

# Principios de Machine Learning

## Materia: Fundamentos de Inteligencia Artificial

Prof. D.Sc. BARSEKH-ONJI Aboud

Facultad de Ingeniería  
Universidad Anáhuac México

16 de enero de 2026

# Agenda

# ¿Qué es el Aprendizaje Automático (Machine Learning)?

## Definición

Es una rama de la Inteligencia Artificial que se enfoca en el desarrollo de sistemas capaces de **aprender y mejorar a partir de la experiencia**, sin ser programados explícitamente para cada tarea.

## El Proceso de Aprendizaje

En lugar de seguir instrucciones fijas, los algoritmos de ML construyen un **modelo matemático** basado en **datos de entrenamiento** para realizar predicciones o tomar decisiones.

# El Objetivo Clave: Generalización

## Generalización

Se dice que un modelo **generaliza** bien si, después de aprender de un conjunto de datos, es capaz de realizar **predicciones correctas sobre datos nuevos y no vistos**.

## La Ciencia del Aprendizaje Automático

El objetivo fundamental no es crear un modelo que memorice los datos de entrenamiento, sino aprender un modelo que **generalice bien**.

# Principales Categorías del Aprendizaje Automático

## ■ Aprendizaje Supervisado:

- El modelo aprende de datos **etiquetados** (cada entrada tiene una salida correcta conocida).
- **Objetivo:** Predecir una salida.

# Principales Categorías del Aprendizaje Automático

## ■ Aprendizaje Supervisado:

- El modelo aprende de datos **etiquetados** (cada entrada tiene una salida correcta conocida).
- **Objetivo:** Predecir una salida.

## ■ Aprendizaje No Supervisado:

- El modelo aprende de datos **sin etiquetar**.
- **Objetivo:** Encontrar patrones o estructuras ocultas en los datos.

# Principales Categorías del Aprendizaje Automático

## ■ Aprendizaje Supervisado:

- El modelo aprende de datos **etiquetados** (cada entrada tiene una salida correcta conocida).
- **Objetivo:** Predecir una salida.

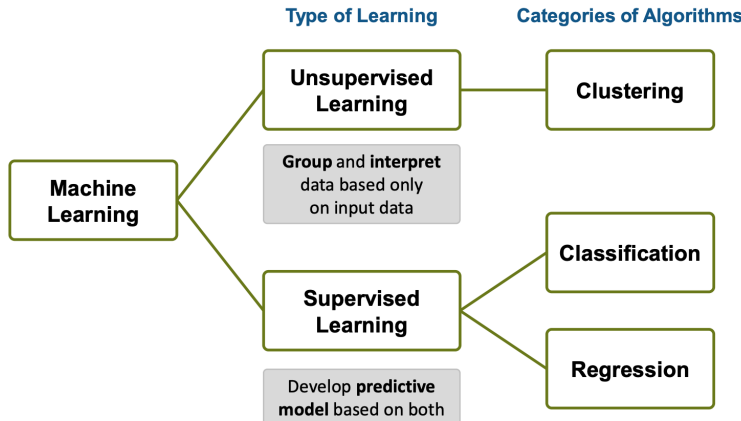
## ■ Aprendizaje No Supervisado:

- El modelo aprende de datos **sin etiquetar**.
- **Objetivo:** Encontrar patrones o estructuras ocultas en los datos.

## ■ Aprendizaje por Refuerzo:

- Un **agente** aprende interactuando con un **entorno**.
- **Objetivo:** Aprender una estrategia para maximizar una **recompensa** a largo plazo.

# Principales Categorías del Aprendizaje Automático





# Agenda

# Aprendizaje Supervisado: Aprender de Ejemplos Etiquetados

## Definición

En el aprendizaje supervisado, el algoritmo aprende a partir de un conjunto de datos de entrenamiento que consiste en pares de entrada-salida. Cada ejemplo de entrenamiento  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  incluye un vector de características de entrada y una **etiqueta de salida o valor objetivo conocido**.

## Objetivo

Aprender una función de mapeo  $f : X \rightarrow Y$  tal que  $f(\mathbf{x}) \approx y$ . Una vez entrenado, el modelo puede **predecir la salida** para nuevas entradas para las cuales la salida es desconocida.

