

# Fundamentos del Machine Learning

## Que es la inteligencia artificial

- IA General: Trata de desarrollar un sistema que presenta la flexibilidad y versatilidad de la inteligencia humana para resolver un amplio rango de problemas cognitivos complejos.
- IA Especializada: Trata de desarrollar sistemas que pueden ser usados solo para las tareas para los que fueron diseñados.

## Que es el machine learning

Es una rama de la IA que trata de desarrollar algoritmos que permitan a las máquinas aprender. Se busca desarrollar modelos computacionales que sean capaces de resolver problemas complejos usando como base ejemplos.

## Cuando es apropiado usar machine learning

- Si no se tiene suficiente conocimiento explícito para obtener un algoritmo para resolver el problema, pero se tienen ejemplos de como se resuelve.
- Si el problema a resolver varía con el tiempo.
- Si los datos llegan continuamente y contienen nueva información que permite mejorar el sistema con el tiempo.

## Generalización

Término usado para describir la capacidad de un modelo para clasificar o predecir nuevos datos correctamente. Hay 2 conceptos importantes relacionados con la generalización:

- Underfitting: El modelo no trabaja bien con los datos.
- Overfitting: El modelo trabaja demasiado bien con los datos, los memoriza, pero hace predicciones poco fiables con datos nuevos.

Hay que encontrar un balance entre estos 2 conceptos.

## Praparación y limpieza de datos

Antes de usar datos para entrenar un modelo, suele ser necesario realizar ciertas preparaciones de los datos como:

- Normalizar los datos (Scaling)
- REcodificar las variables no-numéricas
- Eliminación de ruido y datos sin sentido

- Imputación de datos

# Modelos lineales de aprendizaje supervisado

Primero debemos conocer las notaciones y definiciones:

- Vectores: Vienen como matrices en columna
  - Producto de vectores:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{\top} \mathbf{y} &= [x_1, x_2, \dots, x_m] \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \\ &= x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_m y_m \end{aligned}$$

- Norma de un vector

$$\|x\| = \sqrt{X^T X} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_m^2}$$

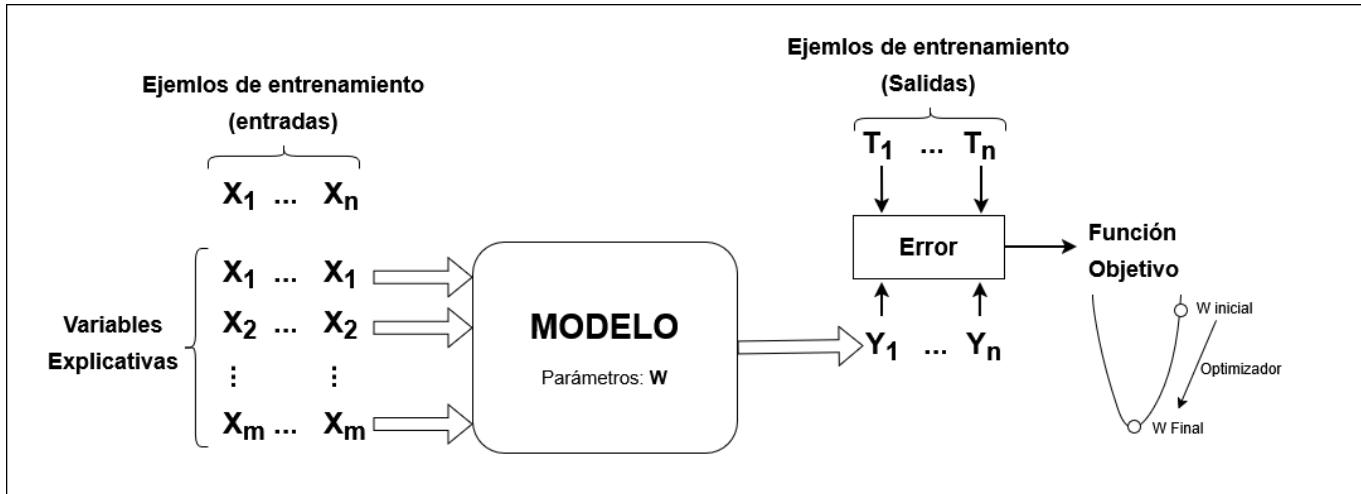
## Métodos de regresión lineal

Tienen como objetivo predecir una o más variables continuas dado el valor de un set explicativo de variables representado por un vector  $X$  con dimensión  $m$

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}$$

Para predecir los valores de las variables tenemos los siguientes elementos clave:

- **Variables explicativas:** variables de entrada del modelo
- **Ejemplos de entrenamiento:** Un grupo de  $n$  datos  $x_1 \dots x_n$  de las variables explicativas para el cual el valor de la variable a ser predecido es conocido  $t_1, \dots, t_n$
- **Un Modelo:** Es una función parametrizable  $W$  que representa la relación entre  $x$  y  $t$
- **Función objetivo** (o error o coste) que indica como de bien tiene que aproximar el modelo los datos de entrenamiento
- **Un método de optimización** para encontrar el modelo óptimo minimizando la función objetivo.



- **Proceso de entrenamiento:** El objetivo es construir el modelo para obtener los parámetros  $w$  óptimos para predecir el valor de  $t$  para un nuevo valor de  $x$ . Esto requiere un dataset de entrenamiento compuesto por  $n$  observaciones  $x_1 \dots x_n$  y un set de valores predecidos  $t_1, \dots, t_n$  (Aprendizaje supervisado)

## Métodos de clasificación lineal

### Clasificación supervisada

Es similar a la regresión excepto en que el valor predecido toma valores dentro de un pequeño set discreto de datos. En el caso específico de clasificación binaria solo hay 2 posibles valores para cada ítem, por ejemplo:

- $t_i=0$  para datos de clase negativa
- $t_i=1$  para datos de clase positiva

Es una clasificación supervisada porque las etiquetas están disponibles para los datos entrenados.

