## Ex 3: Bank

- Sử dụng tập dữ liệu bank.csv chứa thông tin liên quan đến các chiến dịch tiếp thị trực tiếp the direct marketing campaigns (dựa trên các cuộc gọi điện thoại) của một tổ chức ngân hàng Bồ Đào Nha. Thông thường, cần có nhiều contact cho cùng một khách hàng, để truy cập xem liệu có sản phẩm (tiền gửi ngân hàng có kỳ hạn bank term deposit) sẽ được đăng ký (yes) hay không (no). Tập dữ liệu chứa một số thông tin khách hàng (như age, job...) và thông tin liên quan đến chiến dịch (chẳng hạn như contact hoặc communication type, day, month và duration của contact...).
- Đối với chiến dịch tiếp thị tiếp theo, công ty muốn sử dụng dữ liệu này và chỉ liên hệ với những khách hàng tiềm năng sẽ đăng ký tiền gửi có kỳ hạn, do đó giảm bớt nỗ lực cần thiết để liên hệ với những khách hàng không quan tâm. Để làm được điều này, cần tạo một mô hình có thể dự đoán liệu khách hàng có đăng ký tiền gửi có kỳ hạn hay không (y).

## Yêu cầu:

- Đọc dữ liệu, tìm hiểu sơ bộ về dữ liệu. Chuẩn hóa dữ liệu nếu cần
- Tạo X\_train, X\_test, y\_train, y\_test từ dữ liệu chuẩn hóa với tỷ lệ dữ liệu test là 0.3
- Áp dụng Random Forest, Tìm kết quả.
- Kiểm tra độ chính xác
- Đánh giá mô hình.
- Ghi mô hình nếu mô hình phù hợp

