

MÀSTER DE FORMACIÓ PROFESSIONAL

INTEL·LIGÈNCIA ARTIFICIAL I BIG DATA

TITULACIÓ OFICIAL FP

M1 - M2
Introducció a
Machine
Learning

Clase
2

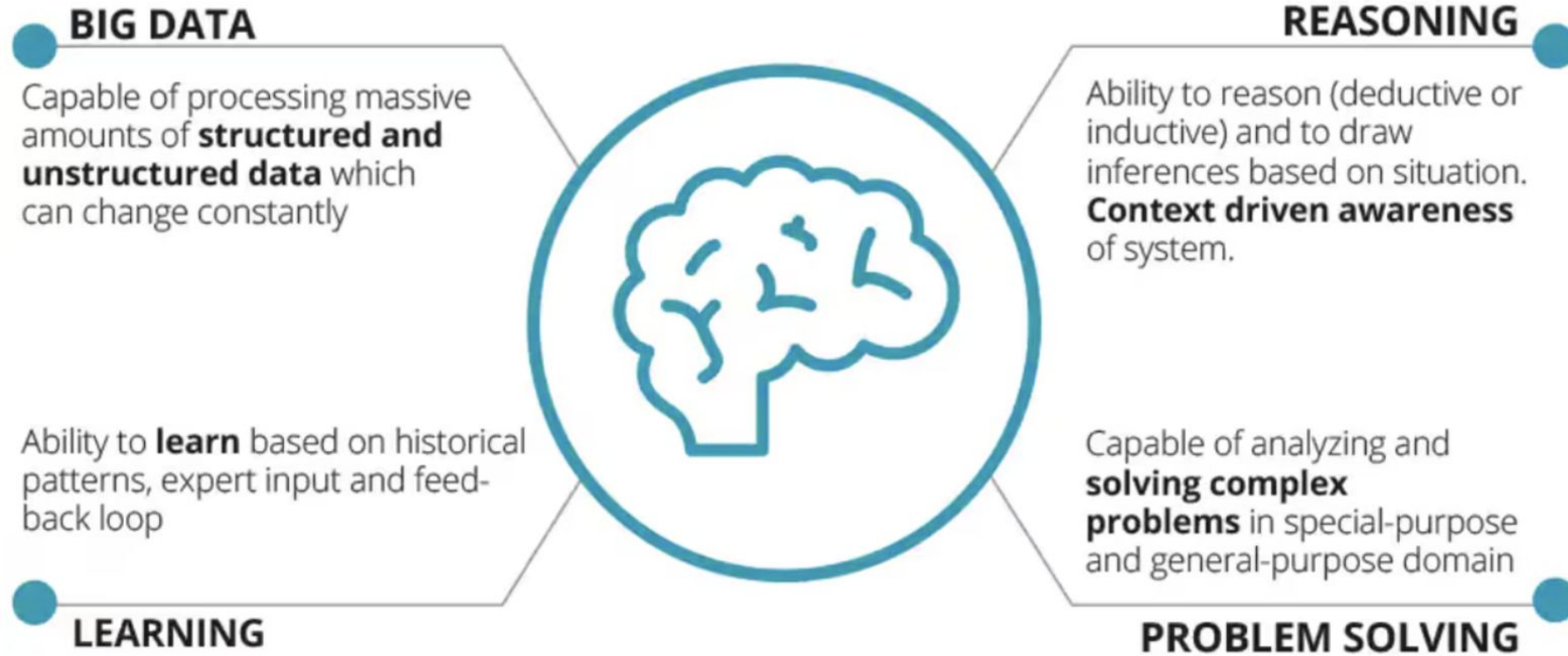
Motivación

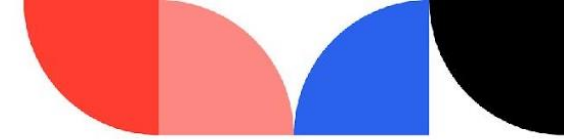
Queremos un **comportamiento** similar al **humano** en las **máquinas** (¡especialmente en los ordenadores!): adaptable (flexible), rápido, fiable y automático.

Los sistemas biológicos se enfrentan a imprecisiones, verdades parciales, incertidumbres, ruidos, contradicciones, etc., en la mayoría de los casos en función de los datos (piense en un bebé que aprende a andar o a hablar).

También hacen predicciones mediante sus propios modelos de comportamiento (aprendidos por la experiencia y casi imposibles de verbalizar).





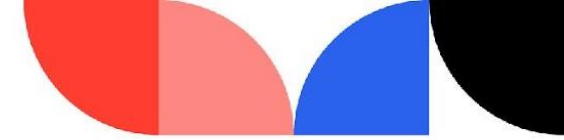


Qué es la Inteligencia Artificial?

- "La inteligencia artificial es un sistema computarizado que exhibe un comportamiento que comúnmente se considera que requiere inteligencia". (1)
- "La Inteligencia Artificial es la ciencia de hacer que las máquinas hagan cosas que requerirían inteligencia si las hiciera el hombre". (2)
- "La IA es la ciencia y la ingeniería de la fabricación de máquinas inteligentes, especialmente programas informáticos inteligentes". (3) (Alan Turing)

En términos generales, la IA se refiere a un amplio campo de la ciencia que abarca no sólo la informática, sino también la psicología, la filosofía, la lingüística y otras áreas. La IA se preocupa por conseguir que las computadoras hagan tareas que normalmente requerirían inteligencia humana. Dicho esto, hay muchos puntos de vista sobre la IA y existen muchas definiciones.



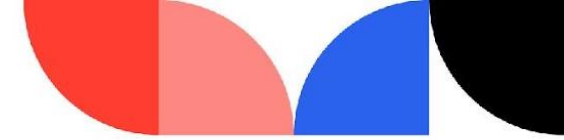


Qué es Machine Learning (Aprendizaje Automático)?

El aprendizaje automático es el **campo** de la **informática** que estudia los métodos automáticos para hacer **predicciones** (o, de forma más general, elegir acciones útiles) **basándose** en la **experiencia** pasada o en el **conocimiento** («datos») del comportamiento de un sistema ...

- Se consiguen regularidades de los datos de entrenamiento.
- Se aprende a identificar patrones.
- Aplicar a muchos problemas y conjuntos de datos diferentes

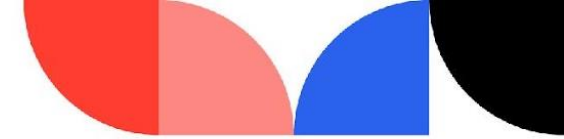




Qué es Machine Learning (Aprendizaje Automático)?

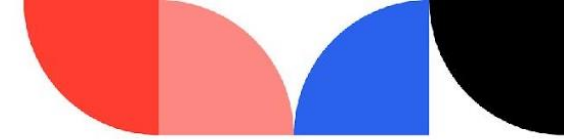
- Reciben y analizan datos de entrada para predecir los valores de salida
- Cuando se introducen datos nuevos, los algoritmos aprenden y optimizan para mejorar el rendimiento





