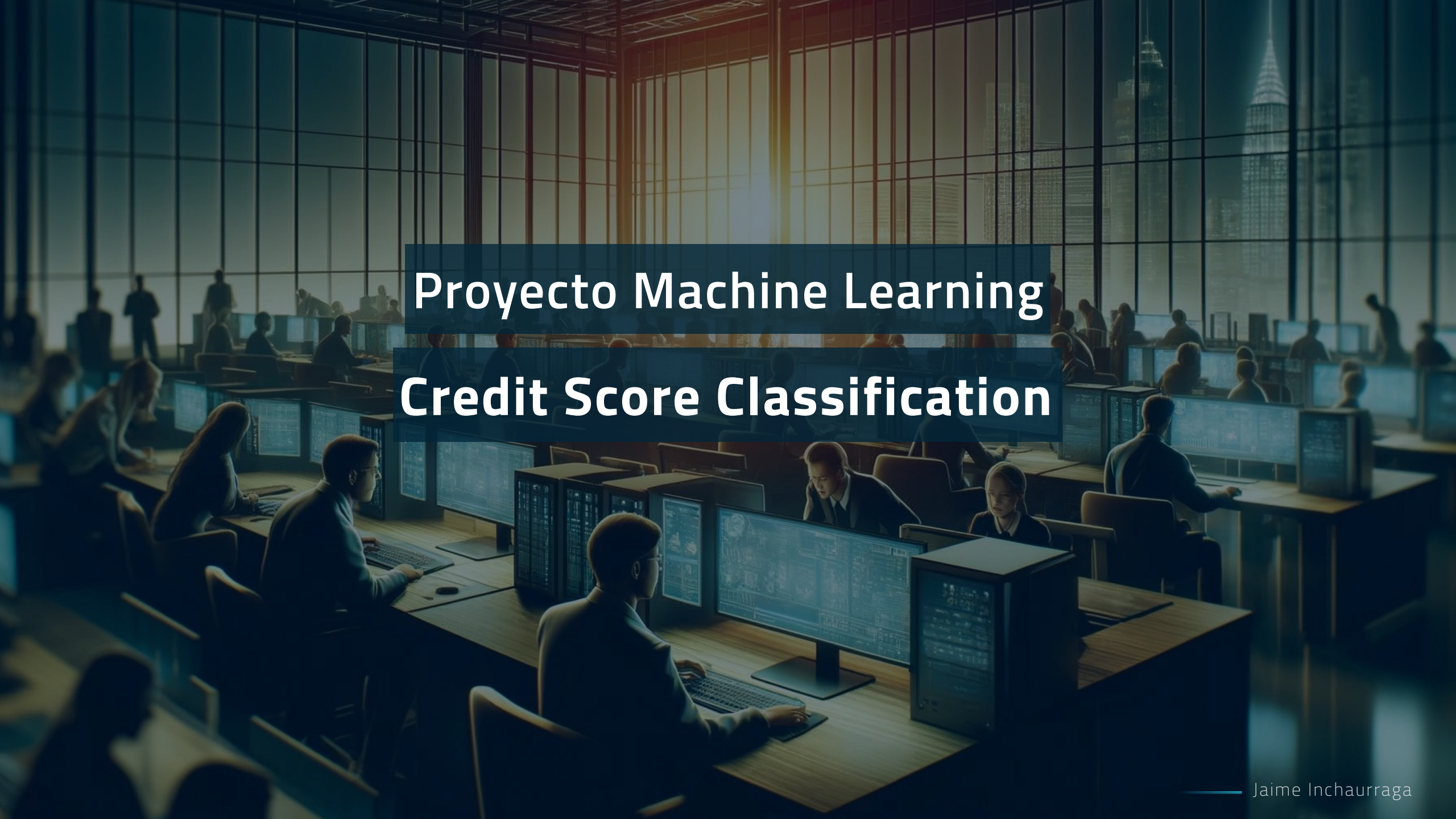


Proyecto Machine Learning

Credit Score Classification

Jaime Inchaurraga

Situación de **Negocio**

CONTEXTO

El banco Pandaland, mediante la información financiera, **clasifica a sus clientes** con diferentes puntuajes para determinar si son aptos para un préstamo o no

