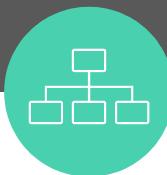
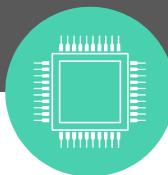


# INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

y sus aplicaciones en el  
sector eléctrico

18 y 19 de abril 2023  
Curso Profesional



Sara Barja Martínez



[sara.barja@upc.edu](mailto:sara.barja@upc.edu)



<https://www.linkedin.com/in/sarabarjamartinez/>



## Antes de comenzar...

Día 1

Introducción a Machine Learning  
Aprendizaje supervisado: Regresión

Día 2

Aprendizaje supervisado: Clasificación  
Aprendizaje no supervisado: Clustering



## Antes de comenzar...



<https://github.com/sbarja/curso-intro-machine-learning-2023>



Teoría (Transparencias)

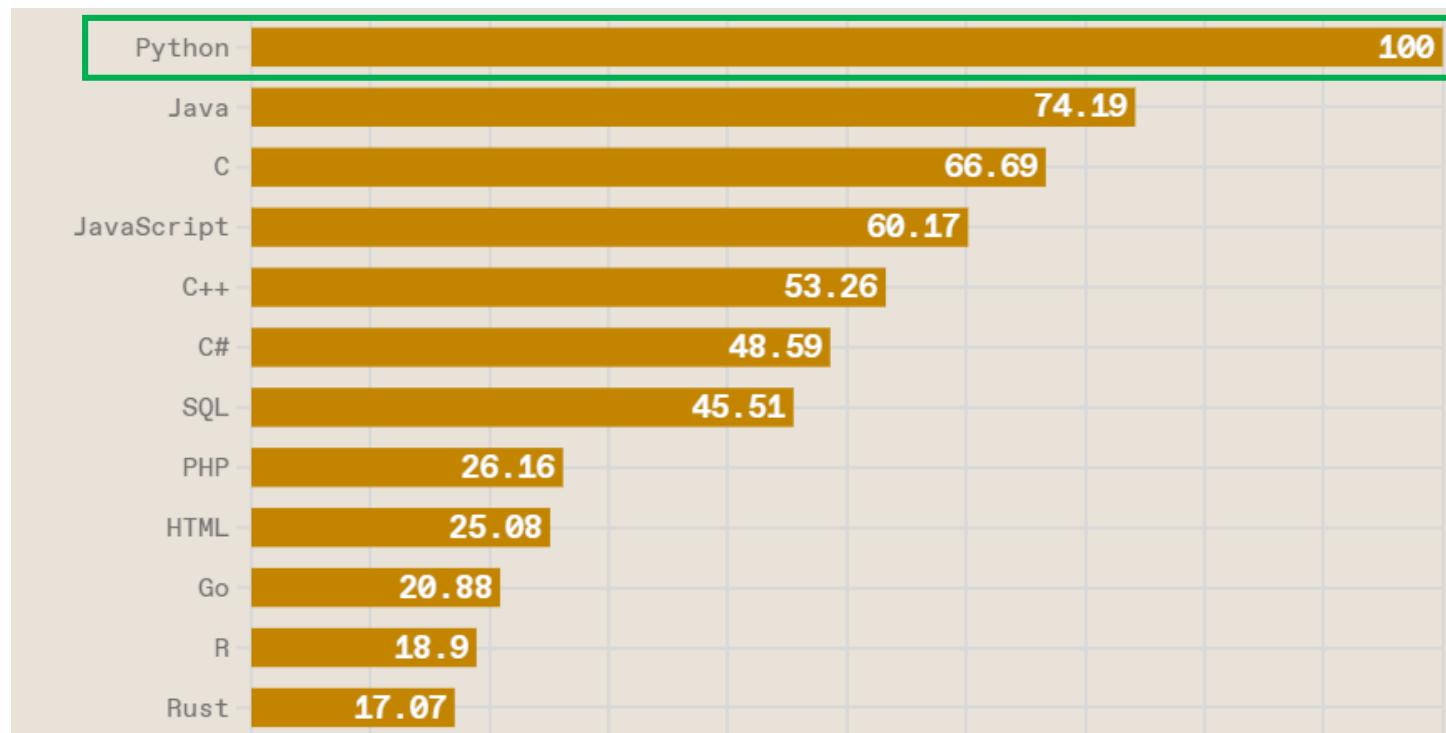
Práctica

- Aprendizaje supervisado **Regresión**: Predicción de generación fotovoltaica.
- Aprendizaje supervisado **Clasificación**: clasificar precios de la electricidad.
- Aprendizaje no supervisado: **Clustering** de consumidores eléctricos.



# ¿Por qué Python?

Ranking anual de IEEE Spectrum 2022 (trending)

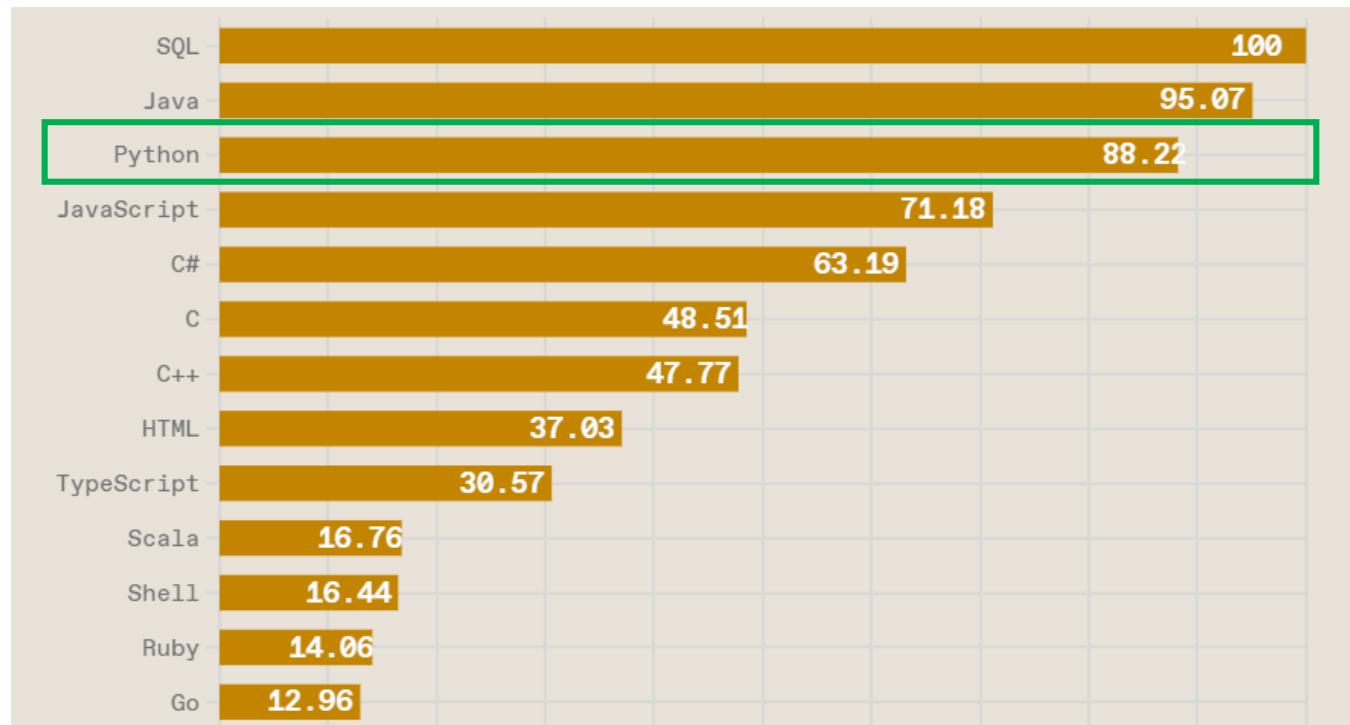


Fuente: Top Programming Languages - IEEE Spectrum



## ¿Por qué Python?

Ranking anual de IEEE Spectrum 2022 (jobs)

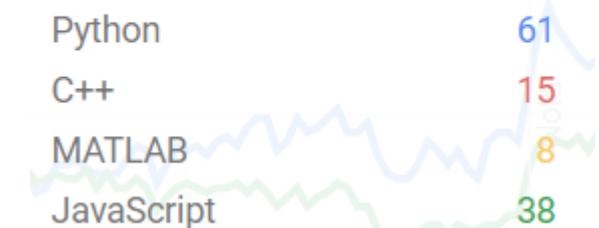


Fuente: Top Programming Languages - IEEE Spectrum

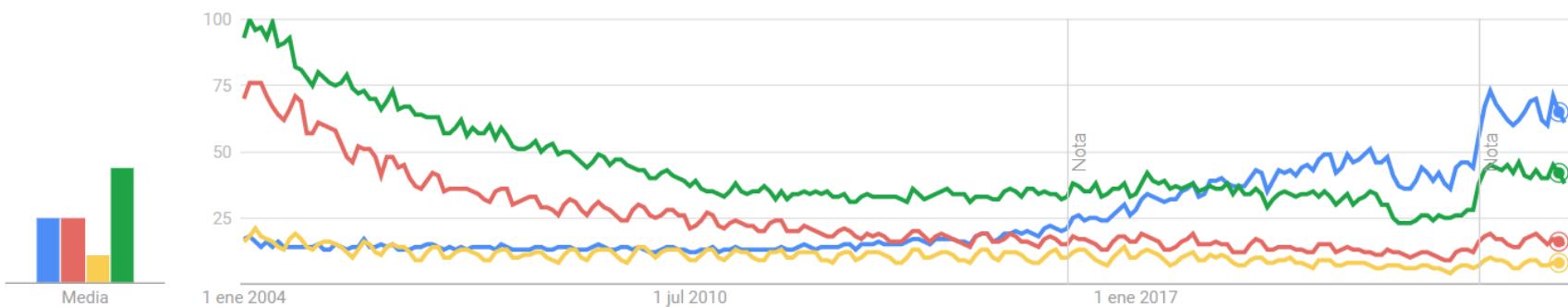
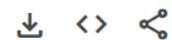
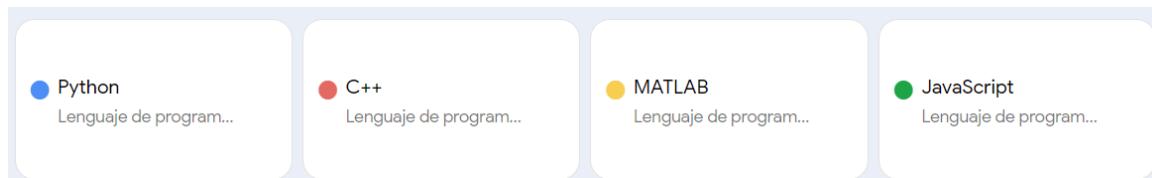


# ¿Por qué Python?

abr 2023



Interés A Lo Largo Del Tiempo ⓘ

Imagen de [Google Trends](#)



## ¿Por qué Python?

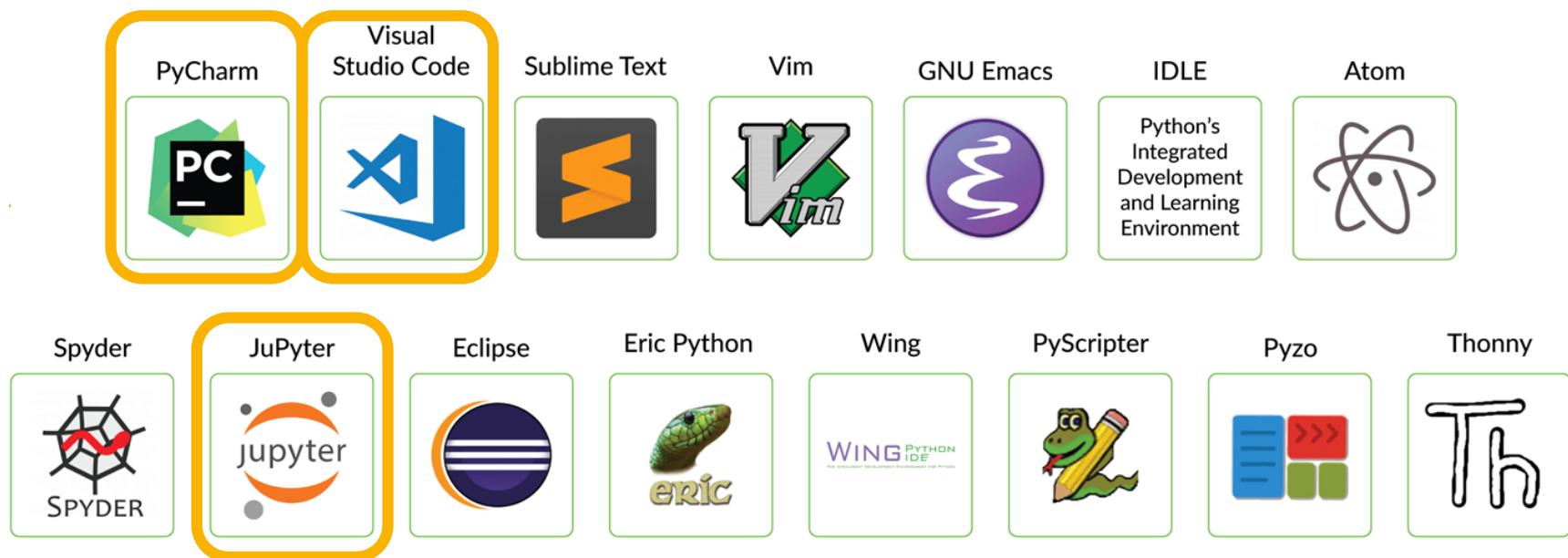
- Intuitivo y simple.
- Portable a cualquier plataforma.
- Open source.
- Gran cantidad de bibliotecas disponibles.
- Gran cantidad de soporte en foros ([Stackoverflow](#))

*“...Python’s popularity is driven in no small part by the vast number of specialized libraries available for it, particularly in the domain of artificial intelligence...”*



## Python IDEs

- IDE: Integrated Development Environment.
- Herramientas para crear, testear y debuguear un código en Python.





## AI generativa para programar

- Microsoft: Github Co-pilot (<https://github.com/features/copilot>)
- Google: Ghostwriter (<https://replit.com/site/ghostwriter>)

A screenshot of a GitHub Copilot interface. The code editor shows a snippet of JavaScript:

```
57     public function getStrings(){
58         return [
59             'en' => [
60                 'answer' => 'Answer',
61                 'question' => 'Question',
62                 'date' => 'Date',
63             ],
64         ];
65     }
66 }
```

The line 63 contains a yellow lightbulb icon, indicating AI-generated code. The status bar at the bottom right says "You, Moments ago • Uncommitted changes".

Fuente: ["8 things you didn't know you could do with GitHub Copilot"](#).



# AI generativa para programar

EXPLAIN

```
function binarySearch(arr: any[], key: any) {
    let low = 0;
    let high = arr.length - 1;
    while (low <= high) {
        const mid = Math.floor((low + high) / 2);
        const guess = arr[mid];
        if (guess === key) return mid;
        if (guess > key) high = mid - 1;
        else low = mid + 1;
    }
    return -1;
}
```

Code does following (English)

Advanced

Ask Copilot

RESULT

```
/* The code above does the following, explained in English:
1. Declare two variables, low and high, which will be used to
represent the start and end of the search.
2. Initialize low to 0 and high to the length of arr - 1.
3. While low is less than or equal to high, do the following:
a. Declare a variable mid which will be used to store the
result of Math.floor((low + high) / 2).
b. Declare a variable guess which will be used to store the
value at the index mid.
c. If guess is equal to key, return mid.
d. If guess is greater than key, set high to mid - 1.
e. Otherwise, set low to mid + 1.
4. Return -1. */
```

Fuente: ["8 things you didn't know you could do with GitHub Copilot"](#).



# Librerías de Inteligencia Artificial en Python

Librerías para **Machine Learning**



## SCIKIT LEARN

- Fácil de utilizar (intuitivo)
- Contiene una amplia variedad de modelos de clasificación, regression, clustering y dimensional reduction.

Librerías para **Deep Learning**



KERAS



TENSORFLOW



PYTORCH





# Librerías de Inteligencia Artificial en Python

En este curso utilizaremos **Scikit-learn!**

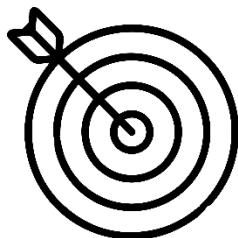


Guía de usuario [http://scikit-learn.org/stable/user\\_guide.html](http://scikit-learn.org/stable/user_guide.html)

Tutorial básico <https://scikit-learn.org/stable/tutorial/basic/tutorial.html>

Ejemplos [http://scikit-learn.org/stable/auto\\_examples/index.html](http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/index.html)

# ¿Qué aprenderemos en el curso?



1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aprendizaje supervisado

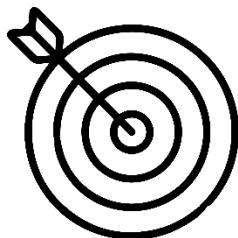
- Regresión
- Clasificación

## Aprendizaje no supervisado

- Clustering

## Aprendizaje por refuerzo

# ¿Qué aprenderemos en el curso?



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

### Aprendizaje supervisado

- Regresión
- Clasificación

### Aprendizaje no supervisado

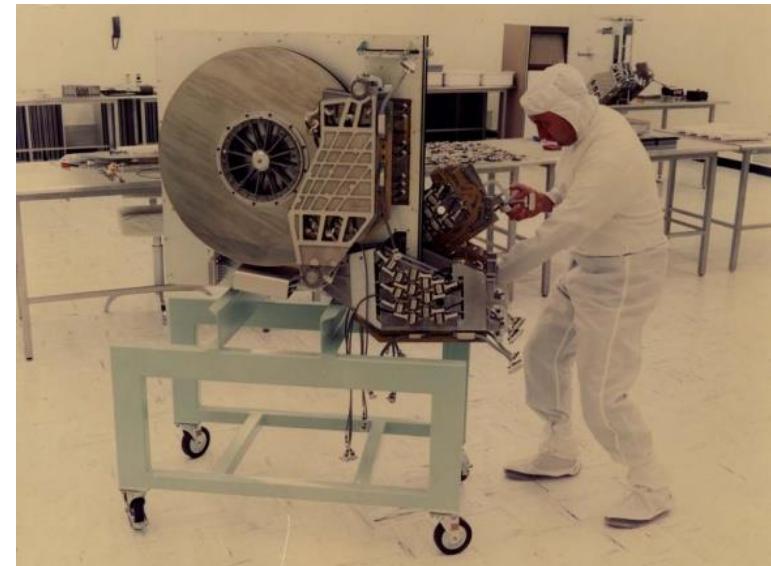
- Clustering

### Aprendizaje por refuerzo

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

## ¿Qué es Big Data?

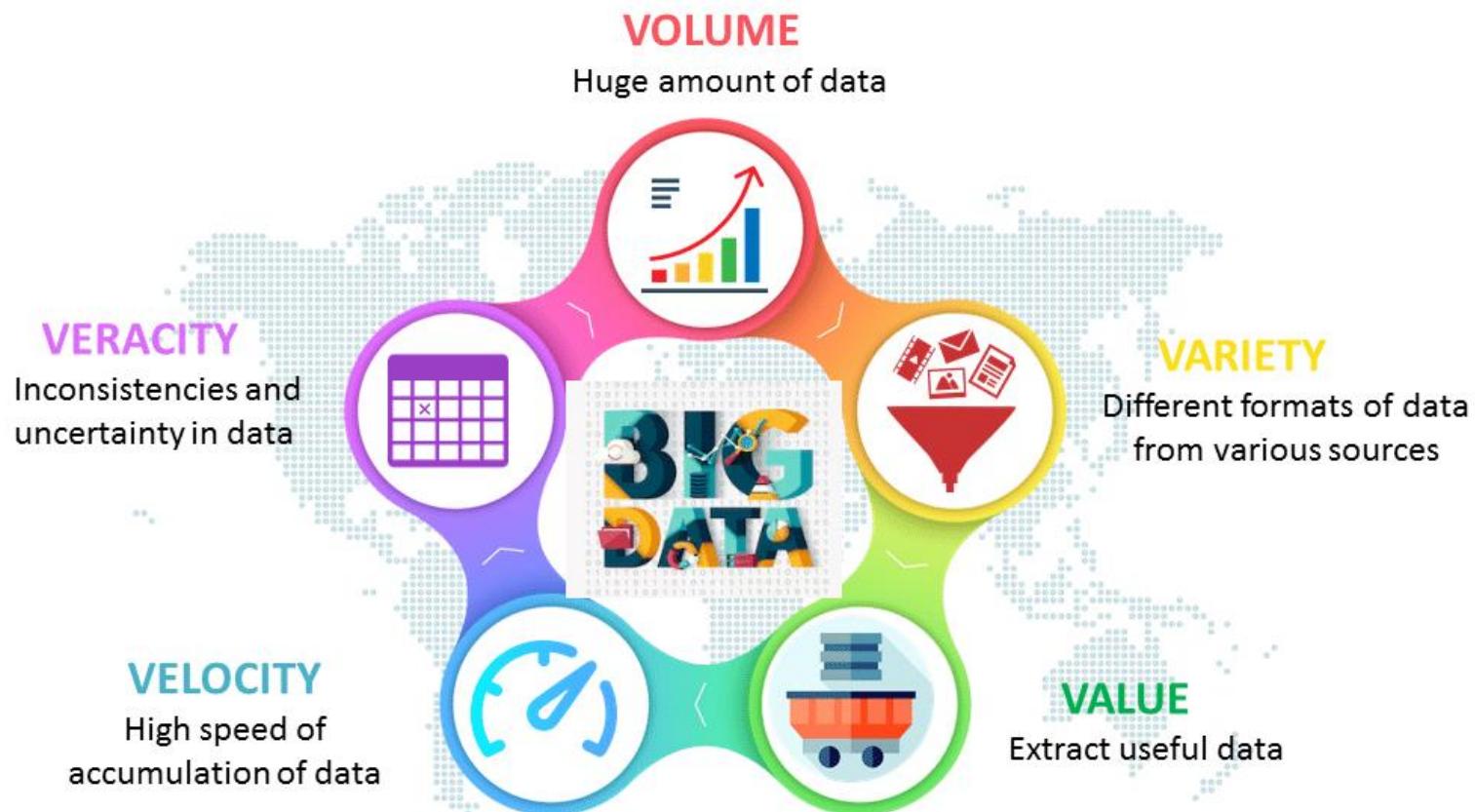
“Su tamaño no permite guardar los datos ni manejarlos en un ordenador normal.”



Disco duro de 250 MB en 1970

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Big Data: las 5 V's



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Big Data en sus comienzos

Oscar Wijsman  
@oscarwijsman

#Bigdata analytics in 1939. Staff sorting 4M used London Underground tickets to analyse line use via @kerfors



9:47 PM · Aug 8, 2014 from Overbetuwe, Nederland · Twitter Web Client

↑ Posted by u/700Tnecniv 5 years ago ▾  
72 Computing Division at the Department of the Treasury, mid 1920s [936x585]  
[i.imgur.com/qZNHrH...](https://i.imgur.com/qZNHrH...)



COMPUTING DIVISION COMPUTING SECTION

7 Comments Share Save Hide Report 95% Upvoted

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# El origen de la Inteligencia Artificial

### Moore's Law – The number of transistors on integrated circuit chips (1971-2016)

Moore's law describes the empirical regularity that the number of transistors on integrated circuits doubles approximately every two years. This advancement is important as other aspects of technological progress – such as processing speed or the price of electronic products – are strongly linked to Moore's law.



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# El ¿futuro? de la Inteligencia Artificial

© Google LLC

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

## El ¿futuro? de la Inteligencia Artificial

### Espías de EEUU avisan del potencial "devastador" de la computación cuántica para la seguridad digital

La carrera para lograr un ordenador cuántico viable preocupa a la NSA por su capacidad para romper sistemas cifrados, aunque Snowden reveló que también investiga formas de utilizar esta tecnología de forma ofensiva

Fuente: ABC

### *Computación cuántica: un salto tan grande como el que hubo entre el abaco y la informática actual*

Los próximos ordenadores solucionarán en segundos problemas que las máquinas convencionales más potentes tardarían miles de años en resolver

Fuente: [El País](#)

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# El ¿futuro? de la Inteligencia Artificial

COMPUTACIÓN CUÁNTICA &gt;

## E Sergio Boixo, físico de Google Quantum IA: “Estamos muy cerca de tener un ordenador cuántico sin errores”

El español, integrante del equipo que ha abierto el camino al procesamiento robusto más buscado, cree que la computación sin fallos basada en la mecánica que explica el universo se alcanzará en dos o tres años

Fuente: [El País](#)

## Amazon Braket



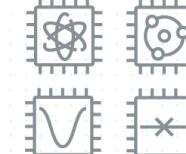
**Amazon Braket**  
Get started with quantum computing



**Build**  
Build your quantum algorithms on managed Jupyter notebooks or in your own development environment



**Test**  
Test your algorithms on a local simulator or a choice of fully managed, high-performance simulators



**Run**  
Run your algorithms on your choice of different quantum computers. Combine classical and quantum computing resources for hybrid algorithms

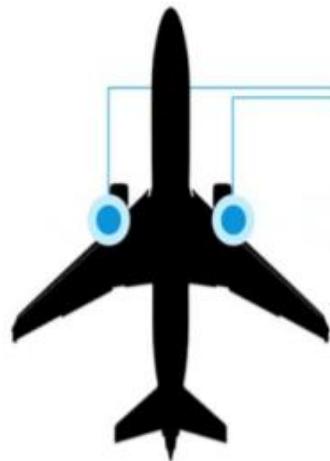


**Analyze**  
Analyze results after your algorithm has completed

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

## Algunos datos sobre datos...

Sensor data from a cross-country flight



$$20 \text{ TB} \times 2 \times 6 \times 28,537 \times 365$$

20 terabytes of information per engine every hour

twin-engine Boeing 737

six-hour, cross-country flight from New York to Los Angeles

# of commercial flights in the sky in the United States on any given day.

days in a year

$$= 2,499,841,200 \text{ TB}$$

(2,5 ZB al año)

Fuente: HP



270 millones de usuarios generan 100 GB por día



Un solo Phasor Measurement Unit (PMU) puede generar unos 300 GB de datos en un año.



Una turbina genera 588 GB por día

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# ¿Dónde están estos datos?

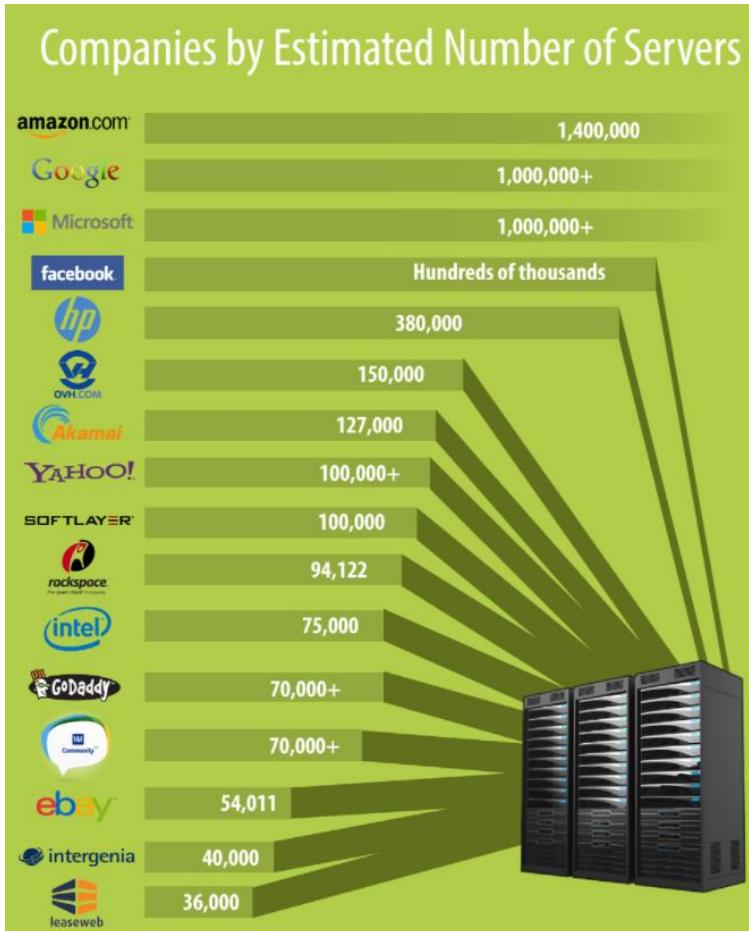


Imagen de: [How much data is produced every day?](#)

- Cada día se crean **2,5 Zettabytes** ( $10^{21}$  bytes).
- Ese ritmo no hace más que acelerarse.
- Solo en los **dos últimos años** se ha generado el **90%** de los datos del mundo.
- Estos datos alimentan los modelos de Machine Learning.

Fuente: Forbes - [How Much Data Do We Create Every Day?](#)



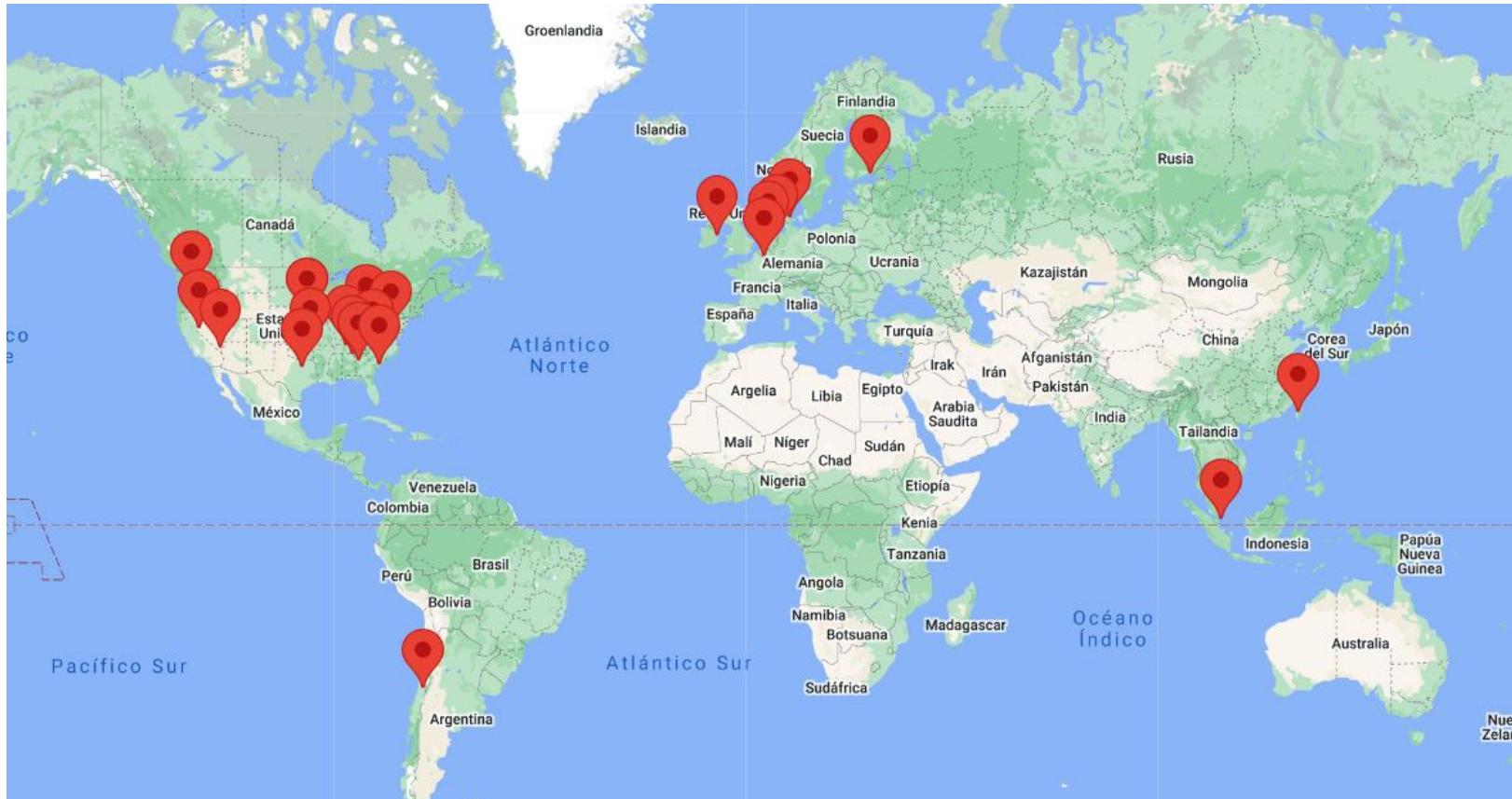
**Vídeo** muy interesante acerca de qué hacen con nuestros datos  
“*¿Por qué me vigilan, si no soy nadie?*”

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# ¿Dónde están estos datos?