Aplicaciones

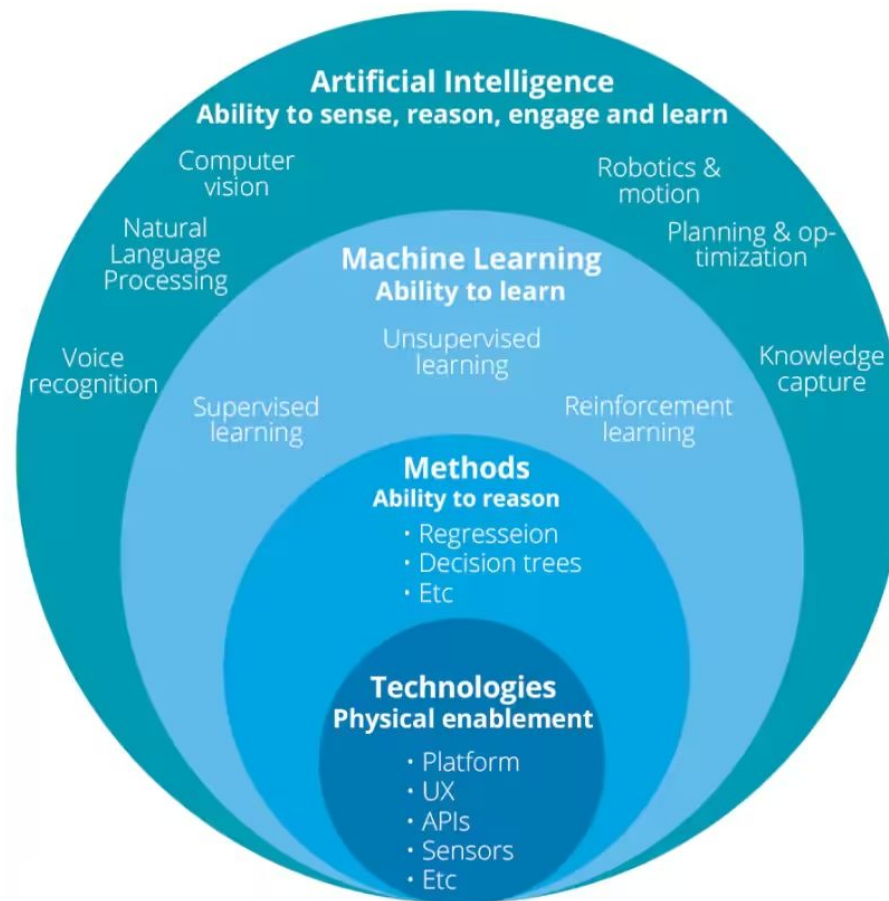


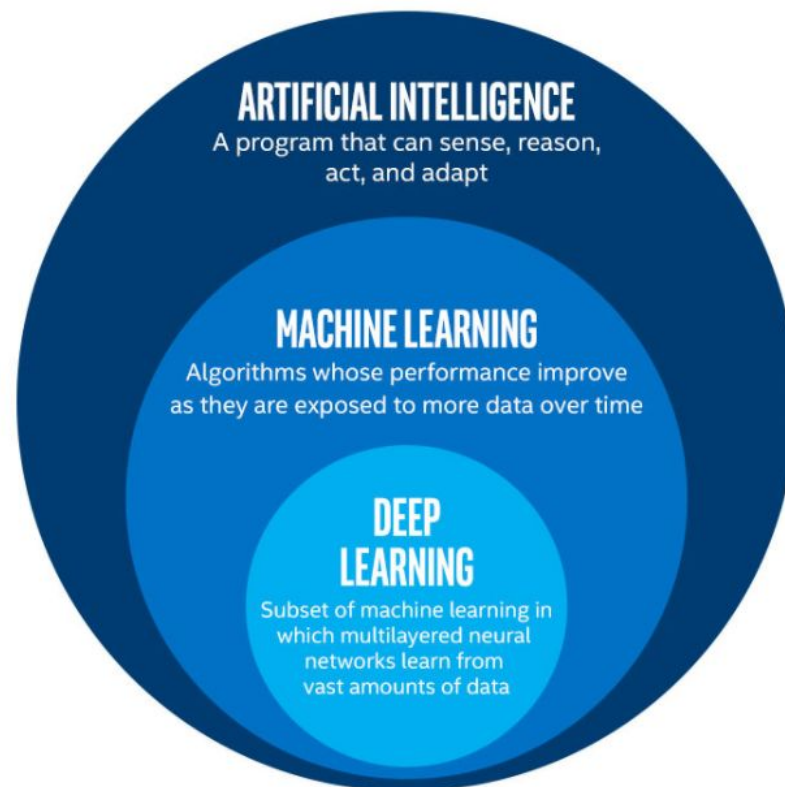


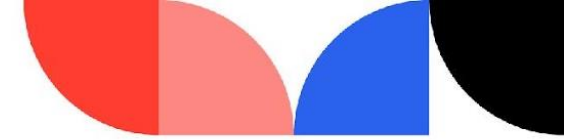
Aplicaciones

- **Percepción:** análisis de imágenes, análisis del habla, reconocimiento facial y manuscrito, subtitulación de imágenes y vídeos...
- **Lenguaje natural:** traducción, comprensión, generación...
- **Empresa:** detección de fraudes, concesión de créditos, intrusión en redes, análisis bursátil...
- **Ciencia:** bio y quimioinformática, microbiología, astronomía...
- **Medicina:** diagnóstico (por ejemplo, imágenes médicas), pronóstico, selección de terapias, descubrimiento de fármacos...
- **Análisis web:** hipertexto, blogs, redes sociales (sistemas de recomendación, análisis de sentimientos)...





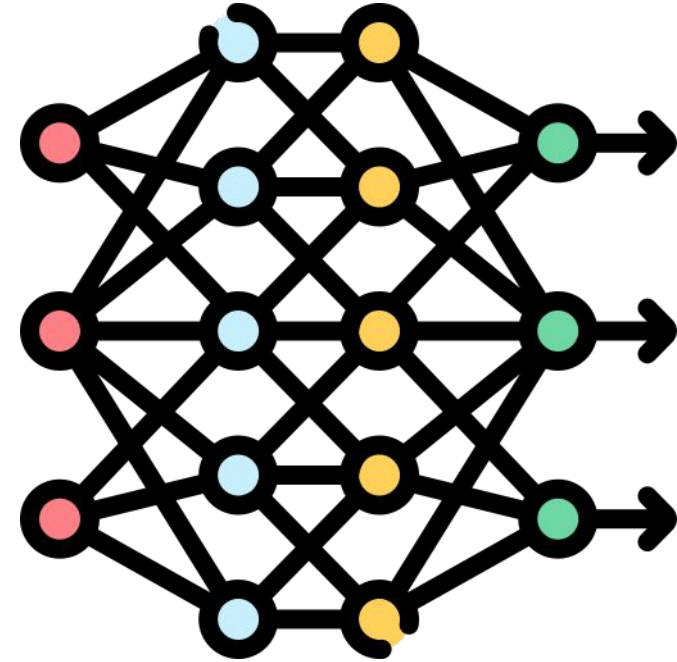


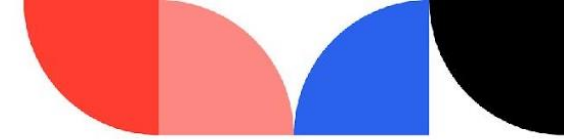


¿Qué es Deep Learning?

Subtarea de machine learning que usa **redes neuronales** para modelar los datos y extraer patrones. Están formadas por múltiples capas que permiten aprender representaciones jerárquicas de los datos.

Cada capa de la red transforma los datos de entrada en abstracciones más complejas.





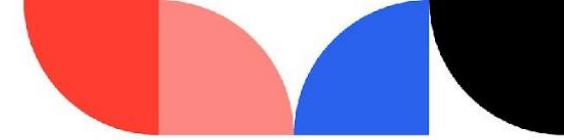
Tareas básicas de aprendizaje (subcampos del ML)

APRENDIZAJE SUPERVISADO usa datos etiquetados

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO no utiliza (ni tiene) etiquetas de datos

EI APRENDIZAJE SEMI-SUPERVISADO utiliza datos parcialmente etiquetados



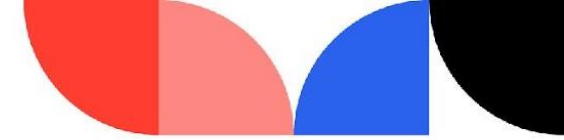


APRENDIZAJE SUPERVISADO

Usa datos etiquetados para entrenar algoritmos de clasificación o predicción. El algoritmo mide la precisión a través de la **función de pérdidas**, ajustando hasta que el error se ha minimizado. Incluye dos tipos de problemas:

- **Clasificación:** predice una clase/categoría para cada ejemplo (p. ej., clasificación de documentos). Reconoce características del conjunto de datos y saca conclusiones sobre cómo debe etiquetarse. Los algoritmos de clasificación más comunes son los clasificadores lineales, las máquinas de vectores de soporte (SVM), los árboles de decisión, k vecinos más cercanos y random forest.
- **Regresión:** predice un valor real para cada ejemplo (p. ej., predicción de la concentración de ph). Se estudia la relación entre variables dependientes e independientes. Se usa para hacer proyecciones . Los algoritmos más comunes son la regresión lineal, logística y polinómica.

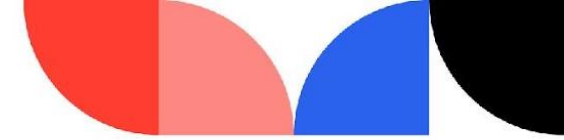




APRENDIZAJE SUPERVISADO

- Se aprende con el ejemplo
- Datos conocidos tanto de entrada como de salida
- El algoritmo encuentra la relación entre entrada y salida. Aprende de las observaciones y hace predicciones.
- Proceso de corrección hasta conseguir un alto nivel de precisión y rendimiento

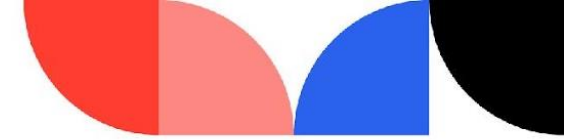




ALGORITMOS - APRENDIZAJE SUPERVISADO

- **Redes neuronales:** imitar la interconectividad del cerebro humano a través de capas de nodos.
- **Naive Bayes:** La presencia de una característica no influye en la presencia de otra en la probabilidad de un resultado dado, y cada predictor tiene un efecto igual en el resultado.
- **Regresión lineal:** Identificar la relación entre una variable dependiente continua y una o más variables independientes, y suele aprovecharse para hacer predicciones sobre resultados futuros.
- **Regresión logística:** Comprender la relación entre las entradas de datos, usado para problemas de clasificación binaria ya que la variable dependiente es categórica.
- **Support Vector Machine:** Se separan las clases de puntos de datos por un hiperplano.
- **K Nearest Neighbors:** busca las distancias entre puntos de datos y asigna una categoría.
- **Random Forest:** se combinan árboles de decisión no correlacionados para predecir.



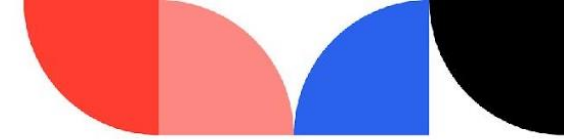


APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Usa algoritmos de ML para analizar y agrupar en clústeres conjuntos de datos sin etiquetar. Descubren agrupaciones de datos o patrones ocultos sin intervención humana.

