

AAI.EX.20250204

Ejercicios elaborados con fines educativos, inspirados en los contenidos evaluados en el examen del 04/02/2025 (convocatoria Feb-2024) de Aprendizaje Automático 1 del MUCD de la UNED.

Este documento no es una copia ni una transcripción del examen oficial, sino una redacción propia de ejercicios conceptualmente equivalentes.

Test

Pregunta correcta: +0.5 puntos

Pregunta incorrecta: -0.1 puntos

AAI.EX.20250204.T.1

Enunciado AAI.EX.20250204.T.1 En un árbol de decisión entrenado con un criterio como Gini, ¿cómo suele compararse la impureza de un nodo hijo con la impureza de su nodo padre?

- a) Suele ser mayor.
- b) Suele ser menor.
- c) Es siempre menor.
- d) No existe relación.

Solución AAI.EX.20250204.T.1 Respuesta correcta: **b)**

Justificación: los splits se eligen para **reducir** la impureza, por lo que normalmente los hijos tienen menor impureza que el padre (aunque no es una garantía absoluta para *todas* las situaciones/implementaciones).

AAI.EX.20250204.T.2

Enunciado AAI.EX.20250204.T.2 En una SVM de margen máximo (caso ideal lineal separable), ¿qué puntos del entrenamiento se consideran *vectores soporte*?

- a) Los puntos situados justo en los bordes del margen.
- b) Los puntos dentro del margen y también en sus bordes.
- c) En el caso separable, los puntos estrictamente dentro del margen.
- d) Ninguna de las anteriores.

Solución AAI.EX.20250204.T.2 Respuesta correcta: **a)**

Justificación: los vectores soporte son los ejemplos que **tocan** el margen y determinan la frontera óptima.

AAI.EX.20250204.T.3

Enunciado AAI.EX.20250204.T.3 Aproximadamente, ¿qué profundidad puede tener un árbol de decisión no restringido entrenado sobre $n = 10^6$ instancias con clases perfectamente balanceadas?

- a) 15
- b) 20
- c) 25
- d) 10

Solución AAI.EX.20250204.T.3 Respuesta correcta: **b)**

Justificación: un árbol aproximadamente balanceado tiene profundidad del orden de:

$$\log_2(n)$$

y $\log_2(10^6) \approx 20$.

En el examen se permite llevar calculadora, pero se podría resolver de cabeza memorizando las siguientes igualdades aproximadas:

Base 2	Base 10
2^{10}	10^3
2^{20}	10^6
2^{30}	10^9

AAI.EX.20250204.T.4

Enunciado AAI.EX.20250204.T.4 ¿Cuál de las siguientes afirmaciones **no** describe correctamente una propiedad típica de las SVM?

- a) Pueden trabajar con muchas variables predictoras.

- b) Pueden construir fronteras no lineales mediante kernels.
- c) Solo sirven cuando las clases son perfectamente separables.
- d) Pueden resolver multiclase mediante estrategias estándar (p. ej., one-vs-rest).

Solución AAI.EX.20250204.T.4 Respuesta correcta: **c)**

Justificación: las SVM con *soft margin* permiten errores y manejan datos **no separables** usando el parámetro C .

AAI.EX.20250204.T.5

Enunciado AAI.EX.20250204.T.5 En `sklearn.neighbors.KernelDensity`, ¿cuál es el kernel que se usa por defecto?

- a) `tophat`
- b) `epanechnikov`
- c) `exponential`
- d) `gaussian`

Solución AAI.EX.20250204.T.5 Respuesta correcta: **d)**

Justificación: el kernel por defecto en `KernelDensity` es el **gaussiano**.

AAI.EX.20250204.T.6

Enunciado AAI.EX.20250204.T.6 Para un perceptrón multicapa entrenado con retropropagación, con:

- n muestras,
- m características,
- k capas ocultas con h neuronas cada una,
- o neuronas de salida,
- i iteraciones,

¿qué expresión aproxima mejor su complejidad temporal?

- a) $O(n \cdot m \cdot h \cdot k \cdot o \cdot i)$
- b) $O(n \cdot m \cdot h^k \cdot o \cdot i)$

c) $O(n \cdot m \cdot \log(h \cdot k) \cdot o \cdot i)$

d) Ninguna de las anteriores

Solución AAI.EX.20250204.T.6 Respuesta correcta: **a)**

Justificación: La complejidad temporal de la retropropagación viene dada por la fórmula $O(i \cdot n(m \cdot h + (k - 1) \cdot h \cdot h + h \cdot o))$, tal y como se indica en el apartado 1.17.6. “Complexity” de Skikit-learn, donde nm son las instancias de entrenamiento, n las características, k las capas ocultas, cada una de ellas conteniendo h neuronas (simplificando) y o neuronas de salida.

