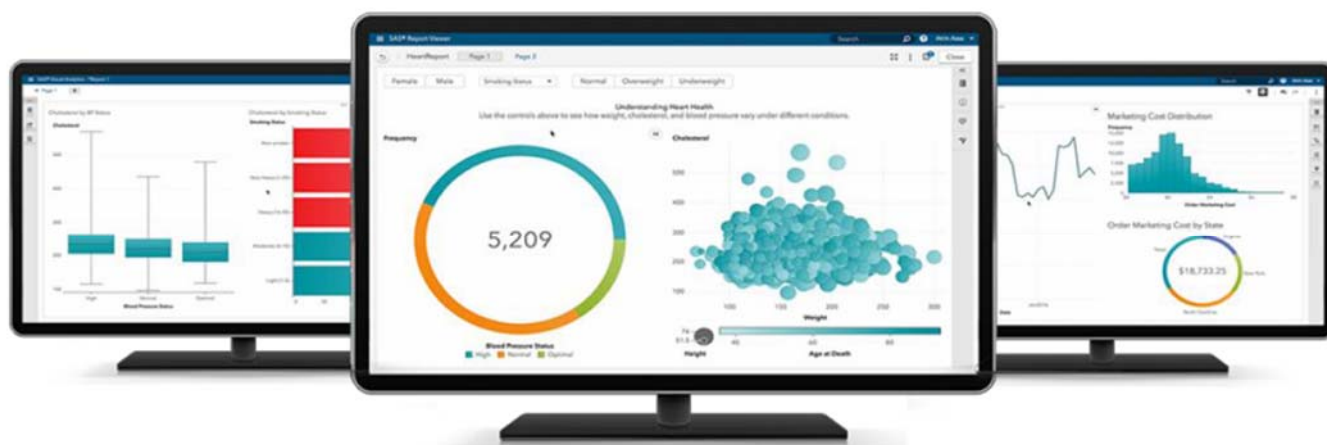


大數據資料科學家競賽 EDA



跨界整合 × 未來模型
資料時代領航

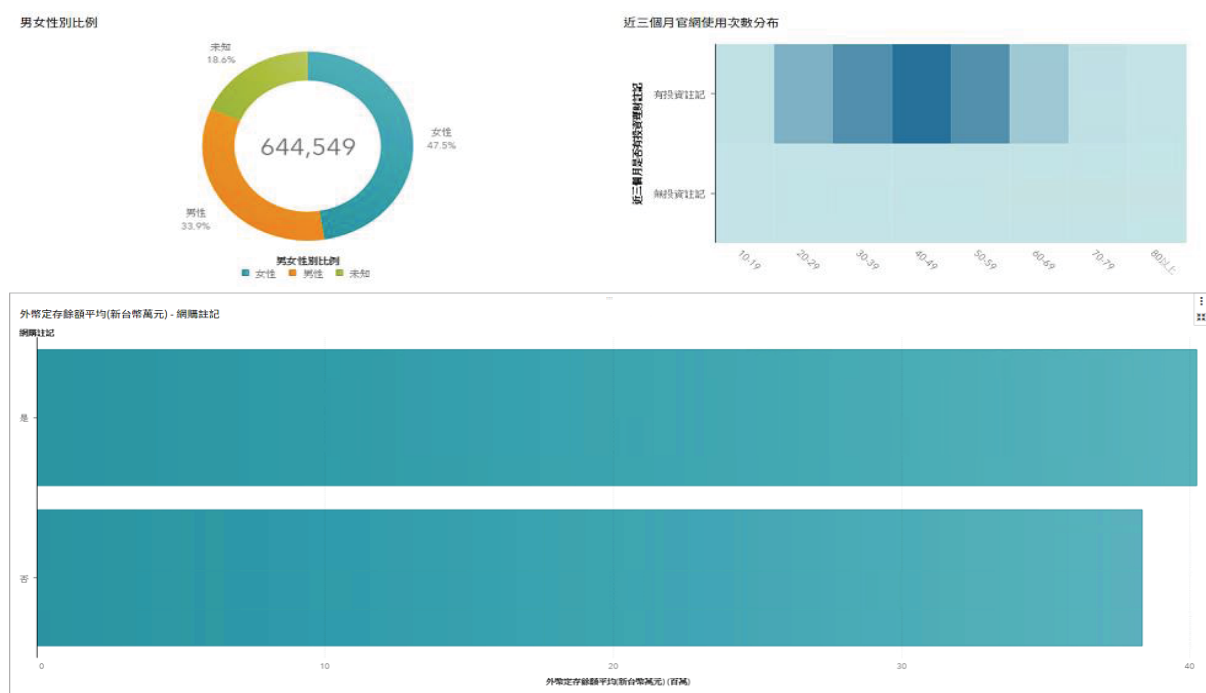
A1818
抹茶去冰加珍珠
EDA Report

目錄

一、前言與市場分析	1
二、資料分析與顧客分群	
1. 篩選出對外匯有興趣之潛在族群.....	2
2. 用 PCA , K means 方法分群.....	2
3. 屬性篩選結果對目標變數貢獻性.....	4
4. 迴歸分析模型解釋.....	6
5. 降維顧客分群視覺化.....	7
三、經營方案與行銷計畫	
1. 分群顧客輪廓及客製化行銷策略.....	7
2. 共同行銷策略.....	10
四、預期效益與結論	10