## Ubicación de los centros de datos de Google

<https://www.google.com/about/datacenters/locations/>



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

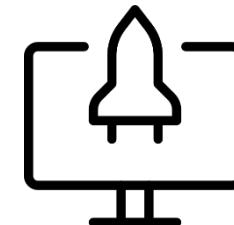
# Factores clave para el desarrollo de la Inteligencia Artificial

GRAN CANTIDAD DE  
DATOS GENERADOS  
(BIG DATA)



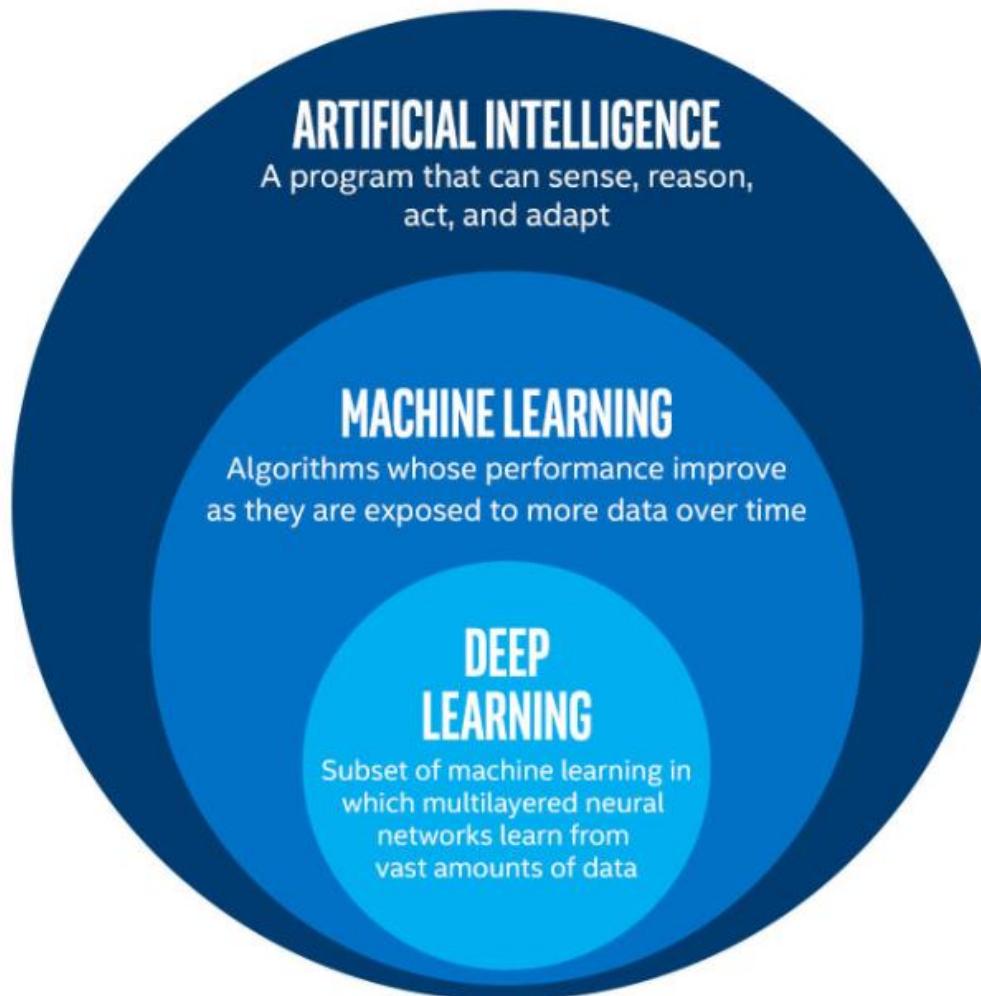
+

MEJORA  
COMPUTACIONAL



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# ¿Qué engloba la Inteligencia Artificial?



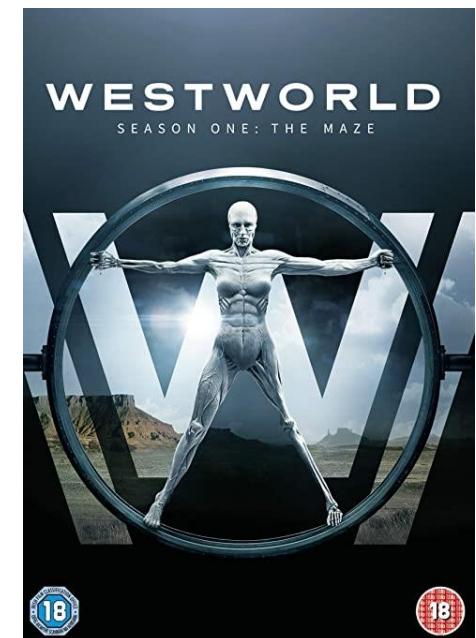
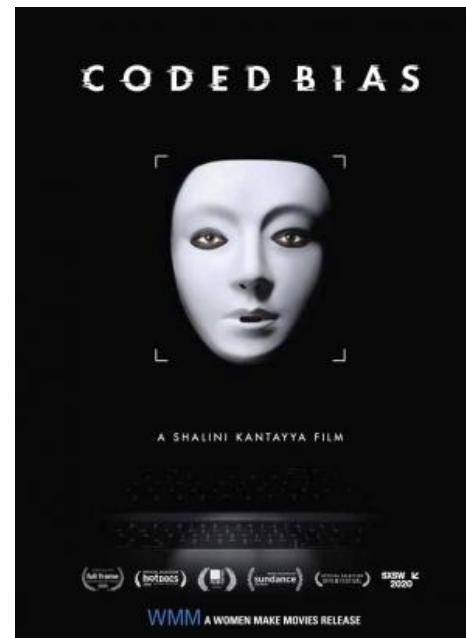
## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING



# AI SERIES!





# Conceptos básicos

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Tipos de Machine Learning

## MACHINE LEARNING

Aprendizaje  
Supervisado

Aprendizaje **NO**  
Supervisado

Reinforcement  
Learning

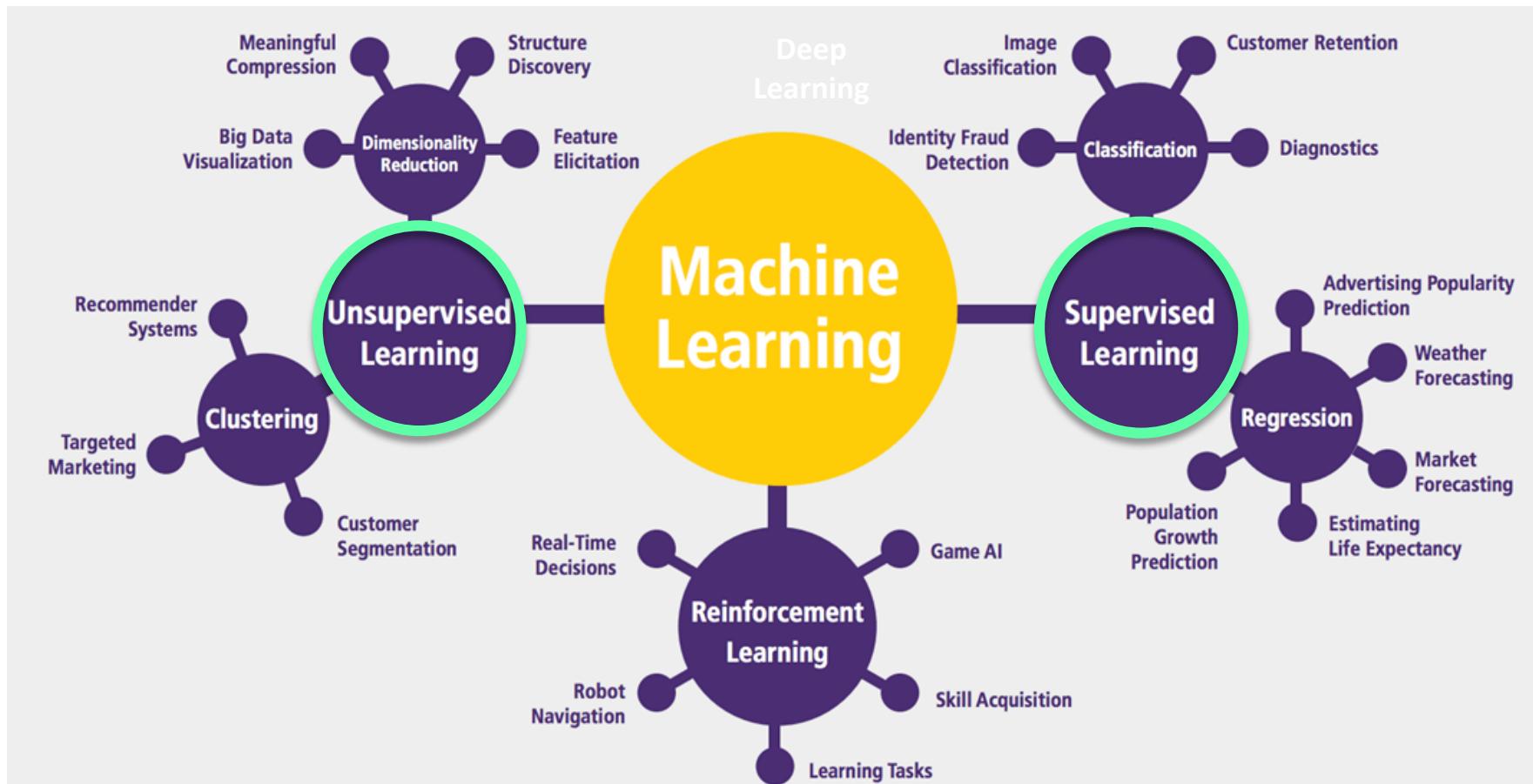
Clasificación

Clustering

Regresión

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

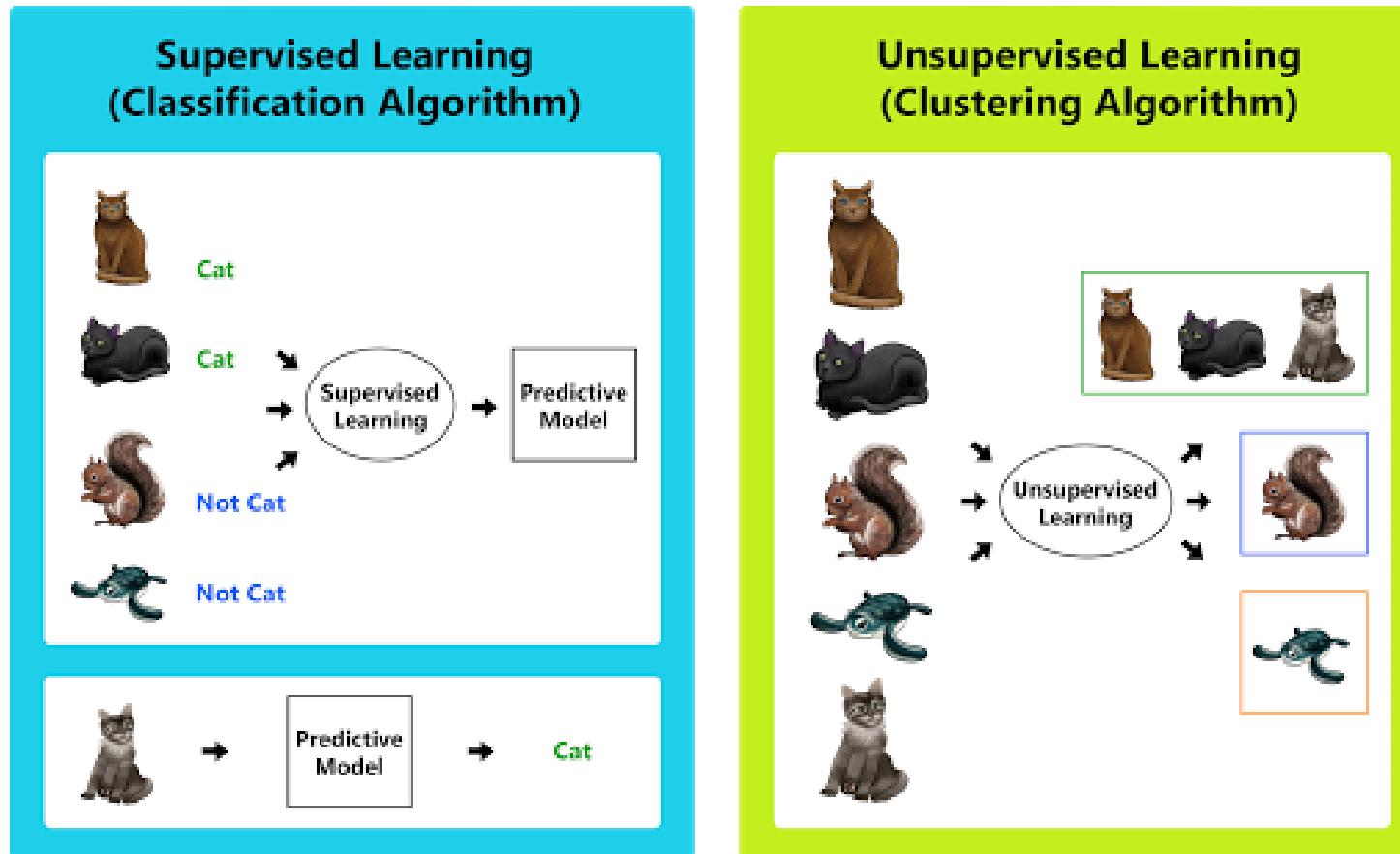
# Tipos de Machine Learning



Fuente imagen: <https://somospnt.com/blog/53-introduccion-a-machine-learning>

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Tipos de Machine Learning



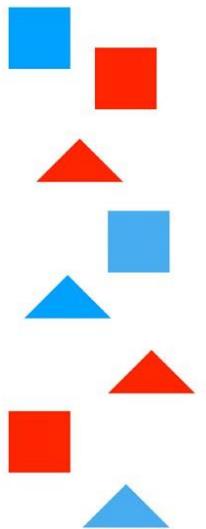
## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Tipos de Machine Learning

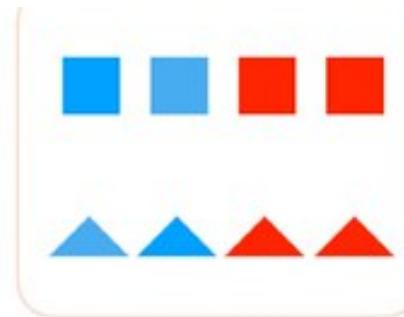


## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

Conjunto de datos

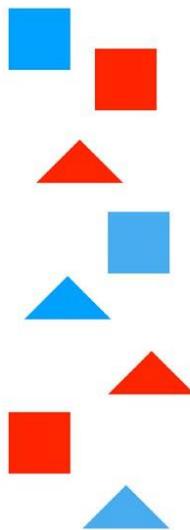


?

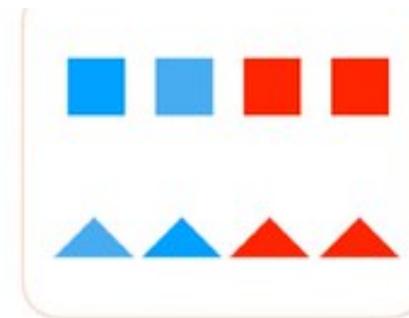


## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

Conjunto de datos

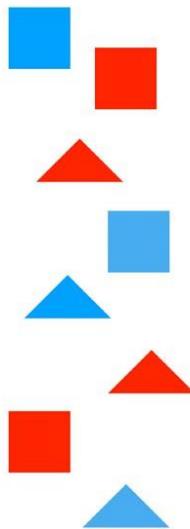


**No supervisado  
(clustering)**



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

Conjunto de datos

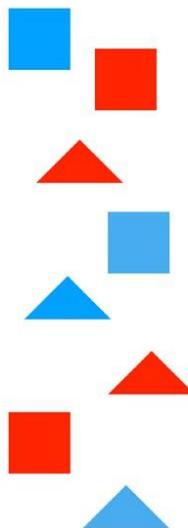


?



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

Conjunto de datos



## Supervisado (clasificación)



## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Terminología básica de Machine Learning

Observación/  
Muestra

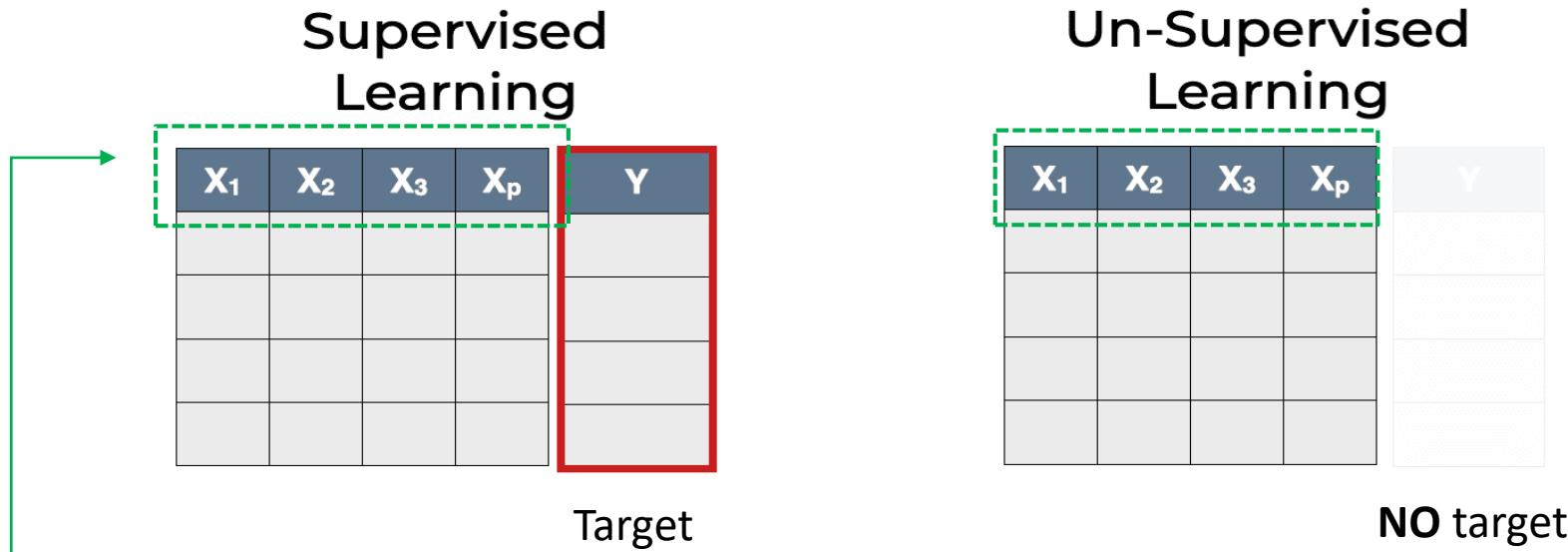
Atributos					Etiqueta/ Target
Features					Label
Position	Experience	Skill	Country	City	Salary (\$)
Developer	0	1	USA	New York	103100
Developer	1	1	USA	New York	104900
Developer	2	1	USA	New York	106800
Developer	3	1	USA	New York	108700
Developer	4	1	USA	New York	110400
Developer	5	1	USA	New York	112300
Developer	6	1	USA	New York	114200
Developer	7	1	USA	New York	116100
Developer	8	1	USA	New York	117800
Developer	9	1	USA	New York	119700
Developer	10	1	USA	New York	121600

Etiqueta: Lo que queremos predecir

Atributo: Datos de entrada al algoritmo de Machine Learning que ayudarán a predecir el valor de la etiqueta/target

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Aprendizaje Supervisado vs NO Supervisado



**Input variables:** features, predictors, or independent variables

**Supervisado:** los datos tienen una variable de salida que estamos tratando de predecir.

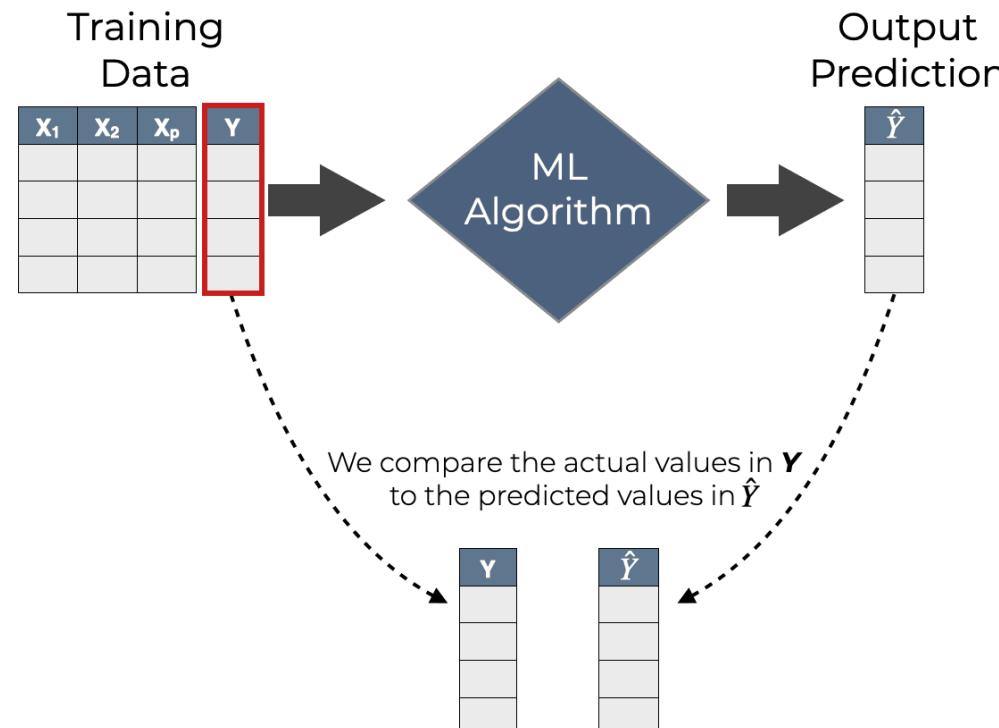
**No Supervisado:** la variable objetivo está ausente. Sigue habiendo variables de "entrada", pero no hay objetivo.

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Aprendizaje Supervisado vs NO Supervisado

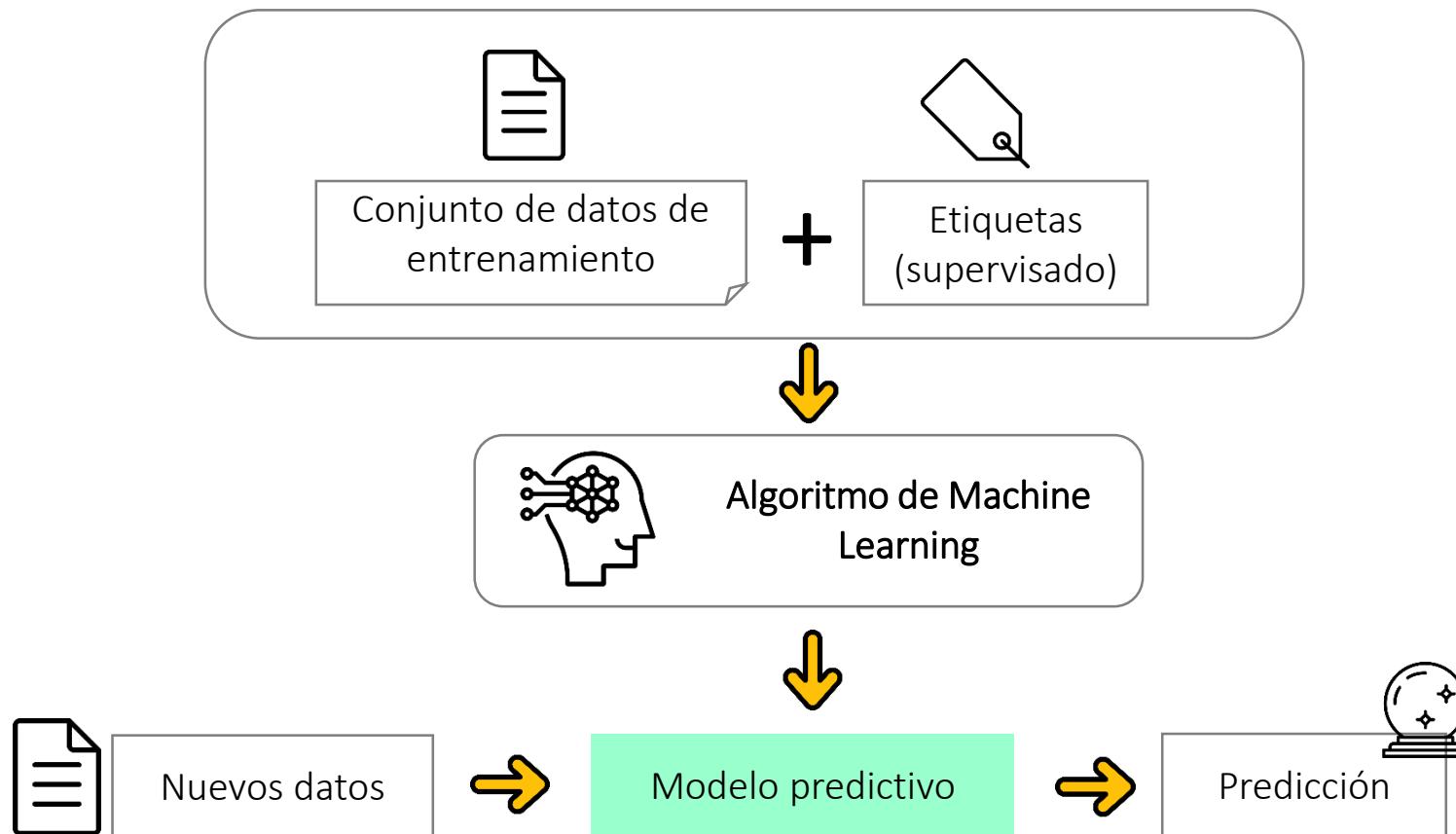
## Aprendizaje Supervisado

**IN SUPERVISED LEARNING, THE TARGET VARIABLE  $Y$  SUPERVISES THE MODELING PROCESS**

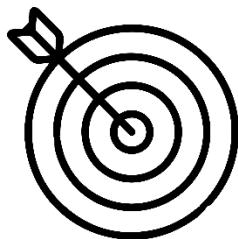


## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# Proceso de creación de un Modelo de Machine Learning



# ¿Qué aprenderemos en el curso?



1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aprendizaje supervisado

- Regresión
- Clasificación

## Aprendizaje no supervisado

- Clustering

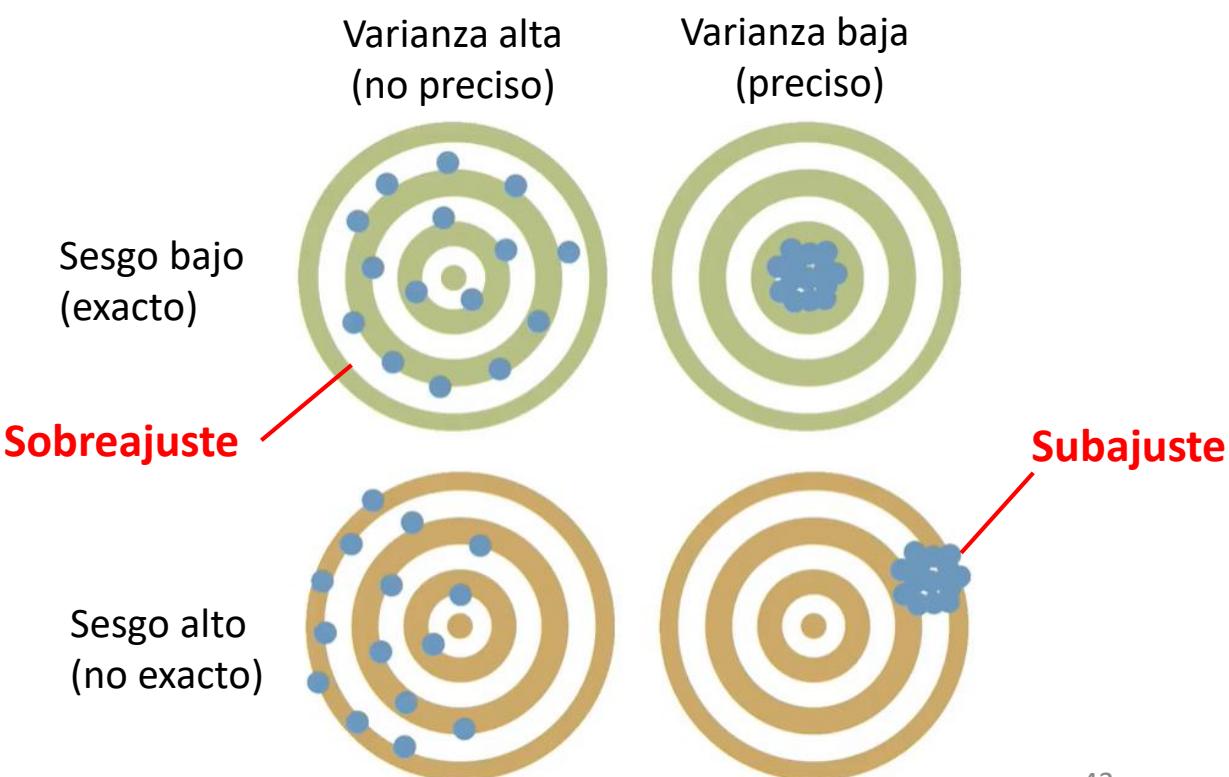
## Aprendizaje por refuerzo

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## Sesgo y varianza

- **Sesgo (bias)**: mide lo lejos que se encuentra el valor estimado respecto al valor real.
- **Varianza (variance)**: diferencia entre los valores estimados.

*Supongamos que el valor verdadero se sitúa en el centro de la diana y los puntos azules son las predicciones.*



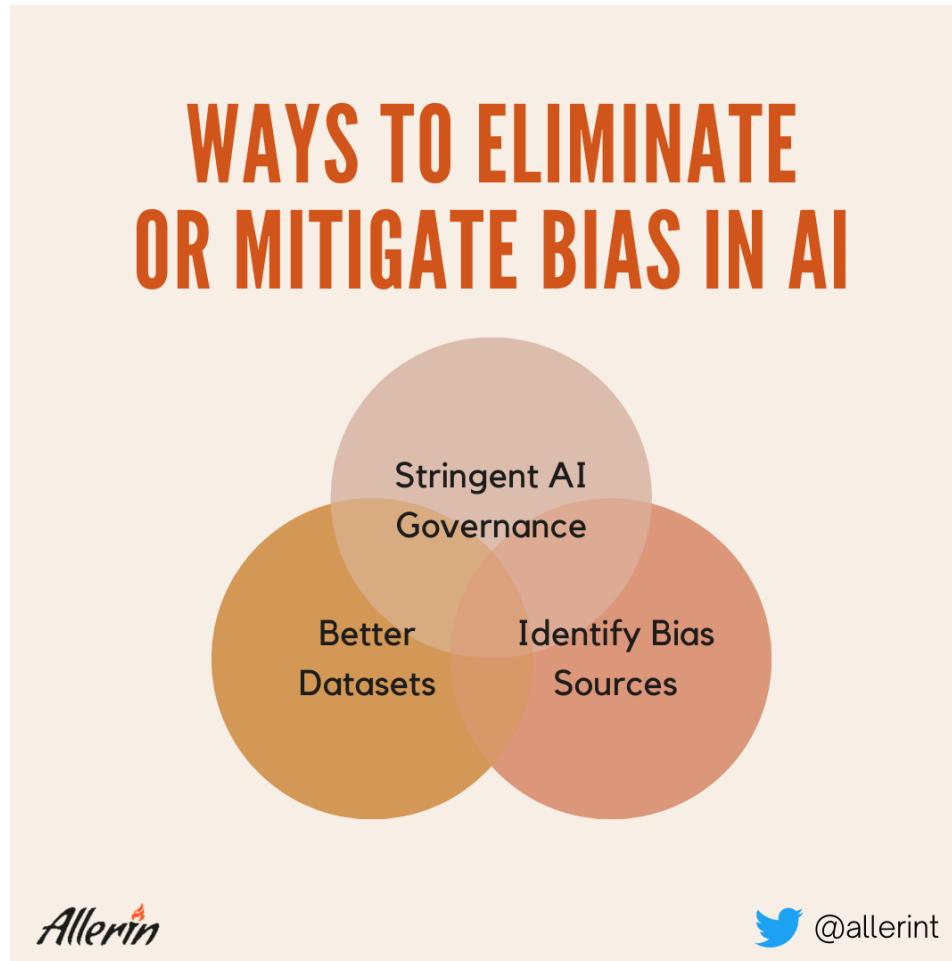
## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## AI Bias (AI sesgo)

- Se trata de un fenómeno que surge cuando un algoritmo ofrece resultados sistemáticamente sesgados como consecuencia de supuestos erróneos del proceso de aprendizaje automático.
- Normalmente afecta a cierto grupos o minorías.
- AI puede reforzar y aumentar los sesgos humanos ya existentes.
- Puede que la **IA ética** no esté en el centro de los debates, pero debería estarlo.

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## AI Bias. ¿Cómo mitigarla?



## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## Ejemplo de sesgo: The Gender Project

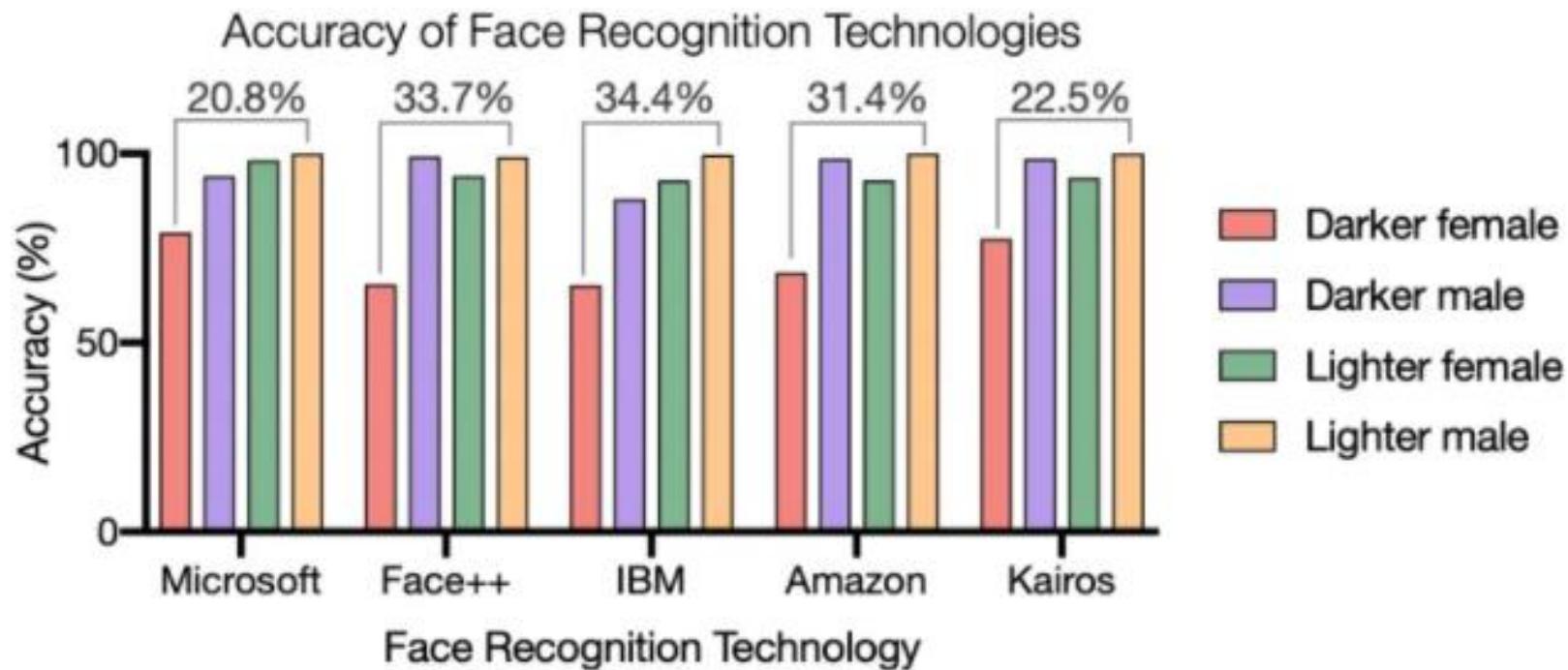


Imagen de Harvard University



Lee el artículo entero de Harvard [aquí](#)

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

# Ejemplo de sesgo: The Gender Project

¿Qué inconvenientes causaría este sesgo en el día a día?



