網路資料科技應用期末報告
— 信用卡用戶流失預測

組員： 日四B 06122247 吳英緩

研究動機

「客戶是否流失」一直是許多公司在探討的問題，然而客戶流失是必然的，因此了解客戶「為何流失」便是重要的課題。在現在信用卡服務較密集的狀況下，如何留住目標客戶是關鍵問題。要想在瞬息萬變的世界下存活，除了分析過去客戶流失的原因以外，能夠事先預測未來用戶的流失並改善將有利於公司未來發展。因此本次報告將利用網路上公開的數據集，進行數據分析，藉由實際操作來探究此數據集的客戶流失特徵及預測，並探討此公司可以如何訂定對策防止客戶流失。

一、資料說明

藉由 kaggle 上的公開數據集「Credit Card customers」預測銀行信用卡流失，此數據集的來源網站為 leaps.analyttica.com，此網站解釋了如何解決特定商業問題。數據集中包含 10,127 筆客戶資料，提供年齡、工資、婚姻狀況、信用卡額度、信用卡類別等，21 個特徵。

資料集名稱：BankChurners.csv

欄位名稱	欄位內容
CLIENTNUM	持有該帳戶的用戶唯一識別編號
Attrition_Flag	客戶是否續約信用卡服務
Customer_Age	用戶年齡
Gender	用戶性別
Dependent_count	家庭人數
Education_Level	教育水平
Marital_Status	婚姻狀況
Income_Category	收入分布
Card_Category	持有卡片類型，分為藍、銀、金、鉑金卡
Months_on_book	每月帳單數量
Total_Relationship_Count	用戶持有銀行業務數量
Months_Inactive_12_mon	用戶不活躍月份數
Contacts_Count_12_mon	過去一年中與銀行接觸次數
Credit_Limit	信用卡額度
Total_Revolving_Bal	循環信用總量
Avg_Open_To_Buy	過去一年平均開放的信貸限額
Total_Amt_Chng_Q4_Q1	第四季度與第一季度間交易金額變化
Total_Trans_Amt	過去一年總交易金額
Total_Trans_Ct	過去一年總交易次數
Total_Ct_Chng_Q4_Q1	第四季度與第一季度間交易數量變化

Avg_Utilization_Ratio	平均卡片利用率

二、匯入套件和資料

首先匯入此次資料分析和預測模型所需要使用的套件。

圖 2-1 匯入套件

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as ex
import plotly.graph_objs as go
import plotly.figure_factory as ff
from plotly.subplots import make_subplots
import plotly.offline as pyo
pyo.init_notebook_mode()
sns.set_style('darkgrid')
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.model_selection import train_test_split,cross_val_score
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import f1_score as f1
from sklearn.metrics import confusion_matrix
import scikitplot as skplt
plt.rc('figure',figsize=(18,9))
%pip install imbalanced-learn
from imblearn.over_sampling import SMOTE
```

接著匯入此次資料集，由於此原始資料集的倒數 2 欄並非特徵欄未，因此僅查看主要的 21 個特徵欄位。

圖 2-2 匯入資料

