客戶流失預測

羅健華



目標



- 1. 透過資料視覺化,對客戶特質進行初步了解
- 2. 建立一個分類模型,預測銀行客戶是否即將流失



資料來源

Kaggle是一個知名的數據分析競賽平台,此次練習以以下連結的資料集作為資料來源

https://www.kaggle.com/barelydedicated/bank-customer-churn-modeling

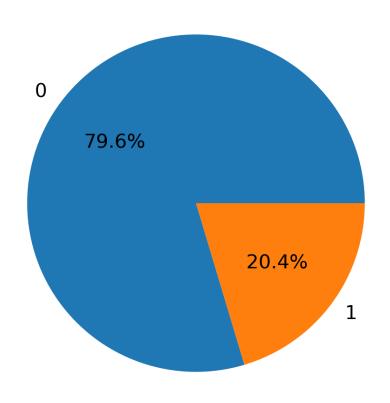


變數

dependent variable	
Exited	
independent variable	
Age	
Gender	
Geography (France · Germany · Spain)	
Estimated Salary	
Tenure	
Balance	
Credit Score	
Number Of Products	
Has Credit Card	
Is Active Member	

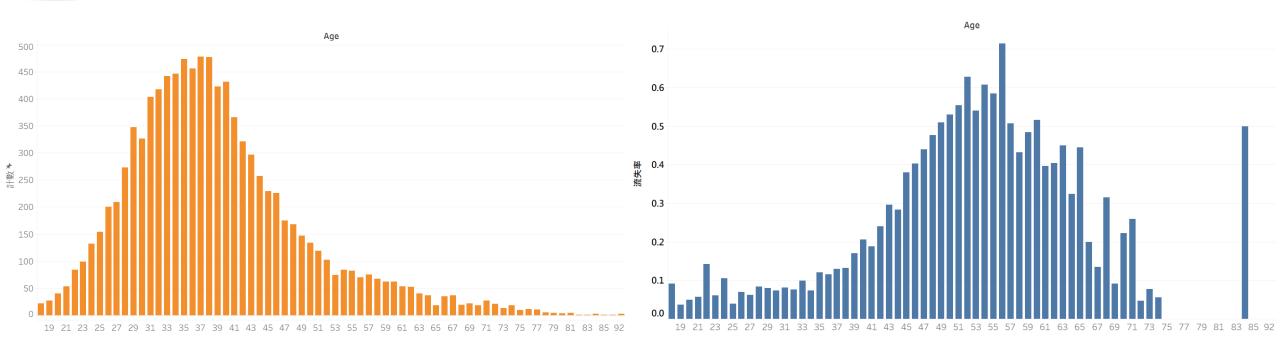
流失率





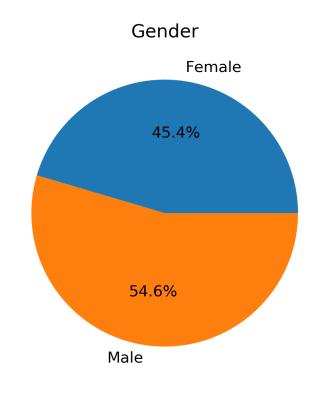
在資料集中,約有20%的客戶流失, 此數字可當作一個比較的基準,後 續模型的正確率應至少大於80%, 才有比較的意義。