PROBLEMA

Se está realizando a través de **métodos manuales** en los se destinan muchos recursos

SOLUCIÓN

Automatizar este proceso para **aumentar la eficiencia y reducir los costes** de la entidad bancaria

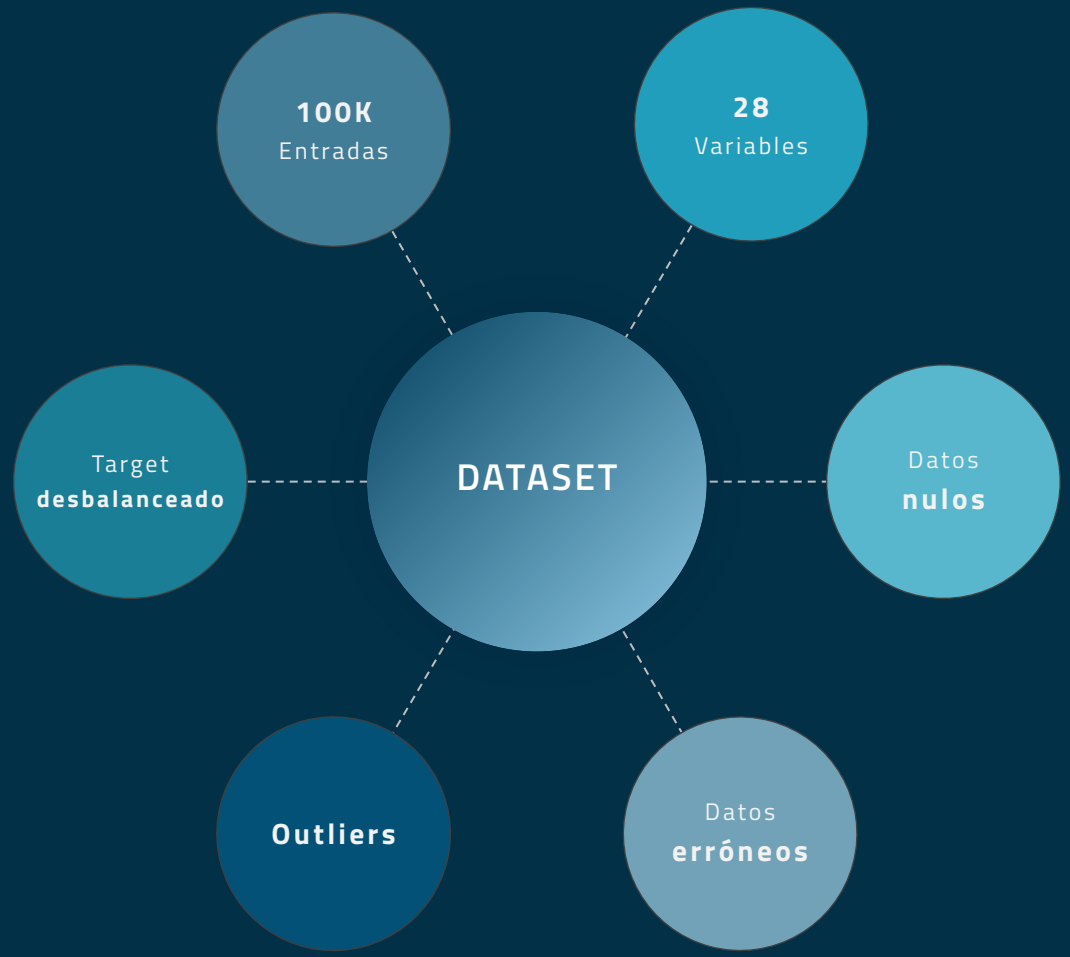
ENFOQUE TÉCNICO

Credit Scoring a través de un **modelo supervisado de clasificación multiclase**

Un primer vistazo al dataset

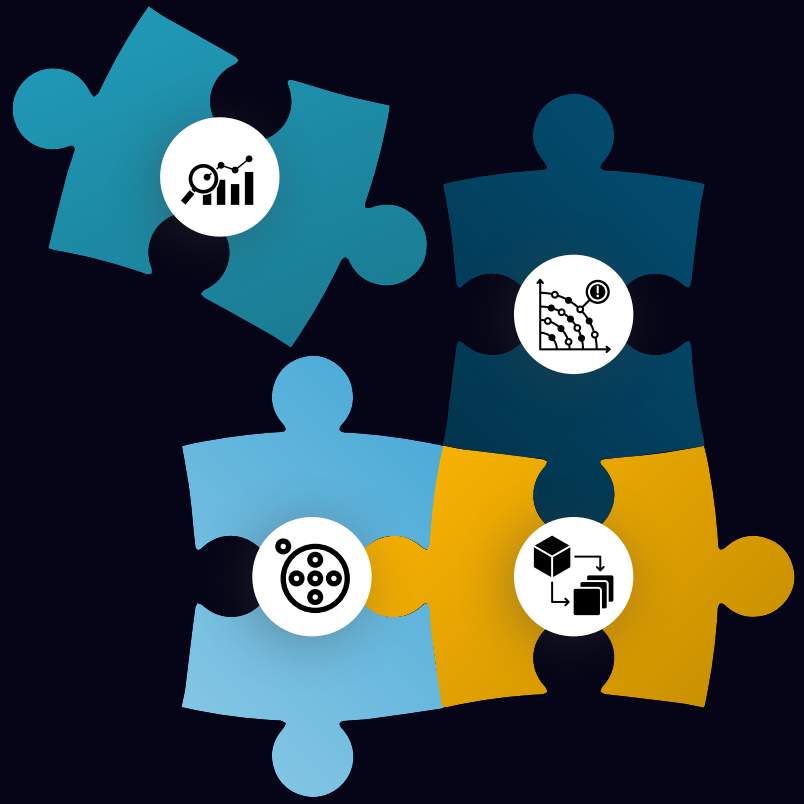
A cerca de los **datos**

Como primer paso, se ha realizado un análisis previo para entender la **estructura de los datos** y acciones necesarias a realizar para el procesado