En conclusión, el coste por iteración escala aproximadamente con el número de operaciones asociadas a conexiones y activaciones y la dependencia es aproximadamente lineal en n , m , h , k , o e i .

AAI.EX.20250204.T.7

Enunciado AAI.EX.20250204.T.7 ¿Es necesario escalar/normalizar características de entrada para entrenar árboles de decisión de forma adecuada?

a) Sí, para evitar sobreajuste.

b) Sí, para evitar subajuste.

c) Sí, para que no se infravaloren variables de escala pequeña.

d) No, normalmente no es necesario.

Solución AAI.EX.20250204.T.7 Respuesta correcta: **d)**

Justificación: los árboles se basan en umbrales por característica y suelen ser **invariantes a la escala**, a diferencia de SVM o kNN.

AAI.EX.20250204.T.8

Enunciado AAI.EX.20250204.T.8 En clasificación multiclase con un conjunto pequeño, con atributos aproximadamente independientes y de distribución normal (tras preprocesado), ¿qué algoritmo suele ofrecer inferencia muy rápida y encajar bien con esos supuestos?

a) SVM

b) Árboles de decisión

- c) Naive Bayes
- d) Redes neuronales

Solución AAI.EX.20250204.T.8 Respuesta correcta: **c)**

Justificación: Naive Bayes (p. ej., **GaussianNB**) tiene inferencia muy rápida y se alinea con independencia condicional y normalidad de las variables.

AAI.EX.20250204.T.9

Enunciado AAI.EX.20250204.T.9 La regla de Hebb (inspiración histórica del perceptrón) se resume comúnmente como:

- a) La conexión entre dos neuronas tiende a fortalecerse si se activan a la vez.
- b) La conexión tiende a debilitarse si se activan a la vez.
- c) La conexión se debilita si se activa la primera, independientemente de la segunda.
- d) La conexión se fortalece solo si la segunda neurona conecta con salidas.

Solución AAI.EX.20250204.T.9 Respuesta correcta: **a)**

Justificación: la intuición hebbiana clásica es “neuronas que disparan juntas, se conectan más” (aumento del peso con co-activación).

AAI.EX.20250204.T.10

Enunciado AAI.EX.20250204.T.10 En una clasificación multiclase con un conjunto grande y mezcla de variables numéricas/catógoricas ya codificadas, ¿qué opción suele ser una elección general adecuada para aprovechar el volumen de datos?

- a) SVM
- b) Árboles de decisión
- c) Naive Bayes
- d) Redes neuronales

Solución AAI.EX.20250204.T.10 Respuesta correcta: d)

Justificación: con muchos datos, las redes neuronales suelen escalar bien y aprovechar el volumen para aprender representaciones, mientras que SVM con kernels puede volverse costosa.

AAI.EX.20250204.D

AAI.EX.20250204.D.1

Puntuación máxima: 5 puntos Extensión máxima orientativa: 2 caras

Enunciado AAI.EX.20250204.D.1 En una red de metro urbana se han registrado durante el último mes varios robos en horario nocturno con un patrón muy similar, lo que sugiere la posible actuación coordinada de un mismo grupo. Los incidentes se concentran en un conjunto fijo de 10 estaciones situadas en el centro de la ciudad.

La unidad de análisis policial dispone de un único conjunto de datos agregado correspondiente a los últimos 30 días. Para cada una de las 10 estaciones se proporcionan las siguientes variables:

- número de personas que acceden a la estación durante el periodo,
- número de personas que salen de la estación durante el periodo,
- número de trenes que circulan por la estación durante el periodo,
- número total de delitos registrados en la estación durante el mismo periodo.

En total, se cuenta con una tabla de 10 registros (uno por estación) y cuatro variables. Se solicita proponer un enfoque de aprendizaje automático que permita:

- estimar el riesgo/probabilidad de que se produzcan delitos en las estaciones en el futuro próximo, o
- agrupar las estaciones según su nivel de riesgo estimado.

Responda de forma razonada:

- ¿Es más apropiado utilizar aprendizaje supervisado o no supervisado en este contexto? Justifique la elección.
- ¿Qué tipo de algoritmos podrían emplearse? Proponga uno y explique su funcionamiento.
- ¿Qué parámetros o hiperparámetros sería necesario ajustar en el modelo propuesto? Indique cuáles y describa su efecto.

