

# **Inteligencia Artificial Aplicada para la Economía**

 **Profesores**

**Profesor Magistral**

Camilo Vega Barbosa

**Asistente de Docencia**

Sergio Julian Zona Moreno



# Fundamentos de Aprendizaje Supervisado

Una introducción a los algoritmos que aprenden de ejemplos etiquetados







# Tipos de Aprendizaje Automático



## Aprendizaje Supervisado

- Aprende de datos etiquetados
- Predice una salida específica



## Aprendizaje No Supervisado

- Encuentra patrones sin etiquetas
- Agrupa datos similares



## Aprendizaje Autosupervisado

- Genera sus propias etiquetas
- Aprende de contexto



## Aprendizaje por Refuerzo

- Aprende por ensayo y error
- Optimiza recompensas



## Aprendizaje Supervisado: ¿Cómo funciona?



El aprendizaje supervisado es como enseñar con ejemplos. El modelo estudia casos donde ya conocemos la respuesta correcta y aprende a identificar patrones, similar a cómo aprendemos a distinguir objetos viendo muchos ejemplos.



La clave está en la calidad de los ejemplos. Cuantos más casos representativos procese el modelo, mejor será su capacidad para hacer predicciones precisas sobre nuevos datos.



## Ejemplo: Dataset de Animales

Los datos etiquetados son como una tabla donde cada fila es un ejemplo y cada columna una característica:

Peso (kg)	Altura (cm)	Tiene_Pelaje	Tiene_Plumas	Etiqueta
5.2	25	Sí	No	Gato
0.3	15	No	Sí	Pájaro
25.0	60	Sí	No	Perro
0.2	12	No	Sí	Canario
8.5	35	Sí	No	Gato

# Tipos de Aprendizaje Supervisado



## Clasificación

- Objetivo: Predecir una categoría
- Salida: Valores discretos
- Ejemplos:
  - Riesgo crediticio (Alto/Bajo)
  - Fraude bancario (Sí/No)
  - Tipo de cliente (A/B/C)



## Regresión



- Objetivo: Predecir un número
- Salida: Valores continuos
- Ejemplos:
  - Precio de vivienda
  - Demanda de productos
  - PIB esperado




## Diferencia Clave:

Clasificación asigna categorías, regresión predice valores numéricos continuos

# El Entrenamiento Supervisado

-  El aprendizaje supervisado utiliza algoritmos (como KNN, Random Forest o Regresión Logística) que aprenden de ejemplos etiquetados: si les mostramos suficientes casos con sus respuestas correctas, pueden predecir casos nuevos.
-  Por ejemplo, para predecir el precio de casas, alimentamos un algoritmo con miles de ejemplos:

Casa B: 80m<sup>2</sup>, 2 habitaciones, suburbio → \$150,000``  
El algoritmo aprende los patrones que relacionan características con precios.

-  Este proceso tiene dos fases:
  - i. **Entrenamiento:** El algoritmo aprende de muchos ejemplos
  - ii. **Prueba:** Verificamos si aprendió bien con casos nuevos

# El Proceso de Entrenamiento

## Objetivo del Entrenamiento

- Aprender patrones generales
- Evitar memorizar ejemplos
- Poder predecir casos nuevos
- Encontrar relaciones útiles

## Retos Comunes

- Sobreajuste (memorizar)
- Subajuste (no aprender)
- Datos desbalanceados
- Ruido en los datos

## Analogía:




Es como estudiar con exámenes pasados, pero la prueba final tiene preguntas nuevas



# Evaluación del Aprendizaje

Así como un profesor necesita evaluar si sus estudiantes realmente aprendieron, nosotros necesitamos medir qué tan bien aprendió nuestro modelo. No basta con que memorice ejemplos - debe poder generalizar a situaciones nuevas.

