

# Detección de fraudes con tarjetas de crédito

 ${\bf Enlace\ al\ dataset:}\ https://www.kaggle.com/datasets/mlg-ulb/creditcardfraud$ 

## Importa las bibliotecas necesarias

# Importa la bibliotecas necesarias
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

```
import seaborn as sns
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

### Importa y organiza el dataset

```
# Organizar los datos en un dataframe
datos = pd.read csv("creditcard.csv")
datos.head(10)
                        ٧2
                                 ٧3
                                           ٧4
                                                     ۷5
                                                              V6
  Time
              ٧1
٧7
   0.0 -1.359807 -0.072781
                           2.536347 1.378155 -0.338321 0.462388
0.239599
   0.0 1.191857 0.266151
                           0.166480
                                    0.448154 0.060018 -0.082361 -
0.078803
   1.0 -1.358354 -1.340163
                           1.773209 0.379780 -0.503198 1.800499
0.791461
   1.0 -0.966272 -0.185226 1.792993 -0.863291 -0.010309
                                                         1.247203
0.237609
   2.0 -1.158233 0.877737
                           1.548718 0.403034 -0.407193
                                                        0.095921
0.592941
                           1.141109 -0.168252 0.420987 -0.029728
   2.0 -0.425966
                  0.960523
0.476201
                  0.141004
                           0.045371 1.202613 0.191881 0.272708 -
   4.0 1.229658
0.005159
                  1.417964 1.074380 -0.492199 0.948934
   7.0 -0.644269
                                                        0.428118
1.120631
                  0.286157 -0.113192 -0.271526 2.669599 3.721818
   7.0 -0.894286
0.370145
 9.0 -0.338262 1.119593 1.044367 -0.222187 0.499361 -0.246761
0.651583
        ٧8
                  V9 ...
                               V21
                                         V22
                                                   V23
                                                            V24
V25 \
0 \quad 0.098698 \quad 0.363787 \quad \dots \quad -0.018307 \quad 0.277838 \quad -0.110474 \quad 0.066928
0.128539
1 0.085102 -0.255425 ... -0.225775 -0.638672 0.101288 -0.339846
0.167170
2 0.247676 -1.514654 ... 0.247998 0.771679 0.909412 -0.689281 -
0.327642
  0.377436 - 1.387024 \dots - 0.108300 \quad 0.005274 - 0.190321 - 1.175575
0.647376
0.206010
5 0.260314 -0.568671 ... -0.208254 -0.559825 -0.026398 -0.371427 -
0.232794
6 0.081213 0.464960 ... -0.167716 -0.270710 -0.154104 -0.780055
0.750137
```

```
7 -3.807864 0.615375 ... 1.943465 -1.015455 0.057504 -0.649709 -
0.415267
8 0.851084 -0.392048 ... -0.073425 -0.268092 -0.204233 1.011592
0.373205
9 0.069539 -0.736727 ... -0.246914 -0.633753 -0.120794 -0.385050 -
0.069733
                 V27
       V26
                           V28
                                Amount
                                        Class
0 -0.189115
            0.133558 -0.021053
                                149.62
1 0.125895 -0.008983 0.014724
                                  2.69
                                            0
2 -0.139097 -0.055353 -0.059752
                                378.66
                                            0
                               123.50
3 -0.221929 0.062723 0.061458
                                            0
4 0.502292 0.219422 0.215153
                                 69.99
                                            0
5 0.105915 0.253844 0.081080
                                  3.67
                                            0
                                            0
6 -0.257237
                                  4.99
            0.034507
                      0.005168
7 -0.051634 -1.206921 -1.085339
                                 40.80
                                            0
                                            0
8 -0.384157
            0.011747 0.142404
                                 93.20
9 0.094199 0.246219 0.083076
                                  3.68
                                            0
[10 rows x 31 columns]
```

### Limpia los datos

a. Valores perdidos

```
#Observamos que no hay elementos nulos
datos.isnull().sum()
Time
           0
٧1
           0
٧2
           0
٧3
           0
٧4
           0
۷5
           0
           0
۷6
٧7
           0
8
           0
۷9
           0
V10
           0
V11
           0
V12
           0
V13
           0
V14
           0
V15
           0
V16
           0
V17
           0
           0
V18
           0
V19
V20
           0
```

```
V21
           0
V22
           0
V23
           0
V24
           0
V25
           0
V26
           0
V27
           0
V28
           0
Amount
           0
Class
           0
dtype: int64
```

#### b. Datos duplicados

```
#Nº de valores duplicados
datos.duplicated().sum()
print(f'Los datos duplicados son: {datos.duplicated().sum()}')
#Borramos las filas duplicadas
datos_limpios=datos.drop_duplicates()

#Comprobamos que esté correcto
datos_limpios.duplicated().sum()
print(f'Los datos duplicados tras la limpieza son:
{datos_limpios.duplicated().sum()}')

Los datos duplicados son: 1081
Los datos duplicados tras la limpieza son: 0
```

#### Analiza los datos

Pregunta 1: ¿Cuál es el porcentaje de transacciones fraudulentas en el dataset?

```
# Calcula el porcentaje de transacciones fraudulentas
total_transacciones = len(datos_limpios)
transacciones_fraudulentas = len(datos_limpios[datos_limpios['Class']
== 1])
porcentaje = ((transacciones_fraudulentas/total_transacciones)*100)
# Muestra el porcentaje de transacciones fraudulentas
print(f'El porcentaje de transacciones fraudulentas es:
{porcentaje:.3} %')
El porcentaje de transacciones fraudulentas es: 0.167 %
```

Pregunta 2: ¿Cuál es el importe medio de las transacciones fraudulentas?

