Bank Marketing

Link al repositorio del proyecto.

Objetivo

Los datos están relacionados con campañas de marketing directo (llamadas telefónicas) de una institución bancaria portuguesa. El objetivo de la clasificación es predecir si el cliente suscribirá o no a un depósito a plazo (variable y).

❖ Índice

Análisis exploratorio de datos

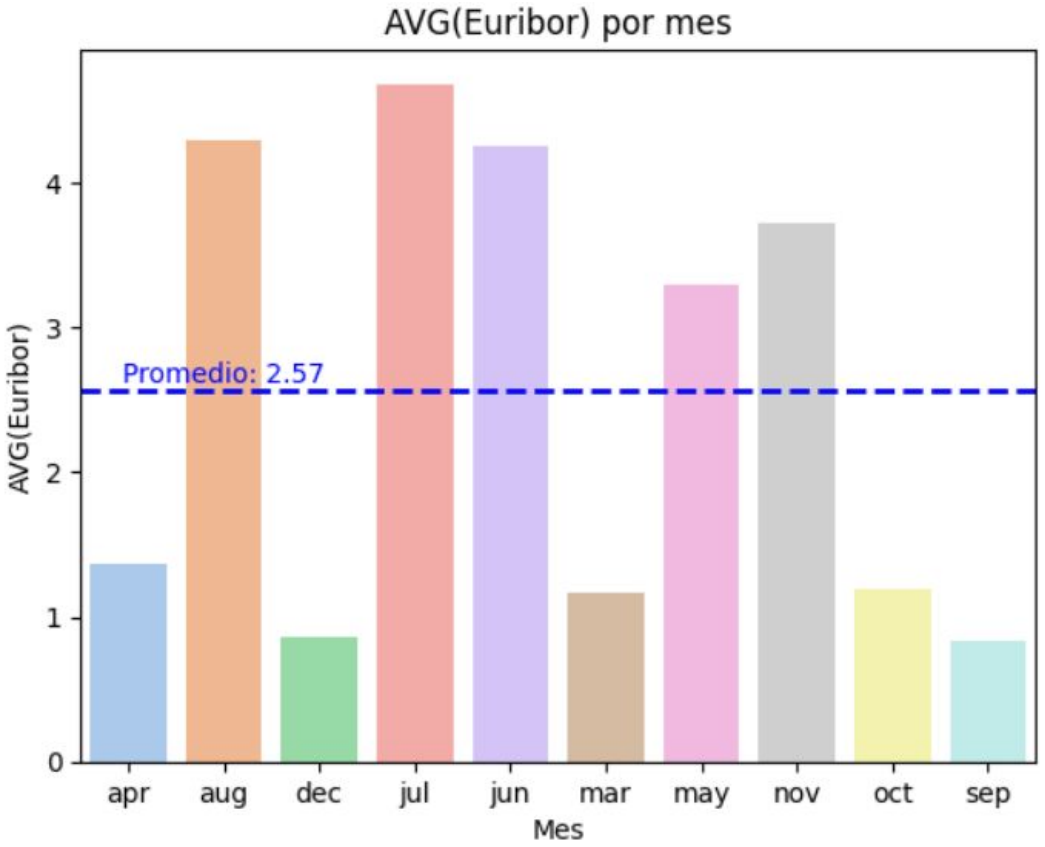
Obs:

Veremos las visualizaciones e insights **más destacados,** los cuales surgieron como resultado del EDA.

