión estratégica de hoteles y destinos turísticos basada en información histórica y predictiva de forma anonimizada y automática.	Mejorar la efectividad y adherencia de los medicamentos mediante el seguimiento cruzado de recetas, dispositivos del paciente, consultas médicas y resultados clínicos.
Participantes (proveedores de datos)	Sistema de gestión de hoteles (en inglés, Property Management System o PMS)	Servicios regionales de salud, hospitales, centros de salud, farmacias, fabricantes dispositivos conectados, pacientes

Participantes (consumidores de datos)	Empresarios hoteleros, gestores destinos turísticos, asociaciones hoteleras	Laboratorios, aseguradoras, servicios de salud, gestores clínicos, reguladoras, Seguridad Social
Datos para compartir	Datos usuales en los PMSs (ingresos, ocupación, habitaciones, pernoctaciones, régimen alimenticio, países, cancelaciones...)	Receta electrónica, resultados clínicos (análisis, ingresos, consultas...), de contexto (factores socio-demográficos, terapias, hábitos,...)
Valor por generar	Expandir las capacidades funcionales de los PMSs para obtener datos agregados, información actualizada al momento, comparativas, previsión de la demanda, ayuda a la decisión comercial	Mejor soporte a los pacientes, monitorización del riesgo clínico, mejor gestión del ciclo de vida del fármaco, vigilancia de la comercialización de fármacos
Uso de la IA	Modelos predictivos de servicios turísticos, campañas de marketing personalizadas, previsión riesgos, optimización de recursos	Predicción del riesgo de no adherencia, cálculo de la causalidad, generación datos sintéticos, recomendación de intervenciones

7. Conclusiones y líneas de actuación

Concluimos el documento con un conjunto de líneas de actuación que una organización debería seguir a la hora de plantearse una gestión eficaz de sus datos, una compartición segura de los mismos y una explotación inteligente mediante el uso de la IA.

7.1 Principios de gobernanza y cumplimiento desde el diseño

El despliegue de Espacios de Datos e Inteligencia Artificial exige que la ambición tecnológica avance a la par que la seguridad jurídica. Conviene, por tanto, consolidar un enfoque de **cumplimiento desde el diseño** que, más allá de superar auditorías, otorgue previsibilidad a los proyectos, reduzca costes de transacción y facilite la colaboración entre organizaciones. Para ello, se propone articular las siguientes líneas de actuación:

- **Gobernanza por diseño.** Cada sistema de IA y cada producto de datos debería contar con un expediente de conformidad que lo acompañe durante todo su ciclo de vida: descripción funcional; fuentes y calidad de los datos; controles de sesgo razonables; criterios de supervisión humana; registros de funcionamiento; y un plan de vigilancia posterior. Esta documentación ha de ser viva, actualizable y comprensible para áreas técnicas, jurídicas y de negocio, de modo que el cumplimiento se convierta en práctica operativa cotidiana.
- **Datos con propósito y trazabilidad.** Es necesario definir el propósito de uso, las condiciones de acceso y, en su caso, las restricciones de reutilización. Se recomienda dotar a cada conjunto de datos de metadatos normalizados y de un registro de procedencia (*lineage*) que permita explicar qué datos se utilizaron, para qué, quién accedió y con qué resultados. Así se previenen ambigüedades contractuales, se facilitan auditorías y se favorece la interoperabilidad entre organizaciones y sectores.
- **Identidad y confianza entre participantes.** El alta y la gestión del ciclo de vida de los participantes en un espacio de datos gana en solidez si se apoyan en credenciales verificables emitidas por terceros de confianza. La adopción progresiva de carteras de identidad europeas permitirá verificar atributos (rol, responsabilidades, certificaciones), reforzando la fiabilidad de las transacciones y simplificando los controles de acceso y uso.
- **Contratación clara y portabilidad real.** Para reducir litigios y dependencias tecnológicas, es aconsejable incorporar a los contratos condiciones justas, razonables y no discriminatorias, así como cláusulas de portabilidad y cambio de proveedor que especifique formatos, plazos, asistencia y responsabilidades. Esta previsión garantiza la continuidad del servicio y otorga margen de maniobra para escalar o reconfigurar arquitecturas sin penalizaciones desproporcionadas.
- **Preparación para la supervisión.** Resulta útil establecer un calendario de revisiones internas que compruebe la coherencia entre lo declarado en el expediente de conformidad y el comportamiento real de los sistemas. Este ejercicio alinea áreas, aporta evidencias listas para su presentación y evita correcciones de última hora que encarecen los proyectos.
- **Estándares para ganar eficiencia.** La estandarización europea en torno a transacciones confiables de datos y a los bloques funcionales de los espacios de datos ofrece un lenguaje común y reduce el coste de integrar a nuevos actores. Se recomienda adoptar tempranamente estos marcos —de manera gradual— como guía de diseño y operación; además de facilitar la interoperabilidad, envían señales de diligencia y madurez al ecosistema.
- **Infraestructura de datos y operacionalización técnica.** Es necesario traducir la gobernanza y el cumplimiento en una arquitectura técnica operativa. Esto incluye conectores de espacios de datos, APIs interoperables, catálogos de datos y herramientas de monitorización del ciclo de vida de los modelos de IA. También se deben incorporar mecanismos de automatización

del cumplimiento, como control de accesos basado en políticas, auditoría y trazabilidad. El objetivo es pasar de un cumplimiento declarativo a uno ejecutable por diseño.

