

Análisis de Campañas de Marketing Bancario

Trabajo Final – Data Science2

Ferino Guillermo | Comisión 75690

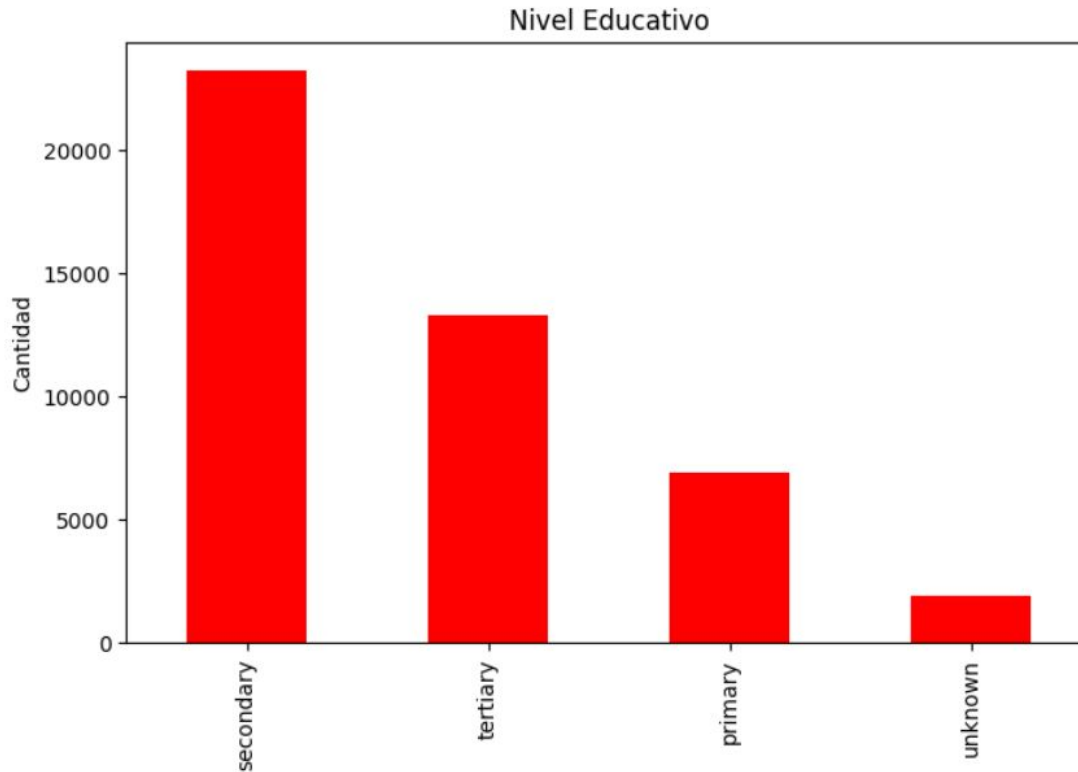
Abstracto

- Se analiza un conjunto de datos proveniente de campañas de marketing de una entidad bancaria portuguesa. El objetivo es predecir la aceptación de un producto financiero basándose en características del cliente como educación y saldo bancario.

Hipótesis del Proyecto

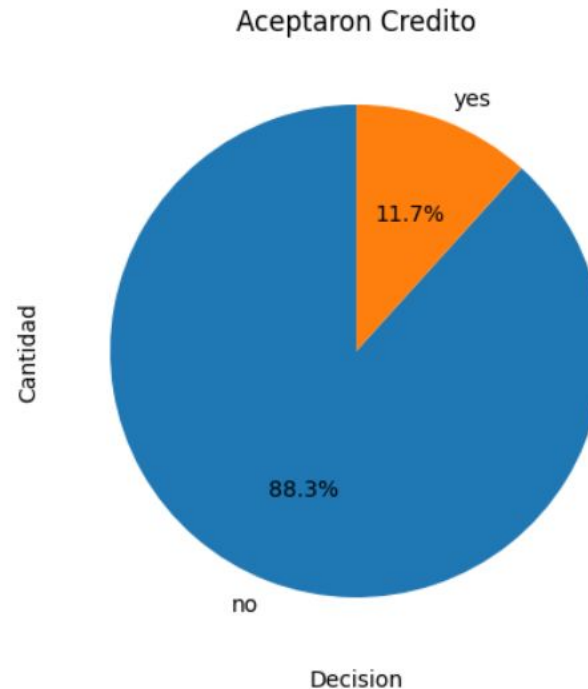
- ¿Es posible predecir si un cliente aceptará la oferta de un depósito a plazo según sus características personales y financieras?
- Variables clave: nivel educativo, saldo bancario, resultado de campaña previa.

