Escuela de verano virtual Climate Change AI

Introducción a la IA

Tejumade Afonja

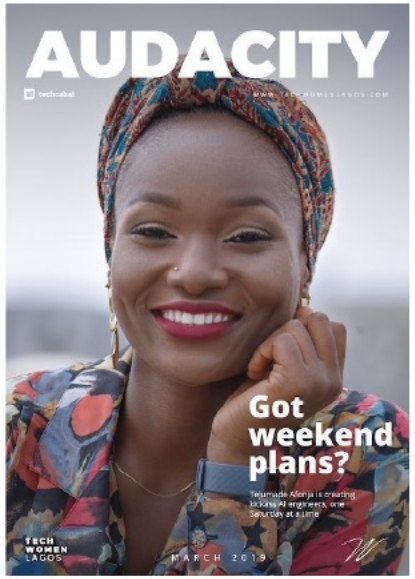
Diapositivas adaptadas del taller piloto del AI Climate Institute

23 de julio de 2026

Aviso

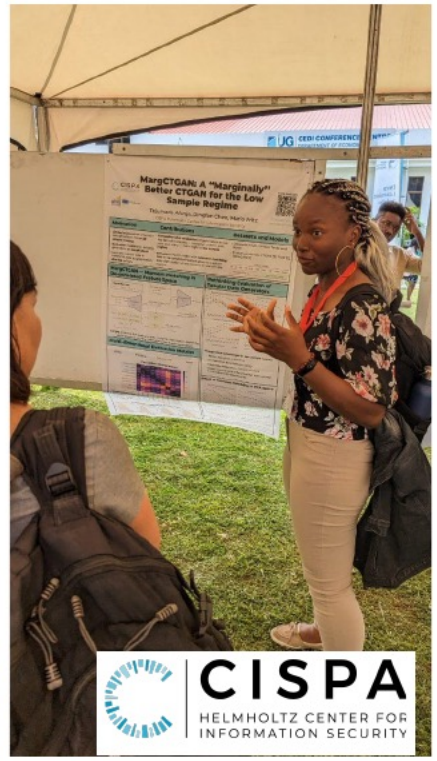
- Estas diapositivas están adaptadas del taller piloto del AI Climate Institute (Pilot Workshop).
- Las he modificado ligeramente para incluir ejercicios en clase y contenido adicional sobre el algoritmo de regresión lineal.
- Creo que la presentación original es excelente y decidí usar su material. Citen siempre las diapositivas originales.
- Soy investigadora en aprendizaje automático, pero no (todavía) en clima: la mayoría de los ejemplos climáticos no son mi especialidad, pero los fundamentos del AA sí son mi fuerte.

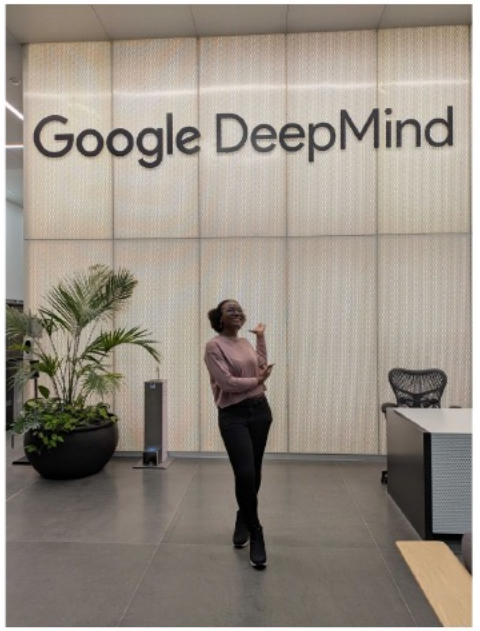
Sobre mí







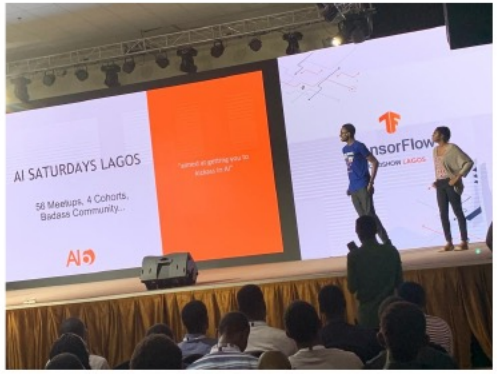












03-10-2019 | TECH

How Africa is seizing an AI opportunity

Despite visa problems and limited resources, African technologists are only accelerating their research. Can they make AI work for the continent?



- Docente e investigadora
  - Cofundadora, TRI AI & AI Saturdays Lagos (hoy TRI AI Saturdays)
  - Investigadora doctoral, CISPA Helmholtz Center for Information Security
- Presidenta general, Deep Learning Indaba 2025; exinvestigadora en prácticas, Google DeepMind; becaria DSSG 2022

Sitio web: tri-ai.org

Índice

¿Qué es el aprendizaje automático?

Tipos de aprendizaje automático

Datos

Entender el algoritmo de regresión lineal

Preguntas y respuestas

Índice

¿Qué es el aprendizaje automático?

Tipos de aprendizaje automático

Datos

Entender el algoritmo de regresión lineal

Preguntas y respuestas

El AA frente a otros enfoques

Fortalezas y limitaciones

¿Qué es la IA?

Inteligencia artificial (IA): cualquier algoritmo que permite a una máquina realizar una tarea compleja (p. ej. tareas asociadas a la inteligencia humana)

La IA representa el desarrollo de sistemas informáticos capaces de emular la inteligencia humana. Estos sistemas pueden realizar tareas que normalmente requieren capacidades cognitivas humanas, como resolver problemas, aprender de los datos y tomar decisiones.

https://runsystem.net/en/news/learn-about-ai-terminology-2024-ani-agi-and-asi

¿Qué es la IA?

Inteligencia artificial (IA): cualquier algoritmo que permite a una máquina realizar una tarea compleja (p. ej. tareas asociadas a la inteligencia humana)

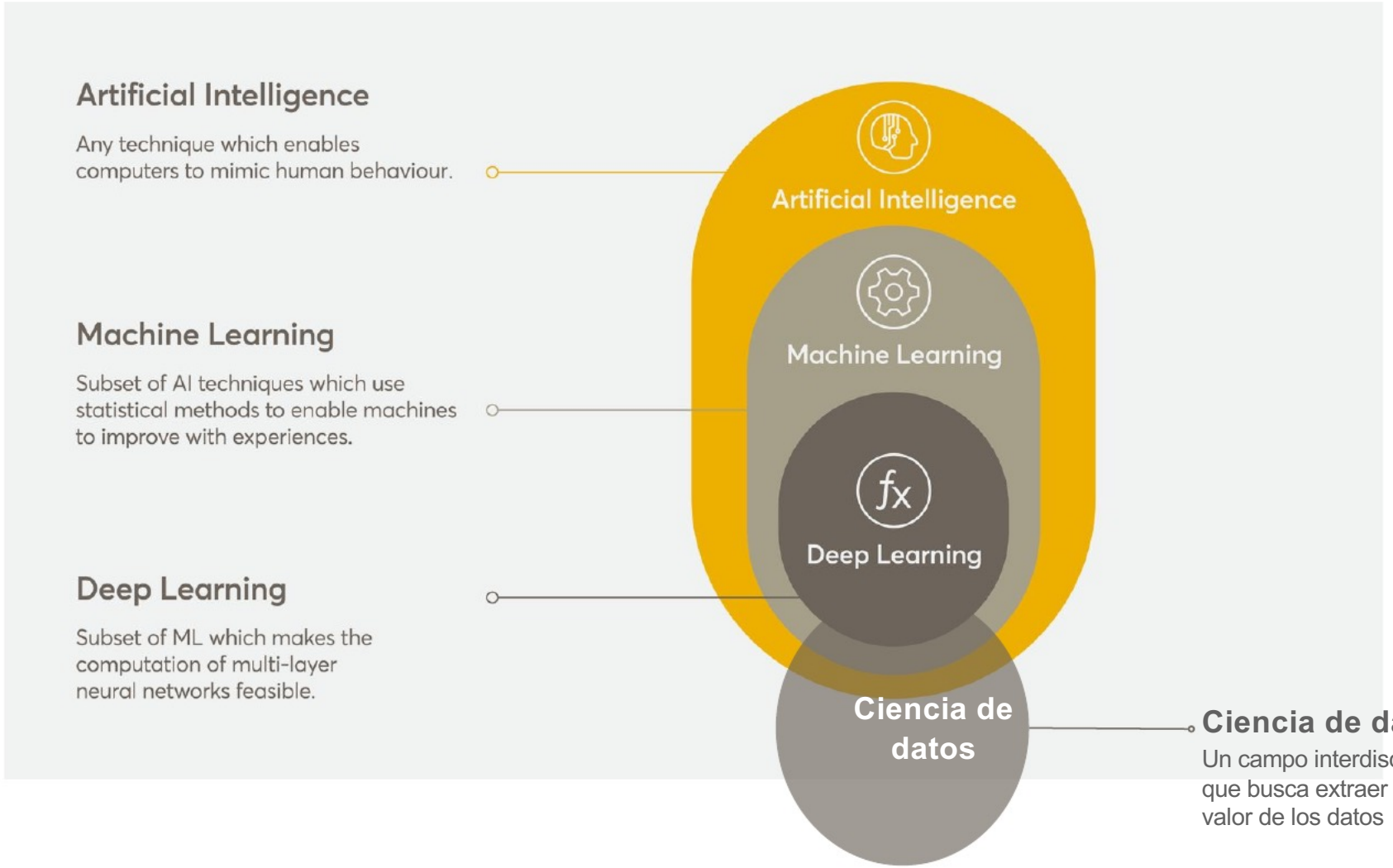
Sistemas basados en reglas: técnicas que razonan automáticamente sobre un conjunto explícito de reglas



Aprendizaje automático (AA): técnicas que extraen automáticamente patrones de los datos



Extracción automática de patrones a partir de datos



https://en.idei.club/27516-iot-artificial-intelligence.html

Ejercicio: sistemas basados en reglas



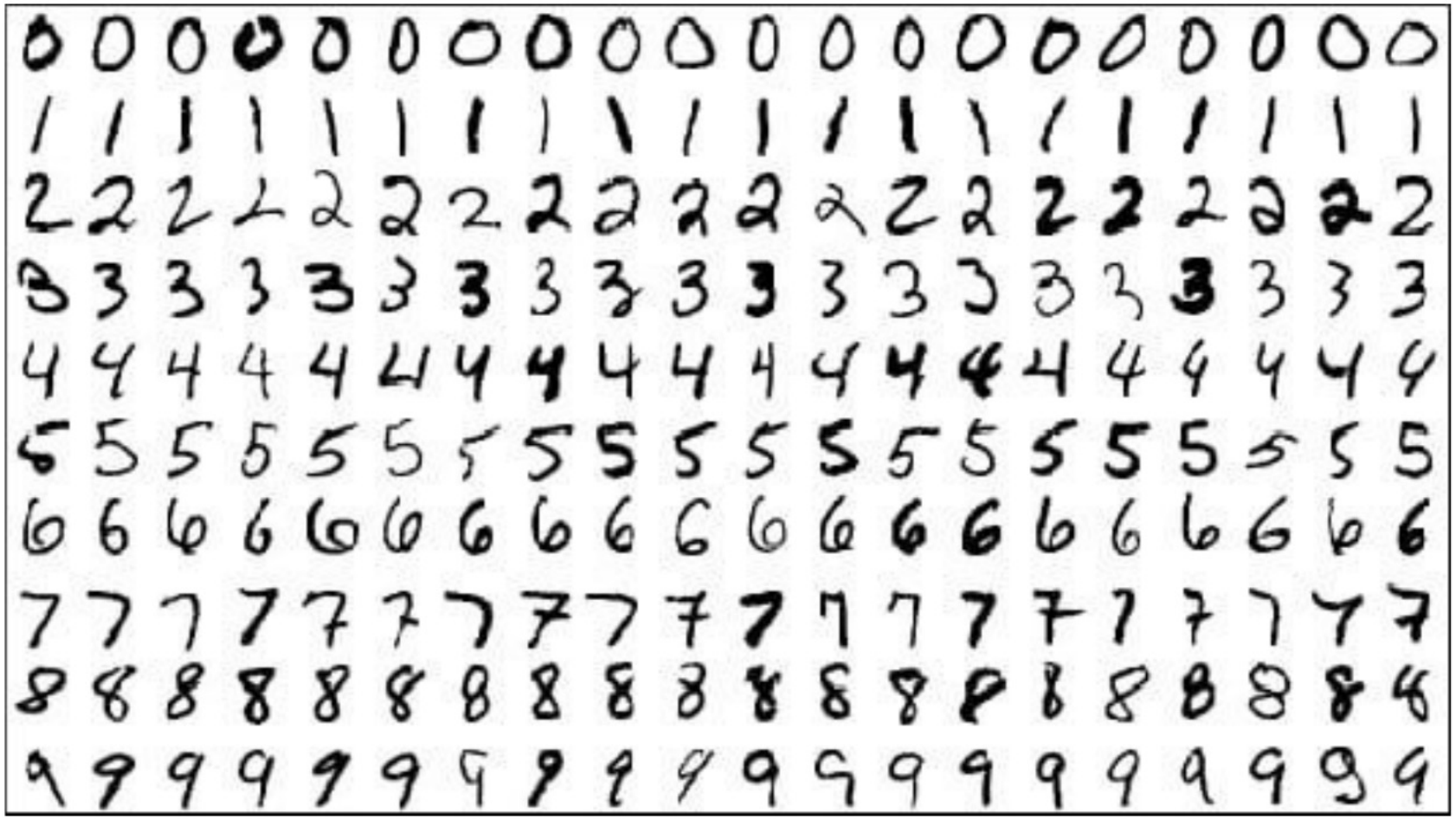
Escriba un programa sencillo para reconocer el dígito 9 en una imagen

Ejercicio: sistemas basados en reglas



¿sigue funcionando su programa? Si no, piense en cómo modificarlo

Aprendizaje automático: aprender patrones generales de los datos



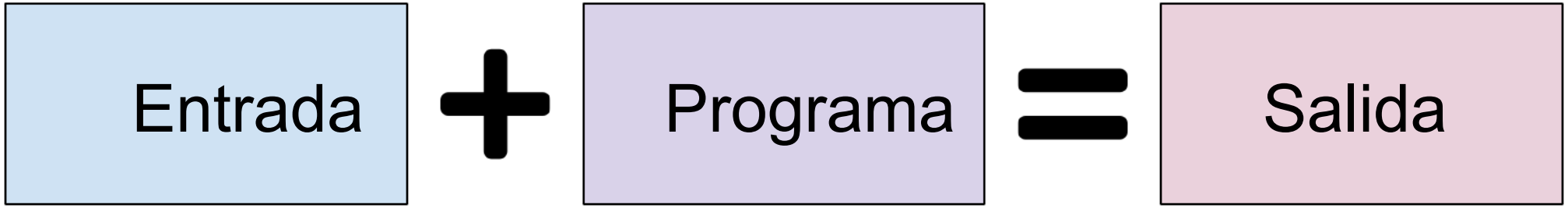
¿Qué es el aprendizaje automático (AA)?

«El aprendizaje automático es un campo de estudio que da a los ordenadores la capacidad de aprender sin ser programados explícitamente»

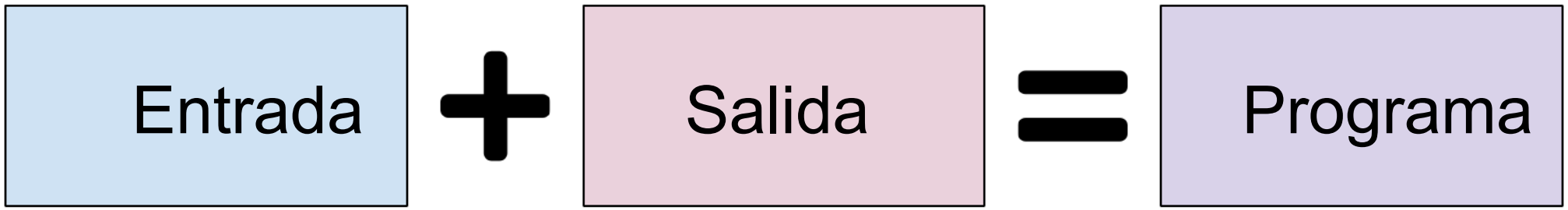
— Arthur Samuel (1959)

Programación tradicional frente a AA

Programación tradicional



Aprendizaje automático (AA)



Algunas fortalezas y limitaciones del AA

FORTALEZAS

- Aprovechar los patrones de los datos
- Realizar tareas a gran escala
- Optimizar sistemas complejos
- Capacidad de funcionar «siempre»
- Combinar entradas heterogéneas
- Integrarse con otros métodos

LIMITACIONES

- Es una herramienta: no sirve para todas las tareas
- Puede equivocarse (con exceso de confianza)
- Puede requerir muchos datos y/o cómputo
- «Si entra basura, sale basura»
- Hereda sesgos de los datos/el diseño/el uso
- Supone que las reglas/patrones persisten

¿Cuándo usar el AA?

- No siempre: ¡no todos los problemas pueden ni deben resolverse con aprendizaje automático!
  - Use el AA cuando tenga más sentido inferir las reglas a partir de ejemplos que escribirlas
- Cuando tenga acceso a datos que «encajen» con la tarea
  - Resolución, cobertura, muestra representativa de una distribución adecuadas, etc.
- Cuando las estimaciones sean útiles y los errores admisibles
  - «Todos los modelos son erróneos, pero algunos son útiles» – George Box
- Cuando sea una solución rentable
  - Los costes incluyen (i) la creación y el procesamiento del conjunto de datos y (ii) el desarrollo, despliegue y mantenimiento del modelo

Aprendizaje automático

Aprendizaje automático (AA): extraer automáticamente patrones de los datos

MODELOS

Redes neuronales (aprendizaje profundo)
Máquinas de vectores de soporte
Árboles de decisión
Modelos bayesianos
…

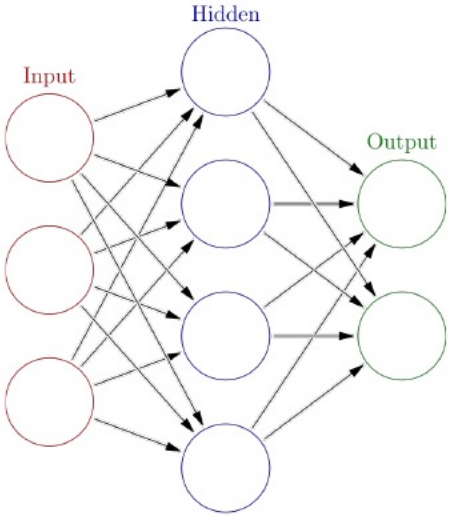
TIPOS DE DATOS / CASOS DE USO

Visión por computador
Procesamiento del lenguaje natural
Robótica
Procesamiento de señales
…

PARADIGMAS

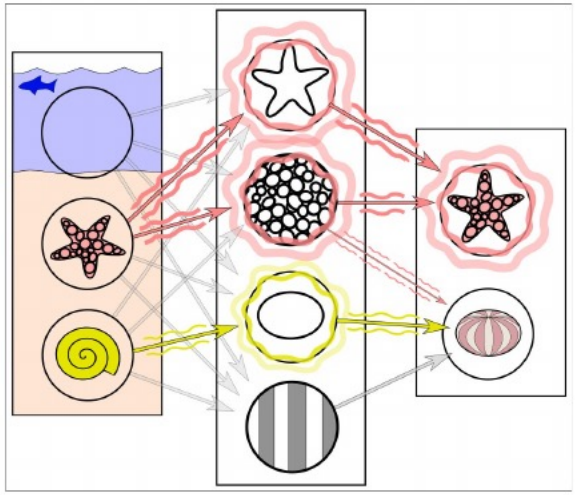
Modelos generativos vs discriminativos
Informados por la física y robustos
Interpretables
Modelos específicos vs de propósito general
…

¿Qué es un modelo de AA?