- **Seguridad, gestión del riesgo y resiliencia operativa.** Debe integrarse un enfoque continuo de gestión de riesgos en IA y espacios de datos, incluyendo ciberseguridad, control de accesos y robustez de los modelos. Es clave monitorizar comportamientos anómalos y realizar evaluaciones y pruebas periódicas de los sistemas. Asimismo, se requieren mecanismos de respuesta ante incidentes y planes de continuidad de negocio. Con ello, se asegura la seguridad no solo en el despliegue, sino durante todo el ciclo de vida.
- **Priorización por hitos.** Debe generarse una hoja de ruta para la planificación progresiva de la adopción de IA y espacios de datos en el tiempo, organizada por fases. Para compatibilizar ambición y cumplimiento, conviene ordenar la hoja de ruta con criterios temporales: primero, asegurar que no se incurre en prácticas no permitidas; después, atender las obligaciones de transparencia y documentación de los modelos de propósito general; y, a continuación, consolidar el núcleo de requisitos aplicable a sistemas de mayor riesgo. Esta secuencia evita bloqueos en etapas tempranas.
- **Capacidades y cultura.** El cumplimiento eficaz descansa en las personas. Se recomienda un plan de formación y reciclaje profesional que aúne contenidos técnicos (calidad de datos, evaluación de modelos), operativos (procedimientos, métricas) y ético-jurídicos (riesgos, salvaguardas, comunicación clara al usuario). La creación de guías operativas de primer nivel facilita la resolución de incidencias y homogeneiza respuestas.
- **Transparencia proporcionada.** La confianza del usuario —interno y externo— se refuerza con información clara y proporcionada sobre el funcionamiento de los sistemas y el papel de la supervisión humana. Sin tecnicismos innecesarios, conviene disponer de fichas explicativas por sistema que describan finalidad, datos utilizados, salvaguardas aplicadas y canales de reclamación o mejora continua.
- **Evaluación de impacto y proporcionalidad del riesgo:** Evaluación de impacto y proporcionalidad del riesgo. Antes del despliegue, y de forma periódica durante la vida útil del sistema, conviene realizar evaluaciones de impacto que permitan identificar riesgos jurídicos, éticos, técnicos y organizativos asociados al uso de datos y de sistemas de IA. Estas evaluaciones deberían analizar, entre otros aspectos, la afectación a derechos fundamentales, la protección de datos personales, la equidad del modelo, la explicabilidad, la seguridad, la dependencia de terceros y los posibles efectos sobre usuarios, empresas y administraciones. Su alcance ha de ser proporcional al nivel de riesgo del caso de uso, evitando cargas innecesarias en proyectos de bajo impacto, pero reforzando las garantías cuando existan decisiones automatizadas relevantes, tratamientos sensibles, reutilización intensiva de datos o participación de múltiples actores. El resultado debe traducirse en medidas concretas de mitigación, responsables asignados, evidencias documentales y criterios de revisión.

Estas líneas de actuación configuran un enfoque integrado de gobernanza y cumplimiento por diseño que permite alinear el desarrollo tecnológico con los requisitos regulatorios y operativos desde el inicio. No se trata únicamente de cumplir con obligaciones normativas de forma reactiva, sino de construir una arquitectura organizativa y técnica que haga el cumplimiento verificable, automatizable en la medida de lo posible y sostenible en el tiempo. De este modo, los Espacios de Datos y los sistemas de Inteligencia Artificial pueden escalar de forma segura, interoperable y confiable, reduciendo la incertidumbre jurídica y facilitando la colaboración entre actores del ecosistema.

7.2 Sobre el escalado de capacidades basadas en datos

La transformación hacia organizaciones más eficientes, basadas en datos e inteligencia artificial, no se produce de forma inmediata, sino mediante un proceso progresivo que combina la generación de

valor rápido con la construcción de capacidades sostenibles en el tiempo. En este sentido, la adopción de IA y espacios de datos requiere un proceso estructurado que permita pasar de casos de uso concretos a su escalado organizativo, asegurando al mismo tiempo la viabilidad técnica, económica y regulatoria.

El enfoque que se presenta a continuación organiza, tentativamente, esta transición en tres dimensiones complementarias. En primer lugar, se aborda la generación de impacto a corto plazo a través de la identificación de procesos de alto valor y la automatización de tareas intensivas en información, especialmente aquellas basadas en datos textuales, donde suele concentrarse una parte significativa del conocimiento operativo de las organizaciones. En segundo lugar, se considera la necesidad de estructurar mecanismos de financiación, gobernanza de proyectos y escalado que permitan pasar de pruebas de concepto a despliegues estables sin interrupciones ni cuellos de botella. Finalmente, se incluye una dimensión centrada en las capacidades y el cambio organizativo, entendiendo que la adopción tecnológica requiere formación, transparencia, revisión continua y alineación progresiva con estándares de interoperabilidad y uso responsable de los sistemas.

