Sistemas de Aprendizaje Automático

<u>Índice</u>

- 1. Inteligencia Artificial
- 2. Machine Learning (aprendizaje automático)
- 3. Deep Learning (aprendizaje profundo)
- 4. Big Data

La **inteligencia artificial**, IA o Al (**A**rtificial **I**ntelligence, en inglés), se ha desarrollado desde los inicios de la informática.

Si bien el término se acuñó en la **década de 1950** (en la primera conferencia relativa a la disciplina, en Darmouth en 1956), desde la antigüedad el ser humano ha soñado con la posibilidad de crear máquinas dotadas de inteligencia.

¿Qué es la inteligencia artificial?

La inteligencia artificial (IA) es el conjunto de técnicas que permiten a máquinas ejecutar tareas que, en humanos, requieren inteligencia: percibir, razonar, aprender y decidir.

- Qué hace: clasificar, predecir, recomendar, generar texto/imagen/audio, conversar, planificar, detectar anomalías.
- Cómo funciona: (datos→modelo) → entrenamiento → evaluación → uso (inferencia).
- Principales enfoques:
 - 1. Simbólica (reglas lógicas).
 - 2. Aprendizaje automático: supervisado, no supervisado y por refuerzo.
 - 3. Generativa (p. ej., modelos de lenguaje e imagen).

El filósofo **John Searle** publicó en 1980 un polémico artículo, donde apareció el concepto de **Al fuerte** y **Al débil**. Los términos **ANI/AGI/ASI** son posteriores y no son del filósofo.

- IA débil (weak Al): sistemas diseñados para tareas específicas.
- IA fuerte (strong AI): tesis filosófica de que un programa puede tener mente y comprensión.

Posteriormente: (lo que no importa a nosotros como técnicos)

- ANI (Artificial Narrow Intelligence): sinónimo práctico de IA débil.
- AGI (Artificial General Intelligence): capacidad general comparable a la humana.
 No existe hoy.
- ASI (Artificial Superintelligence): superaría ampliamente a humanos.
 Concepto teórico.

ACLARACIÓN:

- "IA fuerte/débil" es un debate filosófico.
- "ANI/AGI/ASI" es jerga de ingeniería.

Inteligencia Artificial - Débil (ANI)

La **IA débil**, también conocida como IA estrecha o IA específica, se refiere a sistemas de inteligencia artificial <u>diseñados y entrenados</u> para realizar tareas específicas.

Estos sistemas no tienen conciencia, comprensión o intencionalidad propia; simplemente ejecutan las tareas para las que fueron programados o entrenados, y no pueden realizar funciones fuera de ese dominio específico.

Inteligencia Artificial - Fuerte (AGI)

La IA fuerte, también llamada IA general (Artificial General Intelligence), es un concepto teórico y aún no ha sido totalmente alcanzado.

La IA fuerte se refiere a una inteligencia artificial que puede entender, razonar, y actuar de manera general, en múltiples dominios y con un nivel de autonomía similar o superior al de un ser humano.

Una IA fuerte sería capaz de realizar cualquier tarea intelectual que un ser humano pueda hacer, incluyendo habilidades como el aprendizaje, la creatividad, el razonamiento y la toma de decisiones en situaciones desconocidas.

Inteligencia Artificial - Débil vs Fuerte - Ejercicio



Característica	IA Débil	IA Fuerte
Ámbito de aplicación		
Comprensión		
Flexibilidad		
Autonomía		
Ejemplos actuales		

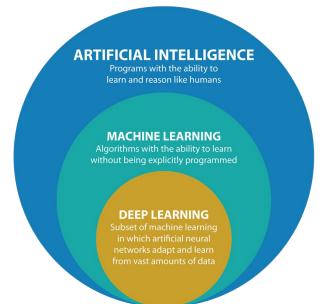
Inteligencia Artificial - Débil vs Fuerte

