資料分析-消費者購買行為

楊承鑫 2024/5

1. 資料來源: Kaggle https://www.kaggle.com/datasets/sanyamgoyal401/customer-purchases-behaviour-dataset/data

2. 資料描述:

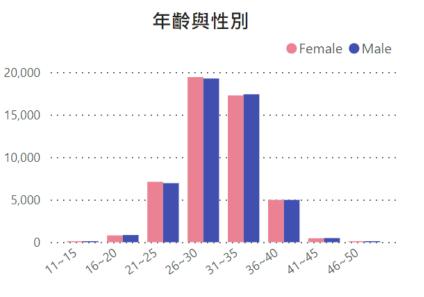
- 資料形狀:100000列12欄(100000個消費者及每個消費者對應的12特徵)
- 12個特徵:
 - 1) 身分證(id): 1, 2, ..., 100000
 - 2) 年齡(age)
 - 3) 性別(gender):分為男生及女生
 - 4) 收入(income)
 - 5) 教育程度(education):分為高中、學院、大學及研究所
 - 6) 居住地區(region):分為東、南、西、北
 - 7) 忠誠度狀態(loyalty status):基於購買歷史、頻率及參與品牌活動等指標,將顧客分為普通、銀牌及金牌
 - 8) 購物頻率(purchase frequency):分為很少、偶爾及頻繁
 - 9) 購物金額(purchase amount)
 - 10) 產品種類(product category):分為書、食物、電子產品、家用產品、健康產品、服飾及美妝產品
 - 11) 促銷使用(promotion usage): 0為沒有使用,1為有使用
 - 12) 滿意度(satisfaction score): 1, 2, ..., 7

3. 分析目的:

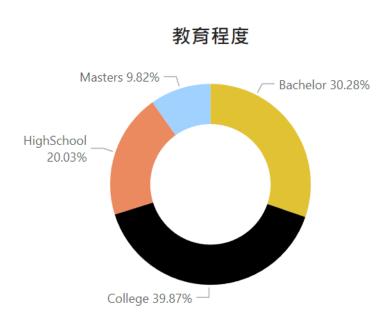
當一個新顧客來消費時,能夠透過新顧客的個人特徵(1~6)及購買特徵(8~10)預測其忠誠度狀態,也就是能夠提早知道新顧客的忠誠度給予對應的服務,例如:如果預測是金牌會員,或許可以優先處理他訂單、投訴或是給予定期優惠或獎勵,以提早穩固客戶關係。

4. 探索式資料分析

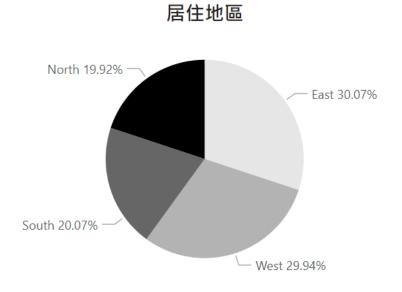
- 資料無遺失值及離群值
- 數據統計圖表:



26~30歲的顧客最多。每個年齡區間男女 比例相近。



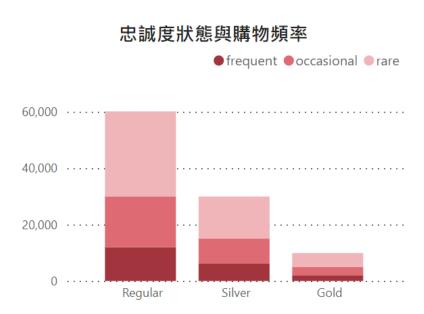
顧客教育程度大部分是學院與大學。



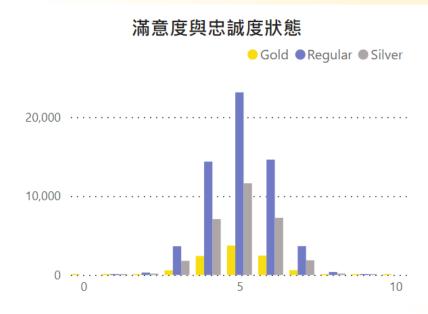
顧客大多來自東部與西部

產品種類 20,000 10,000 Clectronics Clothing Books Food Health Home Beauty

顧客大多購買電子產品及服飾。



在三種忠誠度狀態的顧客間,購物頻率的 比例並沒有顯著差異。並不會有金牌會員 購物頻率較高的現象。

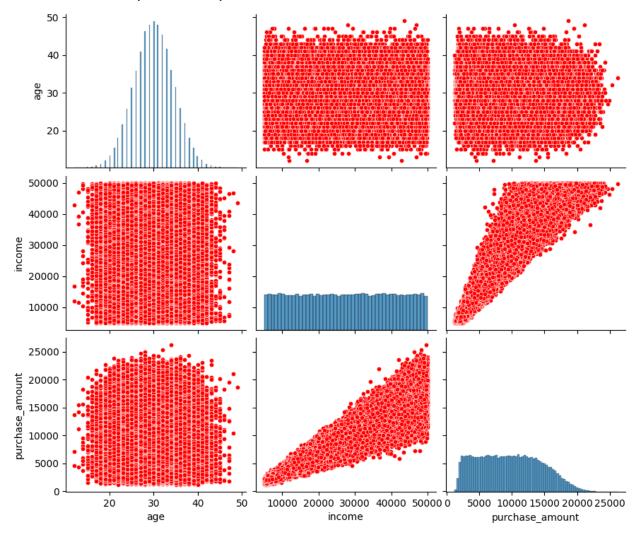


顧客滿意度呈現鐘型分配·各個滿意度間 顧客的忠誠度狀態比例無明顯差異。

相關係數矩陣(Correlation Coefficient Matrix)

	age	income	purchase_amount
age	1.0000	-0.0024	-0.0021
income	-0.0024	1.0000	0.9484
purchase_amount	-0.0021	0.9484	1.0000

散點圖矩陣(Pairs Plots)



- 年齡(在顯著水準為0.05時)不拒絕服從常態分佈(p-value=0.79)
 平均值為30,變異數為20
- 顧客中收入最低為5000,最高為50000,平均值為27516,分 布均勻,無趨勢。
- 購物金額最低為1118、最高為26024、平均值為9635、顧客數 在購物金額大於13000時呈現遞減狀態。
- 年齡與收入和年齡與購物金額皆呈現零相關性。
- 收入和購物金額相關係數為0.95,為高度正相關性。

5. 資料預處理:

- 刪除對預測無幫助的欄位:身分證
- 對類別數等於 2 且類別間無高低之分的欄位進行label encoding: 年齡
- 對類別數超過 2 且類別間無高低之分的欄位進行one-hot encoding:居住地區、產品種類 對類別間有高低之分的欄位進行ordinal encoding:教育程度、購物頻率

處理後資料如下:

age	income	purchase_amo	promotion_u	satisfaction_s	gender	education	North	East	West	South	purchase_fre	Beauty	Clothing	Health	Home	Electronics	Food	Books	loyalty_status
24	47773	21794	0	5	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Regular
27	40682	18249	0	6	1	2	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	Gold
27	19154	5819	0	5	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	Regular
28	24666	8779	0	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	Regular
28	35748	12901	1	3	1	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Silver
29	15317	4557	1	6	1	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Regular
30	11568	4098	0	7	1	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	1	0	Regular
30	19034	5579	1	5	0	2	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	Regular
31	46952	19685	1	5	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	Regular
32	8265	3293	0	7	0	2	0	0	0	1	2	0	1	0	0	0	0	0	Silver
32	40044	13608	0	5	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	Silver
32	6735	2450	1	5	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	Silver
35	43896	16158	1	6	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	Regular
37	38849	11822	0	6	1	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Silver
38	7347	2822	0	5	1	2	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	Silver

7. 預測方法:

• K Nearest Neighbor (KNN)

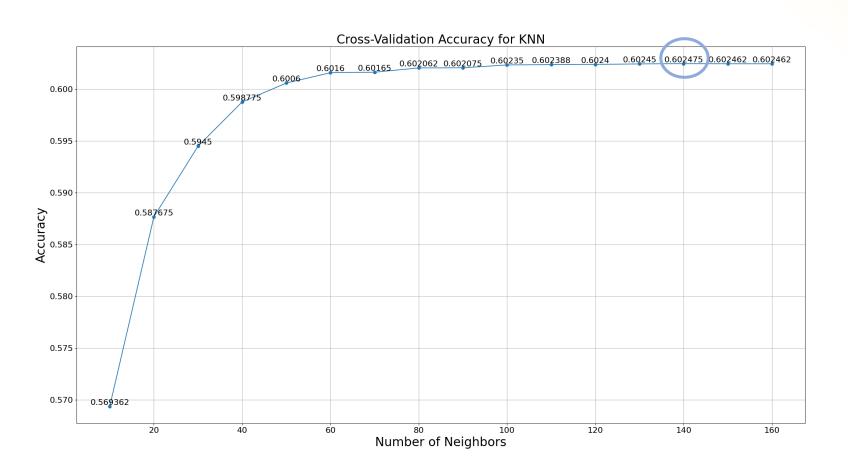
• 集成學習: adaptive boost (Adaboost)

深度學習: Neural Network

8. 模型訓練:

- 將資料分為Y(忠誠度狀態)及X(剩下的資料)
- 對X進行標準化
- 將資料列(樣本數)分為80%訓練資料(Training data)及20%測試資料(Testing data)
- 在訓練資料中找出三種方法分別最佳的調節參數(Tuning parameters)組合,評估準則為10折交叉驗證 (10-Fold Cross-Validation)的準確率(accuracy)和訓練時間
- 三種模型分別丟入所有的訓練資料,比較在測試資料上的預測能力,評估準則為準確率和訓練時間

方法一. K Nearest Neighbor: 離預測點最近的K個訓練點中,哪個類別最多,此預測點就分到那個類別。 調節參數:鄰近點(Neighbor)個數

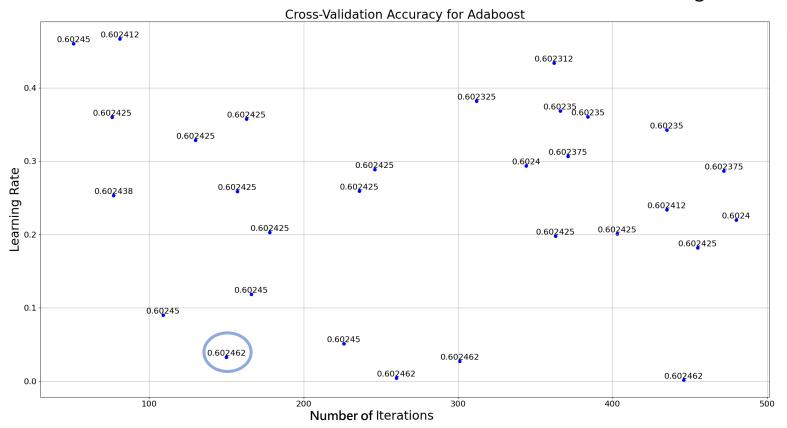




最佳鄰近點個數為140

方法二. Adaptive Boost: 利用重複抽取方法,依序訓練多個弱學習器(Weak learner),每個弱學習器依照上 一個訓練進行修正,最後結合多個弱學習器,完成預測。

調節參數:資料迭代(Iteration)數(或弱學習器數)及學習率(Learning rate) (隨機值選取)



同樣準確率,選擇執行速度最快的最佳(迭代數,學習率)為(150,0.04)

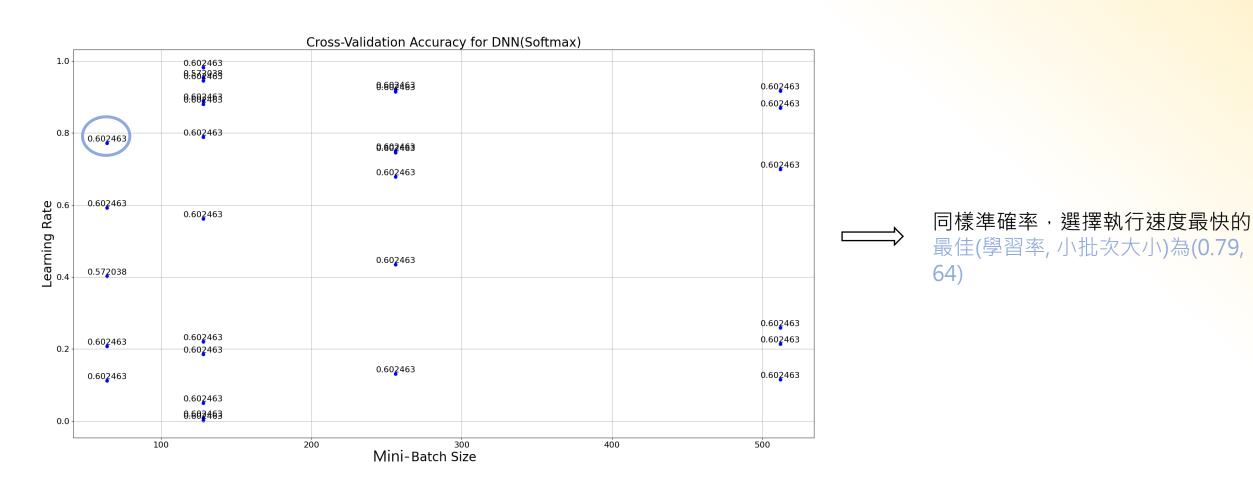
方法三. Neural Network (Softmax): 透過多個神經元多層連結完成複雜且非線性的分類器。

設定: *兩層隱藏層(Hidden layer)

*神經元(Neuron)各數分別為64及32,其中Dropout Rate為0.2, 激勵函數(Activation function)為ReLU

* Adam演算法的參數使用的預設

調節參數:學習率及小批次大小(Mini-Batch size) (隨機值選取)



方法比較.



方法	準確率	執行時間
K Nearest Neighbor	60.195%	0.94s
Adaboost	60.195%	6.658s
Neural Network	60.195%	22.163s

三個方法在測試資料上準確率皆為60.195%,然而K Nearest Neighbor執行時間遠低於其他兩種方法。

9. 結論:

當100個新顧客來購物且留下資訊時,我們可以成功預測約60.2個顧客的忠誠度狀態,提早給予對應的服務,建立牢固的客戶關係。

報告結束,謝謝!