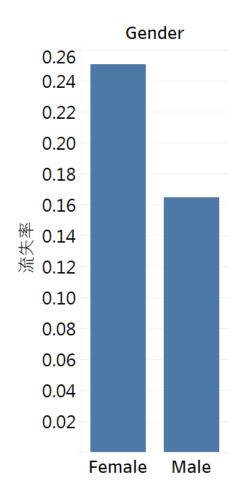
年齡



随著年齡的增加,客戶流失率逐漸升高,並在56歲達到最大值,之後又開始降低

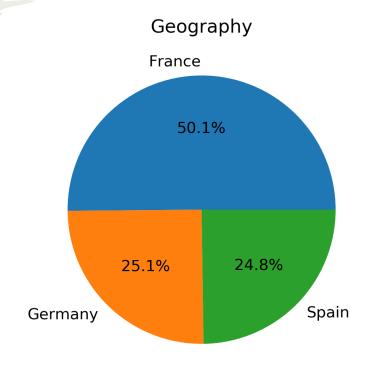
性別

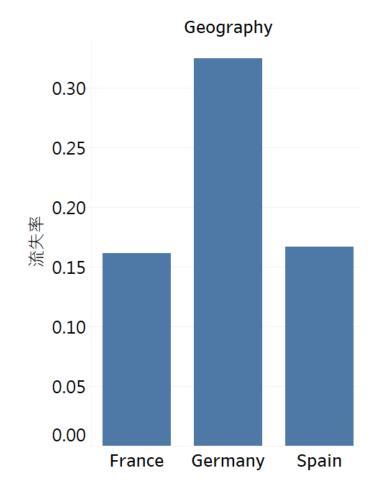




女性客戶的比例低於男性,但流失率卻高於男性

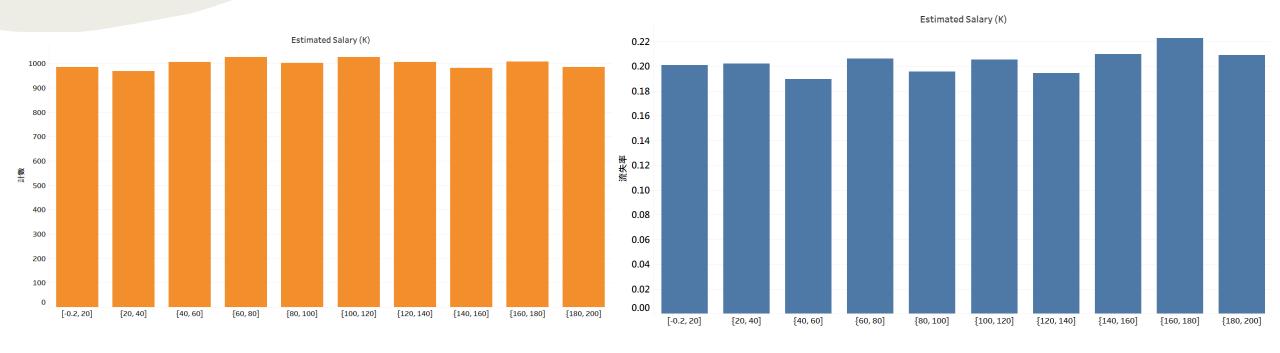
地區





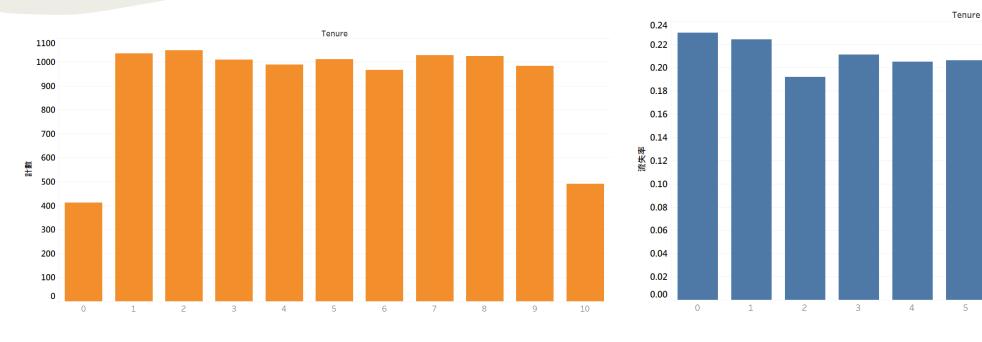
- 1. 大部分的客戶來自法國
- 2. 德國的客戶流失率異常偏高,顯示在該地區可能存在問題