# Tareas del Aprendizaje Supervisado: Regresión vs. Clasificación

## Regresión

- La variable de salida  $y$  es un valor **continuo** o **cuantitativo**.
- El objetivo es predecir un valor numérico.
- **Ejemplos:**
  - Predecir el precio de una casa.
  - Estimar la temperatura de mañana.

## Clasificación

- La variable de salida  $y$  es una etiqueta **categorica** o **cualitativa**.
- El objetivo es asignar una etiqueta de clase.
- **Ejemplos:**
  - Clasificar un correo como 'spam' o 'no spam'.
  - Identificar si una imagen contiene un gato, un perro o un pájaro.

# Agenda

# Encontrando Patrones en Datos sin Etiquetar

## Definición

A diferencia del aprendizaje supervisado, en el aprendizaje no supervisado el algoritmo recibe datos de entrada  $x_i$  **sin ninguna etiqueta de salida** explícita  $y_i$ .

## Objetivo

Descubrir patrones, estructura o conocimiento inherente directamente de los datos no etiquetados. El modelo debe encontrar por sí mismo las relaciones en los datos.

# Tareas Comunes del Aprendizaje No Supervisado

## ■ Agrupamiento (Clustering):

- Consiste en agrupar los datos en clústeres, de modo que los puntos dentro de un mismo clúster sean muy similares entre sí.
- *Ejemplo:* Segmentar clientes en grupos con comportamientos de compra parecidos.

# Tareas Comunes del Aprendizaje No Supervisado

## ■ Agrupamiento (Clustering):

- Consiste en agrupar los datos en clústeres, de modo que los puntos dentro de un mismo clúster sean muy similares entre sí.
- *Ejemplo:* Segmentar clientes en grupos con comportamientos de compra parecidos.

## ■ Reducción de Dimensionalidad:

- Busca reducir el número de variables (características) de un conjunto de datos, conservando la mayor cantidad de información relevante posible.
- *Ejemplo:* Simplificar un modelo o facilitar la visualización de datos complejos.

# Tareas Comunes del Aprendizaje No Supervisado

## ■ Agrupamiento (Clustering):

- Consiste en agrupar los datos en clústeres, de modo que los puntos dentro de un mismo clúster sean muy similares entre sí.
- *Ejemplo:* Segmentar clientes en grupos con comportamientos de compra parecidos.

## ■ Reducción de Dimensionalidad:

- Busca reducir el número de variables (características) de un conjunto de datos, conservando la mayor cantidad de información relevante posible.
- *Ejemplo:* Simplificar un modelo o facilitar la visualización de datos complejos.

## ■ Aprendizaje de Reglas de Asociación:

- Descubre relaciones interesantes entre variables en grandes conjuntos de datos.
- *Ejemplo:* "Los clientes que compran pañales también tienden a comprar cerveza".



# Agenda

# Aprender a través de la Interacción

## Definición

Es un paradigma donde un **agente** aprende a tomar una secuencia de **acciones** en un **entorno** para maximizar una noción de **recompensa** acumulada a lo largo del tiempo.

## Aprendizaje por Prueba y Error

El agente no recibe ejemplos de "entrada-salida correcta". En su lugar, aprende a través de la interacción y la retroalimentación (recompensas o castigos) de sus acciones para desarrollar una estrategia ganadora.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.
- **Entorno:** El mundo (real o simulado) con el que interactúa el agente.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.
- **Entorno:** El mundo (real o simulado) con el que interactúa el agente.
- **Estado ( $s$ ):** Una descripción de la situación actual del entorno.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.
- **Entorno:** El mundo (real o simulado) con el que interactúa el agente.
- **Estado ( $s$ ):** Una descripción de la situación actual del entorno.
- **Acción ( $a$ ):** Una elección que el agente puede tomar en un estado dado.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.
- **Entorno:** El mundo (real o simulado) con el que interactúa el agente.
- **Estado ( $s$ ):** Una descripción de la situación actual del entorno.
- **Acción ( $a$ ):** Una elección que el agente puede tomar en un estado dado.
- **Recompensa ( $r$ ):** Una señal numérica que el entorno proporciona al agente después de cada acción.

