

服飾品牌銷售分析

銷售數據為2023-07-1至2024-07-1

Euan Hsia 夏震華



Contents

- 1 專案背景
- 2 VIP制度
- 3 客製化email
- 4 免運制度
- 5 總結
- 6 附錄1 — 分析時遇到主要挑戰
- 7 附錄2 — 未來可補充研究
- 8 附錄3 — 程式碼連結

資料背景與結構

台灣服飾電商品牌，於2023-07-01至2024-07-01銷售數據

01. 訂單資料

資料期限內所有交易資料，欄位包含 1.訂單日期（時間已經調整，非實際時間） 2.顧客ID 3.訂單ID 4.單筆訂單金額（金額已標準化處理）

| | datetime | customer_id | order_id | net_sales |
|------|------------|-------------|------------|-----------|
| 0 | 2023-07-22 | 4794497084 | 4472634531 | 8.79 |
| 1 | 2023-07-23 | 2163752822 | 6055468369 | 13.39 |
| 2 | 2023-08-05 | 2163752822 | 7486174375 | 14.50 |
| 3 | 2023-08-14 | 8872646774 | 6199640363 | 9.96 |
| 4 | 2023-08-06 | 605622184 | 1616493641 | 11.50 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 1527 | 2024-07-01 | 9169304888 | 4384334894 | 13.31 |