EDA

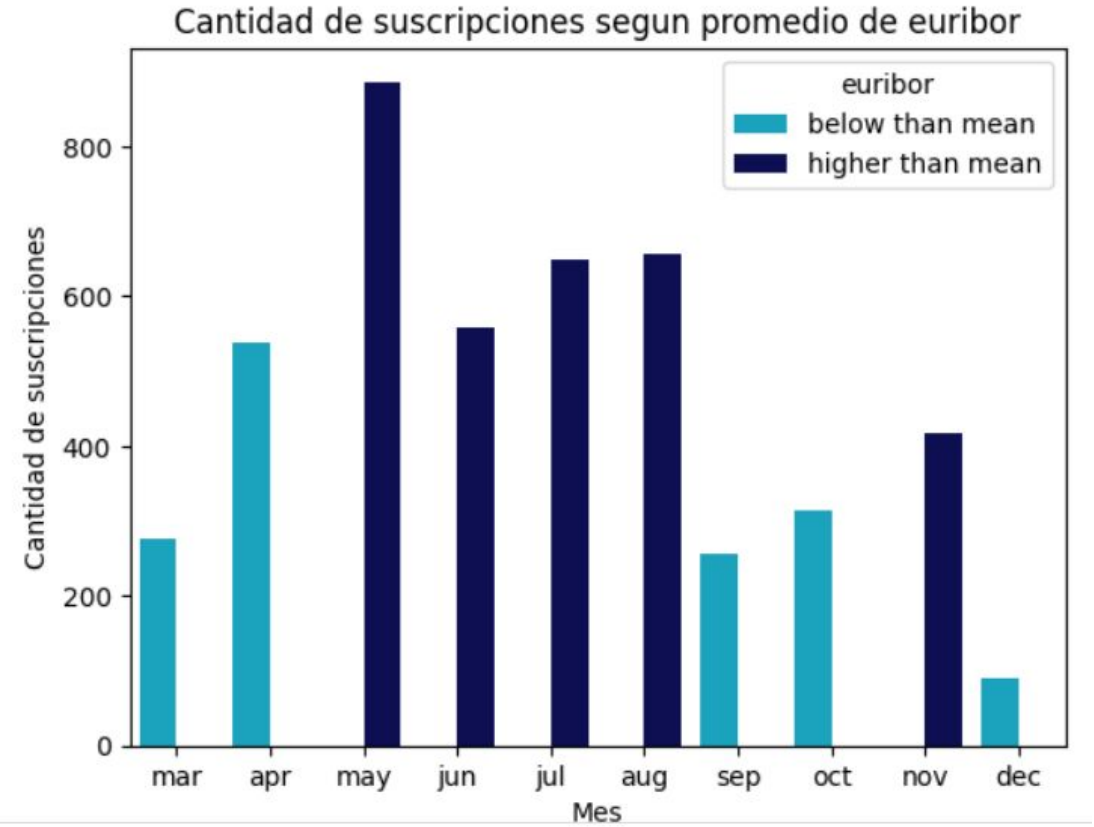
Datos continuos

Euribor3m



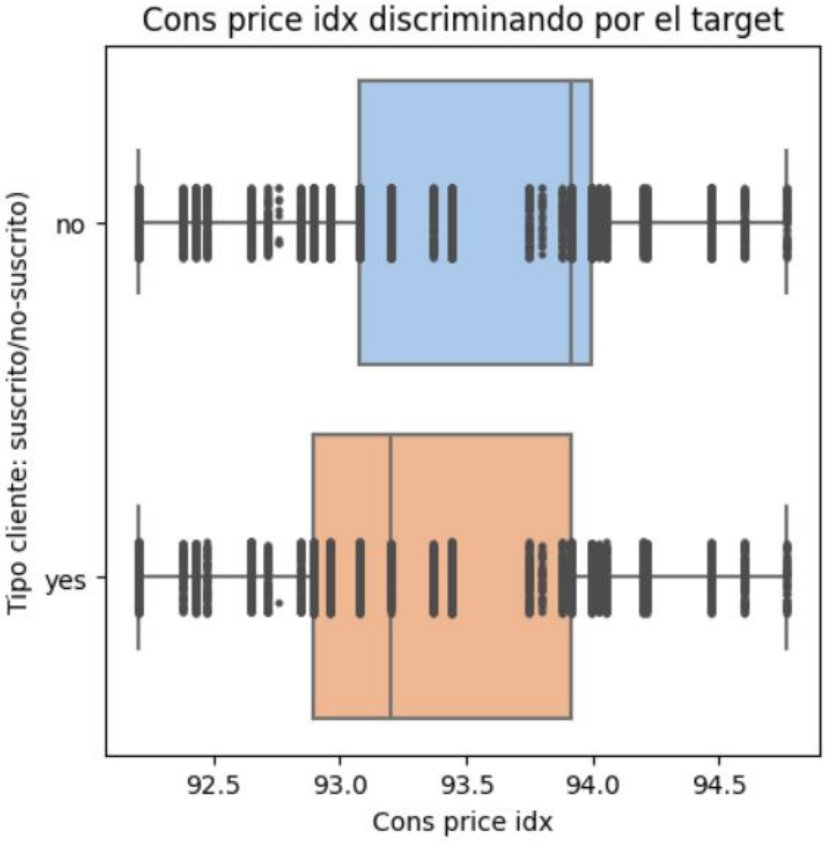
- Hay ciertos meses que poseen un promedio de “euribor3m” **menor** a la media y otros donde el promedio es **mayor** a la media.

Cantidad suscripciones y promedio de euribor3m por mes



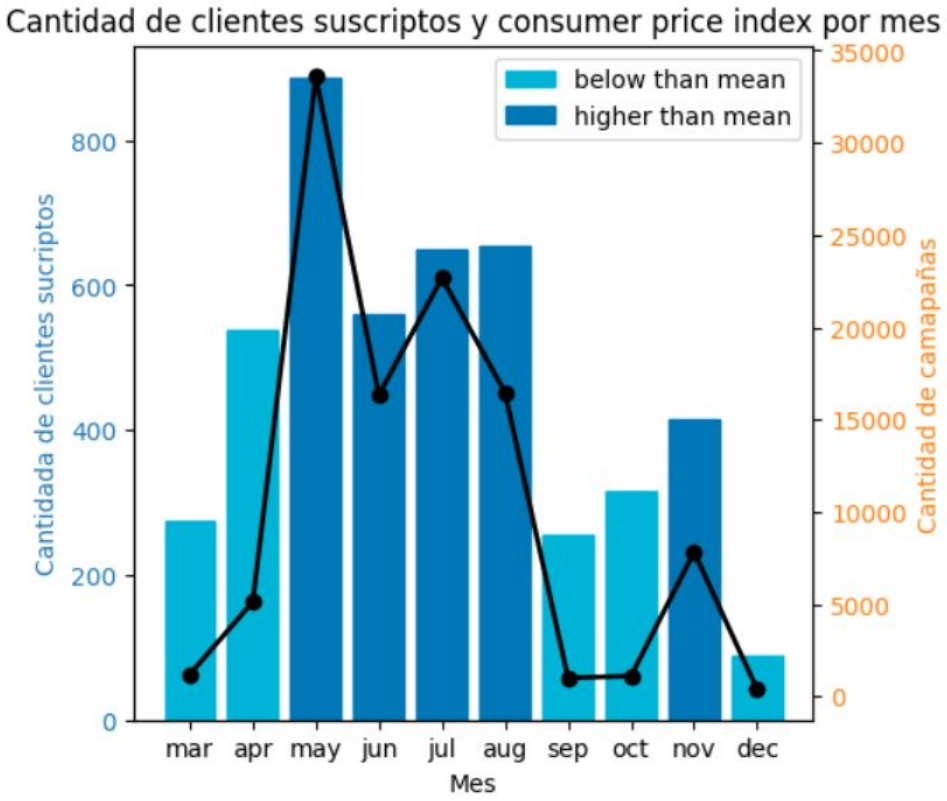
- Los meses que tienen un euribor mayor a la media tuvieron más cantidad de suscripciones.
  - Tiene sentido pensar que al haber una tasa mayor de interes haya más cantidad de suscripciones.

Cons price idx



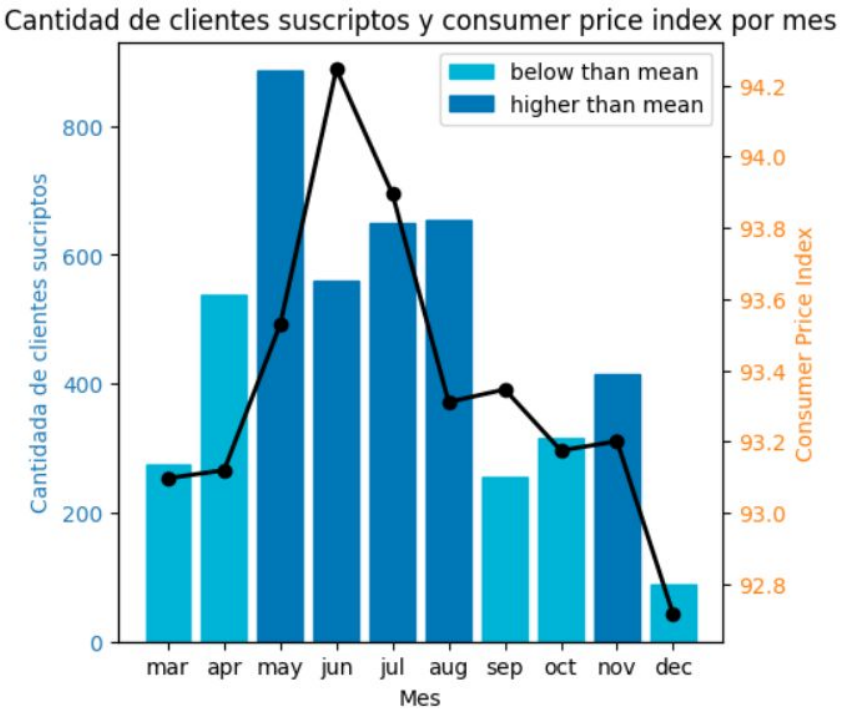
- Hay una diferencia en la media de dicha variable en clientes suscriptos vs clientes no-suscritos.