Exploración de Datos



- - Nivel educativo predominante: Secondary (23.202 clientes)

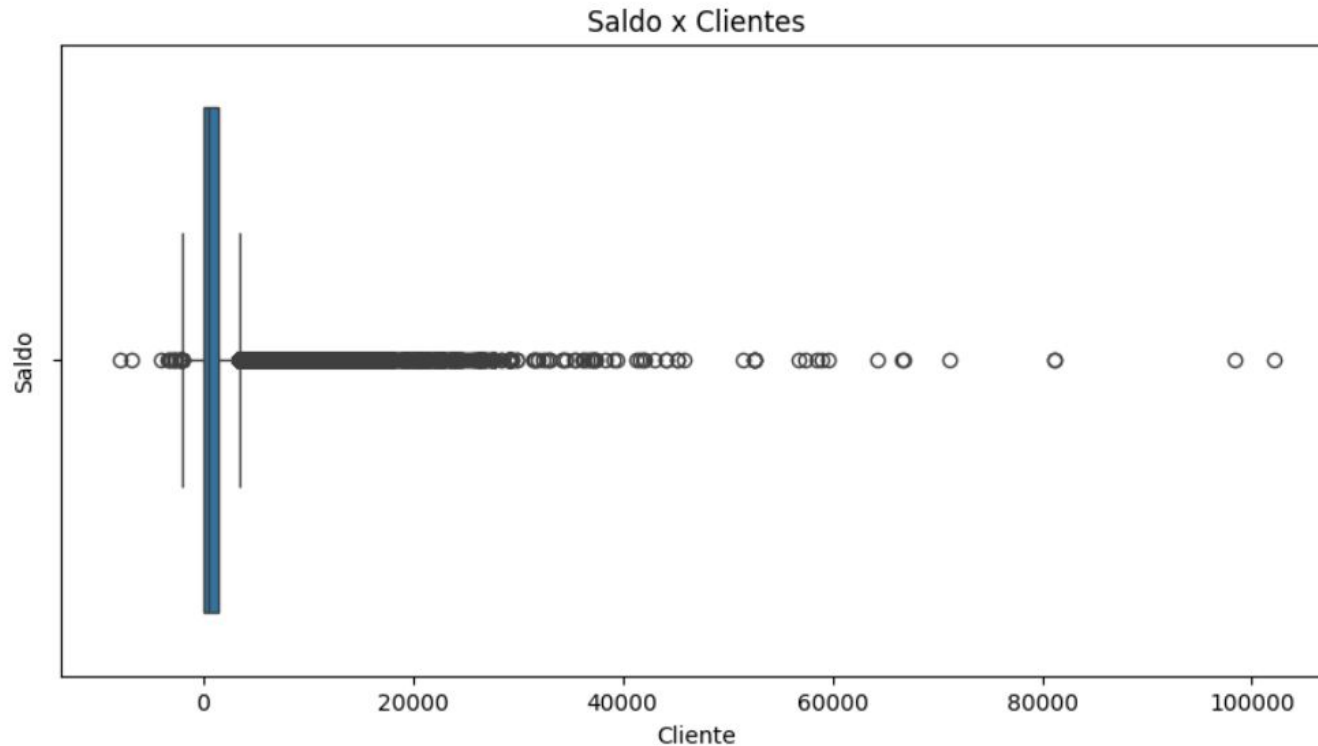
Exploración de Datos



- Alta proporción de rechazos: 39.922 clientes dijeron 'No'

