Inteligencia Artificial 1

Universidad Nacional de Cuyo - Facultad de Ingeniería

Trabajo Práctico N°8: Aprendizaje

Grupo 2: Avila J., Barrios F., Patricelli N. Septiembre 2025





Temas Tratados en el TP 8

01

Aprendizaje Estadístico

Evolución de la verosimilitud de hipótesis según observaciones.

03

Aprendizaje Supervisado

Algoritmo KNN para clasificación basada en vecinos.

02

Aprendizaje No Supervisado

Algoritmo K-means para agrupación de datos.

04

Aprendizaje por Refuerzo

Algoritmo Q-Learning para toma de decisiones óptimas.



Ejercicio 2.1: Fabricante de Tornillos

Tipos de Cajas

- A: 100% níquel (15% cajas)
- B: 70% níquel, 20% cobre, 10% cincado (15%)
- C: 50% níquel, 25% cobre, 25% cincado (50%)
- D: 20% níquel, 50% cobre, 30% cincado (10%)
- E: 100% cobre (10%)

Distribución a priori: **Ω** = {A, B, C, D, E}. Frecuencias por 100 cajas determinan probabilidades iniciales.

2.1.1 Distribución A Priori

Tipo de Caja	Frecuencia	Probabilidad A Priori
A	15	15%
В	15	15%
С	50	50%
D	10	10%
E	10	10%

P(H=A)=15%, P(H=B)=15%, P(H=C)=50%, P(H=D)=10%, P(H=E)=10%.