| 1528 | 2024-07-01 | 8529579896 | 6575641795 | 10.03 |
| 1529 | 2024-07-01 | 7434343022 | 1032870093 | 9.19 |
| 1530 | 2024-07-01 | 9432199776 | 581470711 | 13.32 |
| 1531 | 2024-07-01 | 2676979645 | 2689344549 | 11.43 |

1532 rows x 4 columns

02. 商品資料

資料期限內顧客購買過的所有商品款式，欄位包含 1.顧客ID 2. 商品編號 3.商品單價

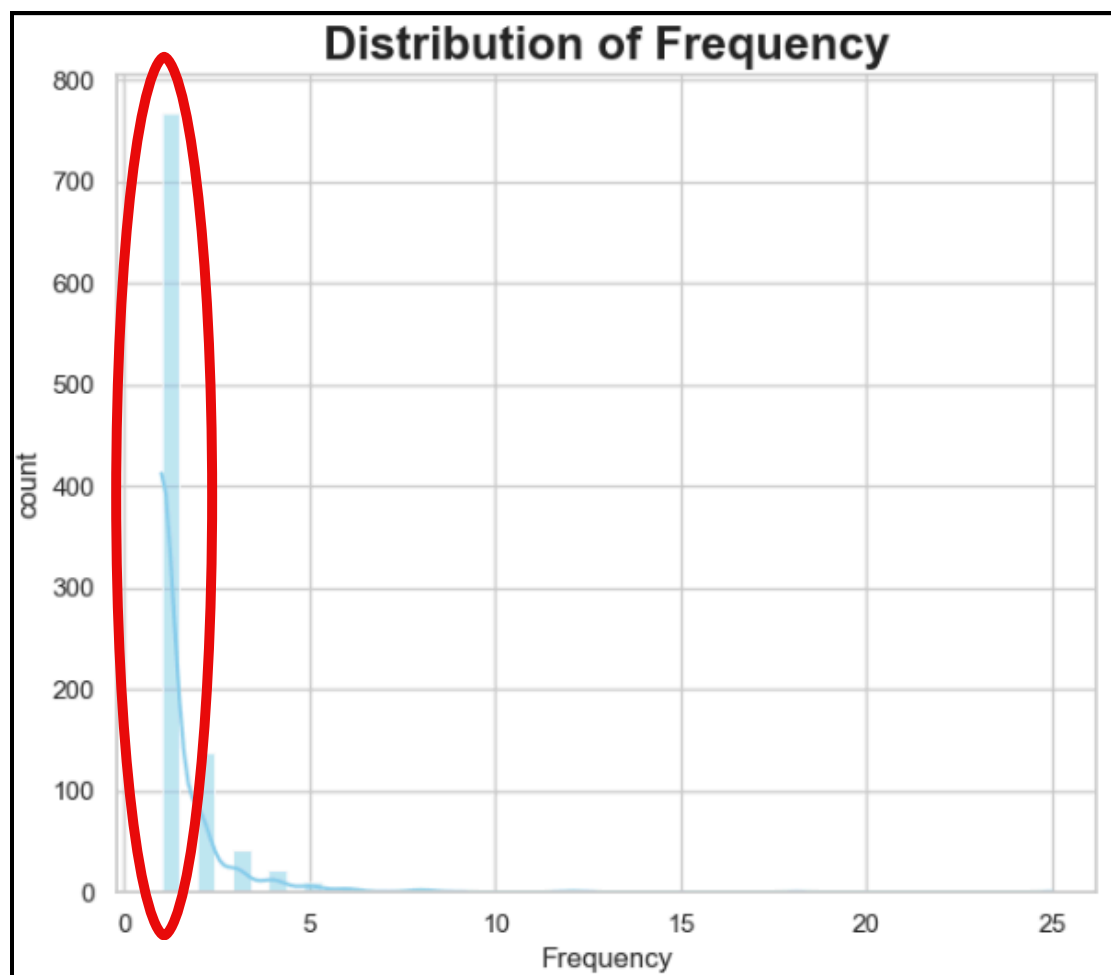
| | customer_id | product_type | net_sales |
|------|-------------|--------------|-----------|
| 0 | 808706493 | 23 | 3.62 |
| 1 | 2762797853 | 22 | 3.75 |
| 2 | 2762797853 | 12 | 3.40 |
| 3 | 2762797853 | 16 | 1.78 |
| 4 | 2762797853 | 11 | 5.22 |
| ... | ... | ... | ... |
| 1470 | 7305389847 | 12 | 6.44 |
| 1471 | 4869525641 | 24 | 5.41 |
| 1472 | 888386969 | 12 | 11.17 |
| 1473 | 1936801602 | 23 | 1.04 |
| 1474 | 9572578345 | 23 | 1.04 |