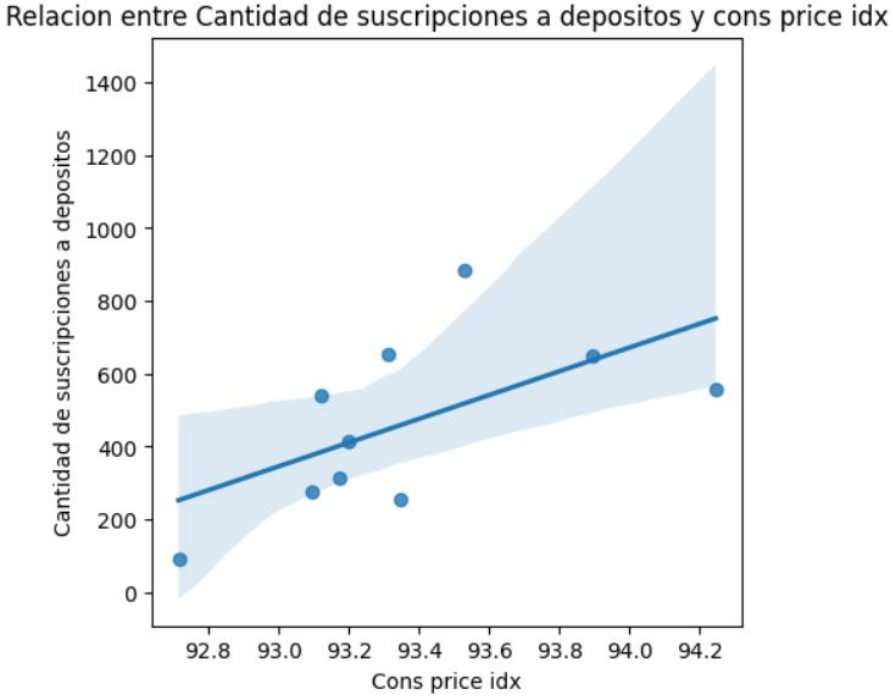
Cantidad de campañas discriminando según euribor3m



- Los meses que más clientes suscriptos hubo se correlaciona con la cantidad de campañas que se hicieron.

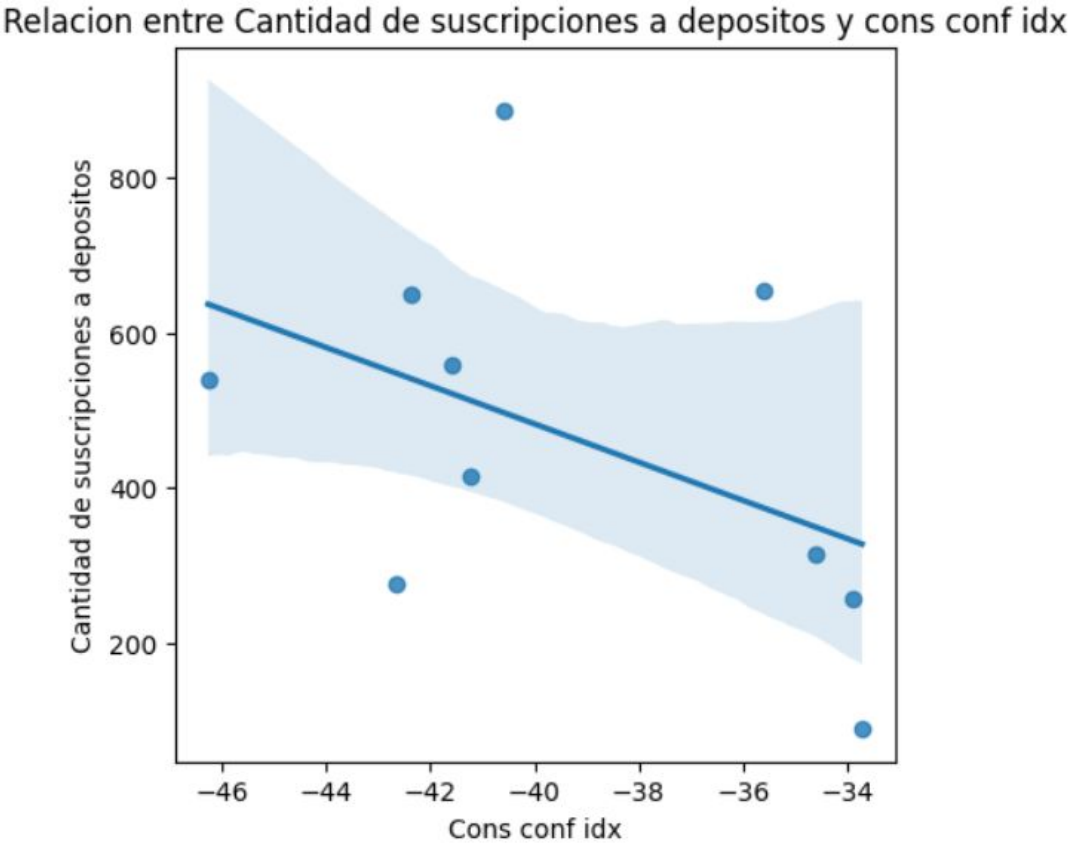
Cons price idx discriminando por euribor3m