Característica	IA Débil	IA Fuerte
Ámbito de aplicación	Específica: realiza tareas específicas.	General: capaz de realizar cualquier tarea intelectual.
Comprensión	No tiene comprensión o conciencia real.	Tiene conciencia y entendimiento.
Flexibilidad	Limitada a lo que ha sido entrenada o programada.	Puede adaptarse y aprender tareas nuevas sin entrenamiento previo.
Autonomía	Depende de instrucciones humanas y datos específicos.	Totalmente autónoma, con capacidad para aprender y razonar por sí misma.
Ejemplos actuales	Asistentes virtuales, reconocimiento de imágenes, algoritmos de recomendación.	No existen ejemplos reales en la actualidad, solo en la ciencia ficción.



La Inteligencia Artificial, el Machine Learning y el Deep Learning no son lo mismo.

En ocasiones pueden utilizarse indistintamente.



Machine Learning

Machine Learning (ML)

El **Machine Learning** o aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial (IA) que se centra en el desarrollo de algoritmos y modelos que permiten a las máquinas aprender y mejorar su rendimiento en tareas específicas a partir de datos, sin ser explícitamente programadas para cada tarea.

En lugar de seguir instrucciones programadas para cada escenario, las máquinas analizan datos, identifican patrones y realizan **predicciones o decisiones** basadas en esos patrones.

Machine Learning (ML)

Predicciones:

- 0,8 de que sea un infarto
- 0,9 de que haya lluvias
- 0,7 de que la foto sea un perro

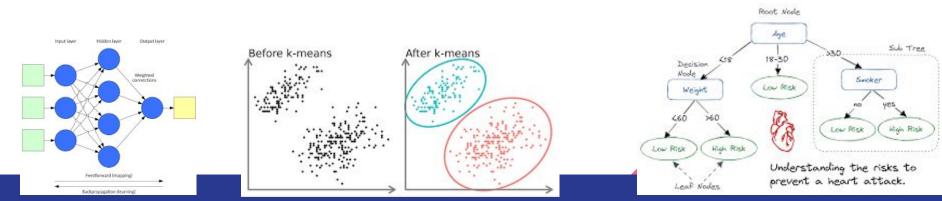
Conceptos clave del ML (I)



Datos: los algoritmos de aprendizaje automático requieren datos para aprender. Estos datos pueden ser estructurados (tablas de bases de datos, hojas de cálculo) o no estructurados (imágenes, texto, audio).

Conceptos clave del ML (II)

Modelos: un modelo en machine learning es una **representación matemática** o estadística que se ajusta a los datos de entrenamiento para predecir resultados o descubrir patrones. A medida que el modelo se entrena con más datos, su capacidad para hacer predicciones o clasificaciones mejora.



Conceptos clave del ML (III)

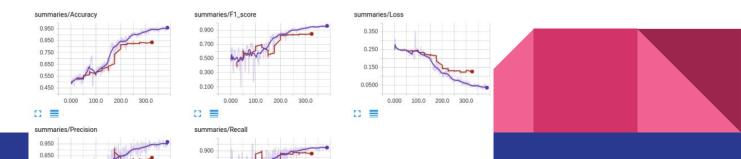
Entrenamiento: el proceso de entrenamiento es cuando el modelo de machine learning analiza los datos y ajusta sus parámetros para mejorar en la tarea que se le ha asignado, como clasificar, predecir o agrupar.

traffic lights

Conceptos clave del ML (IV)



Evaluación: una vez que el modelo se ha entrenado, se evalúa su rendimiento en un conjunto de datos de prueba, que no ha visto durante el entrenamiento, para medir su precisión y evitar el sobreajuste (cuando el modelo se adapta demasiado a los datos de entrenamiento y no generaliza bien a datos nuevos).