Por eso dividimos nuestros datos y evaluamos el desempeño en ambos conjuntos (Entrenamiento y prueba). Esta evaluación nos ayuda a:

-  Saber si el modelo realmente está aprendiendo
-  Detectar problemas en el entrenamiento
-  Comparar diferentes modelos objetivamente

# La Analogía del Estudiante



## Evaluación en Entrenamiento:

Es como resolver ejercicios del libro

- El estudiante ya vio las respuestas
- Útil para práctica inicial
- No garantiza aprendizaje real



## Evaluación en Prueba:

- Es como el examen final
- Preguntas totalmente nuevas
- Mide verdadera comprensión
- Indica capacidad de generalizar

 Clave: Buen desempeño en ambas evaluaciones indica verdadero aprendizaje

# Problemas Comunes en el Aprendizaje



## Subajuste (Underfitting):

- Mal desempeño en entrenamiento
- Mal desempeño en prueba
- No captura ni patrones básicos
- Es como estudiar muy poco



## Sobreaajuste (Overfitting):

- Bien con datos de entrenamiento
- Mal con datos de prueba
- Memoriza en vez de aprender
- Su aprendizaje es limitado



Objetivo: Encontrar el balance perfecto entre memorización y generalización

# La Matriz de Confusión

La matriz de confusión es una herramienta fundamental que nos ayuda a visualizar el desempeño de nuestro modelo. Es como una libreta de calificaciones que muestra no solo cuántas veces acertó nuestro modelo, sino también cómo se equivocó. Compara las predicciones del modelo con lo que realmente ocurrió, permitiéndonos entender sus fortalezas y debilidades.

	Predicción del Modelo	
Realidad	Positivo	Negativo
Positivo	Verdadero Positivo (VP)	Falso Negativo (FN)
Negativo	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (VN)

# Métricas de Evaluación

## Fórmulas Principales con base en la matriz de confusión

### Medidas de desempeño

- **Accuracy:** Proporción de predicciones correctas sobre el total
- **Precision:** Proporción de verdaderos positivos entre todas las predicciones positivas
- **Sensibilidad (Recall):** Proporción de positivos reales correctamente identificados

### Ecuaciones

- **Accuracy** =  $\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$
- **Precision** =  $\frac{VP}{VP+FP}$
- **Recall** =  $\frac{VP}{VP+FN}$

# Métricas de Evaluación

## Fórmulas Principales con base en la matriz de confusión

### Medidas de desempeño

- **Especificidad:** Proporción de negativos reales correctamente identificados
- **F1-Score:** Media armónica entre precision y recall

### Ecuaciones

- **Especificidad** =  $\frac{VN}{VN+FP}$
- **F1-Score** =  $2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$

### Nota:

El F1-Score es especialmente útil cuando las clases están desbalanceadas



# Ejemplo Práctico: Matriz de Confusión



## Predicción de Pago de Préstamos (100 casos evaluados)

Realidad	Predicción del Modelo	
	Pagará	No Pagará
Pagó	VP = 30	FN = 10
No Pagó	FP = 10	VN = 50



### Interpretación:

- 30 clientes pagaron como se predijo (VP)
- 50 no pagaron como se predijo (VN)
- 10 pagaron cuando se predijo que no (FN)
- 10 no pagaron cuando se predijo que sí (FP)

# Ejemplo Práctico: Evaluación del Modelo

Calculemos las métricas principales:

## 1. Accuracy (Exactitud)

- Fórmula:  $\frac{VP+VN}{Total} = \frac{30+50}{100}$
- Resultado: 80%
- Significado: El 80% de todas nuestras predicciones fueron correctas

## 2. Precision (Precisión)

- Fórmula:  $\frac{VP}{VP+FP} = \frac{30}{30+10}$
- Resultado: 75%
- Significado: Cuando predecimos que alguien pagará, acertamos el 75% de las veces

# Ejemplo Práctico: Evaluación del Modelo

## 3. Recall (Sensibilidad)

- Fórmula:  $\frac{VP}{VP+FN} = \frac{30}{30+10}$
- Resultado: 75%
- Significado: Identificamos correctamente el 75% de todos los clientes que realmente pagaron

## Interpretación Final

- El modelo tiene un buen balance entre precision y recall
- Mantiene una exactitud general del 80%
- Hay espacio para mejora en la identificación de pagadores reales

# Comparación Train vs Test: ¿Por qué es importante?

Para evaluar realmente si nuestro modelo está aprendiendo bien, debemos comparar su desempeño en ambos conjuntos: **Entrenamiento y Prueba**

## Analogía del Estudiante

- Entrenamiento es como practicar con ejercicios del libro
- Prueba es como resolver el examen final con problemas nuevos

## Lo que buscamos

- Rendimiento similar en ambos conjuntos
- Diferencias pequeñas entre métricas
- Buena capacidad de generalización