# Componentes Clave del Aprendizaje por Refuerzo

- **Agente:** La entidad que aprende y toma decisiones.
- **Entorno:** El mundo (real o simulado) con el que interactúa el agente.
- **Estado ( $s$ ):** Una descripción de la situación actual del entorno.
- **Acción ( $a$ ):** Una elección que el agente puede tomar en un estado dado.
- **Recompensa ( $r$ ):** Una señal numérica que el entorno proporciona al agente después de cada acción.
- **Política ( $\pi$ ):** La estrategia que utiliza el agente para seleccionar acciones. **El objetivo del RL es aprender una política óptima.**



# El Dilema Central: Exploración vs. Explotación

## Exploración

- Consiste en probar nuevas acciones para descubrir qué tan efectivas son.
- Es necesario para encontrar mejores estrategias y no quedarse atascado en una solución subóptima.
- Implica un riesgo a corto plazo con la esperanza de una mayor recompensa a largo plazo.

## Explotación

- Consiste en utilizar el conocimiento actual para tomar las acciones que se sabe que son las mejores.
- Maximiza la recompensa a corto plazo basándose en la experiencia pasada.
- Si se explota demasiado pronto, el agente podría nunca descubrir acciones mucho mejores.

# El Dilema Central: Exploración vs. Explotación

## El Equilibrio

Un agente de RL exitoso debe encontrar un equilibrio inteligente entre explorar su entorno para adquirir nuevo conocimiento y explotar su conocimiento actual para obtener recompensas.

# Agenda

# Tratamiento de Datos: La Base del Éxito

## División de los Datos

La calidad y la gestión adecuada de los datos son fundamentales para el éxito. Un paso crítico es dividir el conjunto de datos total en tres subconjuntos independientes:

## Entrenamiento, Validación y Prueba

<b>Datos de Entrenamiento</b> (p.ej., 60 %-70 %)	<b>Datos de Validación</b> (p.ej., 15 %-20 %)	<b>Datos de Prueba</b> (p.ej., 15 %-20 %)
---	--	--

# Definición de los Conjuntos de Datos

## Datos de Entrenamiento (Training)

- Es la porción de datos que se utiliza para enseñar.º ajustar los parámetros del modelo.
- El modelo aprende los patrones y relaciones subyacentes presentes en estos datos.

## Datos de Validación (Validation)

- Se utiliza para el **ajuste de hiperparámetros** (e.g., el número de vecinos  $k$  en k-NN).
- Sirve para la **selección de modelos** (comparar un árbol de decisión vs. una SVM).
- Ayuda a detectar el **sobreajuste** (overfitting).

# Técnica Robusta: Validación Cruzada (k-Fold CV)

## ¿Qué es la Validación Cruzada?

Es una técnica para obtener una estimación más estable del rendimiento del modelo. En lugar de una única división, los datos se dividen en  $k$  "pliegues" (folds), y el modelo se entrena y valida  $k$  veces.

# Técnica Robusta: Validación Cruzada (k-Fold CV)

## Proceso de k-Fold Cross-Validation

- Dividir los datos de entrenamiento en  $k$  subconjuntos (pliegues).
- En cada una de las  $k$  iteraciones:
  - Se utiliza un pliegue diferente para la **validación**.
  - Se utilizan los  $k - 1$  pliegues restantes para el **entrenamiento**.
- Se promedian los  $k$  resultados de validación para obtener la estimación final del rendimiento.

# Ejemplo de Código: División de Datos

## Python (Scikit-learn)

```
1 from sklearn.model_selection
  import train_test_split
2
3 # Dividir en 80% entrenamiento
  y 20% prueba
4 X_train, X_test, y_train,
  y_test = train_test_split(
5     X, y, test_size=0.20,
  random_state=42
6 )
```

## MATLAB

```
1 % Crear una particion para 80%
  entrenamiento y 20% prueba
2 cvp = cvpartition(Y, 'Holdout',
  , 0.20);
3
4 X_train = X(cvp.training,:);
5 Y_train = Y(cvp.training);
6 X_test = X(cvp.test,:);
7 Y_test = Y(cvp.test);
8
```