Conceptos clave del ML (V)

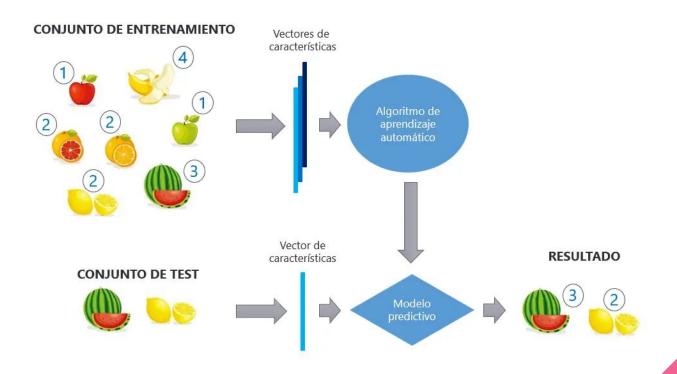
Predicción: después del entrenamiento y evaluación, el modelo está listo para hacer predicciones sobre nuevos datos. Dependiendo del tipo de algoritmo, puede **clasificar datos**, **predecir valores numéricos** o **identificar relaciones complejas** en los datos.

House Price
Prediction Through
Machine Learning

Tipos de ML - Aprendizaje supervisado

- En el aprendizaje supervisado, el modelo se entrena con <u>datos etiquetados</u>, es decir, el conjunto de datos incluye tanto los ejemplos de entrada como las respuestas correctas (etiquetas).
- Ejemplos: Regresión lineal, árboles de decisión, redes neuronales.
- Aplicaciones: Detección de fraudes, reconocimiento de voz, predicción de ventas.

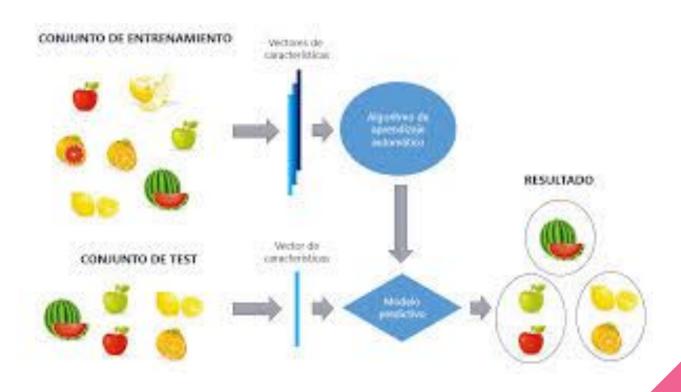
Tipos de ML - Aprendizaje supervisado



Tipos de ML - Aprendizaje NO supervisado

- En el aprendizaje no supervisado, los datos <u>no están etiquetados</u>, por lo que el modelo debe encontrar patrones o estructuras ocultas en los datos.
- **Ejemplos**: Algoritmos de clustering (agrupación), análisis de componentes principales (PCA).
- Aplicaciones: Segmentación de mercado, análisis exploratorio de datos.

Tipos de ML - Aprendizaje NO supervisado



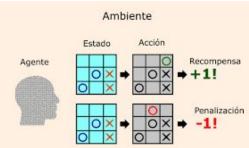
Tipos de ML - Aprendizaje semi-supervisado

- Combina el aprendizaje supervisado y no supervisado, utilizando una pequeña cantidad de datos etiquetados junto con una gran cantidad de datos no etiquetados.
- Aplicaciones: Sistemas de reconocimiento facial, análisis de imágenes médicas.

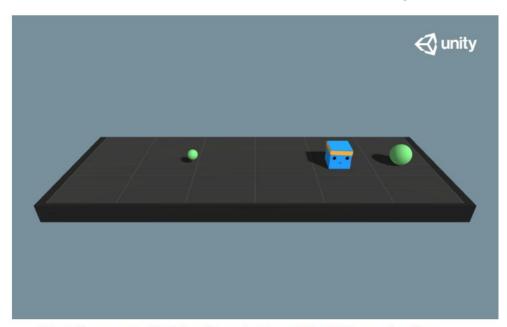
Tipos de ML - Aprendizaje por refuerzo

En este enfoque, un agente aprende a través de la interacción con su entorno.
 Recibe recompensas o castigos por sus acciones y trata de maximizar las recompensas a lo largo del tiempo.