# Ejemplo: Evaluación en Ambos Conjuntos

## Entrenamiento (70 casos)

	Predicción	
Real	Pagará	No Pagará
Pagó	22	6
No Pagó	7	35

Accuracy: 81.4%

## Prueba (30 casos)

	Predicción	
Real	Pagará	No Pagará
Pagó	8	4
No Pagó	3	15

Accuracy: 76.7%

# Análisis de Resultados



## Nuestro Modelo

- Accuracy entrenamiento: 81.4%
- Accuracy prueba: 76.7%
- Diferencia: ~5%
- Conclusión: Buen balance, sin sobreajuste



## Balance Ideal

- Diferencia  $< 10\%$  entre conjuntos
- Buen desempeño en ambos sets
- Métricas estables y consistentes
- Capacidad de generalización



# Señales de problemas



## Señales de Sobreajuste

- Accuracy entrenamiento: 95%
- Accuracy prueba: 70%
- Diferencia:  $> 20\%$
- Problema: Memorización sin generalización



## Señales de Subajuste

- Accuracy entrenamiento: 65%
- Accuracy prueba: 63%
- Diferencia:  $< 5\%$
- Problema: Aprendizaje insuficiente

# Más Allá de la Matriz de Confusión

La matriz de confusión nos ha permitido entender el desempeño básico de nuestros modelos, pero en el mundo real necesitamos herramientas más sofisticadas. Imagina un médico que no solo quiere saber si su diagnóstico fue correcto o no, sino también qué tan seguro está de cada predicción.

 ¿Por qué necesitamos más?

Nuestros modelos no solo dicen "sí" o "no" - asignan probabilidades a sus predicciones. Necesitamos métricas que capturen estos matices y nos ayuden a tomar mejores decisiones.

# La Curva ROC: Conceptos Fundamentales

La curva ROC (Receiver Operating Characteristic) visualiza el balance entre detectar correctamente los positivos (sensibilidad) y evitar falsos positivos (especificidad) a diferentes umbrales de decisión.

## Componentes Clave

- **TPR (True Positive Rate):** Sensibilidad =  $TP / (TP + FN)$
- **FPR (False Positive Rate):**  $1 - \text{Especificidad} = FP / (FP + TN)$
- **Umbral:** Punto de corte para clasificación binaria

# Construcción de la Curva ROC

## Proceso Paso a Paso

1. Obtenemos probabilidades del modelo para cada instancia
2. Ordenamos las probabilidades de mayor a menor
3. Para cada umbral posible:
  - Calculamos TPR y FPR
  - Graficamos el punto (FPR, TPR)