El modelo consta de parámetros y de una estructura que, juntos, transforman entradas en salidas

La parte de «aprendizaje» significa que esos parámetros se ajustan mediante el entrenamiento para producir un «modelo aprendido» capaz de realizar una tarea



Modelos «grandes» frente a «pequeños»

- **Amplio espectro de modelos según su número de parámetros**
- Los modelos pequeños se ejecutan en segundos en la mayoría de los portátiles
- Los modelos grandes pueden requerir un servidor (p. ej. una GPU potente durante medio día)
- Los muy grandes pueden requerir 10 000+ GPU durante varios meses

```
from sklearn . datasets import load_iris
from sklearn . ensemble import RandomForestClassifier

# Cargar los datos
X , y = load_iris ( return_X_y = True )

# Crear, entrenar y predecir
model = RandomForestClassifier ()
model . fit ( X , y )

predictions = model . predict ( X [: 5 ])
print ( predictions )
```

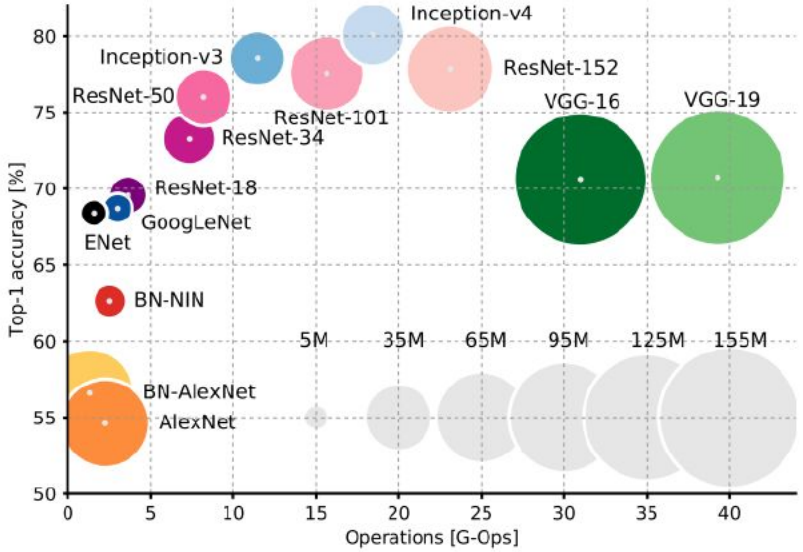
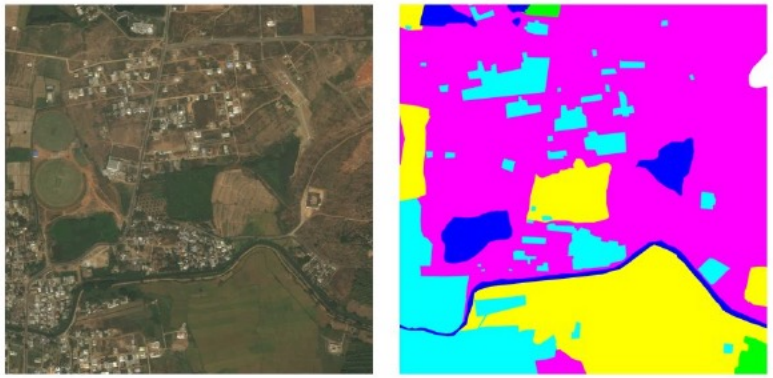


Image: https://arxiv.org/pdf/1605.07678

Modelos específicos frente a modelos de propósito general

Modelo específico

- Entrenado solo para una tarea
- A menudo entrenado con una sola modalidad de datos
- Ejemplo: segmentar por tipo de uso del suelo en imágenes satelitales

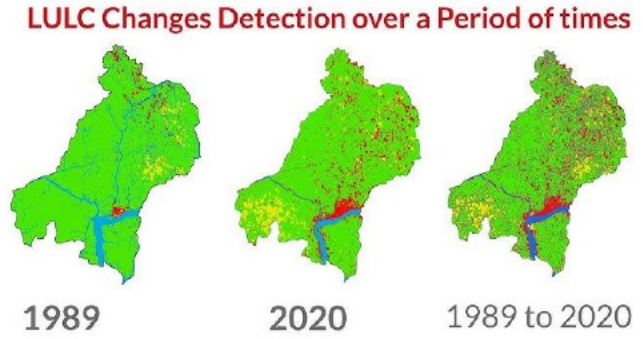


Modelos de propósito general

- Pretende abordar muchos tipos de tareas en dominios diversos
- Entrenado con datos amplios y diversos
- Ejemplo: modelos fundacionales geoespaciales para segmentar por uso del suelo, detectar cambios de uso, etc.

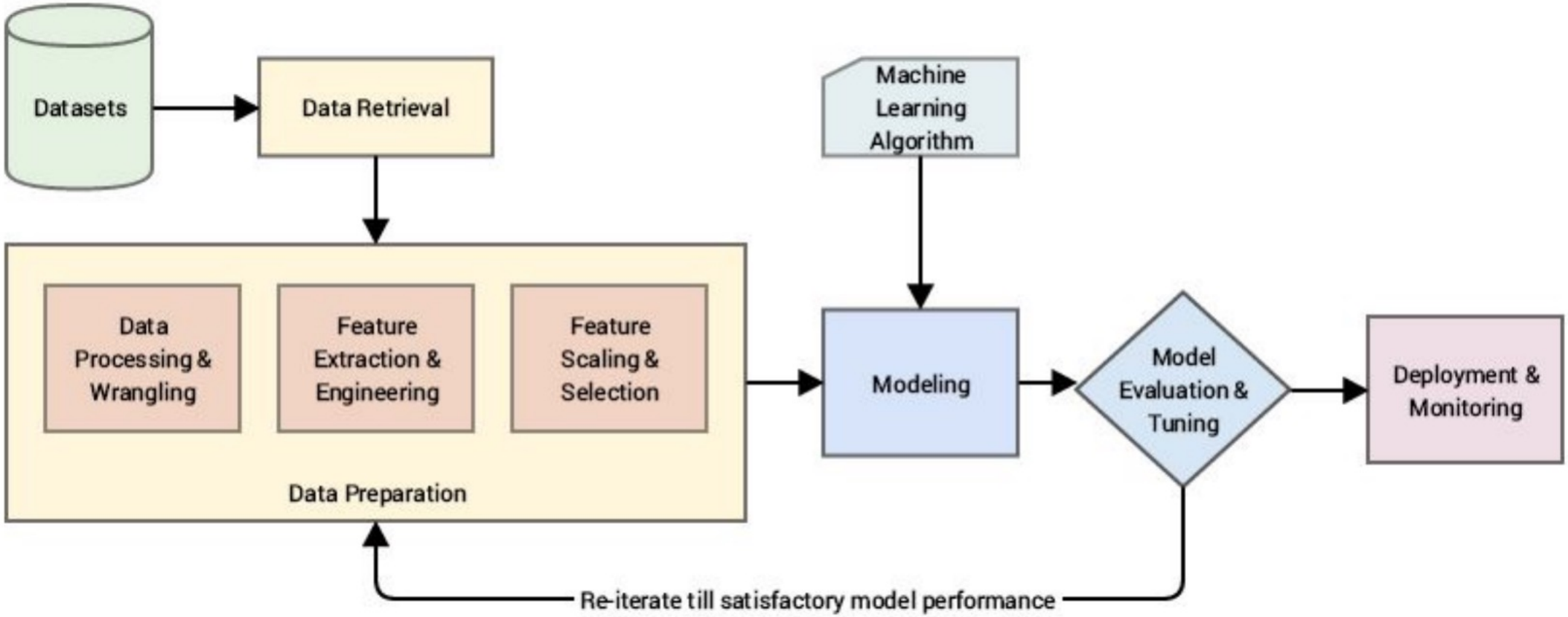


+



+ ...

El AA en la práctica



Practical Machine Learning with Python. Bali, Sarkar, and Sharma.

Desarrollo → entrenamiento → inferencia

Desarrollo

Montar la infraestructura del flujo de datos

Decidir cómo evaluar el rendimiento del modelo

Probar distintos algoritmos e hiperparámetros

Elegir qué modelo se usará en el entrenamiento final

Entrenamiento

«Ajustar» los parámetros del modelo a la tarea

Elegir datos de entrenamiento representativos del contexto de inferencia

Puede durar de minutos a meses

Hay que repetirlo si la distribución de los datos cambia

Inferencia

Producir predicciones para entradas «no vistas»

Usa los parámetros «congelados» del entrenamiento

Supone que las entradas «no vistas» tienen una distribución similar a los datos de entrenamiento

Suele ser mucho más rápida que el entrenamiento (de milisegundos a segundos)

Ejercicio: flujo de desarrollo en AA

¿Cuál de estos pasos cree que lleva más tiempo en un proyecto real de AA?

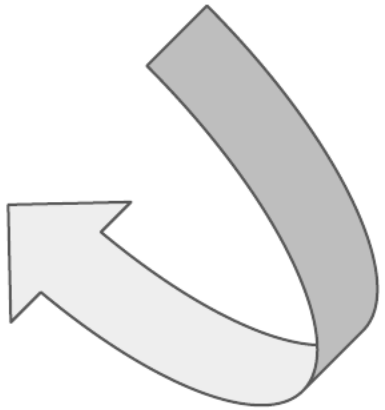
Desarrollo

Montar la infraestructura del flujo de datos

Decidir cómo evaluar el rendimiento del modelo

Probar distintos algoritmos e hiperparámetros

Elegir qué modelo se usará en el entrenamiento final



https://partici.fi/53603205

Índice

¿Qué es el aprendizaje automático?

Tipos de aprendizaje automático

Datos

Entender el algoritmo de regresión lineal

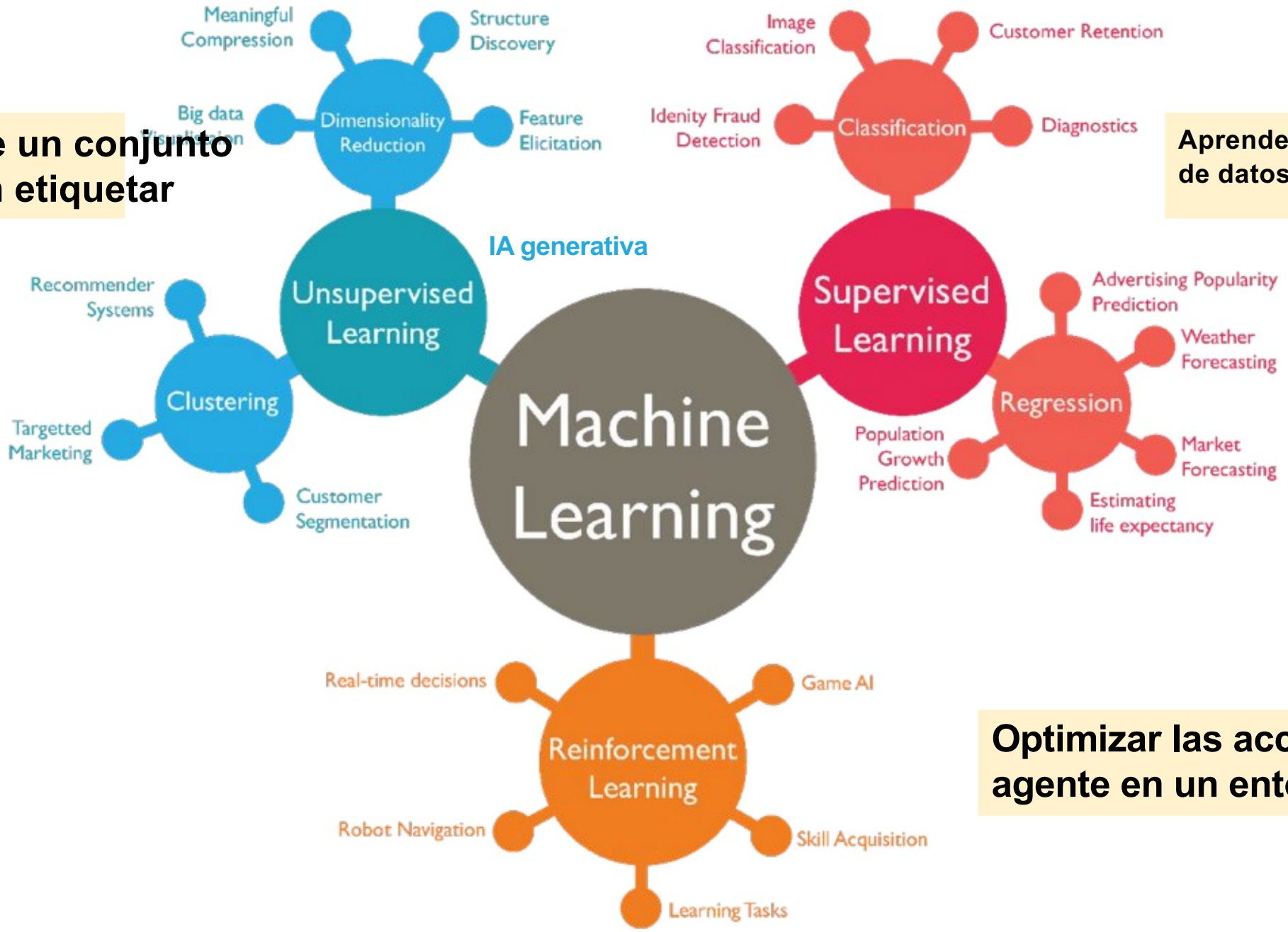
Preguntas y respuestas

Principales paradigmas

Subcampos del AA relevantes para el clima

Aprender de un conjunto de datos sin etiquetar

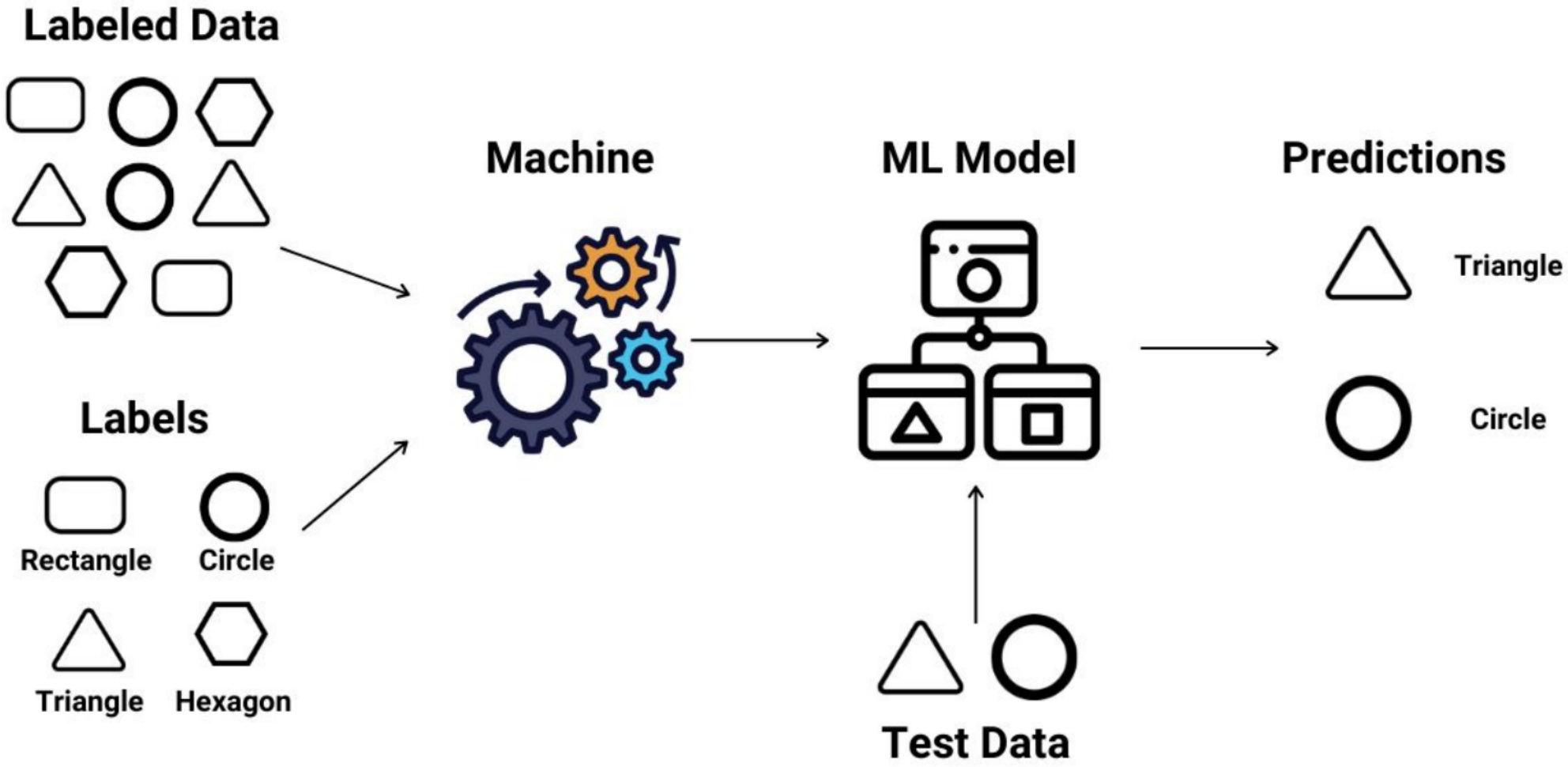
Aprender de un conjunto de datos etiquetado



IA generativa

Optimizar las acciones de un agente en un entorno

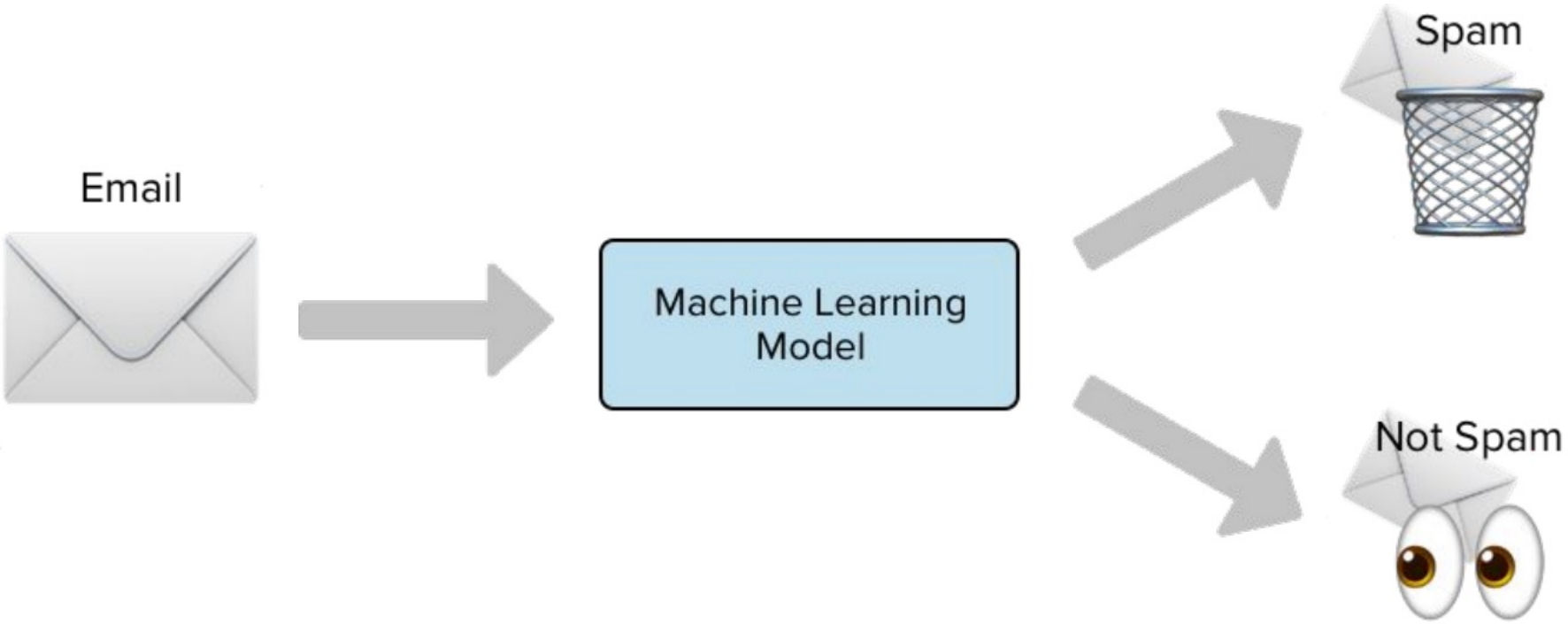
Ejercicio: ¿es una tarea de regresión o de clasificación?



Ejercicio: ¿es una tarea de regresión o de clasificación?

Distancia al mercado más cercano	Presencia de pozo	Precio de la vivienda (₦)
5 km (cerca del mercado Balogun, Lagos)	Sí	₦75, 000, 000
15 km (afueras de Abuya)	No	₦30, 000, 000

Ejercicio: ¿es una tarea de regresión o de clasificación?



¿Cómo elegir un enfoque de aprendizaje?



