

Práctica 2 — Análisis del dataset Adult Income (Python)

****Integrantes****

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

****Repositorio****: <https://github.com/sserrentino-uoc/PRACT2.git>

****Vídeo****: https://drive.google.com/drive/folders/1dk2uFpQxzli5zU93pwyTc5IT9NIQDO-h?usp=drive_link

Fecha de generación: ****2025-12-24****

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: $\leq 50K = \mathbf{**38.84**}$, $> 50K = \mathbf{**45.45**}$. Medianas: $\leq 50K = \mathbf{**40.00**}$, $> 50K = \mathbf{**40.00**}$.

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

Como medida complementaria de magnitud, se estima mediante bootstrap el IC 95% para la ****diferencia de medias**** ($> 50K - \leq 50K$): ****[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 ` $\leq 50K$ ` y 2 filas de ` $> 50K$ `):

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

5.2 Métricas del modelo supervisado

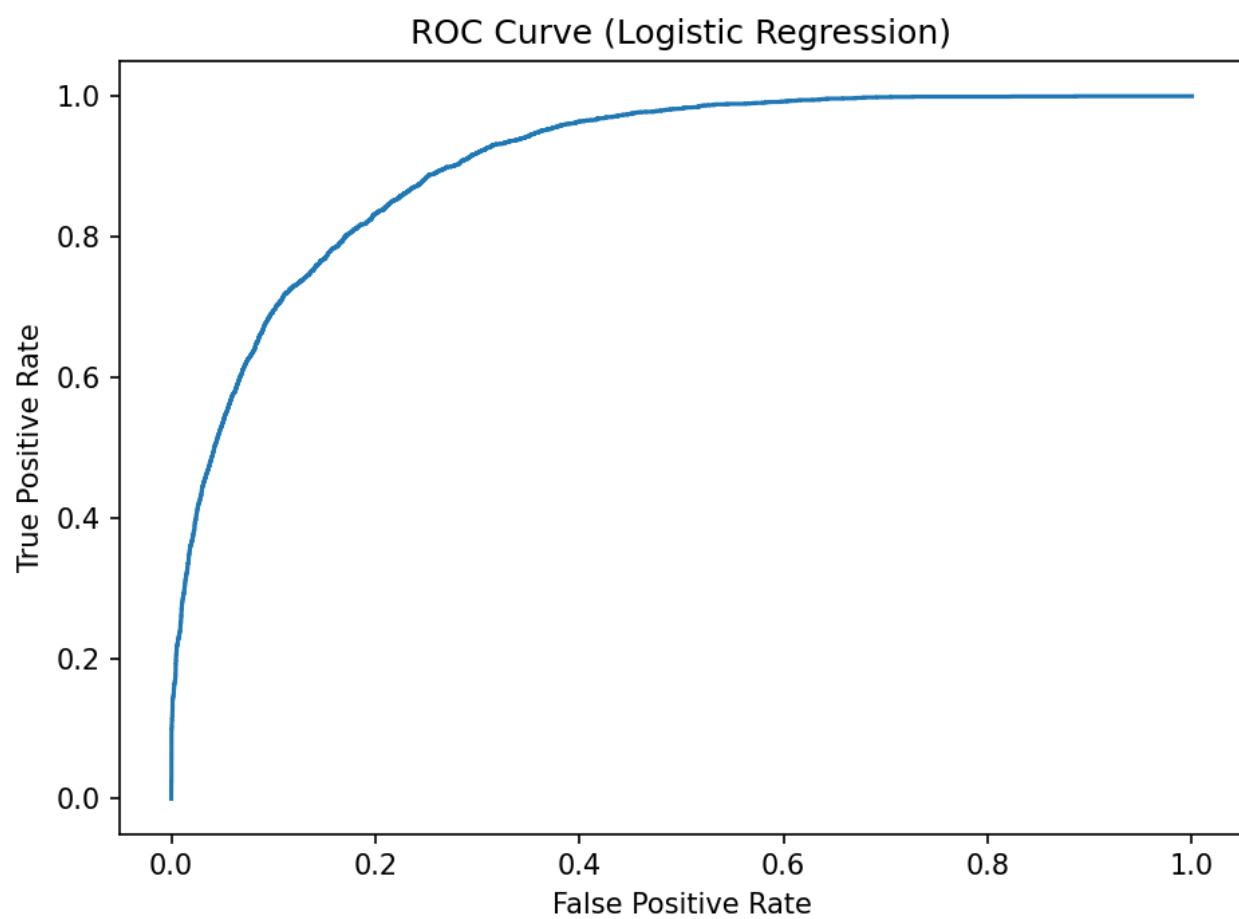
Tabla resumida (precision/recall/F1/support):

