Data Science Project



financial fraud detection



Jhonatan Rodriguez
Jorge Perez
Esteban Ferraz



Científicos de Datos

Nuestro equipo se especializa en análisis de datos y desarrollo de modelos de machine learning para detectar y prevenir transacciones fraudulentas.



Jhonatan Rodriguez



Jorge Perez



Esteban Ferraz

GitHub

https://github.com/JhonatanRC03

Linkedin

https://www.linkedin.com/in/jrc03

GitHub

https://github.com/JorgePere27

Linkedin

https://www.linkedin.com/in/jorgeperez-1b3621232/ GitHub

https://github.com/estebanferraz1

Linkedin

https://www.linkedin.com/in/esteba
n-ferraz/



Un reporte de Juniper Research estima que las pérdidas comerciales por fraudes en pagos en línea aumentarán de 38 mil millones de dólares en 2023 a 91 mil millones de dólares en 2028.

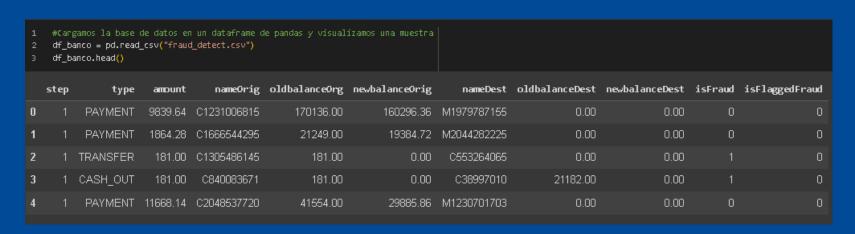
Problema de negocio



La urgencia por detectar fraudes en transacciones móviles de dinero ha llevado a una empresa del segmento Fintech a buscar soluciones innovadoras.

Nuestro objetivo es desarrollar un modelo de machine learning que pueda distinguir de manera precisa entre transacciones legítimas y fraudulentas, estableciendo así un estándar de seguridad en el sector financiero global.

Preprocesamiento de Datos: La Base del Éxito



```
1 #verificamos la información general de nuestros datos
 2 df banco.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 6362620 entries, 0 to 6362619
Data columns (total 11 columns):
    Column
                     Dtype
                     ____
                    int64
    step
                    object
    type
                    float64
    amount
                    object
    nameOrig
    oldbalanceOrg float64
    newbalanceOrig float64
                     object
    nameDest
    oldbalanceDest float64
    newbalanceDest float64
    isFraud
                     int64
10 isFlaggedFraud int64
dtypes: float64(5), int64(3), object(3)
memory usage: 534.0+ MB
```

• El preprocesamiento de datos es esencial para el rendimiento de modelos de machine learning, abarcando desde la limpieza y manejo de valores faltantes hasta la normalización. Se trabajó con conjuntos de datos de 100,000 y 6 millones de entradas para garantizar robustez y escalabilidad.

Exploración de Datos: Descubriendo Patrones Ocultos

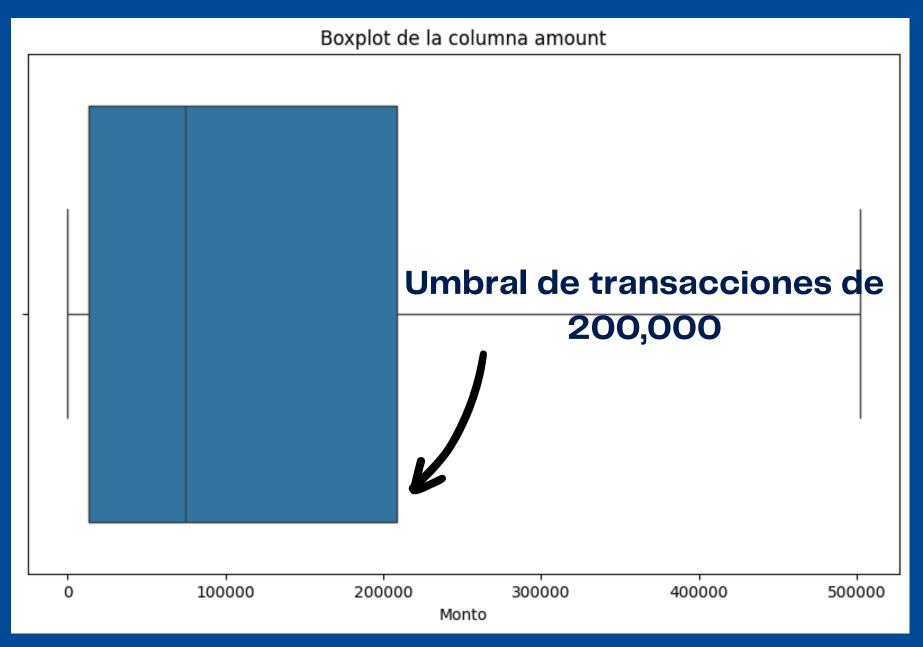


 Análisis exhaustivo para identificar variables clave y relaciones en la detección de fraudes. Se aborda el desafío del desbalanceo de clases de datos con técnicas de reequilibrio para mejorar la eficacia del modelo.

Datos interesantes

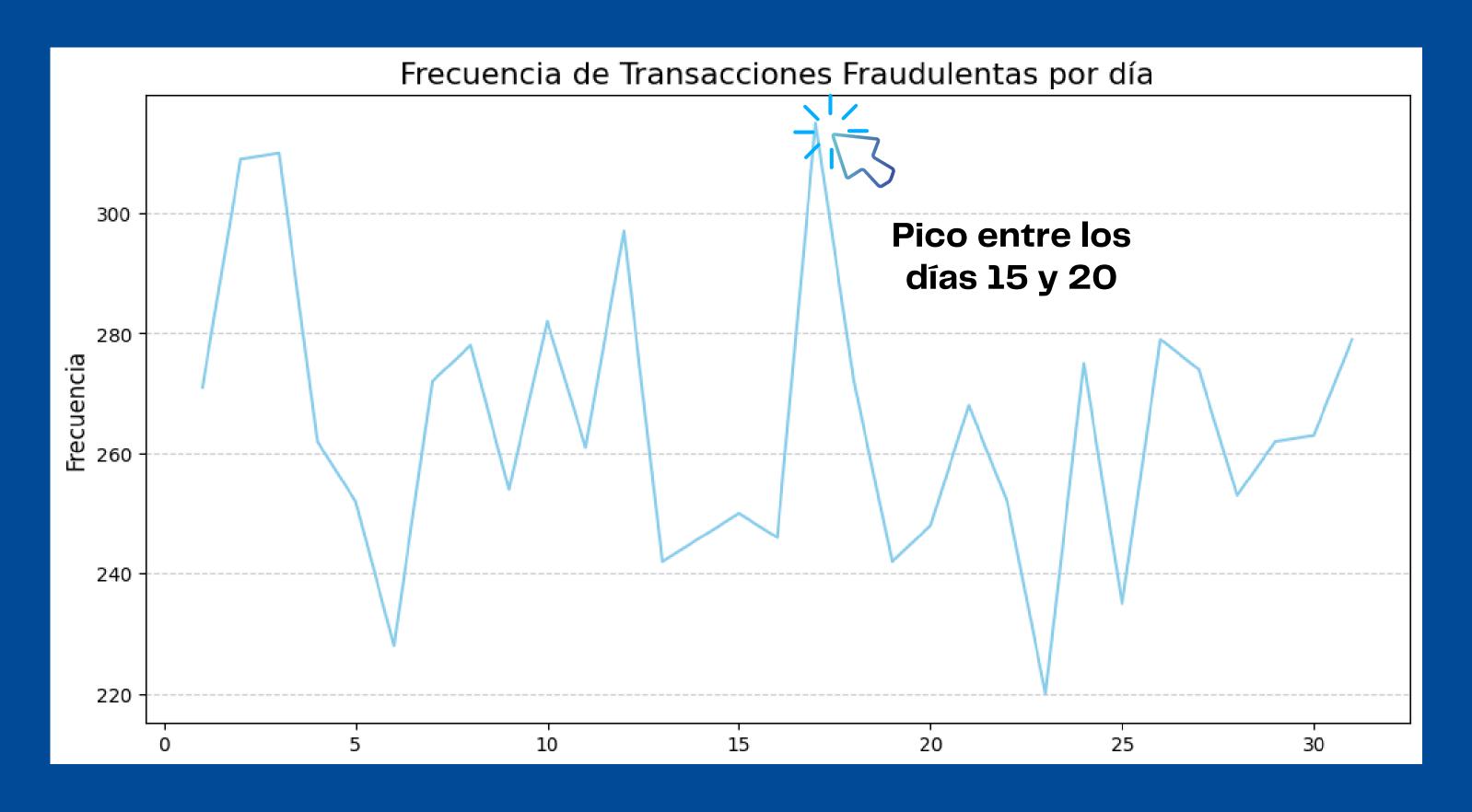
1.05% 12,056,415,427.84

Transacciones fraudulentas

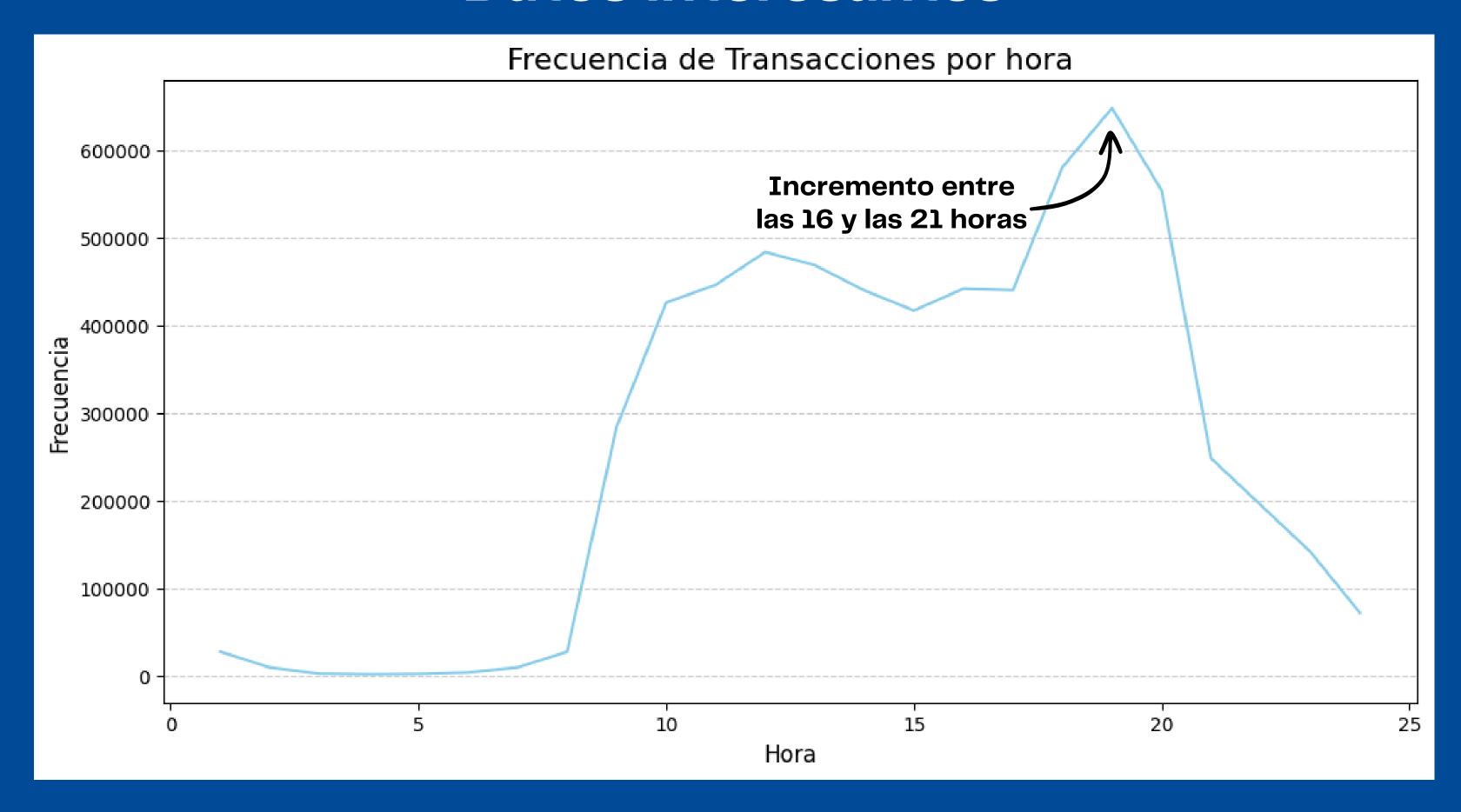


Monto transacciones

Datos interesantes

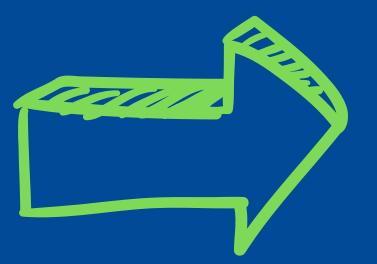


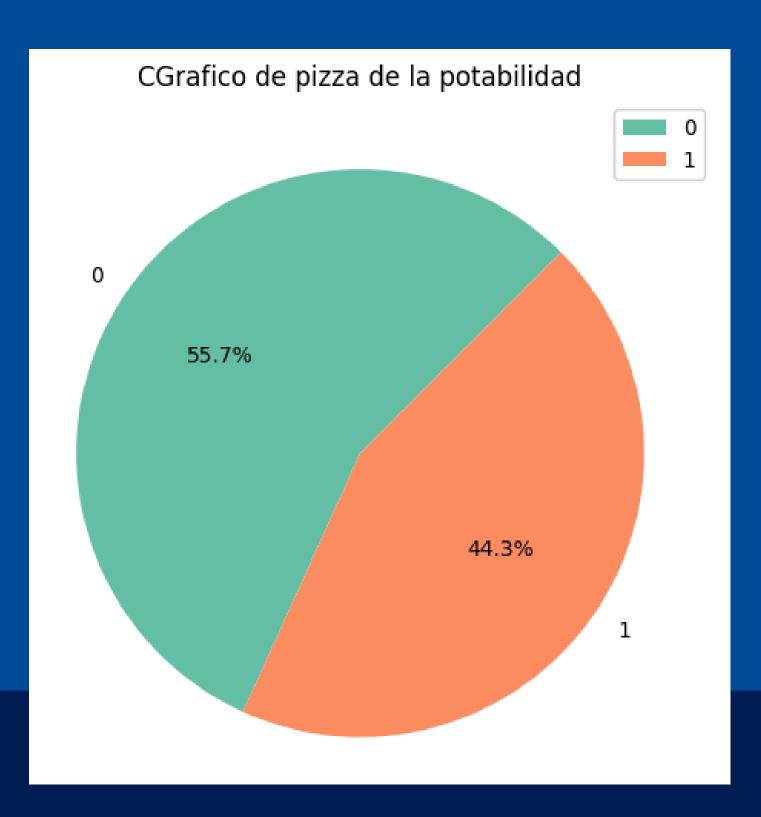
Datos interesantes



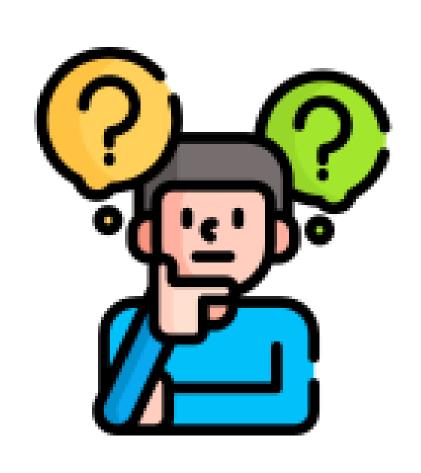
Balanceo de datos

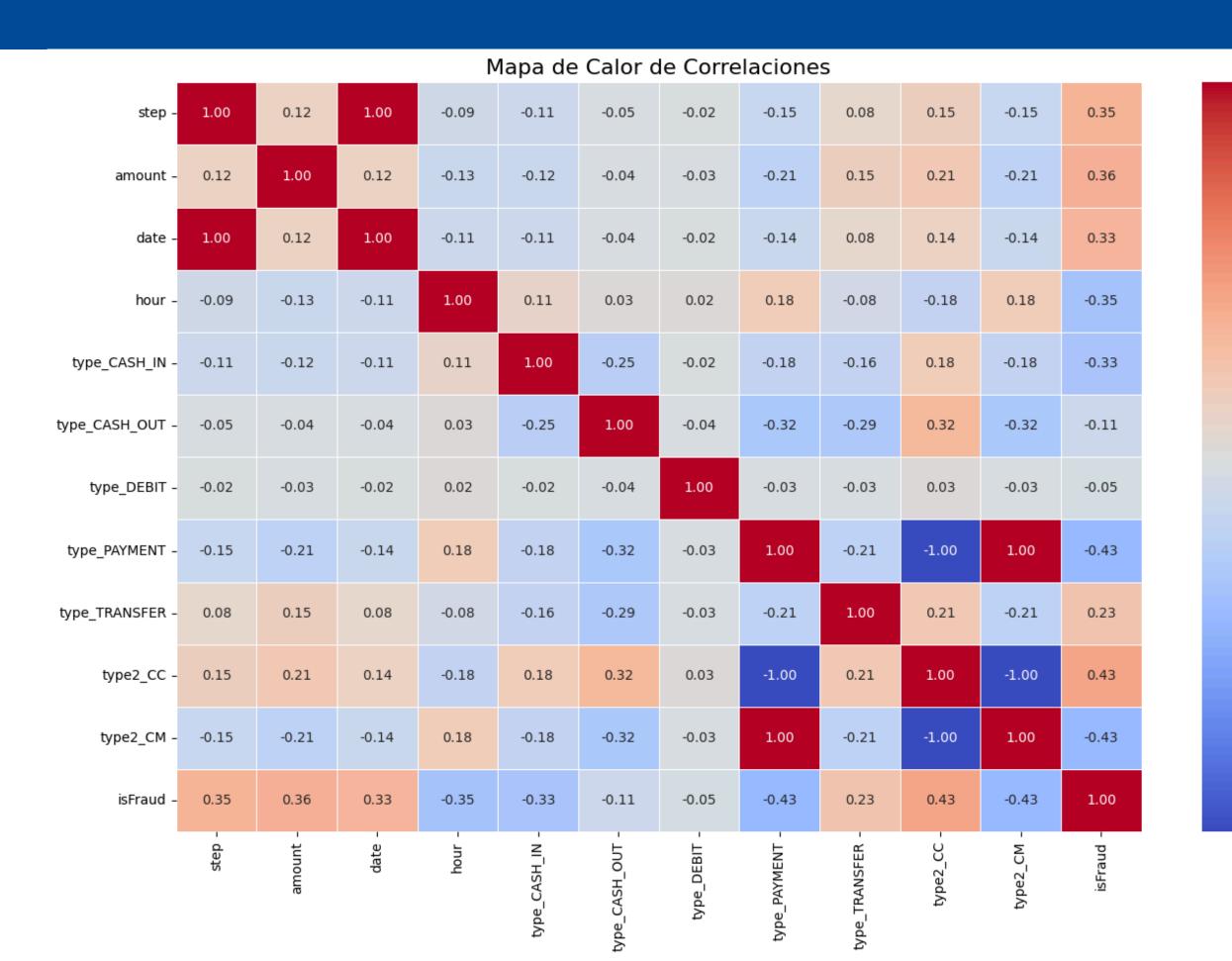






Matriz de correlación





1.00

- 0.75

- 0.50

- 0.25

- 0.00

- -0.25

- -0.50

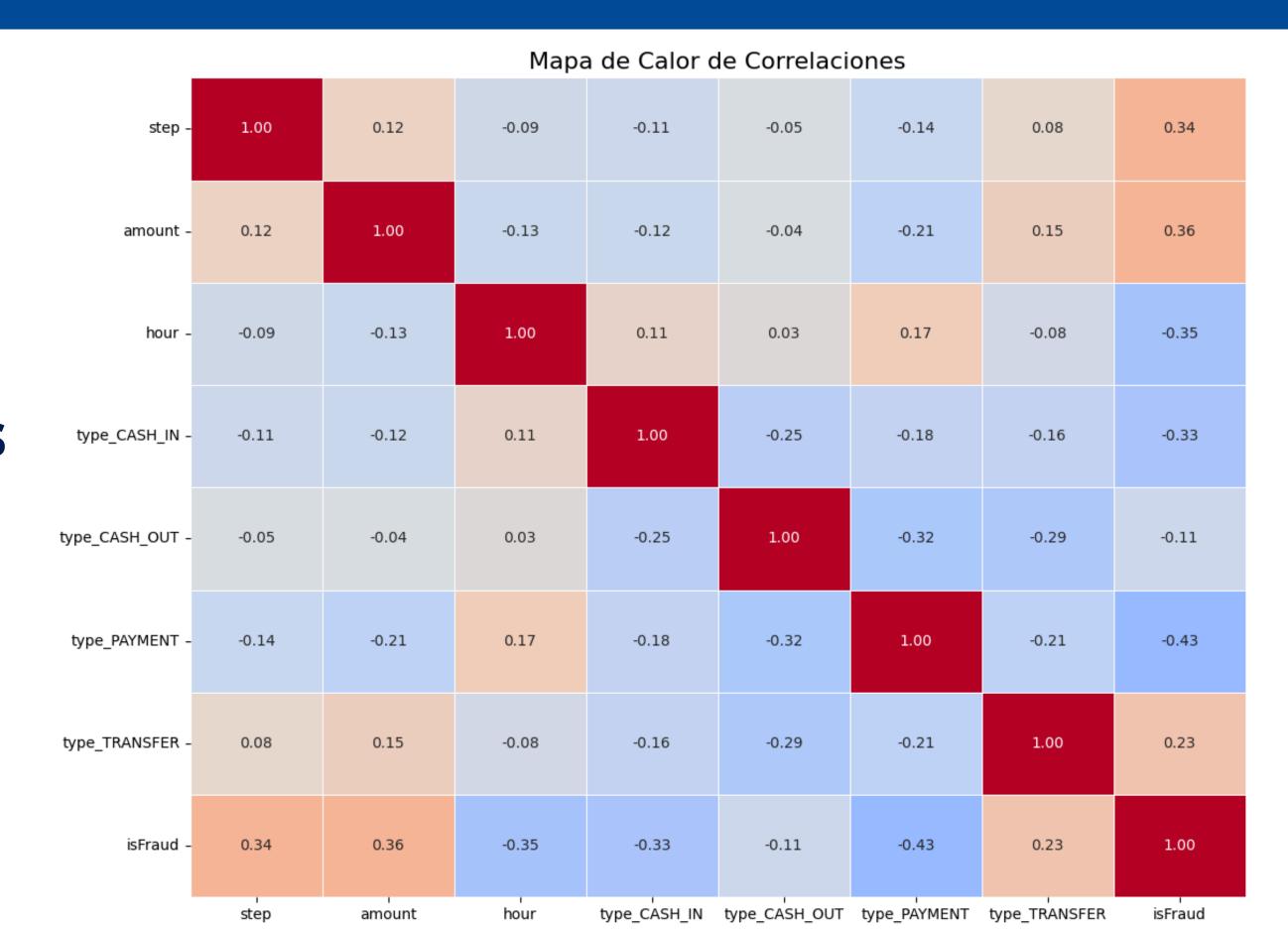
- -0.75

Matriz de correlación



Características Eliminadas

- type_DEBIT
- type2_CC
- type2_CM
- Date



1.00

- 0.75

- 0.50

- 0.25

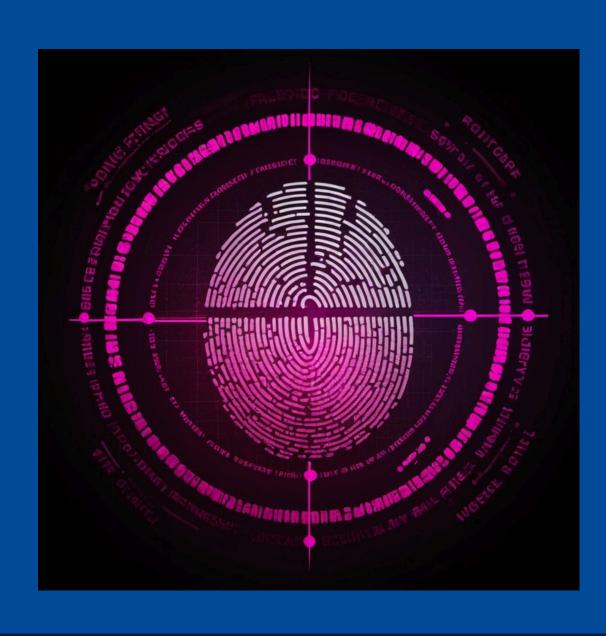
- 0.00

- -0.25

- -0.50

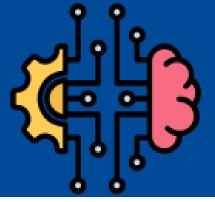
- -0.75

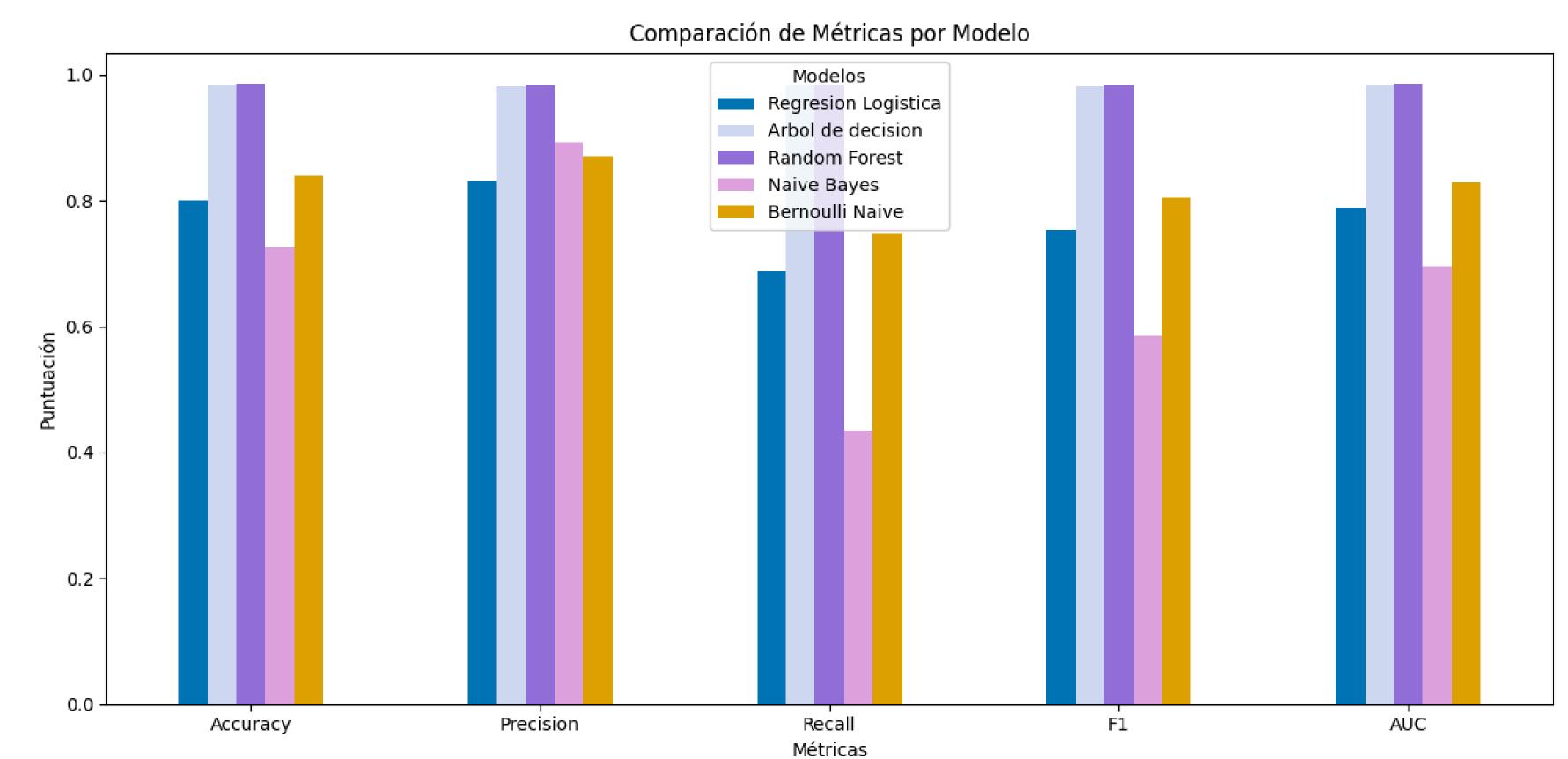
Construcción y Evaluación de Modelos



- Experimentación con Algoritmos: Probamos una variedad de algoritmos de machine learning, incluyendo regresión logística, árbol de decisión, random forest, naive bayes y bernoulli bayes, para detectar transacciones fraudulentas.
- Evaluación Rigurosa: Evaluamos el rendimiento de cada modelo utilizando métricas clave como precisión, recall, F1-score y área bajo la curva ROC, asegurándonos de seleccionar el modelo más efectivo para la detección de fraudes.

Evaluación de modelos de machine learning





Conclusiones y recomendaciones



El modelo de Random Forest ha demostrado ser altamente efectivo, logrando una precisión y recall superiores al 98%. Esto sugiere que el modelo es capaz de identificar correctamente la mayoría de las transacciones fraudulentas sin muchos falsos positivos.

La alta precisión y recall indican que el modelo no solo es bueno para identificar fraudes, sino que también comete pocos errores al clasificar transacciones no fraudulentas como fraudulentas. Esto es crucial en un sistema de detección de fraudes, donde los falsos positivos pueden resultar en una mala experiencia para los clientes legítimos.

El AUC-ROC cercano a 1 muestra que el modelo tiene una excelente capacidad para discriminar entre transacciones fraudulentas y no fraudulentas. Este es un indicador fuerte de un buen desempeño del modelo en escenarios reales.

Data Science Project



financial fraud detection



Jhonatan Rodriguez Jorge Perez Esteban Ferraz