```
c_data = pd.read_csv('BankChurners.csv')
c_data = c_data[c_data.columns[:-2]]
c_data
```

	CLIENTNUM	Attrition_Flag	Customer_Age	Gender	Dependent_count	Education_Level	Marital_Status	Income_Category	Card_Category	Months_o
0	768805383	Existing Customer	45	M	3	High School	Married	$60K - 80K	Blue	
1	818770008	Existing Customer	49	F	5	Graduate	Single	Less than $40K	Blue	
2	713982108	Existing Customer	51	M	3	Graduate	Married	$80K - 120K	Blue	
3	769911858	Existing Customer	40	F	4	High School	Unknown	Less than $40K	Blue	
4	709106358	Existing Customer	40	M	3	Uneducated	Married	$60K - 80K	Blue	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
10122	772366833	Existing Customer	50	M	2	Graduate	Single	$40K - 60K	Blue	
10123	710638233	Attrited Customer	41	M	2	Unknown	Divorced	$40K - 60K	Blue	
10124	716506083	Attrited Customer	44	F	1	High School	Married	Less than $40K	Blue	
10125	717406983	Attrited Customer	30	M	2	Graduate	Unknown	$40K - 60K	Blue	
10126	714337233	Attrited Customer	43	F	2	Graduate	Married	Less than $40K	Silver	

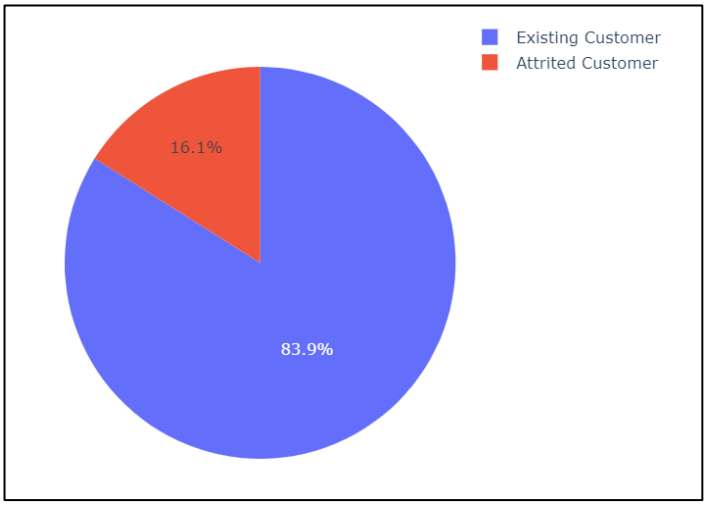
10127 rows × 21 columns

三、數據分析

1、分析目標變數—Attrition_Flag

首先我們先查看此次資料集的目標變數 Attrition_Flag—代表用戶是否續約信用卡服務，繪製圓餅圖後發現在此資料集的用戶中，有 83.9%的用戶有續約服務，而沒有續約的用戶比例則有 16.1%。

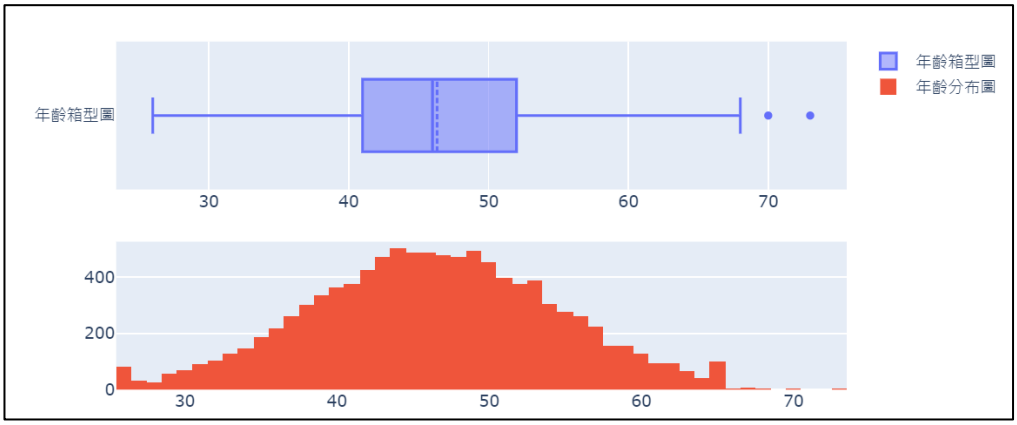
圖 3-1 信用卡用戶流失比率



2、分析特徵變數—Customer_Age

在客戶年齡分布圖形中我們可以發現介於 40-50 歲用戶為集中區段，且 50 歲前後的用戶數量又較多。平均年齡大約為 46 歲，70 歲以上出現離群值。

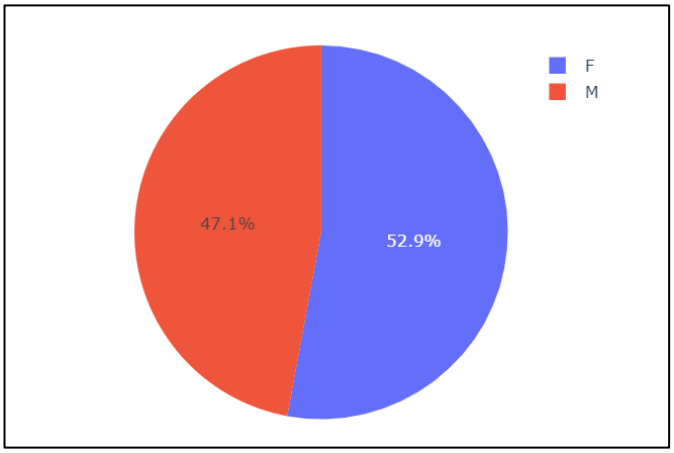
圖 3-2 用戶年齡分布



3、分析特徵變數—Gender

此資料集中我們可以看到男性用戶比例為 47.1%而女性用戶比例為 52.9%，後者占比較多。

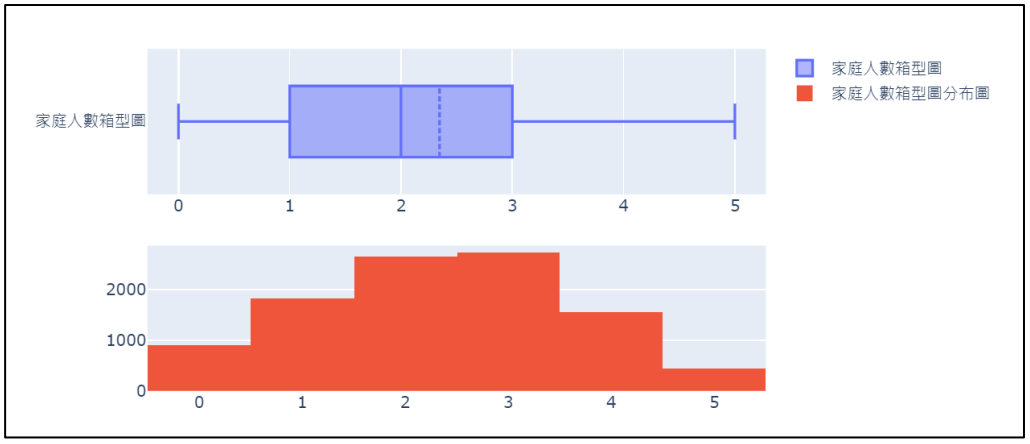
圖 3-3 用戶性別比



4、**分析特徵變數**—Dependent_count