 Ejemplos: Algoritmos utilizados en juegos como AlphaGo, robots autónomos, control de sistemas.



Tipos de ML - Aprendizaje por refuerzo



- . Set-up: A linear movement task where the agent must move left or right to rewarding states.
- . Goal: Move to the most reward state.
- · Agents: The environment contains one agent.
- Agent Reward Function:
 - · -0.01 at each step
 - o +0.1 for arriving at suboptimal state.
 - · +1.0 for arriving at optimal state.

Aplicaciones del ML (I)

- Reconocimiento de voz: los asistentes virtuales (como Siri o Alexa) utilizan machine learning para entender y responder a las solicitudes de los usuarios.
- Visión por computadora: machine learning se utiliza en el reconocimiento de imágenes, como en sistemas de seguridad que identifican rostros o en los automóviles autónomos que reconocen objetos en la carretera.

Aplicaciones del ML (II)

- Predicciones de negocio: en finanzas, el aprendizaje automático se utiliza para predecir el riesgo crediticio, detectar fraudes o prever movimientos en el mercado de valores.
- Sistemas de recomendación: servicios como Netflix, Spotify o Amazon utilizan machine learning para sugerir productos o contenidos basados en el historial de comportamiento del usuario.

Proceso básico del ML (I)

- Recopilación de datos: se obtiene un conjunto de datos que será utilizado para entrenar y probar el modelo.
- Preparación de datos: los datos suelen ser preprocesados, lo que incluye limpieza, normalización o transformación. (<u>muy importante</u>)
- Selección del modelo: se elige un algoritmo de machine learning adecuado para la tarea en cuestión.

Proceso básico del ML (II)

- **Entrenamiento del modelo**: el modelo se ajusta a los datos de entrenamiento para aprender patrones.
- Evaluación del modelo: se mide el rendimiento del modelo en un conjunto de datos de prueba para verificar su precisión.
- Predicción: una vez entrenado, el modelo se utiliza para hacer predicciones sobre datos nuevos o no vistos.

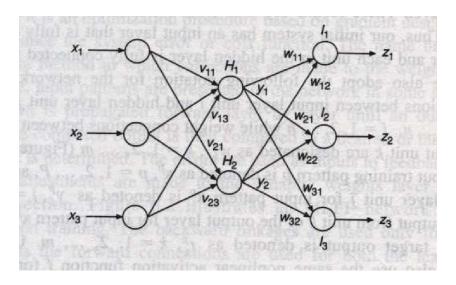
Deep Learning

Deep Learning (**DL**)

El **Deep Learning** o aprendizaje profundo es una subdisciplina del aprendizaje automático (machine learning) que utiliza **redes neuronales artificiales** profundas (con múltiples capas) para modelar y resolver problemas complejos.

Lo que distingue al aprendizaje profundo de otros enfoques de machine learning es la capacidad de estas redes neuronales para aprender representaciones jerárquicas y abstractas a partir de grandes volúmenes de datos, lo que las hace muy eficaces en tareas como reconocimiento de imágenes, procesamiento de lenguaje natural, y muchas otras.

Deep Learning (**DL**) - Redes Neuronales

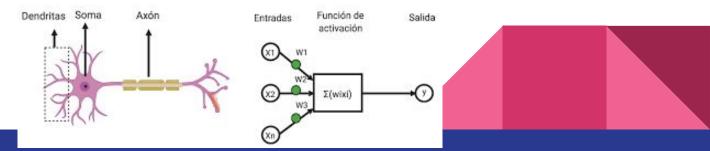


Tomado de D. Balbontín Noval, F. J. Martın Mateos, J. L. Ruiz Reina, Dpto. Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad de Sevilla

Conceptos clave del **DL** (I)

Redes Neuronales Artificiales (ANN)

- Las redes neuronales artificiales están inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano. Están formadas por neuronas artificiales (o nodos) conectadas entre sí. Cada neurona recibe información, realiza un cálculo y transmite el resultado a otras neuronas.
- En una red neuronal típica, las neuronas están organizadas en capas: una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida.