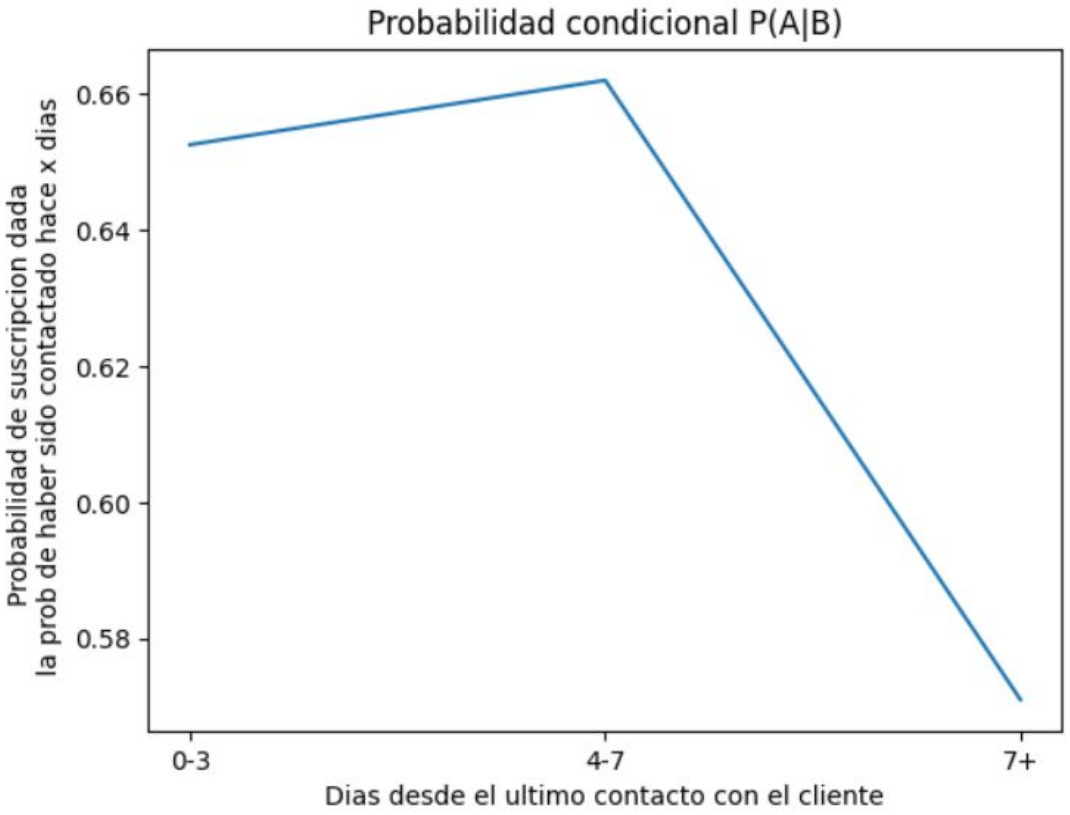
- Los meses con más suscripciones tuvieron un valor más alto de consumer price index, pareciera haber cierta relación lineal entre la cantidad de suscripciones y el valor de cons price idx.

Cons conf idx



- Se aprecia cierta relación negativa entre cons conf idx y la cantidad de clientes suscriptos.

Pdays

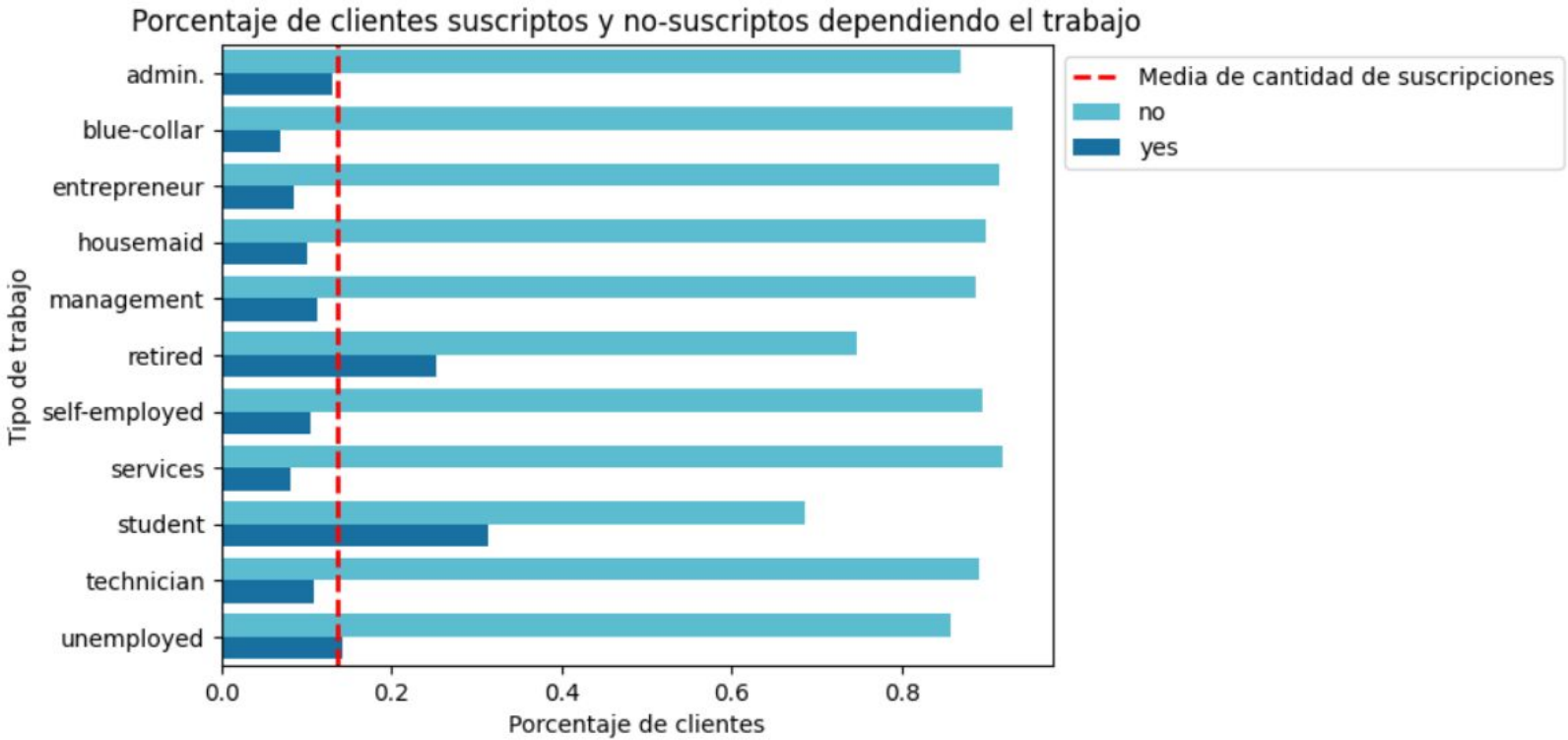


- La probabilidad condicional de suscripción es mayor cuando el cliente tuvo un contacto recientemente.