家庭人數狀況的分布上平均為 2 至 3 人，1 至 3 人的單身貴族或小家庭為集中數，共 3 位家庭成員的用戶數量最高，為常態分佈。

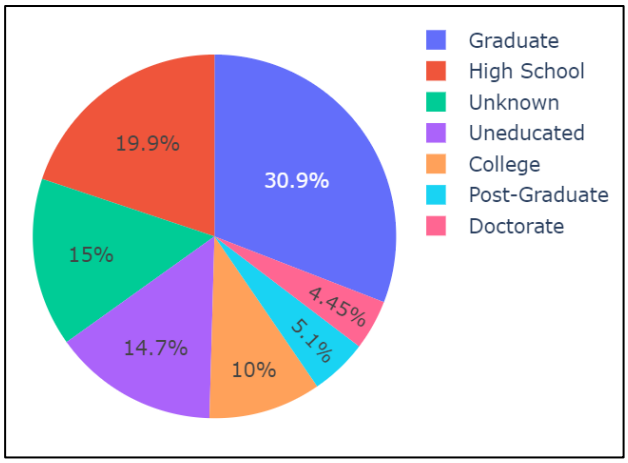
圖 3-4 家庭人數分布



5、**分析特徵變數**—Education_Level

此圓餅圖中我們可以發現已經畢業的社會人士為大眾用戶，占比為 30.9%。博士學位的用戶則占少數 4.45%。

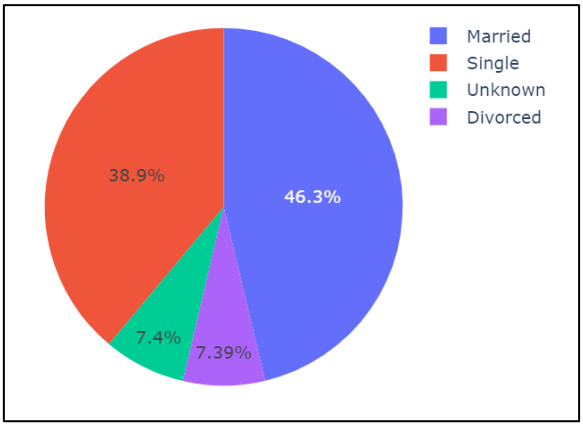
圖 3-5 教育程度分布



6、分析特徵變數—Marital_Status

用戶在申辦時或許在可選擇不填寫的狀況下而出現了無法得知的數據。在有填寫的用戶中佔比最高為結婚狀態 46.3%，最低比例是離婚狀態 7.39%。

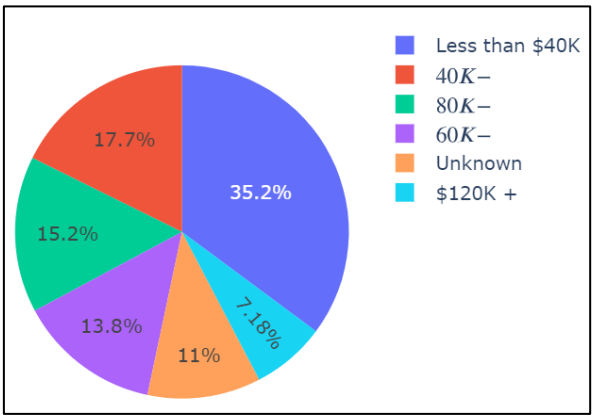
圖 3-6 婚姻狀態分布



7、分析特徵變數—Income_Category

大宗用戶中收入情況小於 4 萬美金的比例為 35.2%，而收入大於 12 萬美金的用戶則為較少的 7.18%。

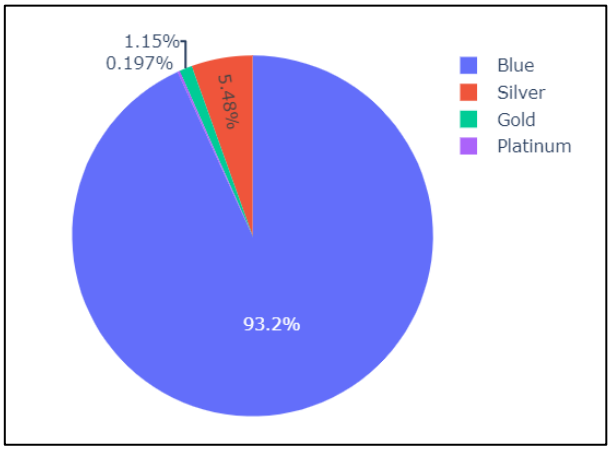
圖 3-7 收入狀態分布



8、分析特徵變數—Card_Category

用戶卡片等級中以普通卡（藍卡）為大眾，占比 93.2%。而高等級的白金卡則占比最少 0.197%。

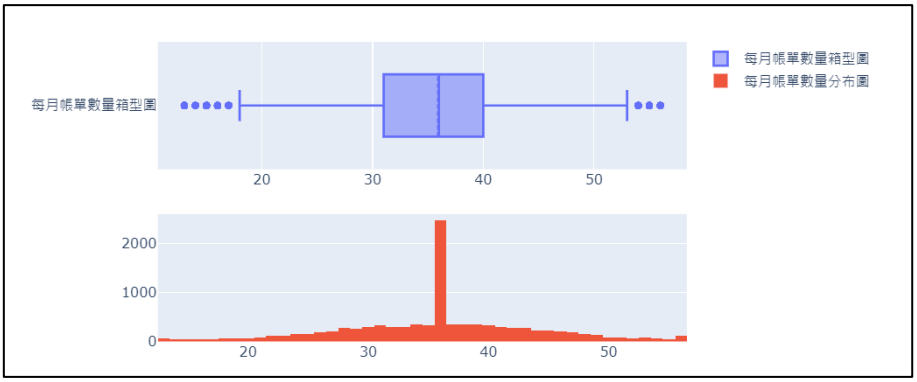
圖 3-8 卡片等級分布



9、**分析特徵變數—Months_on_book**

統計並視覺化「Months_on_book（每月帳單數量）」後發現，分布圖的峰度極高，代表標準差大，此欄位資料具有集中趨勢，且資料並非常態分布。

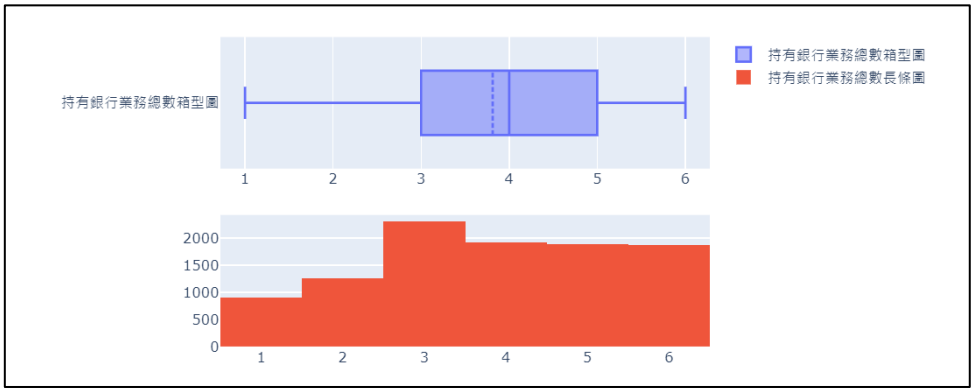
圖 3-9 每月帳單數量



10、**分析特徵變數—Total_Relationship_Count**

資料集中持有銀行業務總數的平均值為近 4 項，最大值區間介於 3 至 5 項，最多總數用戶持有 3 項銀行業務。

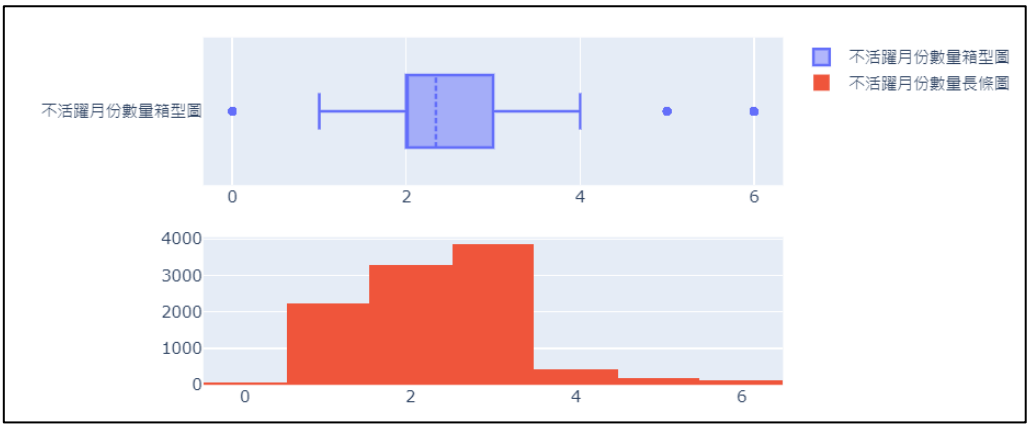
圖 3-10 持有銀行業務總數



11、**分析特徵變數—Months_Inactive_12_mon**

統計並視覺化後可發現在兩端都出現了離群值，可得知在兩端極值數量較少，平均不活躍月分則為春季 2 至 3 月。

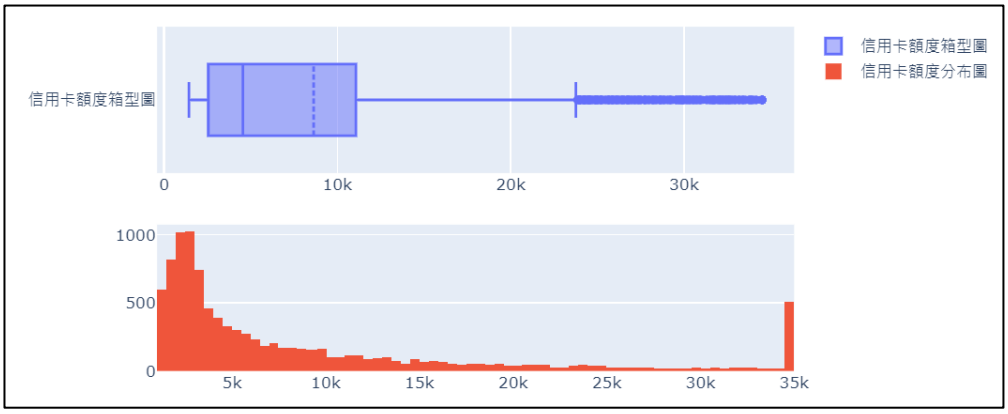
圖 3-11 不活躍月份數量



12、**分析特徵變數**—Credit_Limit

統計並視覺化我們發現在 2 萬美金額度以上出現了大量的離群值，可以得出此資料非常態分布，但由於大於 3 萬 5 美金額度的用戶數量相對多，即使最大區間的額度都較小但平均數因此被拉升，大約為近 1 萬。

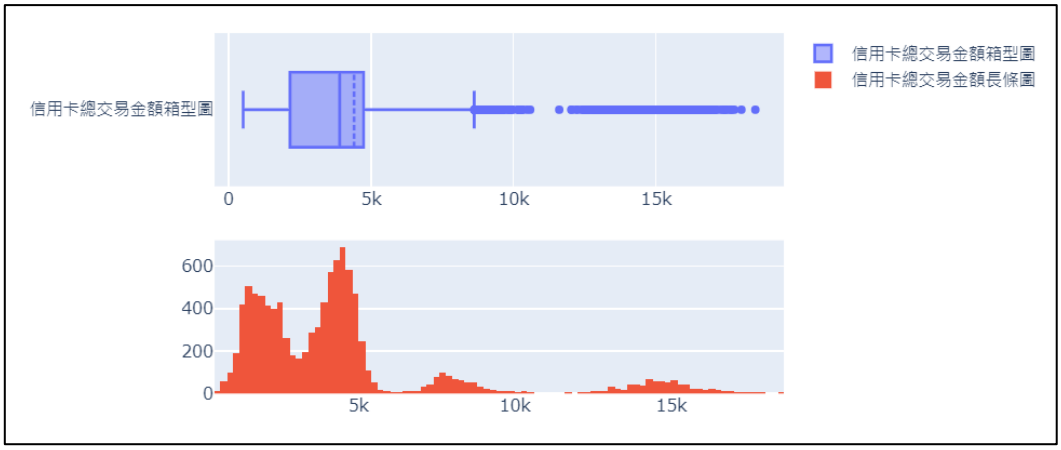
圖 3-12 信用卡額度



13、**分析特徵變數**—Total_Trans_Amt

此箱型圖及長條圖中可以看到大於 1 萬的總交易金額出現連續離群值，也可以發現在 1 萬出頭和大於 1 萬五的的交易金額出現斷層，平均值則為 5000 美金左右。

圖 3-13 信用卡交易總金額



四、資料預處理

1. 類別型資料轉換

首先查看此資料集的各個特徵型態，可以發現有 6 個特徵屬於類別型資料，須將他們進行轉換才能進行主成分分析及建置預測模型。

圖 5-1 資料型態