Datos de entrada:

- Pueden incluir entradas y, si se conocen, salidas objetivo (llamadas etiquetas)

  un conjunto de datos sin etiquetar es aquel del que no conocemos a priori las salidas objetivo

Salida(s) del modelo:

- Categórica/numérica, discreta/continua, salida única/múltiple

Enfoque de aprendizaje:

Aprendizaje supervisado

- **Guiado por la tarea**
- **Datos etiquetados**
- **Retroalimentación sobre el rendimiento**

Aprendizaje no supervisado

- **Guiado por los datos**
- **Datos sin etiquetar**

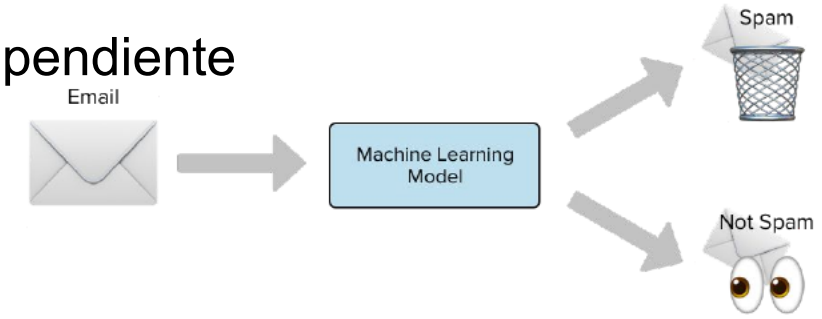
Aprendizaje por refuerzo

- **Guiado por la recompensa**
- **Datos de estado/acción recogidos dinámicamente**
- **Retroalimentación sobre el rendimiento**

Terminología del aprendizaje supervisado

- Etiqueta: es lo que predecimos. Suele denotarse por y. También llamada variable dependiente u objetivo

- **Característica: variable de entrada que usamos para la** tarea. Suele denotarse como x. También llamada variable independiente



- **Modelo: codifica la relación entre las características** y la etiqueta

- **Entrenamiento: el proceso de enseñar al modelo a funcionar bien** con los datos; también se dice aprender el modelo

- **Inferencia: aplicar el modelo entrenado a datos no vistos,** también llamados datos de prueba

Aprendizaje supervisado

Dado un conjunto de datos etiquetado, es decir, entradas X con etiquetas y:

$$\{(X^{(1)}, y^{(1)}), (X^{(2)}, y^{(2)}), \ldots, (X^{(n)}, y^{(n)})\}$$

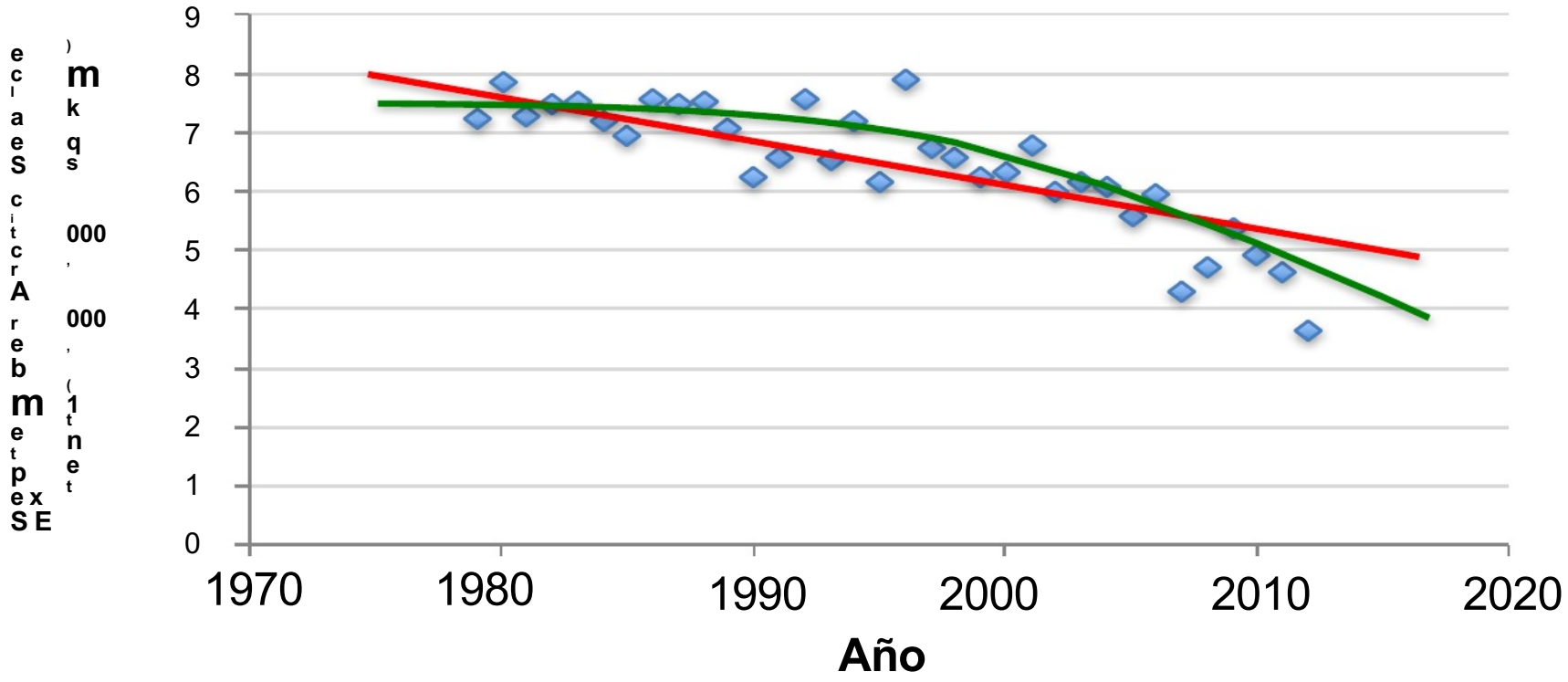
aprender una función f que prediga y a partir de X, es decir, $f(X) \cong y$.

- **X puede tener varios elementos, cada uno representa un atributo («característica»)**
- **Regresión: y toma valores reales**
- **Clasificación: y es categórica**

Aprendizaje supervisado: regresión

Aprender una función f que prediga y a partir de X, es decir, f(X) $\cong$ y .

- *Regresión: y toma valores reales*

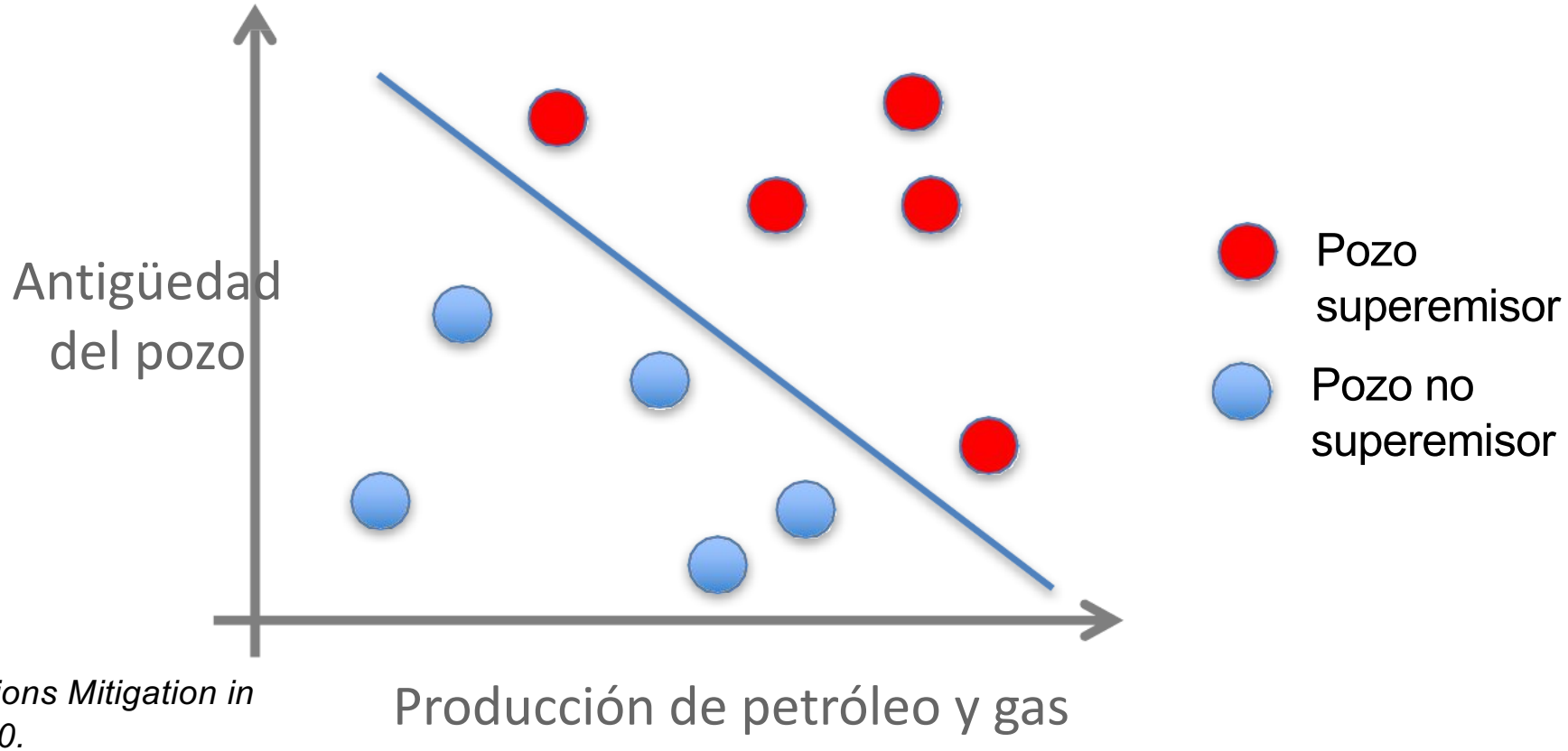


Datos de G. Witt. Journal of Statistics Education, volumen 21, número 1 (2013)

Aprendizaje supervisado: clasificación

Aprender una función f que prediga y a partir de X, es decir, f(X) $\cong$ y .

- *Clasificación: y es categórica*



A ML Approach to Methane Emissions Mitigation in the O&G Industry. Wang et al. 2020.

Aprendizaje supervisado: modelos/métodos habituales

- **Clasificación: máquinas de vectores de soporte, bosques aleatorios, regresión logística, bayes ingenuo, redes neuronales**

- Regresión: regresión lineal, regresión ridge, procesos gaussianos, redes neuronales

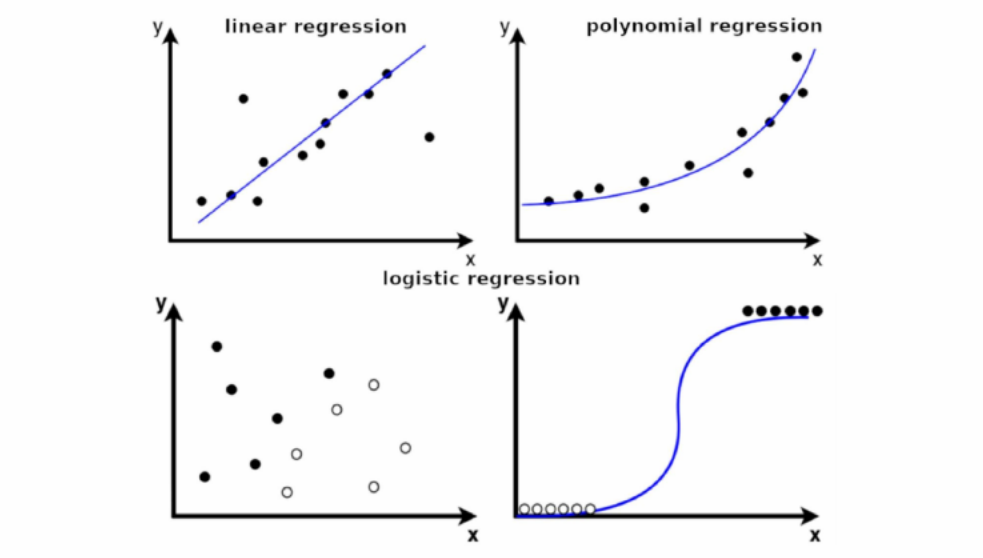


Imagen: Analytics Vidhya

Aprendizaje supervisado

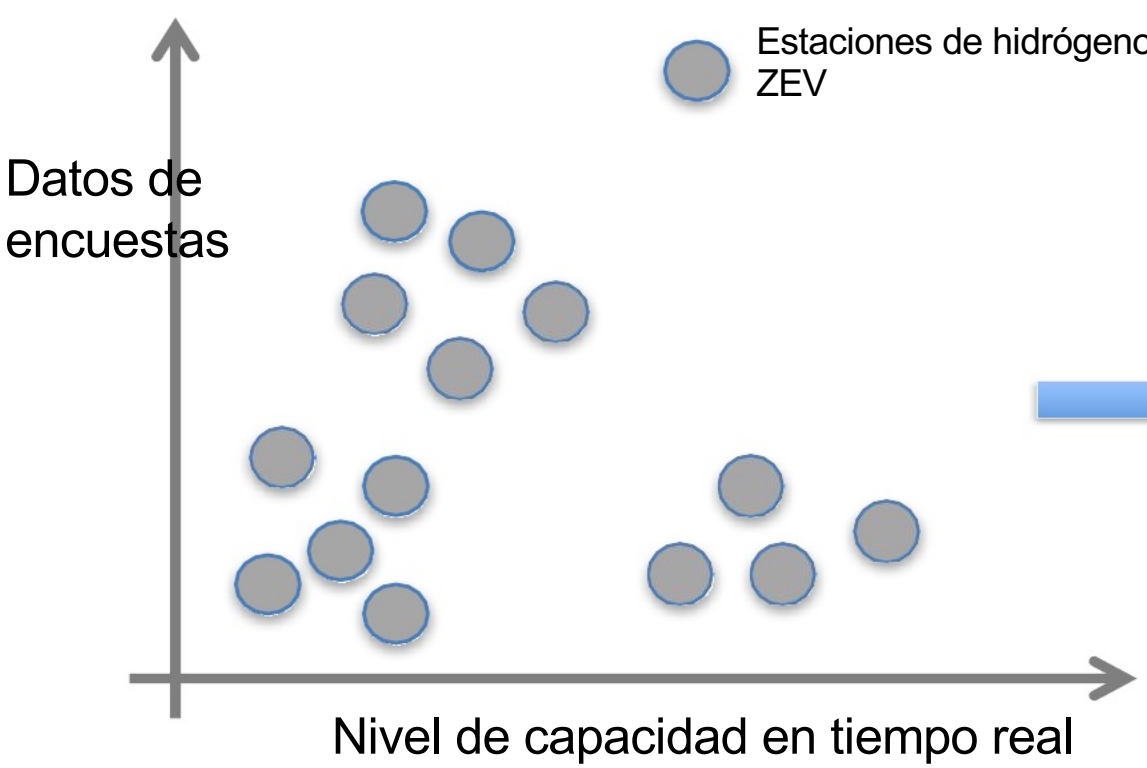
Criterios para elegir un algoritmo:

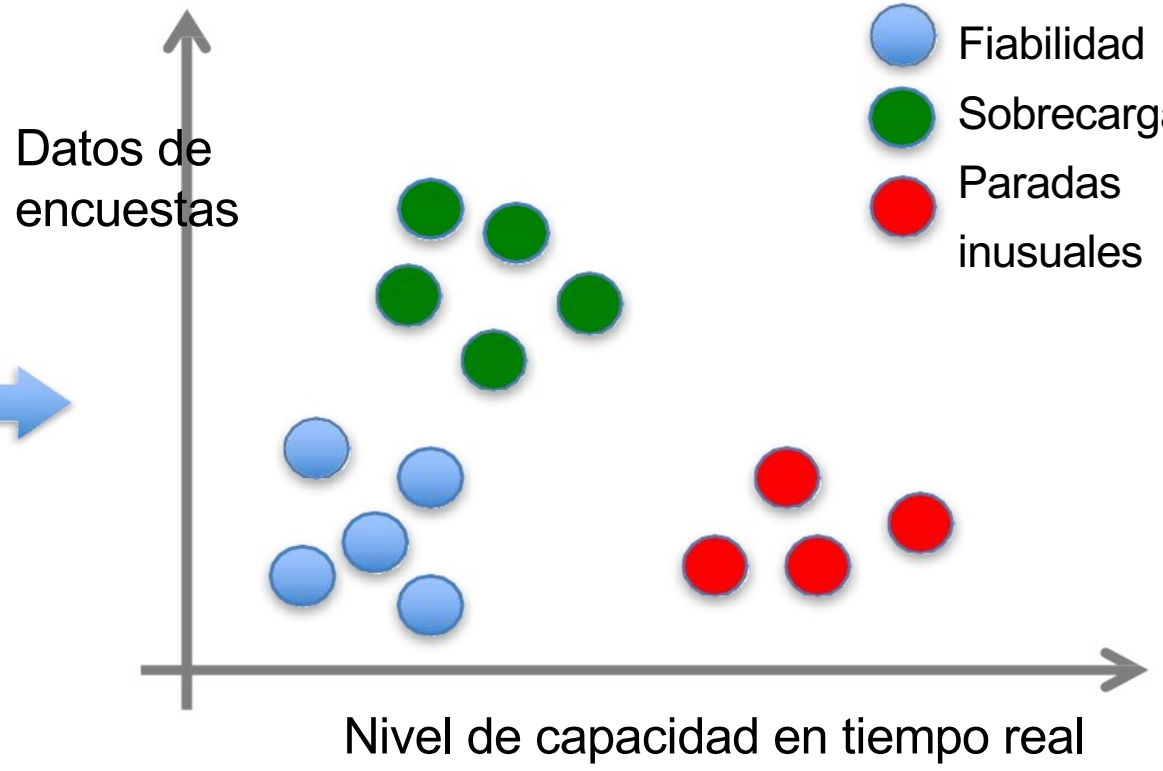
- Tipo de datos de entrada y de salida
- Distribución y calidad de los datos, correlaciones entre características
- Rendimiento deseado y garantías de robustez

Ejemplo: clasificar un pozo como superemisor o no según su antigüedad y su producción de petróleo y gas, con etiquetas de superemisor disponibles para el entrenamiento

Aprendizaje no supervisado

Dado un conjunto sin etiquetar, es decir, entradas X sin etiquetas, aprender la estructura oculta de los datos.





Unsupervised Temporal Clustering to Monitor the Performance of Alternative Fueling Infrastructure. Ramea 2020.

Aprendizaje no supervisado: modelos/métodos habituales

- **Aprender patrones en los datos: análisis de componentes principales (PCA), agrupamiento (clustering), algoritmos de detección de anomalías**
- Modelado generativo (generar datos sintéticos): flujos normalizadores, autocodificadores variacionales, redes generativas adversarias
- Algunas tareas de aprendizaje por transferencia: p. ej. alineación de dominios

Aprendizaje no supervisado

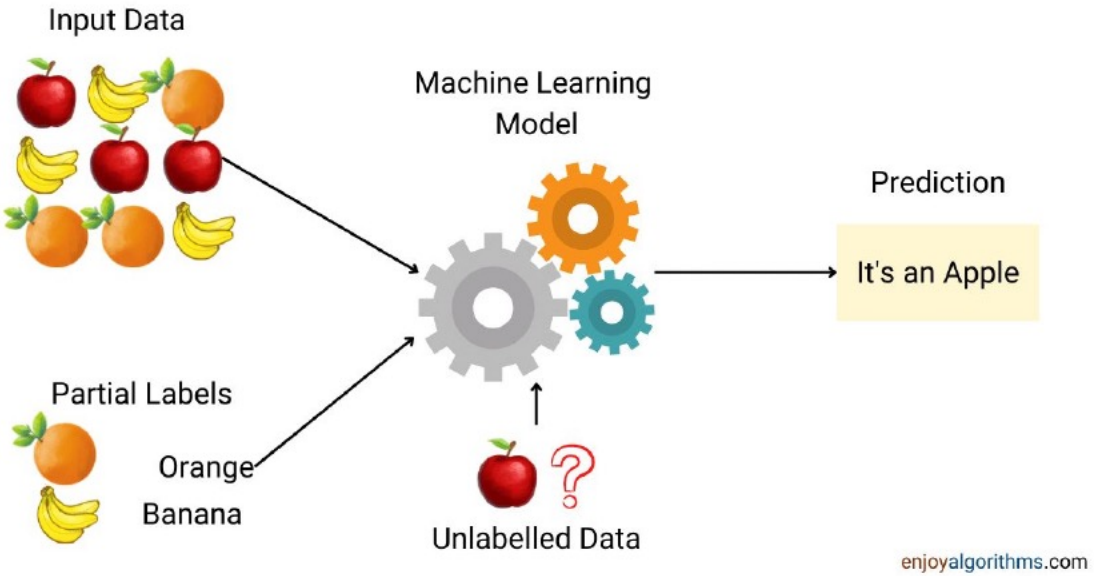
Criterios para elegir un algoritmo/modelo:

- ¿Cuál es el objetivo principal?
  - ¿Agrupamiento?
  - ¿Generación de datos sintéticos?
  - ¿Adaptación de dominio?
- Distribución y calidad de los datos, correlaciones entre características

Ejemplo: generación sintética de perfiles de carga energética de edificios

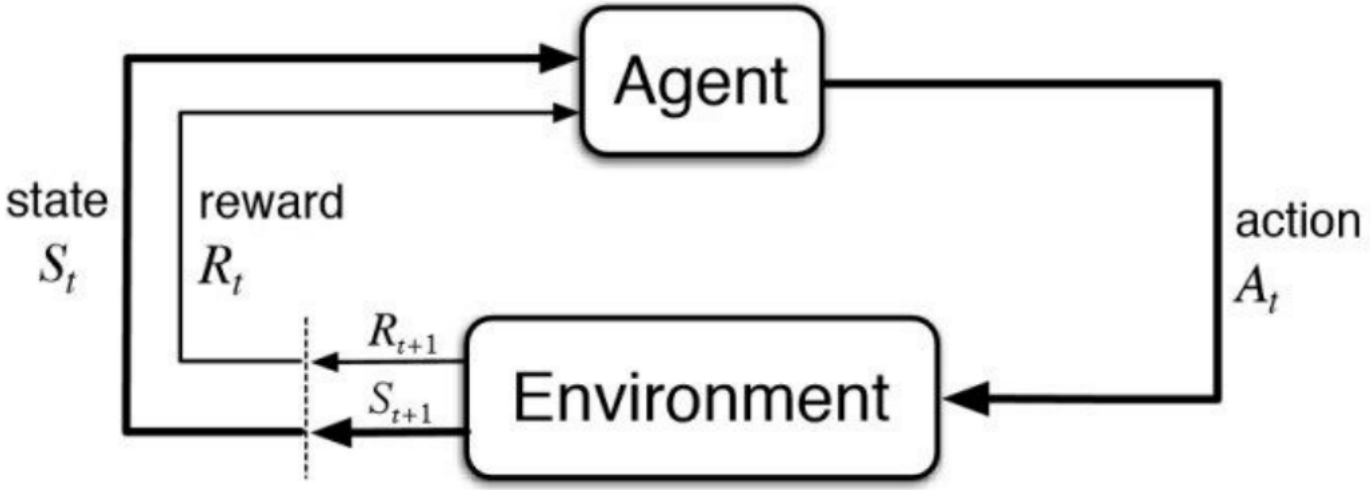
Aprendizaje semisupervisado

El aprendizaje semisupervisado se sitúa entre el aprendizaje supervisado y el no supervisado. El conjunto de datos contiene puntos etiquetados y sin etiquetar



https://www.enjoyalgorithms.com/blogs/supervised-unsupervised-and-semisupervised-learning