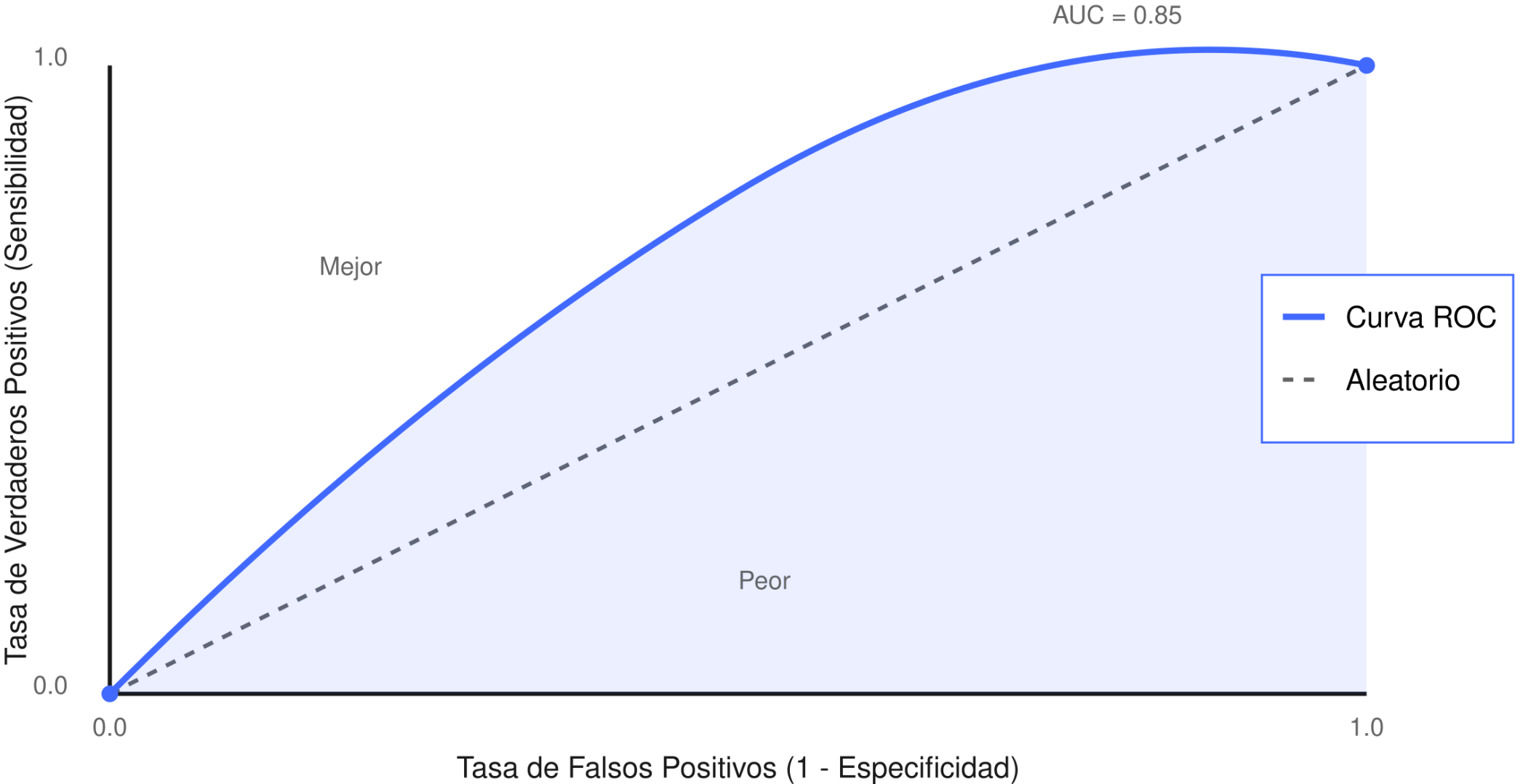
## Cálculo del AUC

El AUC (Area Under the Curve) se calcula como:

$$AUC = \sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1} - x_i) \cdot \frac{y_i + y_{i+1}}{2}$$

Donde  $(x_i, y_i)$  son los puntos de la curva ROC.