1475 rows x 3 columns

專案目標與解決策略

目標

經過資料探勘後，我們發現該**品牌客人大多為一次性顧客**（約佔77%），因此我希望透過不同策略**提升顧客忠誠度**



解決策略



VIP制度

透過VIP制度，建立顧客忠誠度提升回購意願



客製化email

針對已成為會員的顧客，根據其購買偏好精準行銷，提升購買意願



免運政策

建立免運機制，顧客只要消費超過某個金額，便可獲得下次消費免運資格

步驟

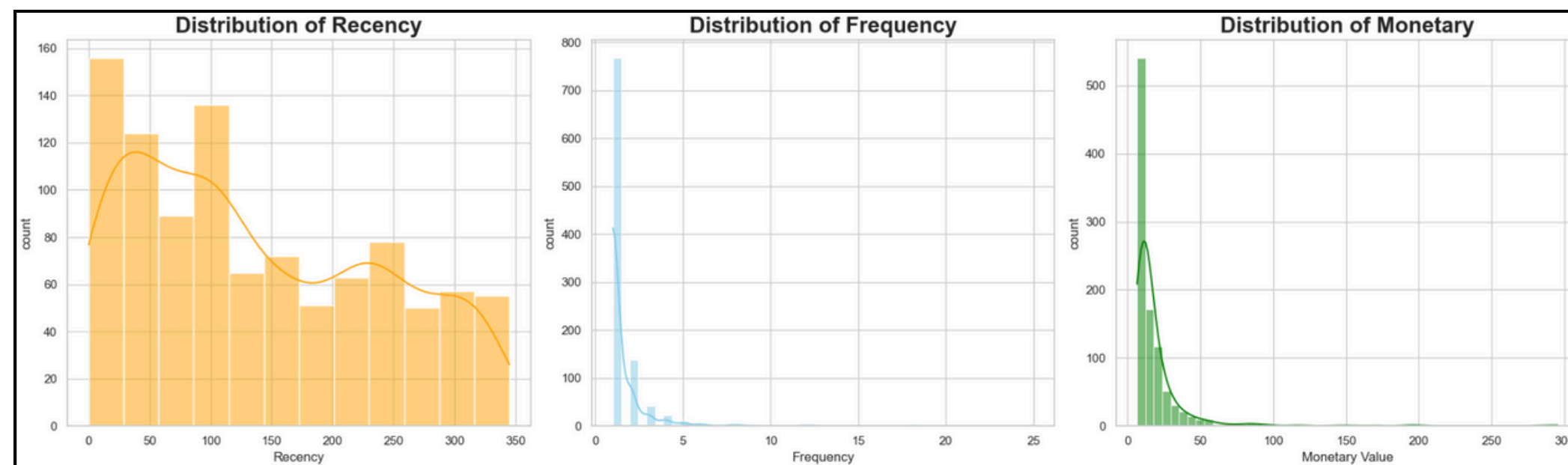
STEP 1 計算RFM分數

RFM模型用於瞭解客戶的消費行為，由三項指標組成：
Recency（最近一次消費時間）、Frequency（消費頻率）、Monetary（總消費金額）

| | customer_id | recency | frequency | monetary |
|---|-------------|---------|-----------|----------|
| 1 | 9432825332 | 60.0 | 12 | 295.36 |
| 2 | 5881033786 | 75.0 | 9 | 290.31 |
| 3 | 9773159851 | 1.0 | 25 | 283.67 |
| 4 | 1586627305 | 148.0 | 2 | 200.00 |
| 5 | 308480266 | 9.0 | 18 | 195.60 |

996筆顧客資料

STEP 2 檢視RFM分佈



STEP 3 求過去一年總消費金額的50&90百分位數及單筆消費金額90百分位數

```
50th Percentile of Monetary: 11.68
90th Percentile of Monetary: 32.02
90th Percentile of net_sales_per_order: 19.13
```

VIP制度

VIP：過去一年總消費金額達\$11.68，這些顧客接下來一年每筆訂單可獲得9折折扣
VVIP：過去一年總消費金額達\$32.02或是過去一年單筆消費金額達19.13，這些顧客接下來一年每筆訂單可獲得8折折扣

步驟

STEP 1 計算每位顧客商品偏好指數及總消費金額

將商品依照價格及材質區分成普通款式及時尚款式，依照顧客過去購買 product_type 進行加權平均，求出顧客商品偏好指數 product_preference（喜好越接近10代表越傾向購買時尚款式，越接近1代表傾向購買普通款式）。再將顧客過去消費商品總額加起來得到 total_sales

| | customer_id_random | product_preference | total_sales |
|-----|--------------------|--------------------|-------------|
| 3 | 1866092896 | 10.000000 | 210.77 |
| 4 | 5281799789 | 6.785714 | 153.02 |
| 5 | 3182081116 | 5.153846 | 127.49 |
| 6 | 3079348898 | 8.105263 | 107.99 |
| 7 | 7449397431 | 10.000000 | 107.15 |
| ... | ... | ... | ... |
| 673 | 3030191785 | 1.000000 | 1.04 |
| 674 | 1936801602 | 1.000000 | 1.04 |
| 675 | 600263589 | 1.000000 | 1.04 |
| 676 | 154429 | 1.000000 | 1.04 |
| 677 | 4839410971 | 1.000000 | 0.75 |

675 rows x 3 columns

STEP 2 數據處理

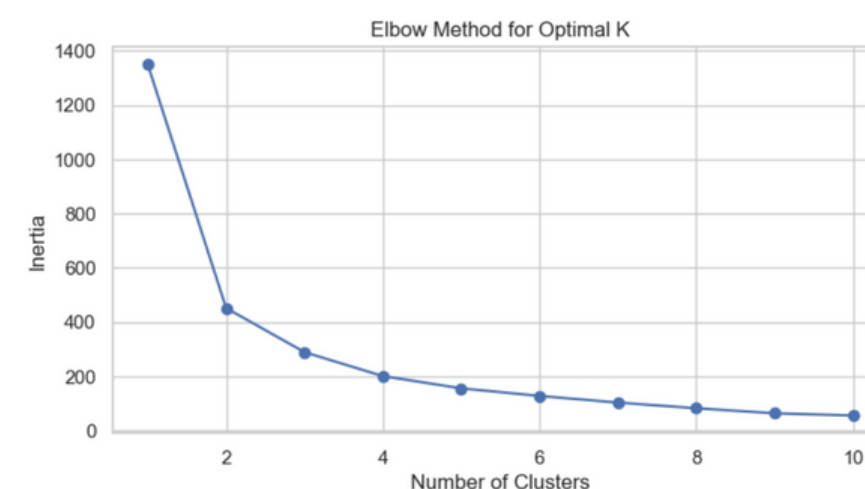
因total_sales呈高度偏態分佈，所以先進行對數轉換，並用偏態測試檢查轉換成效（偏態結果>1代表高度偏態），並將資料做標準化解決尺度不一的問題

Skewness before transformation:
product_preference 0.479639
total_sales 4.793438

經對數轉換後，
數質較接近常態

Skewness after transformation:
product_preference 0.479639
total_sales_log 0.645967

STEP 3 決定分群數



使用elbow method決定clustering的分群數，透過圖表判斷要採用3個 cluster當作分群

顧客分群

顧客分群後的平均商品偏好及平均總消費額

| | product_preference | total_sales |
|---------|--------------------|-------------|
| Cluster | | |
| 0 | 1.092244 | 3.892410 |
| 1 | 9.530702 | 9.252807 |
| 2 | 6.895668 | 35.248042 |

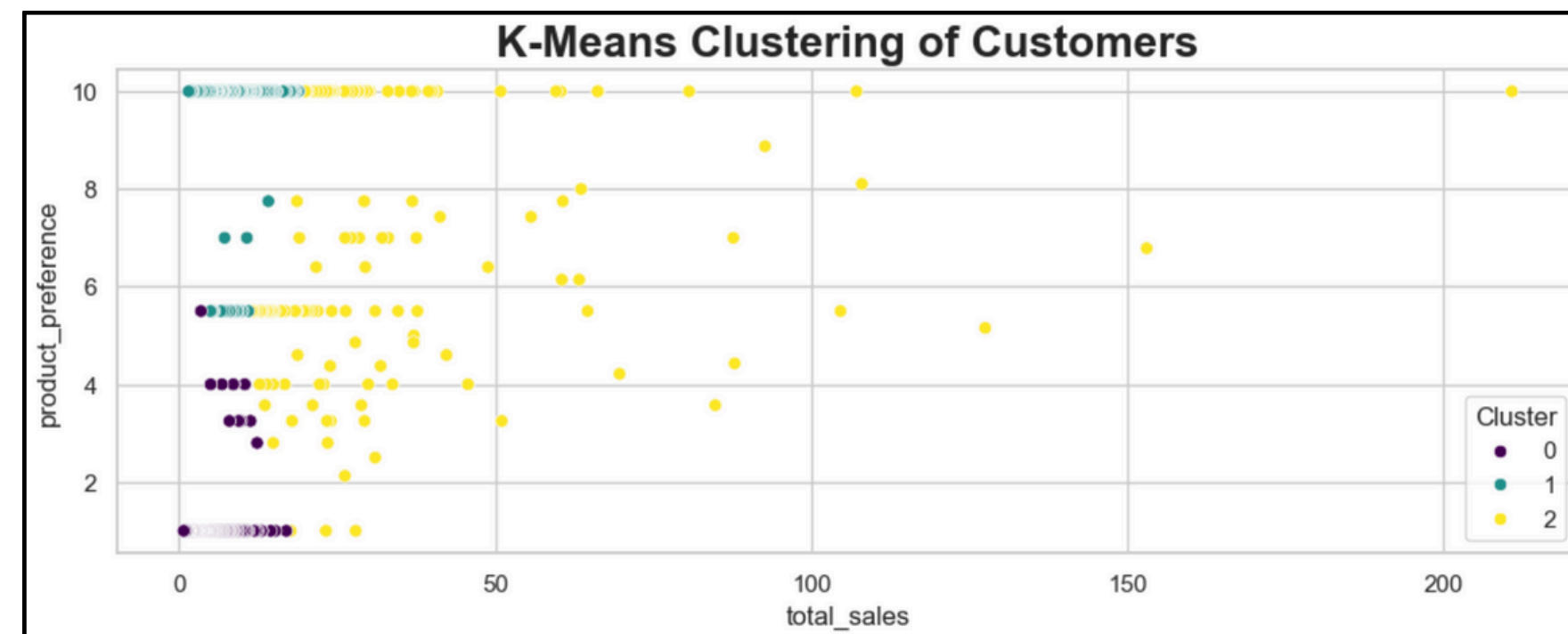
從上圖我們可看出

Cluster 0 顧客總消費較低（平均3.89），偏好普通款式；

Cluster 1 顧客總消費適中（平均9.25），商品偏好時尚款式；

Cluster 2 顧客消費最高（平均35.25），偏好多元

顧客分群視覺化



x軸：總消費額 / y軸：顧客商品偏好指數

客製化email

針對已經成為會員的顧客，根據過去購買商品偏好精準行銷：

Cluster 0 顧客 偏好商品經典、實用性，**主推普通款式**

Cluster 1 顧客 關注潮流動態，喜歡時尚前衛的設計，**主推時尚款式**

Cluster 2 顧客 消費力強，偏好多樣化的產品組合，對全身搭配有高接受度
主推組合性商品（推薦全身的組合搭配）

STEP 1

計算每筆訂單金額的七十分位數：

\$12.7

STEP 2

七十分位數加上普通商品平均價位：

\$15.7

STEP 3

計算金額超過\$15.7的訂單距離下次訂購的平均回購週期：

40天



Conclusion

若有顧客**單筆消費滿\$15.7**，即可獲得免運資格，**免運資格期限為40天**



專案目標

藉由提升顧客忠誠度及回購率，解決一次性顧客佔比過高問題



VIP制度

VIP：顧客過去一年總消費金額達\$11.68，接下來一年每筆訂單可獲得9折折扣

VVIP：顧客過去一年總消費金額達\$32.02或過去一年單筆消費金額達\$19.13，接下來一年每筆訂單可獲得8折折扣



客製化email

針對已經成為會員的顧客，根據過去購買商品偏好精準行銷：

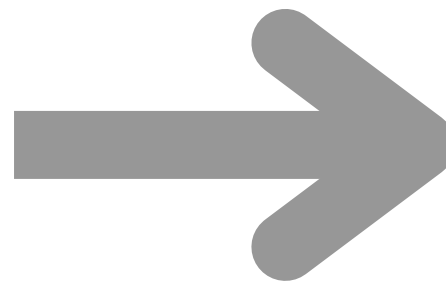
Cluster 0顧客主推普通款式；Cluster 1顧客主推時尚款式；Cluster 2顧客主推組合性商品