Aprendizaje por refuerzo



Objetivo: encontrar la mejor política que maximice la recompensa total esperada

El RL se usa a menudo en contextos de control

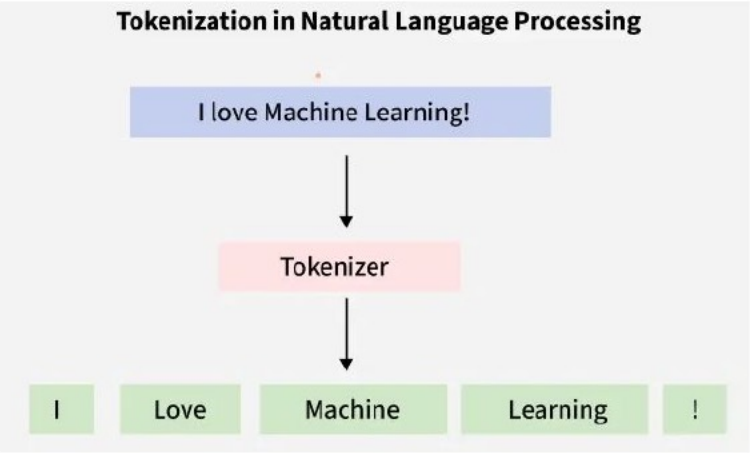
Ejemplos:

- Juegos
- Optimización energética de un edificio
- Desplazamiento y zoom en imágenes satelitales

Figura de «5 Things You Need to Know about Reinforcement Learning»

Algunos enfoques de AA asociados a modalidades de datos

Procesamiento del lenguaje natural (PLN)

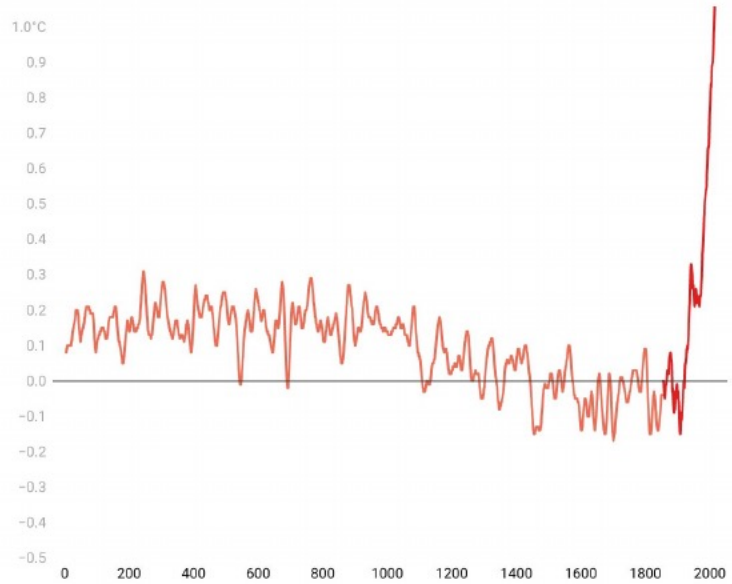


P. ej. redes neuronales recurrentes (RNN), modelos ocultos de Markov (HMM), grandes modelos de lenguaje (LLM)

Visión por computador



Análisis de series temporales

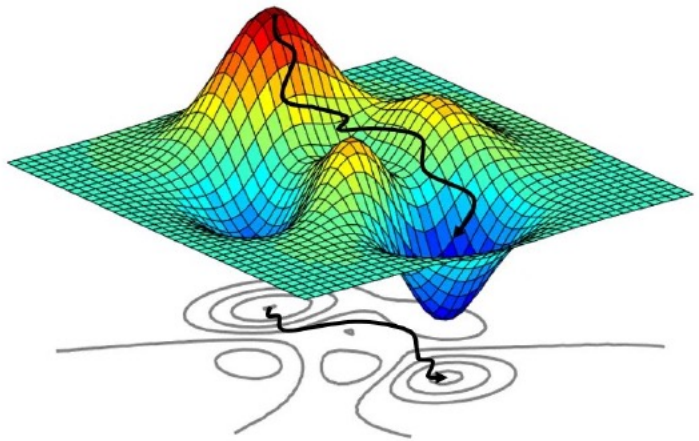


Imágenes: Geeksforgeeks, Medium, TIME

El AA para la modelización sustitutiva

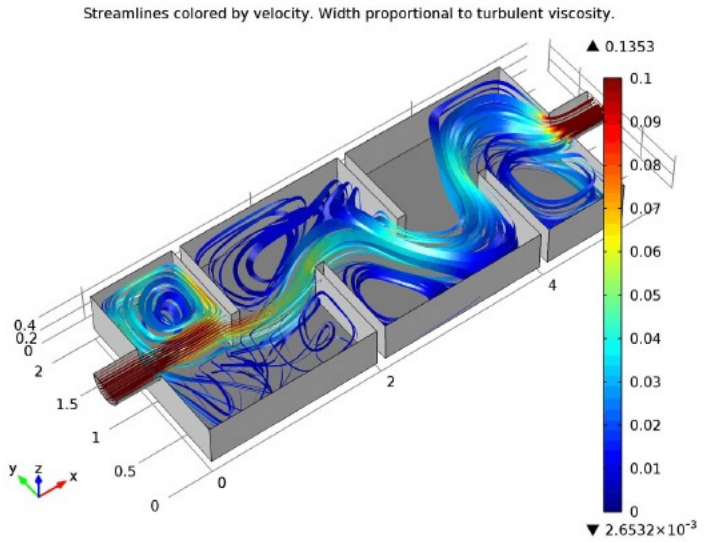
Modelos de optimización

Aproximar funciones objetivo y restricciones costosas para acelerar la búsqueda de soluciones óptimas

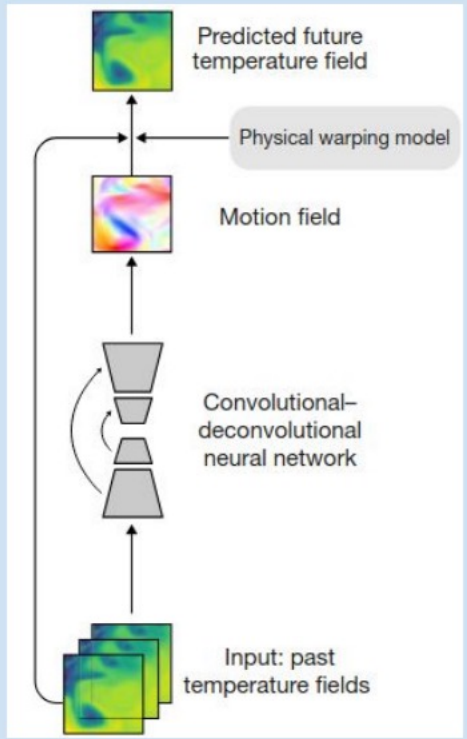


Modelos físicos

Emular simulaciones físicas complejas (dinámica de fluidos o mecánica estructural)



Modelos informados por la física



Imágenes: Medium, Comsol, Reichstein et al. 2019

AA interpretable y explicable

- La IA explicable justifica sus decisiones a posteriori, aunque su funcionamiento interno sea complejo u opaco.
- La IA interpretable tiene una lógica interna transparente que las personas pueden entender examinando cómo funciona el propio modelo.

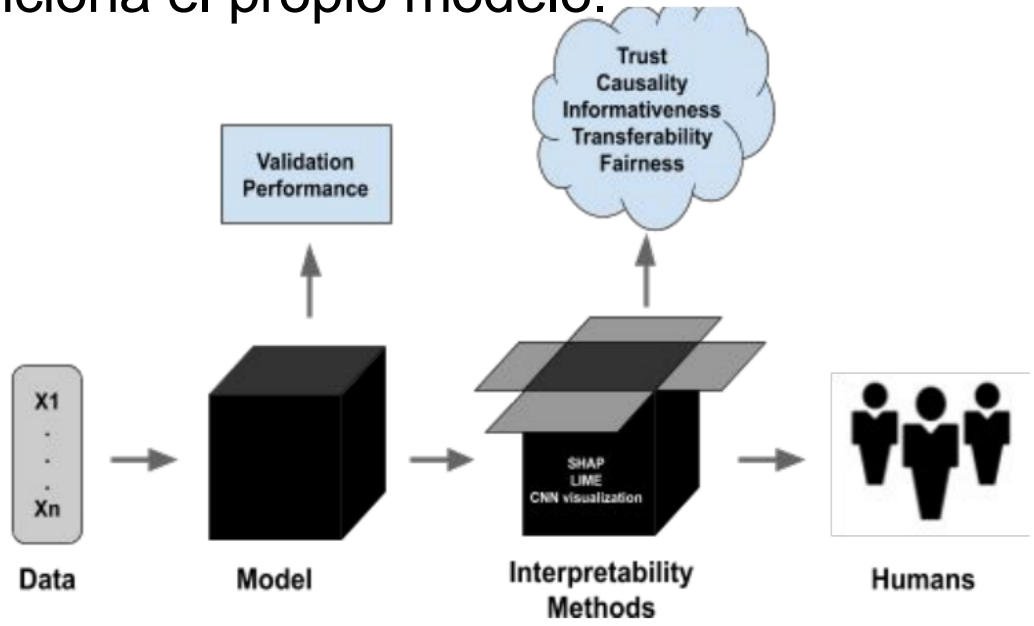
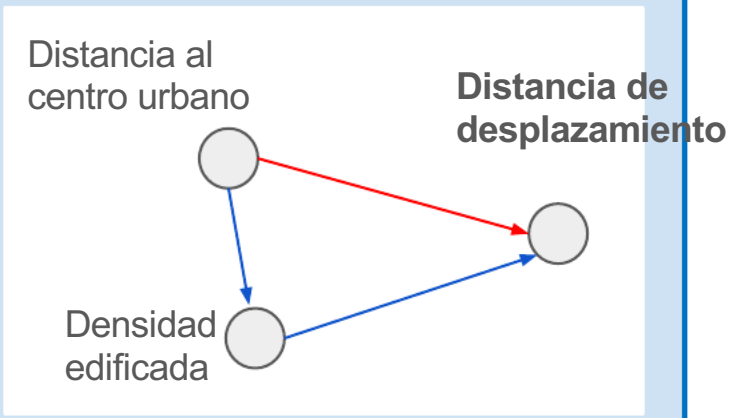


Imagen: ML CMU

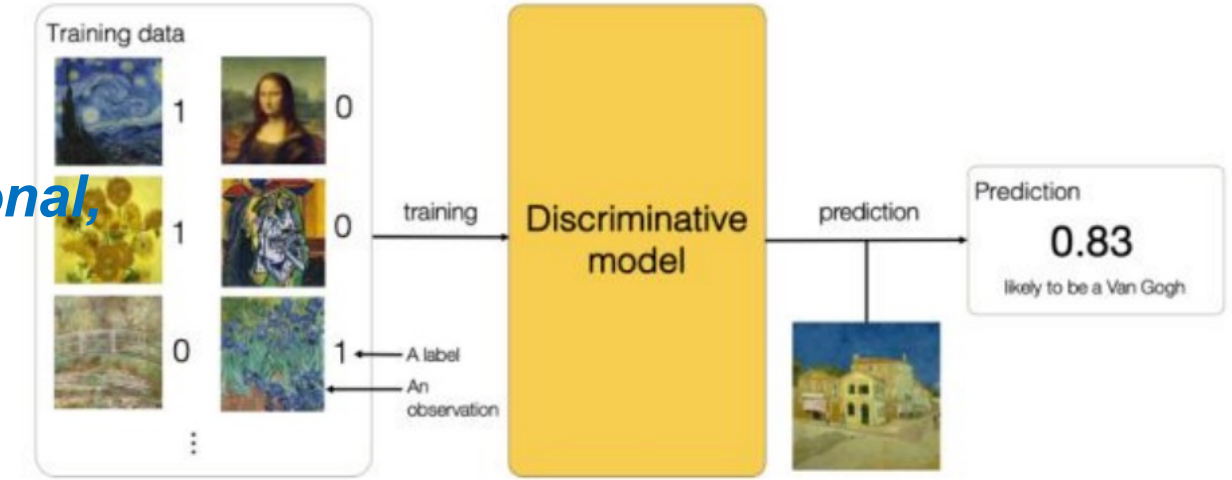
AA causal

- Identificar y cuantificar relaciones de causa y efecto (en lugar de correlaciones)
- Permite predecir los resultados de intervenciones y contrafactuales

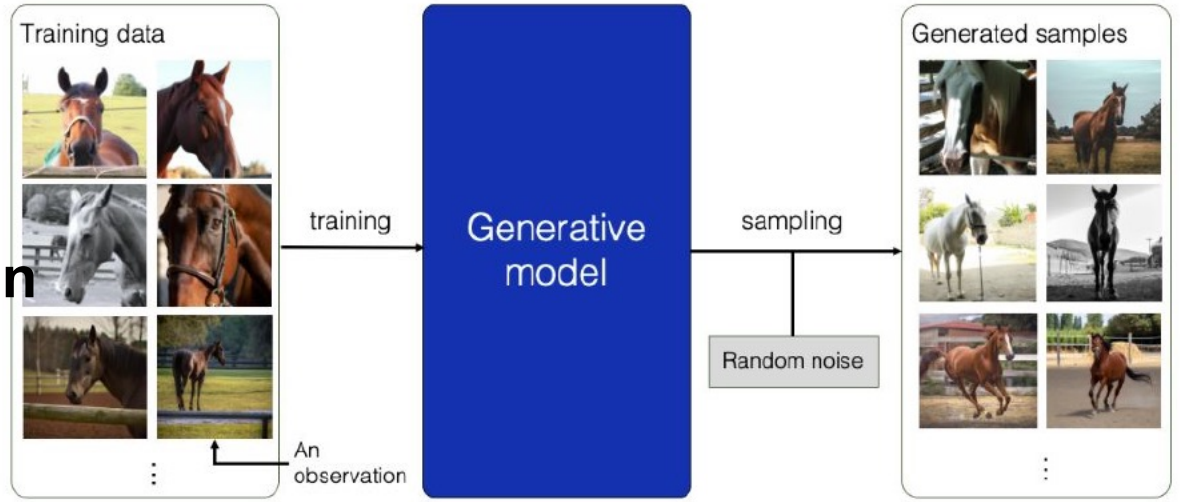


AA generativo frente a discriminativo

La IA discriminativa modela la *distribución de probabilidad condicional*, aprendiendo a pasar directamente de las entradas a las salidas.



La IA generativa («GenAI») modela explícitamente la distribución conjunta de los datos, aprendiendo cómo aparecen juntas características y etiquetas.



Imágenes: Analytics yogi

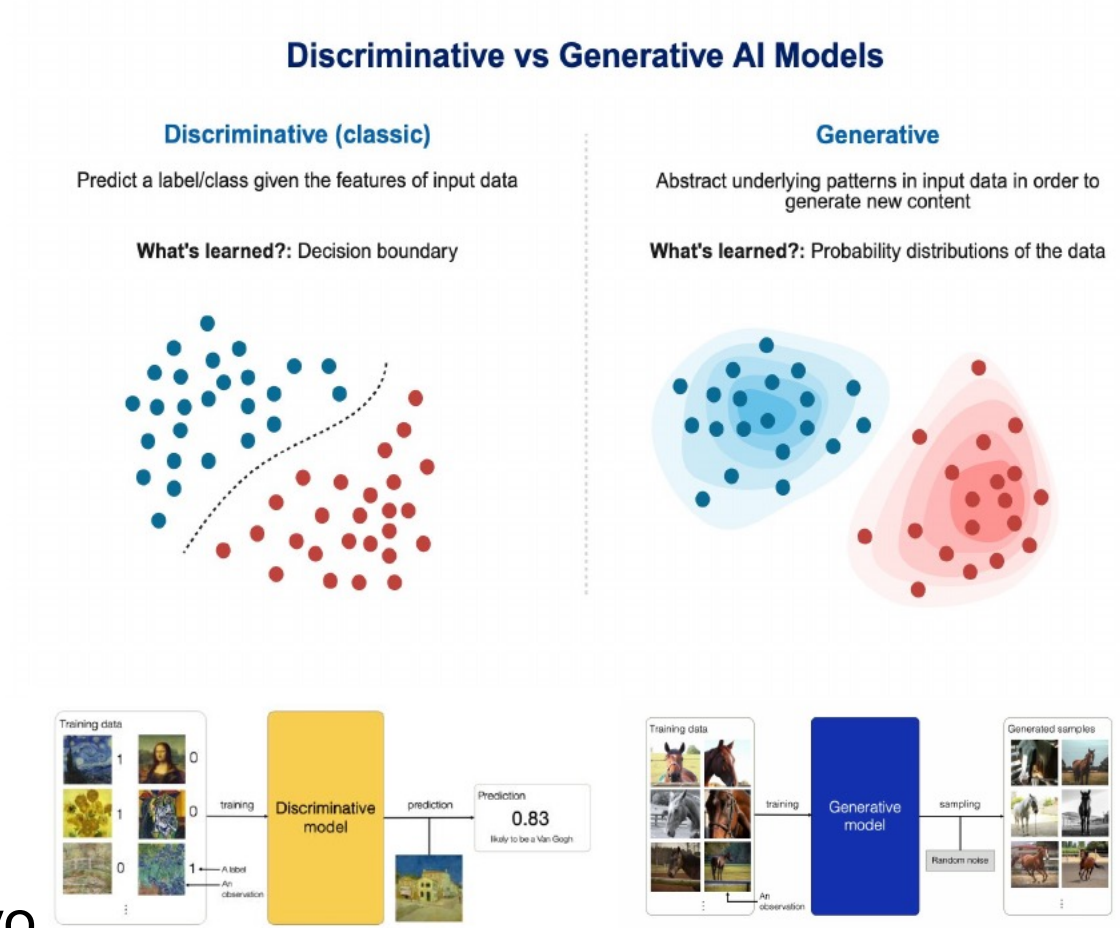
Modelos discriminativos frente a generativos

Modelos discriminativos

- Sirven para separar («discriminar» entre) distintas salidas según el valor de la entrada.
    - Aprenden la distribución condicional P(Y|X) de los objetivos Y dadas las entradas X
    - P. ej. predicen una etiqueta o categoría (spam o no spam)

Modelos generativos

- Aprenden la distribución conjunta P(X,Y) de las entradas X y el objetivo Y
- Aprenden a crear («generar») contenido nuevo muestreado de la distribución aprendida: texto, imágenes, audio, código



Ejemplo: Generative Pre-trained Transformer (GPT)

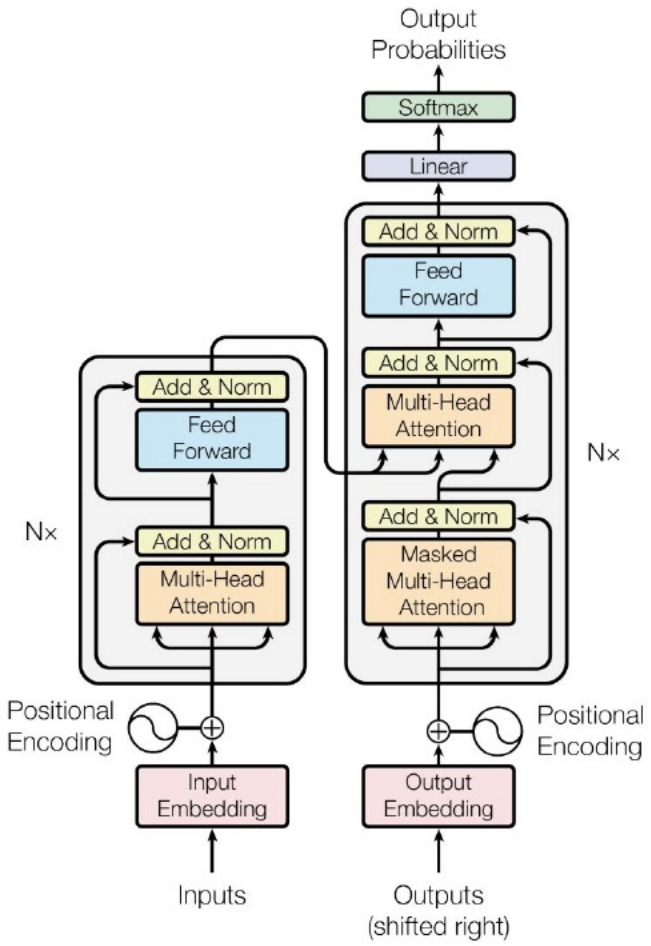
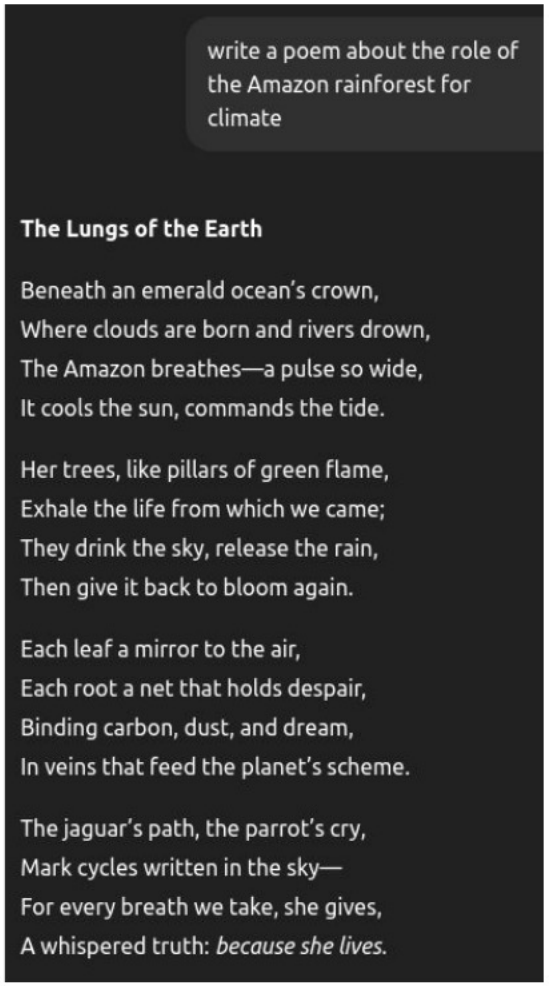


Figure 1: The Transformer - model architecture.