2.1.2 Probabilidad Posterior: 10 Tornillos de Cobre

0%

1.277×1... 0.0132% 9.33%

Caja A

 $P(10\times Cu|A)=0$ $P(10 \times Cu|B) = 8.5232 \times 10^{-8}$

Caja B Caja C

P(10×Cu|C)=8.31425×10^{-7}

Caja D

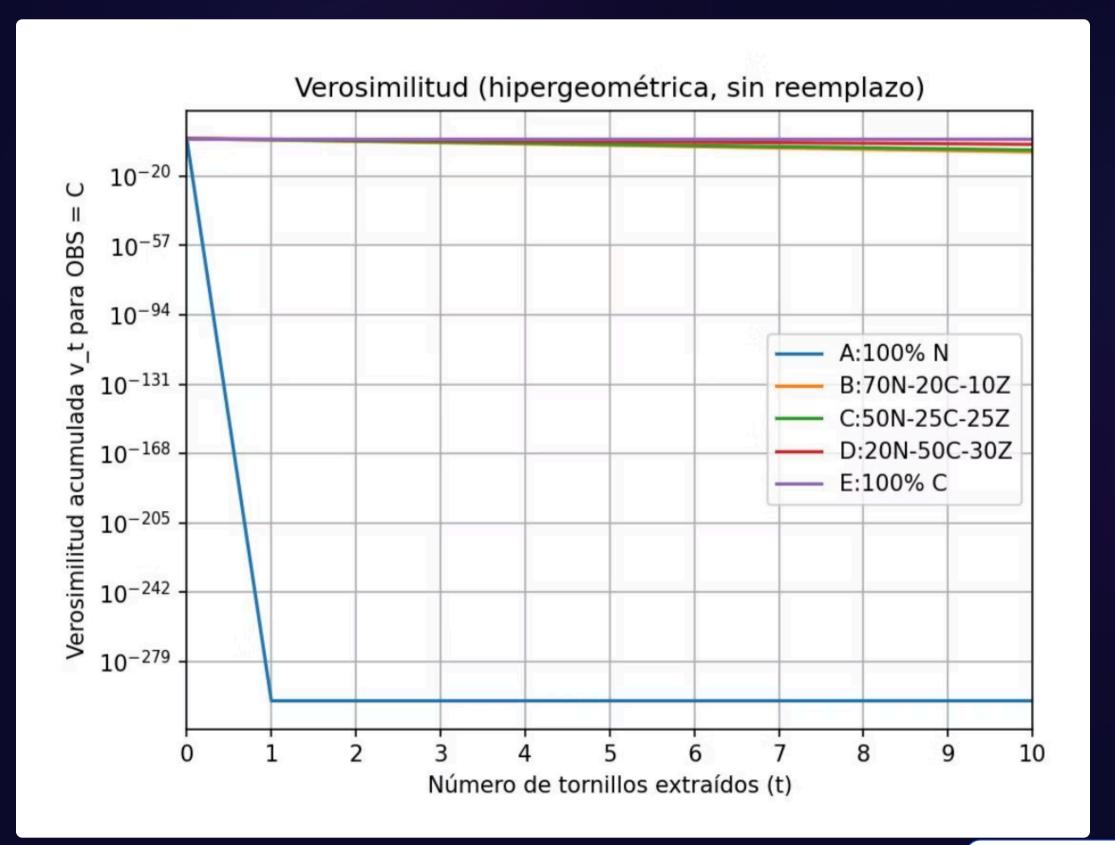
P(10×Cu|D)=9.33188×10^{-4}

90.65%

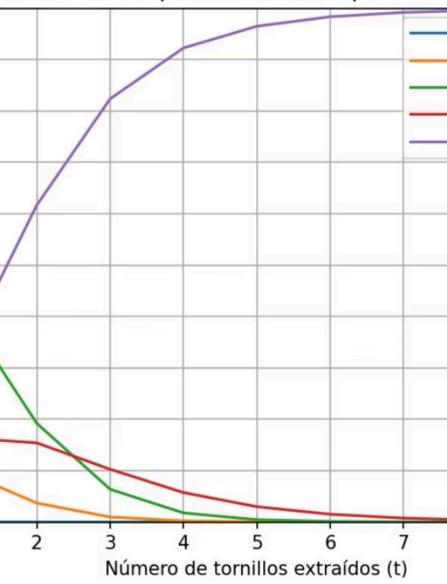
Caja E

 $P(10\times Cu|E)=1$

Usando Bayes: P(H_i|10×Cu) $\approx \alpha$ =0.1000937473. Hipótesis E es la más probable.



olución de las probabilidades a posterior



2.1.3 Evolución de Verosimilitud

Gráficas muestran cómo cambia la verosimilitud de cada hipótesis con el número de tornillos de cobre extraídos. La probabilidad de E aumenta rápidamente, mientras A cae a cero.

Observación: Un tornillo no cobre hace P(A)=0 o invalida E.

2.1.4 Probabilidad del Cuarto Tornillo de Cobre

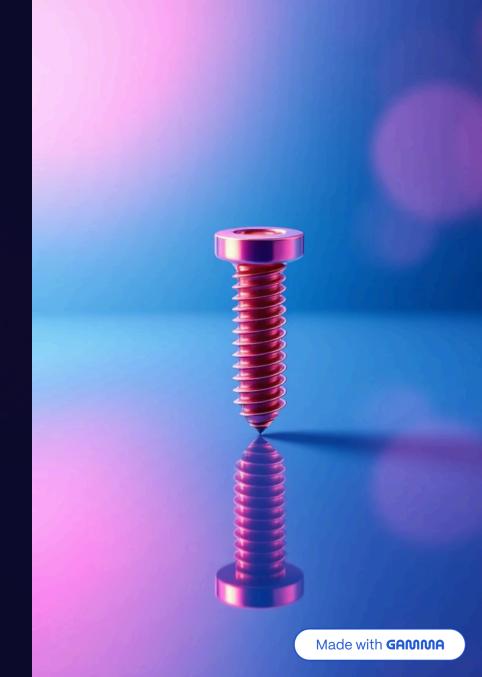
Sin Conocer Primeros 3

- P(Cu|A)=0
- P(Cu|B)=0.2
- P(Cu|C)=0.25
- P(Cu|D)=0.5
- P(Cu|E)=1

Por simetría, equivalente a primera posición.

Conociendo r Cobre en Primeros 3

 $P(Cu|H_i,r,3)=(K_i - r)/(1000-3)$. Ej: B: (200-r)/997; E solo si r=3.





2.2 Diferencia Supervisado vs No Supervisado

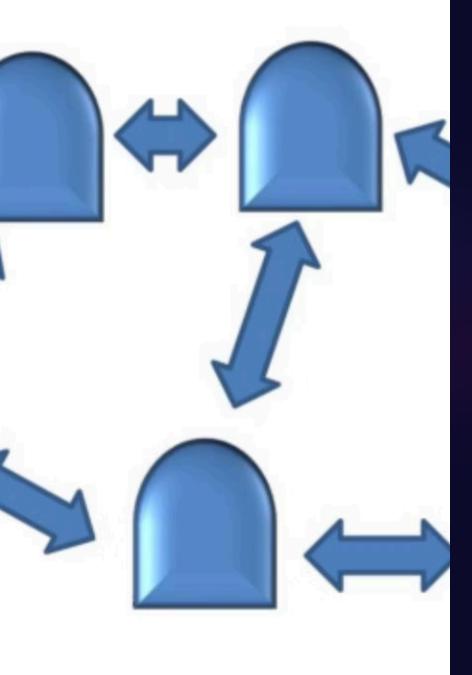
Supervisado

Datos con etiquetas (entradas y salidas correctas). Objetivo: Aprender función que asocia entradas a salidas. Ej: Bayesiano, KNN.