Conceptos clave del **DL** (II)

Capas Profundas (Deep Layers)

- A diferencia de las redes neuronales tradicionales (que tienen una o dos capas ocultas), las redes profundas tienen múltiples capas ocultas, lo que permite a la red aprender características complejas y representaciones jerárquicas.
- Cada capa oculta transforma los datos de entrada en un nivel de abstracción más alto. Por ejemplo, en una red para reconocimiento de imágenes, las capas iniciales pueden detectar bordes o formas simples, mientras que las capas más profundas detectan objetos complejos como caras o vehículos.

Conceptos clave del **DL** (III)

Aprendizaje Jerárquico

 El aprendizaje profundo permite que las redes neuronales aprendan características de bajo nivel (como píxeles o palabras) en las primeras capas y construyan progresivamente características más complejas en las capas más profundas.

Conceptos clave del **DL** (IV)

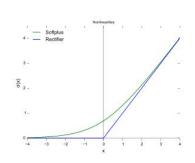
Entrenamiento

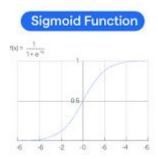
- El entrenamiento de una red profunda implica ajustar los pesos de las conexiones entre las neuronas para minimizar el error entre las predicciones del modelo y las etiquetas reales en un conjunto de datos. Esto se hace usando técnicas como el gradiente descendente y el backpropagation (retropropagación del error), que ajusta los pesos a lo largo de todas las capas de la red.
- Las redes profundas suelen requerir una gran cantidad de datos para entrenarse adecuadamente y evitar el sobreajuste (overfitting).

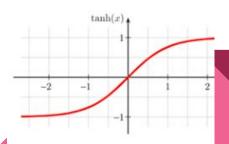
Conceptos clave del **DL** (V)

Funciones de activación

 Las neuronas en las redes profundas utilizan funciones de activación no lineales (como ReLU, Sigmoid o Tanh) para aprender relaciones complejas.
 Estas funciones permiten a la red modelar problemas no lineales y aprender patrones más abstractos.



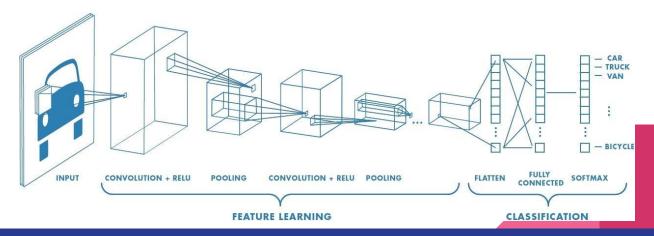




Aplicaciones del **DL** (I)

Reconocimiento de imágenes y visión por computadora

 Las redes neuronales convolucionales (Convolutional Neural Networks, CNN) se utilizan para tareas como el reconocimiento facial, la clasificación de imágenes y la detección de objetos.



Aplicaciones del **DL** (II)

Procesamiento del lenguaje natural (NLP)

 Las redes neuronales recurrentes (Recurrent Neural Networks, RNN) y su variante más avanzada, las redes LSTM (Long Short-Term Memory), son utilizadas en tareas como la traducción automática, el análisis de sentimientos y la generación de texto.



Aplicaciones del **DL** (III)

Automóviles autónomos

 Los vehículos autónomos utilizan deep learning para interpretar señales visuales, reconocer objetos y tomar decisiones en tiempo real sobre el

entorno de conducción.