Fuente de la figura: Vaswani et al. (2017)

Idea central: predice el siguiente token a partir de los anteriores (no supervisado)

Fortalezas: analiza patrones en datos diversos a gran escala, a menudo con resultados notables

Limitaciones:

- Requiere enormes cantidades de datos y cómputo
- Hereda sesgos e inexactitudes de los datos de entrenamiento
- Puede alucinar sin estimaciones de incertidumbre

Características clave:

- Interpola patrones
  Coincidencia de patrones frente a recuperación directa de hechos
-

Debate: generación de datos sintéticos

Si un conjunto de datos es sintético (generado artificialmente), ¿lo consideraría «seguro» para compartirlo públicamente? ¿Por qué?

https://partici.fi/53603205

Índice

¿Qué es el aprendizaje automático?

Tipos de aprendizaje automático

Datos

- Recogida de datos
- Preparación de los datos para el AA

Entender el algoritmo de regresión lineal

Preguntas y respuestas

La importancia de los datos

- Los datos son el núcleo del aprendizaje automático
- La calidad de su modelo depende de la calidad de sus datos
- ¿Cuántos datos son suficientes?
  - Depende del problema
  - Hay algunas heurísticas aceptables, pero casi siempre depende de lo que funcione empíricamente



Figura de «What is Big Data? A Quick Introduction for Analytics and Data Engineering Beginners»

Recogida y preparación de datos

1. Definir la tarea
2. Seleccionar datos adecuados a esa tarea
    a. ¿Están etiquetados los datos? Si no, ¿puede etiquetarlos?
3. Explorar y limpiar los datos
    a. Tratar los valores faltantes (excluir o imputar)
    b. Revisar la calidad de las etiquetas
4. Dividir los datos en entrenamiento, validación y prueba

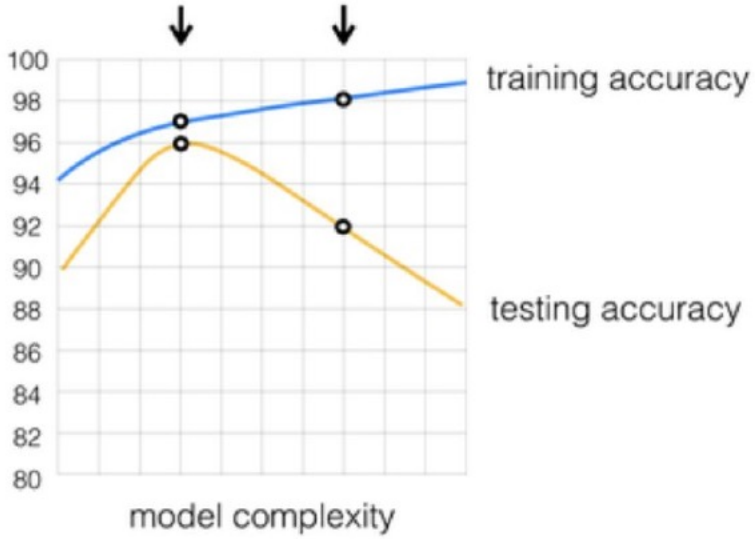
Dividir el conjunto de datos

- ¿Por qué dividir el conjunto de datos?
  - Para evitar el sobreajuste y evaluar el rendimiento del modelo con datos nuevos



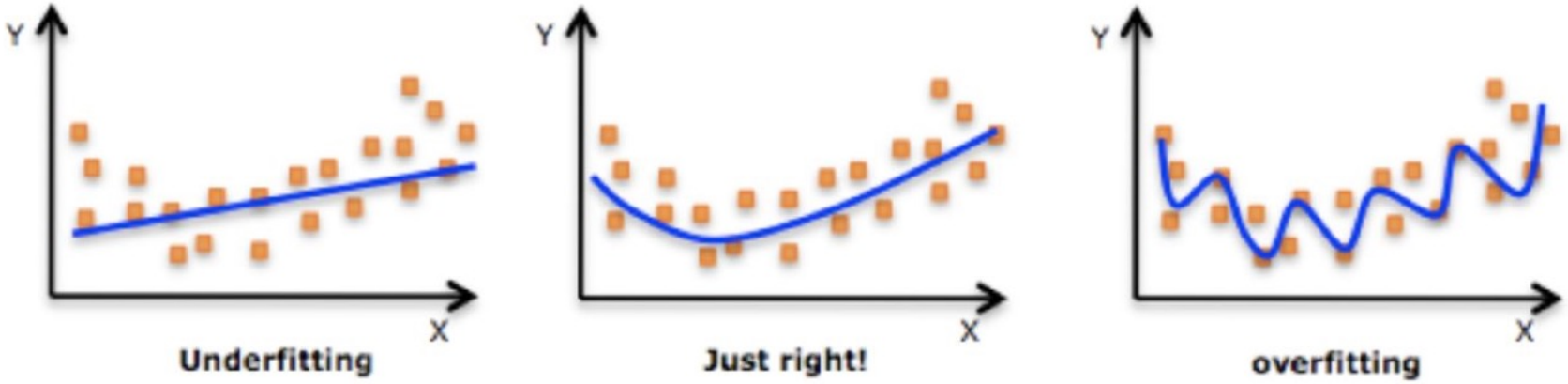
- Entrenamiento: aprender los parámetros del modelo
- Validación: elegir hiperparámetros y comparar modelos
- Prueba: evaluar el mejor modelo para medir su generalización con datos no vistos

Sobreajuste frente a generalización



Solución: validación cruzada de k iteraciones

Evaluar cómo funcionará un modelo predictivo con datos «no vistos» dividiendo repetidamente el conjunto en k subconjuntos de entrenamiento y prueba.



Definir la tarea

1. Describir los requisitos del problema que se quiere resolver:
   - Identificar las restricciones temporales y espaciales del problema (que dan valor a la solución de AA)

     p. ej. la previsión meteorológica puede servir para optimizar la producción renovable, ya sea optimizando infraestructuras existentes (escala corta) o eligiendo la ubicación de nuevas plantas (escala larga)
2. Establecer las especificaciones que debe cumplir su modelo de AA:
   - ¿Cuáles son las especificaciones para el entrenamiento? ¿Y para el despliegue?
3. Plantear la tarea de AA, por ejemplo:

Clasificación

Regresión

Agrupamiento

Segmentación de imágenes

Aumento de datos

Detección de anomalías

Optimización en línea

Selección de datos

- Elegir datos adecuados a la tarea de AA
  - Revisando aplicaciones de vanguardia
  - Consultando a expertos del dominio (investigadores/profesionales del tema)
  - Evaluando con cuidado las necesidades de datos de la tarea de AA

    Nota: quizá deba revisar/relajar algunas especificaciones anteriores según los datos realmente disponibles.
- ¿Está etiquetado el conjunto de datos? Si no, ¿puede etiquetarlo? ¿Merece la pena anotarlo para resolver el problema, frente a otros enfoques?

Explorar y limpiar los datos

1. Eliminar observaciones duplicadas o irrelevantes
2. Corregir errores estructurales
3. Filtrar valores atípicos no deseados
4. Tratar los datos faltantes
5. Validar y asegurar la calidad

De «Data Cleaning: Definition, Benefits, And How-To» – Tableau

Debate: propiedad de los datos

¿A quién deberían pertenecer los datos usados para entrenar modelos de IA: al usuario, a la empresa o a otra persona?

https://partici.fi/53603205

Resumen hasta ahora

📝 El aprendizaje automático es útil para determinados problemas.

- No es una solución mágica.

📝 Hay muchos tipos distintos de aprendizaje automático.

- Enfoques: supervisado, no supervisado, por refuerzo
- Modalidades de datos: PLN, visión por computador, series temporales
- Requisitos: p. ej. interpretable y explicable, informado por la física
- Otras elecciones: generativo vs discriminativo, grande vs pequeño, general vs específico

📝 ¡Los datos son el núcleo del aprendizaje automático!

Ejercicio: sí o no

Desde un punto de vista técnico, la inteligencia artificial (IA) se refiere principalmente a grandes modelos generativos de propósito general, como los grandes modelos de lenguaje.

https://partici.fi/53603205

Índice

¿Qué es el aprendizaje automático?