EDA

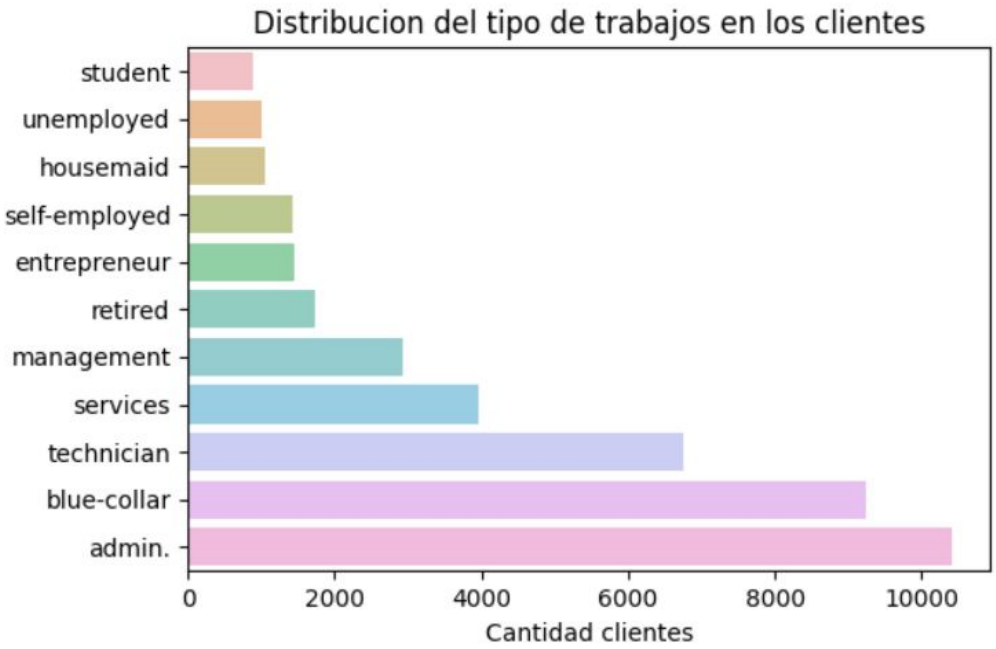
Datos categóricos

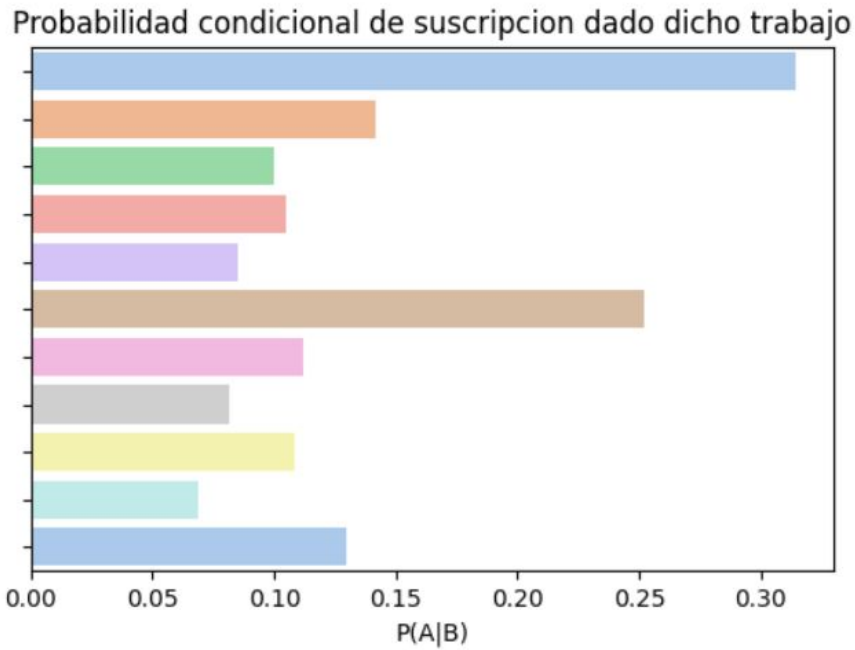
Job y porcentaje de no-subs/subs



- Existen 2 labels que presentan una mayor cantidad de clientes suscriptos (student y retired).

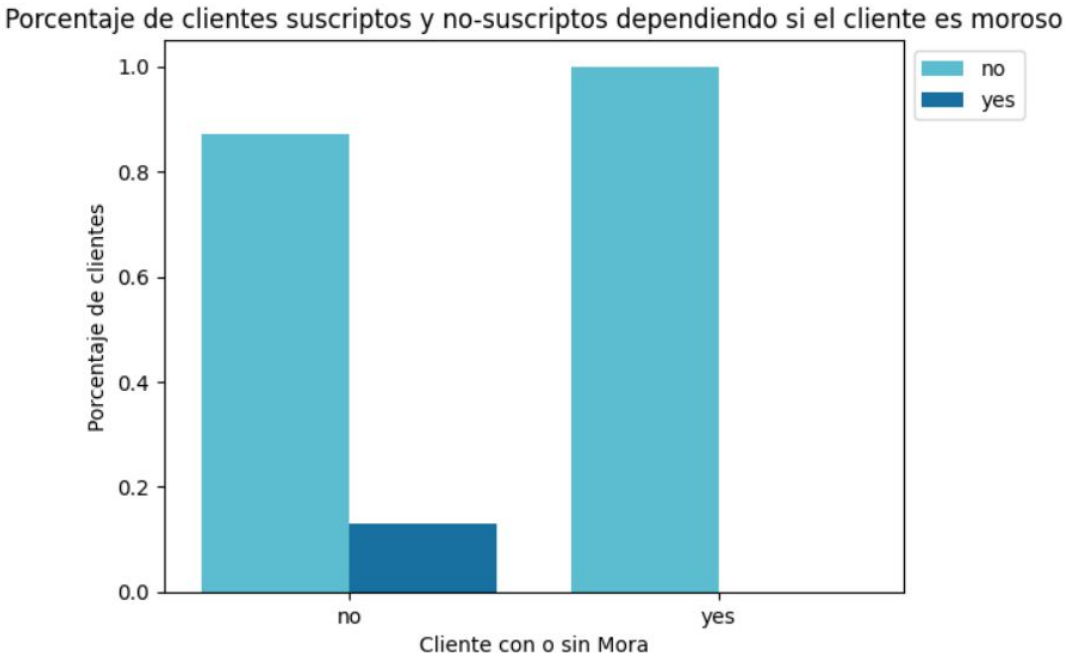
Job y probabilidad condicional de suscripción