```
c_data.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 10127 entries, 0 to 10126
Data columns (total 21 columns):
 #   Column                    Non-Null Count  Dtype
---  ------                    --------------  -----
 0   CLIENTNUM                 10127 non-null  int64
 1   Attrition_Flag            10127 non-null  object
 2   Customer_Age              10127 non-null  int64
 3   Gender                    10127 non-null  object
 4   Dependent_count           10127 non-null  int64
 5   Education_Level           10127 non-null  object
 6   Marital_Status            10127 non-null  object
 7   Income_Category           10127 non-null  object
 8   Card_Category             10127 non-null  object
 9   Months_on_book            10127 non-null  int64
 10  Total_Relationship_Count  10127 non-null  int64
 11  Months_Inactive_12_mon    10127 non-null  int64
 12  Contacts_Count_12_mon     10127 non-null  int64
 13  Credit_Limit              10127 non-null  float64
 14  Total_Revolving_Bal       10127 non-null  int64
 15  Avg_Open_To_Buy           10127 non-null  float64
 16  Total_Amt_Chng_Q4_Q1      10127 non-null  float64
 17  Total_Trans_Amt           10127 non-null  int64
 18  Total_Trans_Ct            10127 non-null  int64
 19  Total_Ct_Chng_Q4_Q1       10127 non-null  float64
 20  Avg_Utilization_Ratio     10127 non-null  float64
dtypes: float64(5), int64(10), object(6)
memory usage: 1.6+ MB
```

將類別型資料以「LabelEncoder」套件進行轉換，轉換後再查看資料集確認，資料都已轉成數值型資料了。

圖 5-2 「LabelEncoder」轉換程式碼

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
le = LabelEncoder()

c_data['Attrition_Flag']= le.fit_transform(c_data['Attrition_Flag'])
c_data['Gender']= le.fit_transform(c_data['Gender'])
c_data['Education_Level']= le.fit_transform(c_data['Education_Level'])
c_data['Income_Category']= le.fit_transform(c_data['Income_Category'])
c_data['Marital_Status']= le.fit_transform(c_data['Marital_Status'])
c_data['Card_Category']= le.fit_transform(c_data['Card_Category'])
```