Tipos de aprendizaje automático

Datos

Entender el algoritmo de regresión lineal

Preguntas y respuestas

- Ecuación de una recta
- Función de pérdida
- Optimizar los parámetros

Ecuación de una recta

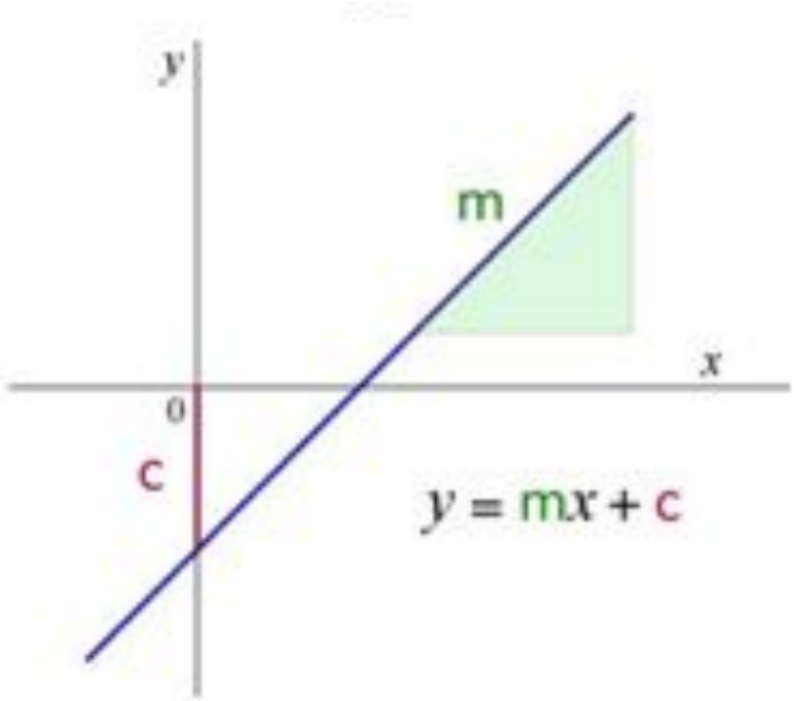
$$y = mx + c$$

Pendiente **Ordenada en el origen**

Ecuación de una recta

$$y = mx + c$$

Pendiente **Ordenada en el origen**

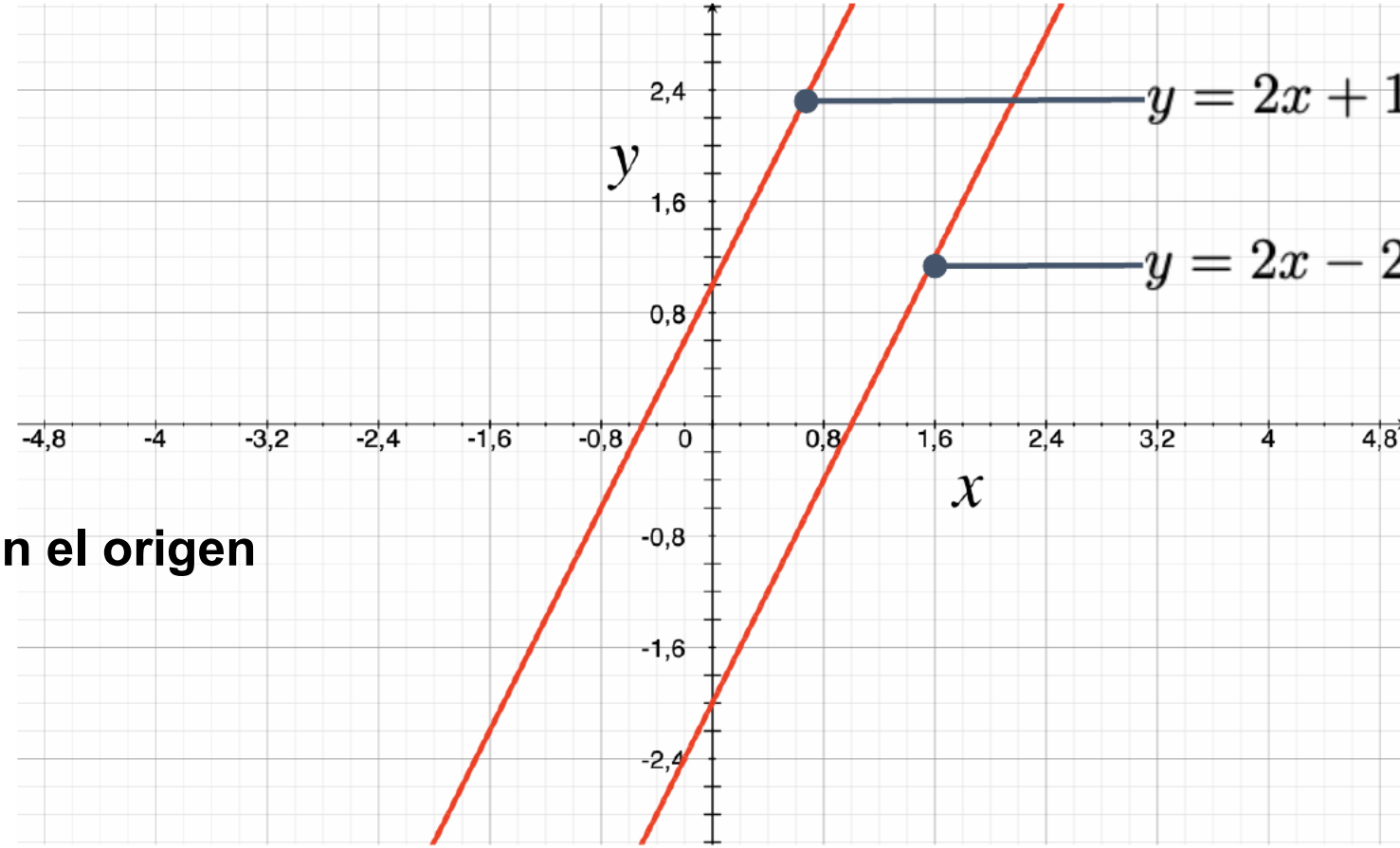


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Ecuación de una recta

$$y = mx + c$$

Pendiente **Ordenada en el origen**

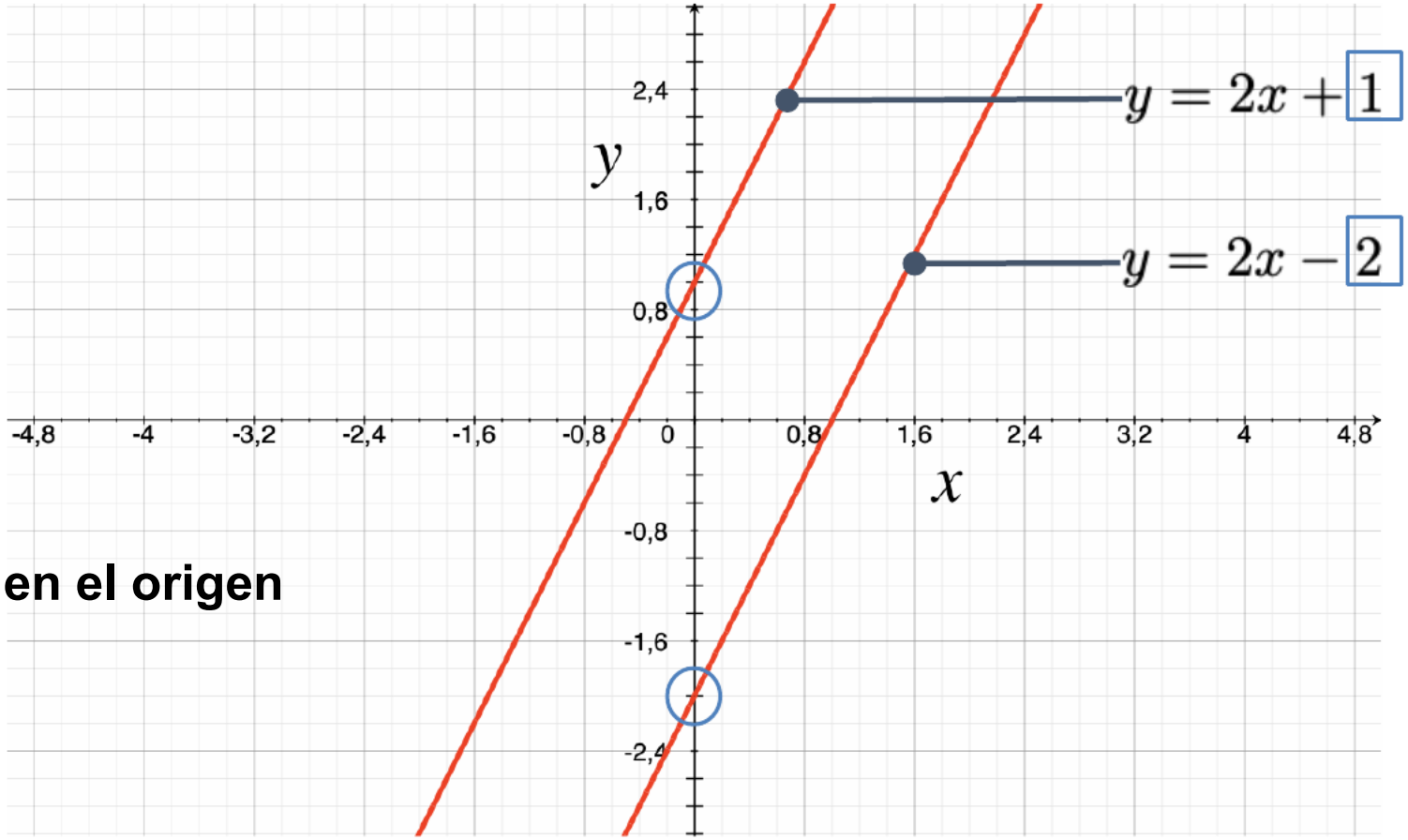


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Ecuación de una recta

$$y = mx + c$$

Ordenada en el origen

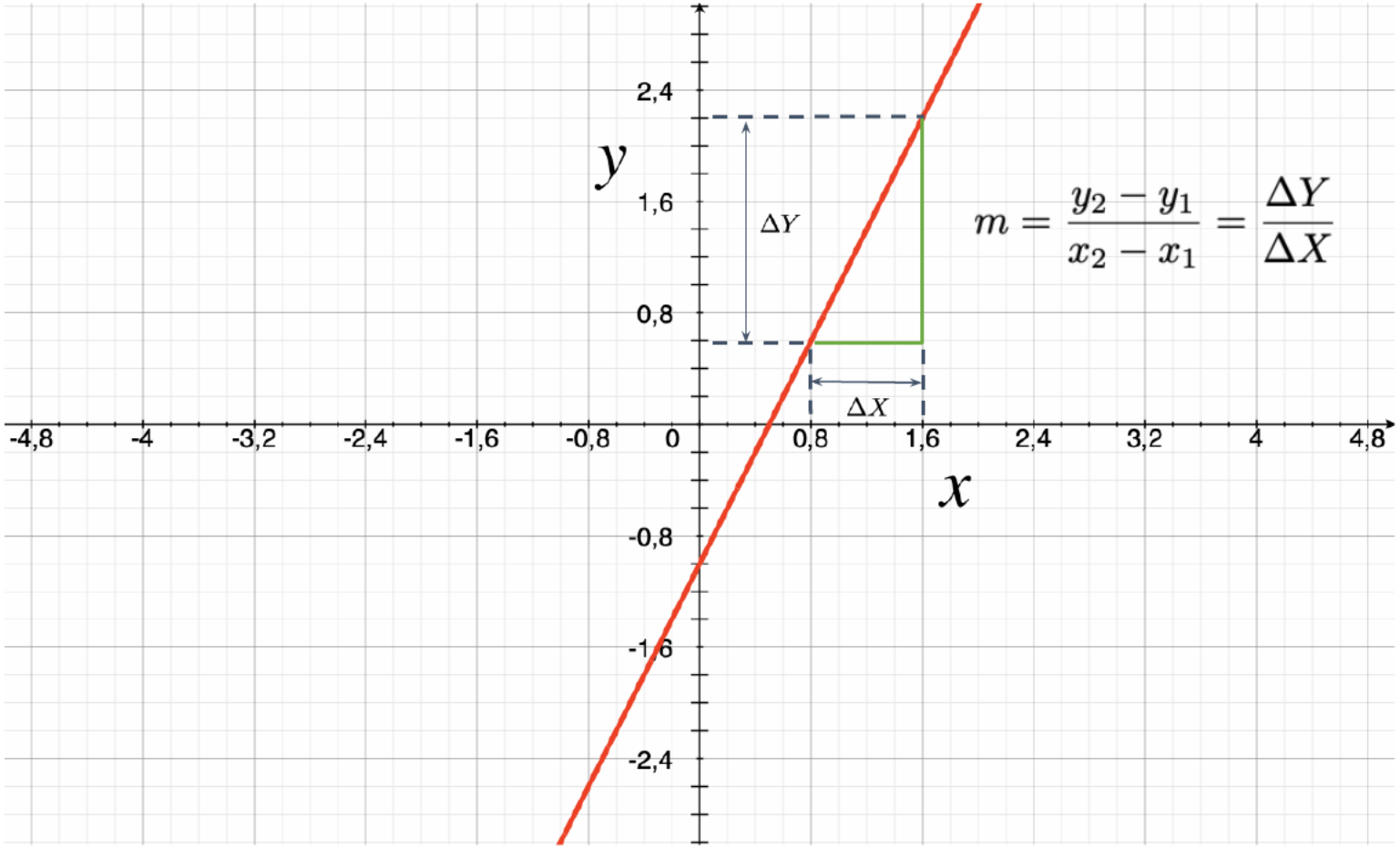


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Ecuación de una recta

$$y = mx + c$$

Pendiente

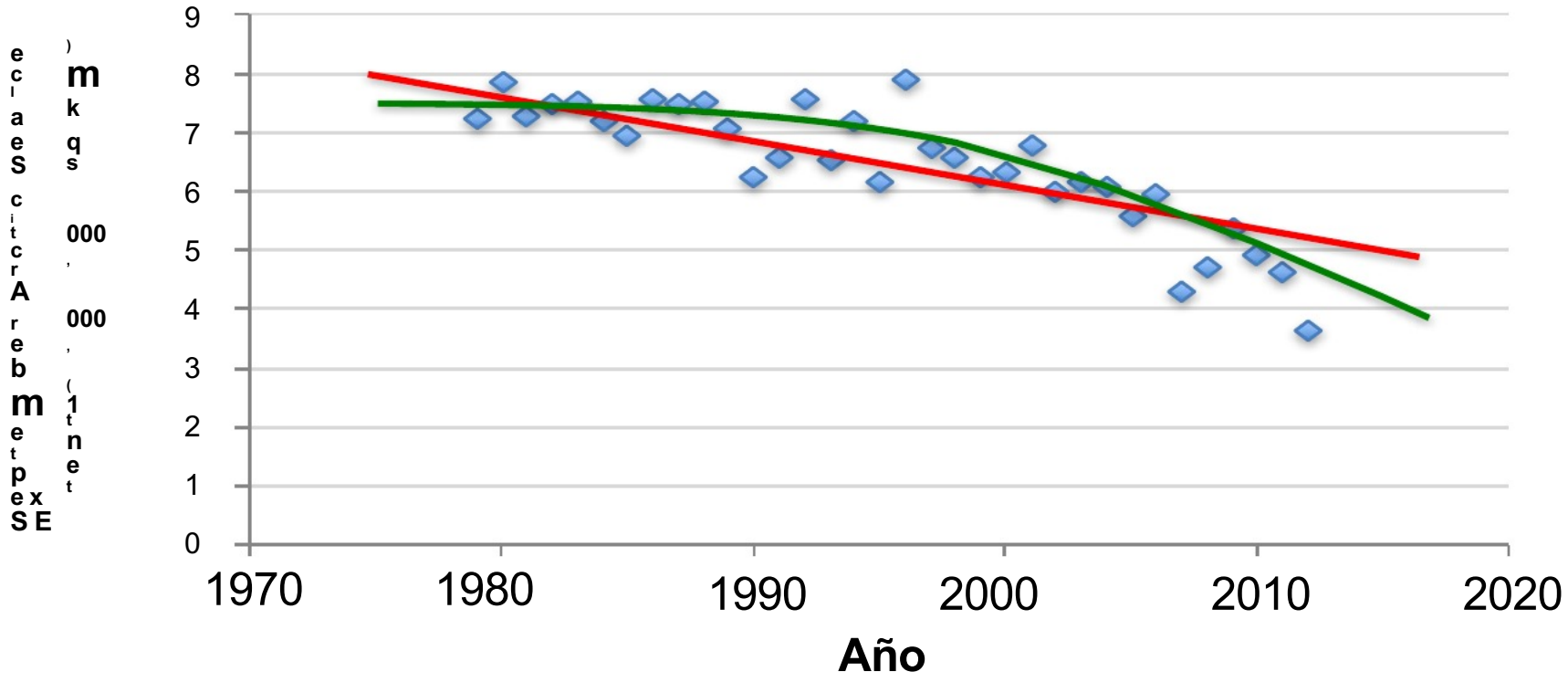


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Predecir la extensión del hielo marino ártico

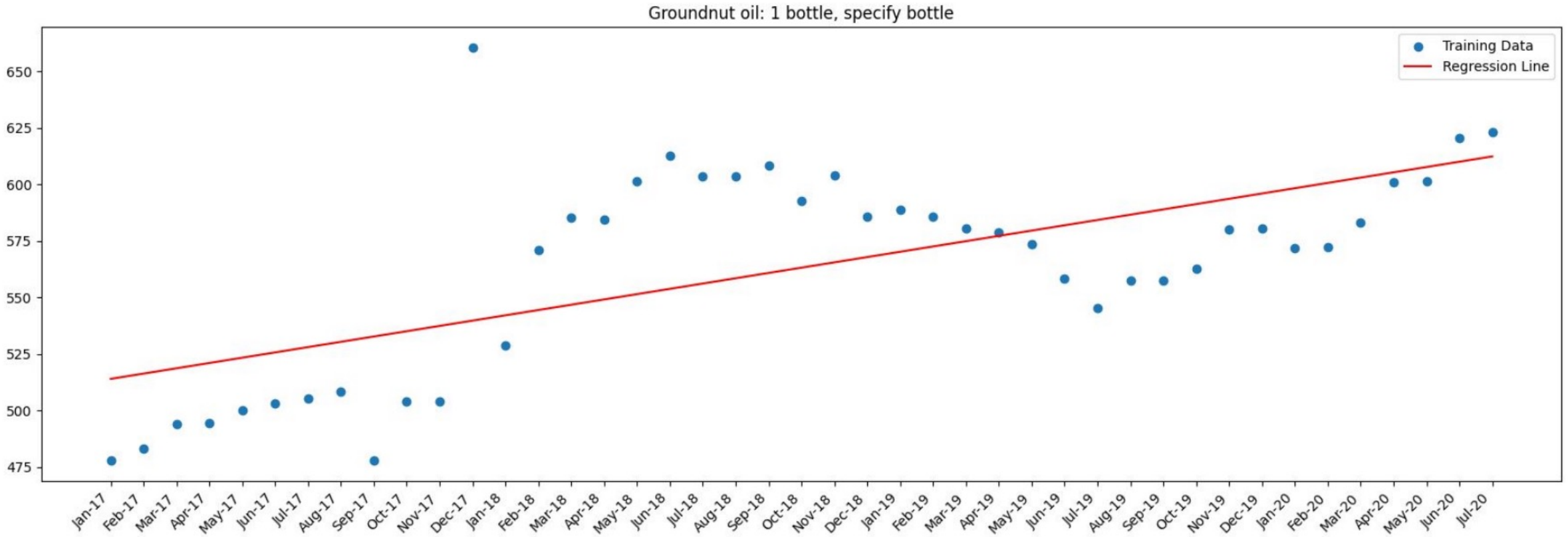
Aprender una función f que prediga y a partir de X, es decir, f(X) $\cong$ y .

- *Regresión: y toma valores reales*



Datos de G. Witt. Journal of Statistics Education, volumen 21, número 1 (2013)

Predecir el precio del aceite de cacahuete



eba

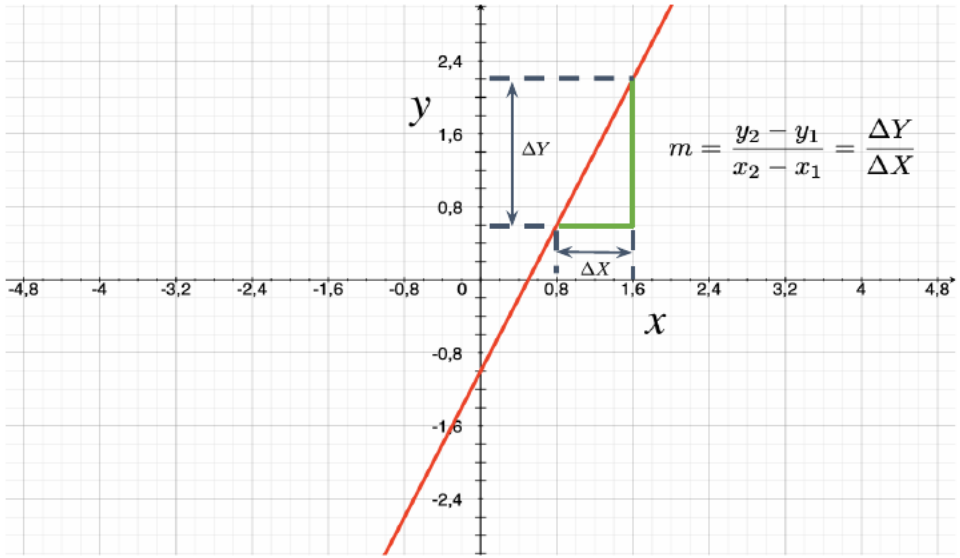
característica

Cuaderno de práctica: https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing

Regresión lineal

La regresión lineal supone que existe una relación lineal entre las características y la etiqueta numérica.

$$y = mx + c$$



En AA, solemos escribir la ecuación así:

$$y = b + w_1 x_1$$

donde:

- es la etiqueta
- es el sesgo (ordenada en el origen), a veces escrito w_0
- es el peso de la característica w_1

Modelo de regresión lineal

El modelo de regresión lineal predice una salida a partir de las características de entrada $\hat{y}$ $x_1, x_2, \cdots, x_n$

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n$$

donde:

- $\hat{y}$ es la predicción
- w_0 es la ordenada en el origen (sesgo)
- $w_1, w_2, \cdots, w_n$ son los pesos (coeficientes)
- $x_1, x_2, \cdots, x_n$ son las características de entrada

Modelo de regresión lineal: función de pérdida

Para medir la diferencia entre las predicciones y los valores y reales (etiquetas)

usamos el error cuadrático medio (ECM)

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

donde

m es el número de ejemplos de entrenamiento

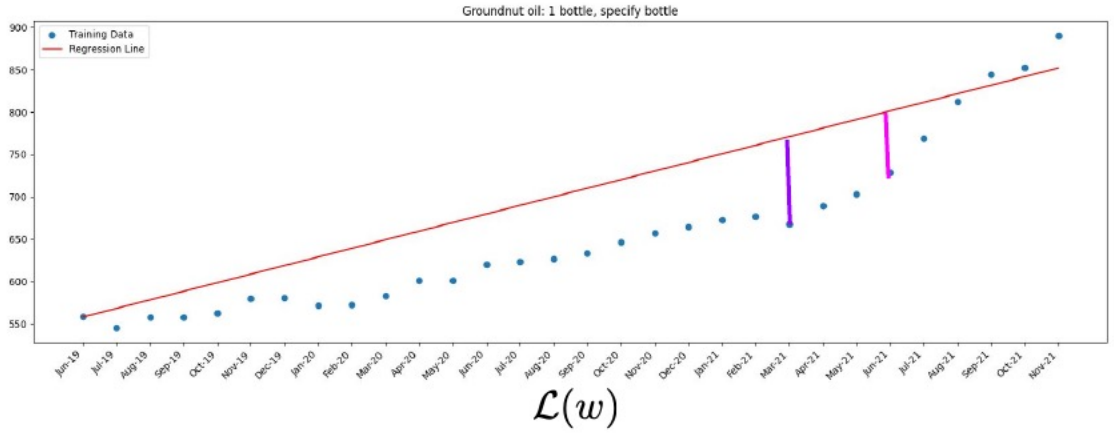
$\mathcal{L}(w)$ es la función de pérdida

Modelo de regresión lineal: función de pérdida

- La pérdida penaliza una mala predicción: es un número que indica cuánto se equivocó el modelo en un punto de datos. Si la predicción es perfecta, la pérdida es cero; si no, es distinta de cero

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

- Entrenar un modelo de regresión lineal significa aprender, a partir de ejemplos etiquetados, valores de los pesos que reducen la pérdida



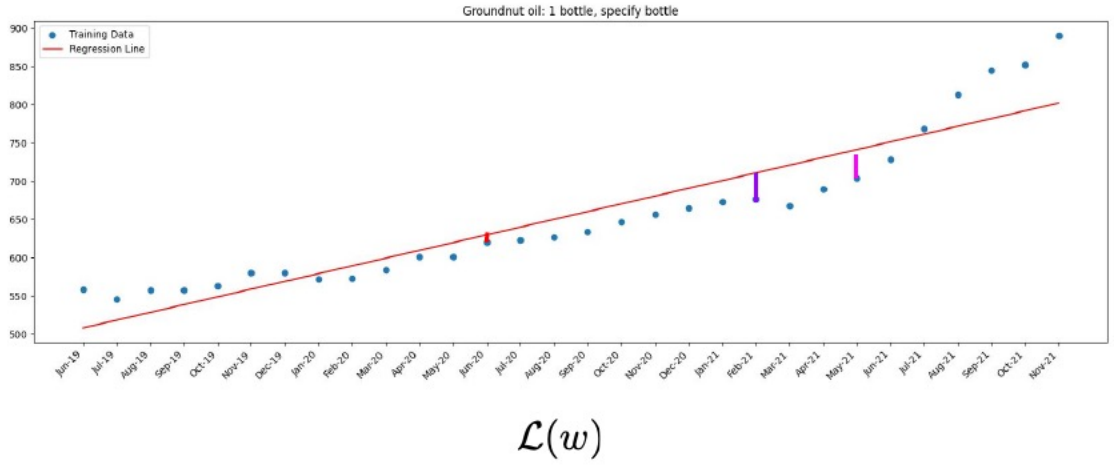


Ilustración interactiva: https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/linear-regression/parameters-exercise

Modelo de regresión lineal: peso óptimo (minimiza la pérdida)

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n$$

sustituir

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - (w_0 + w_1 x_{i1} + w_2 x_{i2} + \cdots + w_n x_{in}))^2$$

El objetivo es encontrar $w_0, w_1, w_2, \cdots, w_n$ que minimicen $\mathcal{L}(w)$

Modelo de regresión lineal: peso óptimo (minimiza la pérdida)

Podemos lograrlo de dos maneras:

- Solución cerrada (ecuación normal)

- Optimización por descenso de gradiente

Optimizar los parámetros: ecuación normal

Si X es la matriz de diseño (con el término de sesgo) y y es el vector objetivo, los pesos óptimos vienen dados por

$$w = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Solo funciona cuando $X^T X$ es invertible y con pequeños conjuntos de datos

Optimizar los parámetros: descenso de gradiente

Los pesos se actualizan iterativamente con el gradiente de la función de pérdida

$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

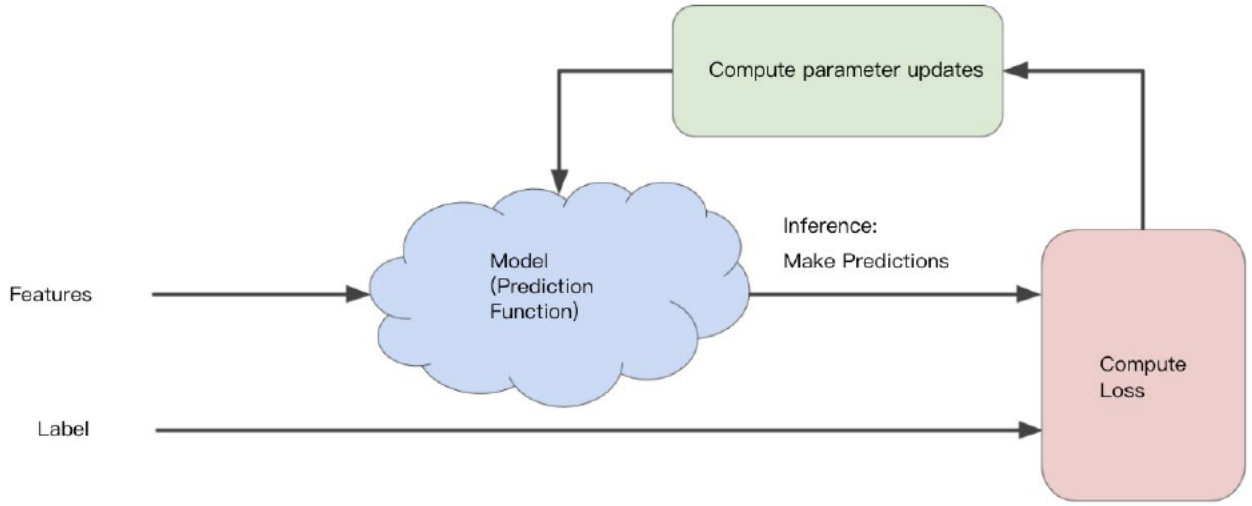
donde α es la tasa de aprendizaje y

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j} = -\frac{2}{m} \sum_{i=1}^{m} x_{ij}(y_i - \hat{y}_i)$$

Este método se usa con grandes conjuntos de datos

Encontrar el mínimo de una función

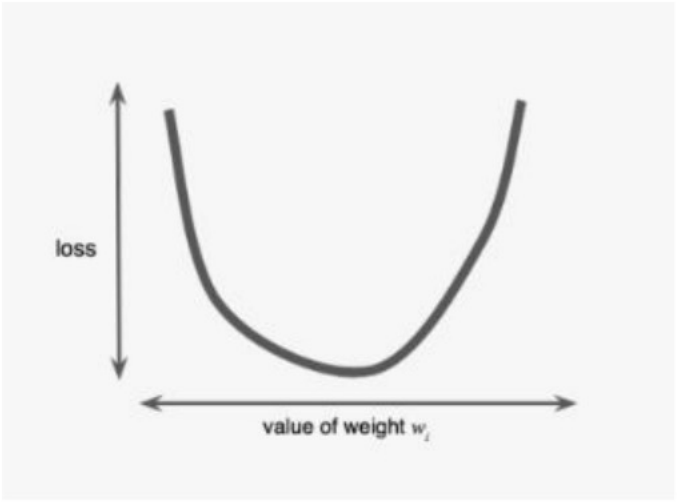
Empezamos el entrenamiento con una estimación inicial de pesos y sesgos y ajustamos iterativamente los valores hasta obtener los pesos y el sesgo con la menor pérdida

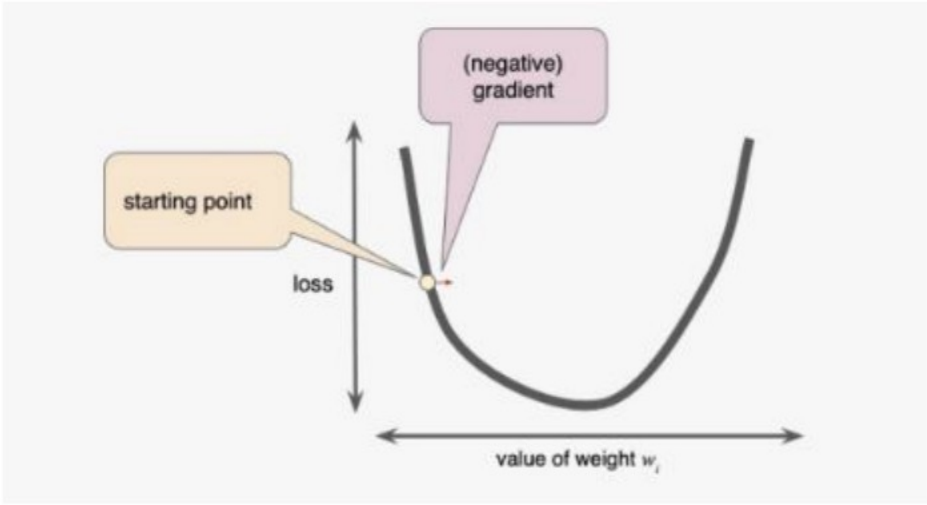


¡Al estilo del descenso de gradiente!