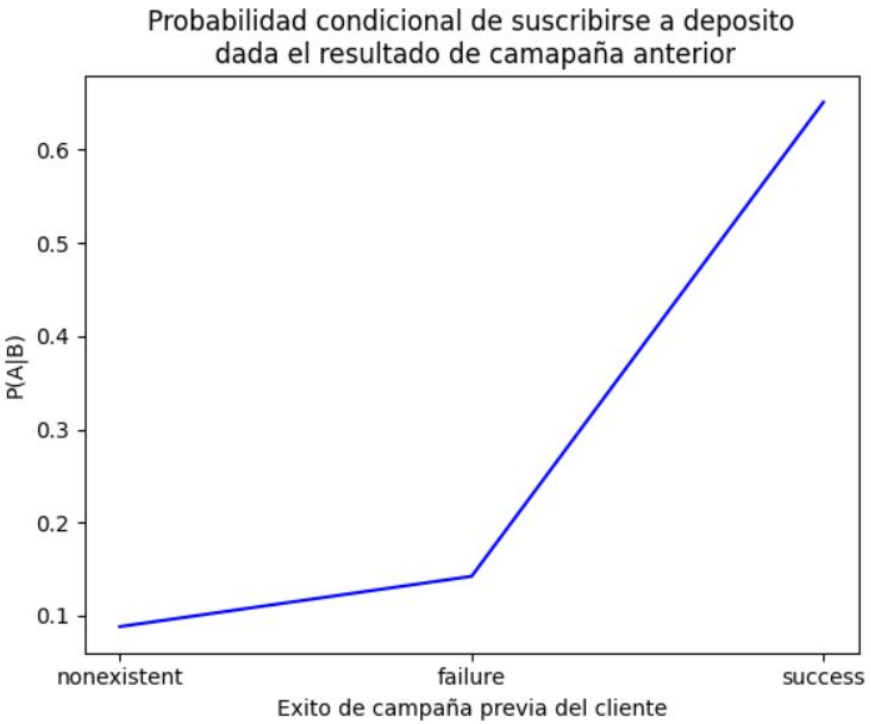
- Pareciera ser que la probabilidad condicional de suscripción depende del trabajo del cliente.

Default (clientes moroso vs no-moroso)



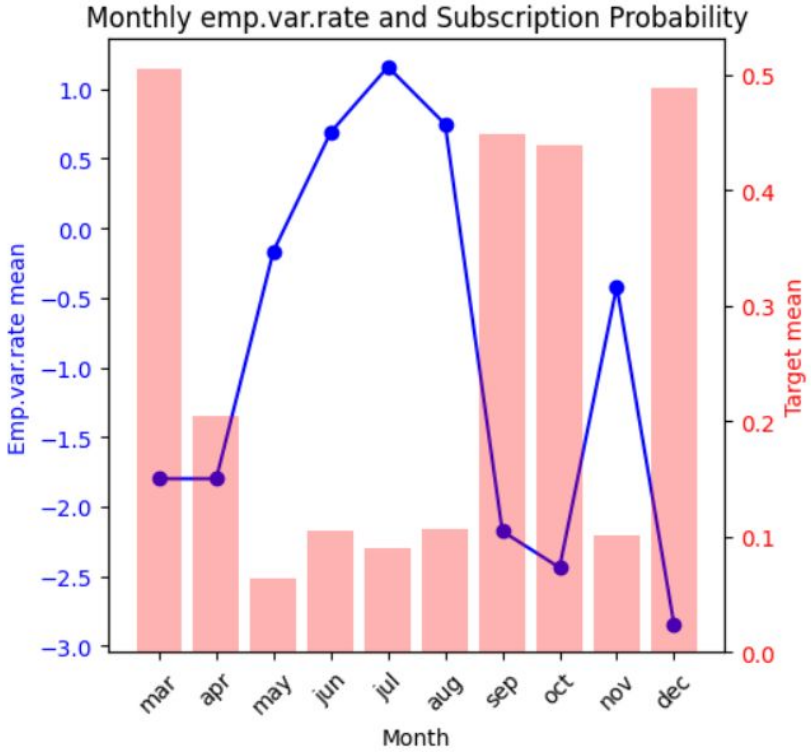
- Los clientes que presentan deudas **no se suscriben a los depósitos**.

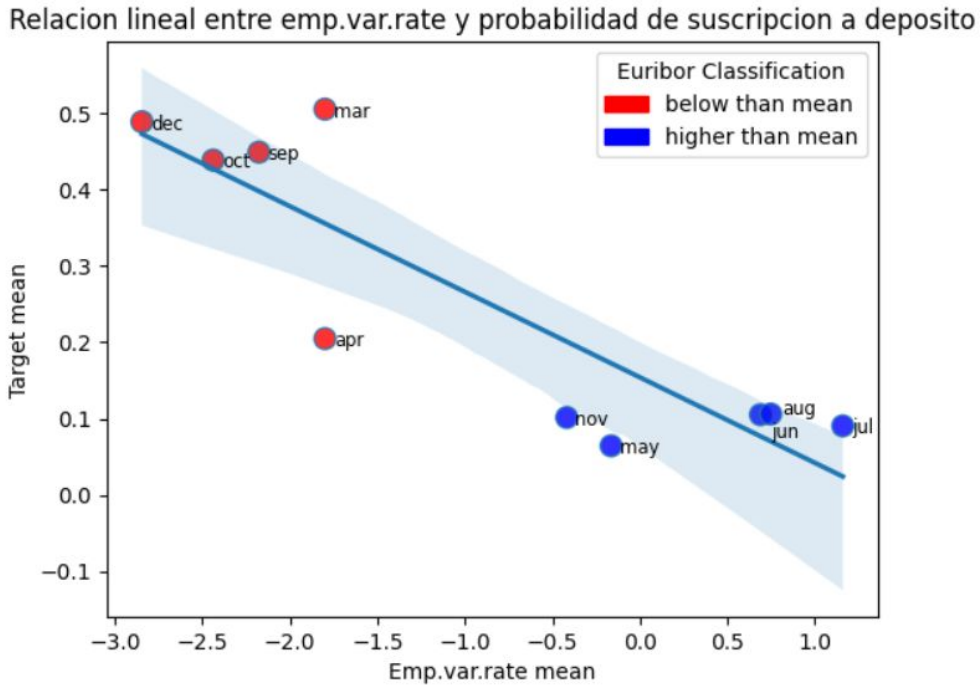
Poutcome



- La **probabilidad condicional** de suscripción **es** considerablemente **mayor dependiendo si el cliente se suscribio** a depósitos **en campañas anteriores.**

Emp var rate





- Vemos una relación lineal negativa entre la cantidad de suscripciones y el valor promedio por mes de emp var rate.