Amazon GO



Control de aeropuertos y fronteras

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## Ejemplos de sesgo

RETAIL OCTOBER 11, 2018 / 1:04 AM / UPDATED 5 YEARS AGO

# Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women

Reuters. Article [link](#)

## Machine Bias

There's software used across the country to predict future criminals. And it's biased against blacks.

by Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu and Lauren Kirchner, ProPublica

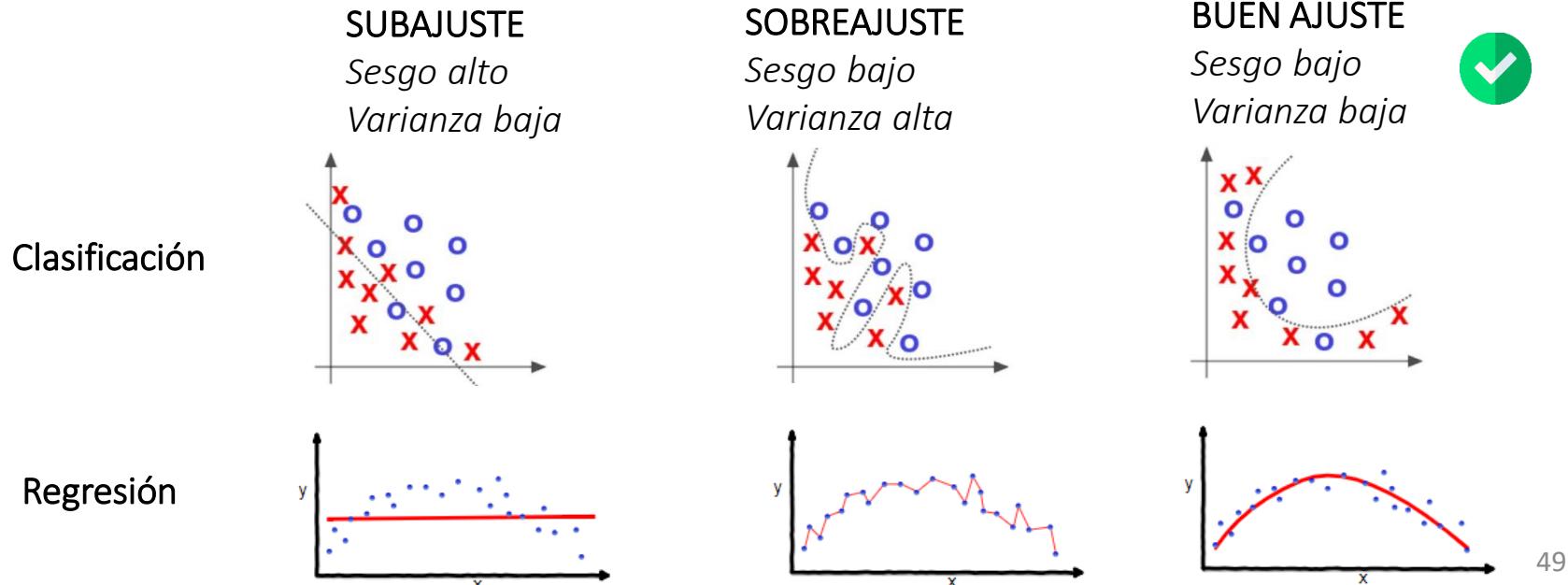
May 23, 2016

Propublica . <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

# Subajuste y sobreajuste

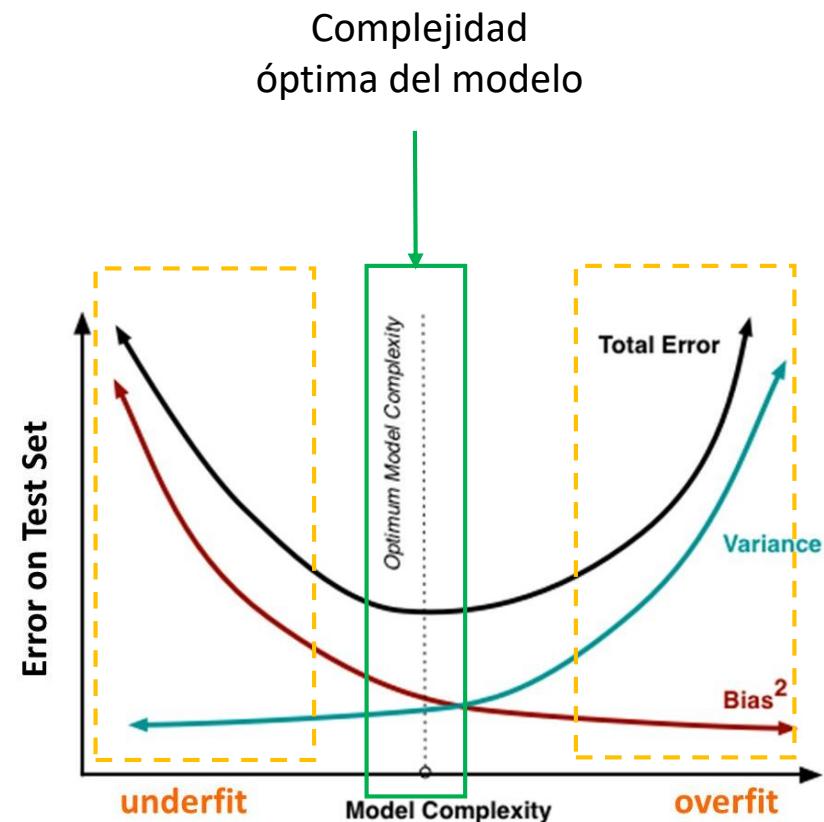
- **Sobreajuste (overfitting):** el modelo coincide demasiado con los datos de entrenamiento que no puede realizar predicciones correctas con datos nuevos.
- **Subajuste (underfitting):** el modelo es demasiado simple y no se ajusta a los datos de entrenamiento.
- El objetivo es obtener un modelo intermedio que sea capaz de obtener buenos resultados con datos nuevos (**generalización**).



## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

# Errores de predicción

- El **error de predicción** para cualquier algoritmo de aprendizaje automático se puede dividir en tres partes:
  - Error de sesgo
  - Error de varianza
  - Error irreducible
- La complejidad óptima del modelo viene dada por un  $\downarrow$  sesgo y  $\downarrow$  varianza.
- A medida que aumenta la complejidad del modelo, aumentan las posibilidades de sobreajuste, es decir, la varianza aumenta.

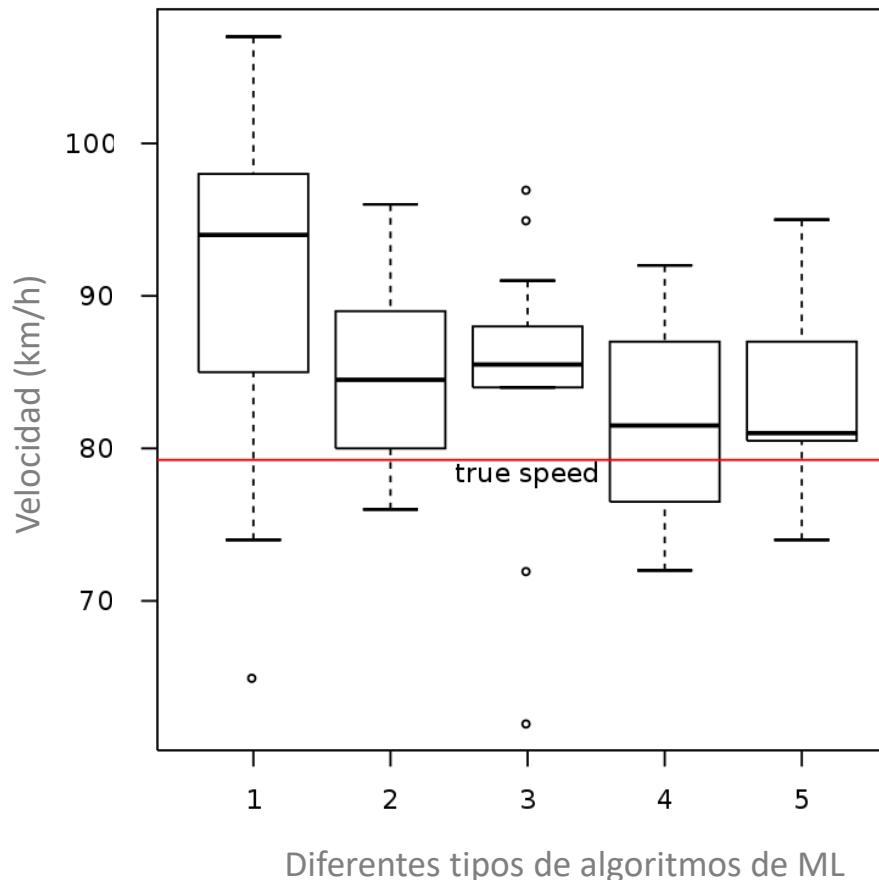


## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

# Errores de predicción

Ejemplo: resultados de diferentes modelos para predecir la velocidad.

¿Cuál tiene un menor error de sesgo? ¿Y cuál más varianza? ¿Con cual os quedaríais?



2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



# Aplicaciones de Machine Learning

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## LA VANGUARDIA (22/04/2021)

## EL AVANCE DE LAS NUEVAS TECNOLOGÍAS

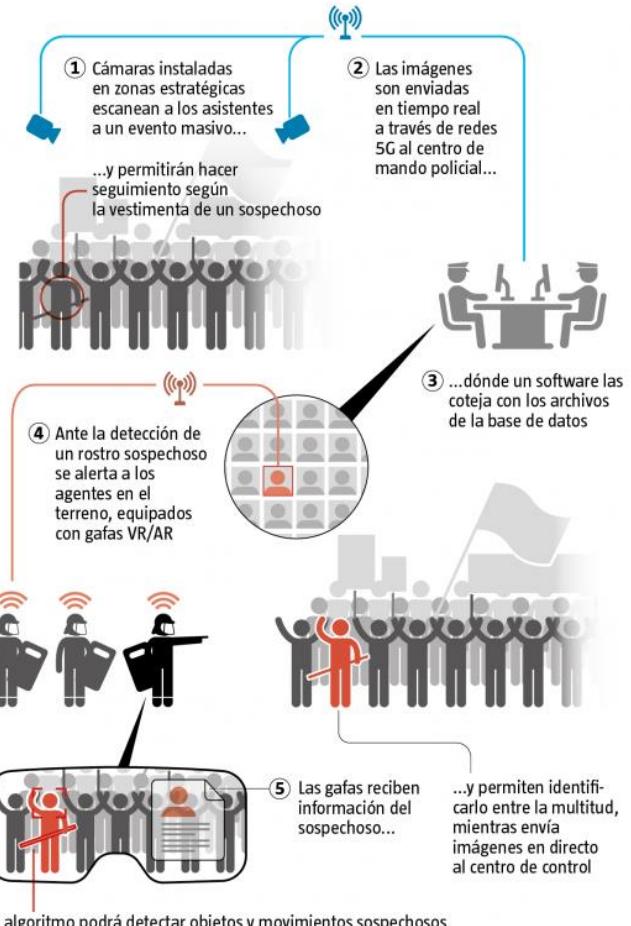
**Europa no quiere un Gran Hermano: límites estrictos a la vigilancia con inteligencia artificial**

- El despliegue normativo presentado por la Comisión Europa es restrictivo, con prohibición de la vigilancia masiva, salvo contadas excepciones



Una pantalla muestra los datos que proporciona un sistema de reconocimiento de peatones y vehículos en Pekín (Gilles Sabrie / Bloomberg)

## LA COMBINACIÓN DE RECONOCIMIENTO FACIAL Y REDES 5G



FUENTE: ITCL

LA VANGUARDIA

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

LA VANGUARDIA (08/04/2023)

LAVANGUARDIA

## Barcelona instalará 17 cámaras inteligentes en el paseo de Gràcia

- El dispositivo redoblará la presión sobre los delincuentes multirreincidentes

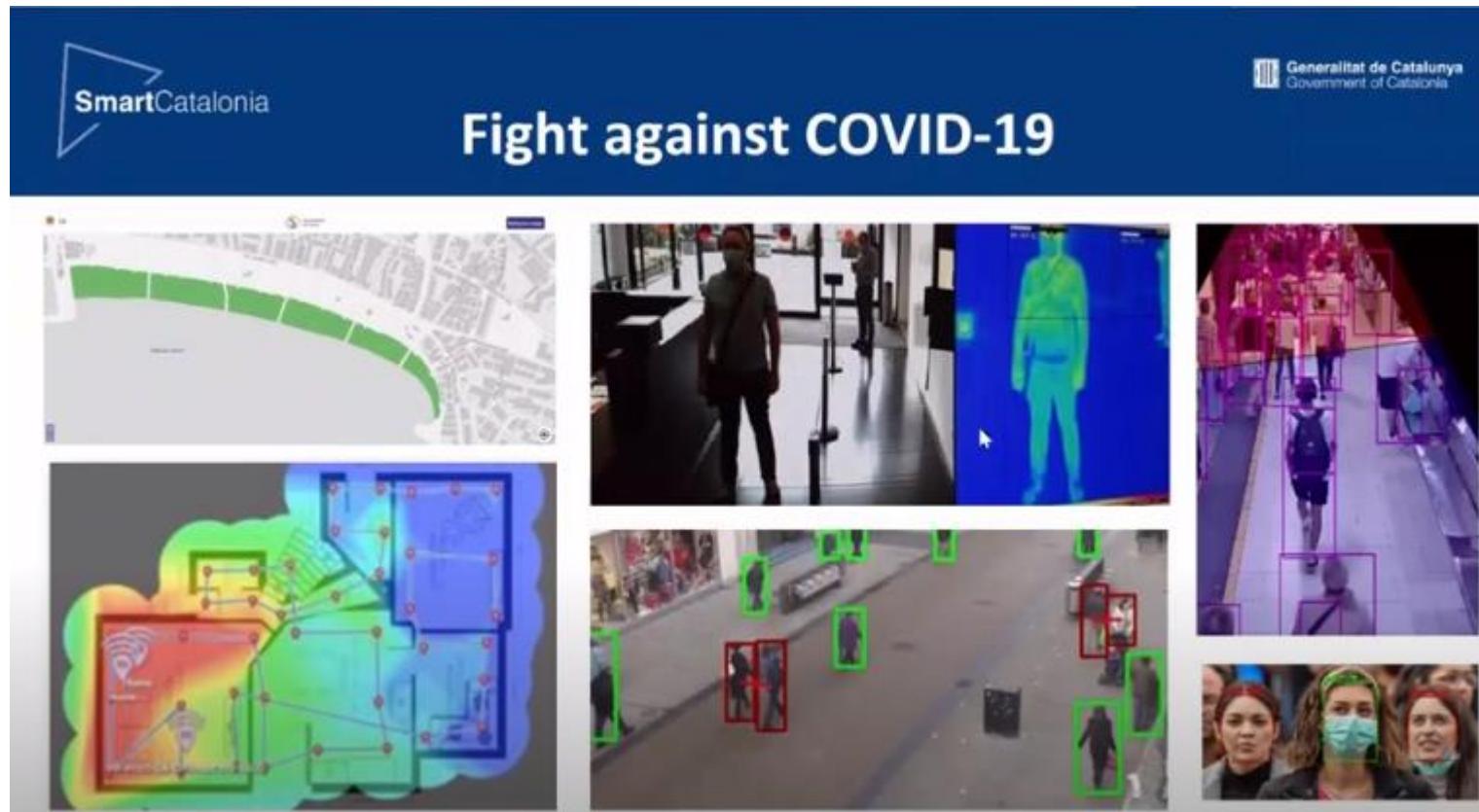


Estos aparatos permitirán clasificar a los viandantes en función de su género, edad, ropa, gafas...

Fuente: [La Vanguardia](#)

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

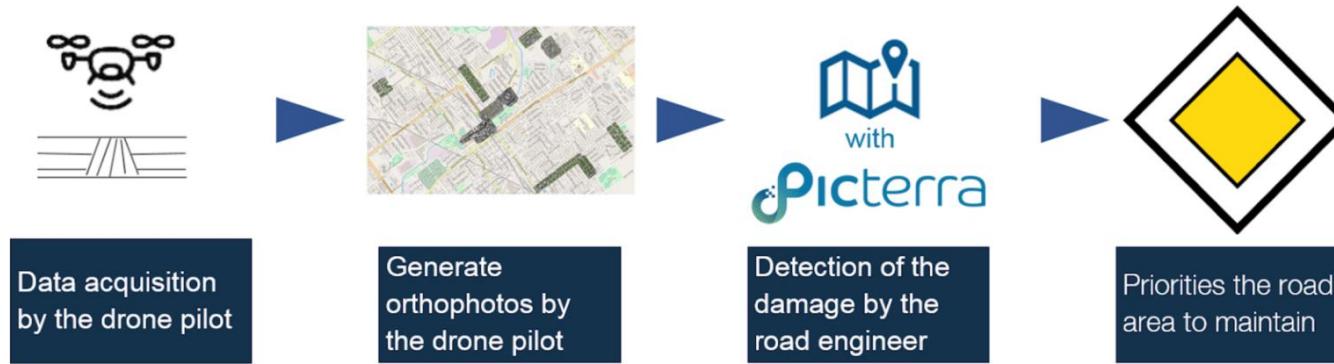
## TOMORROW CITY EVENT (22/04/2021)



Min 38:45 <https://tomorrow.city/a/ai-and-cities>

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## Geospatial ML models. Mantenimiento de carreteras en Indiana, USA.



Delivering project with Picterra	Delivering project conventionally using traditional methods
Total cost of 2,400\$	Total cost of 64,000\$
Team of 2 people: one drone pilot and one road engineer.	20 people involved in the project (project manager, road engineers, drivers, data analysts, and possibly more).
Required 5 days of work on the project, including 8 hours to detect the cracks with Picterra.	Required 2 months of work to get the same results, including 200 hours to create a database, identify and analyze the cracks.
Reduced the total cost of the resources required in terms of labor, hardware, and software to 350\$/day.	Cost value per day of the resources required stands at 1,600\$/day.

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



# Aplicaciones de Machine Learning en el sector energético



**BD4OPEM**

<https://bd4opem.eu/>

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

## Aplicaciones Machine Learning en el Sector Energético

**Operación y monitorización de la red:** topología, observación y estabilidad de la red.

**Mantenimiento predictivo** de transformadores, cableado, etc.

**Detección de faltas** en la red de baja tensión.

**Detección de fraude.**

**Predicción** de demanda, generación, precio de la electricidad en el mercado diario.

**Sistema de gestión energético.**

**P2P Trading and cyber security.**

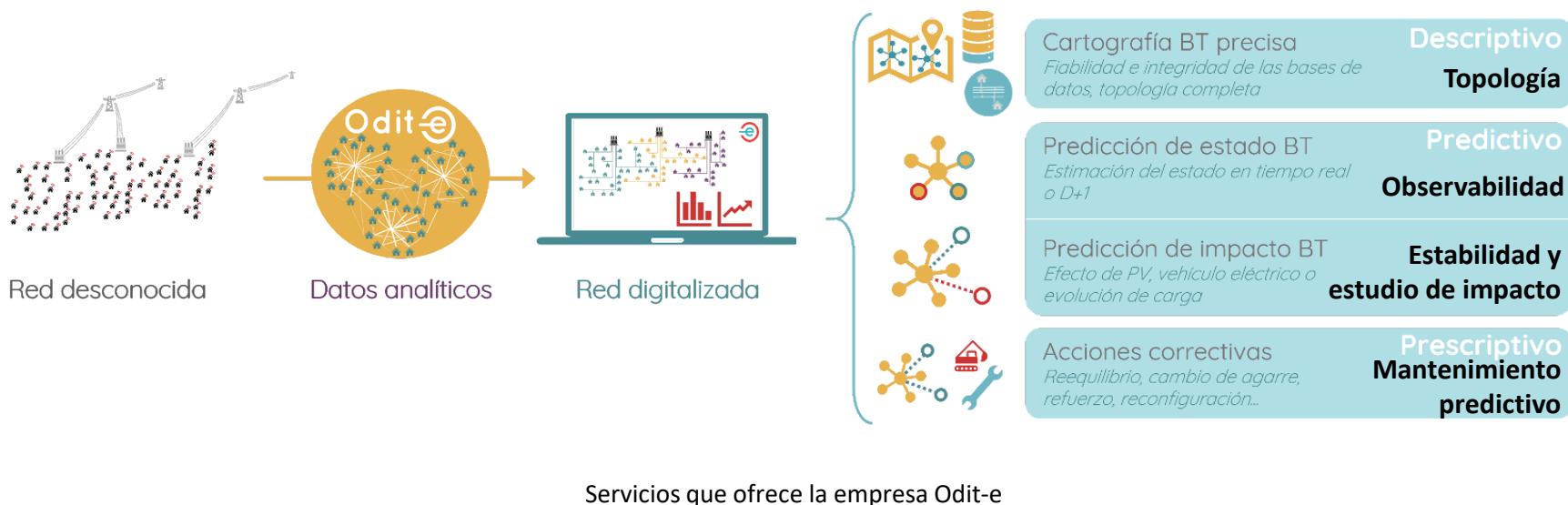
**Plan de inversión y de equipos en la red.**

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Operación y monitorización de la red: topología, observación y estabilidad de la red.

### Observabilidad de la red de distribución en tiempo real.

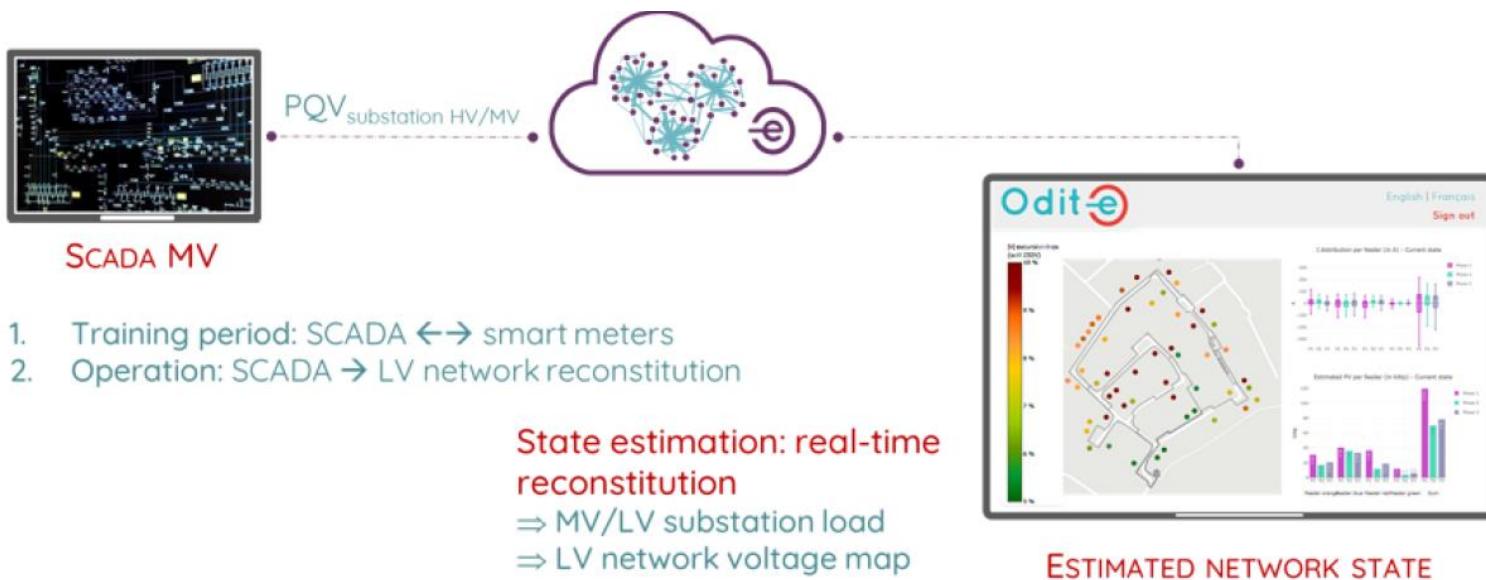


## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Operación y monitorización de la red: topología, observación y estabilidad de la red.

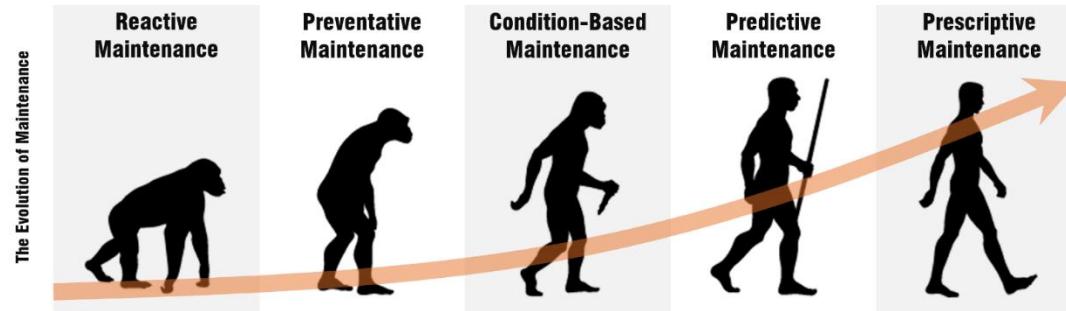
### Observabilidad de la red de distribución en tiempo real.



## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Mantenimiento predictivo: transformadores, cableado, aerogeneradores, etc.



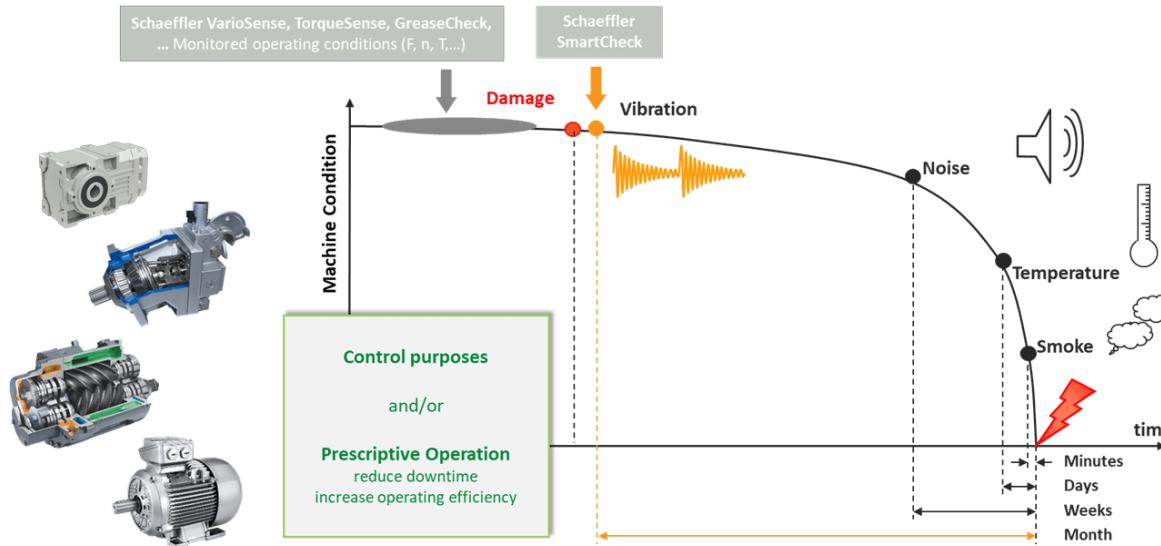
- El **mantenimiento reactivo** no depende en absoluto de los datos, sino que espera al fallo.
- El **mantenimiento preventivo** utiliza el tiempo o el uso para informar de su programa de mantenimiento, no son muchos datos - ¡pero es un comienzo!
- El **mantenimiento basado en la condición** examina una sola métrica y la compara con umbrales preestablecidos.
- El **mantenimiento predictivo** examina un puñado de datos y se basa en un análisis ligeramente mejor para detectar diversas tendencias en los datos y la salud del activo.
- El **mantenimiento prescriptivo** utiliza muchos conjuntos de datos y métricas y probablemente algunas técnicas de análisis propias para determinar la causa de un posible fallo.

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



**Mantenimiento predictivo:** transformadores, cableado, aerogeneradores, etc.

**Típicas medidas usadas:** vibración, ruido y temperatura.

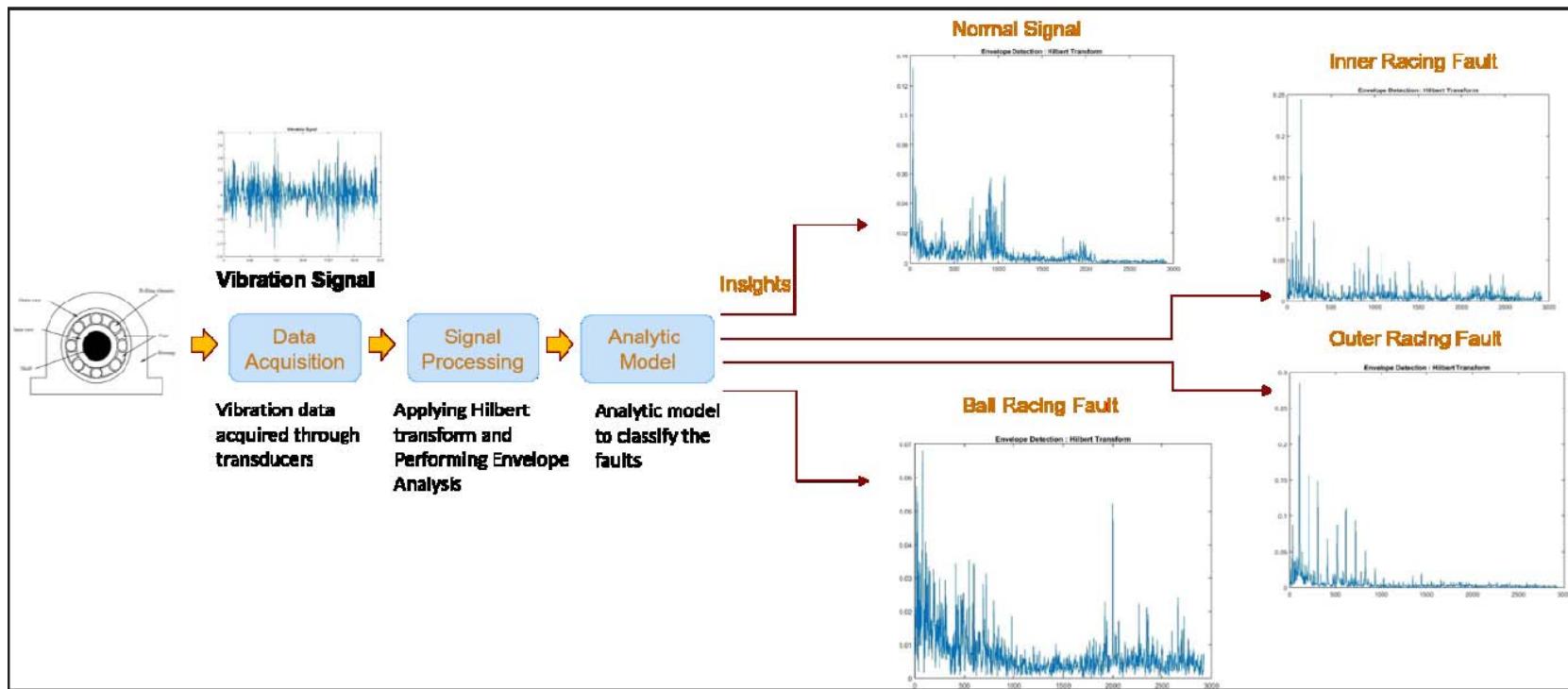


The [WATEREYE project](#) tiene como objetivo desarrollar un conjunto de sensores, sistemas de monitorización, estrategias de diagnóstico y mantenimiento predictivo, y herramientas de apoyo a la toma de decisiones relacionadas con el funcionamiento y el mantenimiento de los parques eólicos marinos (componentes estructurales de las turbinas eólicas)

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Mantenimiento predictivo: transformadores, cableado, aerogeneradores, etc.



Gopi Krishna Durbhaka, Barani Selvaraj

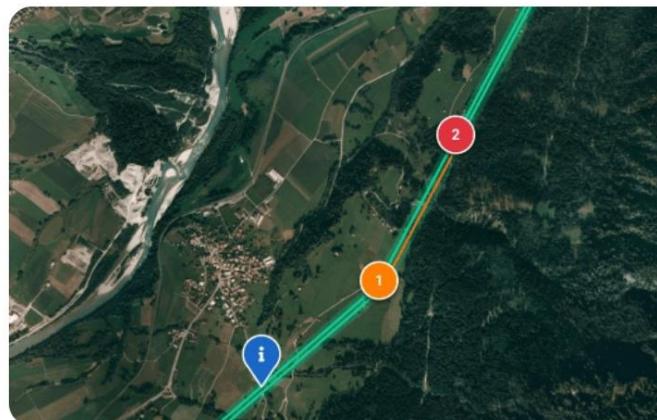
## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



**Mantenimiento predictivo:** transformadores, cableado, aerogeneradores, etc.

## Modelos de machine learning con datos geoespaciales

Early risk alerts about vegetation encroachment and human activities along your critical powerline corridors.



### Solutions for Proactive Monitoring of Power Grids

Monitor crucial elements of energetical infrastructure, such as dams and pipelines. Assess the risk of infrastructure damage and instability.