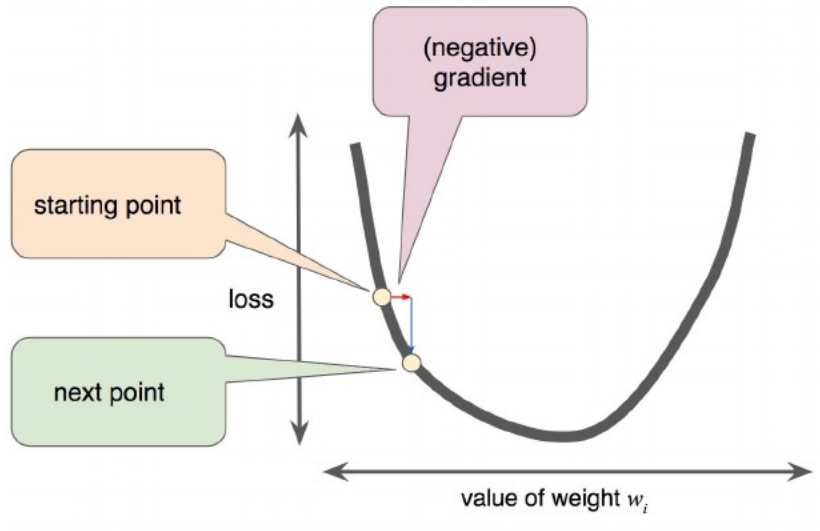
https://github.com/litaotao/machine-learning-crash-course

Encontrar el mínimo de una función





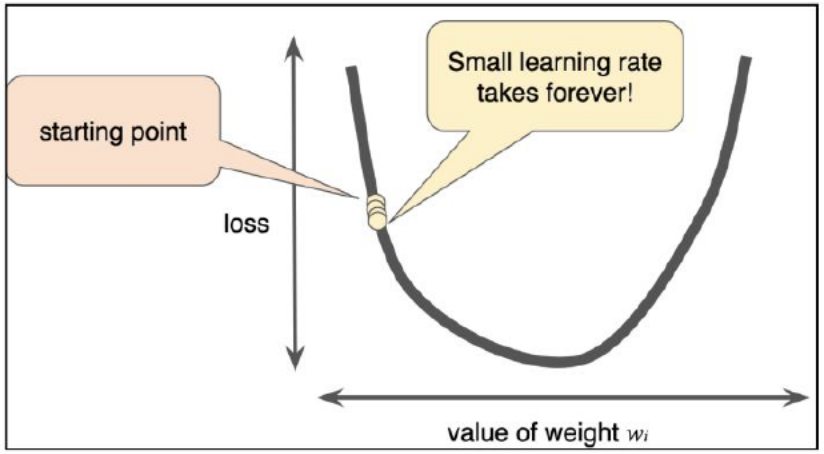
¡Al estilo del descenso de gradiente!

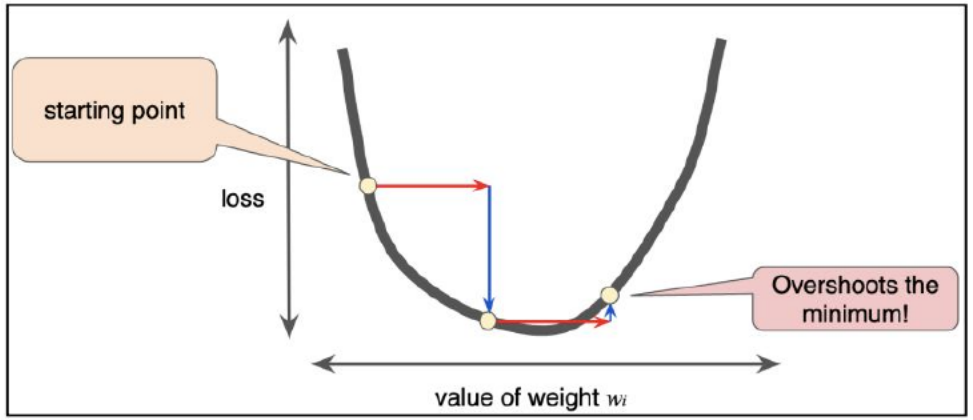


$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

La tasa de aprendizaje importa

La tasa de aprendizaje es un hiperparámetro que determina el tamaño de los pasos en cada iteración al actualizar los parámetros del modelo durante el entrenamiento

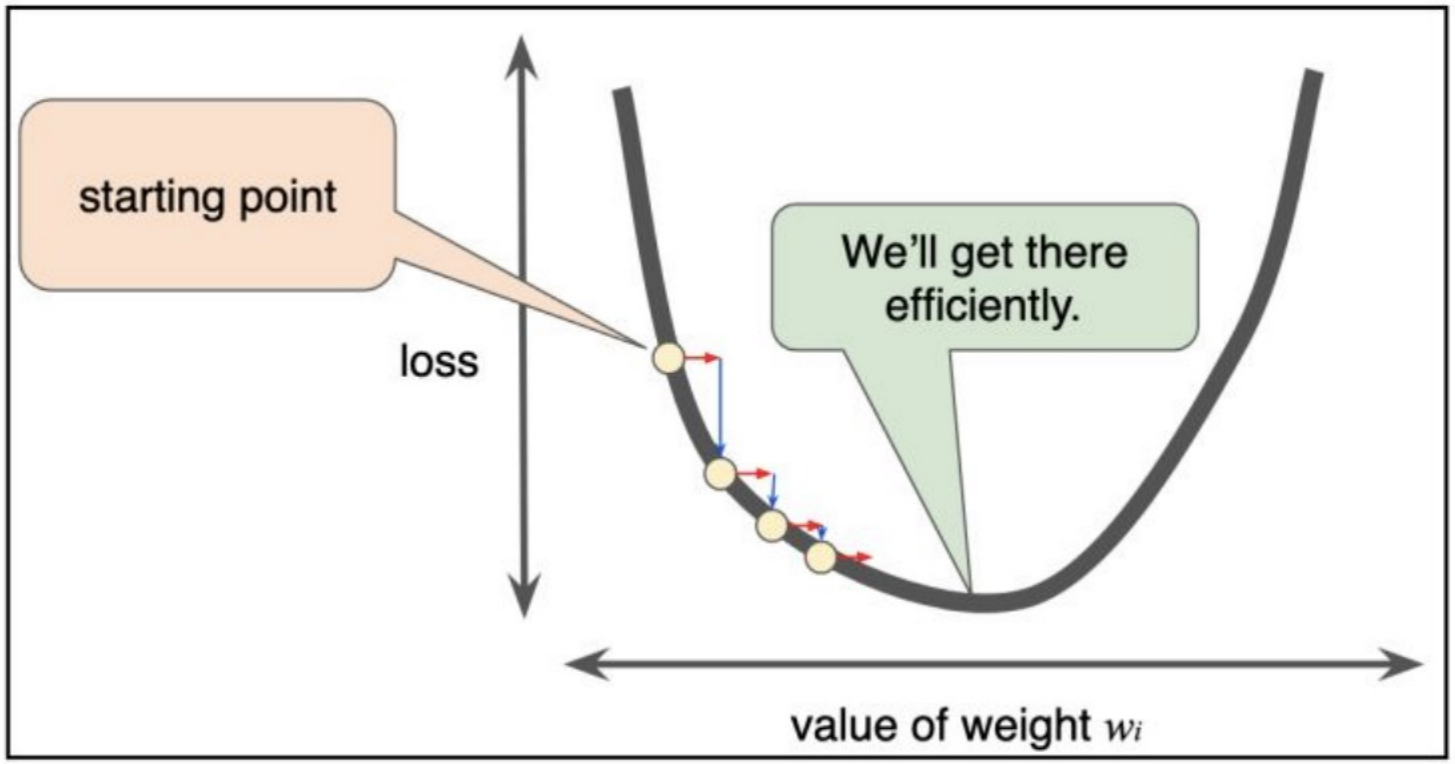




$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

https://cedar.buffalo.edu/~srihari/CSE676/8.3%20BasicOptimizn.pdf

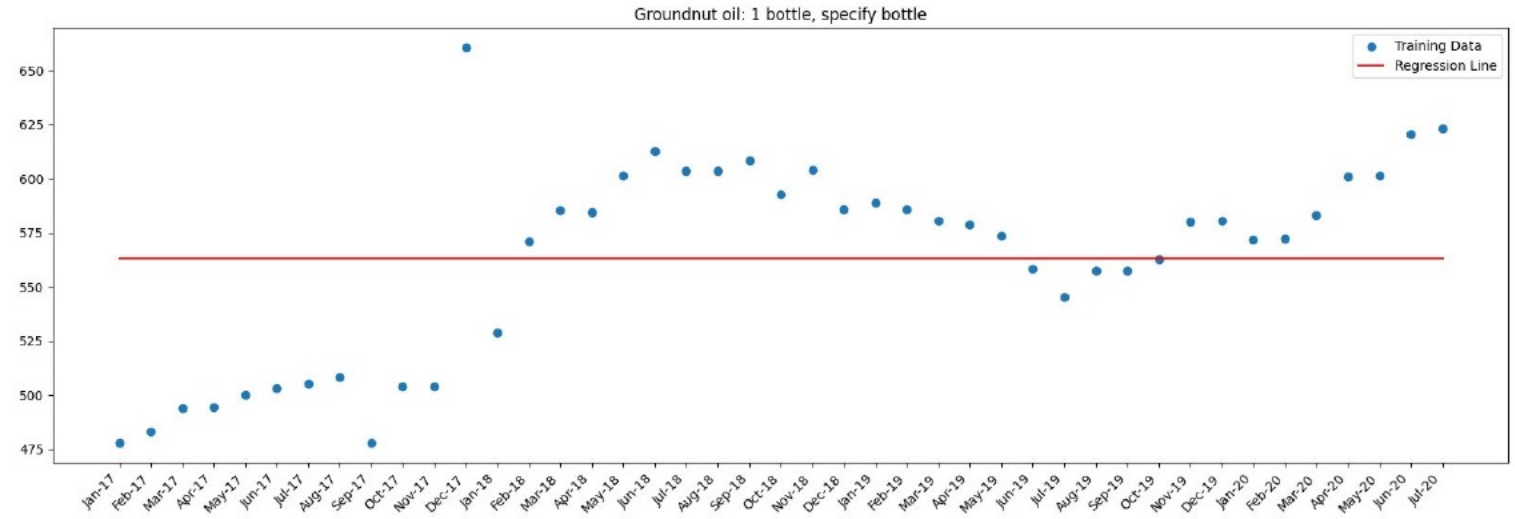
La tasa de aprendizaje importa



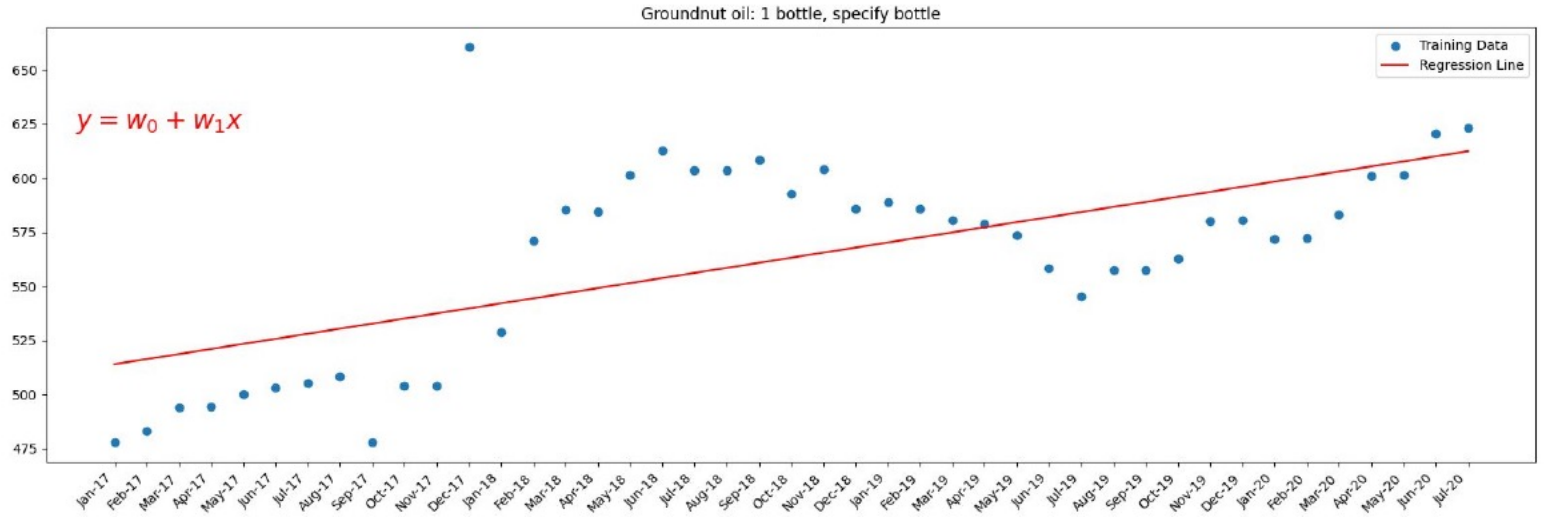
https://cedar.buffalo.edu/~srihari/CSE676/8.3%20BasicOptimizn.pdf

Ajustar una recta a los datos del aceite de cacahuete

¿Qué modelo se ajusta mejor?



(A)



(B)

Evaluar el modelo: MAE

$$MAE = \frac{1}{n}\Sigma\left|y - \hat{y}\right|$$

Divide by the total number of data points

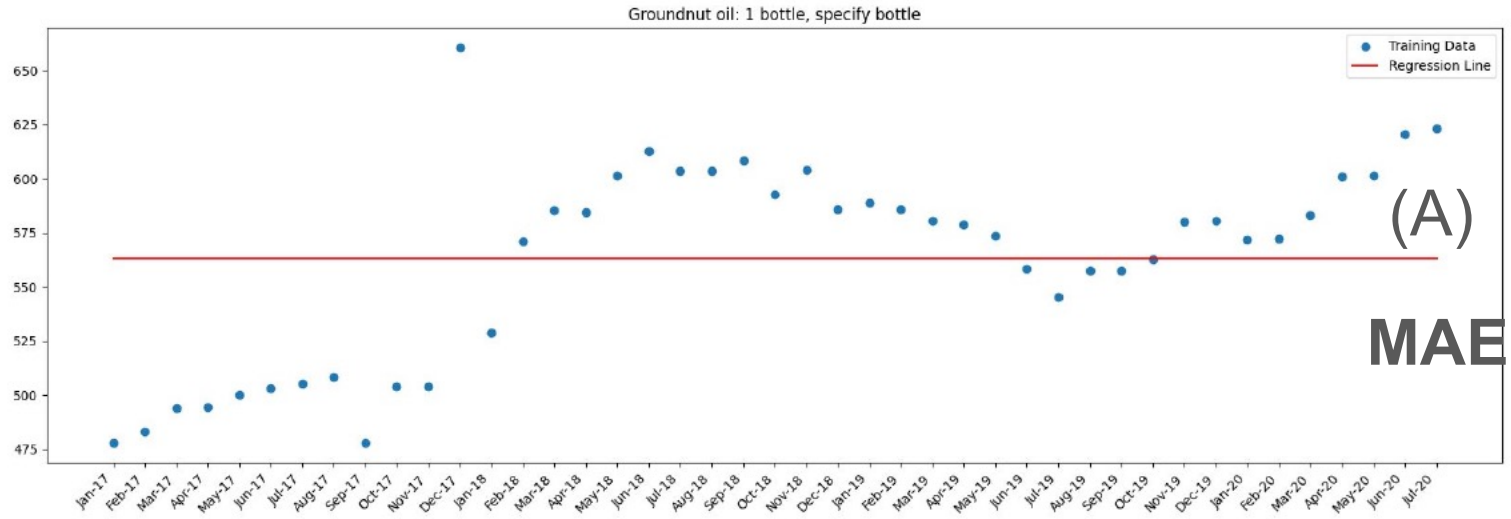
Predicted output value

Actual output value

Sum of

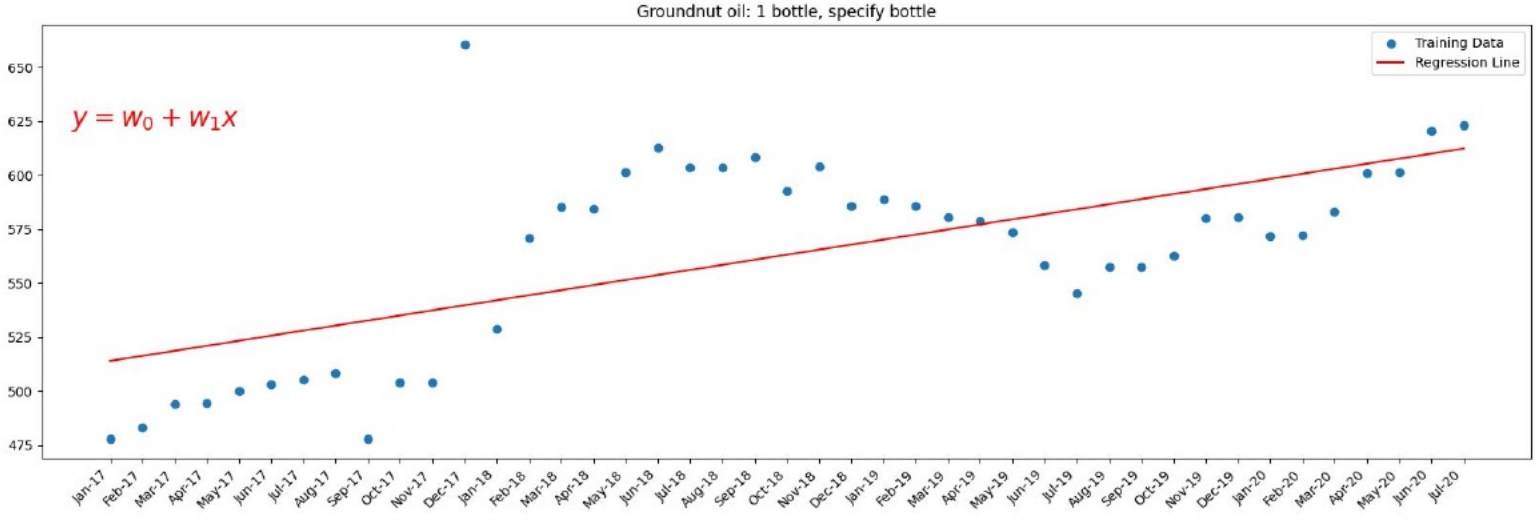
The absolute value of the residual

¿Qué modelo se ajusta mejor?