圖 5-3 轉換後的資料集

```
c_data
```

	CLIENTNUM	Attrition_Flag	Customer_Age	Gender	Dependent_count	Education_Level	Marital_Status	Income_Category	Card_Category	Months_o
0	768805383	1	45	1	3	3	1	2	0	
1	818770008	1	49	0	5	2	2	4	0	
2	713982108	1	51	1	3	2	1	3	0	
3	769911858	1	40	0	4	3	3	4	0	
4	709106358	1	40	1	3	5	1	2	0	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
10122	772366833	1	50	1	2	2	2	1	0	
10123	710638233	0	41	1	2	6	0	1	0	
10124	716506083	0	44	0	1	3	1	4	0	
10125	717406983	0	30	1	2	2	3	1	0	
10126	714337233	0	43	0	2	2	1	4	3	

10127 rows × 21 columns

2. 分割資料集

將資料集以 7:3 的比例分割為訓練資料集與測試資料集。

```
x, y = c_data[c_data.columns[2:]], c_data[c_data.columns[1]]
#分割資料集
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train,x_test,y_train,y_test = train_test_split(x, y,
                                                 test_size=0.3,
                                                 random_state=0,)
```

3. 處理失衡資料

由第三節分析目標變數時可得知，此資料集為一個失衡資料集(續約用戶:未續約用戶比 = 83.9% : 16.1%)，若是使用失衡資料集進行模型建置，將會使模型預測失真，因此導入「SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) —樣本合成方法」套件，利用過取樣使資料達到平衡，而由下圖程式運行結果也可確認資料比例已平衡。