- **Clustering:** descubrir grupos coherentes en los datos (clusters)
- **Reducción de la dimensionalidad:** encontrar representaciones de datos de menor dimensión (p. ej. documentos, caras, ...)
- **Estimación de la densidad:** estimar el mecanismo probabilístico que genera los datos
- **Detección de novedades:** encontrar datos anómalos/novedosos/extraños

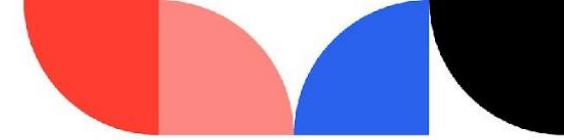




APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

- No hay una respuesta definida
- Se determinan correlaciones y relaciones mediante el análisis de datos
- Cuantos más datos más refinado son los grupos



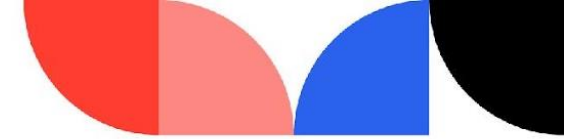


CLUSTERING - APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Agrupar datos no etiquetados en función de sus similitudes o diferencias.
Los algoritmos de clústeres se clasifican en varios tipos:

- **Exclusivos:** estipula que un punto de datos sólo puede existir en un clúster (K-Means)
- **Superpuestos:** permiten que los puntos de datos pertenezcan a varios clústeres con diferentes grados de pertenencia.
- **Jerárquicos:** Sus puntos de datos se aíslan inicialmente como agrupaciones separadas y luego se fusionan iterativamente sobre la base de la similitud hasta que se logra un clúster.
- **Probabilísticos:** Los puntos de datos se agrupan en función de la probabilidad de que pertenezcan a una distribución determinada. (GMM)



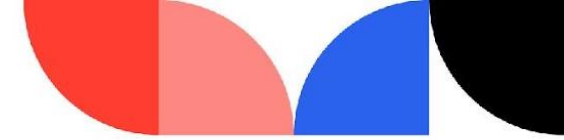


REGLAS DE ASOCIACIÓN - APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Detectar relaciones entre variables en un conjunto de datos.

- **Aplicación:** Análisis de cesta de la compra para comprender las relaciones entre productos y mejorar las estrategias de venta cruzada y recomendaciones.





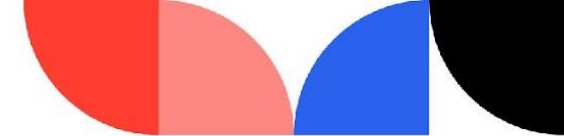
REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD - APRENDIZAJE NO

SUPERVISADO

Normalmente cuantos más datos tengamos generamos resultados más precisos. Sin embargo, pueden incidir en el rendimiento de los algoritmos y dificultar la visualización de los conjuntos de datos. La reducción de la dimensionalidad se usa en el número de características de un conjunto de datos es demasiado elevado. Reduce el número de entradas de datos a un tamaño gestionable y preserva la integridad del conjunto de datos lo máximo posible,. Se usa en la fase de procesamiento de datos.

- **PCA:** Es un tipo de algoritmo de reducción de dimensionalidad que se utiliza para reducir redundancias y comprimir conjuntos de datos a través de la extracción de características.
- **SVD:** Se suele utilizar para reducir el ruido y comprimir datos, como archivos de imágenes.

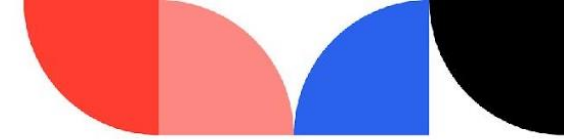




Retos del aprendizaje

SUPERVISADO	NO SUPERVISADO
Los modelos de aprendizaje supervisado pueden requerir ciertos niveles de experiencia para estructurarse con precisión.	Complejidad computacional debido al elevado volumen de datos de entrenamiento
El entrenamiento de modelos de aprendizaje supervisado puede requerir mucho tiempo.	Tiempos de entrenamiento más extensos
Los conjuntos de datos pueden tener una mayor probabilidad de error humano, lo que hace que los algoritmos aprendan incorrectamente.	Mayor riesgo de resultados inexactos
A diferencia de los modelos de aprendizaje no supervisado, el aprendizaje supervisado no puede agrupar ni clasificar datos por sí solo.	Intervención humana para validar variables de salida
	Falta de transparencia en la base sobre la cual se han agrupado los datos





Tareas básicas de aprendizaje (subcampos del ML)

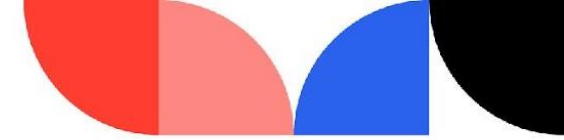
EL APRENDIZAJE SEMI-SUPERVISADO utiliza datos parcialmente etiquetados

- **Refuerzo:** recompensa diferida (por ejemplo, encontrar la salida en un laberinto)
- Hay unas reglas definidas
- Tenemos un conjunto de acciones, parámetros y valores finales
- El algoritmo explora las diferentes opciones y posibilidades, monitorizando y evaluando cada resultado para determinar el óptimo
- Proceso de ensayo y error
- Se aprende de experiencias pasadas y se adapta en respuesta a la situación para lograr el mejor resultado posible



REINFORCEMENT LEARNING

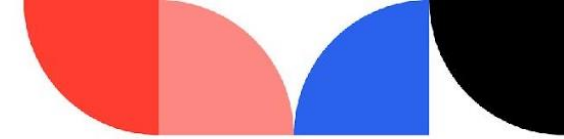




REINFORCEMENT LEARNING

En el aprendizaje por refuerzo, un agente aprende a tomar decisiones secuenciales. El agente recibe recompensas o castigos y tiene como objetivo maximizar la recompensa acumulada.





DATOS

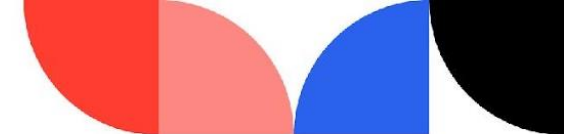
Data set completo.

Lo separamos en training, validation y test.

Ajustamos los algoritmos y los modelos con el training y validation dataset.

Comprobamos el funcionamiento final del sistema con el test dataset.





DATOS

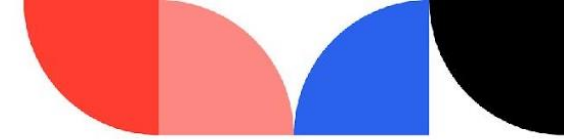
Train / Test / Validation Split

Color	Place	Price
Yellow	Bedroom	\$4100
Blue	Kitchen	\$5500
Orange	Patio	\$3800
Blue	Kitchen	\$3000
Green	Patio	\$3000
Blue	Garden	\$1000
Green	Patio	\$1000

Training data

Testing data





MODELO

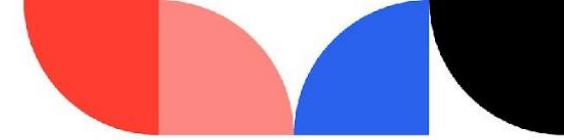
Un **modelo** es un algoritmo que permite predecir futuros ejemplos desconocidos

Las propiedades del modelo serán:

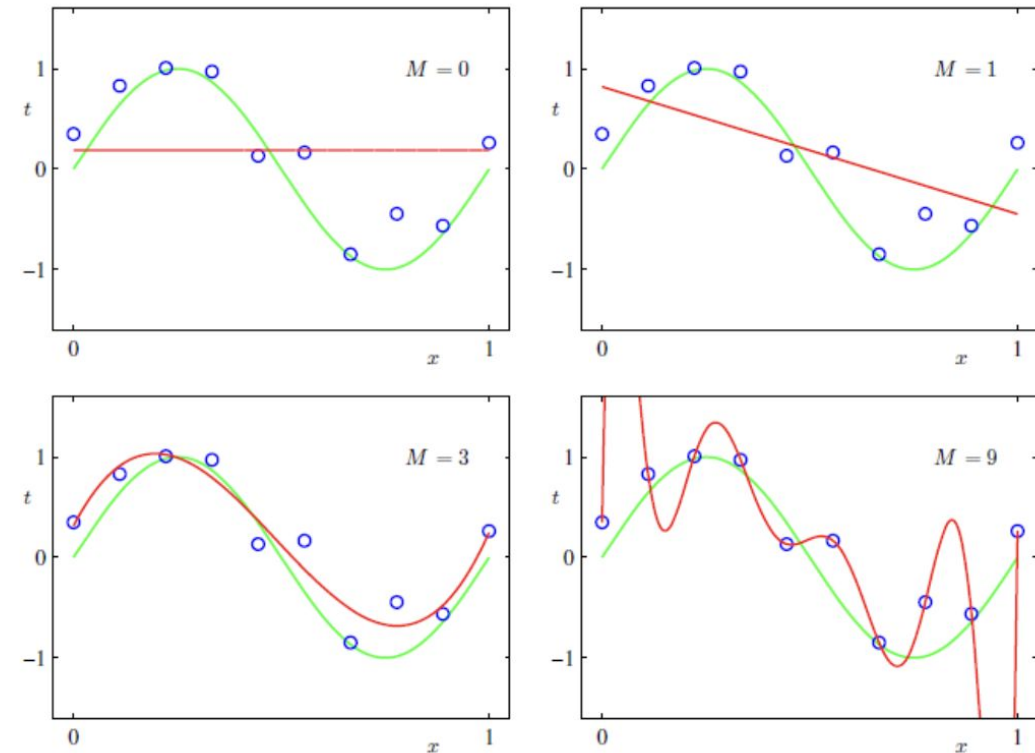
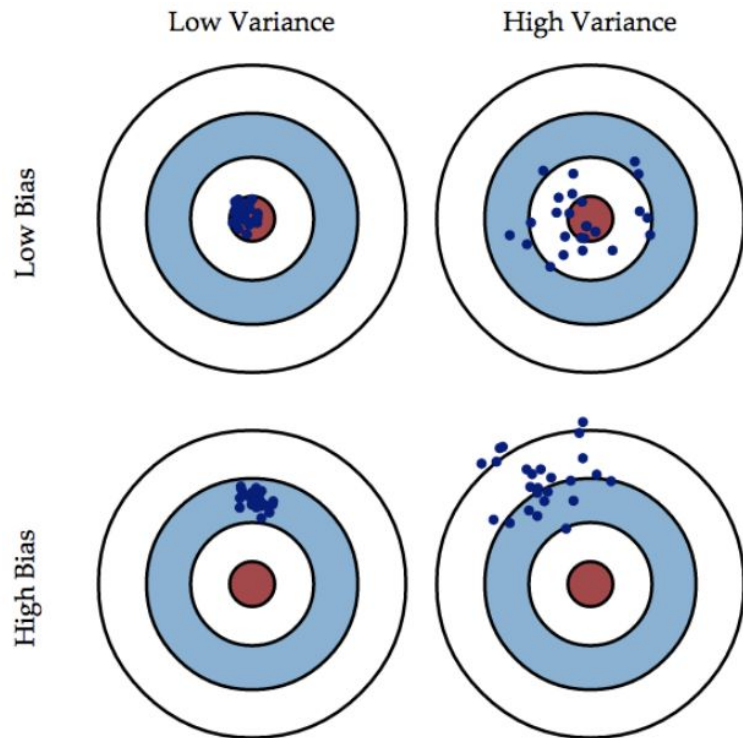
1. Buena generalización
2. Interpretabilidad
3. Susceptible de inferencia
4. Dispersión
5. Eficiencia (tiempo y espacio)

Un modelo es una función, aunque puede adoptar variantes.

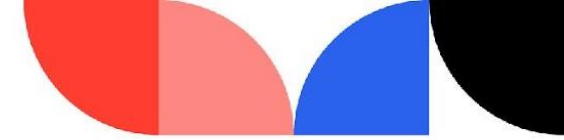




MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA



Christopher Bishop's "Pattern Recognition and Machine Learning",



MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

Tanto el sesgo como la varianza nos ayudan a definir los parámetros del modelo que se ajuste a la mejor solución.

- **Bias:** error entre los valores predichos por el modelo y el valor actual o esperado.

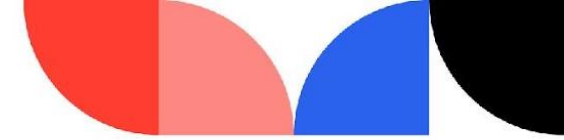
$$\text{Bias}(\hat{Y}) = E(\hat{Y}) - Y$$

Por ejemplo: se asume que los datos son lineales cuando en realidad siguen función compleja

Bajo: el modelo coincidirá estrechamente con el conjunto de datos de entrenamiento

Alto: el modelo no coincidirá estrechamente.





MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

- **Variance:** dispersión de los datos respecto su posición media, mide la variabilidad del modelo, es decir, si el modelo es muy sensitivo a otro subconjunto de los datos.

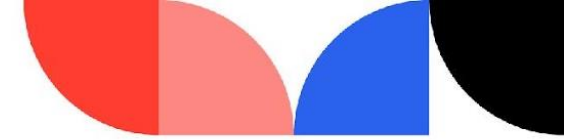
$$\text{Variance} = E[(\hat{Y} - E[\hat{Y}])^2]$$

Por ejemplo: existe una alta sensibilidad a la variación de los datos y no es sensible al ruido.

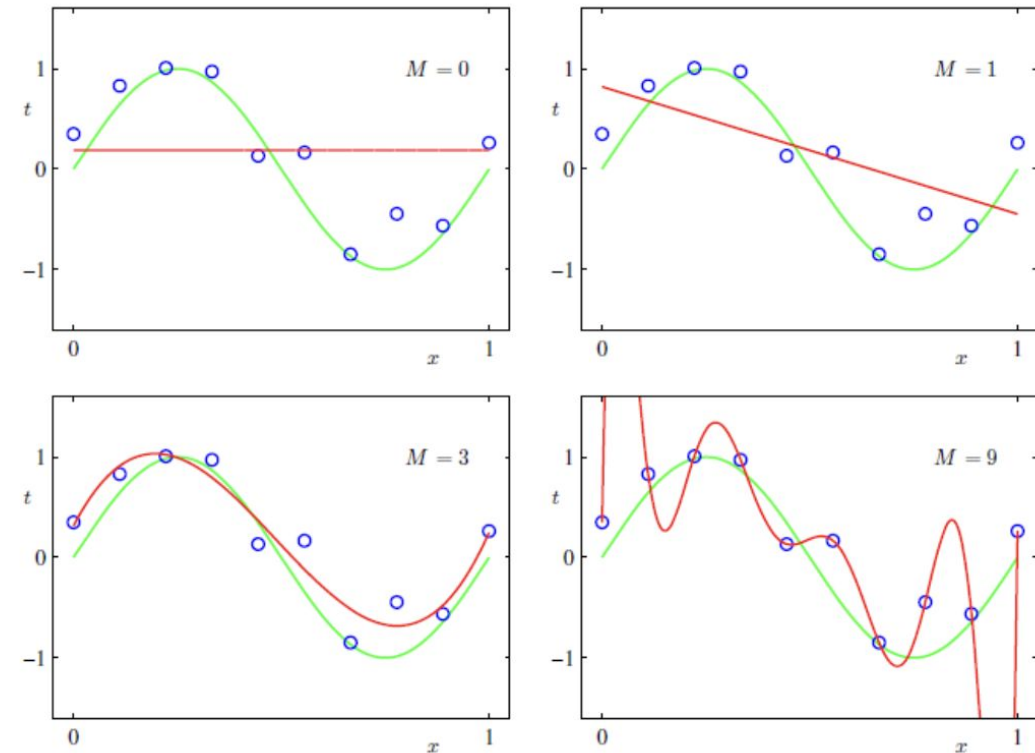
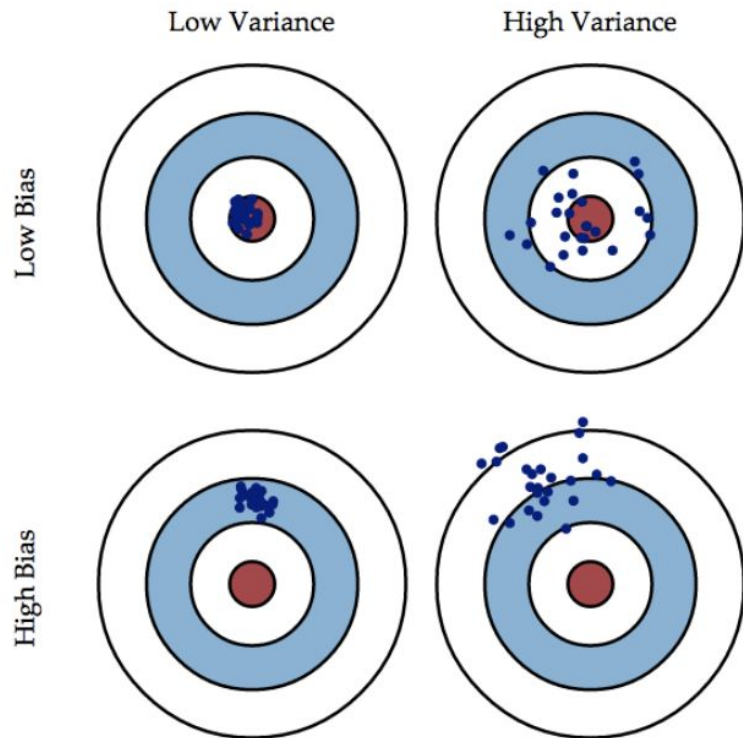
Bajo: el modelo es poco sensitivo a cambios en el training dataset y genera estimaciones consistentes, se puede producir underfitting.

Alto: el modelo es muy sensitivo a cambios y se producen cambios significativos en las predicciones. Se puede producir overfitting.

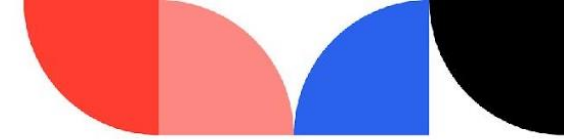




MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA



Christopher Bishop's "Pattern Recognition and Machine Learning",



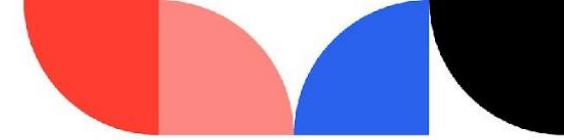
MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

¿Qué modelo es mejor?