No Supervisado

Datos sin etiquetas. Objetivo: Encontrar estructura o patrones subyacentes. Inferir agrupaciones. Ej: K-means.

Principal diferencia: Presencia de supervisión por respuestas correctas.



3.1 Implementación Kmeans y KNN

Generar 23 puntos aleatorios en [0,5]. Clasificar 20 con K-means (2 clusters). Graficar puntos y centroides.



23 Puntos Aleatorios

Coordenadas x,y uniformes.



K-means: 20 Puntos

2 grupos, colores verde/naranja, centroides marcados.

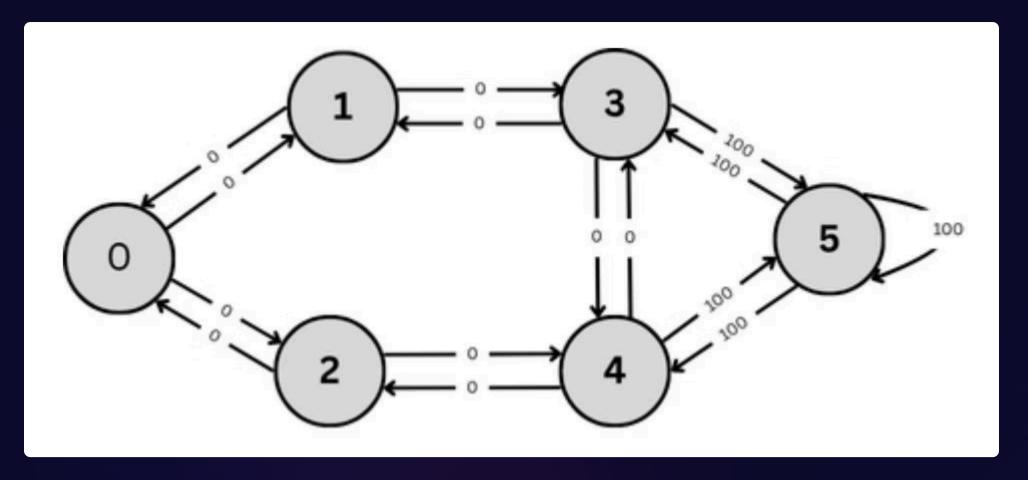


KNN: 3 Puntos Restantes

Probar K=1,3,5. Predicciones varían por vecinos cercanos; K=1 sensible a outliers, K=5 más estable.

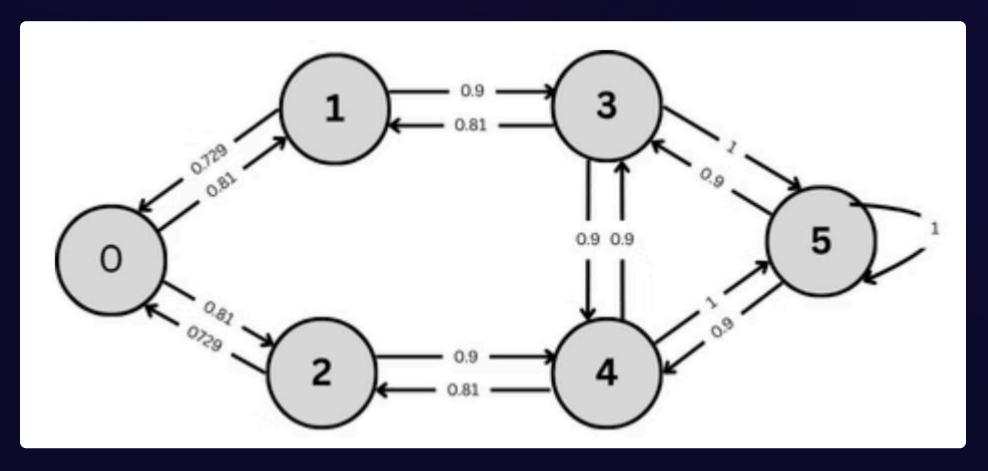
3.2 Q-Learning: Red de Salas

Factor γ=0.9. Recompensas: 0 accesibles, 100 tesoro (sala 5). Matriz R y Q óptima calculadas.



$$R = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & 100 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & -1 & 100 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 100 \end{bmatrix}$$

Política óptima: $0 \rightarrow 1 \rightarrow 3 \rightarrow 5$; $2 \rightarrow 4 \rightarrow 5$. Q normalizada guía ruta al tesoro.



Anexo: P(Níquel)=52.5%, P(Cobre)=30.5%, P(Cincado)=17%. Bibliografía: Russell & Norvig (2004), Poole & Mackworth (2017).