	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

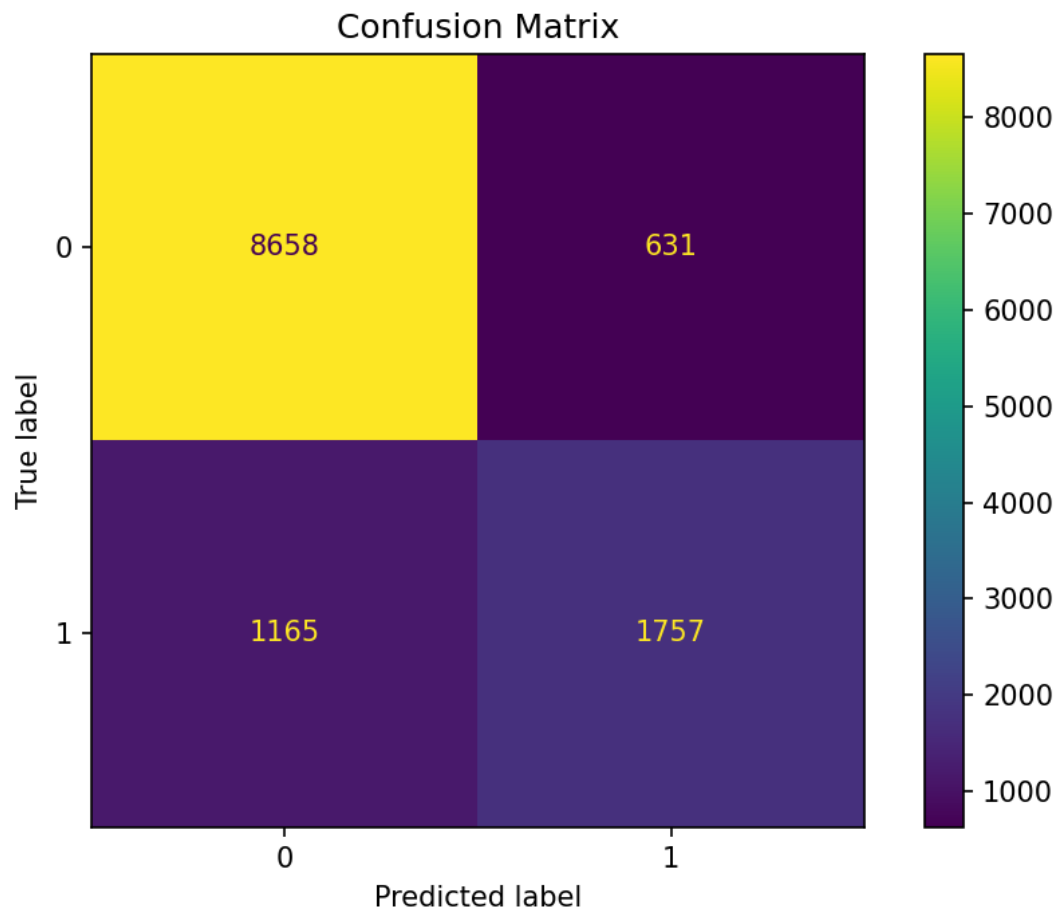
5.3 Gráficos generados

Se incluyen las figuras principales del análisis:

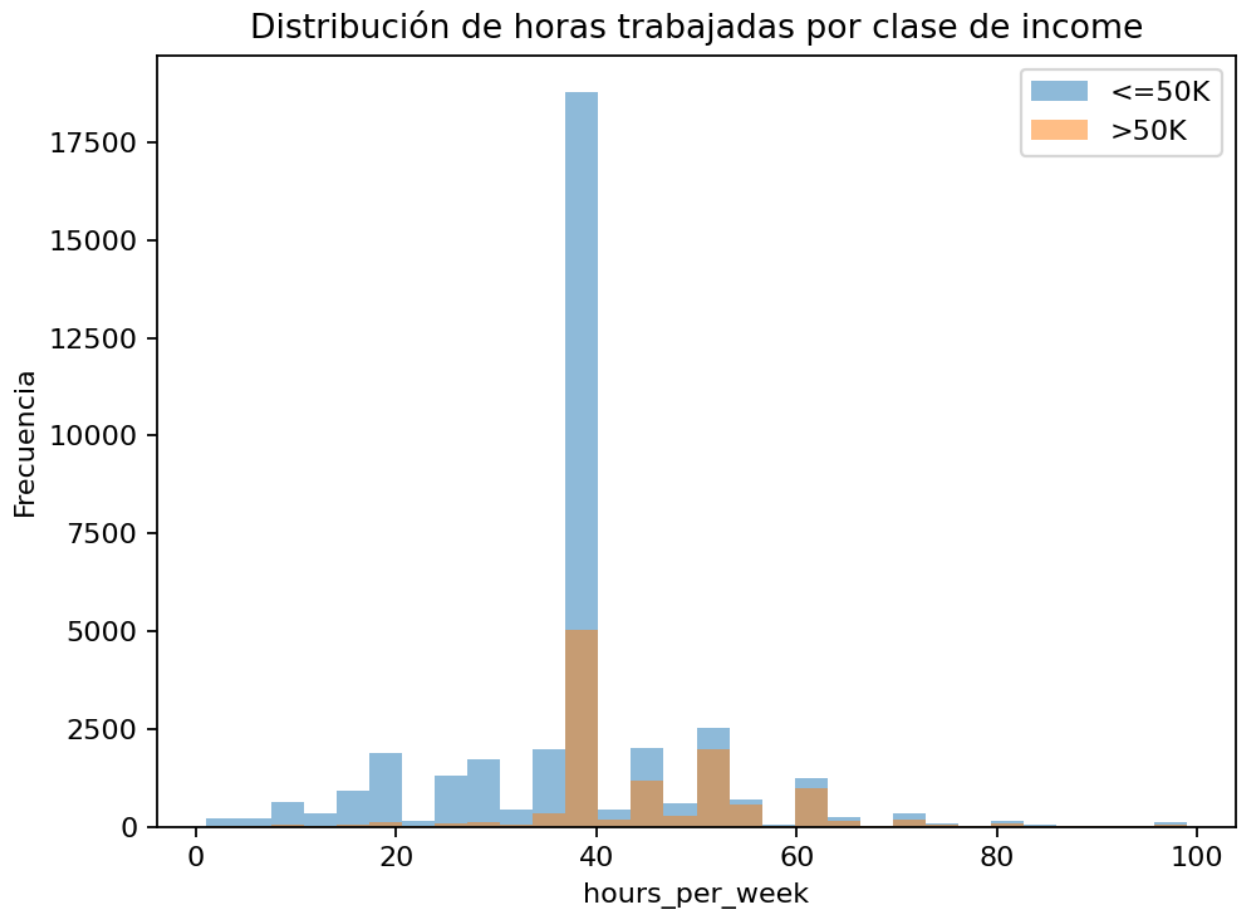
****ROC Curve****



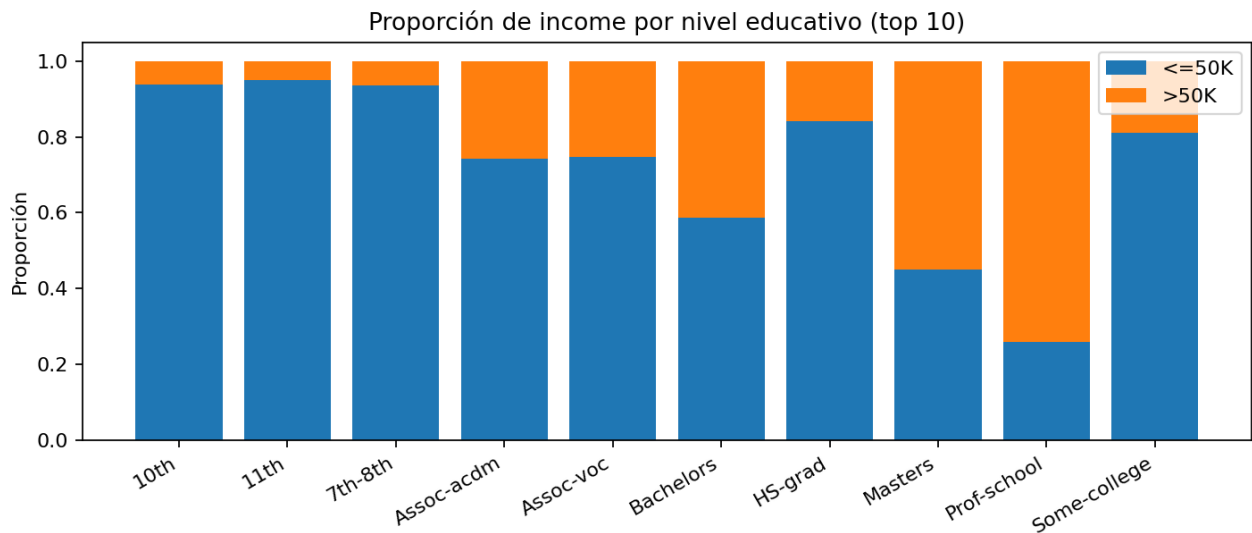
****Matriz de confusión****



****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):

https://drive.google.com/drive/folders/1dk2uFpQxzli5zU93pwyTc5IT9NIQDO-h?usp=drive_link

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