Pasos principales de la limpieza de datos

Resumen **procesado** de información



01

Imputación de nulos

Variables numéricas —> mediana
Variables categóricas —> moda

02

Tratamiento valores extremos

Aplicación de quantile —> detectar valores fuera de umbral

03

Corrección de errores

Valores negativos, erratas, categorías erróneas, etc

04

Eliminación de features y valores

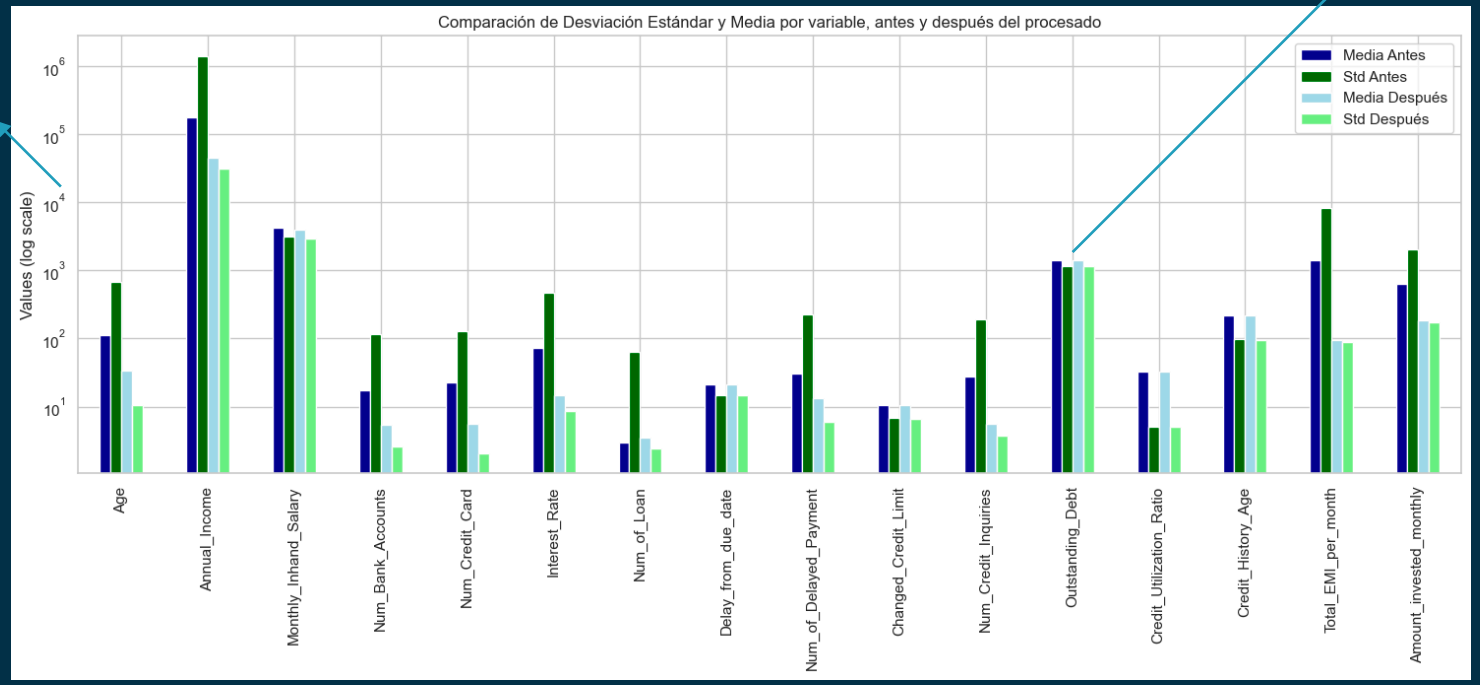
Variables de nombres, IDs, etc

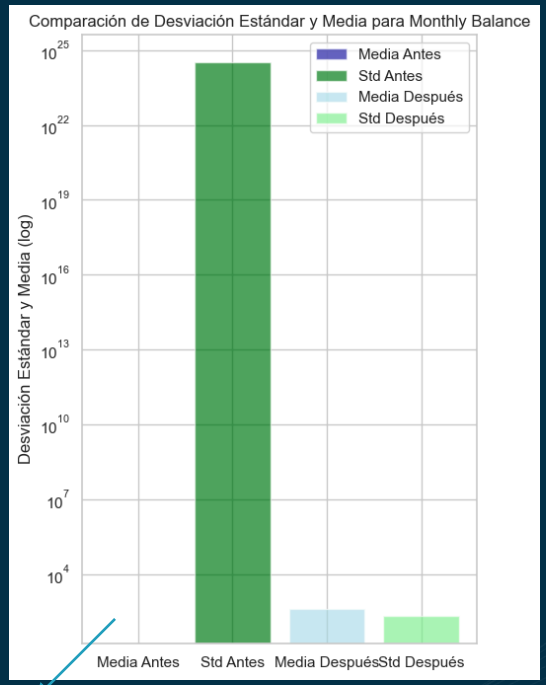
Actualización **estructura de datos**

- **Gráficas:** muestran una comparativa del cambio de la estructura de datos antes y después del procesado
- **Métricas:** **media** y la **desviación estándar**, para entender la estructura de datos y a detectar altos valores de desviación estándar perjudiciales para el modelo
- **'Monthly Balance' corregido**: valor trillonario negativo eliminado, estabilizando las métricas

Escala logarítmica:
Gran variación en rangos de valores

Variables estables:
En algunos casos transformación no necesaria





Media no visible:
En 'Monthly Balance' debido a valor extremo neg.