圖 5-4 SMOTE 套件

```
from imblearn.over_sampling import SMOTE

print("Before OverSampling, counts of label '1': {}".format(sum(y==1)))
print("Before OverSampling, counts of label '0': {} \n".format(sum(y==0)))

sm = SMOTE()
x_train, y_train = sm.fit_sample(x_train, y_train.ravel())

print("After OverSampling, counts of label '1': {}".format(sum(y_train==1)))
print("After OverSampling, counts of label '0': {}".format(sum(y_train==0)))
```

```
Before OverSampling, counts of label '1': 8500
Before OverSampling, counts of label '0': 1627

After OverSampling, counts of label '1': 5949
After OverSampling, counts of label '0': 5949
```

4. 資料標準化

資料平衡後，再進行標準化。

圖 5-5 標準化

```
#標準化
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
sc = StandardScaler()
sc.fit(x_train)
X_train_std = sc.transform(x_train)
X_test_std = sc.transform(x_test)
```

5. 資料相關性

因為相關性有正相關與負相關，介於-1~1 之間，因此取絕對值查看各特徵變數與目標變數「Attrition_Flag(用戶是否續約)」之相關係數，並由大至小排序。我們可以發現「Total_Trans_Ct(過去一年總交易次數)」與目標變數的相關係數最高，第二高的為「Total_Ct_Chng_Q4_Q1（第四季度與第一季度間交易數量變化)」，第三高的則是「Total_Revolving_Bal(循環信用總量)」。

圖 5-6 相關係數

```
#查看相關係數
most_correlated = c_data.corr().abs()['Attrition_Flag'].sort_values(ascending=False)
most_correlated = most_correlated[:15]
print(most_correlated)
```

```
Attrition_Flag              1.000000
Total_Trans_Ct              0.371403
Total_Ct_Chng_Q4_Q1         0.290054
Total_Revolving_Bal         0.263053
Contacts_Count_12_mon       0.204491
Avg_Utilization_Ratio       0.178410
Total_Trans_Amt             0.168598
Months_Inactive_12_mon      0.152449
Total_Relationship_Count    0.150005
Total_Amt_Chng_Q4_Q1        0.131063
CLIENTNUM                   0.046430
Gender                      0.037272
Credit_Limit                0.023873
Dependent_count             0.018991
Marital_Status              0.018597
Name: Attrition_Flag, dtype: float64
```

六、建置預測模型

1. 主成分分析

引入 PCA 套件並繪製圖 5-1，顯示主成分依序保留 1~20 特徵的疊加變異解釋率，並可了解此資料集之主成分降維至 10 時，能夠概括 80%的資料。

因此後續建立模型時，先以「n_components=10」降維，查看各模型的表現。(圖 5-2)

圖 6-1 主成分分析

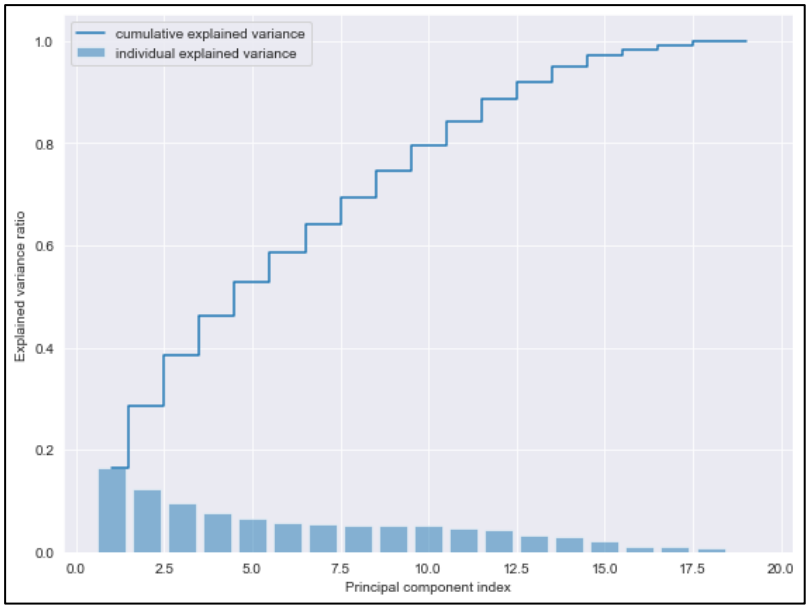


圖 6-2 PCA 套件降至 10 維

```
pca = PCA(n_components=10)
X_train_pca = pca.fit_transform(X_train_std)
X_test_pca = pca.transform(X_test_std)
```

2. 預測模型分析

由於本次目標變數為 2 元分類，採用著名的分類模型「Logistic Regression」、「RandomForest」和「XGBoost」。在主成分降至 10 維後可得到表 5-1 的結果。其中可以發現「XGBoost」的預測表現最佳，F1-score 為 93.2%，而「RandomForest」表現也不錯 F1-score 為 91.4%，雖然在訓練資料集方面 2 者皆已經達到 99%以上的正確率，但在未知資料的預測分類上面可以得知是「XGBoost」所訓練的模型較佳。而「Logistic Regression」的預測表現之 F1-score 也達到 87.8%，然而訓練資料集之準確率竟低於測試資料集，亦可以得知能夠進行未知資料的預測分類。

表 6-1 預測模型準確率

模型名稱	訓練資料集	測試資料集	F1-score
Logistic Regression	79.9%	80.8%	87.8%
RandomForest(entropy)	99.5%	86%	91.4%
XGBoost	99.2%	88.7%	93.2%

接下來進一步查看重要特徵之權重後發現，兩者雖然特徵權重不同，卻都有極高的正確率。

圖 6-3 隨機森林重要特徵之權重

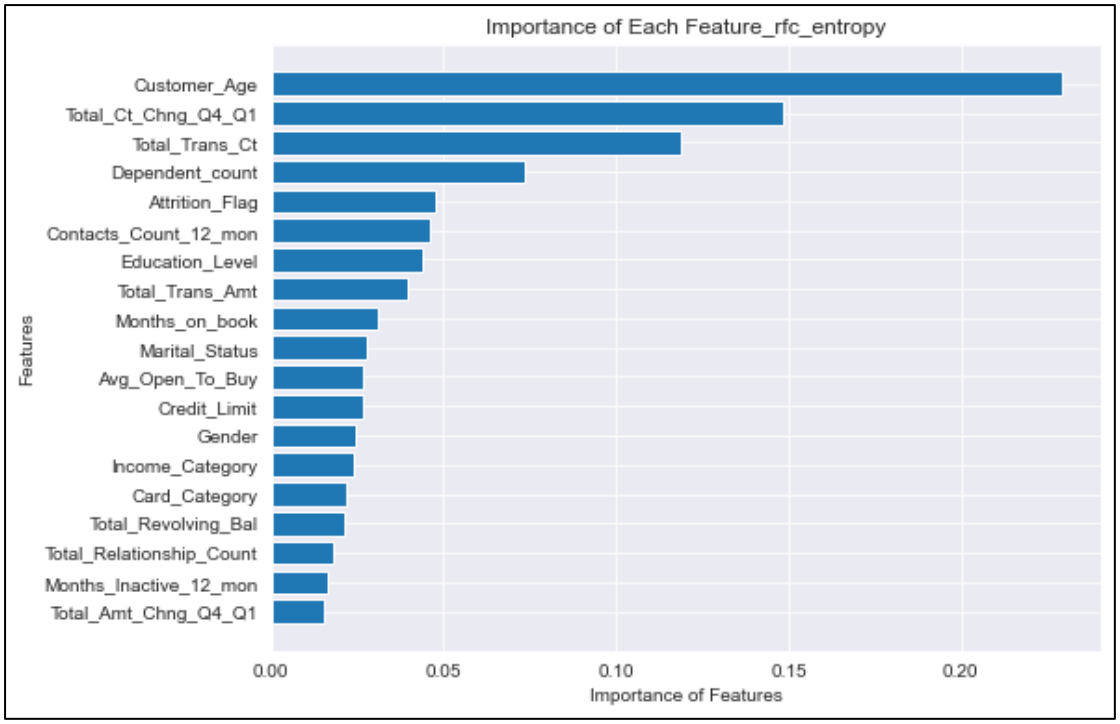
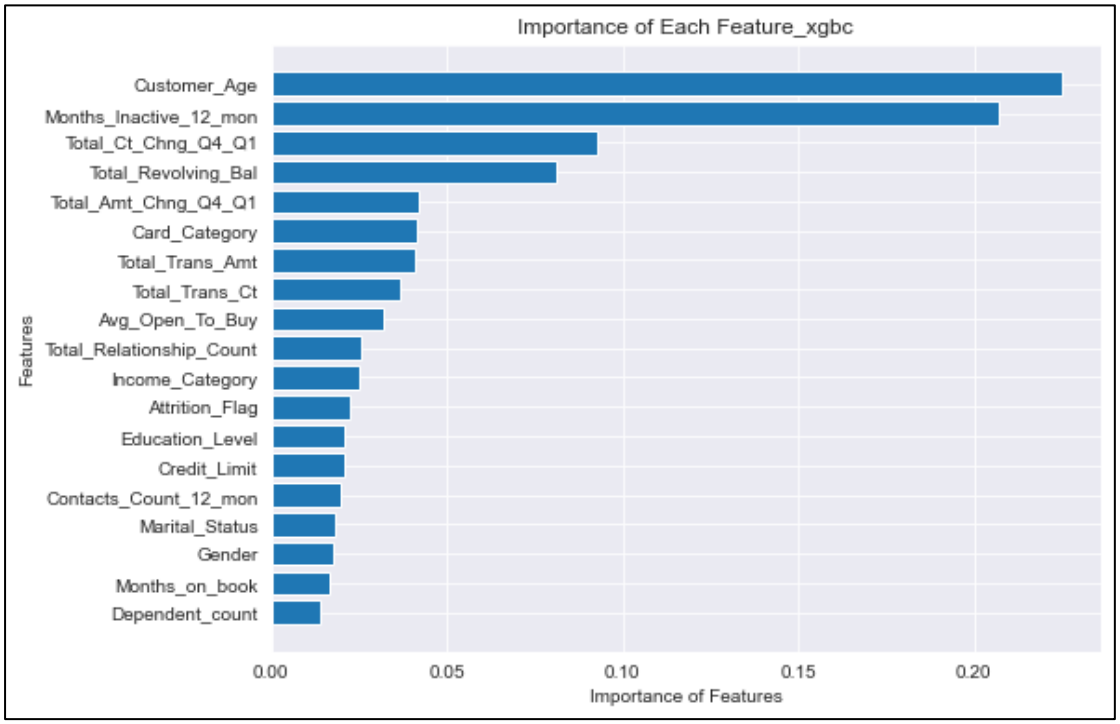