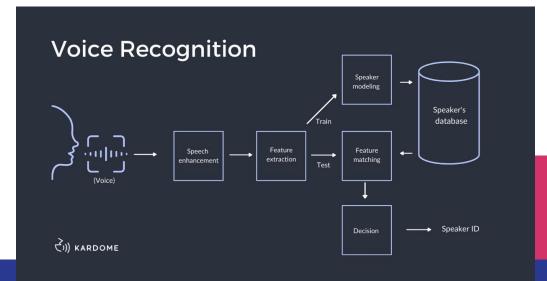


Aplicaciones del **DL** (IV)

Reconocimiento de voz

 Los asistentes virtuales como Siri, Alexa o Google Assistant utilizan redes profundas para transcribir el habla a texto y entender las consultas de los

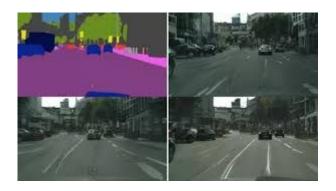
usuarios.



Aplicaciones del **DL** (V)

Juegos y simulaciones

• El aprendizaje profundo ha sido clave en el desarrollo de agentes capaces de jugar juegos complejos, como en el caso de AlphaGo u OpenAl Five.





Aplicaciones del **DL** (VI)

Generación de contenido

 Las redes generativas adversarias (Generative Adversarial Networks, GANs) son un tipo de arquitectura de deep learning que puede generar imágenes, vídeos o música sintética a partir de datos de entrada.



Inteligencia Artificial - Ejemplos y Ventajas de los tipos de Aprendizaje Automático - **Ejercicio**

	Tipo de SAA	Proyectos	Librerías
Reconocimiento de imágenes y visión por computadora			
Procesamiento del lenguaje natural			
Automóviles autónomos			

Big Data

Big Data

El **Big Data** se refiere a la **gestión y análisis** de grandes **volúmenes de datos** que no pueden ser manejados o procesados de manera eficiente por el *software* y *hardware* tradicional.

Estos conjuntos de datos son tan **masivos**, **rápidos** y **complejos** que requieren tecnologías y métodos especializados para extraer valor de ellos.













Volumen

La principal característica de los macrodatos es el volumen o gran cantidad en la que se producen.

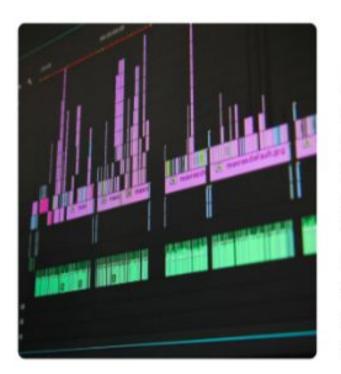
Esta es tan grande que requiere soluciones específicas tanto para su almacenamiento, como para su procesamiento, ya que es imposible tratar tal cantidad de datos con métodos tradicionales.



Velocidad

Uno de los problemas de los macrodatos no es solo la gran cantidad a la que se producen, sino el ritmo al que lo hacen.

Para procesar los datos a la velocidad a la que se producen, es neceario desarrollar técnicas capaces de procesarlos con la mayor rapidez posible.



Variedad

Los macrodatos a menudo tienen naturalezas y orígenes diferentes.

Por ejemplo, pueden venir del historial de navegación de un usuario y de las aplicaciones que tiene en su teléfono inteligente.

Pero también pueden estar en distintos formatos (texto, imagen, etc.) o ser conjuntos de datos que sean, o no, ordenados.



Veracidad

Tal y como expresa la definición de dato, estos tienen que representar la realidad, es decir, deben ser precisos y fiables.

Si los datos se encuentran desactualizados, o contienen errores, tienen que ser descartados del conjunto al que pertenezcan.



Valor

El valor de los datos está asociado al objeto del análisis. Si el procesamiento de macrodatos está siendo realizado por una empresa del sector alimenticio, seguramente no le importe qué tipo de tejido está de moda.

Aunque la información es darle valor a unos datos, no podemos darle un sentido de una realidad que no representen.