### Regiones de decisión

- Métodos de aprendizaje lineal: Las superficies de decisión generadas son funciones lineales de los datos (hiperplanos)
- Métodos de aprendizaje no lineal: Las superficies de decisión que generan son funciones no lineales de los datos.

### Conclusión sobre los clasificadores lineales

- Least Squares: No es una buena elección en general para clasificaciones ya que es muy sensible a los desequilibrios
- Regresión logística: El método más robusto ya que no es sensible a desequilibrios.

# Métricas para la evaluación del error

Primero es necesario diferenciar entre error de función y métrica de evaluación:

- La función de pérdida es la función usada para optimizar el modelo. Minimizada durante el entrenamiento y, en general, es diferenciable en los parámetros del modelo
- Las Métricas de evaluación son utilizadas para juzgar el rendimiento del modelo. No interviene durante la optimización del proceso del modelo y no necesita ser diferenciable.

## Métricas de error de evaluación para regresión

- **Mean Squared Error (MSE):** Es la siguiente función donde  $y_i$  es la salida del modelo y  $t_i$  es la salida actual para el dato  $i$ . Pesa los errores grandes de forma más pesada debido al uso del error cuadrado.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2$$

- **Root Mean Squared Errors (RMSE):** Ventaja sobre MSE, facilita la interpretación ya que el error obtenido es relativo a las unidades de los datos.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2}$$

- **Mean Absolute Error (MAE):** Trata todos los errores de la misma forma, mientras que MSE y RMSE le dan una mayor penalización a los errores altos. Poco adecuada si se quiere prestar atención a errores de predicción potencialmente grandes.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - y_i|$$

- **Mean Absolute Percentage Error (MAPE):** Tiene como ventajas que, al ser un porcentaje, es independiente de la escala de los datos, es fácil de interpretar, aunque su valor puede ser mayor del 100% y que es resistente a los errores de outlier. También tiene varios puntos negativos, por ejemplo, hay problemas con la división si hay valores a ser predecidos equivalentes 0, si los valores son pequeños puede tener valores demasiado grandes y no es fiable frente a predicciones sistemáticamente más pequeñas que los valores actuales.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{t_i - y_i}{t_i} \right|$$

- **Symmetric Mean Absolute Percentaje Error (SMAPE):**

- Ventajas:
  - Interpretación clara al ser porcentajes
  - No afectado por outliers
  - Genera valores entre 0% y 100% solucionando el problema de MAPE
  - Es simétrico con respecto a predicciones bajas o altas.
- Desventajas:
  - Tiene problemas con la división si la predicción y el valor actual son equivalentes a 0
  - No es simétrico ya que las sobrepredicciones e infrapredicciones no se tratan de forma equivalente.

$$\$SMAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|t_i - y_i|}{|t_i| + |y_i|} \$$$

## Métricas de evaluación del error para la clasificación supervisada

Tenemos una matriz de confusión para dos clases de problemas:

- **Error de tipo I:** Falsos positivos (FP)
- **Error de tipo II:** Falsos Negativos (FN)

Predicción de clasificador/Clase Real	Positivo	Negativo
Positivo	Verdaderos Positivos (TP)	Falsos positivos (FP)
Negativo	Falsos negativos(FN)	Verdaderos negativos (TN)

- **Precisión:** Tasa global de aciertos del sistema. Es problemática cuando se trabaja con datasets desbalanceados.

$$\$Exactitud = \frac{\text{Aciertos Globales}}{\text{Casos Totales}} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \$$$

- **Sensibilidad:** de todos los ejemplos positivos cuantos fueron predecidos como positivos.

$$\$Sensibilidad = \frac{\text{Aciertos de casos positivos}}{\text{Casos positivos}} = \frac{TP}{TP+FN} \$$$

- **Especificidad:** De todos los casos negativos, cuantos fueron predecidos como negativos.

$$\$Especificidad = \frac{\text{Aciertos de casos negativos}}{\text{Casos negativos}} = \frac{TN}{TN+FP} \$$$

- **Precisión:** De todos los ejemplos clasificados como positivos, cuantos eran de verdad positivos.

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Aciertos para casos clasificados como positivos}}{\text{Casos clasificados como positivos}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}}$$

- **Puntuación F-1:** Media harmónica entre la Exactitud y la sensibilidad. Ventaja: mejor métrica que exactitud si hay desbalance. Desventaja: no tiene en cuenta los verdaderos negativos.

$$\text{Puntuación F-1} = 2 + \frac{\text{Exactitud} \cdot \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}}$$

- **Curva ROC (Receiver Operating Characteristics):** Muestra gráficamente la sensibilidad en comparación con los falsos positivos como función del clasificador de discriminación.
- **\*Área bajo la curva ROC (AUC)\*:** Calcula el área bajo la ROC, su valor se encuentra entre 0 (peor caso) y 1 (Mejor caso)
- **\*Macro Media\*:** Calcula la media de las métricas de todas las clases

$$\text{Macro-Media} = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \text{Métrica de la clase } i$$

- **Media pesada:** Calcula la media de la métrica pero pesada por el número de casos por clase.

$$\text{media pesada} = \frac{\sum_{i=1}^c \text{num. datos clase } i * \text{métrica de la clase } i}{\text{num. datos locales}}$$

From:  
<https://www.knoppia.net/> - Knoppia

Permanent link:

[https://www.knoppia.net/doku.php?id=pan:machine\\_learning\\_v2&rev=1767818188](https://www.knoppia.net/doku.php?id=pan:machine_learning_v2&rev=1767818188)

Last update: **2026/01/07 20:36**