Acciones principales **feature engineering**

01
Encoding categóricas

- **Get_dummies** —> variables con pocas categorías
- **Mapping** —> variables ordenadas con pocas categorías
- **Replace** —> binarias
- **Sort_values and select** —> variable con muchas categorías

02
Split de datos

- **Train —> 80%** (aprox. 80.000 entradas)
- **Test —> 20%** (aprox. 20.000 entradas)

03
Feature importance

- RandomForestClassifier —> mejor herramienta

04
Reducción de features

- Reducir dimensionalidad —> 20 features

05
Escalado de datos

- StandardScaler —> distribución de datos normal

Opciones más viables para problema de clasificación multiclase

Selección de Modelos

01

Logistic Regression

- Útil para encontrar relaciones lineales
- Simple y rápido de entrenar

02

Naive Bayes

- Clasificador que aplica el Teorema de Bayes
- Rapidez y eficacia en conjuntos de datos grandes

03

XGBoost

- Implementación optimizada de Gradient Boosting
- Más rápido que GB
- Eficiente para tareas de clasificación

04

Random Forest

- Construcción múltiples árboles de decisión
- Robustez para capturar relaciones complejas
- Múltiples opciones de personalización

Primeras pruebas realizadas entre diferentes modelos

Testing de Modelos

En primer lugar, se han realizado una serie de pruebas utilizando diferentes ajustes y herramientas para la búsqueda de los mejores hiperparámtros

Modelo	Accuracy	Underffiting	Overfitting
Logistic Regression	- Train: 63% - Test: 63%	Alto	No
Naive Bayes	- Train: 60% - Test: 60%	Alto	No
XGBoost	- Train: 80% - Test: 74%	Bajo	Moderado (6%)
Random Forest	- Train: 98% - Test: 79%	No	Alto (19%)

- **Logistic Regression y Naive Bayes:** underfitting alto, precisión test < 80%
- **XGBoost:** mejora respecto a estos, pero no cumple aún con el mínimo deseado
- Seleccionamos **Random Forest** para optimizar y abordar el overfitting detectado

Focus en el modelo elegido para intentar mejorar los resultados

Extensión Random Forest(I)

Tras realizar múltiples pruebas con diferentes tipos de ajustes, se lleva a cabo una selección de los **5 mejores modelos**. A continuación se muestra el favorito

Modelo	Accuracy	F1- Score	Underfitting	Overffitng
Random Forest	- Train: 95% - Test: 79%	- Train: 95% - Test: 78%	No	Moderado (16%)

Optimización en pruebas

- **RandomizedSearchCV & HalvingGridSearch:**
- Reducción de tiempos = más pruebas
- Enfoques alternativos
- Reducción de coste computacional

Balanceo de clases

- **Pipeline SMOTE:** creación muestras sintéticas en train
- **StratifiedKFold :** validación cruzada manteniendo prop. a clases
- **Class Weight Balanced:** ajusta pesos inversamente prop. a frecuencias