估計薪水



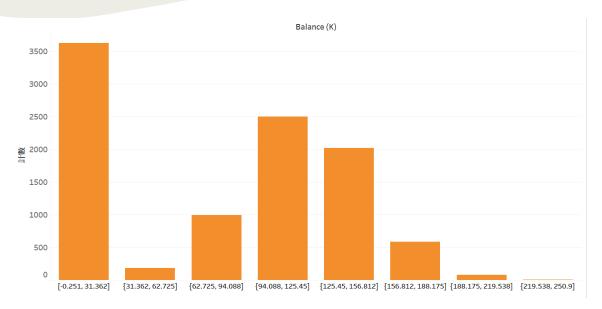
在薪水方面,不管是分布狀況,或是流失率,都沒有明顯的差異

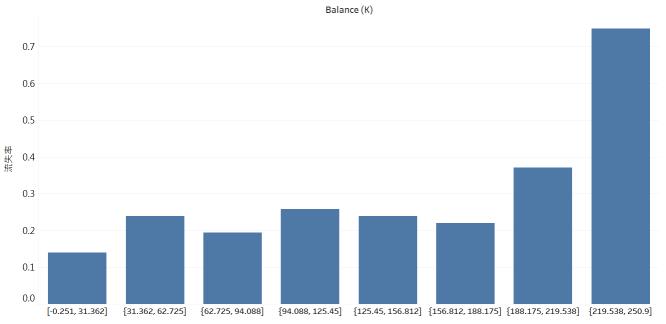
成為客戶 時間長短



- 1.今年成為客戶的數量比往年較少,值得注意是否 有獲取新客戶上的問題
- 2.在流失率上,沒有明顯的差異

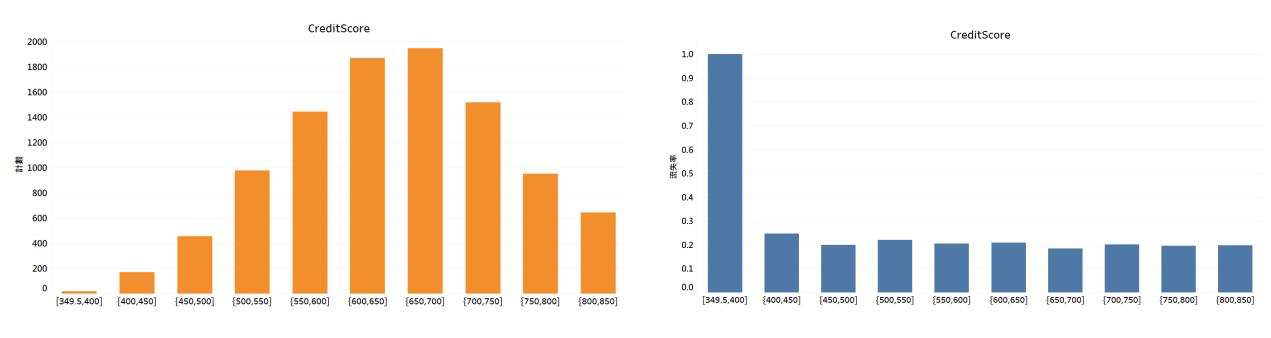
戶頭餘額





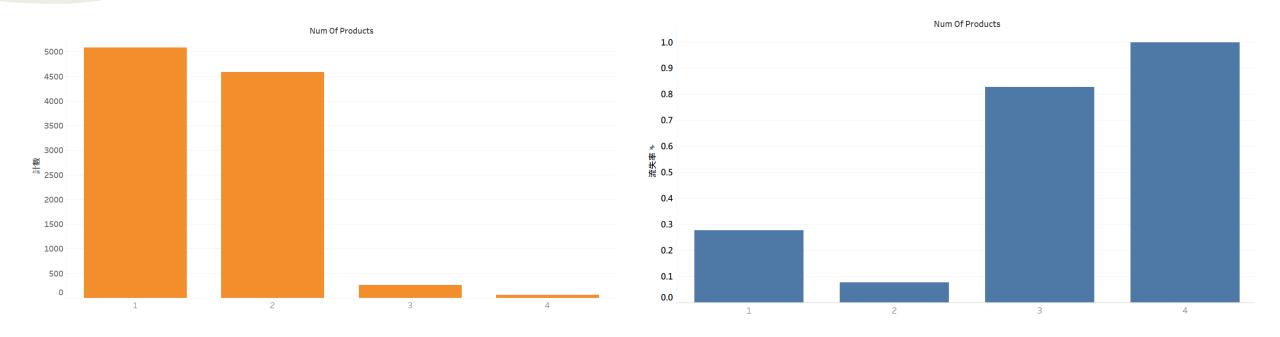
- 36%的客戶,戶頭餘額少於3萬元(事實上大部分都是戶頭餘額為0), 而戶頭餘額超過3萬元的用戶則約呈現常態分佈
- 2. 戶頭餘額超過19萬元的客戶,流失率會提高