[Learn more](#)

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Detección de Fraude

### Endesa calcula que las empresas son responsables del 80% del fraude eléctrico

La compañía estima que menos del 1% de la defraudación es imputable a familias con bajos recursos

Fuente: [El País](#)



Fuente: [instituto de energía](#)

Endesa duplica su tasa de éxito en la lucha contra el fraude eléctrico gracias a la inteligencia artificial

Fuente: [Europa Press](#)

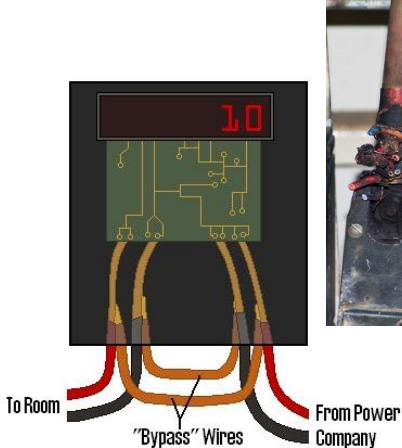
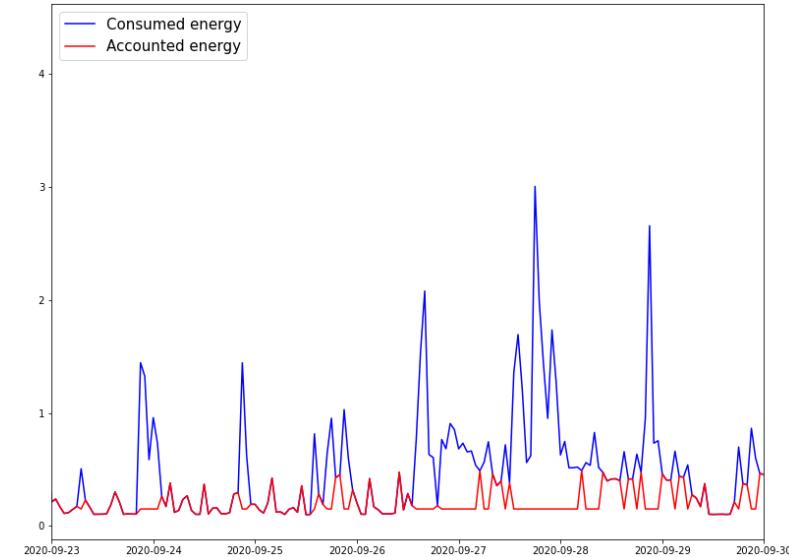
... y en España?

**150 M€ fraude en energía  
83.522 casos de fraude**

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



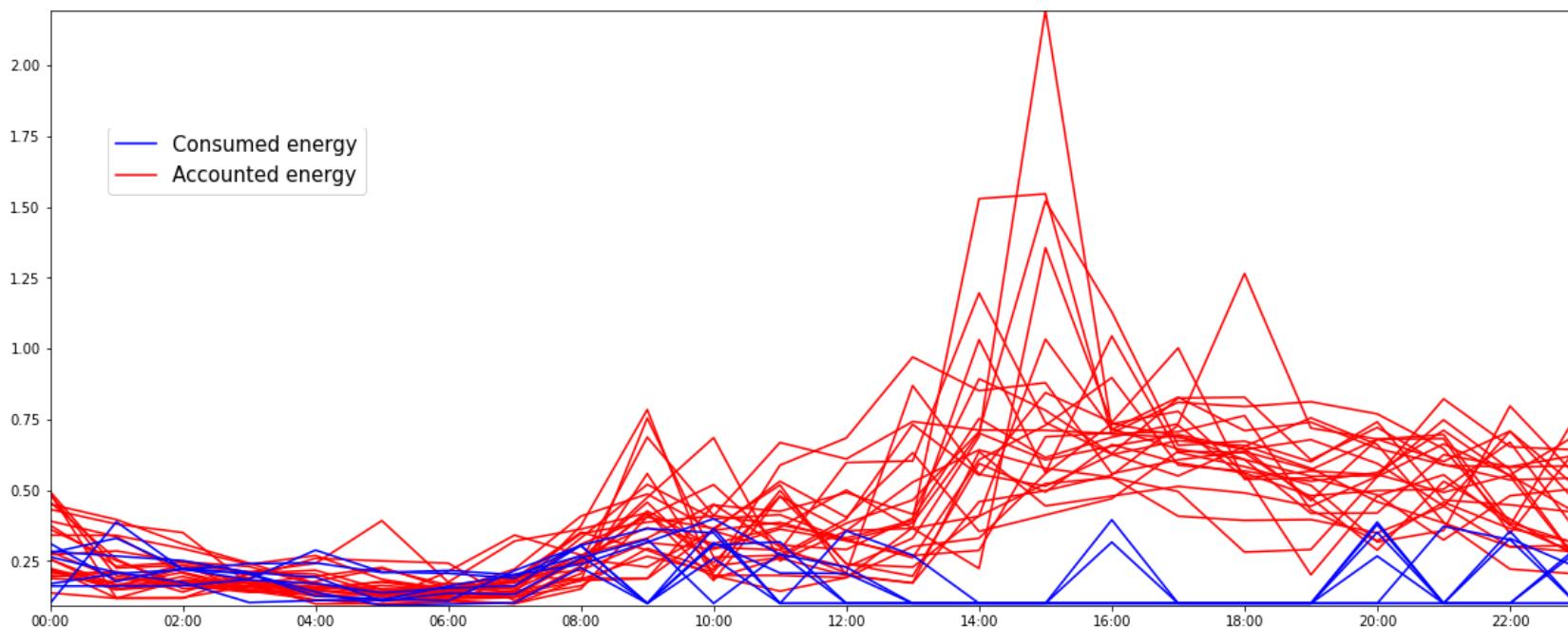
## Detección de Fraude

**Conexión directa****Ingestión de datos falsos**

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Detección de Fraude



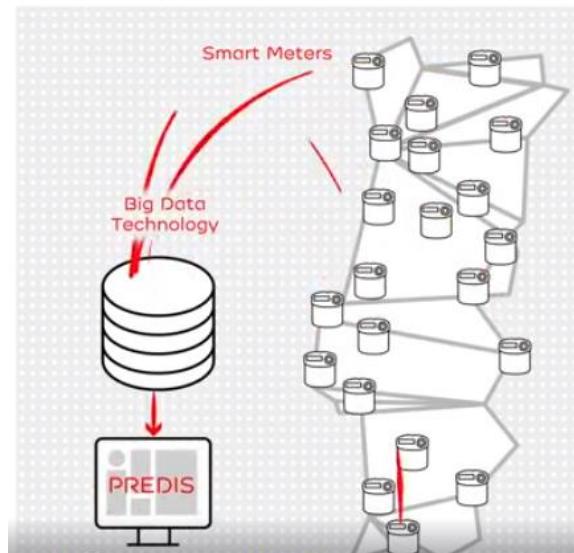
**Aprendizaje NO supervisado (Clustering). Algoritmo Fuzzy C-Means**

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



**Predicciones** de demanda, generación, precio de la electricidad en el mercado diario.

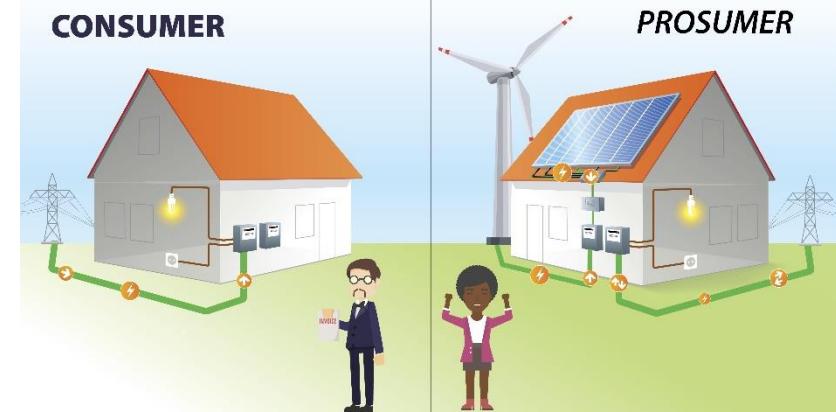
Predicción de demanda y generación desagregada en tiempo real.



Proyecto Predis (EDP)

Sistemas de gestión energética inteligente para prosumidores

Predicción de consumo  
Predicción de PV



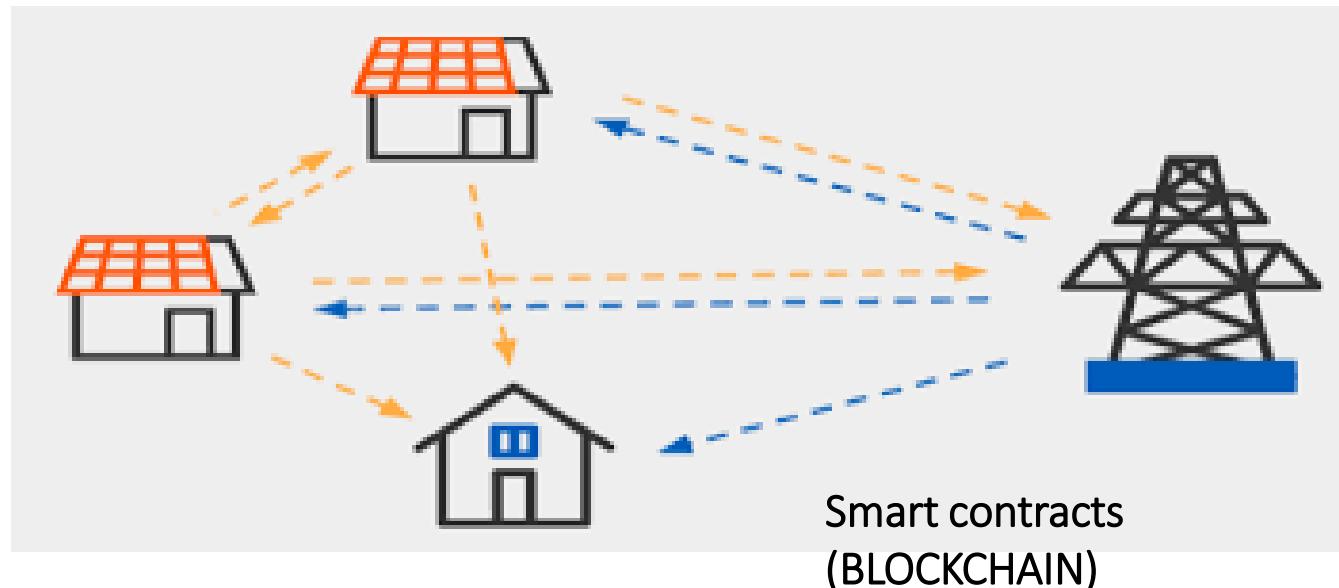
**HEMS** (home energy management system)

## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



## Peer to peer trading y Cyberseguridad: Comunidades energéticas locales.

Diseñar y desarrollar nuevos métodos y herramientas para un **intercambio seguro y confiable de datos** los usuarios de una comunidad energética local y el sistema eléctrico.



## 2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES



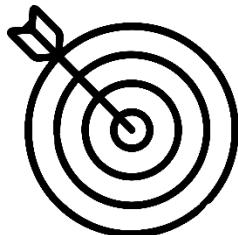
## Plan de inversión y de equipos en la red.

Minimizar los costes de inversión para distribuidoras, gracias al mantenimiento predictivo, activación de la flexibilidad y predicción a largo plazo de la demanda.



Power Flow Test using PandaPower and GIS data (Lines and Buses).

# ¿Qué aprenderemos en el curso?



1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aprendizaje supervisado

- Regresión
- Clasificación

## Aprendizaje no supervisado

- Clustering

## Aprendizaje por refuerzo



# Modelos Supervisados de Regresión

## 1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

# ¿Dónde estamos?

## MACHINE LEARNING

Aprendizaje  
Supervisado

Aprendizaje **NO**  
Supervisado

Reinforcement  
Learning

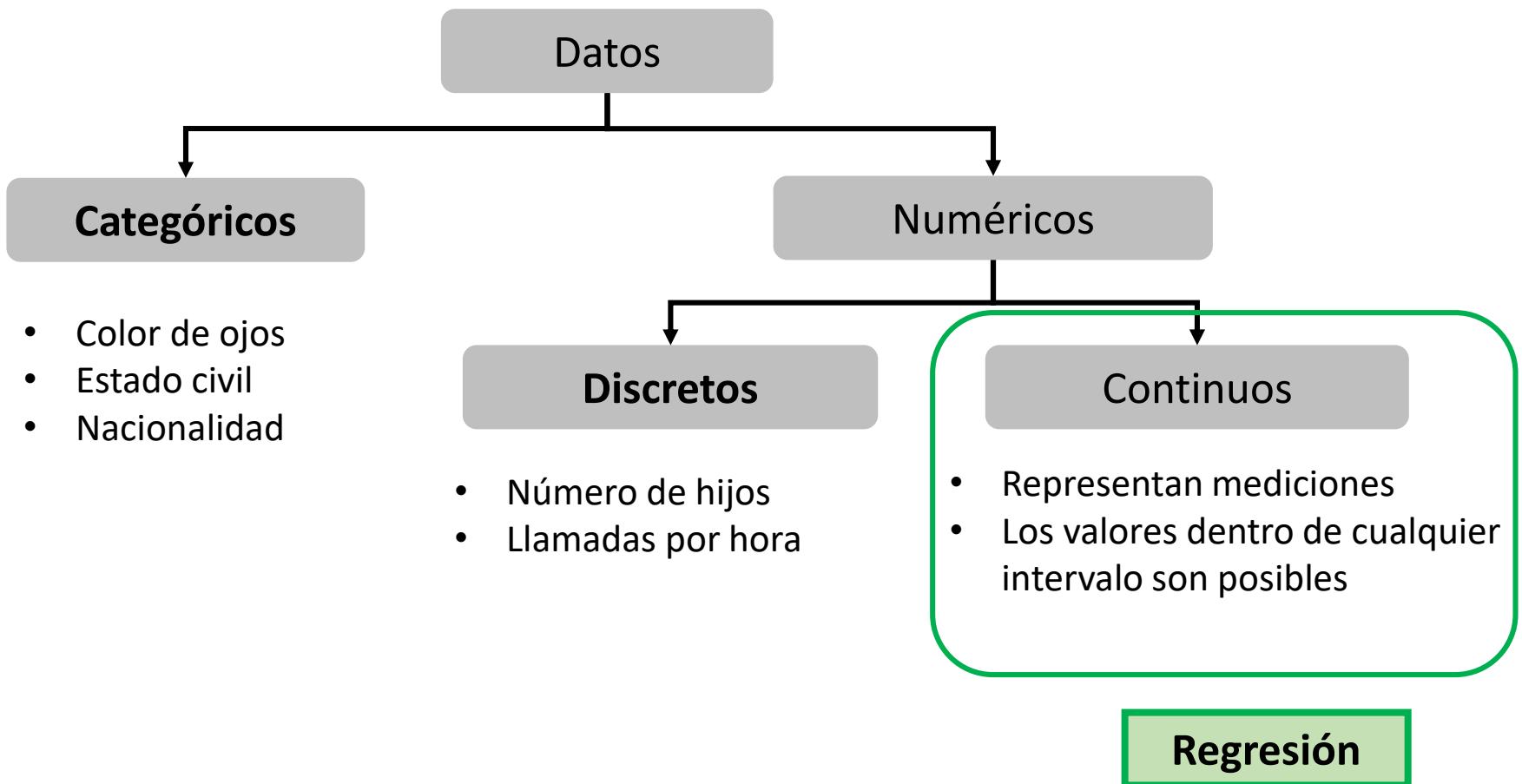
Clasificación

Clustering

Regresión

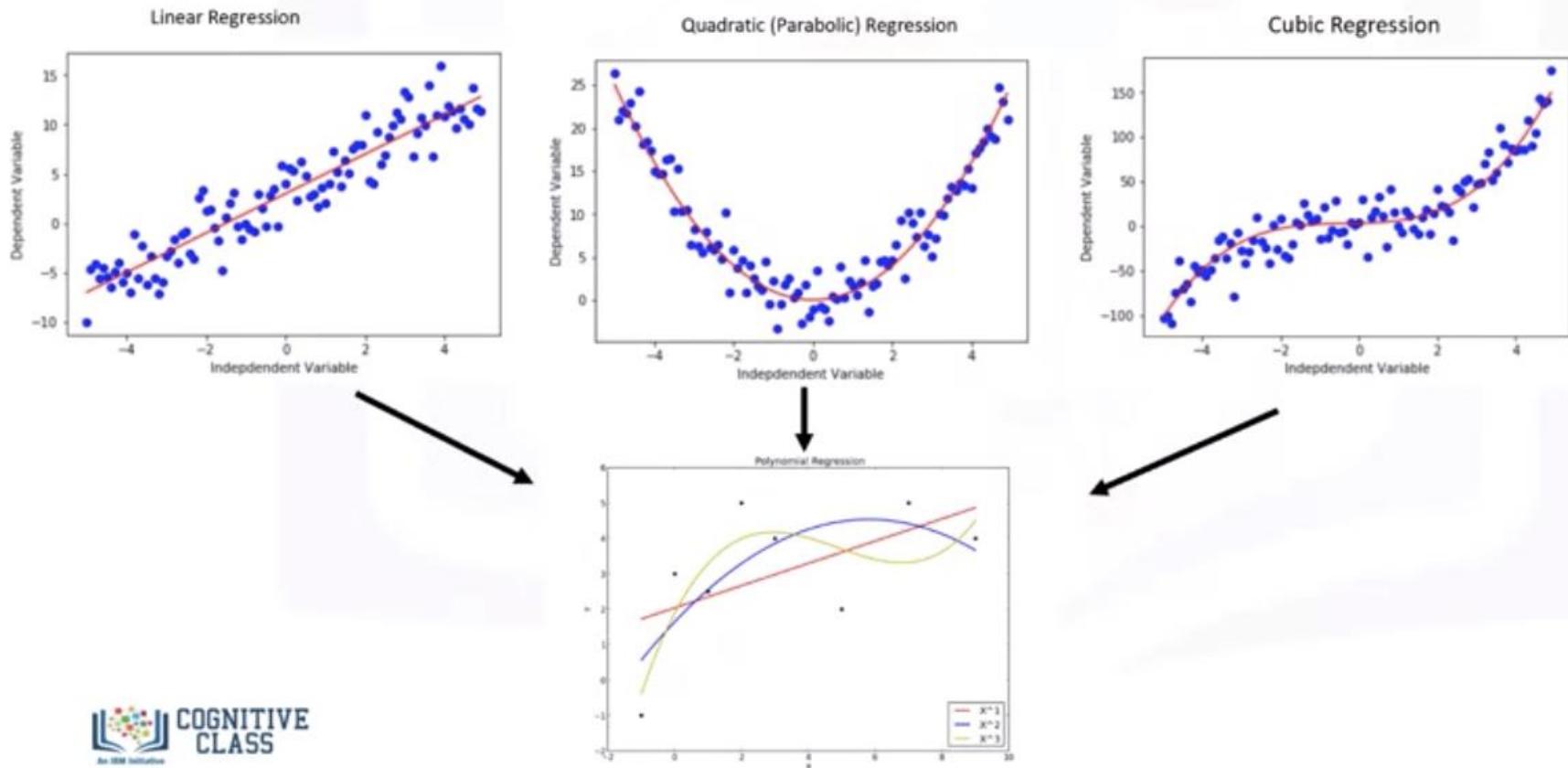
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Datos categóricos y numéricos



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

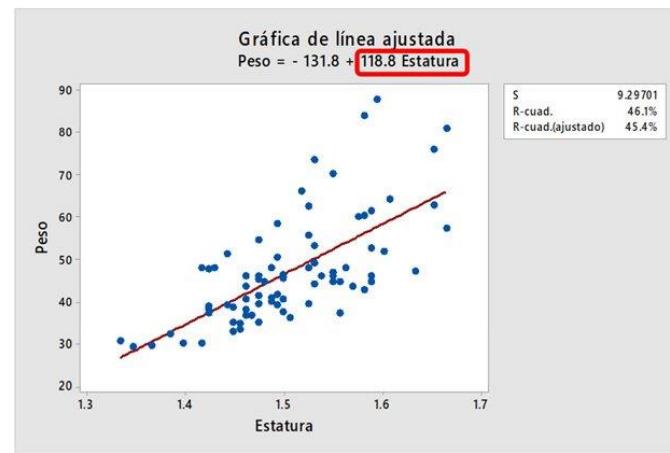
## Tipos de regresión: lineal y no lineal.



### 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

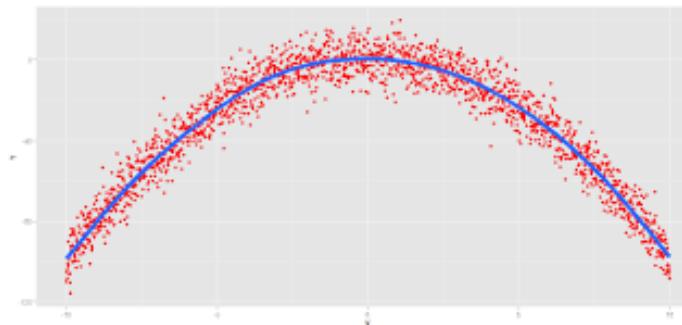
#### ALGORITMOS DE REGRESIÓN LINEALES

- Regresión lineal de mínimos cuadrados.
- Ridge.
- Lasso.
- Elastic-Net



#### ALGORITMOS DE REGRESIÓN NO LINEALES

- Suport Vector Machines (SVM)
- K-Nearest Neighbour (KNN)
- Red Neuronal (MLP)
- Árboles de decisión (CART)
- MLP



#### Ensembles

- Random Forest
- Gradient Boosting Machine
- AdaBoost
- Bagging



Orientación de como seleccionar el estimador correcto en [Scikit Learn](#)

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## MÉTRICAS DE EVALUACIÓN PARA MODELOS DE REGRESIÓN



$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}|$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

$R^2 < 0.5 \rightarrow$  Ajuste débil  
 $0.5 \leq R^2 \leq 0.8 \rightarrow$  Ajuste moderado  
 $R^2 > 0.8 \rightarrow$  Ajuste fuerte

Where,

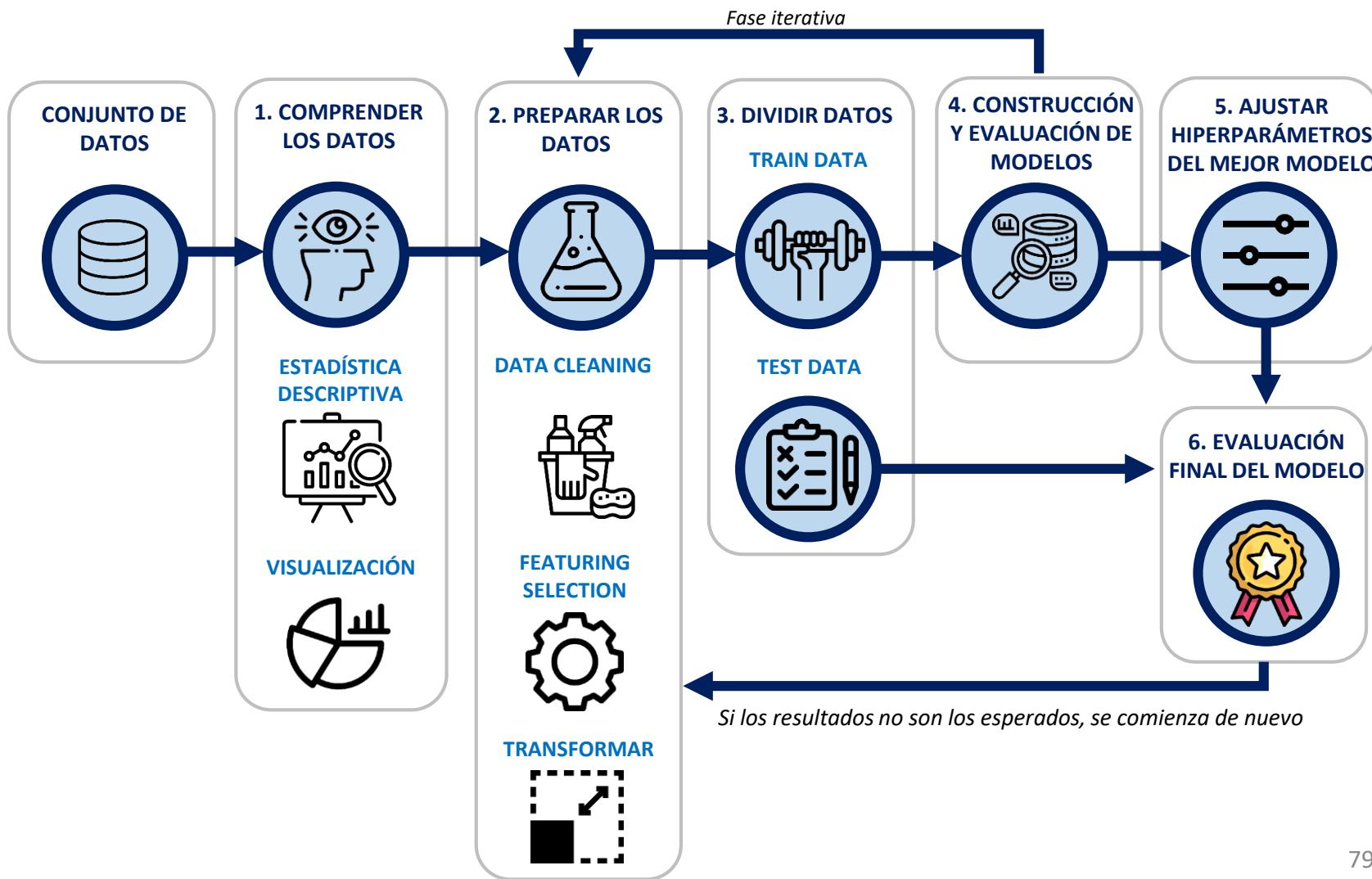
$\hat{y}$  – predicted value of  $y$   
 $\bar{y}$  – mean value of  $y$



# ¿Cómo crear un modelo de Aprendizaje Supervisado desde cero?

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Cómo crear un modelo de Machine Learning?



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE



Expliquemos cada uno de estos pasos con un ejemplo



Abrid el archivo  
EJ1-regresion-PV.ipynb

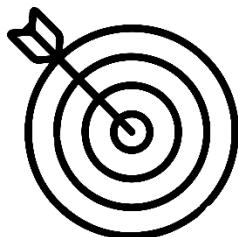
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Ejercicio 2 de regresión



Abrid el archivo  
EJ2-regresion-consumos.ipynb

# ¿Qué aprenderemos en el curso?



1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aprendizaje supervisado

- Regresión
- Clasificación

## Aprendizaje no supervisado

- Clustering

## Aprendizaje por refuerzo



# Modelos Supervisados de Clasificación

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# ¿Dónde estamos?

## MACHINE LEARNING

Aprendizaje  
Supervisado

Aprendizaje **NO**  
Supervisado

Reinforcement  
Learning

**Clasificación**

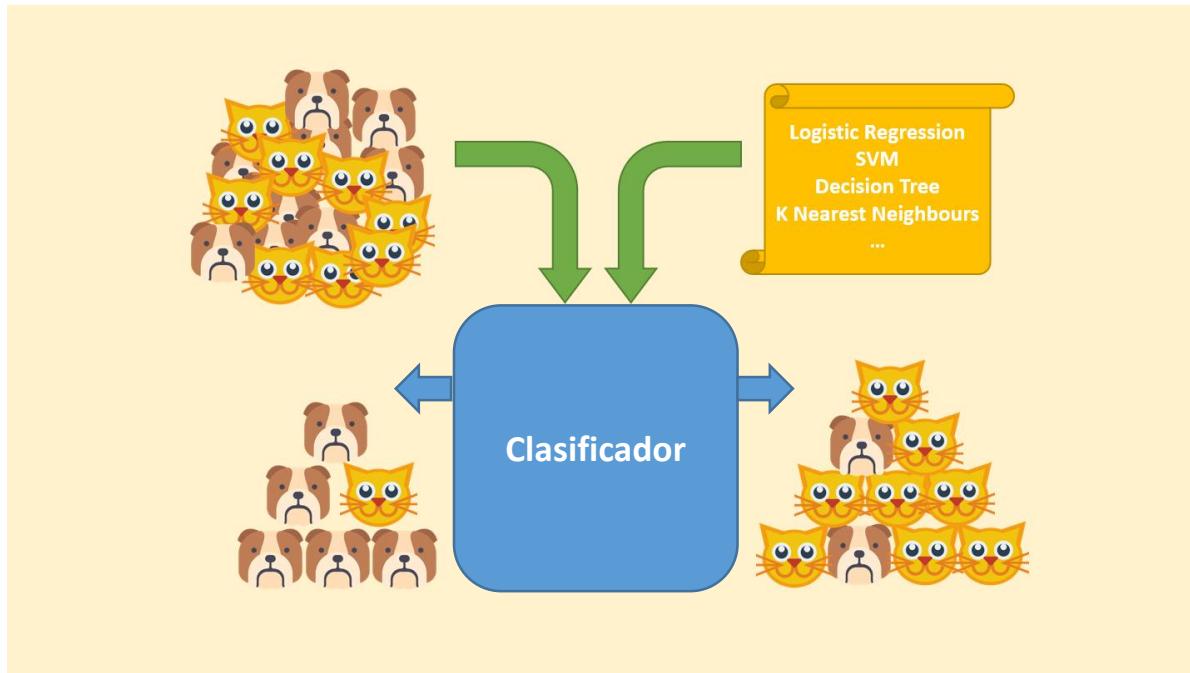
Clustering

Regresión

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

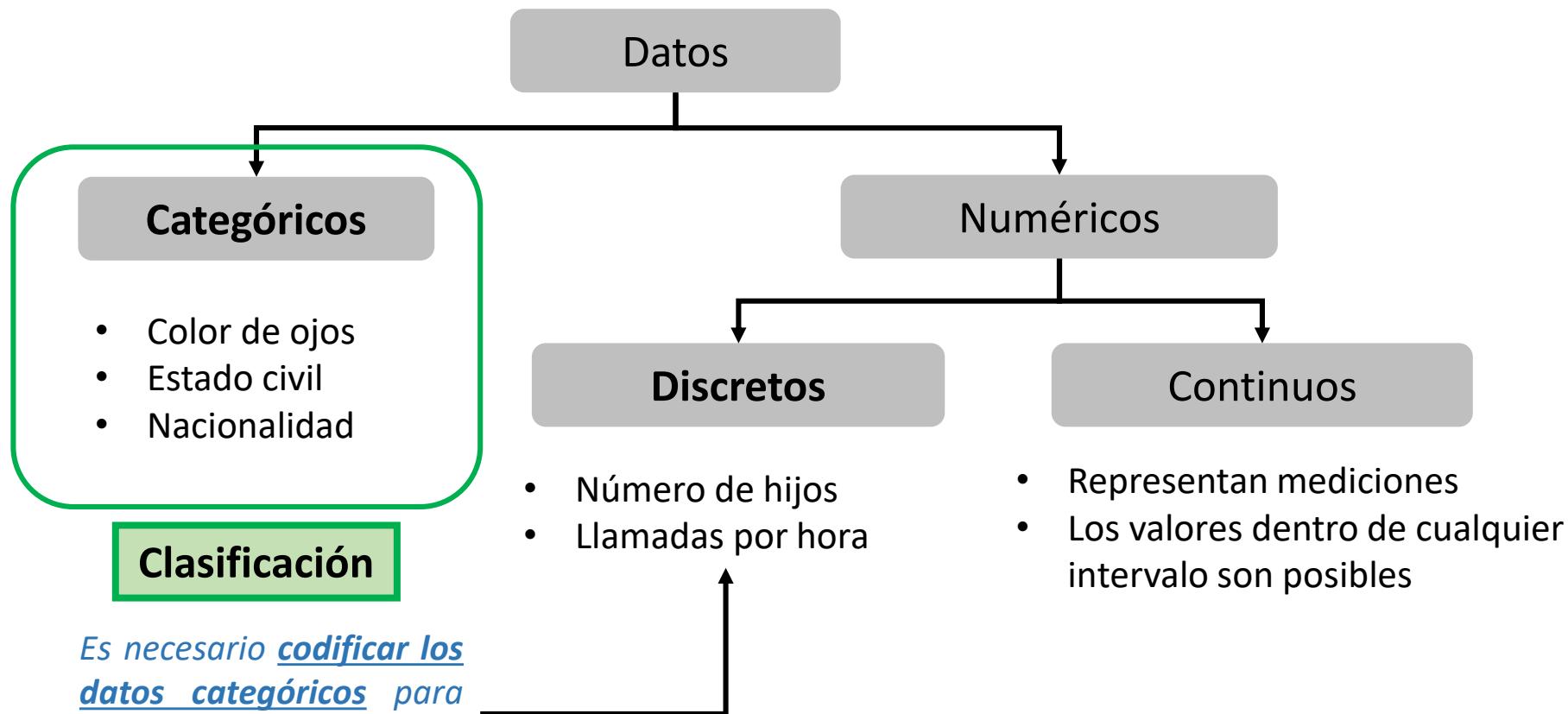
## ¿Qué es clasificación en Machine Learning?

La **clasificación** es una subcategoría del **aprendizaje supervisado** donde el objetivo es predecir una **clase categórica** basada en un conjunto de características/atributos y observaciones pasadas.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Datos categóricos y numéricos



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## ¿Cómo pasar de variables categóricas a numéricas?

Los modelos de machine learning y deep learning requieren que todas las variables de entrada y salida sean **numéricas**.

### Datos de entrada

ID	Country	Population
1	Japan	127185332
2	U.S	326766748
3	India	1354051854
4	China	1415045928
5	U.S	326766748
6	India	1354051854

Datos categóricos

[Más información](#)

- [Label Encoder](#)

ID	Country	Population
1	0	127185332
2	1	326766748
3	2	1354051854
4	3	1415045928
5	1	326766748
6	2	1354051854

El problema aquí es que como hay diferentes números en la misma columna, el modelo podría malinterpretar los datos y supondrá que existe algún tipo de orden,  $0 < 1 < 2$ .

- [One hot encoding](#)

ID	Country_Japan	Country_U.S	Country_India	Country_China	Population
1	1	0	0	0	127185332
2	0	1	0	0	326766748
3	0	0	1	0	1354051854
4	0	0	0	1	1415045928
5	0	1	0	0	326766748
6	0	0	1	0	1354051854

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Tipos de Clasificación

## CLASIFICACIÓN BINARIA

- Solo se pueden asignar dos clases diferentes (**0 o 1**).
- Cada observación sólo puede ser etiquetada como una clase.

## CLASIFICACIÓN MULTI-CLASE

- Se asignan múltiples categorías a las observaciones.
- Cada observación sólo puede ser etiquetada como una clase.

## CLASIFICACIÓN MULTI-ETIQUETA

- Se pueden asignar múltiples categorías a las observaciones.
- Predice más de una etiqueta de clase para cada observación.