Modelos de clasificación

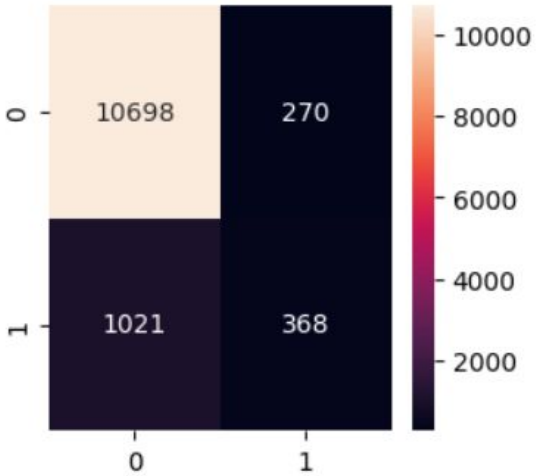
Obs:

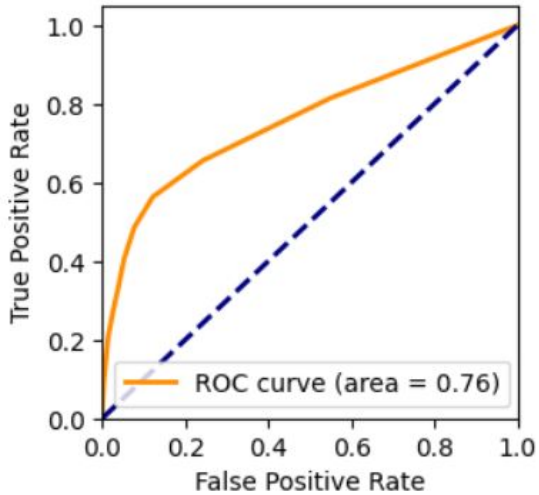
Veremos los distintos modelos de clasificación conjunto sus métricas.

KNN.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.98	0.94	10968
1	0.58	0.26	0.36	1389
accuracy			0.90	12357
macro avg	0.74	0.62	0.65	12357
weighted avg	0.88	0.90	0.88	12357

Precisión (KNeighbors): 0.8955248037549567



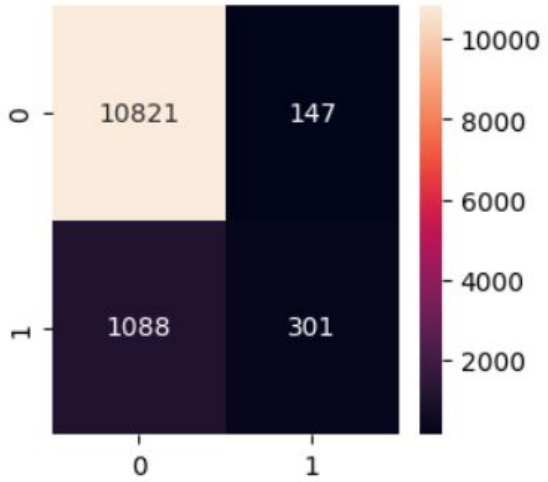


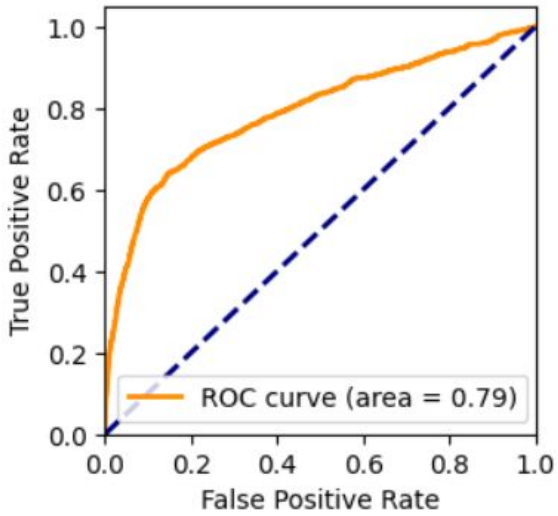
- Vemos muy buenas métricas a la hora de predecir los clientes que **NO** se suscriben a los depósitos.

RF.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.99	0.95	10968
1	0.67	0.22	0.33	1389
accuracy			0.90	12357
macro avg	0.79	0.60	0.64	12357
weighted avg	0.88	0.90	0.88	12357

Precisión (KNeighbors): 0.9000566480537348



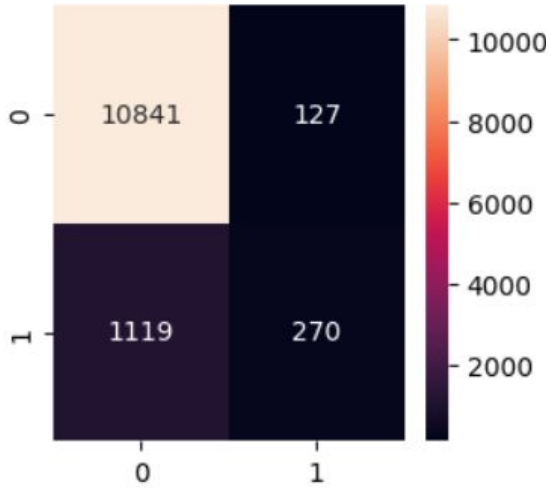


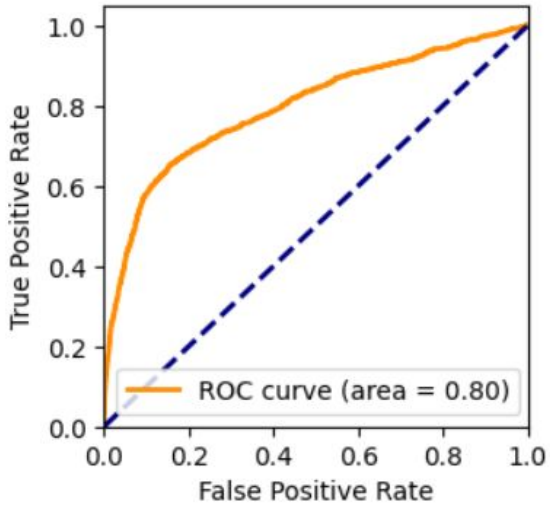
- Con random forest parece mejorar la métrica ROC AUC con respecto a KNN.