# Curva ROC y Área Bajo la Curva (AUC)

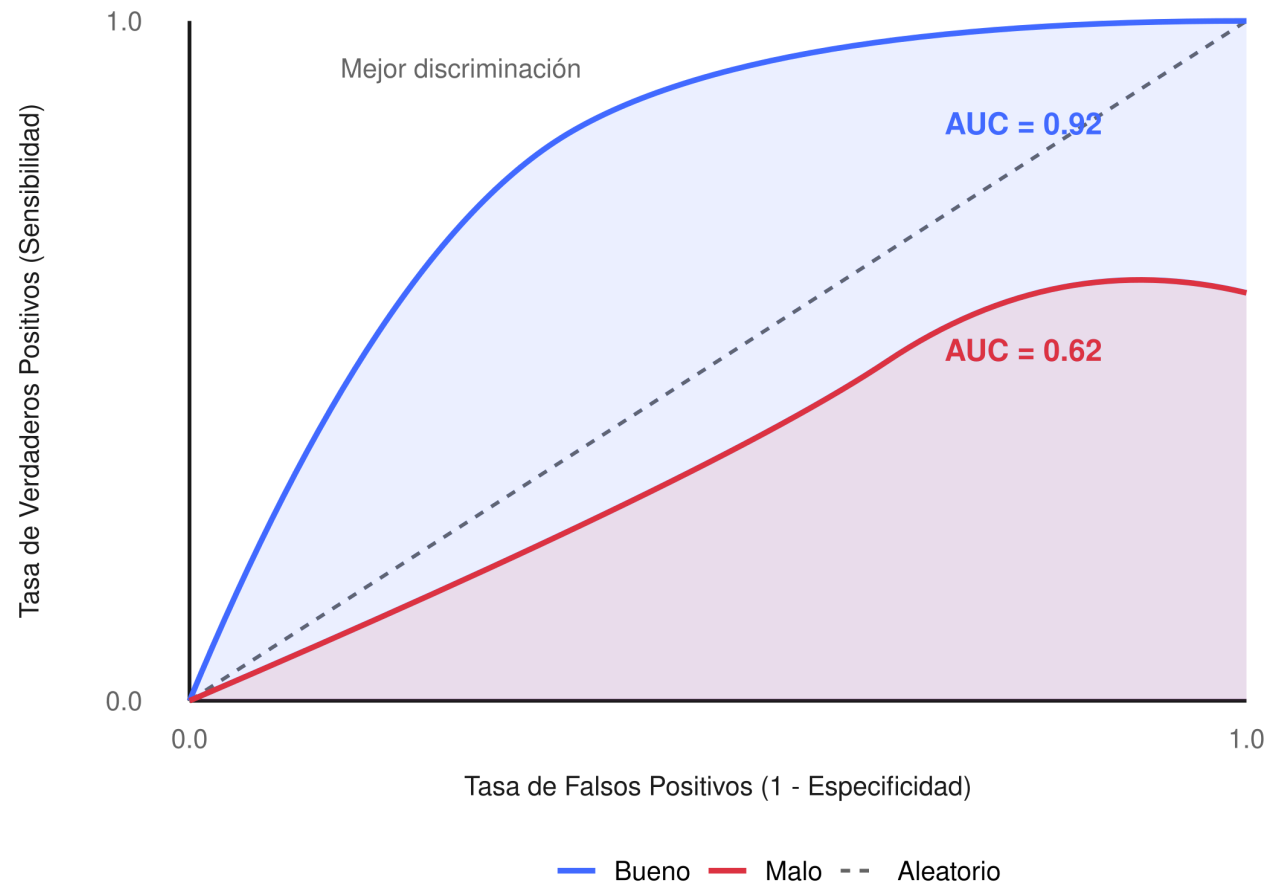


# Interpretación de ROC y AUC

## Valores de AUC y su Significado


- **AUC = 1.0:** Clasificación perfecta
- **AUC = 0.5:** Clasificación aleatoria
- **AUC < 0.5:** Peor que aleatorio (invertir predicciones)

Comparación de Curvas ROC: Buen Modelo vs Modelo Deficiente





# Entropía y Log Loss

 En el corazón de la teoría de la información, la entropía mide la incertidumbre. Cuando aplicamos este concepto al aprendizaje automático, obtenemos una forma más sofisticada de evaluar nuestros modelos.

 Es sobre todo útil cuando debemos decidir entre un modelo u otro con indicadores similares de exactitud.

# Entropía y Log Loss

## Ejemplo Práctico

Dos modelos, ambos con 80% de exactitud:

```
# Modelo A: Predicciones consistentes  
predicciones_A = [0.8, 0.8, 0.8, 0.8]  
  
# Modelo B: Predicciones variables  
predicciones_B = [0.99, 0.51, 0.99, 0.51]
```

## Log Loss

$$H(y, p) = - \sum_i y_i \log(p_i)$$

- $y_i$  = valor real (0 o 1)
- $p_i$  = probabilidad predicha
- Menor valor = mejor modelo

## Validación Cruzada: Más Allá del Train-Test Split

🏆 Dividir nuestros datos en entrenamiento y prueba es como juzgar a un estudiante por un solo examen. La validación cruzada es como tomar varios exámenes diferentes para tener una evaluación más completa.

# Validación Cruzada

## Proceso del K-Fold Cross Validation

1. Dividir datos en K partes
2. Entrenar con K-1 partes
3. Validar en parte restante
4. Repetir K veces
5. Promediar resultados

## Tipos Principales

- **K-Fold Básico:** K particiones iguales
- **Estratificado:** Mantiene distribución
- **Leave-One-Out:** K = tamaño datos
- **Time Series:** Para datos temporales

## Ventaja Principal

Evaluación más robusta y confiable del modelo

## Recursos del Curso

### Plataformas y Enlaces Principales

 **GitHub del curso**

 [github.com/CamiloVga/IA\\_Aplicada](https://github.com/CamiloVga/IA_Aplicada)

 **Asistente IA para el curso**

 **Google Notebook LLM**