```
# Calcula el importe medio de las transacciones fraudulentas
trans_fraudulentas = datos_limpios[datos_limpios['Class']==1]
media_fraud=round(trans_fraudulentas['Amount'].mean(),3)
# Muestra el importe medio de las transacciones fraudulentas
```

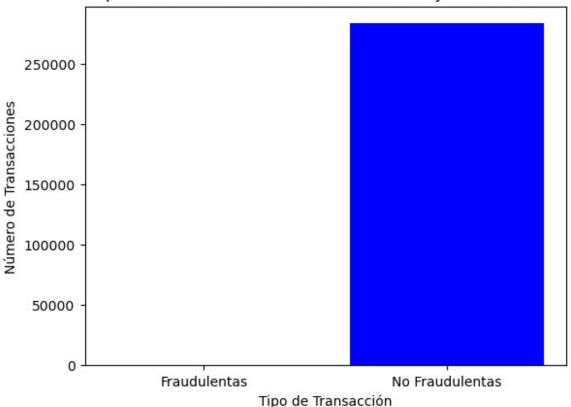
```
print (f'El importe medio de las transacciones fraudulentas es:
{media_fraud}')
El importe medio de las transacciones fraudulentas es: 123.872
```

#### Visualiza los datos

Pregunta 1: ¿Cuántas transacciones fraudulentas hay en comparación con las no fraudulentas? (Utiliza un gráfico de barras)

```
# Cuenta el número de transacciones fraudulentas y no fraudulentes
trans fraud=(datos limpios['Class']==1).sum()
print(f'El número de transacciones fraudulentas es de {trans fraud}')
trans nofraud= (datos limpios['Class']==0).sum()
print(f'El número de transacciones no fraudulentas es de
{trans nofraud}')
# Muestra la distribución de las traducciones fraudulentas con
respecto de las no fraudulentas
#Crear los datos para el gráfico
labels = ['Fraudulentas', 'No Fraudulentas']
values = [trans_fraud, trans_nofraud]
# Crear el gráfico de barras
plt.bar(labels, values, color=['red', 'blue'])
plt.xlabel('Tipo de Transacción')
plt.ylabel('Número de Transacciones')
plt.title('Comparación de Transacciones Fraudulentas y No
Fraudulentas')
plt.show()
El número de transacciones fraudulentas es de 473
El número de transacciones no fraudulentas es de 283253
```

### Comparación de Transacciones Fraudulentas y No Fraudulentas

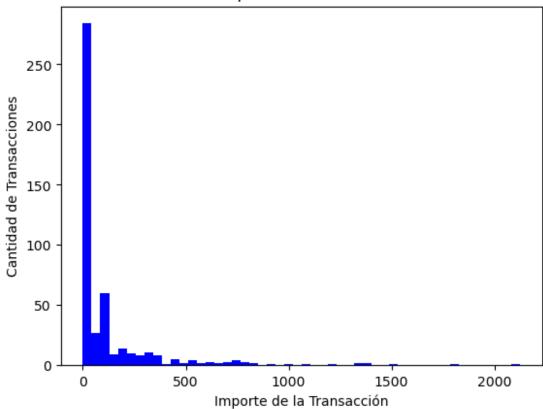


Pregunta 2: ¿Cuál es la distribución de los importes de las transacciones fraudulentas? (Utiliza un histograma)

```
# Separa los datos de transacciones fraudulentas
trans_fraud=datos_limpios[datos_limpios['Class']==1]
# Muestra la distribución de los importes de las transacciones
fraudulentas
plt.hist(trans_fraud['Amount'], bins=50, color='blue')
plt.xlabel('Importe de la Transacción')
plt.ylabel('Cantidad de Transacciones')
plt.title('Distribución de los Importes de Transacciones
Fraudulentas')
plt.show
print ('Observamos que la mayoría de las transacciones fraudulentas se
producen en transacciones en torno a los 50€')

Observamos que la mayoría de las transacciones fraudulentas se
producen en transacciones en torno a los 50€
```





## Desarrollo y evaluación de modelos

## Separa del dataset

```
# Separa los datos de entrenamiento y evaluación
#Primero importamos el módulo
from sklearn.model_selection import train_test_split

#Creamos los dataframes X e y
X= datos_limpios.drop('Class', axis=1)
y= datos_limpios['Class']

X_train, X_test, y_train, y_test= train_test_split(X,y, test_size=0.2, random_state=45)
```

## Crea y evalúa los modelos

```
#Escribe tu código aquí
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix,
accuracy_score
# Creamos y entrenamos el modelo
```

```
rf = RandomForestClassifier(n estimators=80, max depth=150,
random state=42)
rf.fit(X_train, y_train)
#Hacemos las predicciones
predicciones = rf.predict(X_test)
#Evaluamos el modelo
metricas = classification report(y test, predicciones)
print(f'Métricas de clasificación:\n {metricas}')
exactitud = round(accuracy_score(y_test, predicciones)*100, 3)
print(f'El porcentaje de exactitud del modelo es del {exactitud}%')
Métricas de clasificación:
                            recall f1-score
               precision
                                               support
           0
                   1.00
                             1.00
                                        1.00
                                                 56665
                   0.88
                             0.70
                                        0.78
                                                    81
                                        1.00
                                                 56746
    accuracy
                             0.85
   macro avg
                   0.94
                                        0.89
                                                 56746
weighted avg
                   1.00
                             1.00
                                        1.00
                                                 56746
El porcentaje de exactitud del modelo es del 99.944%
```