## Gợi ý:

import warnings

In [1]:

```
warnings.filterwarnings('ignore')
        from sklearn.metrics import classification_report,confusion_matrix,accuracy_score
        import numpy as np
        import pandas as pd
        import matplotlib.pyplot as plt
        import seaborn as sns
        from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
        from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from imblearn.over_sampling import SMOTE
        from sklearn.preprocessing import StandardScaler, RobustScaler, MinMaxScaler
        from collections import Counter
        Using TensorFlow backend.
In [2]: # Đọc dữ Liệu. Tìm hiểu sơ bộ về dữ Liệu
        bank = pd.read_csv('bank.csv', sep = ';')
        bank.head()
                       job marital education default balance housing loan contact day month duration campaign pdays previous poutcome
Out[2]:
           age
                unemployed married
                                                                                                    79
                                                       1787
                                                                            cellular
                                                                                    19
                                                                                                                                  unknown
                                      primary
                                                                      no
                                                                                           oct
                    services married secondary
            33
                                                                                                   220
                                                                                                                   339
                                                                                                                                    failure
                                                       4789
                                                                            cellular
                                                                                   11
                                                                                                                              4
                                                                      yes
                                                                                          may
                                                 no
                                                                                                   185
                                                                                                                                    failure
                                                       1350
                                                                            cellular
                                                                                                                   330
            35 management
                             single
                                      tertiary
                                                                                    16
                                                 no
                                                                 yes
                                                                      no
                                                                                           apr
            30 management married
                                                       1476
                                                                      yes unknown
                                                                                                   199
                                                                                                                    -1
                                                                                                                                  unknown
                                      tertiary
                                                                                          jun
                                                 no
                                                                                                   226
                  blue-collar married secondary
                                                                                                                    -1
            59
                                                                                                                                  unknown
                                                                 yes
                                                                      no unknown
                                                 no
                                                                                          may
In [5]: bank['y']=bank['y'].replace({'no': 0, 'yes': 1})
        bank['month'].replace(['jan', 'feb', 'mar', 'apr', 'may',
                                'jun', 'jul', 'aug', 'sep', 'oct', 'nov', 'dec'],
                               [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12], inplace = True)
        bank.shape
Out[7]: (4334, 17)
In [8]: # bank.info()
        # Kiểm tra dữ Liệu null
        print(bank.isnull().sum())
        # => Không có dữ liệu null
```

```
0
          marital
                        0
          education
          default
                        0
                        0
          balance
          housing
                        0
                        0
          loan
                        0
          contact
                        0
          day
                        0
          month
                        0
          duration
                        0
          campaign
                        0
          pdays
                        0
          previous
                        0
          poutcome
          dtype: int64
          bank.describe()
In [10]:
                                                                    duration
Out[10]:
                                 balance
                                                day
                                                         month
                                                                              campaign
                                                                                             pdays
                                                                                                       previous
                       age
                4334.000000
                             4334.000000
                                        4334.000000 4334.000000
                                                                4334.000000
                                                                            4334.000000 4334.000000
                                                                                                    4334.000000 4334.000000
                  40.991924
                                                                 264.544301
                                                                               2.806876
                                                                                          39.670974
                             1410.637517
                                           15.913936
                                                        6.176050
                                                                                                       0.544070
                                                                                                                   0.115828
          mean
                  10.505378
                                                        2.374798
                                                                                                                   0.320056
            std
                             3010.612091
                                            8.216673
                                                                 260.642141
                                                                               3.129682
                                                                                          99.934062
                                                                                                       1.702219
                  19.000000
                                                                                                                   0.000000
                            -3313.000000
                                            1.000000
                                                        1.000000
                                                                   4.000000
                                                                               1.000000
                                                                                           -1.000000
                                                                                                       0.000000
           min
           25%
                  33.000000
                               67.000000
                                            9.000000
                                                        5.000000
                                                                  104.000000
                                                                               1.000000
                                                                                           -1.000000
                                                                                                       0.000000
                                                                                                                   0.000000
                                                                                                                   0.000000
           50%
                  39.000000
                              440.000000
                                           16.000000
                                                        6.000000
                                                                  186.000000
                                                                               2.000000
                                                                                           -1.000000
                                                                                                       0.000000
                  48.000000
                                                        8.000000
                                                                                          -1.000000
                                                                                                                   0.000000
           75%
                             1464.000000
                                           21.000000
                                                                 329.000000
                                                                               3.000000
                                                                                                       0.000000
                                                                                         871.000000
                                                                                                                   1.000000
                  87.000000 71188.000000
                                           31.000000
                                                       12.000000 3025.000000
                                                                              50.000000
                                                                                                      25.000000
           max
          bank.describe(include=['0'])
Out[11]:
                         job marital education default housing loan contact poutcome
                                4334
                                          4334
                                                  4334
                                                          4334 4334
                                                                        4334
                                                                                  4334
                        4334
           count
                         12
                                   3
          unique
                                                                      cellular
             top management married secondary
                                                                               unknown
                                                  no
                                                            yes
                                                                 no
                         942
                                2680
                                                  4261
                                                          2476 3650
            freq
                                          2306
                                                                        2801
                                                                                  3555
In [12]: bank['y'].value_counts(0)
Out[12]: 0
               3832
                502
          Name: y, dtype: int64
In [13]: X = bank.drop(['y'], axis=1)
In [14]: X.head()
Out[14]:
                         job marital education default balance housing loan contact day month duration campaign pdays previous poutcome
             age
                  unemployed married
                                                          1787
                                                                               cellular
                                                                                        19
                                                                                                                                       unknown
                                        primary
                                                    no
                                                                          no
                                                                    no
                      services married secondary
                                                                                                       220
                                                                                                                                         failure
            33
                                                                               cellular 11
                                                                                                                        339
                                                          4789
                                                                    yes
                                                                         yes
                                                   no
             35 management
                               single
                                                                                                       185
                                                                                                                        330
                                                                                                                                         failure
                                                          1350
                                                                               cellular
                                                                                       16
                                        tertiary
                                                                          no
                                                    no
             30 management married
                                                                                                       199
                                                                                                                                       unknown
                                                          1476
                                                                         yes unknown
                                                                                                                         -1
                                        tertiary
                                                    no
                                                                                                       226
                                                                                                                         -1
                    blue-collar married secondary
                                                                          no unknown
                                                                                                                                       unknown
                                                                    yes
                                                    no
In [15]: y = bank['y']
In [16]: # Dữ liệu có sự chênh lệch giữa 0 và 1
In [17]: # Chuẩn hóa dữ Liệu phân Loại (kiểu chuỗi)
          from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
         ohe = OneHotEncoder()
In [18]:
          ohe = ohe.fit(X[['job', 'marital', 'education',
                            'default', 'housing', 'loan',
                            'contact', 'poutcome']])
         X_ohe = ohe.transform(X[['job', 'marital', 'education',
                                     'default', 'housing', 'loan',
                                     'contact', 'poutcome']])
```