Over fitting:

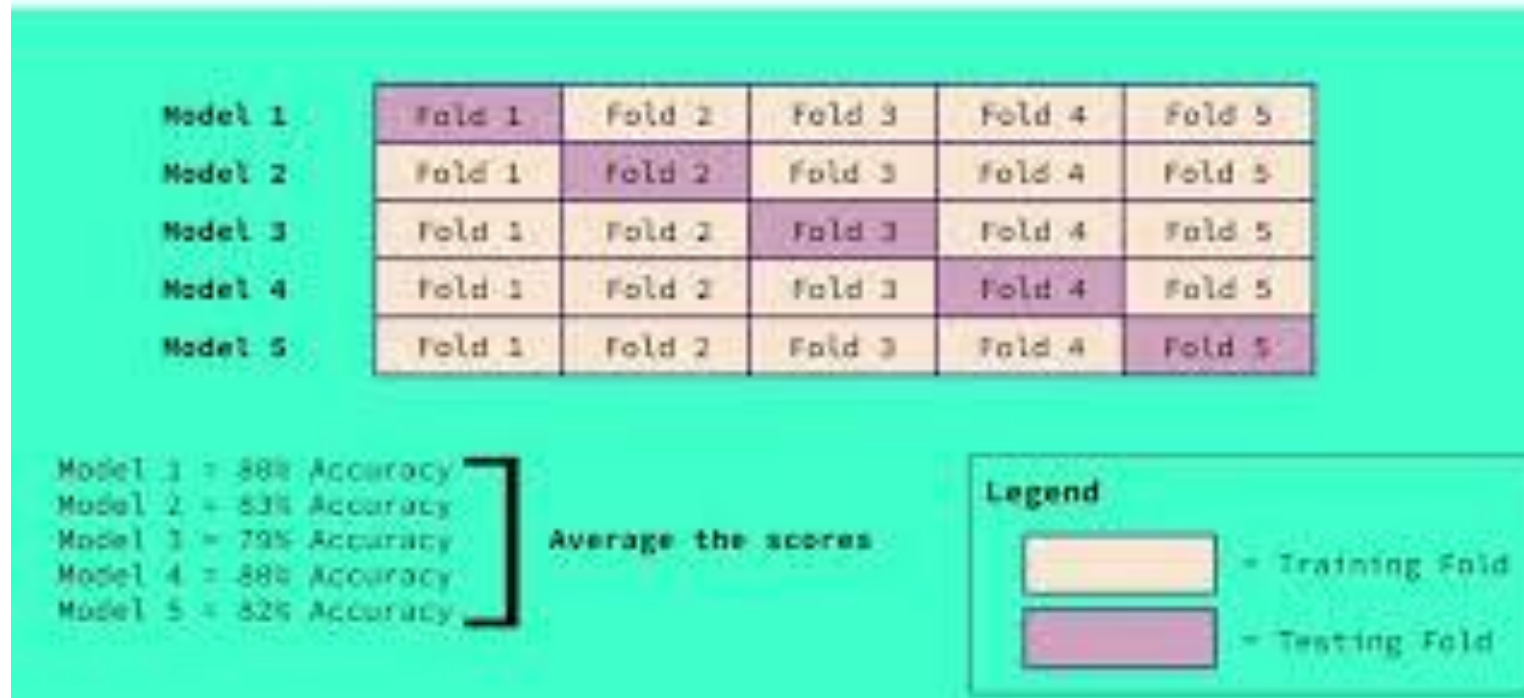
- **High Variance:** funciona correctamente en training data pero no en datos nuevos.
 - Cross - Validation
 - Feature Selection
 - Simplificar el modelo

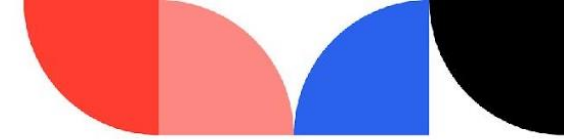




MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

WHAT IS CROSS VALIDATION?



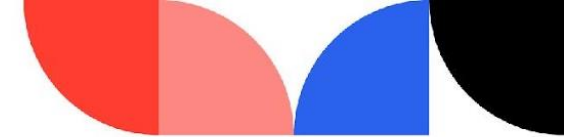


MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

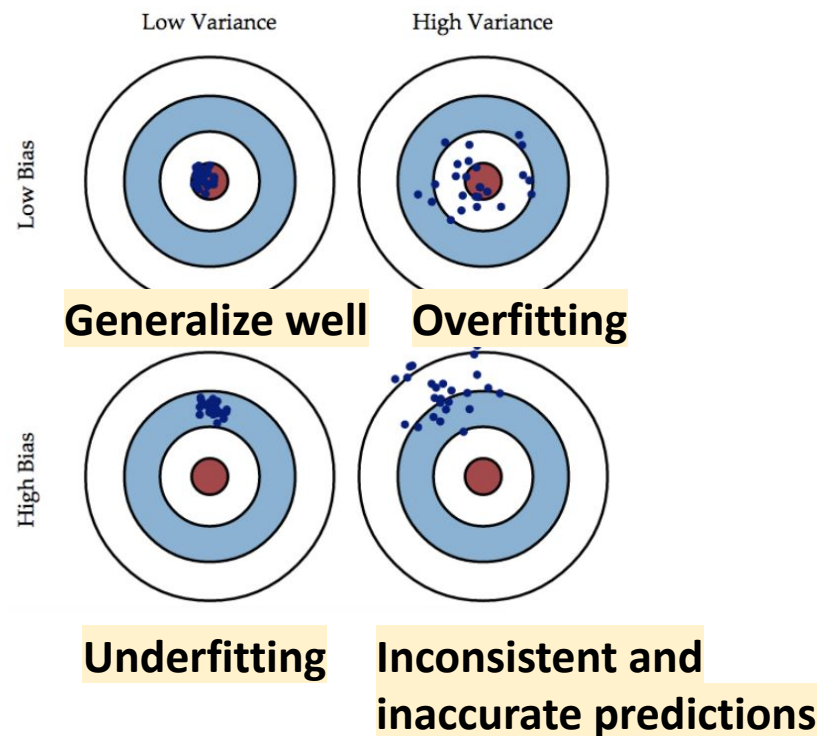
Under fitting:

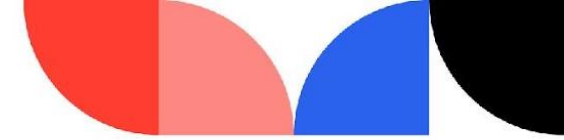
- **High Bias:** no captura la tendencia del dataset (alto error de predicción) ya que tenemos un algoritmo simple.
 - Usar un modelo más complejo
 - Incrementar las características del dataset
 - Incrementar los datos de entrenamiento.
 - Añadir técnicas para regularizar el modelo





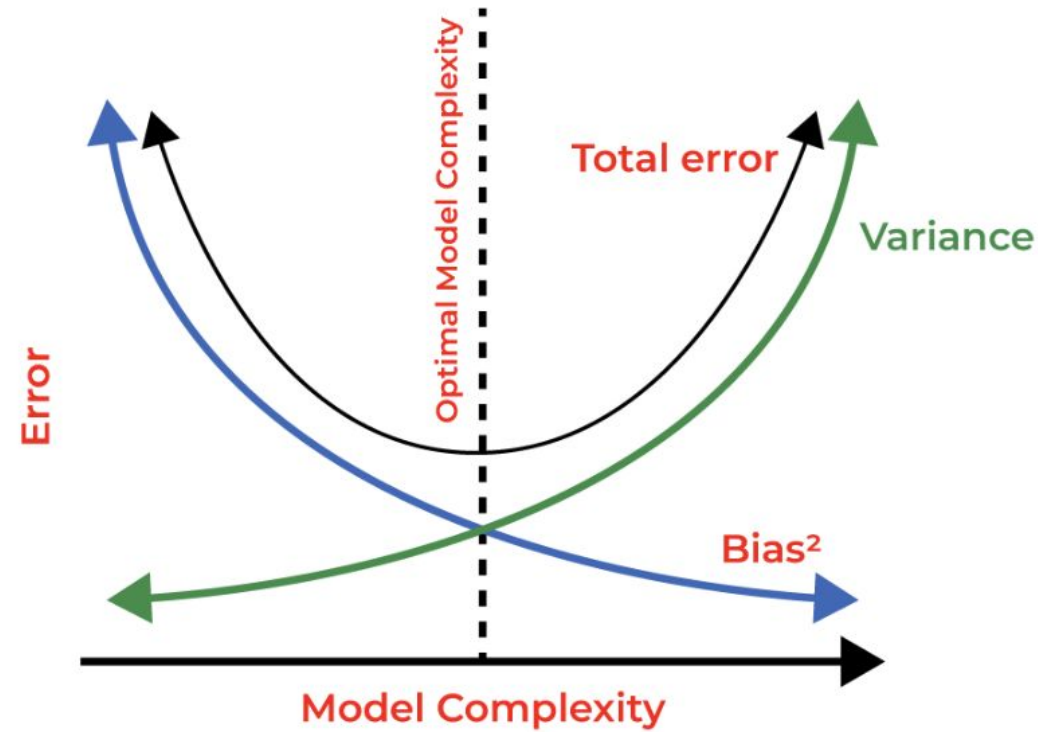
MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