Solución AAI.EX.20250204.D.1

Planteamiento:

Dispones de un único dataset del último mes, con 10 estaciones (X1...X10) y 4 variables por estación:

- Num-E: número de entradas
- Num-S: número de salidas
- Num-T: número de trenes
- Num-D: número de delitos

Por tanto, hay 10 observaciones (una por estación) y además Num-D es una medida agregada del mes. Con este tamaño muestral tan pequeño no se puede entrenar un modelo “estándar” con garantías estadísticas: cualquier algoritmo puede sobreajustar y la validación sería muy débil. Aun así, sí se puede plantear un enfoque razonable si se entiende como:

- una **estimación de riesgo relativa** entre estaciones (ranking), o
- una **agrupación por nivel de riesgo** (clustering), o
- un modelo supervisado muy simple si aceptamos fuertes supuestos o regularización extrema.

También es importante distinguir dos objetivos posibles:

- 1) “Predecir probabilidad de delito” (supervisado, requiere variable objetivo bien definida a nivel de ejemplo)
- 2) “Agrupar estaciones por riesgo” (no supervisado, no requiere etiquetas)

¿Supervisado o no supervisado?

Sí se puede usar **cualquiera de los dos**, pero la elección depende de cómo definamos el objetivo y de la granularidad de los datos.

1) Aprendizaje supervisado:

- A favor: existe una variable relacionada con el delito (Num-D). Si definimos el objetivo como “riesgo de delito” y usamos Num-D como señal, podríamos ajustar un modelo que relacione (Num-E, Num-S, Num-T) con Num-D.
- En contra (muy importante): con 10 observaciones es difícil estimar generalización. Además, Num-D es un conteo mensual agregado; no hay etiquetas a nivel de evento (día/hora), ni ejemplos negativos/positivos por periodo. Hablar de “probabilidad” en sentido estricto requeriría modelar el número de delitos como variable aleatoria condicionada a la exposición, o disponer de datos por día/turno.

Conclusión: supervisado es posible si lo planteas como **modelado de conteos** (o tasa) con regularización fuerte y con el objetivo de comparar estaciones, no de producir probabilidades calibradas “de verdad”.

2) Aprendizaje no supervisado:

- A favor: si el objetivo es “agrupar estaciones por nivel de riesgo”, no necesitas una etiqueta. Puedes agrupar según patrones de afluencia y operación (Num-E, Num-S, Num-T) y, opcionalmente, usar Num-D después para interpretar los grupos.
- En contra: clustering no “predice delitos” directamente; produce grupos. El salto de grupo \rightarrow probabilidad requiere una interpretación posterior (por ejemplo, asignar a cada cluster un riesgo medio observado).

Conclusión: no supervisado es especialmente defendible con tan pocos datos si el objetivo principal es **segmentar** estaciones y priorizar intervención.

¿Qué algoritmos se podrían utilizar? Propuesta y funcionamiento:

Propongo dos opciones típicas, una supervisada y otra no supervisada.

Algoritmos del temario:

Opción A (no supervisado): k-means:

- Variables: Num-E, Num-S, Num-T (Num-D se usa solo para interpretar los grupos).
- Algoritmos posibles: K-means o clustering jerárquico.

Funcionamiento (K-means):

1. Se fija el número de clusters k (por ejemplo, 2 o 3).
2. Se inicializan centroides.
3. Cada estación se asigna al centroide más cercano.
4. Se recalculan centroides como la media del cluster.
5. El proceso se repite hasta convergencia.

Tras el agrupamiento, se analiza el valor medio de Num-D en cada cluster para etiquetarlos como bajo, medio o alto riesgo.

Opción B (supervisada): Árbol de decisión:

- Entradas: Num-E, Num-S, Num-T.
- Salida:
 - Num-D (árbol de regresión), o
 - una discretización de Num-D en niveles de riesgo (árbol de clasificación).

El árbol aprende reglas sencillas que relacionan afluencia y operación con el nivel de riesgo observado, proporcionando un ranking o categorías de riesgo interpretables.

Hiperparámetros relevantes:

Para clustering:

- Número de clusters k .
- Escalado de variables (imprescindible).
- Métrica de distancia y tipo de enlace (en clustering jerárquico).

Para árbol de decisión:

- Profundidad máxima del árbol.
- Número mínimo de muestras por hoja.
- Criterio de división (varianza o Gini/entropía).

Conclusión:

Con solo 10 observaciones, el enfoque más adecuado es el aprendizaje no supervisado mediante clustering, que permite segmentar estaciones por nivel de riesgo de forma robusta. Como alternativa supervisada dentro del temario, un árbol de decisión permite estimar riesgo relativo de manera interpretable, siempre con un carácter exploratorio y operativo.