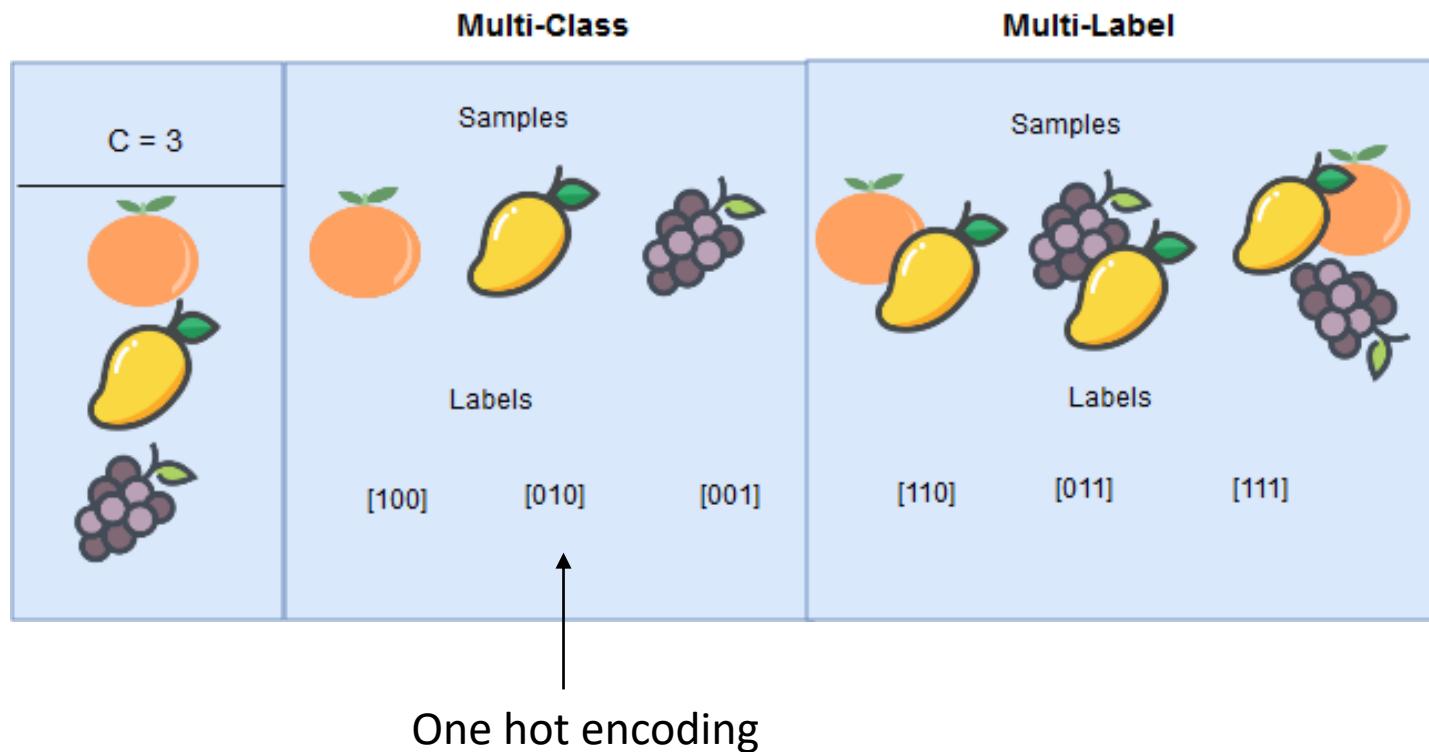
[Más info](#)

TIPOS DE CLASIFICACIÓN	NÚMERO DE ETIQUETAS	NÚMERO DE CLASES DIFERENTES
Clasif. binaria	1	2
Clasif. multi-clase	1	>2
Clasif. multi-etiqueta	>1	>2

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Tipos de Clasificación

## Multi-Clase vs Multi-Etiqueta



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN BINARIA

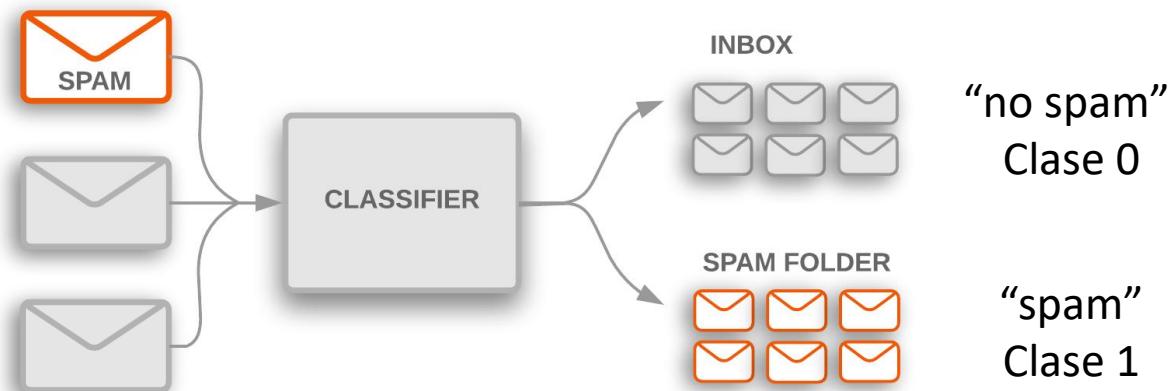
- Detección de spam (“spam” o “no spam”)

Las tareas de clasificación binaria implican una clase que es el **estado normal** (etiqueta de clase 0) y otra clase que es el **estado inusual** (etiqueta de clase 1).

**Estado inusual (spam)**

**Estado normal (no spam)**

**Estado normal (no spam)**



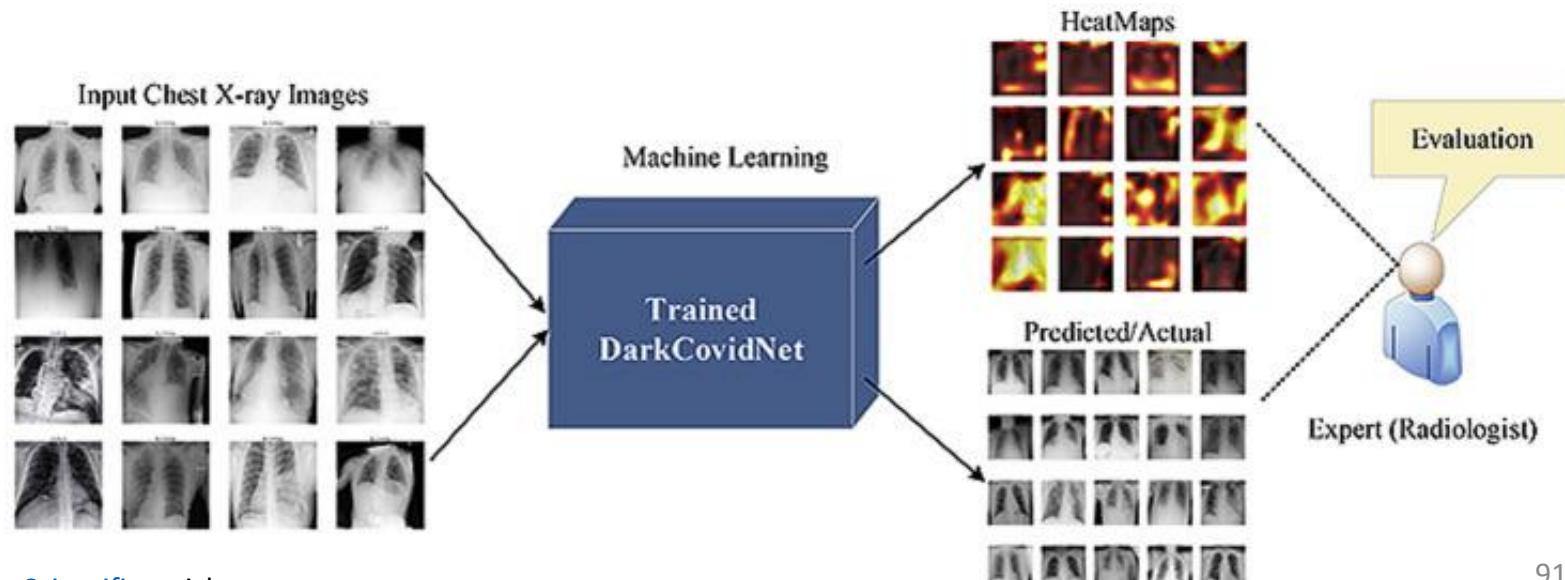
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN BINARIA

- Diagnóstico medico (“enfermedad” o “no enfermedad”).

### Modelo de Machine learning para detectar Covid a través de imágenes de rayos X



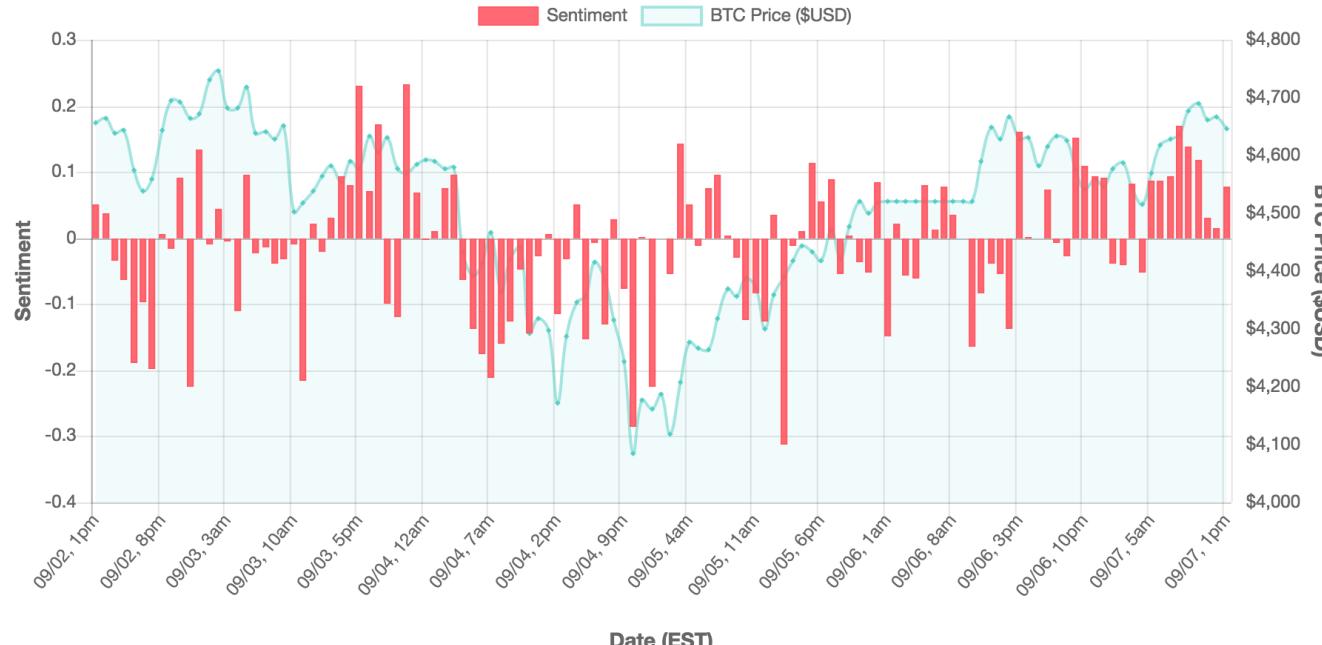
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN BINARIA

- **Detección de clientes descontentos (“contento” o “no contento”)**
  - Conocido también como como **Sentiment Analysis**.
  - Se utiliza el método **Natural Language Processing (NLP)**

Relacionar el sentimiento general de los tweets sobre Bitcoin con su precio en bolsa.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN MULTI-CLASE

- Reconocimiento de imágenes: identificar si se trata de un perro, gato, elefante o serpiente.
- Clasificación de tipo de fraude en la red eléctrica.
- Clasificación de caras (Image recognition).
- **Clasificación de las especies de plantas**
- Reconocimiento óptico de caracteres



### PICTURE THIS

<https://www.picturethisai.com/>

Más de 10.000 especies de plantas diferentes

The image shows two screenshots of the Picture This app. The top screenshot displays a magnifying glass over a green leaf of a potted plant, with the text "Diagnóstico automático de problemas" and a subtitle about taking a photo of sick plant parts. The bottom screenshot shows a camera viewfinder over a red flower cluster, with the text "Identifica plantas con una foto" and a subtitle about identifying plants through photos using AI technology.

Diagnóstico automático de problemas

Haz una foto de las partes enfermas de una planta para conseguir las causas del problemas y sugerencias de tratamiento.

Identifica plantas con una foto

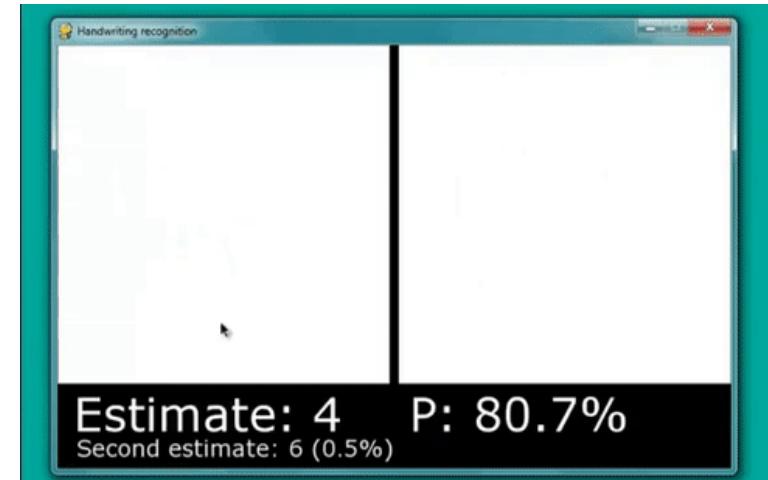
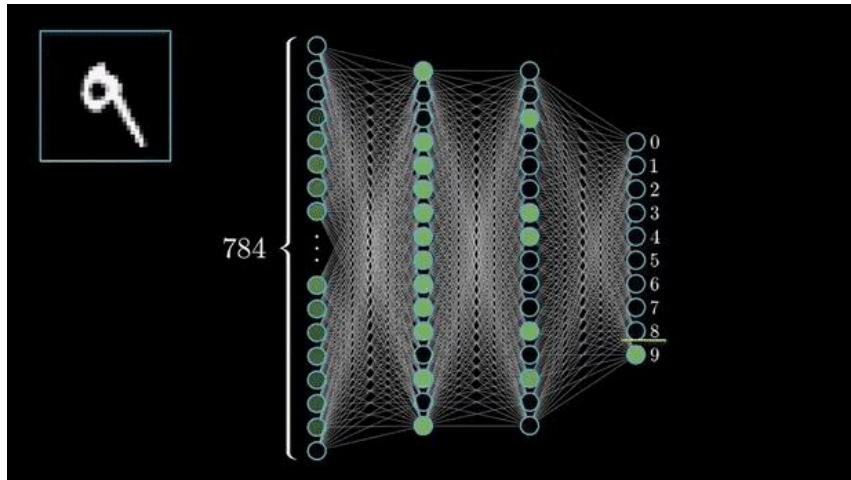
Solo tienes que hacer o subir una foto de una planta para conseguir resultados de identificación de la planta precisos e instantáneos gracias a nuestra revolucionaria tecnología de inteligencia artificial.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN MULTI-CLASE

- Reconocimiento de imágenes: identificar si se trata de un perro, gato, elefante o serpiente.
- Clasificación de tipo de fraude en la red eléctrica.
- Clasificación de caras (Image recognition).
- **Clasificación de las especies de plantas**
- Reconocimiento óptico de caracteres



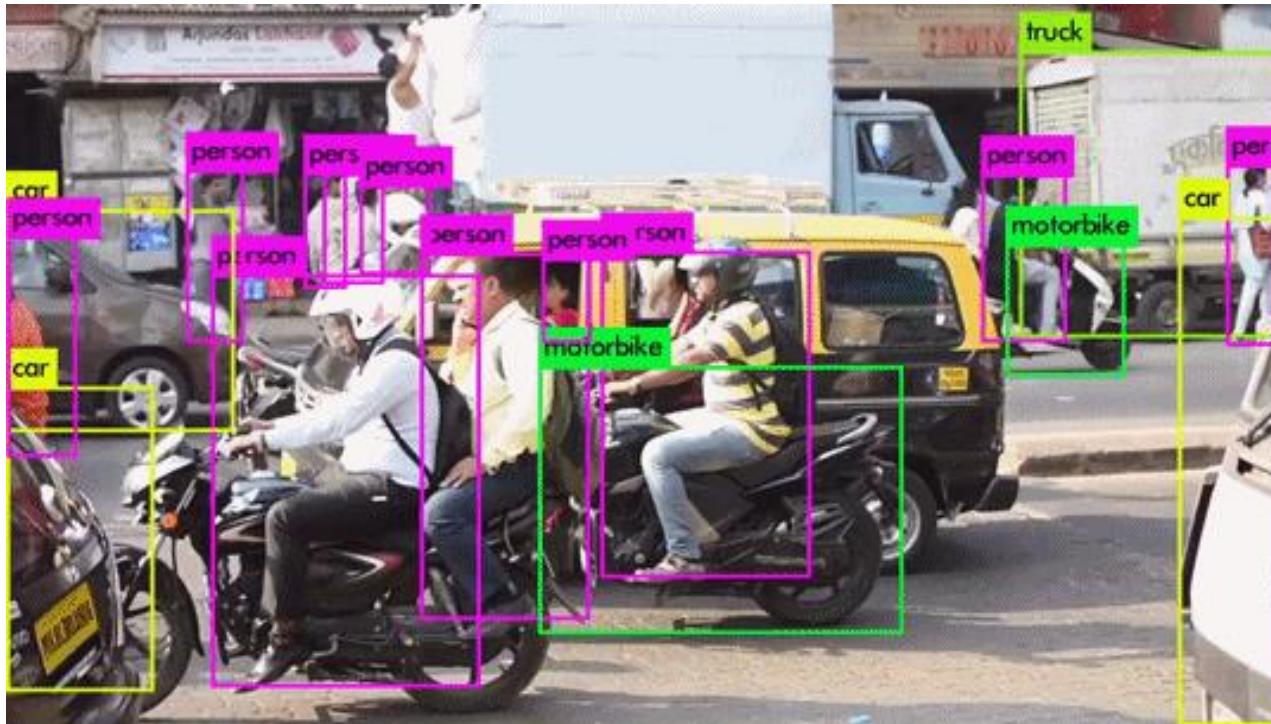
Reconocimiento óptico de caracteres

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN MULTI-ETIQUETA

- Reconocimiento de múltiples objetos conocidos en una fotografía (bicicleta, manzana, persona...).



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

## APLICACIONES CLASIFICACIÓN MULTI-ETIQUETA

- Clasificación de noticias: un artículo puede ser sobre **deportes**, una **persona** y un **lugar** al mismo tiempo.

**Table 1.** Class label of Indonesian new

Class Label	Explanation
1	Politic
2	Law
3	Economy
4	Social
5	Culture
6	Technology
7	Life Style
8	Sport
9	Entertainment
10	Education
11	Defense
12	Health
13	Others

**Table 2.** Dataset of Indonesian news and label.

No	News Article	Class Label
1	The dynamics of dismantling the 2019 presidential candidate pair continues. Whoever is a floating figure can be juxtaposed. Moreover, a number of continually emerging are considered alternative candidates.	1
2	Today (30/11) Butet Kartaredjasa will present 138 visual works at the exhibition at the National Gallery Jakarta. The visual work takes the painted media. This way of art is deliberately done by Butet to conduct social criticism of the community and the government.	5,9
3	The Vice President of the Republic of Indonesia, Jusuf Kalla delivered a written warning to the Minister of Youth and Sports Imam Nahrawi to allocate more funds to prepare for a number of sports ahead of the 2018 Asian Games.	1,3,8

A multi-label classification on topics of Indonesian news using K-Nearest Neighbor

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

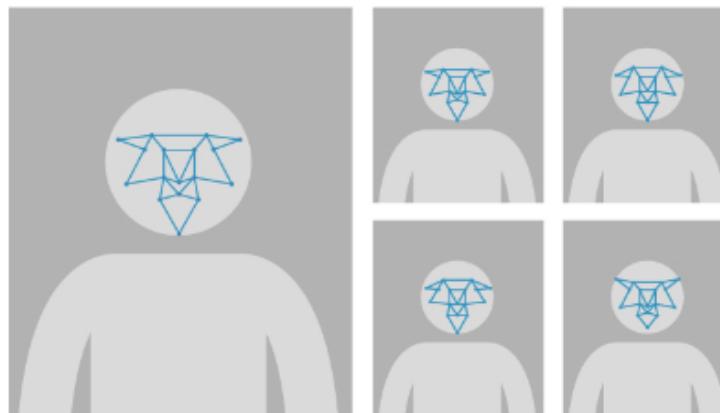
## SEGURIDAD CIUDADANA

### Barcelona instalará 17 cámaras inteligentes en el paseo de Gràcia

- El dispositivo redoblará la presión sobre los delincuentes multirreincidentes

### Así funciona la técnica biométrica de verificación de identidad

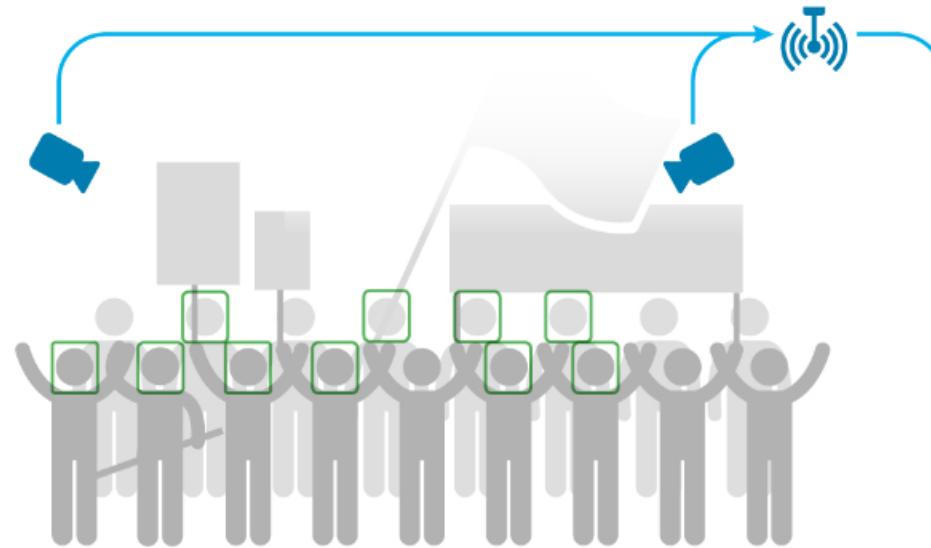
- ① Previamente, un software **escanea los rostros de las fotografías** de la base de datos policial y extrae los rasgos geométricos de cada cara



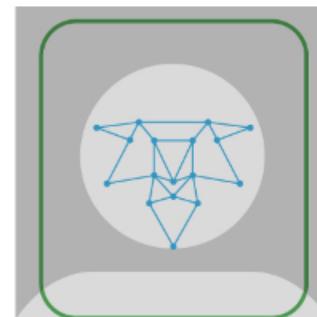
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aplicaciones de Clasificación

- ② Unas **cámaras** instaladas en zonas estratégicas **escanean a los asistentes** a un evento masivo o en zonas de paso muy concurridas



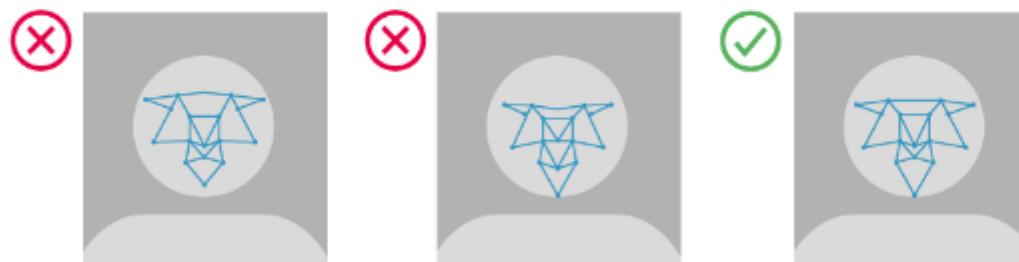
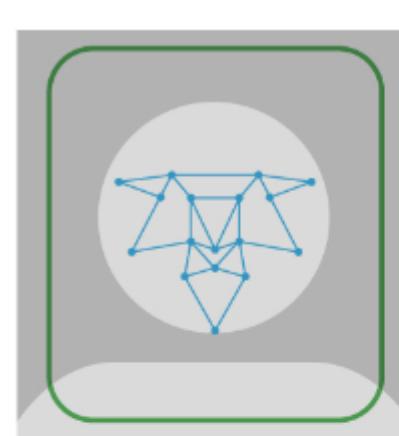
- ③ Las imágenes de los rostros **se comparan** en tiempo real con la base de datos policial...



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Clasificación

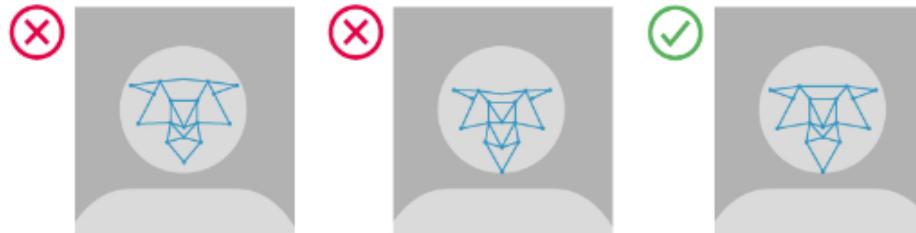
- ③ Las imágenes de los rostros **se comparan en tiempo real con la base de datos** policial...



...detectando **posibles coincidencias**

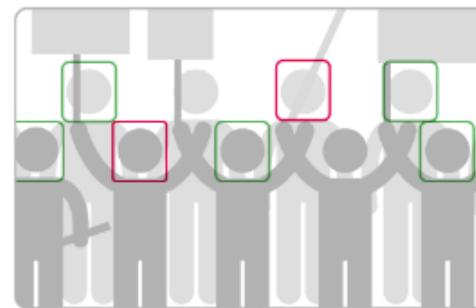
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aplicaciones de Clasificación



...detectando **posibles coincidencias**

- ④ De esta manera la policía y otros cuerpos de seguridad puede **visualizar al momento si hay coincidencias**



Fuente: ITCL. LA VANGUARDIA

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Desequilibrio entre clases

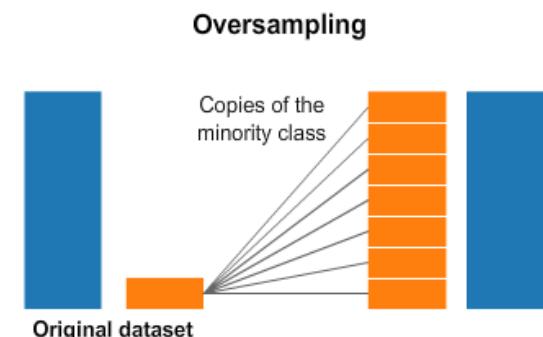
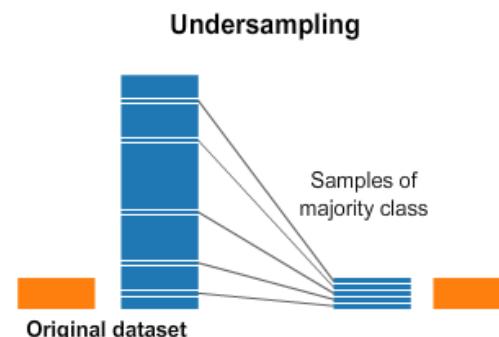
Sucede cuando las clases (etiquetas) no se encuentran balanceadas. El modelo predecirá peor la clase con menos observaciones al tener menos instancias con las que entrenar.

### SOLUCIONES

- Conseguir más datos (si es posible).
- **Sobre-muestreo (over-sampling)**: duplicación de las observaciones de la clase minoritaria.
- **Sub-muestreo (under-sampling)**: eliminación de datos de clase mayoritaria.
- `StratifiedShuffleSplit()`

### EJEMPLOS

- Detección de fraude energético.



### 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Métricas de evaluación para clasificación

Existen muchas formas de evaluar “cómo de bien” funciona el algoritmo.

### Métricas de Clasificación

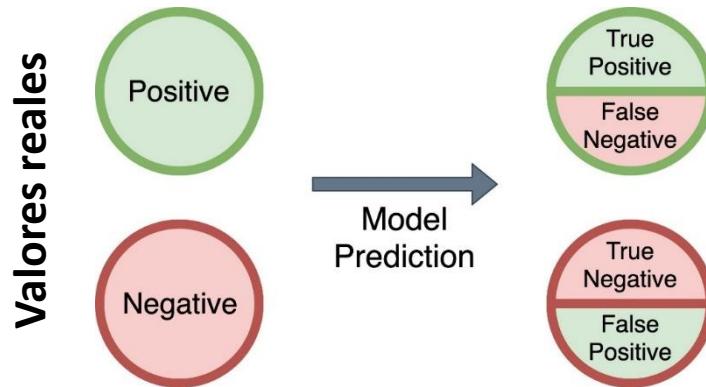
- Matriz de confusión
- Acierto
- Recall
- Precision
- F-1 Score
- MCC (Matthews correlation coefficient)

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Métricas de evaluación para clasificación

## Matriz de confusión

Una matriz de confusión es una tabla que resume el rendimiento de un algoritmo de clasificación de tipo supervisado.



Acierto en la predicción

		Actual	
		Positive 1	Negative 0
Predicted	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

- **Verdaderos positivos (TP):** Cuando predecimos un positivo y el resultado verdadero es positivo.
- **Falsos positivos (FP):** Cuando predecimos un positivo y el resultado verdadero es negativo.
- **Falsos negativos (FN):** Cuando predecimos un negativo y el resultado verdadero es positivo.
- **Verdaderos Negativos (TN):** Cuando predecimos un negativo y el resultado real es negativo.

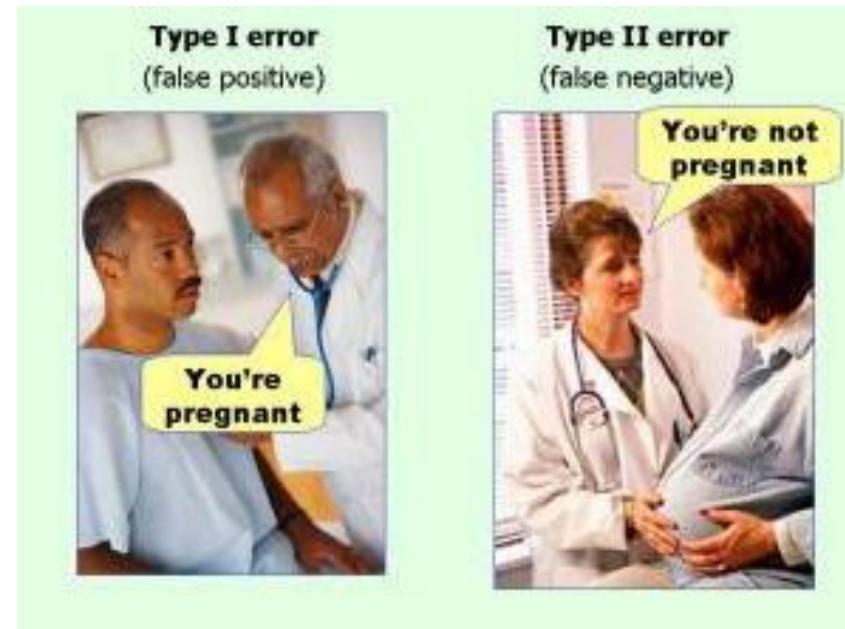
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Métricas de evaluación para clasificación

## Matriz de confusión

Una matriz de confusión es una tabla que resume el rendimiento de un algoritmo de clasificación de tipo supervisado.

		Actual	
		Positive 1	Negative 0
Predicted	Positive 1	True Positive	False Positive
	Negative 0	False Negative	True Negative



**Objetivo:** evitar falsos positivos y falsos negativos

- **Falsos positivos (FP):** Cuando predecimos un positivo y el resultado verdadero es negativo.
- **Falsos negativos (FN):** Cuando predecimos un negativo y el resultado verdadero es positivo.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Métricas de evaluación para clasificación

**ACCURACY (Exactitud):** Fracción de predicciones que se realizaron correctamente en un modelo de clasificación.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Total de aciertos } (TP + TN)}{\text{Total de muestras } (N)} = \frac{270 + 9}{314} = 0,88$$

Predicciones

		Valor real		Total
Predicted - Cancer	1	TP=9	FP=5	14
	0	FN = 30	TN = 270	300
Total		39	275	N=314

Matriz de confusión para el modelo de Hawkins

Pero... cuidado!  
(Accuracy paradox)

Es necesario utilizar otras métricas de evaluación (recall, f1, etc).

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

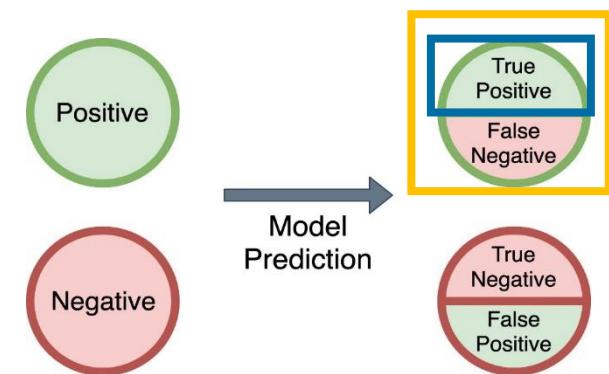
## Métricas de evaluación para clasificación

**RECALL** número de predicciones de una clase que fueron correctamente identificadas entre el total de observaciones de esa clase.