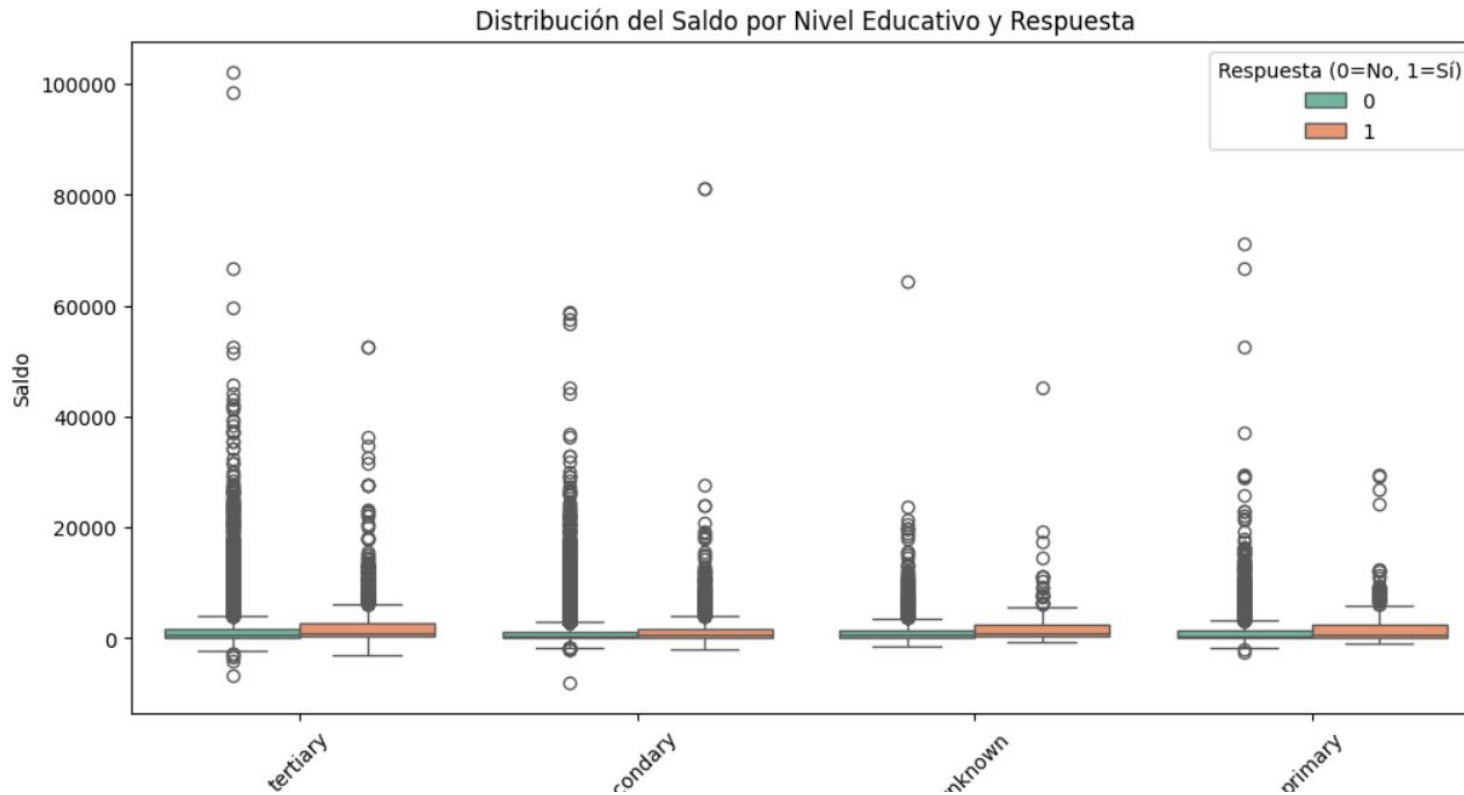


Exploración de Datos



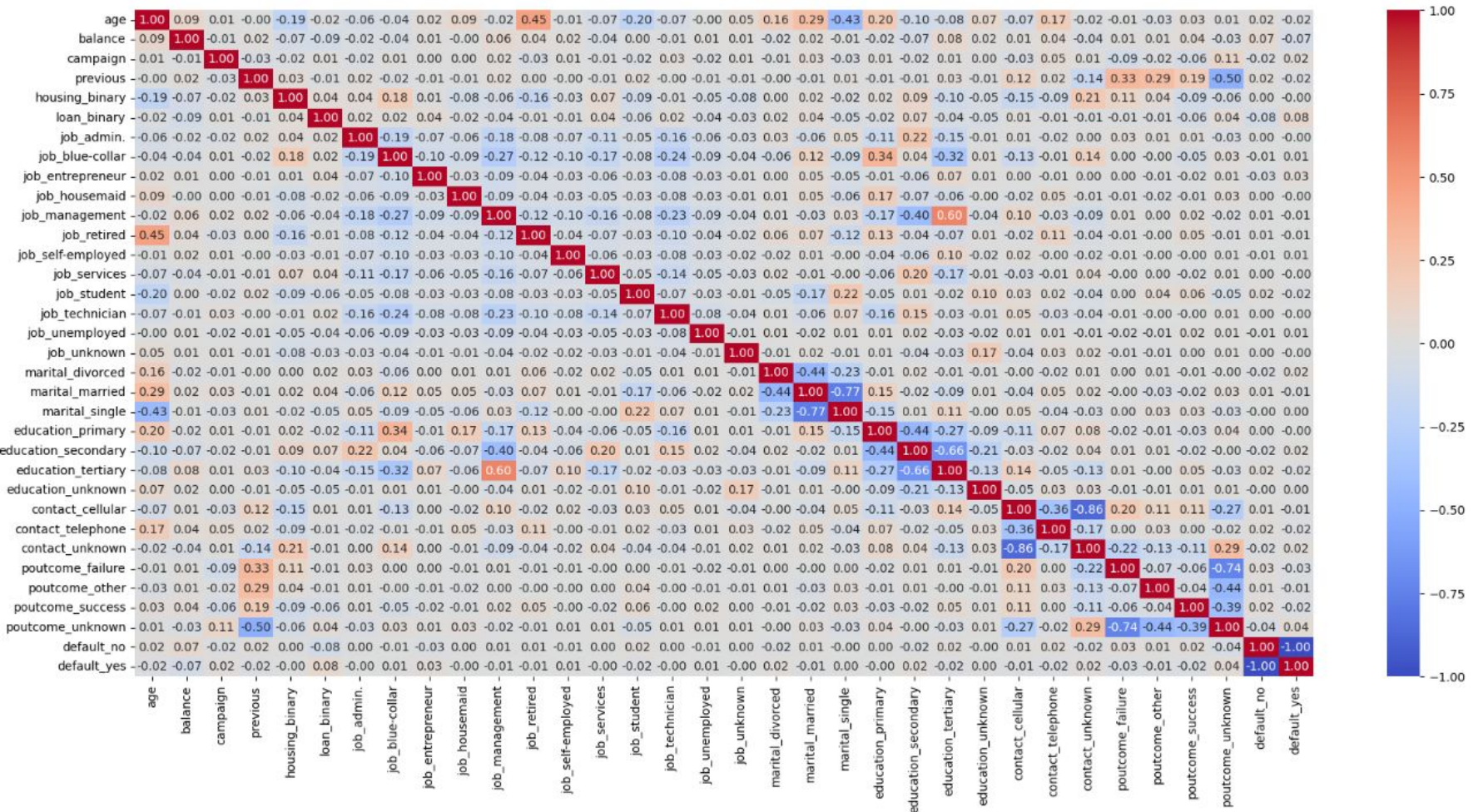
- - Saldo bancario mayoritariamente en 0€, aunque hay casos con >100.000€

Visualizaciones Realizadas



- Distribución de aceptación por nivel educativo mas saldo en cuenta.

Visualizaciones Realizadas



Insights Relevantes

- - Clientes con educación 'Tertiary' muestran mayor aceptación relativa.
- - La mayoría con educación 'Secondary' tiene saldo nulo.
- - Clientes con saldo muy alto no necesariamente aceptan la oferta.
- - La variable 'balance' tiene alta dispersión, con mediana en 0.

Modelado Predictivo

- - Se entrenaron modelos de clasificación:
 - • Regresión logística
 - • Árbol de decisión
 - • Random Forest
- - Evaluación con métricas de precisión, recall y F1 score.

Conclusiones

- - La educación y el saldo bancario son buenos predictores iniciales.
- - El modelo ayuda a identificar segmentos de alta conversión.
- - Este enfoque puede mejorar la eficiencia de futuras campañas.
- Se podría sumar al análisis ver la actividad y el estado civil de las personas.

En cuanto a la pregunta:

¿Es posible predecir si un cliente aceptará la oferta de un depósito a plazo según sus características personales y financieras?