Características (I)

- Volumen: se refiere a la cantidad masiva de datos generados, que puede provenir de diversas fuentes como redes sociales, dispositivos IoT, transacciones comerciales, etc.
- Velocidad: se refiere a la rapidez con la que se generan y procesan los datos.
- Variedad: los datos provienen de diversas fuentes y formatos, que pueden ser estructurados (como bases de datos relacionales), no estructurados (como textos, videos, audios) y semiestructurados (como archivos XML o JSON).

Características (II)

- Veracidad: se refiere a la calidad o fiabilidad de los datos. Debido a la diversidad de fuentes, es crucial evaluar la precisión y la consistencia de los datos.
- Valor: el objetivo final del Big Data es extraer valor de los datos, lo que implica transformar grandes volúmenes de datos en información útil y procesable para la toma de decisiones.

Aplicaciones (I)

- Negocios: ayuda a las empresas a analizar tendencias de mercado, mejorar la toma de decisiones y optimizar operaciones.
- Salud: se utiliza para analizar grandes volúmenes de datos médicos para mejorar diagnósticos, personalizar tratamientos y gestionar pandemias.

Aplicaciones (II)

- Ciencia: en áreas como la astronomía, el análisis de datos a gran escala permite el descubrimiento de nuevos fenómenos y patrones.
- Marketing: las empresas pueden personalizar sus campañas publicitarias y comprender mejor a sus clientes a través del análisis de datos de comportamiento.

Relación con la Inteligencia Artificial

La relación entre Big Data e Inteligencia Artificial es fundamental y complementaria. <u>Aspectos clave</u>:

 Big Data como combustible para la IA: la IA, particularmente las técnicas de aprendizaje automático (machine learning), requieren grandes cantidades de datos para aprender patrones, hacer predicciones y tomar decisiones. Big Data proporciona ese volumen masivo de datos, provenientes de múltiples fuentes como redes sociales, sensores IoT, transacciones, etc. Sin estos datos, los modelos de IA no tendrían suficiente información para entrenarse de manera efectiva.

 Mejoras en los algoritmos de IA gracias a Big Data: al tener acceso a grandes volúmenes de datos, los algoritmos de IA pueden entrenarse con mayor precisión.

Cuanto más datos de calidad tienen, mejores son los resultados de los modelos de aprendizaje automático, ya que pueden reconocer patrones más complejos y hacer predicciones más exactas.

 Procesamiento y análisis de datos: Big Data incluye técnicas y tecnologías que permiten el procesamiento masivo y la rápida manipulación de datos, lo cual es crucial para alimentar algoritmos de IA en tiempo real o cerca de tiempo real. Esto permite que la IA genere insights valiosos a partir de grandes volúmenes de datos de forma eficiente.

 Automatización y mejora continua: Con la IA, los sistemas de Big Data pueden volverse más inteligentes y automatizados, identificando patrones y anomalías sin intervención humana. Por ejemplo, en la optimización de infraestructuras o el análisis predictivo de datos, la IA puede automatizar tareas que antes requerían mucho tiempo.

 Big Data habilita el aprendizaje profundo (Deep Learning): El aprendizaje profundo, un subcampo de la IA, se beneficia particularmente de grandes conjuntos de datos. Los algoritmos de redes neuronales profundas (Deep Neural Networks) requieren muchos datos y potentes capacidades de procesamiento, algo que Big Data y sus tecnologías asociadas proporcionan.

Relación con la Inteligencia Artificial

<u>Big Data</u> provee los datos y las herramientas para almacenar y procesar grandes volúmenes de información, mientras que la <u>Inteligencia Artificial</u> utiliza esos datos para aprender, mejorar y tomar decisiones autónomas.

Ambas tecnologías se retroalimentan, ya que mejores algoritmos de IA pueden analizar y generar más valor a partir de los datos, mientras que la disponibilidad de Big Data impulsa el desarrollo y la mejora de la IA.