Responde a la siguiente pregunta: *de todas las etiquetas positivas posibles, ¿cuántas identificó correctamente el modelo?*

Predicciones

		Valor real		Total
		Actual - Cancer		
Predicted - Cancer	1	TP=9	FP=5	14
	0	FN = 30	TN = 270	300
Total		39	275	N=314



$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{9}{9 + 30} = 0,23$$

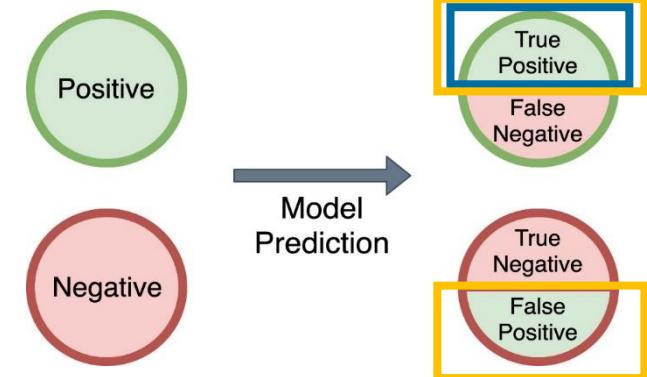
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Métricas de evaluación para clasificación

**PRECISIÓN** identifica la frecuencia con la que un modelo predijo correctamente la clase positiva.  
 Responde a la siguiente pregunta: *de todas las predicciones que he etiquetado como cáncer, ¿cuántas eran realmente cáncer?*

Predicciones

		Valor real		Total
		Actual - Cancer		
Predicted - Cancer	1	TP=9	FP=5	14
	0	FN = 30	TN = 270	300
Total		39	275	N=314



$$\text{Precision Clase 1} = \frac{\textcolor{blue}{TP}}{\textcolor{blue}{TP} + \textcolor{blue}{FP}} = \frac{9}{9 + 5} = 0,64$$

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Métricas de evaluación para clasificación

### F1-SCORE:

- Combina las medidas de **precision** y **recall** en un solo valor.
- Se calcula haciendo la media armónica entre la precisión y el recall.
- Hace más fácil el comparar el rendimiento combinado de la precisión y el recall entre varias soluciones.

$$F1 - score = 2x \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} = 2 \cdot \frac{0,64 \cdot 0,23}{0,64 + 0,23} = 0,33$$

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Métricas de evaluación para clasificación

## MCC (Matthews correlation coefficient)

Solo para clasificación binaria

MCC = 1 → Predicción perfecta

MCC = 0 → Predicción aleatoria

MCC = -1 → Predicción totalmente errónea

Predicciones

Valor real

	Actual - Cancer 1	Actual - NOT Cancer 0	Total
Predicted - Cancer 1	TP=9	FP=5	14
Predicted - NOT Cancer 0	FN = 30	TN = 270	300
Total	39	275	N=314

$$\text{MCC} = \frac{\text{TP} \times \text{TN} - \text{FP} \times \text{FN}}{\sqrt{(\text{TP} + \text{FP})(\text{TP} + \text{FN})(\text{TN} + \text{FP})(\text{TN} + \text{FN})}} = 0,34$$

**My Boss when finds out my  
Model is 90% accurate!**



**Me: Trained my Model  
on an imbalanced Dataset  
with 90% of one class!**



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Modelos supervisados de clasificación

Ejemplos de modelos de clasificación:

- Logistic Regression
- Support Vector Machines (SVM)
- K-nearest neighbors (k-NN)
- Árboles de decisión
- XGBoost
- Ensemble Random Forest
- Neural Network (MLP)

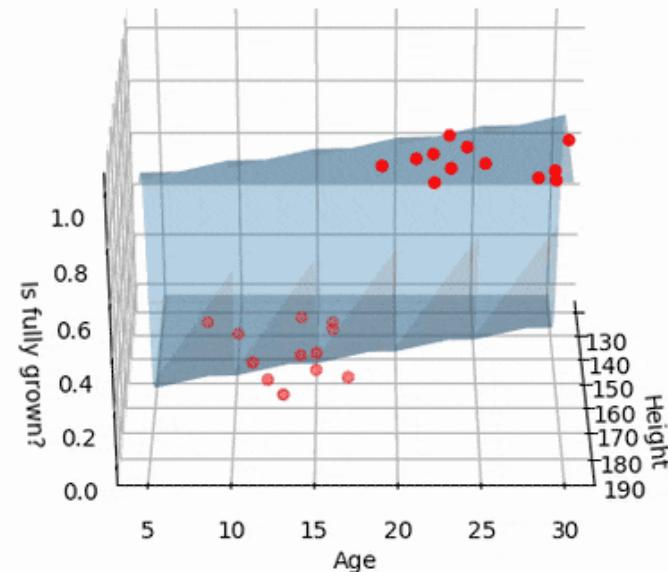
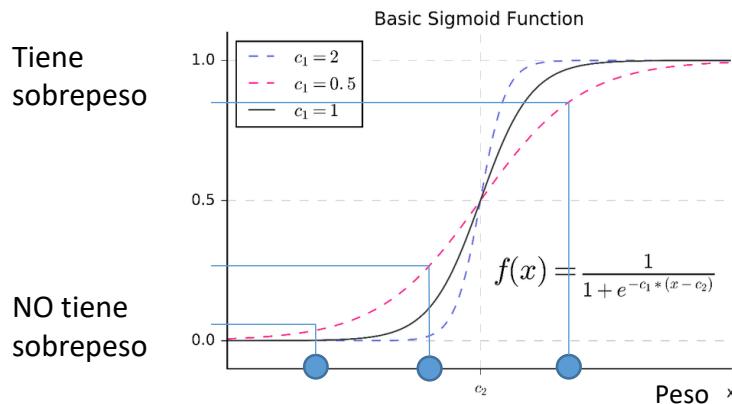
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación: Logistic regression

**DEFINICIÓN:** las probabilidades que predicen el resultado de una variable categórica se modelan utilizando una función logística “sigmoid function”.

**VENTAJAS:** uno de los más utilizados para clasificación binaria. Funciona muy bien en clases linealmente separables.

**DESVENTAJAS:** Funciona sólo para clasificación binaria.



[Más info](#)

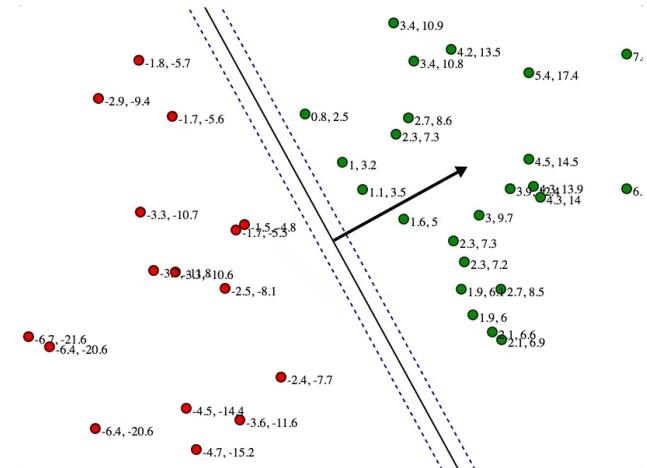
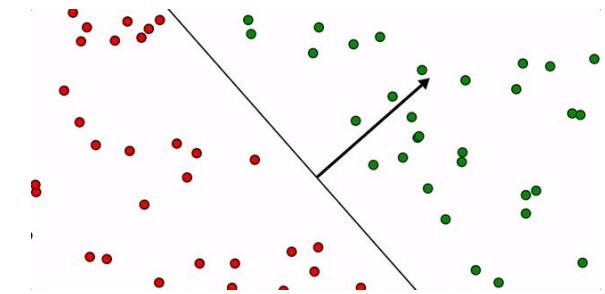
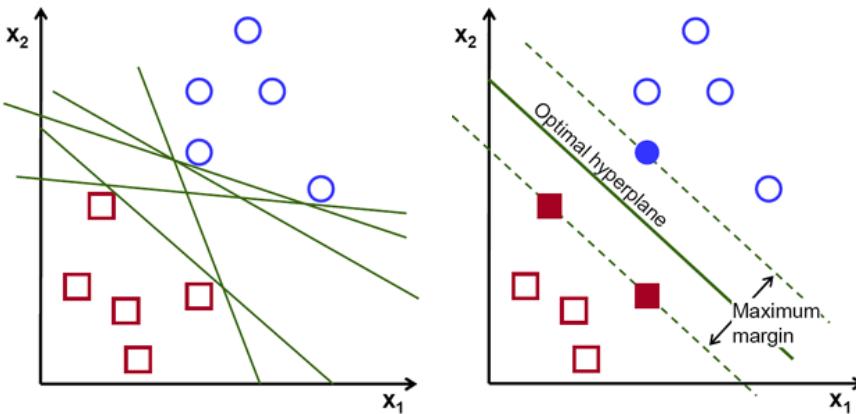
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación: Support Vector Machines

**DEFINICIÓN:** el objetivo de SVM es encontrar un hiperplano óptimo de decisión que clasifique los puntos de datos, maximizando el margen entre esta línea y los puntos de muestra cercanos a este hiperplano.

**VENTAJAS:** Es eficaz en espacios de grandes dimensiones y es eficiente en cuanto a la memoria.

**DESVENTAJAS:** el algoritmo no da buenos resultados si *características>muestras*.



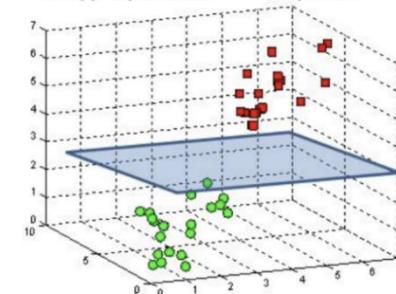
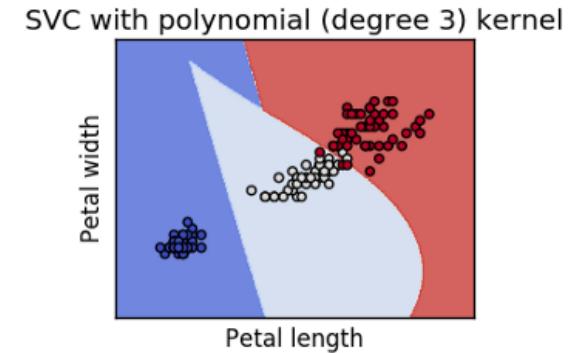
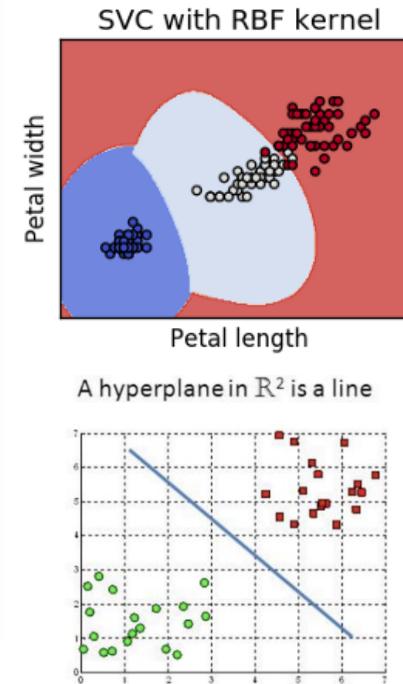
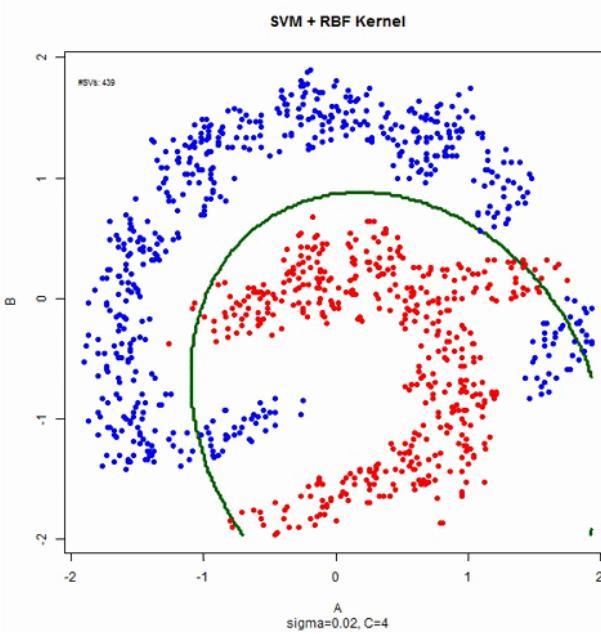
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación: Support Vector Machines

¿Pero qué pasa cuando los datos no son separables linealmente?

**SVM kernels:** método de análisis de patrones.

- Curvas no lineales de separación
- Casos donde los conjuntos de datos no pueden ser completamente separados.



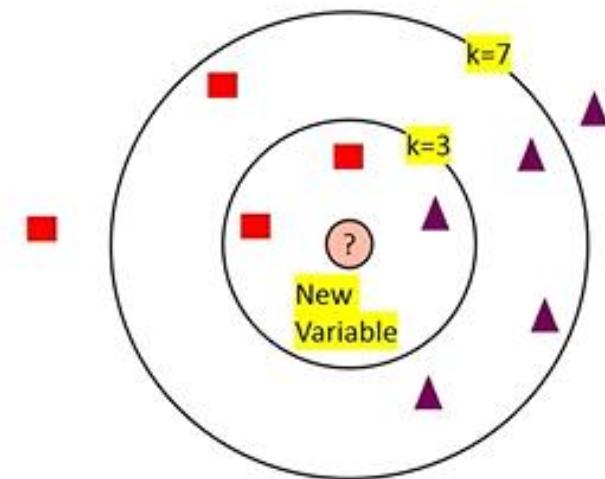
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Modelos supervisados de clasificación: K-nn

**DEFINICIÓN :** La clasificación se calcula a partir de la mayoría simple de los votos de los  $k$  vecinos más cercanos de cada punto, es decir, se basa en como están clasificados sus vecinos.

**VENTAJAS :** Este algoritmo es simple de implementar, robusto a los datos de entrenamiento ruidosos, y efectivo si los datos de entrenamiento son pequeños y sin muchas dimensiones.

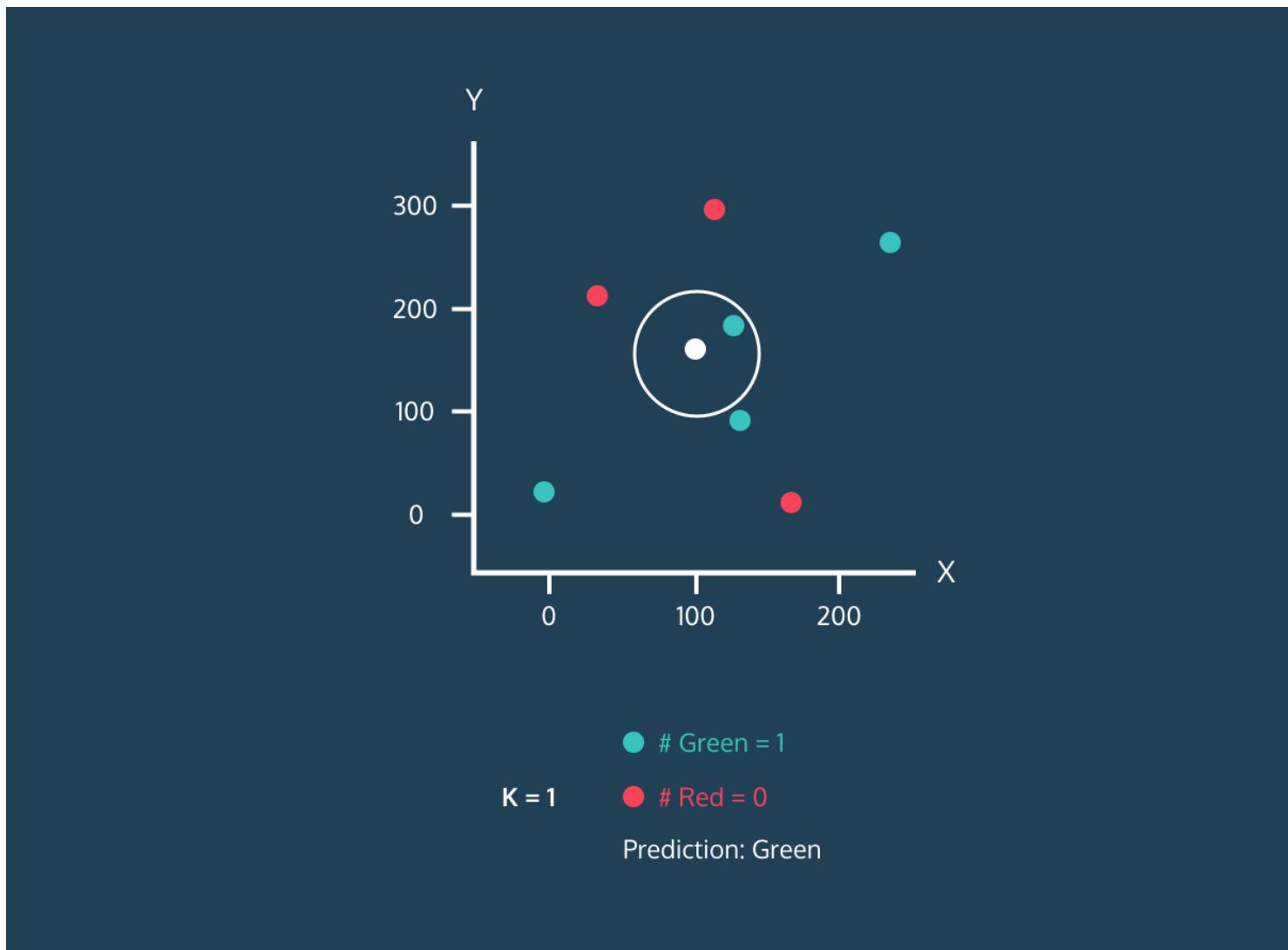
**DESVENTAJAS :** La necesidad de determinar el valor de  $K$  y el costo del cálculo es alto ya que necesita calcular la distancia euclídea de cada instancia a todas las muestras de entrenamiento.



$K \downarrow$ , sesgo tendrá mucho ruido.  
 $K \uparrow$ , tiempo computación muy alto.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Modelos supervisados de clasificación: K-nn



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

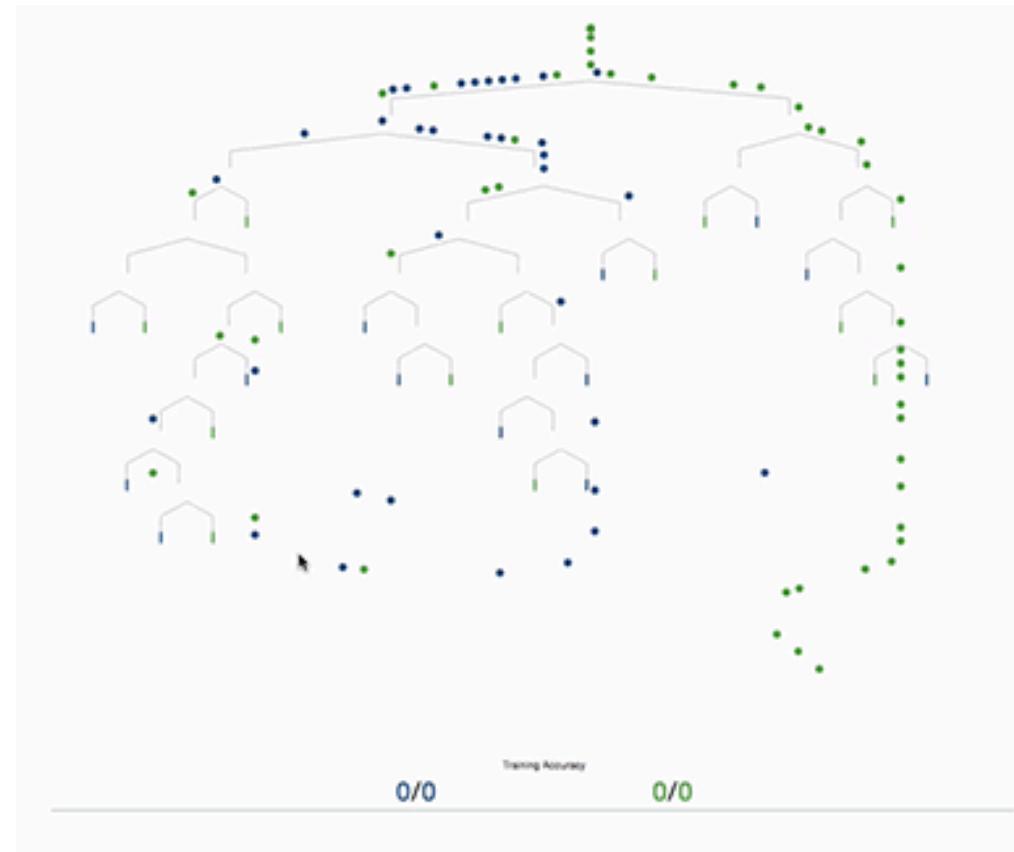
# Modelos supervisados de clasificación: Árboles de decisión

**DEFINICIÓN** : Dado un dato de atributos junto con sus clases, un árbol de decisión produce una secuencia de reglas que pueden utilizarse para clasificar los datos.

**VENTAJAS** : es sencillo de entender y visualizar, requiere poca preparación de datos (no es necesario normalizar) y es muy rápido de entrenar y evaluar.

## DESVENTAJAS

- Cuando hay muchas variables, riesgo de overfitting: control de la complejidad.
- Inestabilidad: un pequeño cambio en los datos puede modificar ampliamente la estructura del árbol.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

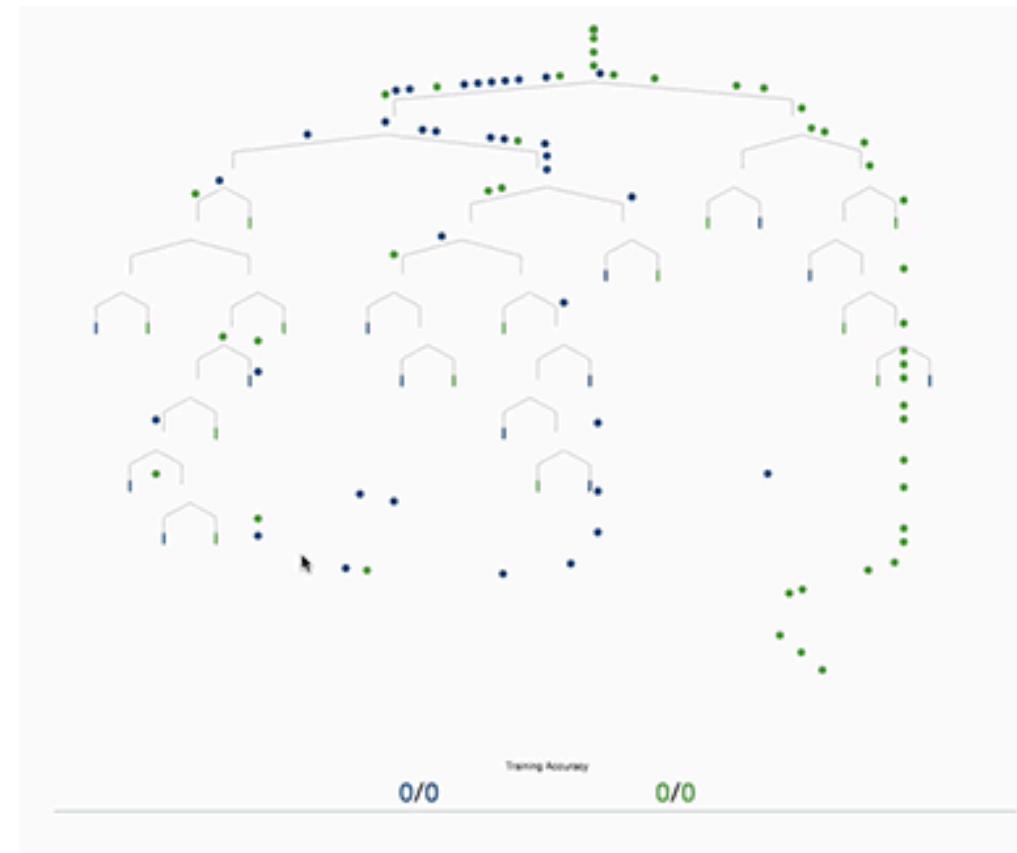
## Modelos supervisados de clasificación: Árboles de decisión

**DEFINICIÓN** : Dado un dato de atributos junto con sus clases, un árbol de decisión produce una secuencia de reglas que pueden utilizarse para clasificar los datos.

**VENTAJAS** : es sencillo de entender y visualizar, requiere poca preparación de datos (no es necesario normalizar) y es muy rápido de entrenar y evaluar.

### DESVENTAJAS

- Cuando hay muchas variables, riesgo de overfitting: control de la complejidad.
- Inestabilidad: un pequeño cambio en los datos puede modificar ampliamente la estructura del árbol.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Modelos supervisados de clasificación. Ensemble: Random Forest

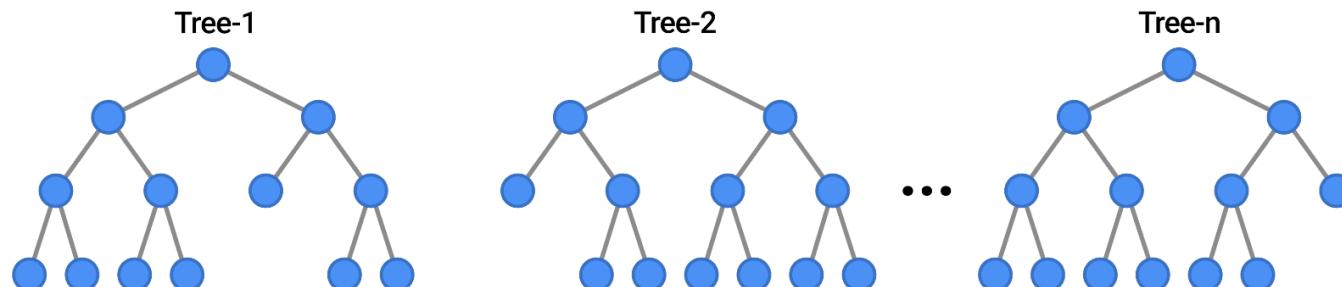
Es un **algoritmo tipo ensambladores**. Estos están formados por un **grupo de modelos predictivos** que permiten alcanzar una mejor precisión y estabilidad del modelo.

### VENTAJAS :

- Reducción del overfitting.
- Es más preciso que los árboles de decisión en la mayoría de los casos.
- Puede manejar miles de variables de entrada e identificar las más significativas (**feature selection**).

**DESVENTAJAS** : Predicción lenta en tiempo real.

### EXAMPLES



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación: Neural Network (MLP)

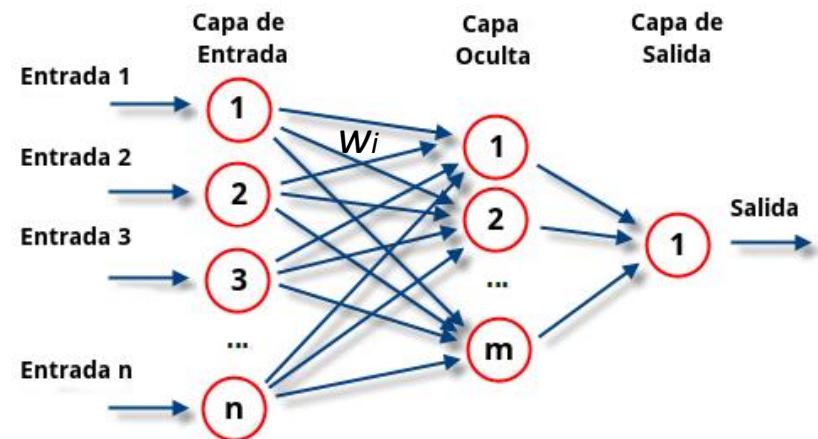
**DEFINICIÓN:** es una red neuronal artificial de tipo “feedforward” totalmente conectada.

## VENTAJAS:

- Puede aplicarse a problemas complejos no lineales.
- Funciona bien con grandes datos de entrada.
- Predicciones rápidas tras el entrenamiento.

## DESVENTAJAS:

Los cálculos son difíciles y requieren mucho tiempo.



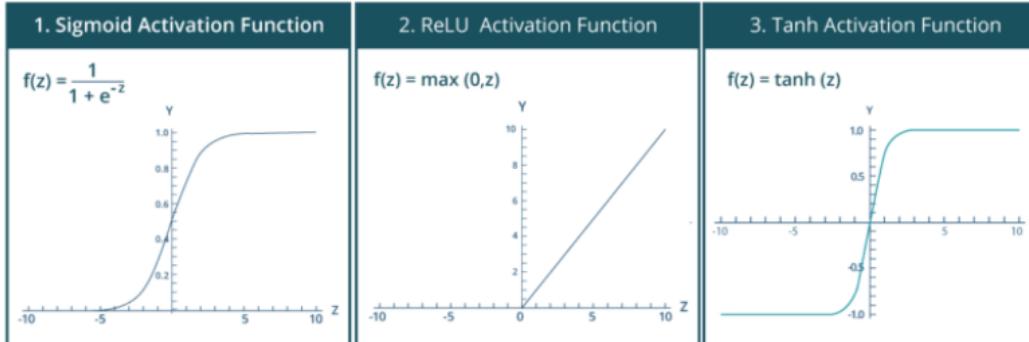
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación: Neural Network: Deep Learning

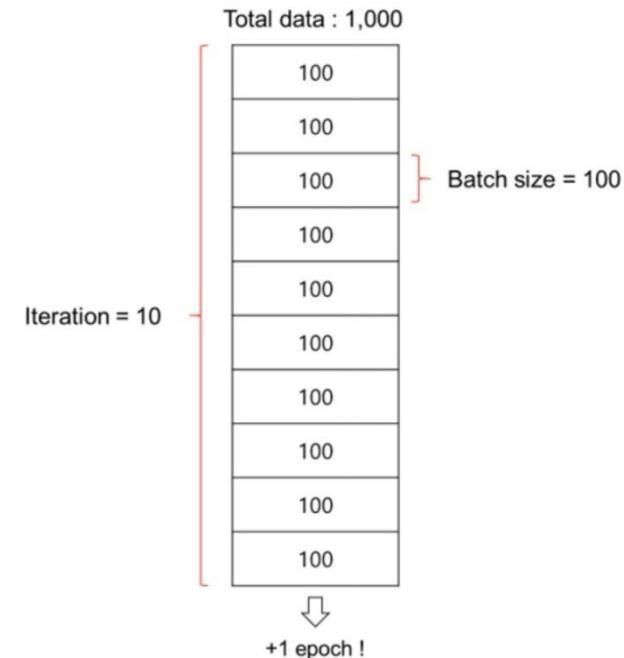
Veamos como funcionan las redes neuronales con ejemplos (deep learning)

<http://playground.tensorflow.org/>

## Funciones de activación

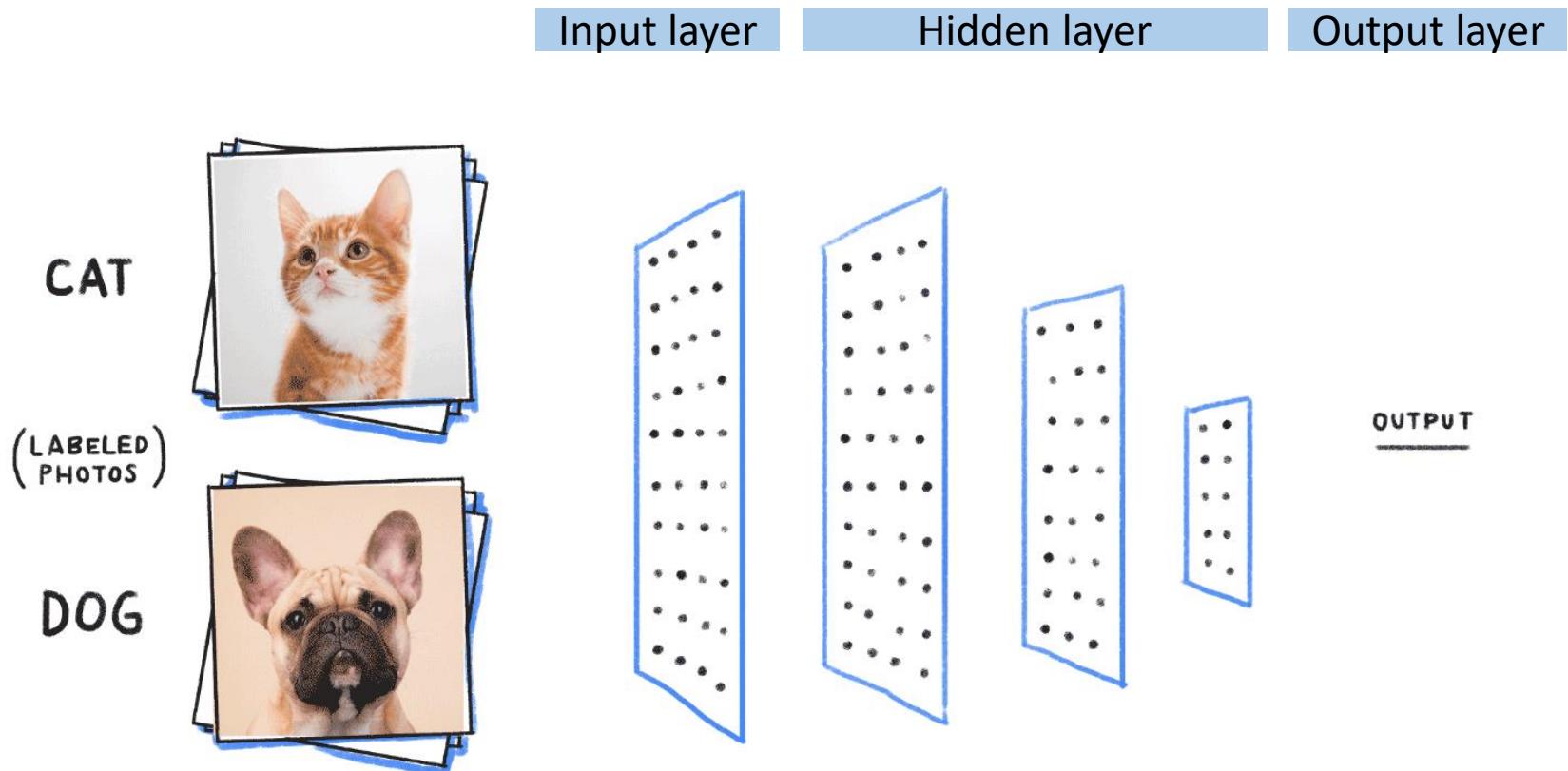


## Batch, epoch e iteraciones



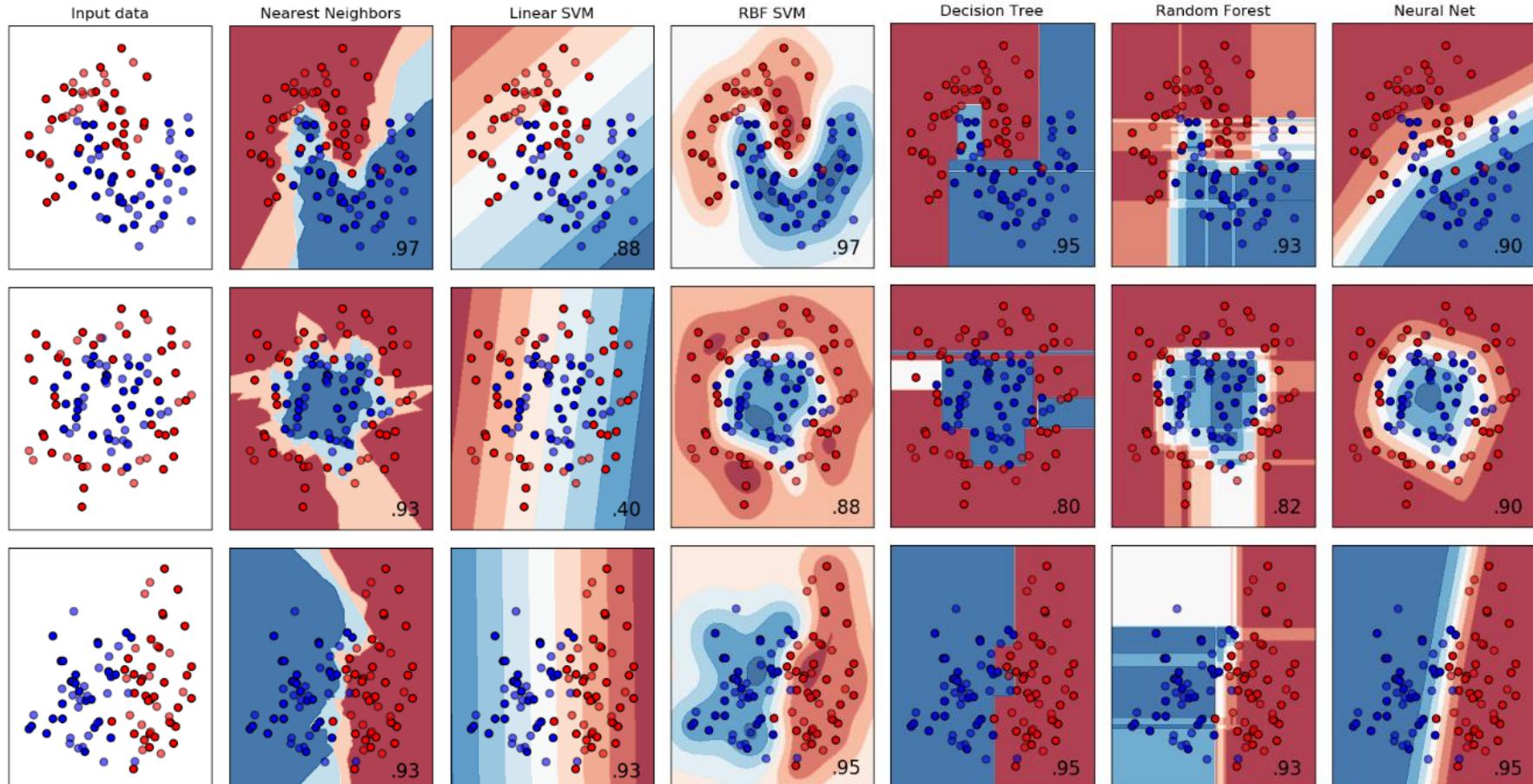
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación Deep Learning