1) Metodología Utilizada para aceptar o contradecir la misma. Se aplicaron dos modelos de Machine Learning en un primer entregable (MVP):

A) DecisionTreeClassifier B) KNeighborsClassifier

2) El proceso incluyó las siguientes etapas: Limpieza, transformación y extracción de datos Separación del dataset en X_train/X_test y y_train/y_test Entrenamiento y evaluación de los modelos Análisis de resultados a través de métricas como accuracy, F1-score y curva ROC-AUC.

3) A) Resultados Obtenidos DecisionTreeClassifier Train: Accuracy: 0.90 Curva ROC-AUC: 0.605

Test: Accuracy: 0.89 Curva ROC-AUC: 0.576

3) B) KNeighborsClassifier Train: Accuracy: 0.90 Curva ROC-AUC: 0.598

Test: Accuracy: 0.88 Curva ROC-AUC: 0.534

Conclusion : Si bien siendo MVP los procesos permite sentar las bases para futuros analisis. Sin embargo, es necesario trabajar sobre el desbalance de clases y probar otros algoritmos y técnicas de optimización para mejorar la capacidad de los modelos para identificar clientes que sí aceptan el producto.

Entonces con esta información NO ES POSIBLE Predecir si un cliente va a aceptar o no el producto ofrecido , apenas supera el azar, especialmente en el caso de KNeighborsClassifier. Consideramos que sumar mas informacion y tener mas casos posibles mejoraria este proceso de toma de decisiones.