免運政策

若有顧客單筆消費滿\$15.7，即可獲得免運資格，免運資格期限為40天

挑戰一

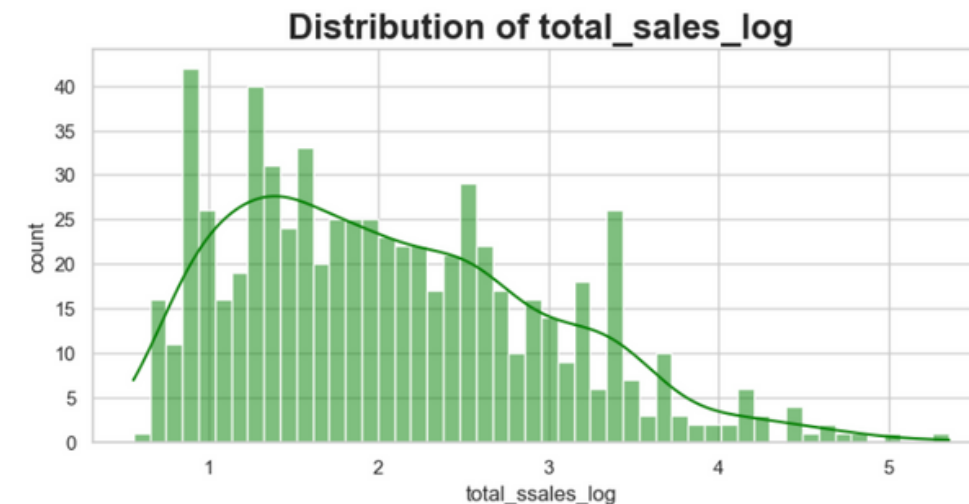
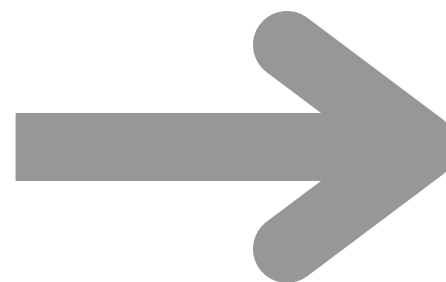
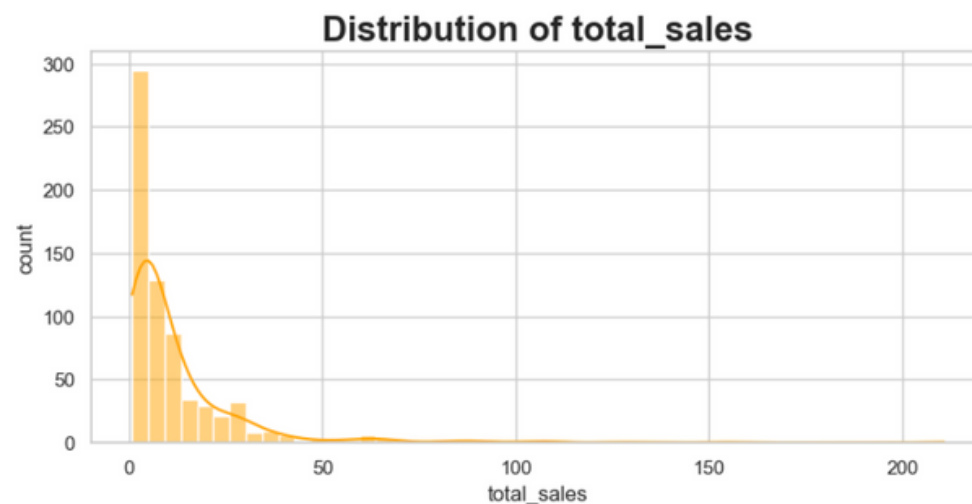


| | customer_id | product_preference |
|---|-------------|--------------------|
| 3 | 1866092896 | 10.000000 |
| 4 | 5281799789 | 6.785714 |
| 5 | 3182081116 | 5.153846 |
| 6 | 3079348898 | 8.105263 |
| 7 | 7449397431 | 10.000000 |

在「客製化email」部分，要判斷顧客商品偏好時，**不知要如何計算偏好指數**

想到**可以透過指派加權分數**，將歸類為普通款式的商品指派加權分*1，將歸類為時尚款式的商品指派加權分*10，並**根據每位顧客過去所購買的商品進行加權平均**，就可求得顧客商品偏好指數

挑戰二



在「客製化email」部分，要根據顧客商品偏好指數 product_preference跟總消費額total_sales進行K-means clustering，但因為總消費額呈現高度偏態，導致K-means 在計算距離時會受到較大數值的影響，使這個變量主導聚類結果

通過先對總消費額total_sales進行對數轉換再做標準化，可以減少偏態影響，使數據更接近正態分佈，從而讓 K-means 更公平地考慮不同變量



VIP制度

針對VIP/VVIP顧客，**根據訂單日期和金額分析他們的購買高峰期，策劃專屬的線上或線下活動**，如VIP購物日或新品優先體驗，提升參與度和忠誠度



客製化email

根據不同客群的顧客過去購買品項，**分析不同客群中適合哪些品項之間的搭配**（ex. cluster 0顧客傾向購買普通款式上衣搭配普通款式的褲子），**可以在特殊節日針對不同客群設計專屬的搭配優惠**



免運政策

針對獲得免運資格的顧客，可以**分析其回購情況，包括是否回購、回購金額及週期**，藉此調整免運門檻和有效期限，**提升回購率與客單價**

Github Link