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Modelos supervisados de clasificación



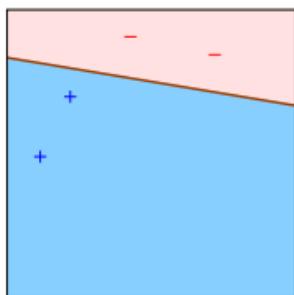
Fuente: scikitlearn

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

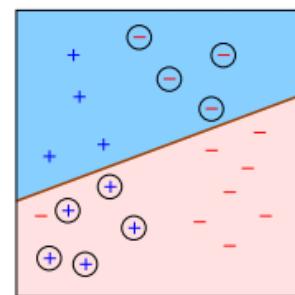
## Construir un clasificador preciso

Para un buen rendimiento del **test**, es necesario:

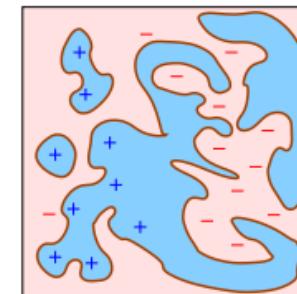
- Suficientes datos de **entreno** (así se evita el *underfitting*).
- Obtener un buen resultado de los datos de **entrenamiento**.
- El clasificador no debe ser demasiado "complejo" (así se evita el *overfitting*)



Insuficientes  
datos de entreno



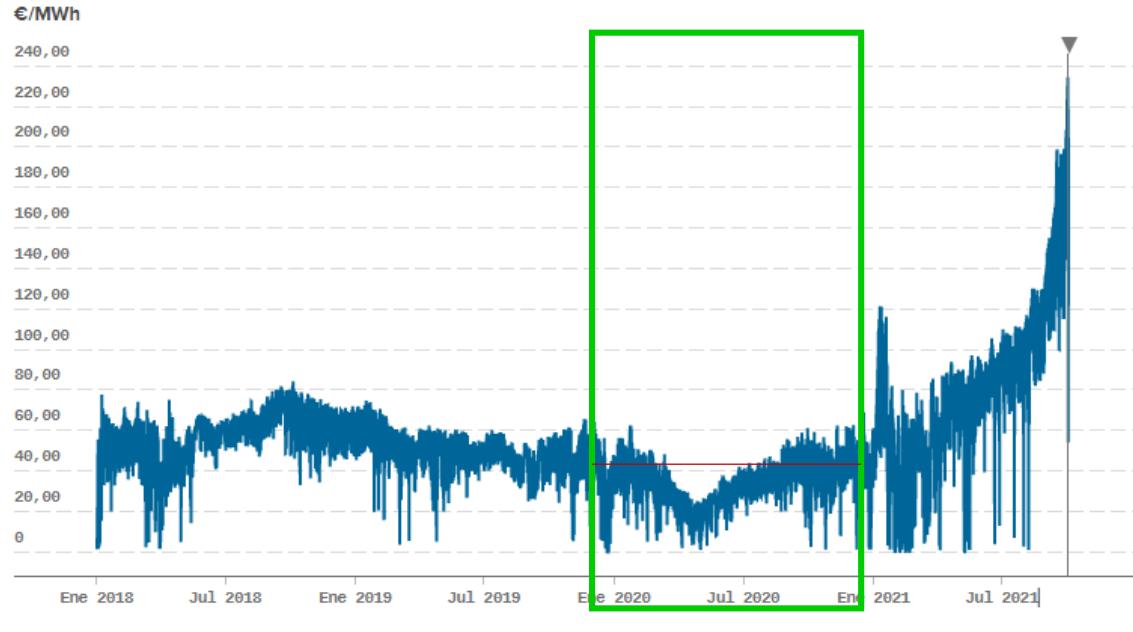
Error de entrenamiento  
demasiado alto



Clasificador  
demasiado complejo.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Ejercicio clasificación



Abrid el archivo  
EJ3-clasificacion-precios.ipynb

### 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

- Cheat-sheets de Scikit-learn Machine Learning, Pandas, Matplotlib...
- Aprendizaje automático (Coursera)



**Pandas Cheat Sheet**  
BecomingHuman.AI

**Pandas Data Structures**

- Pivot**: Shows how to pivot data from wide to long format.
- Pivot Table**: Shows how to pivot data from long to wide format.
- Melt**: Shows how to melt data from wide to long format.

**Advanced Indexing**

- Selecting**: Shows how to select rows, columns, and values.
- Setting/Resetting Index**: Shows how to set and reset the index.
- Reindexing**: Shows how to reindex data.
- Indexing**: Shows how to index data.
- Duplicate Data**: Shows how to detect and handle duplicate data.
- Grouping Data**: Shows how to group data.
- Missing Data**: Shows how to handle missing data.

**Combining Data**

- Pivot**: Shows how to pivot data.
- Join**: Shows how to join data.
- Concatenate**: Shows how to concatenate data.

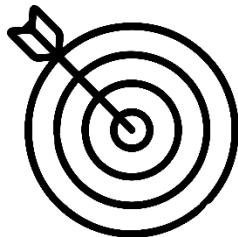
**Dates**

- Basics**: Shows how to work with dates.
- Time Delta**: Shows how to calculate time differences.
- Resampling**: Shows how to resample data.
- Timezone**: Shows how to handle timezones.

**Visualization**

- Basics**: Shows how to create plots.
- Matplotlib**: Shows how to use Matplotlib.
- Seaborn**: Shows how to use Seaborn.

# ¿Qué aprenderemos en el curso?



1 INTRODUCCIÓN A MACHINE LEARNING

2 CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES

3 TIPOS DE APRENDIZAJE

Aprendizaje supervisado

- Regresión
- Clasificación

Aprendizaje no supervisado

- Clustering

Aprendizaje por refuerzo



# Modelos No Supervisados y de Refuerzo.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# ¿Dónde estamos?

## MACHINE LEARNING

Aprendizaje  
Supervisado

Regresión

Clasificación

Aprendizaje NO  
Supervisado

Clustering

Reinforcement  
Learning

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# ¿Dónde estamos?

## Aprendizaje Supervisado

Datos de entrada

Objetivo

Hay datos etiquetados (target)

Realizar predicciones de  
clasificación/regresión.

## Aprendizaje NO Supervisado

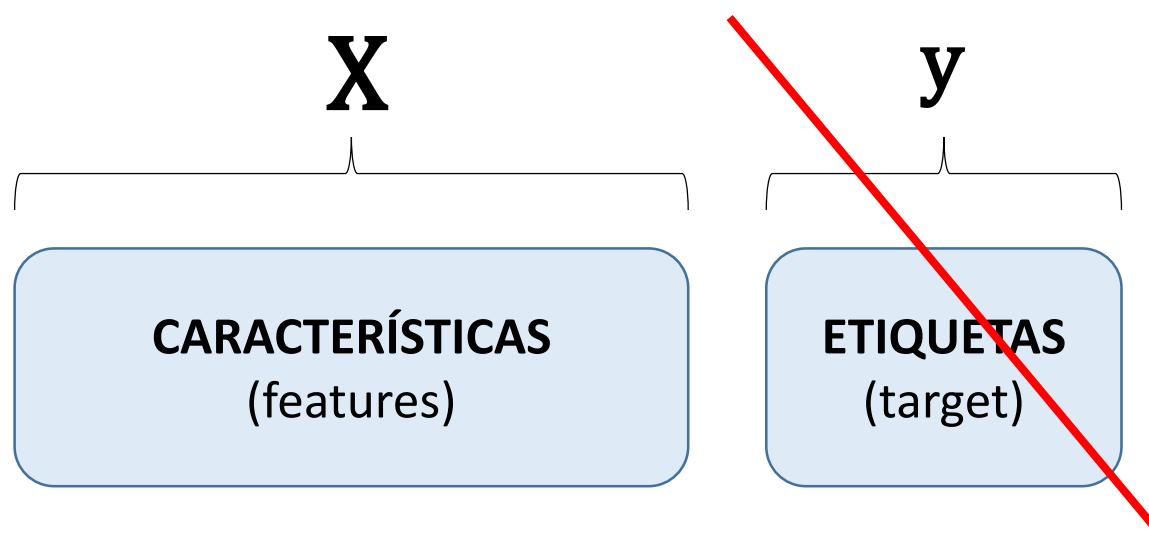
No hay datos etiquetados  
(no target)

Encontrar patrones ocultos en  
los datos.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

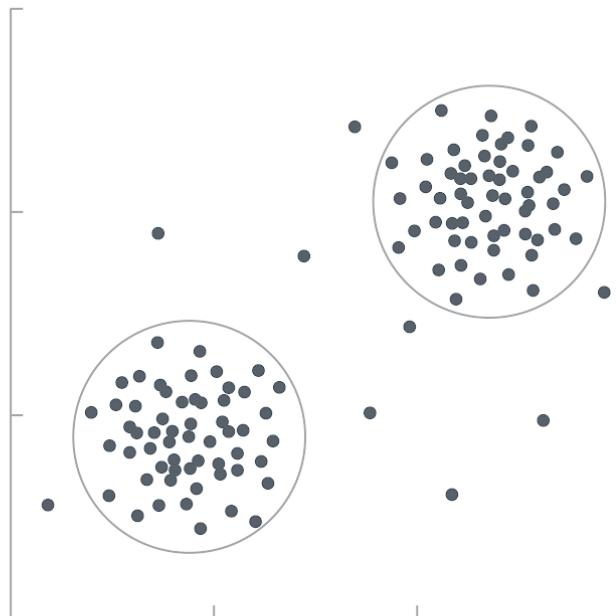
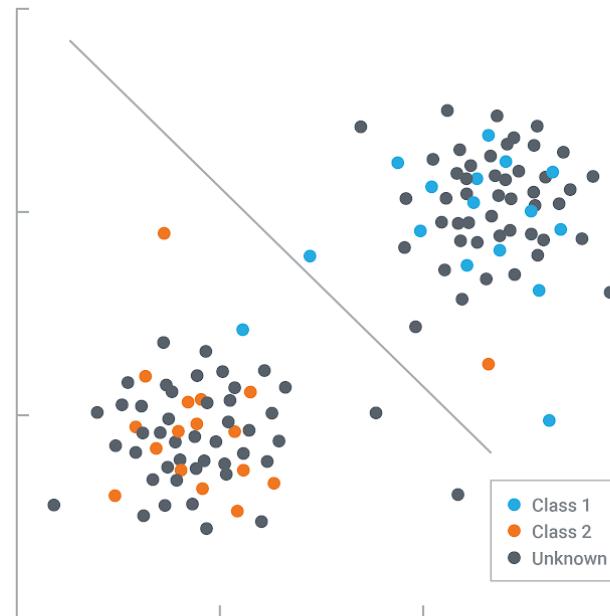
## ¿Dónde estamos?

El objetivo es entrenar un modelo para **encontrar patrones** en un conjunto de datos sin etiqueta.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aprendizaje no supervisado vs Supervisado

**UNSUPERVISED****SUPERVISED**

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Introducción al aprendizaje no supervisado

¿Qué abarca el aprendizaje no supervisado?

**Clustering**

- Algoritmos de partición (K-means).
- Algoritmos basados en la jerarquía (Hierarchical).
- Algoritmos basados en la densidad (density).

**Reducción de dimensiones: Análisis de componentes principales (PCA)**

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Introducción al aprendizaje no supervisado

¿Qué abarca el aprendizaje no supervisado?

**Clustering**

- Algoritmos de partición (K-means).
- Algoritmos basados en la jerarquía (Hierarchical).
- Algoritmos basados en la densidad (density).

**Reducción de dimensiones: Análisis de componentes principales (PCA)**

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## ¿Qué es Clustering?

**Objetivo:** agrupar personas o elementos basándonos en sus características.

**Definición:** Es la tarea de dividir el conjunto de datos de entrada (dataset) en varios grupos, de manera que los datos que pertenecen a un mismo grupo sean parecidos entre ellos y diferentes de los datos de otros grupos.

- Sirve para comprender la estructura de los datos, o como preprocesamiento para el aprendizaje supervisado (por ejemplo entrenar un clasificador para cada grupo).
- El clústering no necesita etiquetas, que suelen ser costosas de obtener.



sample



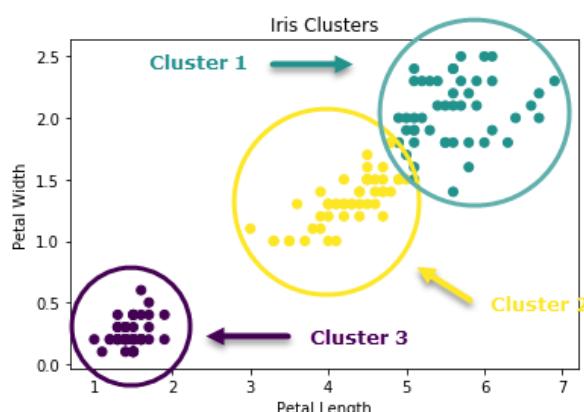
Cluster/group

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Algoritmos de Clustering

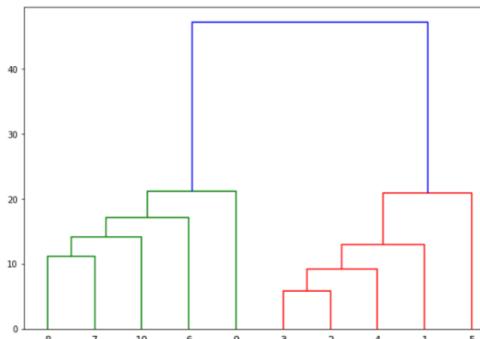
## Algoritmos de partición

- **K-means**
- Este algoritmo divide las observaciones en ***k clusters*** (grupos) y cada partición forma un cluster.



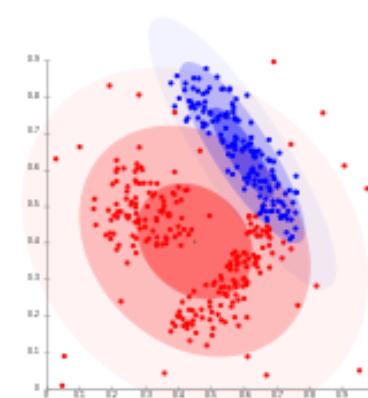
## Algoritmos basados en la jerarquía

- **Hierarchical Clustering**
- Los cúmulos forman una estructura tipo árbol basada en la jerarquía.
- Se divide en dos categorías:
  - **Aglomerado**
  - **Divisivo**



## Algoritmos basados en la densidad

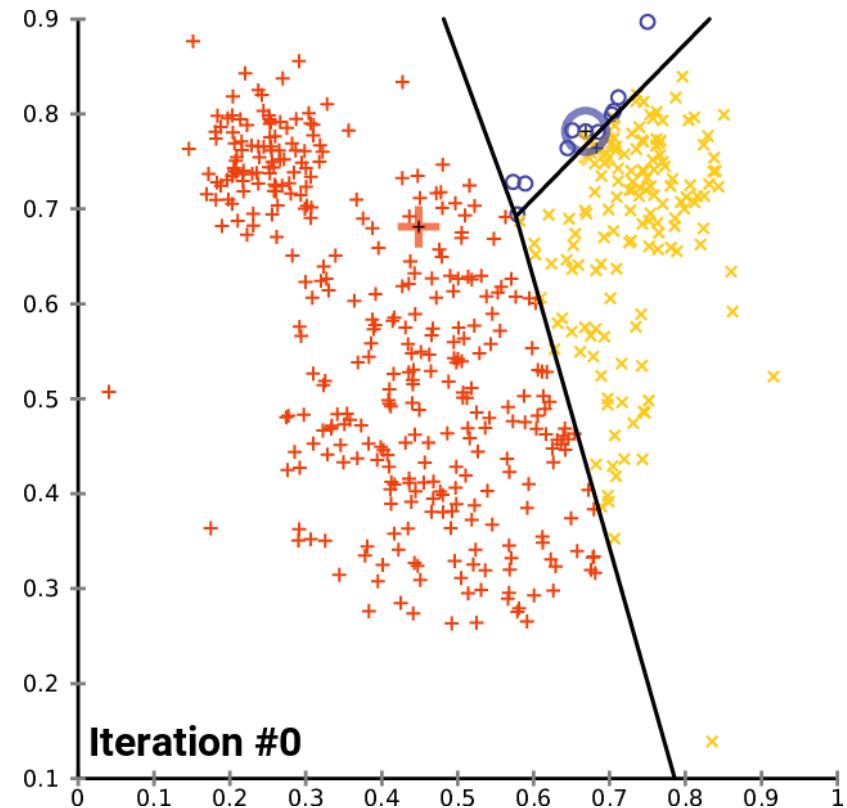
- **DBSCAN, OPTICS**
- Estos algoritmos consideran que los clusters son una región densa que tiene cierta similitud y son diferentes de la región más baja y densa del espacio.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Algoritmos de Clustering: K-means

- Agrupa las observaciones en  $k$  clusters (el valor de  $K$  debe ser especificado previamente).
- El algoritmo k-means hace lo siguiente:
  - Determina de forma iterativa los mejores puntos centrales  $K$  (conocidos como **centroídes**).
  - Asigna cada observación al centroide más cercano. Los ejemplos más cercanos al mismo centroide pertenecen al mismo grupo.
- El algoritmo k-means selecciona las ubicaciones del centroide para minimizar el cuadrado acumulativo de las distancias desde cada ejemplo hasta su centroide más cercano.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

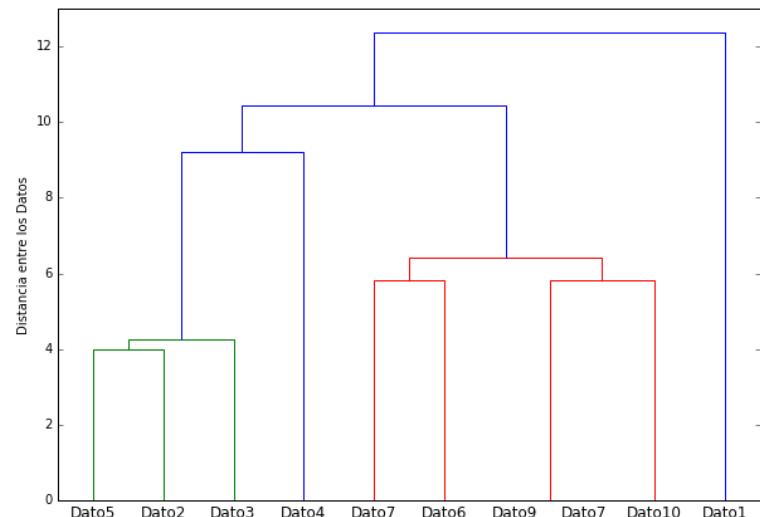
## Algoritmos de Clustering: Hierarchical method

El algoritmo de clúster jerárquico agrupa los datos basándose en la distancia entre cada uno y buscando que los datos que están dentro de un clúster sean los más similares entre sí.

**Tipos de clustering jerárquico** dependiendo de la dirección en la que el algoritmo ejecute el agrupamiento:

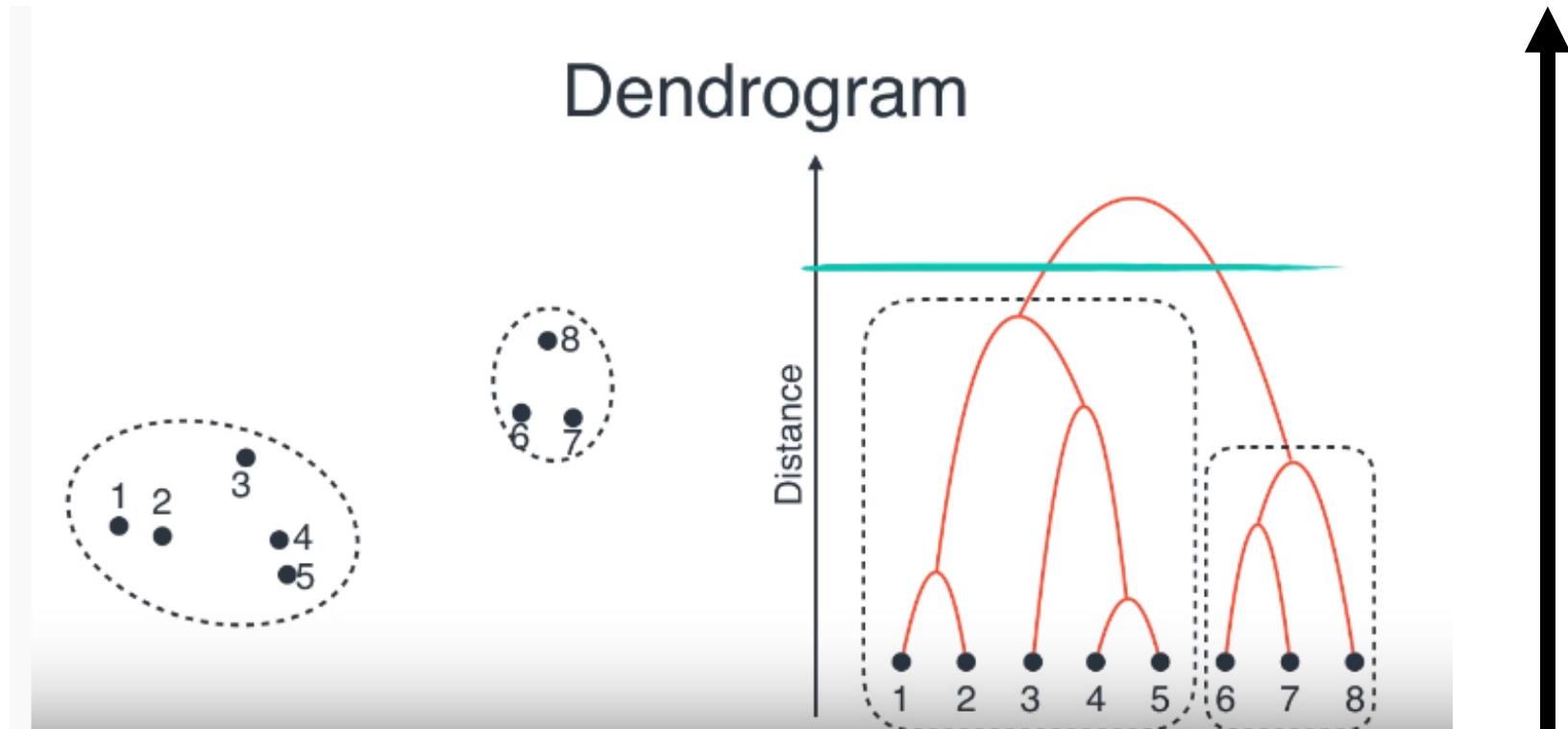
- **Tipo Aglomerativo:** Empezamos a agrupar desde cada elemento individual. Al inicio cada punto o dato está en un clúster separado. A cada paso, los dos clústers más cercanos se fusionan. Al final del proceso solo queda un único clúster que aglutina todos los elementos.
- **Divisible:** Comenzamos a la inversa, partimos de un único clúster que aglomera todos los datos y vamos dividiendo en clústers más pequeños.

**Dendograma:** manera de representar un clúster jerárquico.



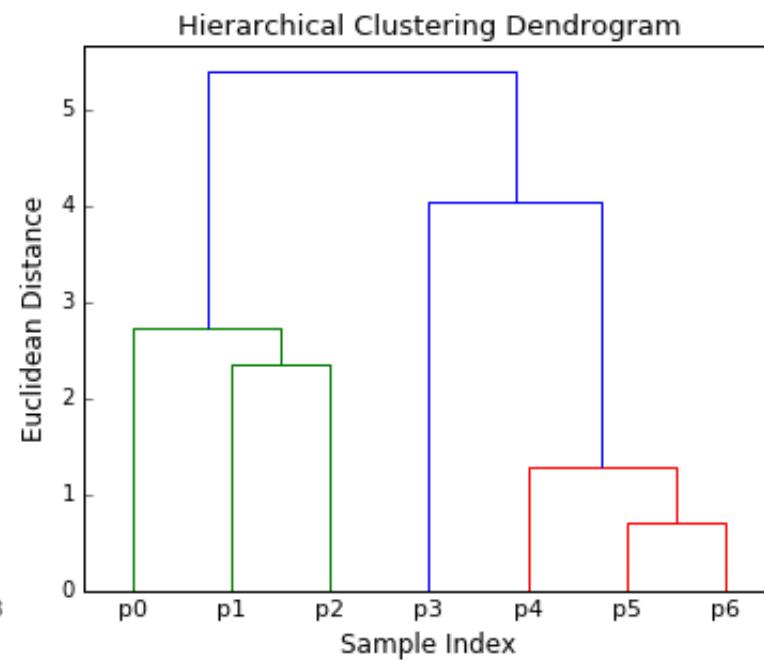
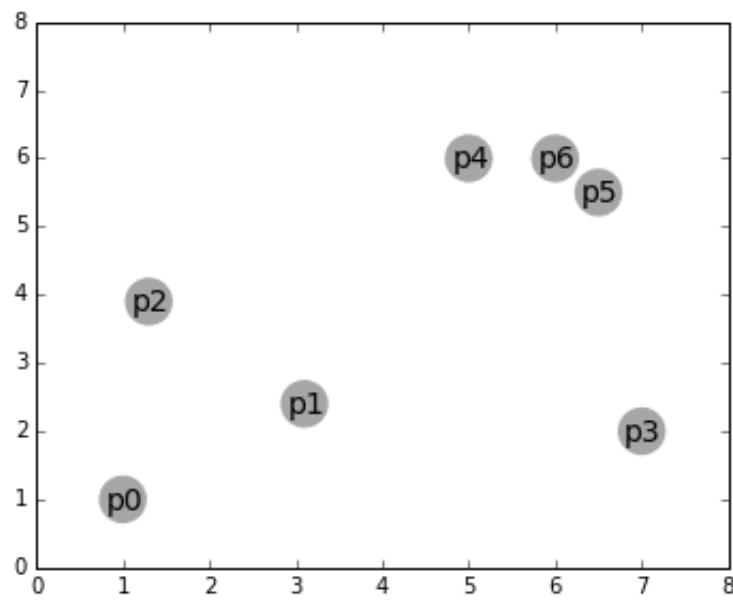
## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Algoritmos de Clustering: Hierarchical method



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

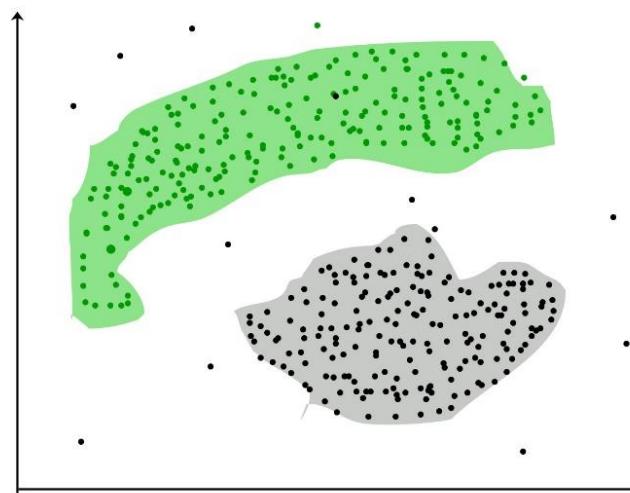
## Algoritmos de Clustering: Hierarchical method



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Algoritmos de Clustering: Density method

- Un clúster en una región densa de puntos, separada por regiones poco densas de otras regiones densas.
- Útiles cuando los clusters tienen formas irregulares, están entrelazados o hay ruido/outliers en los datos. Se elimina el ruido del conjunto de datos.
- Algoritmo basado en densidad: **DBSCAN** (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise)

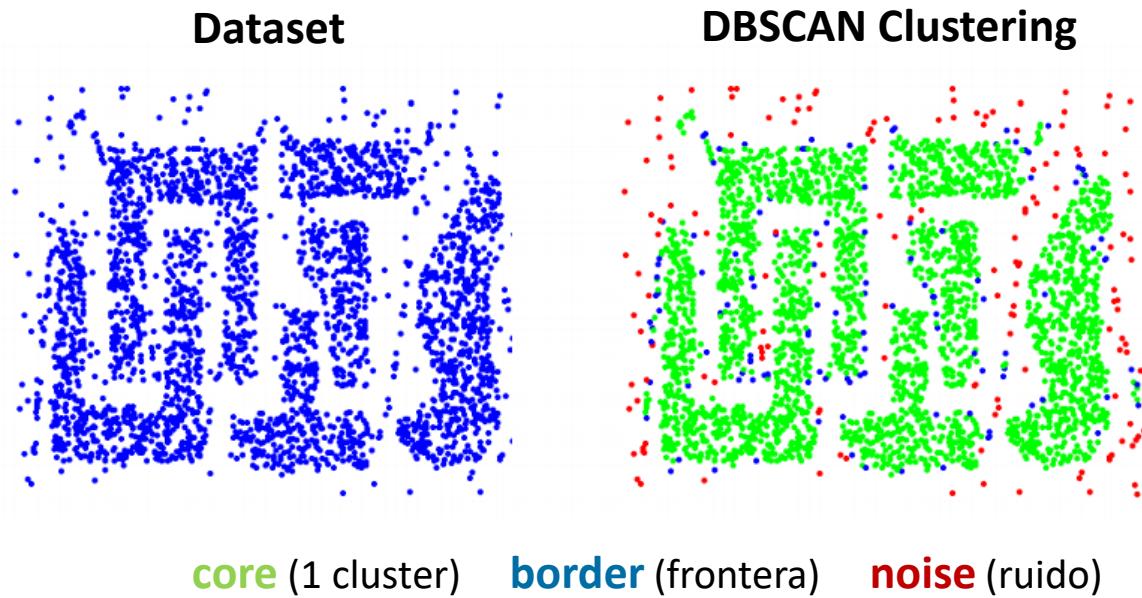


## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Algoritmos de Clustering: Density method

**DBSCAN**: Detecta regiones densas de puntos separadas de otras regiones densas por regiones poco densas

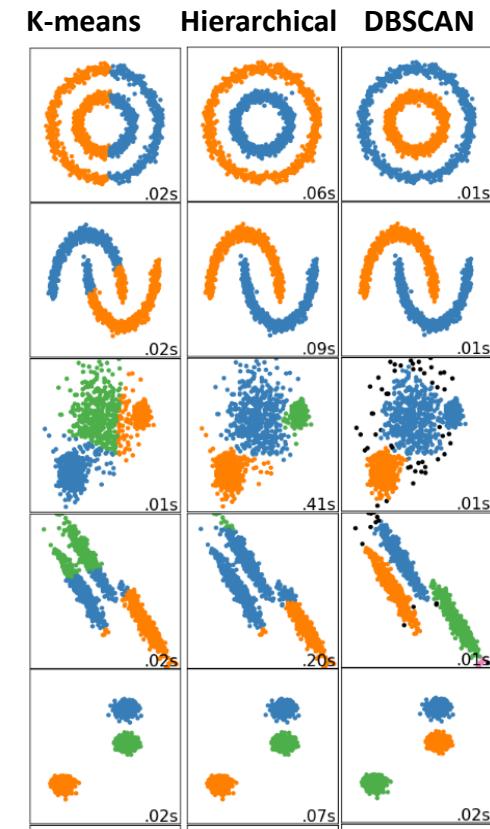
**Densidad**: Número de puntos en un radio específico



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Comparación de algoritmos de clustering

MÉTODO CLUSTERING	APLICACIÓN	MÉTRICA UTILIZADA
K-means	<ul style="list-style-type: none"><li>Uso general</li><li>Tamaño de cluster uniforme y de geometría plana</li><li>No demasiados clusters.</li></ul>	Distancia entre puntos
Hierarchical clustering	<ul style="list-style-type: none"><li>Muchos clusters</li><li>Distancias no euclidianas</li></ul>	Cualquier distancia por pares
DBSCAN	<ul style="list-style-type: none"><li>Geometría no plana</li><li>Tamaños desiguales de clusters</li><li>Detección de outliers</li></ul>	Las distancias entre los puntos más cercanos



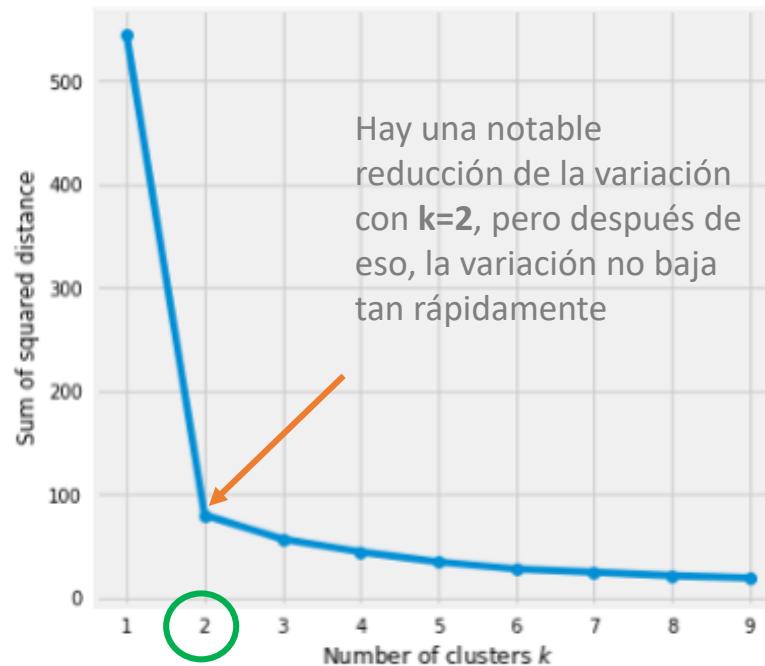
<https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#clustering>

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Métrica de evaluación

## Método Elbow

- El método Elbow nos da una idea del número óptimo de **K** de clusters.
- Se basa en la suma de la distancia al cuadrado entre los puntos de datos y los **centroides** de los clústers asignados.