Ajustes de profundidad

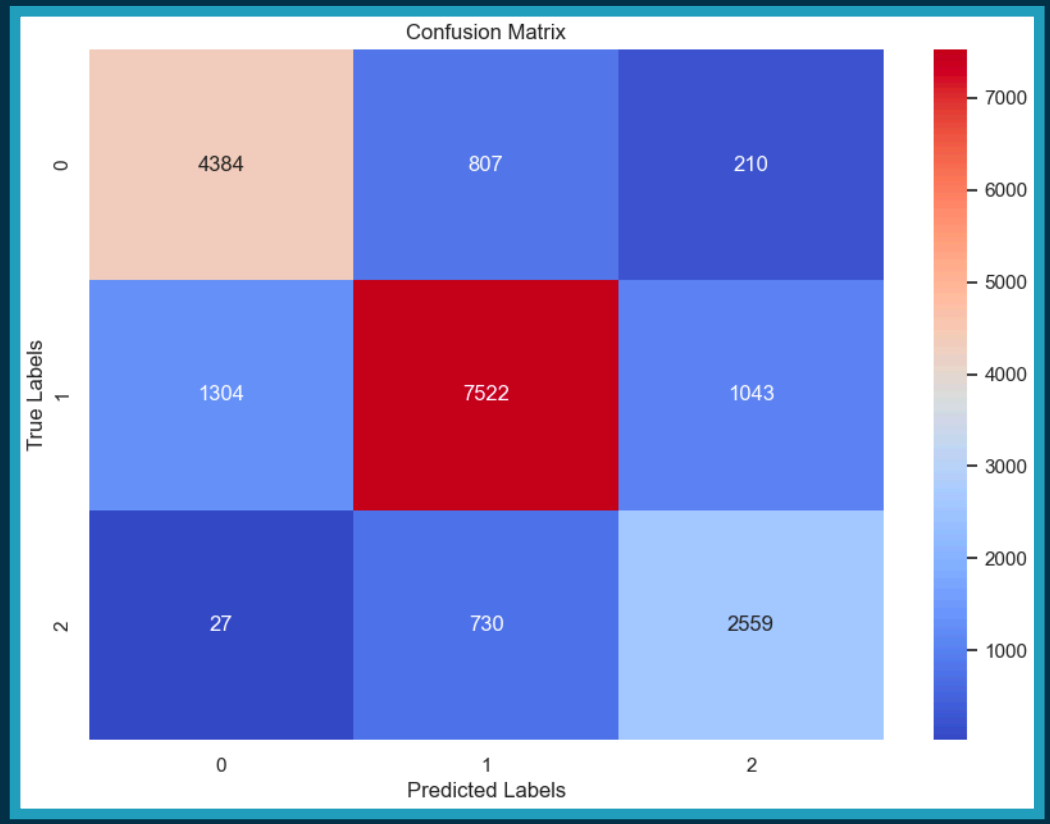
- **'max_depth':** v.limitados para evitar árboles demasiado complejos
- **'max_leaf_nodes'**: evitar árboles excesivamente grandes
- **'n_estimators'**: reducir el número de árboles

Extensión
Random Forest(II)

Modelo	Accuracy	F1- Score	Underfitting	Overffitng
Random Forest	- Train: 95% - Test: 79%	- Train: 95% - Test: 78%	No	Moderado (16%)

Desempeño del modelo por clase

- Clase 0 ('Poor'):
  - Alta precisión en identificar correctamente su clase
  - Confusión más común con Clase 1 que Clase 2
- Clase 1 ('Standard'):
  - Mejor tasa de aciertos del modelo
  - Se confunde con Clase 0 y Clase 2
- Clase 2 ('Good'):
  - Menor tasa de falsos negativos
  - La confusión con otras clases es infrecuente



Puntos clave

- Clase 1 muestra una identificación precisa, posible sesgo por ser mayoritaria
- La confusión predominante es entre Clase 0 y 1
- FN para la clase 2 son notoriamente bajos, lo que significa que casi nunca se confunde a las clases 0 o 1 como clase 2

Conclusiones **finales**

RECAP

- A partir del objetivo de negocio, se ha realizado la limpieza, análisis y preparación de datos para finalmente crear un modelo que pudiera clasificar de forma automática a los clientes a partir de su información crediticia
- Se ha conseguido obtener un modelo, que en términos generales, clasifica correctamente casi un 80% de las veces

ÁREAS DE MEJORA

Overffitng: aunque a través de los diferentes procesos se ha conseguido reducir, todavía queda margen para mejorar:

- Revisión completa de la fase de limpieza
- Análisis detallado de las variables
- Nuevas pruebas con el resto de modelos

¡Muchas gracias por vuestro tiempo!