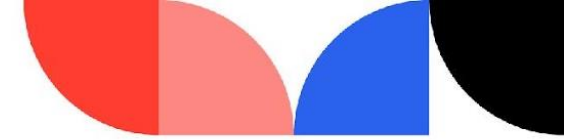




MODELO - SESGO (BIAS) Y VARIANZA

Trade-Off entre Bias y Variance

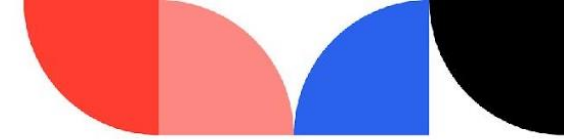




Vínculos con otras disciplinas

- **Estadística:** teoría de la distribución y del muestreo, estadística matemática, MLG, ...
- **Matemáticas:** optimización, métodos numéricos, asintótica, ...
- **Algoritmia:** convergencia, corrección, complejidad, ...
- **Inteligencia artificial:** objetivos generales del comportamiento “inteligente”

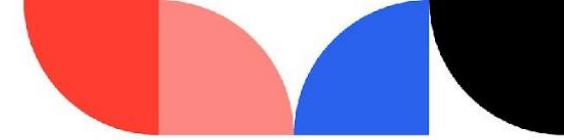




APLICACIONES - APRENDIZAJE SUPERVISADO

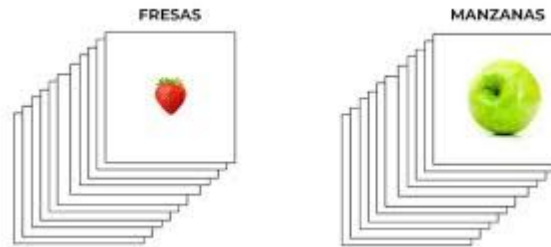
- Reconocimiento de imágenes y objetos
- Análisis predictivo
- Análisis de opinión del cliente
- Detección de spam

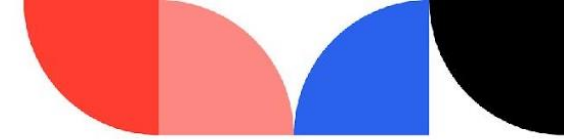




Ejemplo

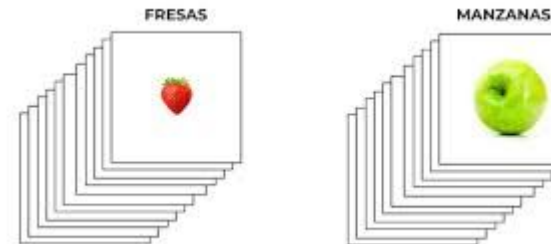
Suponemos que tenemos 50 imágenes de fresas y 50 de manzanas. Dada una nueva imagen, queremos poder responder: es una fresa o una manzana?

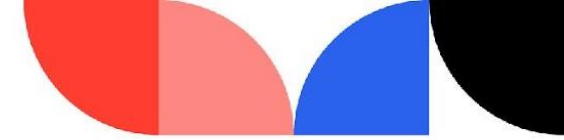




Queremos un clasificador, una función que reciba imágenes y detecte la fruta.

- Basándote sólo en los **datos de entrenamiento** no hay manera de saber que función es mejor. El aprendizaje automático lo que pretende es aprender sobre la **estructura** de los datos.
- Debemos añadir una control de ajuste
- **Entrenamiento (training)**
- **Generalización (test)**

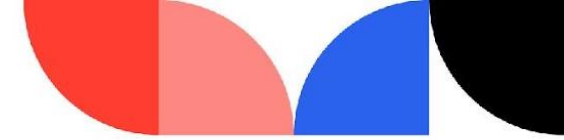




APLICACIONES - APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

- Secciones de noticias
- Visión computacional
- Imágenes médicas
- Detección de anomalías
- Perfiles de clientes
- Recomendación

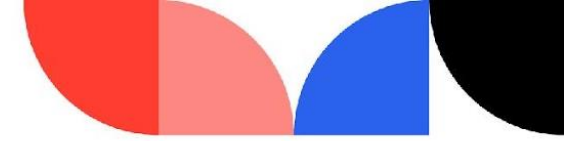




Ejemplo

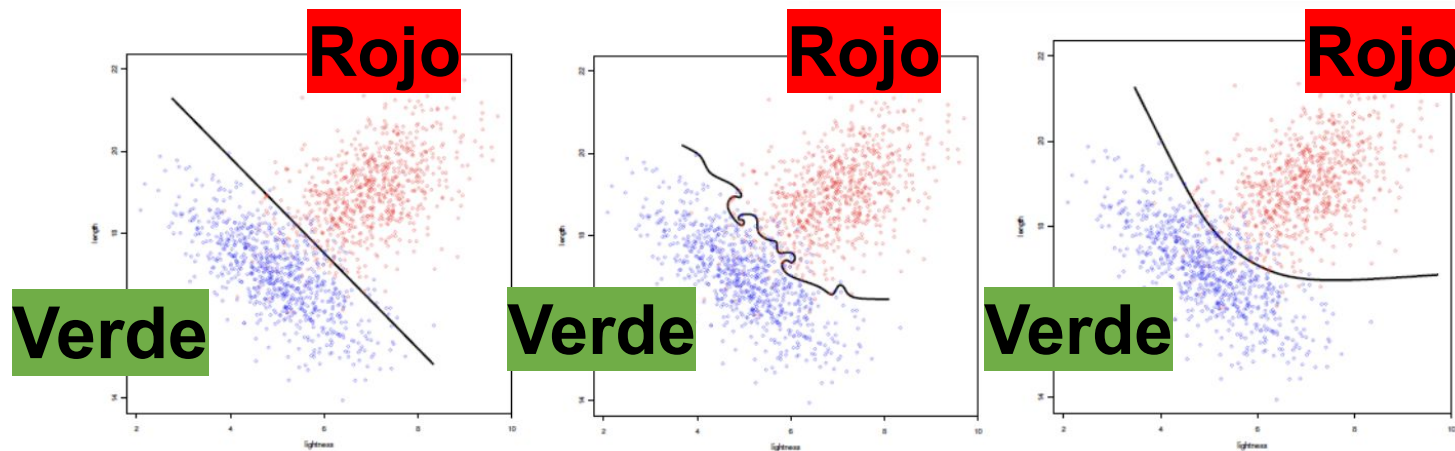
- Una planta de procesamiento de manzanas quiere automatizar el proceso de clasificación de manzana entrante según el color (rojo o verde).
- El sistema consta de una cinta transportadora, un brazo robótico, un sistema de visión con una cámara y un ordenador.
- Tras un tratamiento previo, cada manzana se caracteriza por dos características: la luminosidad media y el color.
- Dados los datos de entrenamiento etiquetados procedentes de alguna distribución de probabilidad conjunta desconocida, ¿deberíamos predecir la nueva fruta como roja o verde?

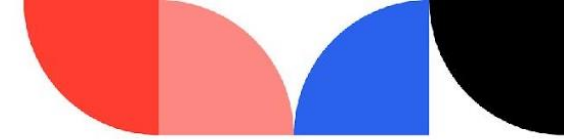




Ejemplo

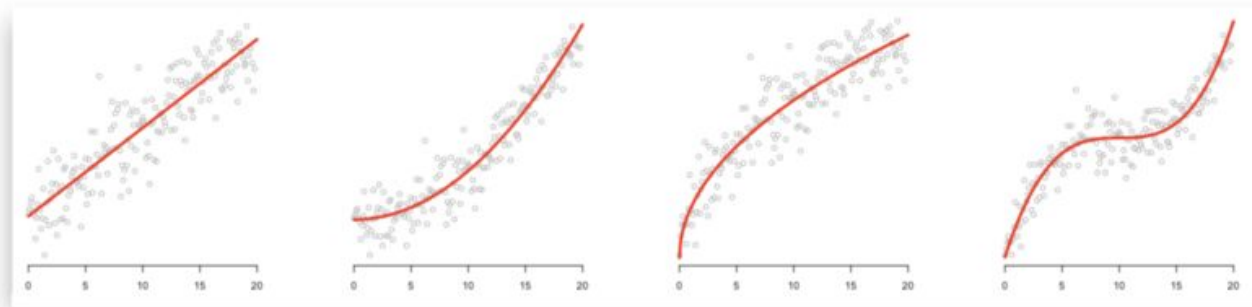
- El objetivo es obtener un **modelo** basado en los datos de **entrenamiento** disponibles (ejemplos conocidos) con una **alta precisión** de **predicción** en **ejemplos desconocidos** no vistos (datos de test), es decir, lograr una buena **generalización**.

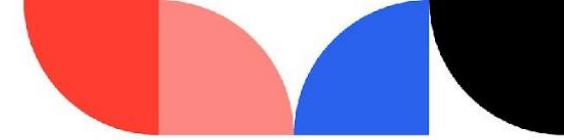




Ejemplo

- Predicción del consumo de combustible
- Un problema de regresión: predecir algún resultado cuantitativo sujeto a una incertidumbre probabilística
- Objetivo: predecir el consumo de gasolina (mpg) de un coche en función de la potencia (HP)
- ¿Qué modelo es mejor? Una línea recta, una función cuadrática, otra función ... ?