A. De la idea al impacto (0–6 meses)
● Catálogo de procesos con matriz esfuerzo–impacto y diseño de procesos reutilizables (del pedido al cobro, modelo de gestión de expedientes...), con KPIs de ciclo, calidad y ahorro. ● Programa “Texto-First”: normalización de fuentes (PDF, Office, correos), anonimización y control de calidad, clasificación/extracción, y búsqueda semántica/RAG para autoservicio documental. ● Vinculación con ecosistemas de innovación para acercamiento a socios y co-desarrollo de pruebas de concepto bajo criterios de adopción (tasa de uso, reducción de TTR/SLAs, NPS interno).
B. Financiación y escalado (3–12 meses)
● Mapa de instrumentos financieros e itinerario de madurez: PoC – piloto - despliegue multi-área, con revisiones financieras y de cumplimiento técnico-legal. ● Oficina de proyectos a corto plazo para gobernar costes, riesgos, evidencias y cronograma de adopción, asegurando continuidad entre fases y convocatorias nacionales o europeas. ● Revisión contractual: actualizar condiciones justas/no discriminatorias y cláusulas de portabilidad y cambio de proveedor (formatos, plazos, asistencia, responsabilidades), con check-list y responsables.
C. Capacidades y cambio
● Plan de formación y puesta al día (identificación de cuellos de botella en procesos, automatización de tareas, verificación de la calidad de los modelos y definición clara de lo que debe hacer la IA con textos) y guías prácticas para el equipo de primera línea. ● Calendario de revisiones internas (trimestral/semestral) para comprobar coherencia entre expediente y desempeño real; remediación y seguimiento. ● Fichas explicativas por sistema (finalidad, datos utilizados, salvaguardas, supervisión humana y canales de reclamación/mejora) para transparencia proporcionada. ● Adopción progresiva de estándares (bloques funcionales de espacios de datos y políticas de uso máquina-legibles) para interoperabilidad y eficiencia.

La experiencia reciente aconseja focalizar el corto plazo en automatización inteligente (pasar de pilotos a despliegues estables con métricas de ciclo y ahorro) y en datos textuales (donde reside gran parte del valor inmediato: contratos, atención al cliente, incidencias). Se recomienda, además, contar

con una hoja de ruta financiera explícita para evitar cuellos de botella entre el prototipo mínimo viable y la implantación multitarea, y mantener enfoques graduales y realistas para pymes y tejido local.

7.3 Integración con Espacios de Datos y marco Europeo

Como continuidad natural de las recomendaciones y del cumplimiento desde el diseño, se articulan a continuación los mecanismos técnicos y organizativos que permiten que los proyectos de Espacios de Datos e IA evolucionen alineados con el marco regulatorio vigente.

- **Arquitectura e interoperabilidad.** Adoptar bloques funcionales de referencia (catálogo de productos de datos, vocabularios, identidad/atestación, negociación de contratos y separación de plano de control y de datos) para garantizar el descubrimiento, la trazabilidad y portabilidad entre dominios. Estandarizar metadatos (p. ej., NGSI-LD y DCAT) para habilitar relaciones semánticas y *lineage* verificable desde el catálogo hasta el consumo.
- **Identidad y control de uso.** Implantar *onboarding* con credenciales verificables y carteras de identidad europeas (EU Digital/Business Wallet) para verificar participantes y atributos; definir y aplicar políticas de acceso/uso (finalidad, temporalidad, restricciones) integradas en los conectores o servicios, con pruebas de conformidad y registro de decisiones.
- **Hoja de ruta regulatoria.** Integrar en la planificación los hitos del marco europeo (IA, datos, identidad y estandarización), de forma que el cumplimiento desde el diseño aporte seguridad jurídica sin frenar la adopción. La adopción temprana de marcos y estándares europeos reducirá costes de integración, facilitará auditorías y reforzará la confianza de todo el ecosistema.

Sinergias y retos de los Espacios de Datos para una Inteligencia Artificial responsable, 2026

Editado por PLANETIC. Comité Gestor formado por: Dolores Ordóñez, Daniel Sáez, Antonio Sánchez, Pablo Caballero, Francisco Ramos, José Enrique Álvarez, Cecilio Angulo, Juan Garbajosa, Francisco L. Benítez, José María García, Pablo Coca, M^a Carmen Pérez, Luis Fonseca, Víctor Pérez, Francisco Gámiz.

© PLANETIC, 2026.



Agradecimiento a los miembros de PLANETIC por su participación en el proceso de elaboración de la AEII.

Con el apoyo del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades.

aeii@planetic.es – www.planetic.es