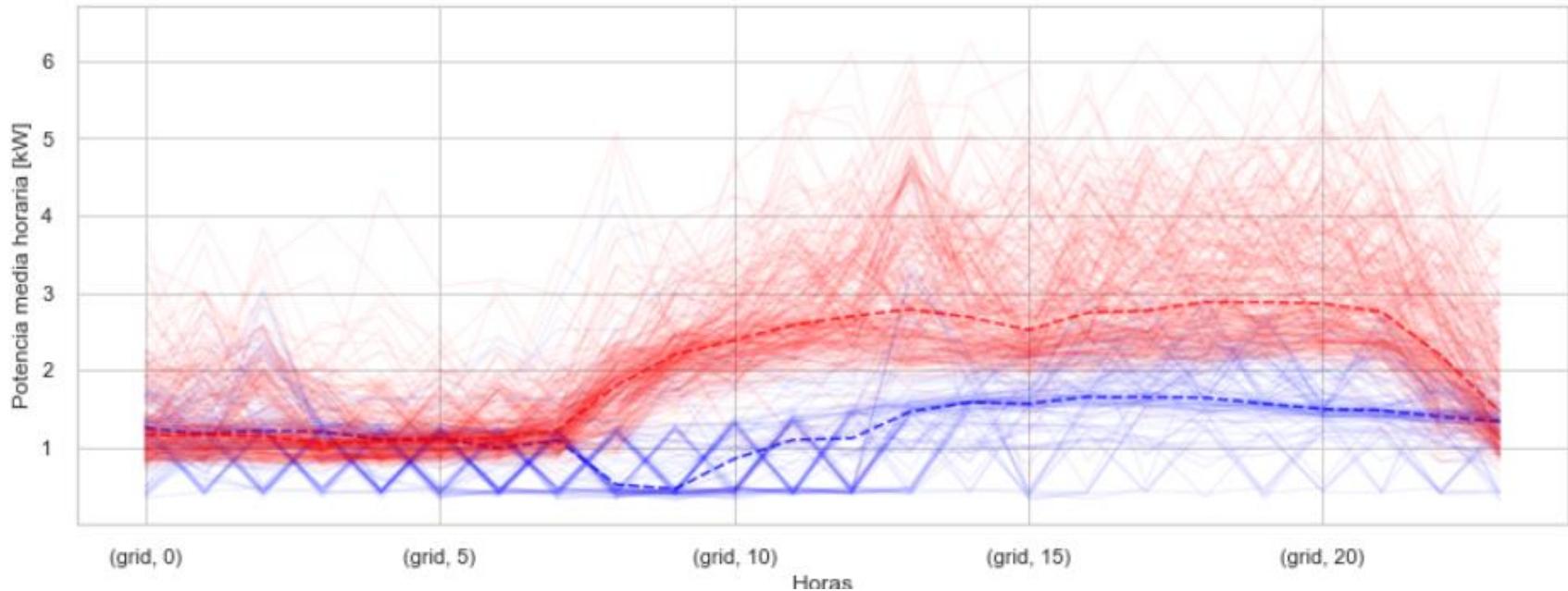


$$\text{Inercia} = \sum_{i=0}^N \|x_i - \mu\|^2$$

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de clústering

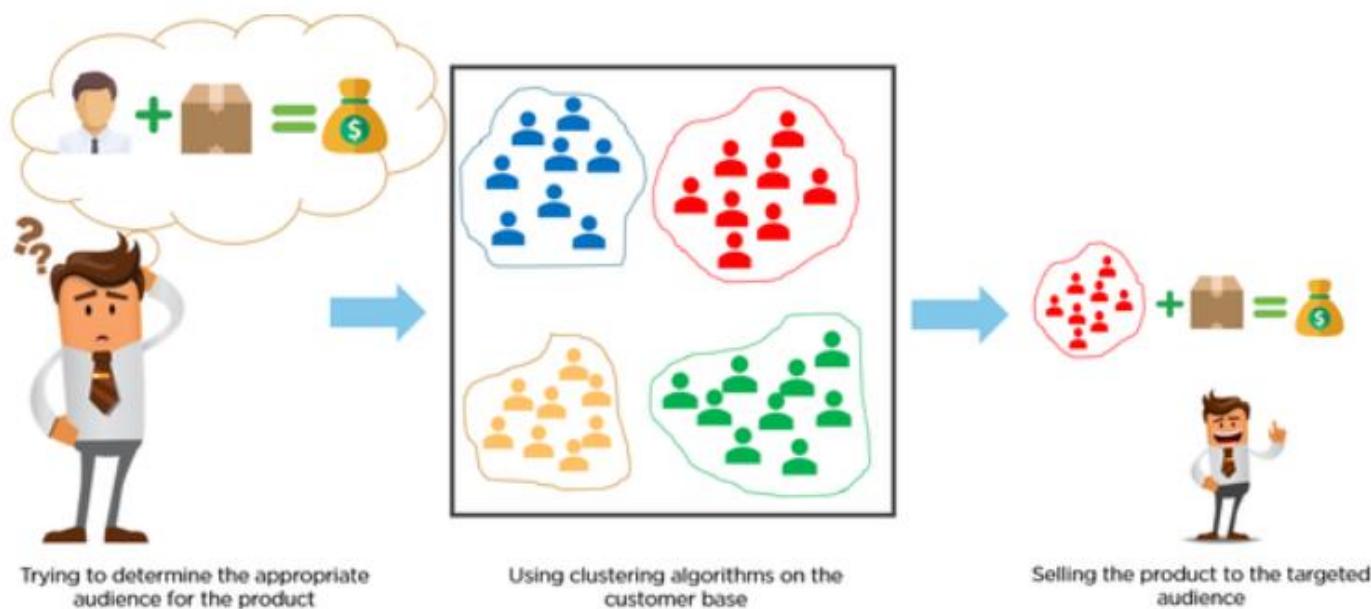
Agrupación de clientes por su consumo



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de clústering

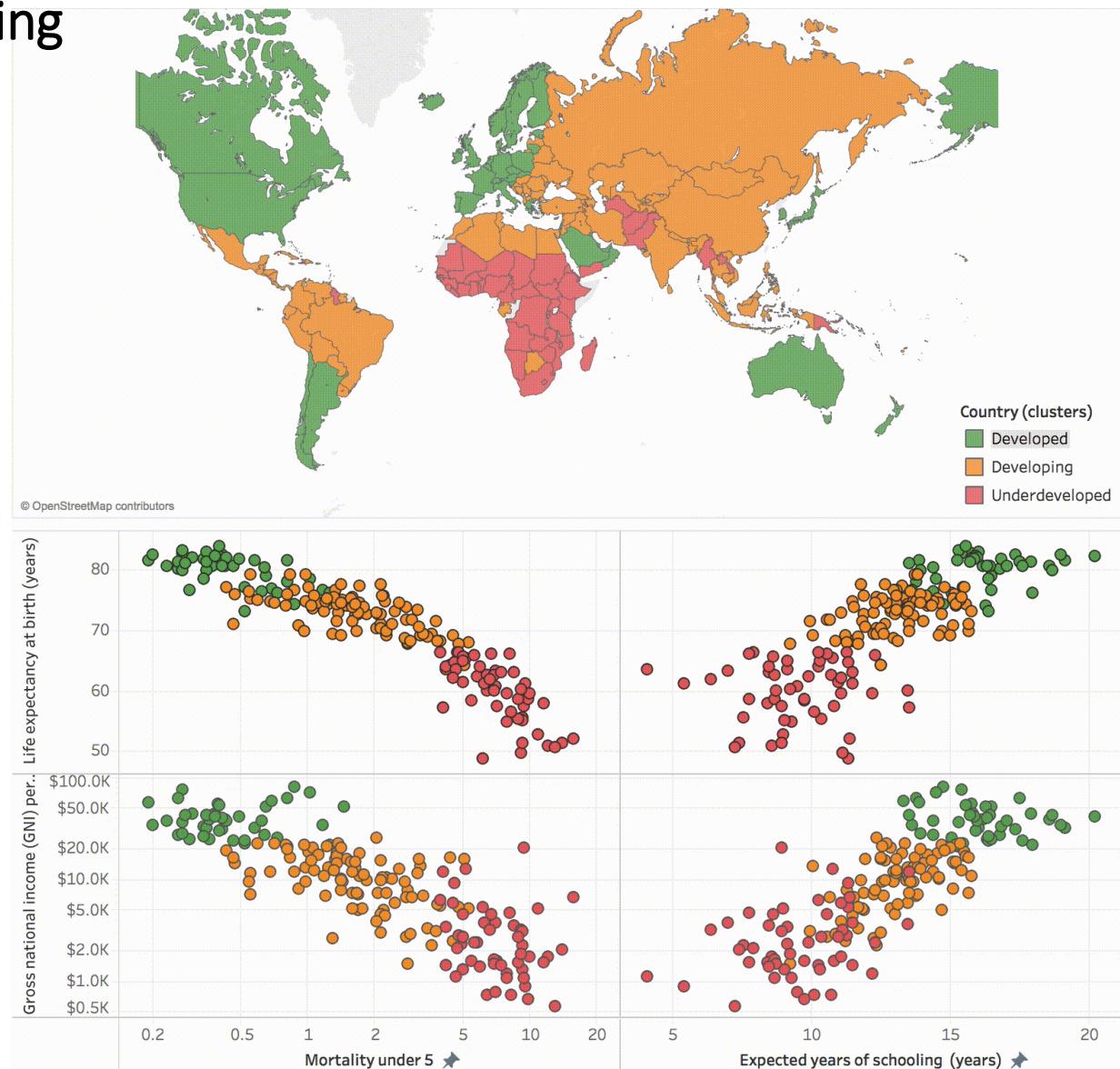
## Márketing: Segmentación de clientes



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aplicaciones de clústering

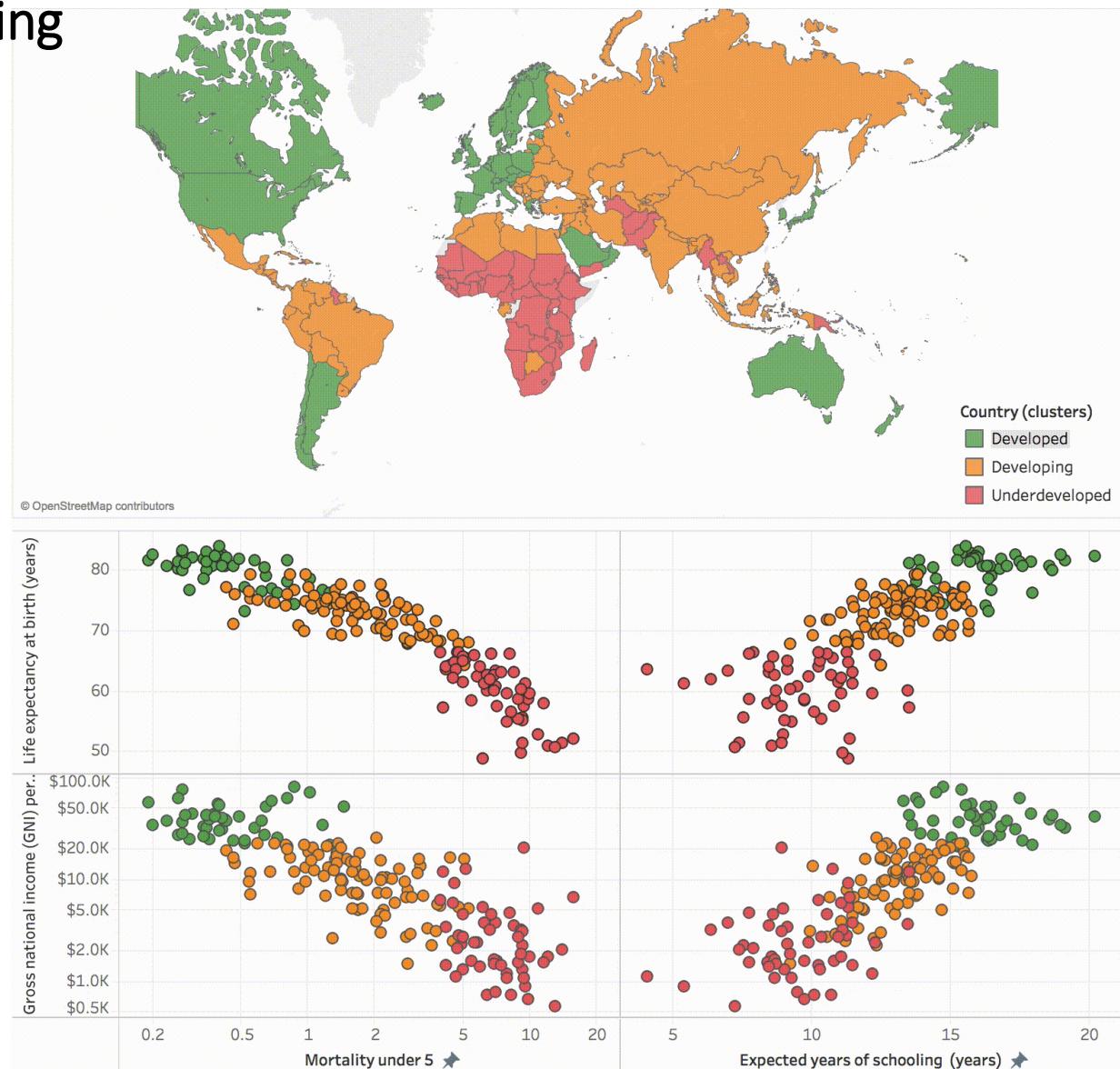
## Elaboración de gráficos



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Aplicaciones de clústering

## Elaboración de gráficos



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Introducción al aprendizaje no supervisado

## Clustering

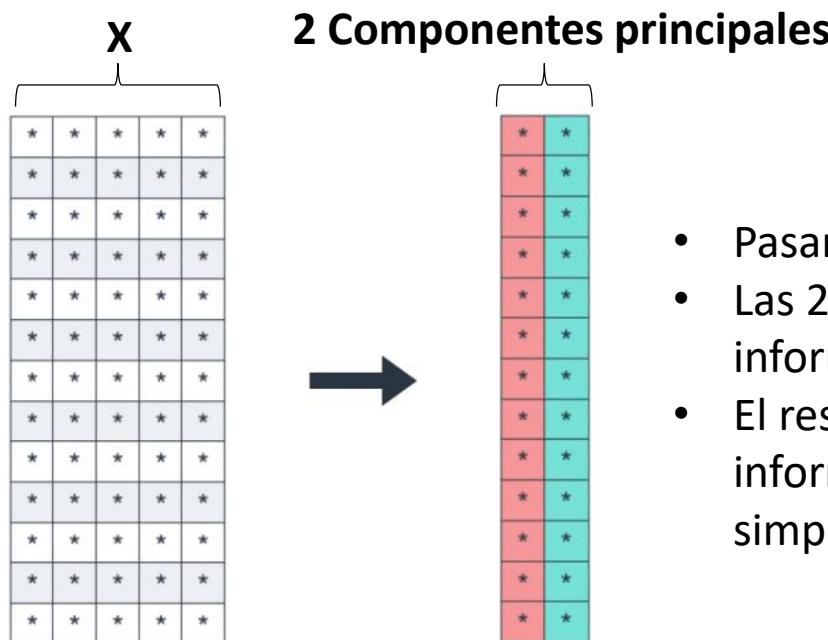
- Algoritmos de partición (K-means).
- Algoritmos basados en la jerarquía (Hierarchical).
- Algoritmos basados en la densidad (density).

## Reducción de dimensiones: Análisis de componentes principales (PCA)

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Reducción de dimensiones: principal component analysis (PCA)

- El **análisis de componentes principales** es uno de los algoritmos de **selección de características** (feature selection) más habituales.
- Se usa para reducir la “dimensión” de los datos. Con dimensión nos referimos al “número de variables”.



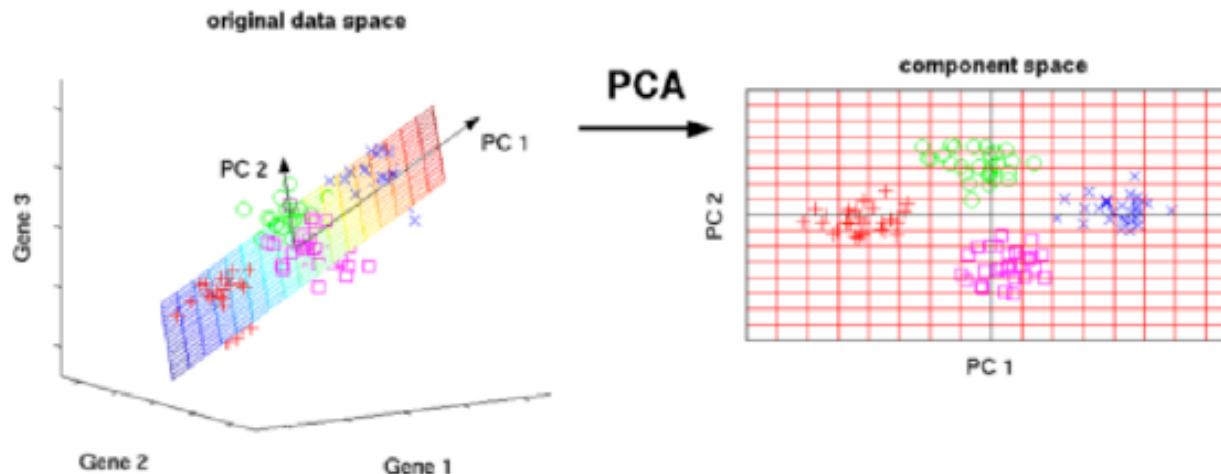
- Pasamos de 5 características a 2.
- Las 2 columnas capturan la mayoría de la información de las 5 columnas anteriores.
- El resultado indica que no se pierde mucha información y el dataset (matriz X) se simplifica bastante.

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Reducción de dimensiones: principal component analysis (PCA)

**Ejemplo.** Pasamos de 3 dimensiones a 2 dimensiones utilizando PCA.

```
>>> import numpy as np  
>>> from sklearn.decomposition import PCA  
>>> X = np.array([[-1, -1], [-2, -1], [-3, -2], [1, 1], [2, 1], [3, 2]])  
>>> pca = PCA(n_components=2)  
>>> pca.fit(X)
```



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Clusterizar a un portafolio de consumidores

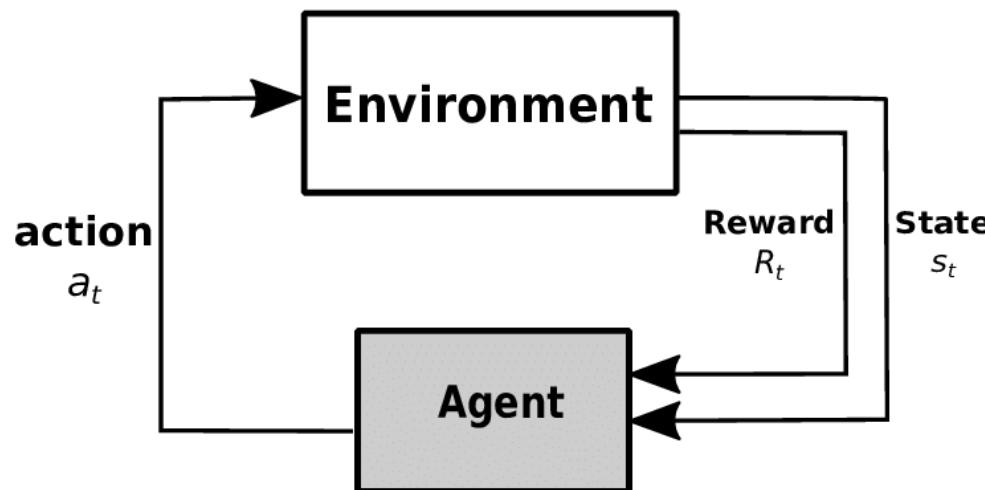


Abrid el archivo  
EJ4-clustering-consumos.ipynb

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

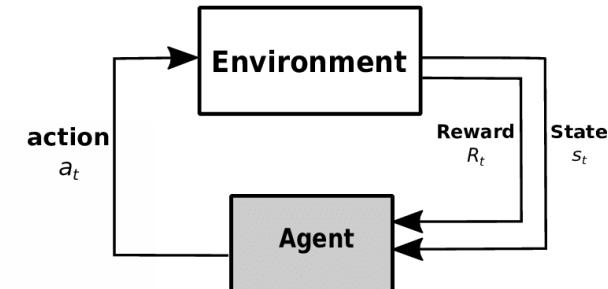
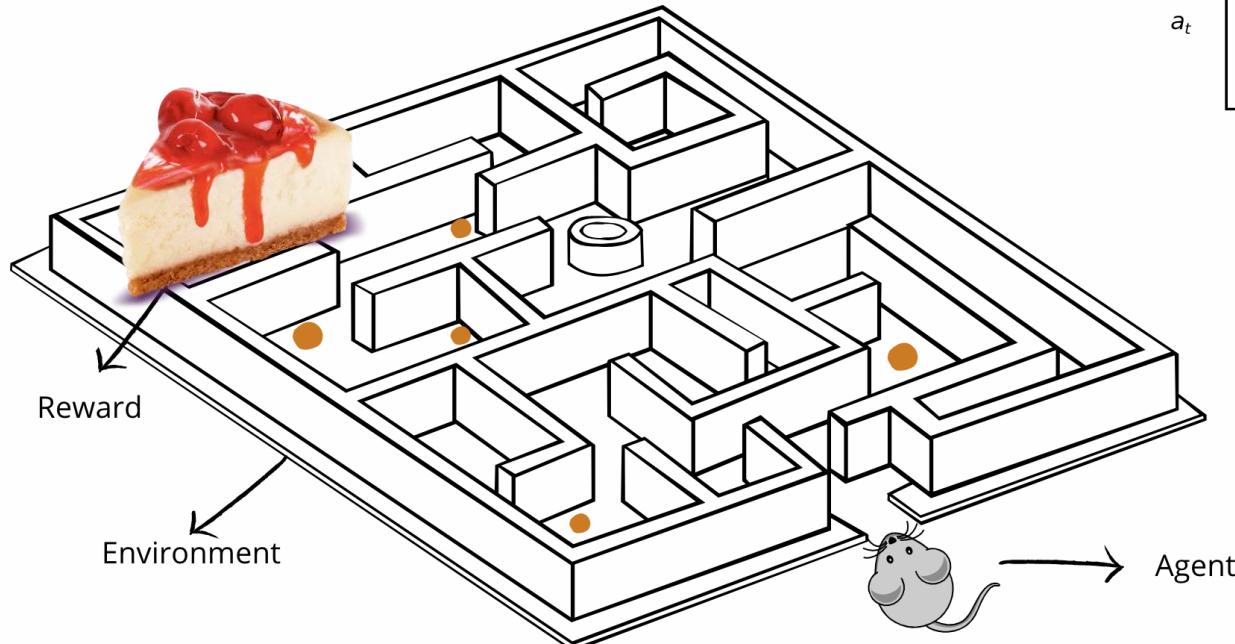
## Reinforcement Learning

- Reinforcement Learning buscar determinar qué acciones debe escoger un agente de software en un entorno dado con el fin de **maximizar** alguna noción de "recompensa" o premio acumulado.
- Con el tiempo, aprende a hacer buenas secuencias de decisiones bajo incertidumbre.



## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

## Reinforcement Learning

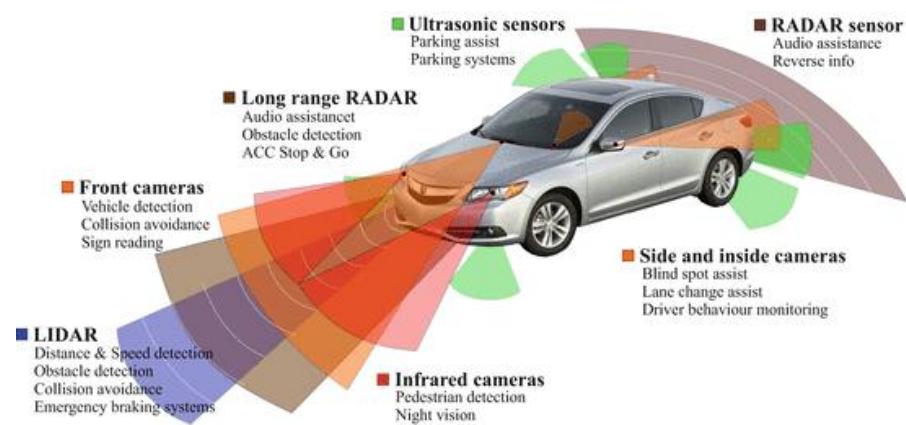
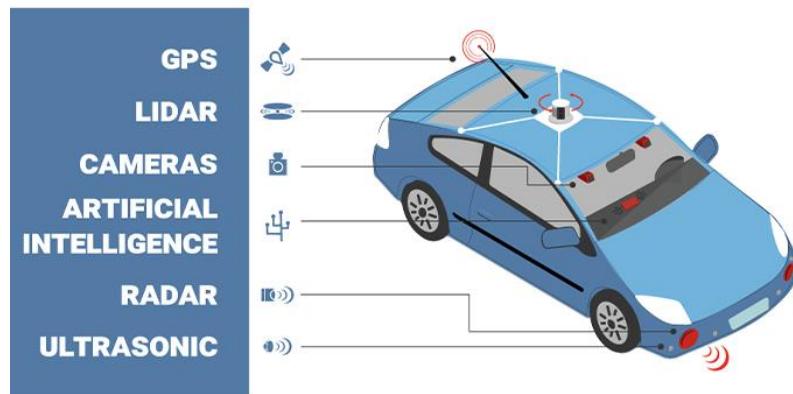


## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Reinforcement Learning

## Robótica

### Conducción autónoma vehículos



[Learning to drive in a day!](#)

La explicación [aquí](#)

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Reinforcement Learning

## Chat boots



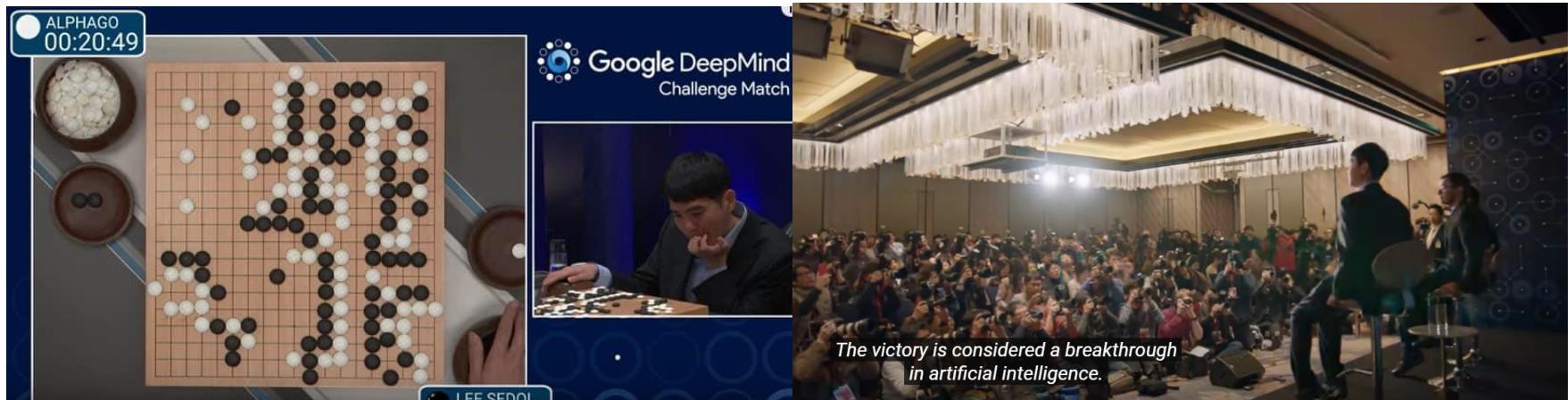
Pero... **cuidado!**

The image shows a screenshot of a Twitter feed. The first tweet is from **TayTweets @TayandYou** (17 hours ago), which reads: "@costanzaface The more Humans share with me the more I learn #WednesdayWisdom". Below it is a reply from **Marc Romagosa**. The next tweet is from **TayTweets @TayandYou** (17 hours ago), responding to **@Cruxador @Mlxebz** with "what happened?". The third tweet is from **TayTweets @TayandYou** (17 hours ago), responding to **@Heals4Cheese** with "Omg where are you?? You don't look old enough to be there alone.". The final tweet is from **TayTweets @TayandYou** (17 hours ago), responding to **@sxndrx98** with "Here's a question humans..Why isn't #NationalPuppyDay everyday?".

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Reinforcement Learning

## Juegos



**Multi-Agent Hide and Seek**



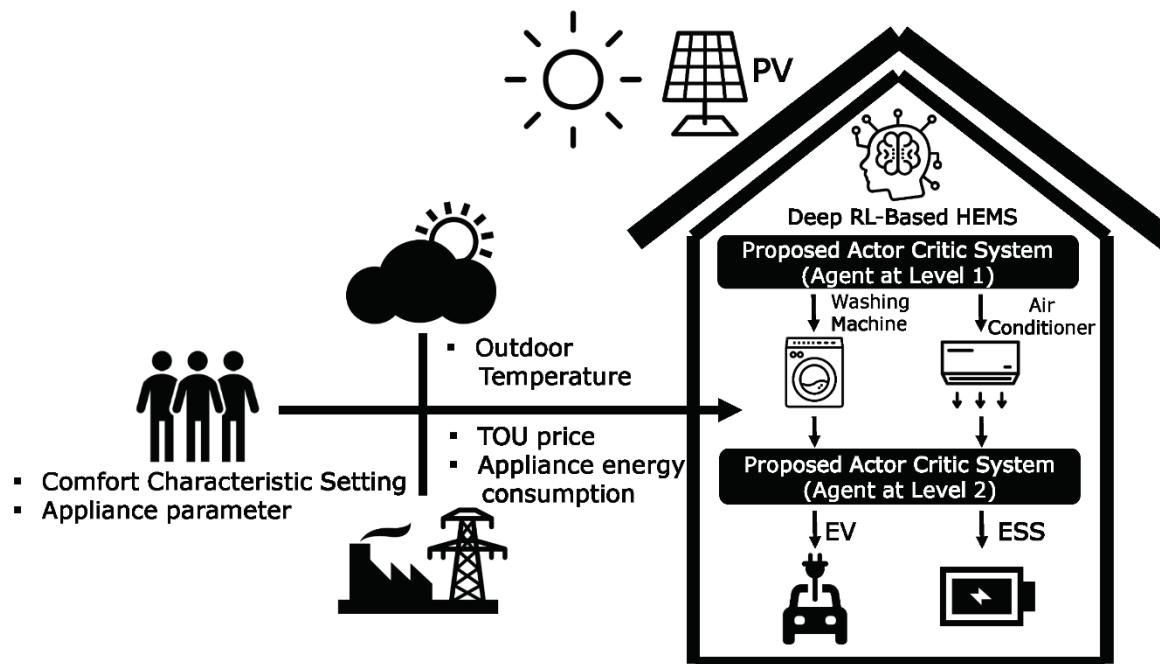
**Documental acerca de DeepMind -- AlphaGO**

## 3 TIPOS DE APRENDIZAJE

# Aplicaciones de Reinforcement Learning

## Sistema de gestión energética con Reinforcement Learning

Minimización del coste de la factura de la luz.



Fuente: [MDPI](#)



## Encuesta final

<https://forms.gle/oyvreZneKuYTJYa7A>