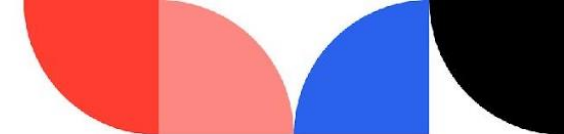


TRABAJO EN CLASE

Busca dos aplicaciones de dos tipos de aprendizaje: supervisado, no-supervisado o refuerzo.

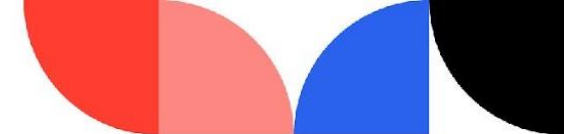
- **Objetivo**
- **Datos: tipo, cantidad, variables...**
- **Algoritmos**
- **Resultados**





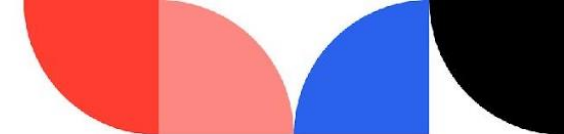
	Aprendizaje supervisado		Aprendizaje no supervisado		Aprendizaje por refuerzo
	Clasificación	Regresión	Reducción dimensiones	Clustering	
Detección fraudes	×				
Reconocimiento facial			×		
Toma de decisiones en tiempo real					×
Pronósticos		×			
Navegación de robots					×





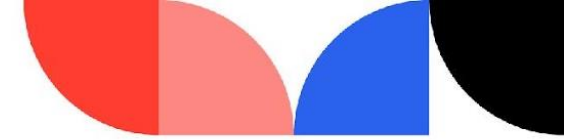
	Aprendizaje supervisado		Aprendizaje no supervisado		Aprendizaje por refuerzo
	Clasificación	Regresión	Reducción dimensiones	Clustering	
Segmentación de clientes				×	
Clasificación de imágenes	×				
Marketing individualizado				×	
Visualización de Big Data			×		
Detección de patrones en los datos			×		





	Aprendizaje supervisado		Aprendizaje no supervisado		Aprendizaje por refuerzo
	Clasificación	Regresión	Reducción dimensiones	Clustering	
Adquisición de habilidades					×
Futuras previsiones		×			
Diagnósticos	×				
Sistemas de recomendación				×	
Oponente máquina en juegos					×

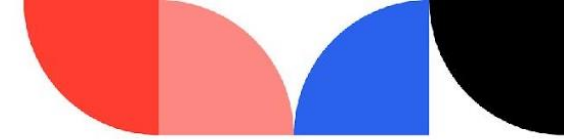




Aplicaciones concretas

- Identificar imágenes de gatos en colecciones de fotos
- Identificar posibles casos de fraude en reclamos de seguros
- Transformar la escritura a mano en texto estructurado
- Transformar voz en texto

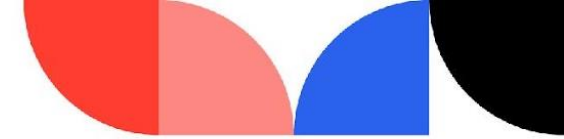




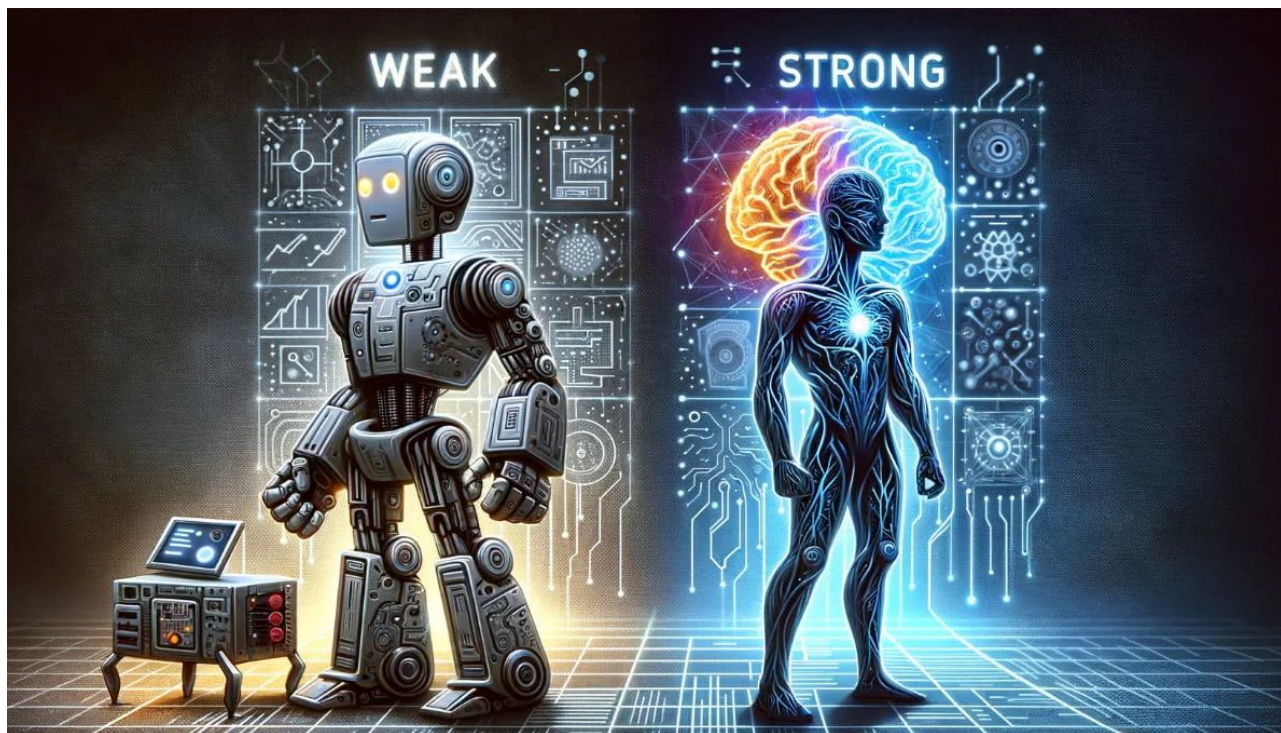
Aplicaciones concretas

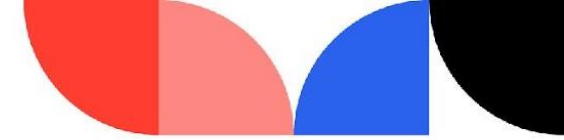
- Identificar el spam en los correos electrónicos, tendrá que entrenar el algoritmo exponiéndolo a muchos ejemplos de correos electrónicos que se etiquetan manualmente como spam o no spam. El algoritmo "aprende" a identificar patrones, como la aparición de ciertas palabras o combinaciones de palabras, que determinan la posibilidad de que un correo electrónico sea spam.
- Sin embargo, la diferencia con la IA es que un algoritmo de **aprendizaje automático nunca entenderá** aquello para lo que se le entrenó hacer. Puede ser capaz de identificar el spam, pero **no sabrá qué es** el spam ni entenderá **por qué** queremos que se identifique. Y si hay un **nuevo tipo** de spam emergente, probablemente **no** será capaz de **identificarlo** a menos que alguien (humano) vuelva a entrenar el algoritmo.
- El **aprendizaje automático** constituye la base de la **mayoría** de los sistemas de **IA**.





IA FUERTE Y DÉBIL





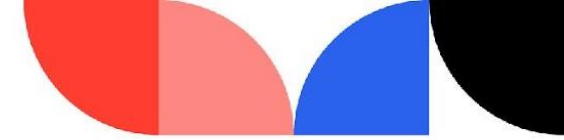
Una computadora podría vencer a un humano jugando ajedrez, pero ese mismo programa de computadora no pudo resolver un problema matemático complejo.

Prácticamente toda la IA actual sólo puede hacer lo que está diseñada para hacer. Esto significa que para cada problema, un algoritmo específico necesita ser diseñado para resolverlo.

Las IA débil pueden ser mejores que los humanos en la tarea para la que se hicieron: por ejemplo, mirar el reconocimiento facial, computadoras de ajedrez, cálculo, traducción. Lo que se busca es una IA general, un único sistema que puede aprender y luego resolver cualquier problema que se presente. Esto es exactamente lo que hacen los seres humanos: podemos especializarnos en un tema específico, desde las matemáticas abstractas hasta la psicología y desde el deporte hasta el arte.

Un sistema de IA combina y utiliza principalmente el **aprendizaje automático** y otros tipos de métodos de **análisis de datos** para lograr capacidades de inteligencia artificial.

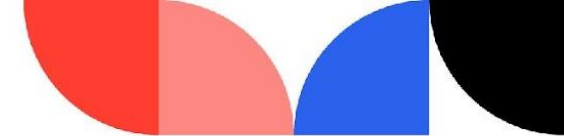




IA DÉBIL

- Automatización de tareas específicas y limitadas
- No hay conciencia ni comprensión real del mundo
- Dominio particular y no generalizan el conocimiento
- Depende de los datos de entrada, algoritmos, reglas predefinidas
- Carecen de capacidad de aprendizaje y adaptación por sí mismos
- Siri, Alexa, Chatbots o sistemas de recomendación
- Responder preguntas, ejecutar acciones específicas, reconocimiento de voz, detección de spam...