0

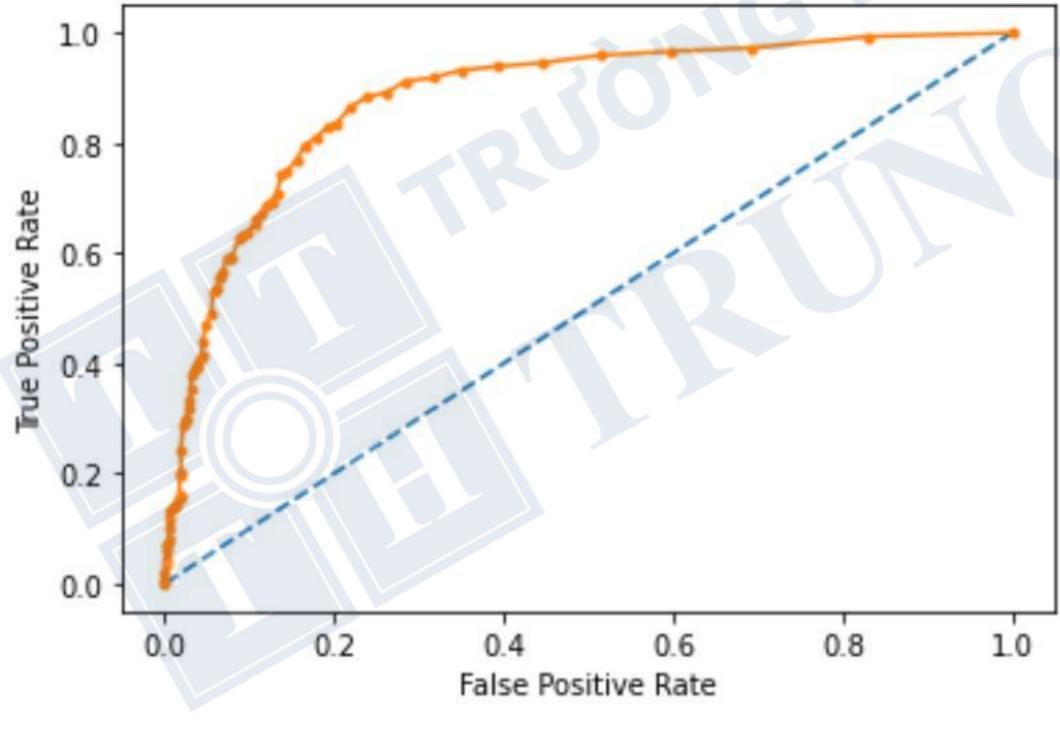
0

age

job

```
In [19]: X_ohe
Out[19]: <4334x31 sparse matrix of type '<class 'numpy.float64'>'
                 with 34672 stored elements in Compressed Sparse Row format>
In [20]: X_ohe_new = X_ohe.toarray()
In [21]: ohe.get_feature_names(['job', 'marital', 'education',
                                'default', 'housing', 'loan',
                                'contact', 'poutcome'])
Out[21]: array(['job_admin.', 'job_blue-collar', 'job_entrepreneur',
                'job_housemaid', 'job_management', 'job_retired',
                'job_self-employed', 'job_services', 'job_student',
                'job_technician', 'job_unemployed', 'job_unknown',
                'marital_divorced', 'marital_married', 'marital_single',
                'education_primary', 'education_secondary', 'education_tertiary',
                'default_no', 'default_yes', 'housing_no', 'housing_yes',
                'loan_no', 'loan_yes', 'contact_cellular', 'contact_telephone',
                 'contact_unknown', 'poutcome_failure', 'poutcome_other',
                 'poutcome_success', 'poutcome_unknown'], dtype=object)
In [22]: X_ohe_new[:5]
0., 0., 1., 0., 1., 0., 1., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 1.],
                [0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.,
                 1., 0., 1., 0., 0., 1., 0., 1., 1., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
                [0., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0.,
                 0., 1., 1., 0., 0., 1., 1., 0., 1., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
                [0., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.,
                 0., 1., 1., 0., 0., 1., 0., 1., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 1.],
                1., 0., 1., 0., 0., 1., 1., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 1.]])
In [23]: X_ohe_df = pd.DataFrame(X_ohe_new,
                                 columns=ohe.get_feature_names(['job', 'marital',
                                                                'education', 'default',
                                                                'housing', 'loan',
                                                                'contact', 'poutcome']))
In [24]: X_ohe_df.head()
Out[24]:
                      job_blue-
                                                                                      job_self-
                              job_entrepreneur job_housemaid job_management job_retired
                                                                                              job_services job_student job_technician ... hc
            job admin.
                                                                                     employed
                                          0.0
                  0.0
                           0.0
                                                       0.0
                                                                       0.0
                                                                                          0.0
                                                                                                     0.0
                                                                                                                0.0
                                                                                                                             0.0 ...
                                                                                 0.0
                  0.0
                           0.0
                                          0.0
                                                       0.0
                                                                       0.0
                                                                                                                             0.0 ...
                                                                                 0.0
                                                                                          0.0
                                                                                                     1.0
                                                                                                                0.0
                                                                                                                            0.0 ...
                                                       0.0
                  0.0
                           0.0
                                          0.0
                                                                       1.0
                                                                                 0.0
                                                                                          0.0
                                                                                                     0.0