圖 6-4 XGBoost 重要特徵之權重

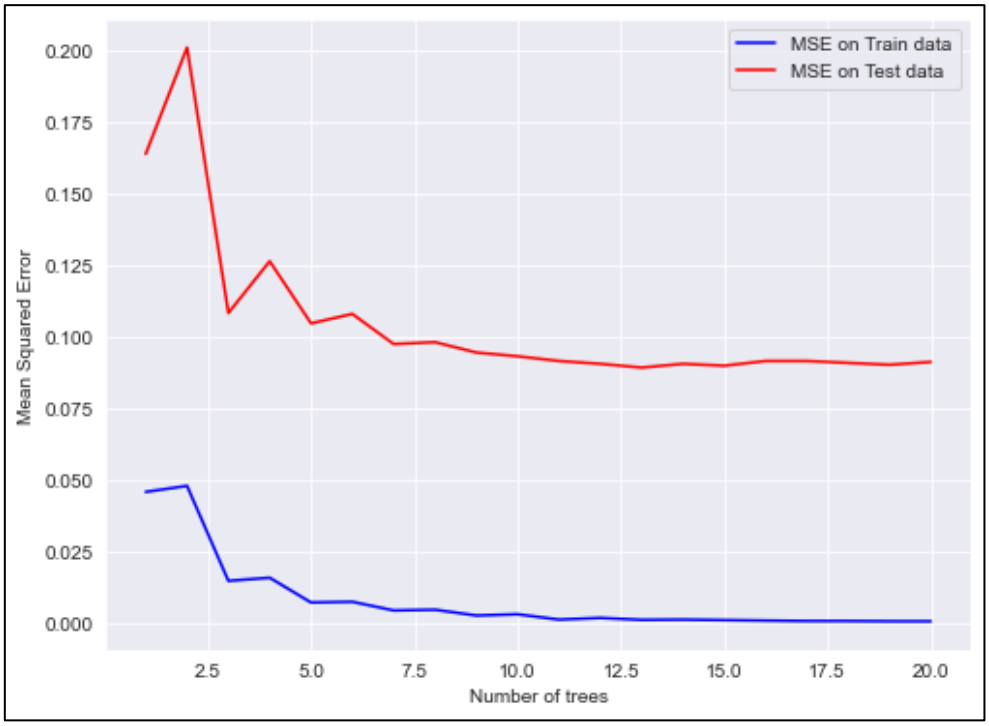


3. 「RandomForest」決策樹參數影響

由於「RandomForest」的參數相較於「XGBoost」較容易進行調整，，因此進一步查看不同決策樹數量對「RandomForest」模型在本次資料集的影響，並尋找最適合的決策樹數量參數。

由程式執行結果可得知，當「n_estimators=10」之後模型便趨於穩定。

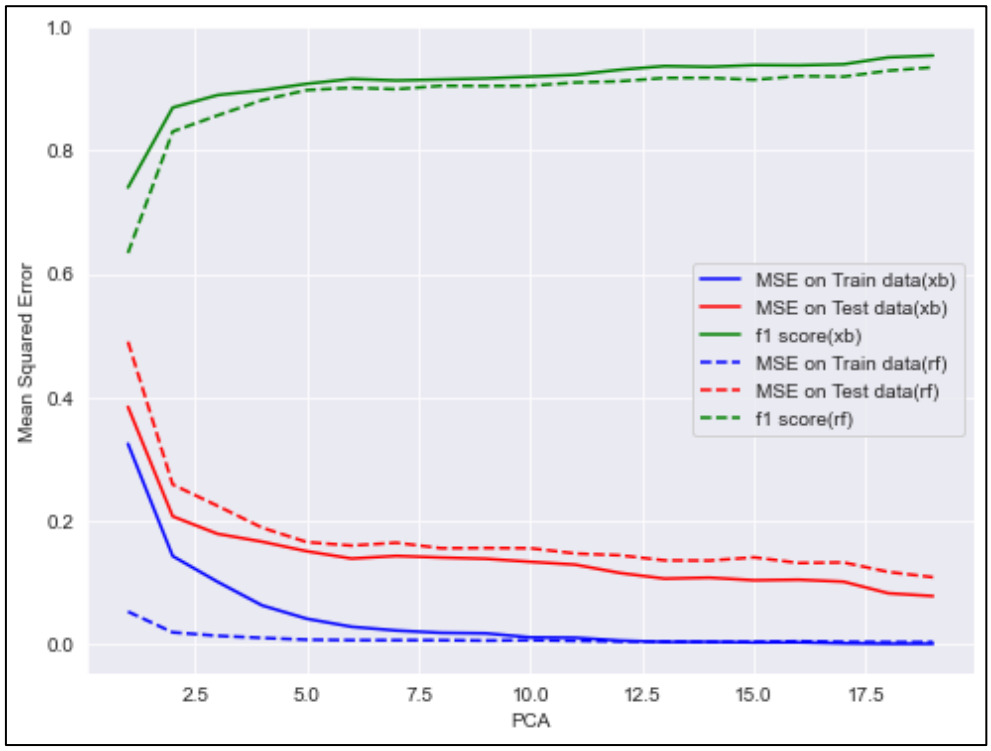
圖 6-5 「RandomForest」決策樹參數影響



4. 主成分疊代之 MSE 及 F1

最後比較在主成分疊代後，「RandomForest」和「XGBoost」的 MSE 和 F1-score 數值，皆是「XGBoost」模型擁有較好的表現，因此若是此資料集需要建置預測模型，可以使用「XGBoost」模型來進行分類預測。

圖 6-6 主成分疊代之兩模型的 MSE 及 F1-score



六、總結

本次期末報告以 Kaggle 網站上之公開資料集進行「信用卡用戶續約預測」，除了資料交叉分析與視覺化實作，亦建置預測分類模型並進行模型分析及評估，藉由實作經驗訓練程式能力，並活用平時所學的理論基礎，累積機器學習的經驗。