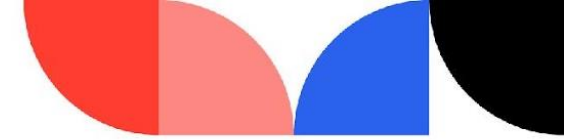




IA DÉBIL

VENTAJAS	DESVENTAJAS
Automatización de tareas específicas	Limitación a tareas específicas
Mejora de la eficiencia	Dependencia de datos de entrada y reglas predefinidas:
Reducción de la carga de trabajo del personal	

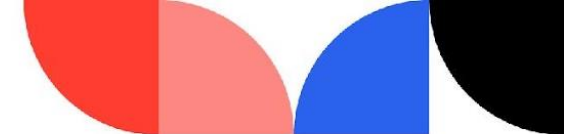




IA FUERTE

- Sistema con gran comprensión del mundo similar a la inteligencia humana
- Razona, aprende y se adapta sin una programación
- Toma de decisiones
- Comprender y contextualizar la información
- Aspira a igualar o superar la inteligencia humana en todos los aspectos
- Autonomía similar a la de una persona
- Desafío, debate y objetivo a largo plazo
- Pasos previos: deep learning, robótica autónoma y los sistemas expertos

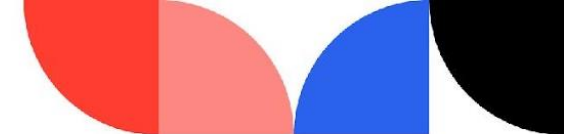




IA FUERTE

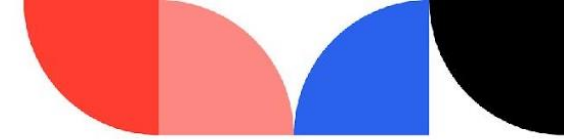
VENTAJAS	DESVENTAJAS
Capacidad de comprensión y adaptación generalizada	Desafío de lograr una verdadera conciencia y autoconciencia
Toma de decisiones basadas en datos	Escepticismo científico sobre su viabilidad
Autonomía	





	IA FUERTE	IA DÉBIL
Tareas específicas y limitadas		×
Busca superar la inteligencia humana	×	
Carece de inteligencia comparable a la humana		×
Capacidad de comprender, aprender y tomar decisiones.	×	

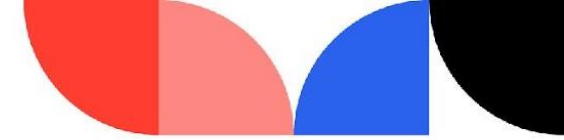




BARRERAS IA Y ML

- Falta de conocimiento
- Confianza en las decisiones
- Privacidad y seguridad
- Disponibilidad de datos
- Infraestructura necesaria
- Falta de recursos computacionales
- Ética y sesgos

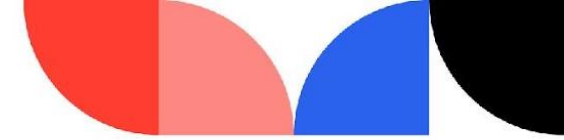




Infraestructura obsoleta - Grupo 1

- **Los equipos con capacidades no adecuadas**
- Las empresas que siguen utilizando equipos anticuados no pueden afrontar el reto de realizar Machine Learning o puede que tarden mucho más en realizar las tareas correspondientes.
- Componentes como la CPU y la GPU son esenciales a la hora del entrenamiento de una inteligencia artificial, esto conlleva grandes gastos si se quiere trabajar con grandes volúmenes de datos.
-





Regulaciones de la UE - Grupo 2

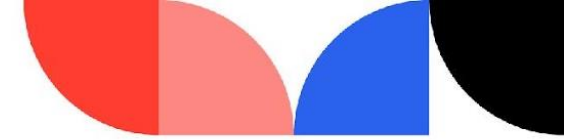
Reglamento(UE) 2024/1689

Esta ley impulsada por la UE tiene la intención de garantizar que los sistemas y aplicaciones de inteligencia artificial que estén a disposición de los ciudadanos de Europa cumpla una normativa y legislación lógica en base a sus necesidades y potencial, así como clasificarlas de acuerdo al riesgo que conlleva el uso de estas. Esto, es beneficioso para los derechos y privacidad de los usuarios, pero a su vez, es un impedimento a la hora del desarrollo de esta tecnología.

Resumen de la nueva normativa:

- Abordar los riesgos creados específicamente por las aplicaciones de IA
- Prohibir las prácticas de IA que planteen riesgos inaceptables
- Determinar una lista de aplicaciones de alto riesgo.
- Establecer requisitos claros para los sistemas de IA para aplicaciones de alto riesgo.
- Definir obligaciones específicas para los implementadores y proveedores de aplicaciones de IA de alto riesgo.
- Exigir una evaluación de la conformidad antes de que un sistema de IA determinado se ponga en servicio o se introduzca en el mercado.
- Aplicar el cumplimiento después de que se introduzca en el mercado un sistema de IA determinado
- Establecer una estructura de gobernanza a escala **europaea** y nacional.

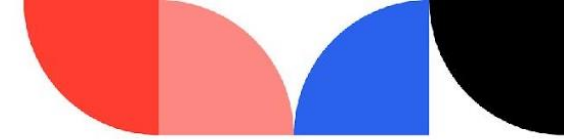




FIABILIDAD DE LA IA- Grupo 3

- Nosotros creemos que una de las principales barreras que tiene la inteligencia artificial actualmente es la desconfianza que puede generar.
- Debido a que no existe ninguna IA 100% fiable o precisa, siempre puede haber un porcentaje de errores, ya que una IA débil no tiene capacidad de entender su propia función. En el momento en el que se encuentre en una situación en la que no ha sido entrenado, la probabilidad de error incrementa.
- Entonces es necesario un ser humano que contraste la información del resultado.
- Haciéndolo menos óptimo, y en el caso de que nadie lo revise, generando información errónea.

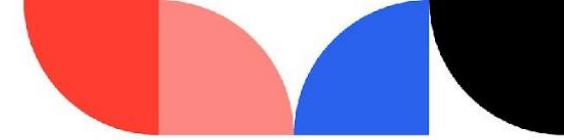




La confianza en sus decisiones - Grupo 4

- DEPENDIENDO DE LOS DATOS DE ENTRADA QUE RECIBA TE PUEDE DAR UNOS DATOS DE RESPUESTA DIFERENTES A LO QUE TE PUEDES LLEGAR A ESPERAR.
- TAMBIÉN DEPENDIENDO DE LA COMPLEJIDAD, SE PUEDE COMPLICAR EL ENTENDIMIENTO DE LA DECISIÓN, LO QUE PROVOCA UNA DESCONFIANZA DE LOS CLIENTES.

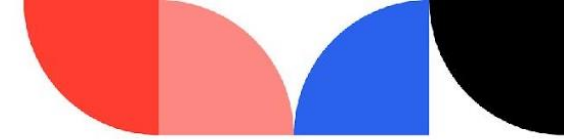




Seguridad y privacidad - Grupo 5

- **Protección de datos sensibles**
- El manejo de datos personales, sobre todo cuando contienen información sensible, puede poner en **riesgo la seguridad y privacidad de las personas**. Al compartir estos datos, existe la posibilidad de que algunas organizaciones los **utilicen de manera inapropiada**. Por eso, es importante tener cuidado con la información que se proporciona y asegurarse de que **quienes la reciben la protejan adecuadamente**.
- Es crucial que las organizaciones que manejan estos sistemas implementen **controles rigurosos de ciberseguridad** y sigan cumpliendo con las regulaciones vigentes. A medida que estas tecnologías avanzan, también deberán evolucionar las soluciones para proteger a los usuarios.

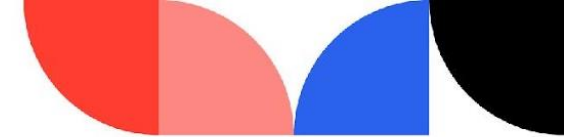


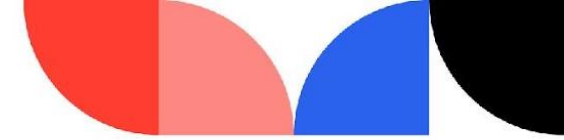


Privacidad y Seguridad - Grupo 6

- **Compromiso con la información**
- Pone a las empresas y entidades en un compromiso con la información que usan para la construcción y evolución de los modelos creados de igual forma que cuando el modelo trata los datos finales y reales en el entorno donde se le asigna la tarea.







Referencias

<https://www2.deloitte.com/cl/es/pages/technology/articles/parte-1-inteligencia-artificial-definida.html>
<https://www.apd.es/algoritmos-del-machine-learning/>
<https://www.ibm.com/es-es/topics/unsupervised-learning>
<https://medium.com/swlh/artificial-intelligence-machine-learning-and-deep-learning-whats-the-real-difference-94fe7e528097>
<https://culturaai.com/diferencia-entre-ia-debil-y-ia-fuerte/>
<https://www.mytips.es/nociones-sobre-inteligencia-artificial/>
<https://www.geeksforgeeks.org/bias-vs-variance-in-machine-learning/>

Christopher Bishops's "Pattern Recognition and Machine Learning"





Gracias