信貸評分



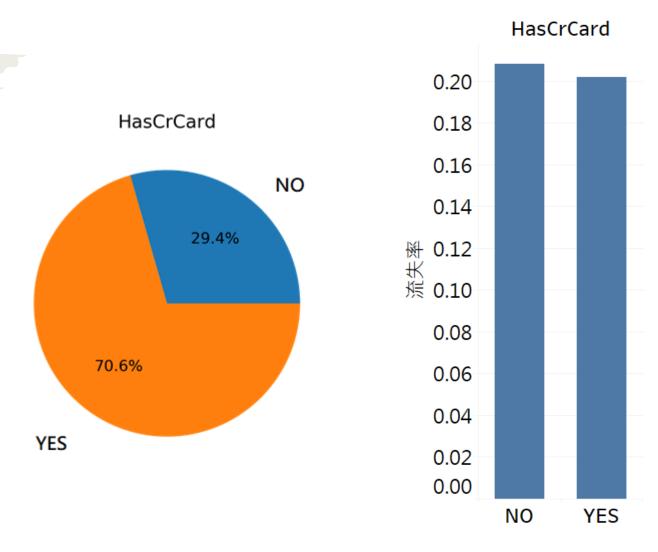
- 信貸評分在400以下的客戶,流失的機率相當高,以上則沒 有顯著的差別
- 2. 然而400分以下的客戶只占極小的比例

商品數



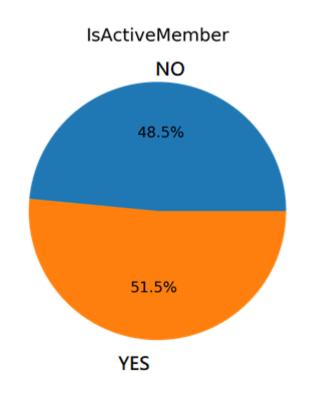
- 1. 大部分的客戶在該銀行都只擁有1~2樣商品
- 2. 擁有3~4樣商品的客戶,流失率較高

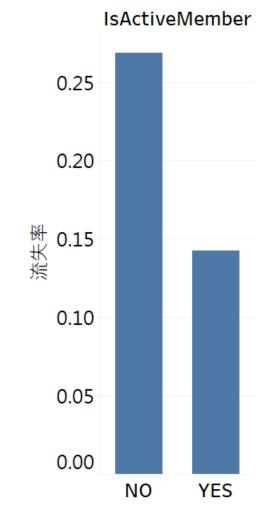
是否擁有 信用卡



是否擁有信用卡對於客戶是否流失似乎沒有影響

是否活躍





- 1. 理所當然地,非活躍客戶的流失率較高
- 2. 值得注意的是,非活躍客戶的占比將近一半,銀行應採取積極措施,將這群人轉為活躍客戶,有機會大幅降低流失率

建模流程

資料前處理

- 遺漏值補值 (可嘗試用平均數、中位數、眾數)
- 對類別變數做 One hot encoding
- 對數值變數做標準化或取對數

數據分割

• 將資料隨機拆分成訓練集與測試集

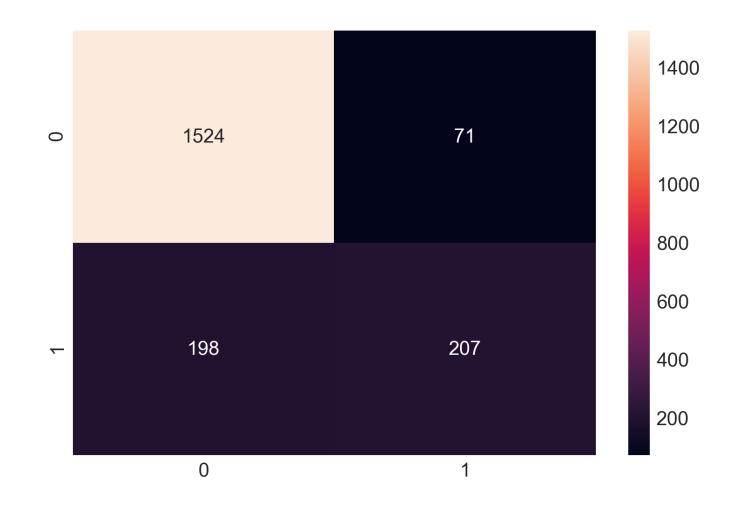
建立模型

• 運用訓練集調整模型中的參數,並用測試集驗證最後的結果

模型預測

Model	Accuracy
Logistic Regression	81.20%
KNN (k=7)	82.60%
SVM	84.70%
Naive Bayes	80.35%
Decision Tree	81.15%
Random Forest	86.55%

混淆矩陣 - 隨機森林



結論

- 什麼樣的客戶比較有可能流失?
 - 女性
 - 德國地區
 - 非活躍客戶
 - 介於40~60歲之間
 - 擁有的商品數> 2
 - 戶頭餘額> 190000