XGB.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.99	0.95	10968
1	0.68	0.19	0.30	1389
accuracy			0.90	12357
macro avg	0.79	0.59	0.62	12357
weighted avg	0.88	0.90	0.87	12357

Precisión (KNeighbors): 0.899166464352189





Sobre sampleo

Ninguno de los 3 modelos de clasificación logró predecir (con buenos resultados) los clientes suscriptos a depósitos.

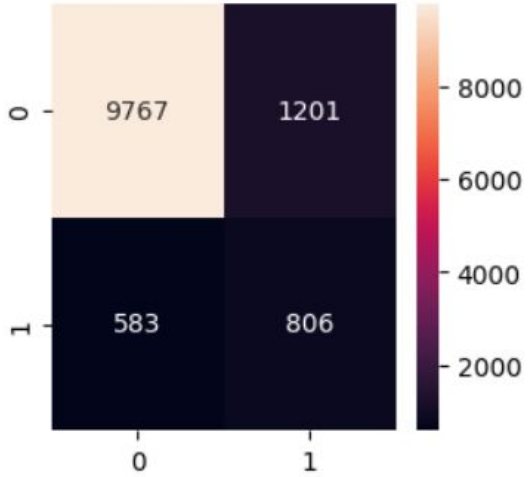
Esto puede deberse a que h**ay considerablemente más clientes no-suscriptos (90%) vs 10% de clientes suscriptos**, por ende nuestros modelos aprenden muy bien a predecir la clase mayoritaria.

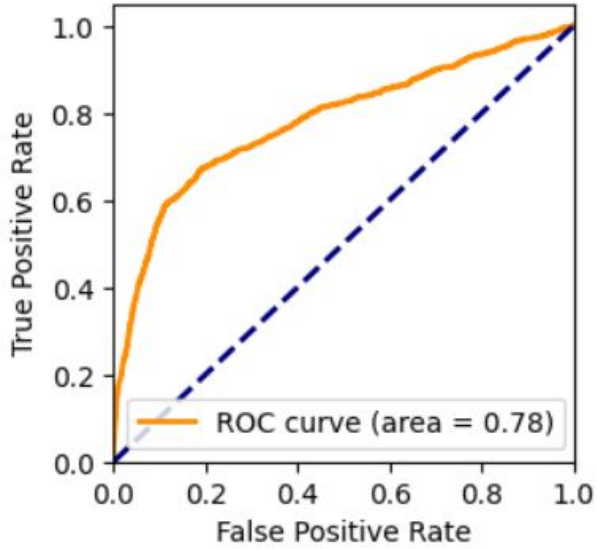
Optamos por hacer un **sobre-sampleo en la clase minoritaria** y luego obtener nuevas métricas.

RF.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.89	0.92	10968
1	0.40	0.58	0.47	1389
accuracy			0.86	12357
macro avg	0.67	0.74	0.70	12357
weighted avg	0.88	0.86	0.87	12357

Precisión (KNeighbors): 0.8556283887675002

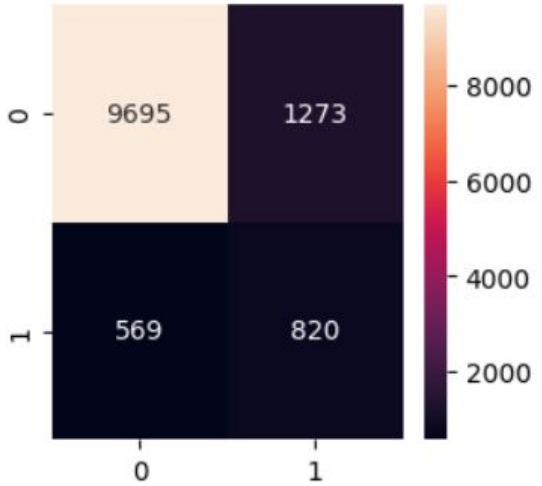


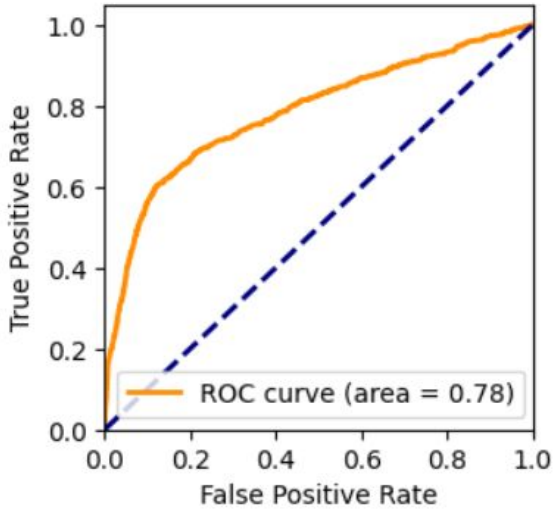


XGB.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.88	0.91	10968
1	0.39	0.59	0.47	1389
accuracy			0.85	12357
macro avg	0.67	0.74	0.69	12357
weighted avg	0.88	0.85	0.86	12357

Precisión (KNeighbors): 0.8509346928866229





_ Resumen

El modelo analizado **es eficaz para predecir clientes que no se suscriben a depósitos**, con una **precisión de 0.91 y un recall de 0.99**. Sin embargo, su **rendimiento disminuye** al predecir **clientes que sí se suscriben**, posiblemente debido a que solo el 10% de las observaciones corresponde a clientes suscriptos.
Para mejorar esto, se realizó un sobre-sampleo en la clase minoritaria (clientes suscriptos), lo que aumenta el recall pero reduce la precisión.

Dependiendo de los objetivos de la empresa, el modelo puede ser ajustado:

- Para campañas de marketing dirigidas a clientes con baja probabilidad de suscripción, los modelos de Random Forest y XGBoost, sin sobre-sampleo, son muy efectivos.

- En cambio, para retener clientes con alta probabilidad de suscribirse, los mismos modelos con sobre-sampleo muestran resultados prometedores. Ajustar el umbral de decisión puede aumentar aún más el número de clientes suscriptos identificados (mejorando el recall) a costa de reducir la precisión.

Próximos pasos

Analizar FN

Analizar los clientes que fueron erróneamente predichos como falsos (no-sub) en busca de algun patron que lleve a entender el motivo de que nuestro modelo cometa dicho error.

Analizar FP

Similarmente, analizar los clientes que fueron erróneamente predichos como verdaderos (sub) en busca de algun patron que lleve a entender el motivo de que nuestro modelo cometa dicho error.

Incorporación de nuevos features.

Implementar más técnicas de ingeniería de características con el objetivo de generar nuevos features que aporten información de clientes suscriptos.