(A)

MAE = 47,20

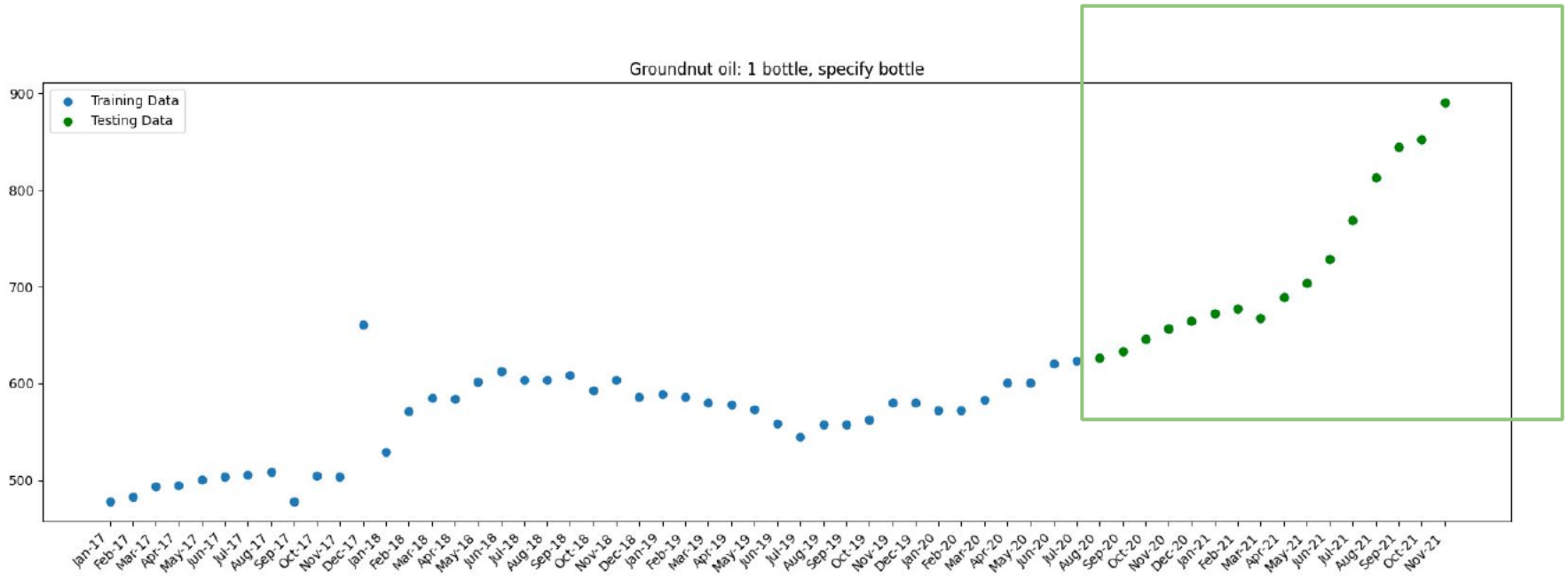


(B)

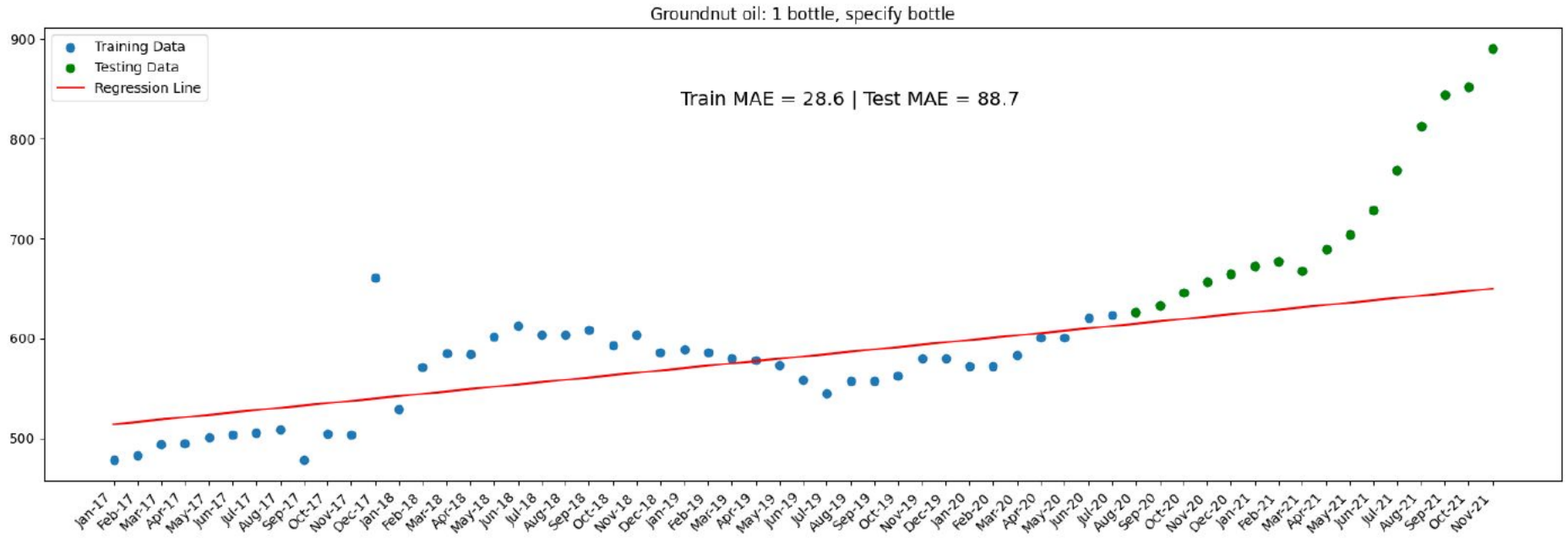
MAE = 28,63

Recuerde: la evaluación real se hace con datos «no vistos»

Debe evaluar cómo funciona su modelo con datos «no vistos».



Ajustar una recta a los datos del aceite de cacahuete: evaluación con los datos de prueba



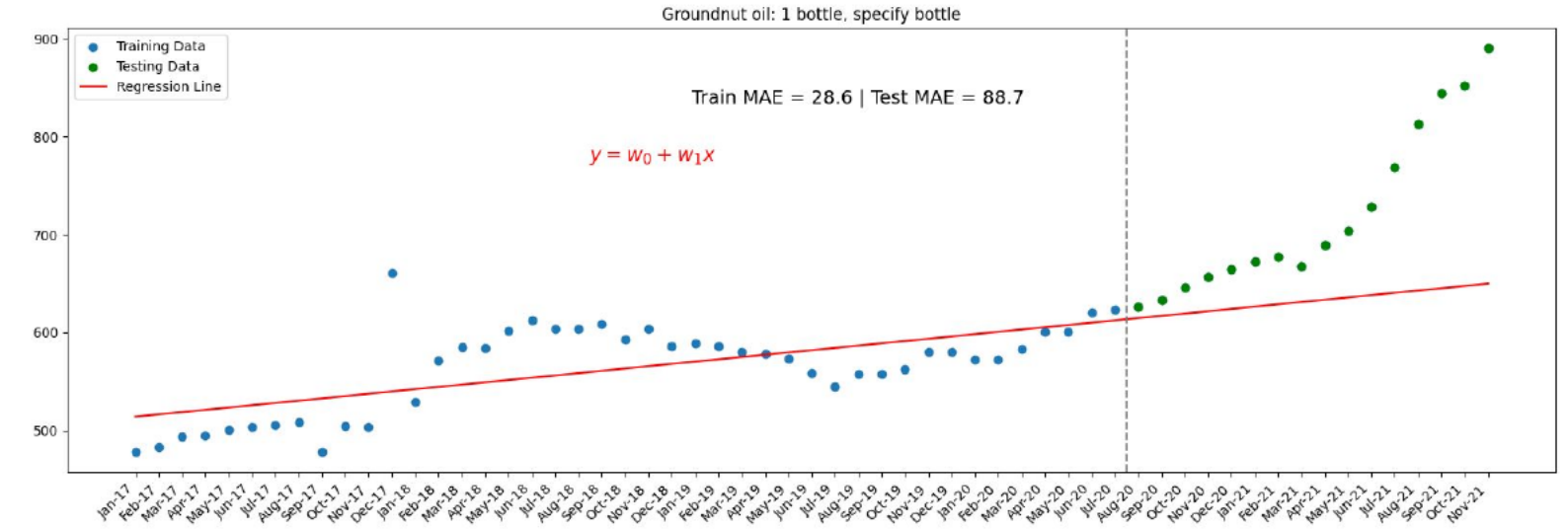
¿Es lo mejor q
podemos hace

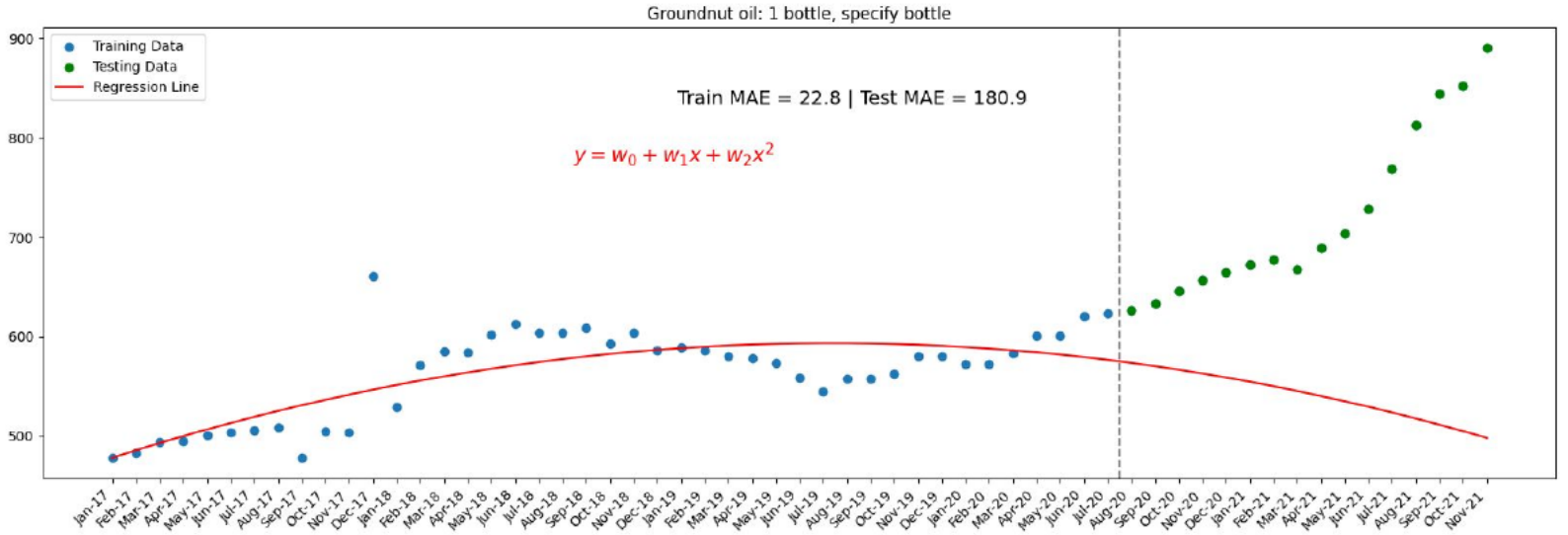
Ingeniería de características: modelar relaciones no lineales

La ingeniería de características polinómicas consiste en dar a un modelo lineal potencias (y productos) de las entradas originales

$$x^2, x^3, x_1 x_2 \cdots$$

para que un modelo que solo traza rectas pueda ajustar relaciones curvas, ya que sigue siendo lineal en los pesos aunque las entradas ahora sean curvas.



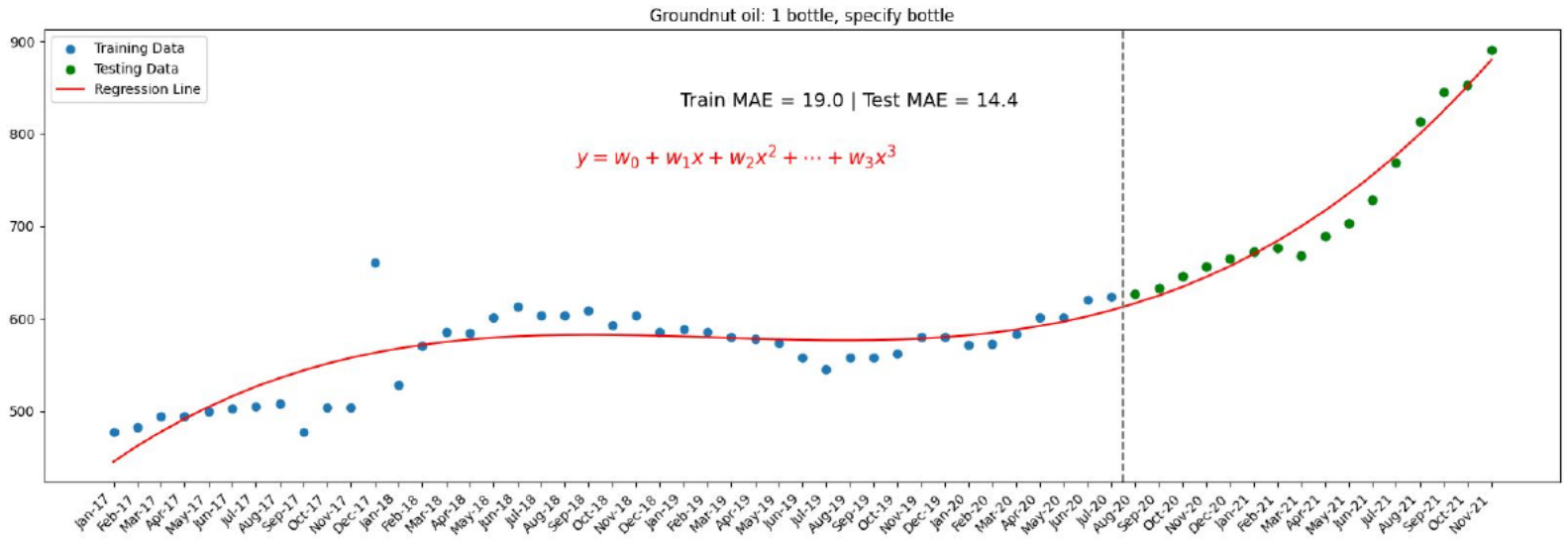


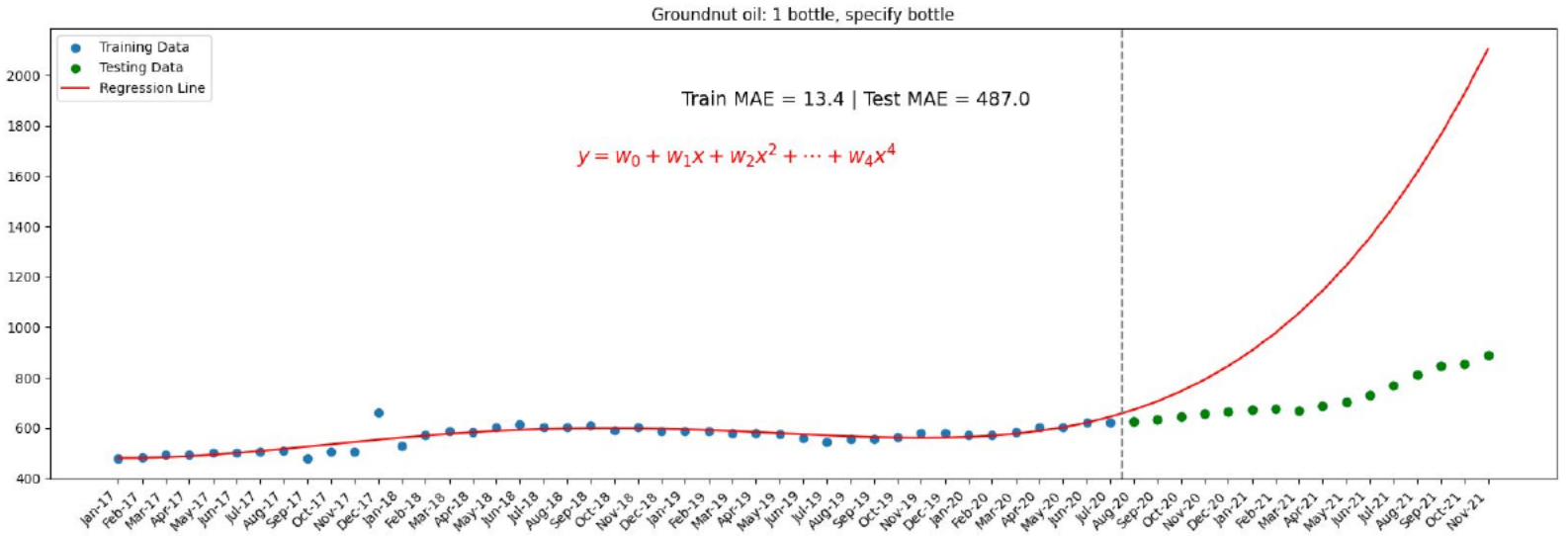
Ingeniería de características: características polinómicas

La ingeniería de características polinómicas consiste en dar a un modelo lineal potencias (y productos) de las entradas originales

$$x^2, x^3, x_1 x_2 \cdots$$

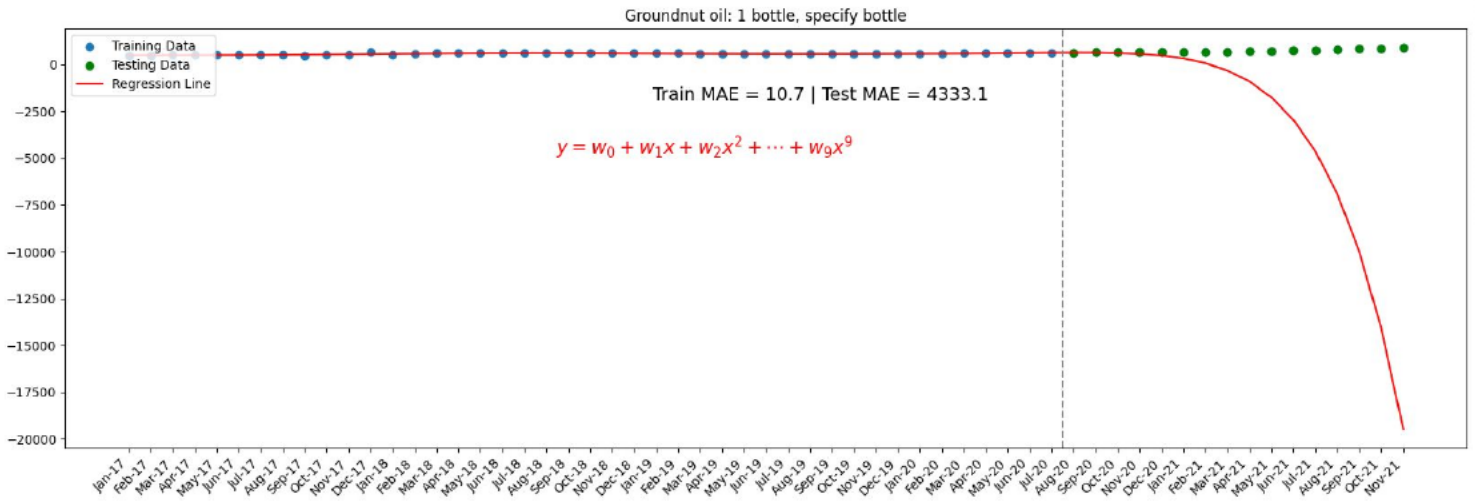
para que un modelo que solo traza rectas pueda ajustar relaciones curvas, ya que sigue siendo lineal en los pesos aunque las entradas ahora sean curvas.





Ejercicio: sobreajuste frente a generalización

Un modelo de aprendizaje automático logra un error absoluto medio de 10 nairas en el conjunto de entrenamiento, pero solo de 4333 nairas en el de prueba. ¿Cuál es la explicación más probable?



https://partici.fi/53603205

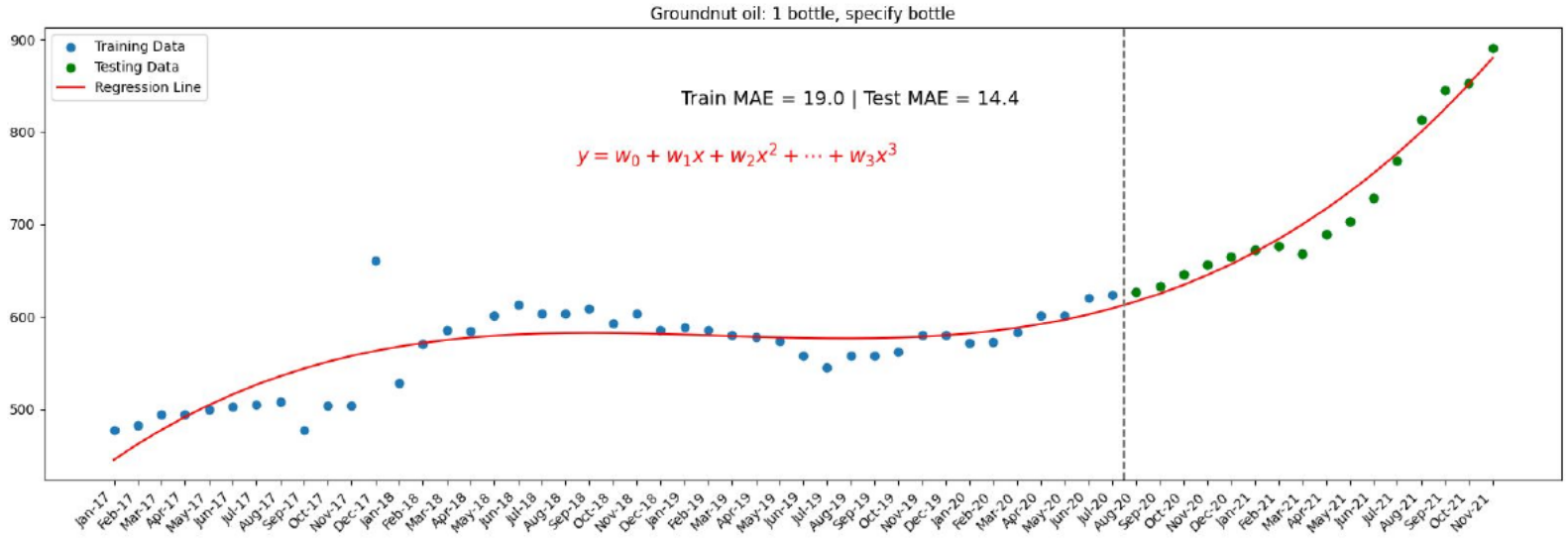
Supuestos clave de la regresión lineal

Linealidad: la relación real entre la característica y la etiqueta es aproximadamente lineal

Independencia: las observaciones son independientes entre sí

Homocedasticidad: la varianza de la diferencia entre la etiqueta real y la predicha (residuo) se mantiene constante para todos los valores de las características

Sin multicolinealidad: las características de entrada no están muy correlacionadas



¡Lo dejamos aquí por hoy! Gracias

Puede contactarme:

- Correo: tejumade@tri-ai.org
- Google Scholar, LinkedIn: tejumade Afonja
- X, Bluesky, GitHub: tejuafonja
- Sitio web: tejuafonja.com
- Sitio web de mi ONG: tri-ai.org

Cuaderno de práctica:
https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing

Preguntas y respuestas

Puede contactarme:

- Correo: tejumade@tri-ai.org
- Google Scholar, LinkedIn: tejumade Afonja
- X, Bluesky, GitHub: tejuafonja
- Sitio web: tejuafonja.com
- Sitio web de mi ONG: tri-ai.org

Cuaderno de práctica:
https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing