

Práctica 2 — Análisis del dataset Adult Income (Python)

Integrantes

- SEBASTIAN SERRENTINO MANGINO (Integrante 1)
- ALBERTO MOCHON (Integrante 2)

Repositorio: PENDIENTE

Vídeo: PENDIENTE

Fecha de generación: **2025-12-22**

1. Descripción del dataset

Trabajamos con el dataset **Adult Income** (UCI), cuyo objetivo es analizar qué variables socio-demográficas y laborales se asocian con la probabilidad de percibir ingresos **>50K**.

El dataset integrado contiene **48,842** registros. La variable objetivo es `income` (<=50K vs >50K). Distribución de clases: `<=50K` = **37,155** (76.07%), `>50K` = **11,687** (23.93%).

Este dataset resulta especialmente adecuado para un análisis estadístico y de ciencia de datos porque combina **variables numéricas y categóricas**, presenta **valores faltantes semánticos** (p. ej. `?`) y contiene **valores extremos** en variables financieras (p. ej. `capital_gain`, `capital_loss`). Estas características permiten aplicar de forma natural técnicas de integración, limpieza, validación, análisis supervisado y no supervisado, además de contrastes de hipótesis.

Estructura de variables (resumen):

- **Numéricas**: `age`, `fnlwgt`, `education_num`, `capital_gain`, `capital_loss`, `hours_per_week`.
- **Categóricas**: `workclass`, `education`, `marital_status`, `occupation`, `relationship`, `race`, `sex`, `native_country`.
- **Objetivo**: `income`.

Dado el desbalance aproximado 3:1, además de la accuracy se reportan métricas por clase (precision/recall/F1) y AUC.

Alcance del análisis: el objetivo del trabajo es **descriptivo y predictivo**, no causal. Por tanto, las asociaciones observadas no deben interpretarse como relaciones causa–efecto.

Uso del análisis no supervisado: las técnicas no supervisadas se emplean con fines **exploratorios**, para identificar patrones y estructura potencial en los datos, sin asumir grupos “reales” o interpretables a priori.

Fuente de datos (citación):

- Becker, B. & Kohavi, R. (1996). *Adult* [Dataset]. UCI Machine Learning Repository.
<https://doi.org/10.24432/C5XW20>

Nota ética y de uso: el dataset es de uso académico/público; el análisis se presenta con fines formativos. Se evita cualquier interpretación discriminatoria y no se realizan afirmaciones causales a partir de variables sensibles.

2. Integración y selección de los datos

Se integran los conjuntos train y test del Adult Income y se conservan las variables estándar del dominio

(edad, educación, horas, capital_gain/capital_loss y categóricas de contexto).

Resumen a simple vista (dataset integrado):

Variables numéricas — estadísticos básicos:

variable	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
age	48842	38.64	13.71	17	28	37	48	90
fnlwgt	48842	189664	105604	12285	117550	178144	237642	1.4904e+06
education_num	48842	10.08	2.57	1	9	10	12	16
capital_gain	48842	785.87	3827.24	0	0	0	0	41310
capital_loss	48842	86.14	394.38	0	0	0	0	2258
hours_per_week	48842	40.42	12.39	1	40	40	45	99

Variables categóricas — resumen de categorías:

variable	n_categorías	categoría_más_frecuente	frecuencia
workclass	9	Private	33906
education	16	HS-grad	15784
marital_status	7	Married-civ-spouse	22379
occupation	15	Prof-specialty	6172
relationship	6	Husband	19716
race	5	White	41762

3. Limpieza de los datos

3.1 Faltantes y/o valores perdidos

Faltantes reales (NaN) antes de la limpieza (top 5 por columna):

index	missing_count	missing_pct
age	0	0
workclass	0	0
fnlwgt	0	0
education	0	0
education_num	0	0

Faltantes semánticos antes de la limpieza (incluye '?', vacío y equivalentes) (top 5):

col	missing_count	missing_pct
occupation	2809	5.7512
workclass	2799	5.73072
native_country	857	1.75464
marital_status	0	0
education	0	0

Observaciones:

- La variable `occupation` concentra faltantes semánticos: **2809** registros (**5.75%** aprox.).
- La variable `workclass` concentra faltantes semánticos: **2799** registros (**5.73%** aprox.).
- La variable `native_country` concentra faltantes semánticos: **857** registros (**1.75%** aprox.).
- Este patrón sugiere que la ausencia de información no es uniforme y debe tratarse explícitamente para evitar sesgos.

4. Análisis y métricas

4.1 Supervisado y no supervisado

Modelo supervisado (Regresión logística): ROC-AUC = **0.9048**, Accuracy = **0.8529**.

Baseline (predecir siempre la clase mayoritaria): **0.7607**.

Para la clase `>50K` (positiva): Precision = **0.736**, Recall = **0.601**, F1 = **0.662**.

Interpretación: AUC alto indica buena discriminación; el recall moderado sugiere que el modelo pierde parte de los casos `>50K`, fenómeno consistente con el desbalance.

Matriz de confusión (test): TN=8658, FP=631, FN=1165, TP=1757.

No supervisado (PCA+KMeans): muestra $n = 800$, $k = 2$, silhouette = 0.4118.

Interpretación: el clustering es exploratorio y depende del muestreo; no se extraen conclusiones predictivas fuertes sin validación de estabilidad.

4.2 Contraste de hipótesis

Contraste entre grupos de `income` sobre `hours_per_week` usando **Mann–Whitney U** (prueba no paramétrica, no requiere normalidad).

Medias: $<=50K = 38.84$, $>50K = 45.45$. Medianas: $<=50K = 40.00$, $>50K = 40.00$.

p-value = $< 1e-300$.

Como medida complementaria de magnitud, se estima mediante bootstrap el IC 95% para la **diferencia de medias** ($>50K - <=50K$): $[6.39, 6.86]$. El test Mann–Whitney U contrasta diferencias de ubicación/distribución, no específicamente de medias.

Interpretación: evidencia estadística fuerte de diferencias entre grupos; esto indica asociación, no causalidad.

5. Representación de resultados

5.1 Vista previa del dataset limpio

Muestra estratificada (3 filas de `<=50K` y 2 filas de `>50K`):

age	workclass	education	hours_per_week	capital_gain	capital_loss	income
39	State-gov	Bachelors	40	2174	0	<=50K
50	Self-emp-not-inc	Bachelors	13	0	0	<=50K
38	Private	HS-grad	40	0	0	<=50K
52	Self-emp-not-inc	HS-grad	45	0	0	>50K
31	Private	Masters	50	14084	0	>50K

5.2 Métricas del modelo supervisado

Tabla resumida (precision/recall/F1/support):

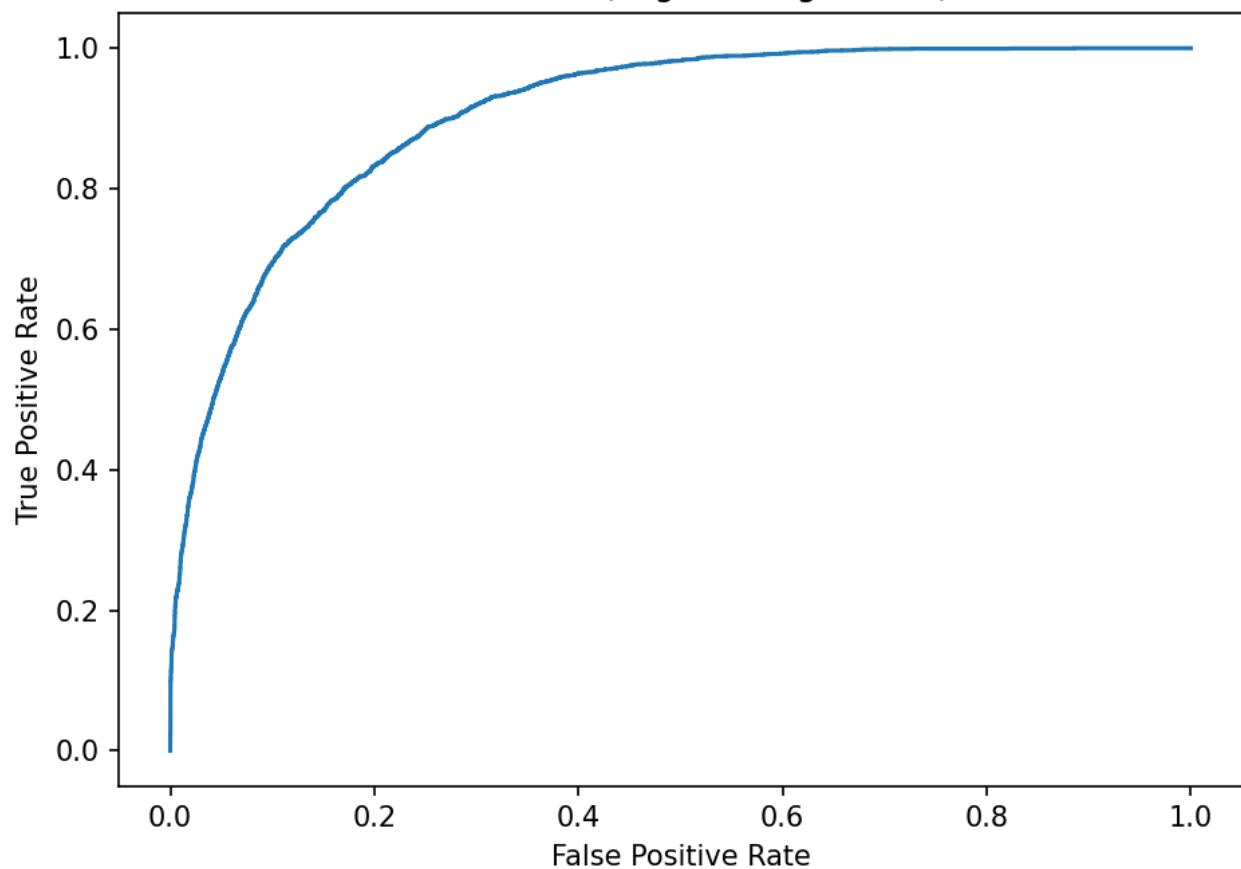
	precision	recall	f1-score	support
0	0.881401	0.93207	0.906028	9289
1	0.735762	0.6013	0.66177	2922
macro avg	0.808581	0.766685	0.783899	12211
weighted avg	0.846551	0.852919	0.847579	12211

5.3 Gráficos generados

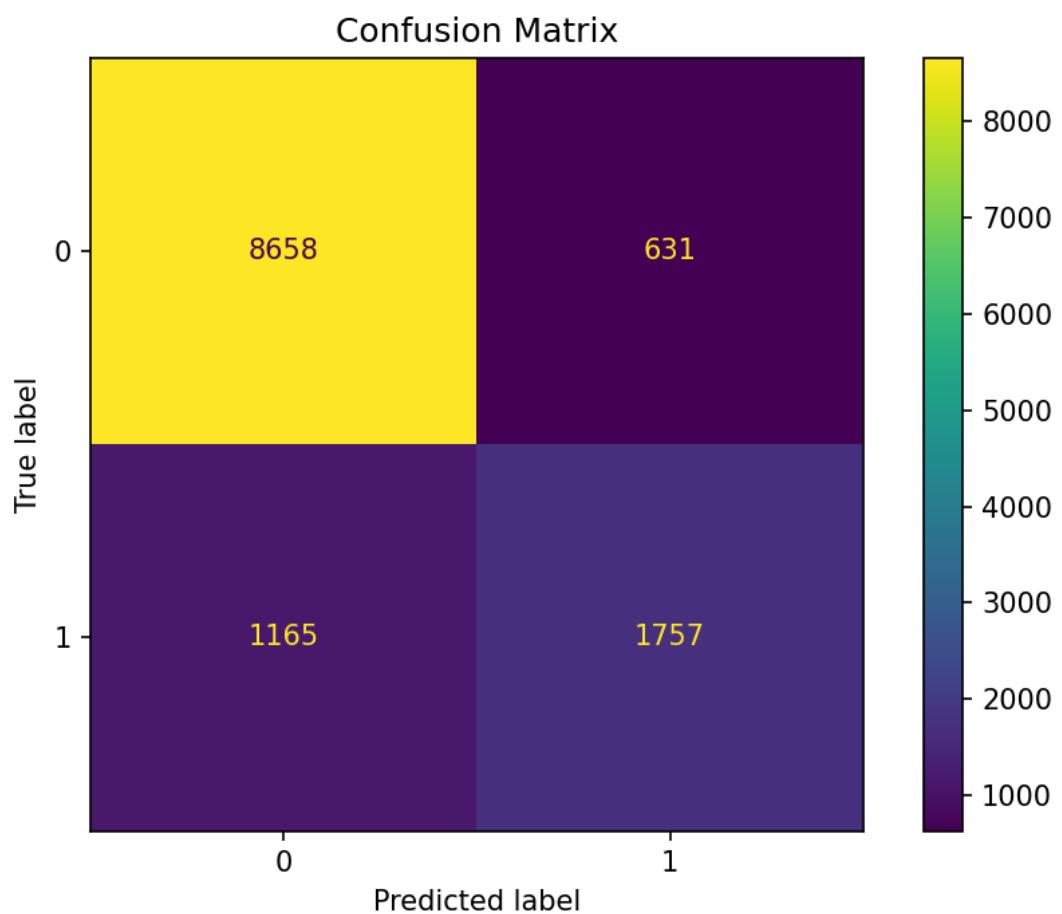
Se incluyen las figuras principales del análisis:

ROC Curve

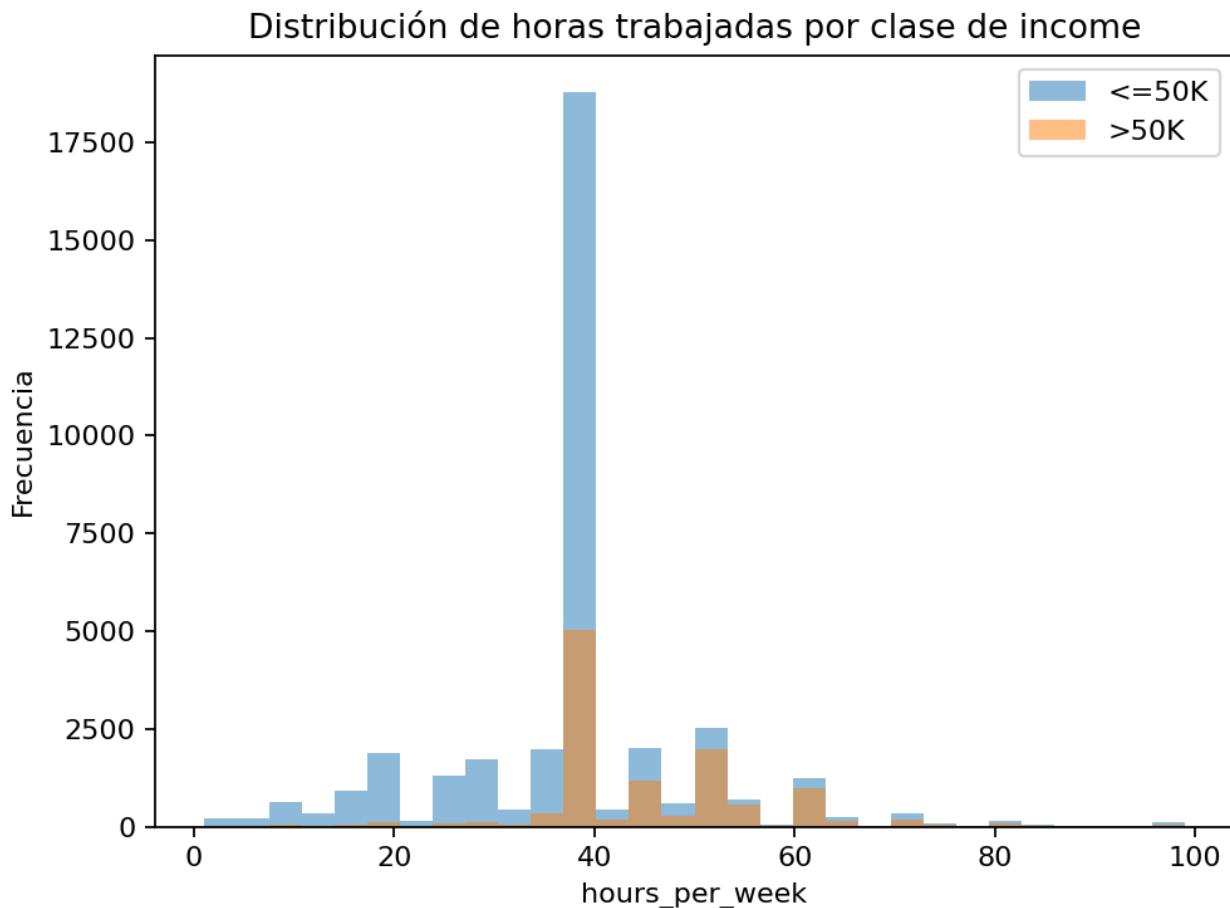
ROC Curve (Logistic Regression)



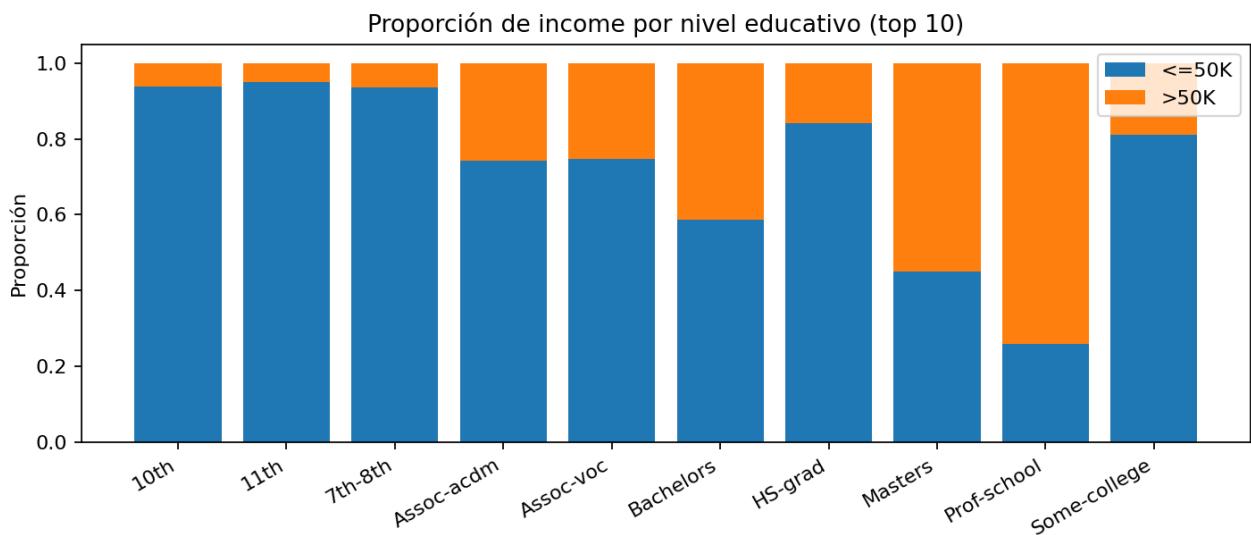
Matriz de confusión



Distribución de `hours_per_week` por clase



Proporción de `income` por nivel educativo (top 10)



6. Conclusiones

A partir del proceso de limpieza y del análisis posterior, se obtienen las siguientes conclusiones principales:

- **Calidad del dato y limpieza**: la presencia de faltantes semánticos (`?`) se concentra en variables específicas (p. ej., `occupation`, `workclass`, `native_country`), por lo que tratarlas explícitamente mejora la

consistencia del análisis y evita perder filas.

- **Valores extremos**: variables como `capital_gain` y `capital_loss` presentan colas largas; la winsorización permite estabilizar el análisis sin eliminar observaciones.

- **Modelo supervisado**: el clasificador logra un desempeño global sólido (ROC-AUC = **0.9048**, accuracy = **0.8529**), superando claramente el baseline de clase mayoritaria. Sin embargo, la recuperación de la clase `>50K` (recall = **0.601**) es moderada, coherente con el desbalance.

- **Contraste de hipótesis**: se observan diferencias consistentes entre grupos en `hours_per_week`. La diferencia de medias estimada es aproximadamente **6.61** horas/semana (IC 95% bootstrap: **[6.39, 6.86]**), con evidencia estadística muy fuerte.

- **Modelo no supervisado (exploratorio)**: con PCA + KMeans (k=2) se obtiene un silhouette \approx **0.412**, lo que sugiere cierta separación estructural en los datos, sin implicar necesariamente grupos "reales" o interpretables.

Limitaciones: este análisis es observacional; los resultados describen asociaciones y capacidad predictiva, pero no permiten afirmar causalidad. El clustering se interpreta como exploratorio.

Respuesta al problema planteado: en términos descriptivos y predictivos, los resultados **sí permiten** abordar la pregunta propuesta: se observan asociaciones consistentes entre variables del perfil socio-laboral y el nivel de ingresos, y el modelo supervisado logra discriminar adecuadamente la clase `>50K` (AUC alto) respecto al baseline.

7. Código

El código fuente se encuentra en `src/`. Para ejecutar el pipeline: `python -m src.run_all`.

8. Vídeo

Enlace al vídeo (Google Drive UOC): PENDIENTE

Tabla de contribuciones

Contribuciones	Firma
Investigación previa	SS, AM
Redacción de las respuestas	SS, AM
Desarrollo del código	SS, AM
Participación en el vídeo	SS, AM