                                                                                                                0.0
                                                                                                                            0.0 ...
                           0.0
                                          0.0
                                                                       1.0
                  0.0
                                                       0.0
                                                                                          0.0
                                                                                                     0.0
                                                                                                                0.0
                                                                                 0.0
                                                       0.0
                                                                                                                             0.0 ...
                           1.0
                                          0.0
                                                                       0.0
                                                                                 0.0
                                                                                          0.0
                                                                                                     0.0
                                                                                                                0.0
                  0.0
        5 \text{ rows} \times 31 \text{ columns}
In [25]: X_new = pd.concat([X[['age', 'balance', 'day', 'month',
                               'duration', 'campaign',
                               'pdays', 'previous']], X_ohe_df],
                           axis=1)
In [26]: # X_new.info()
         # Build model
In [27]:
         X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_new, y,
                                                             test_size=0.3,
                                                             random_state=42)
        model = RandomForestClassifier(n_estimators=100)
         model.fit(X_train, y_train)
Out[28]: RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_weight=None, criterion='gini',
                                max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                                min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                                min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                                min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100,
                                n_jobs=None, oob_score=False, random_state=None,
                                verbose=0, warm_start=False)
         model.score(X_new, y)
In [29]:
Out[29]: 0.9695431472081218
```

```
model.score(X_train, y_train)
In [30]:
Out[30]: 1.0
         model.score(X_test, y_test)
Out[31]: 0.8985395849346657
In [32]: # Đánh giá model
         y_pred = model.predict(X_test)
         print(confusion_matrix(y_test, y_pred))
In [33]:
         print(classification_report(y_test, y_pred))
         [[1122
                 32]
          [ 100
                  47]]
                                   recall f1-score
                       precision
                                                      support
                            0.92
                                     0.97
                                               0.94
                                                         1154
                                     0.32
                                               0.42
                                                          147
                            0.59
                                               0.90 1301
             accuracy
                                     0.65
                                               0.68
                                                         1301
                            0.76
            macro avg
                                     0.90
         weighted avg
                            0.88
                                               0.88
                                                         1301
In [34]: # model dự đoán class 1 chưa được chính xác
         from sklearn.metrics import roc_curve,auc
In [35]: # Print ROC_AUC score using probabilities
         probs = model.predict_proba(X_test)
        scores = probs[:,1]
In [36]:
         fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_test, scores)
In [37]: plt.plot([0, 1], [0, 1], linestyle='--')
         plt.plot(fpr, tpr, marker='.')
         plt.title("ROC Curve")
         plt.xlabel("False Positive Rate")
         plt.ylabel("True Positive Rate")
         plt.show()
                                 ROC Curve
           1.0
```



In [38]: auc(fpr, tpr)

Out[38]: 0.884598380079935

In [ ]: # Có giải pháp nào tốt hơn không?