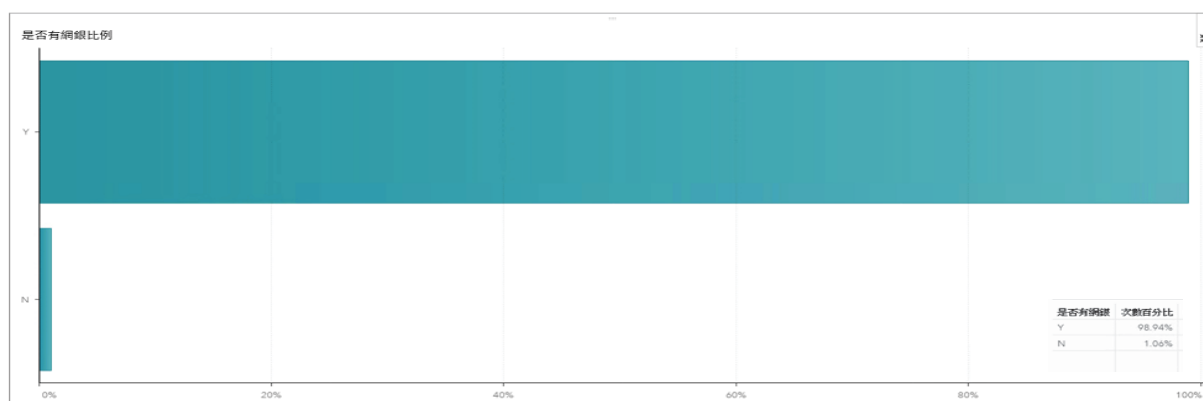
一、前言與市場分析

「台灣 2300 萬人口來說，每年出國旅行觀光、商務人次高達 1400 萬，產生很大的外幣兌換需求」(遠見雜誌)；此外，據「央行至 2017 年 11 月底統計，外匯存底已來到 4,505.69 億美元，正式突破 4,500 億美元關卡，且連續 8 個月創新高紀錄」(中時報 2017/12/31)。由此可知，近年來在台灣，無論是換匯部分亦或是投資部分，外匯服務重視程度將不在少數，若能掌握此部份服務優勢來，將會是筆可觀的利潤收入來源。



▲Fig.1. 對外匯有興趣之顧客市場分析圖(男女比例. 官網次數. 外匯定存-網購)

在 Fig.1.中左上角為男女比例；右上角官網次數分布熱圖，次數最多在於 40-49 歲有投資註記者，次之分別在於 30-39 歲 & 50-59 歲有投資註記者，發現**上班族**絕對是本行外匯服務最大目標族群，且其**通常伴隨有投資興趣**；此外，我們認為對於常網購者，通常會傾向於有外匯定存以方便進行交易，減少匯差所帶來之影響，然而下方的外匯定存-網購圖，有無網購的外匯平均定存餘額差異並不太大，但是網購的外匯平均定存餘額相較於無網購者仍稍顯略多，可推估**外匯定存**主要可能是基於**投資**所建立。



▲Fig.2. 對外匯有興趣之顧客市場分析圖(網銀比例分布)

在 Fig.2.呈現的是在所有外匯興趣標籤下擁有網銀比例分布，可以明顯地看到有網銀比例高 98% 左右，壓倒性地高過無網銀比例，可以看到過多人傾向於在網銀上處理外匯相關業務，藉此可以推估，對於大宗目標客群上班族，無論是在外幣兌換或是投資相關外匯需求，其痛點在於「時間」，前往銀行處理外匯相關業務平均一趟來回需要 30 分鐘，對午休僅有一小時的上班族而言，時間相當緊迫，因此，申辦網銀可以節省時間，便利性提高。

▲Fig.3. 對外匯有興趣之顧客市場分析圖(外匯網頁觀看比例)

在 Fig.3.中可以發現外匯興趣標籤顧客瀏覽各類型相關網頁之比例，在外幣走勢查詢頁面佔高達 50.32%，次之依序則為優惠活動、換匯日...等，可以大致推估，興趣客群多關注在於**匯率與相關優惠活動**，無論是商務人士、投資客、旅遊者，其更關注在於匯率差所帶來之換匯或投資劣勢，然而對於在**外匯儲蓄上**，則比例不甚高，因此，行銷規劃面，除了利用利率差鞏固既有客群，亦可以著手在於外匯儲蓄比例等較為長期投資方面客群提高之相關方案。

二、資料分析與顧客分群

1. 篩選出對外匯有興趣之潛在客群

- 首先利用官網訓練集資料，篩選出 FX_FLG=1 具外匯標籤的網站 PAGEID，利用 PAGEID 串聯出瀏覽過這些網站的 customerno 有哪些
- 接著計算各 customerno 瀏覽外匯網站的比例為何= $(\text{各 customerno 瀏覽 FX_FLG=1 的網站數量}) / (\text{各 customerno 所有瀏覽玉山網站的數量})$
- 再計算所有 customerno 瀏覽比例的四分位距與 iqr，求出瀏覽比例過低的離群值並予以濾除，剩餘資料作為我們欲分析的潛在顧客群(意即對外匯有一定興趣的 customer)

2. 用 PCA , K means 方法分群(選出 33 個欄位)

- 在進入 K-means 分群前，我們曾試圖透過 Adaboosting、Decision tree 從所有 feature 中來找重要的 feature，但選出來的 feature 能夠有足夠解釋力的實在太少，不足以去描述一個顧客的輪廓。
- 所以我們決定從「顧客帳務」、「顧客信用卡消費」、「顧客金融標籤」、「顧客興趣標籤」和「顧客背景資訊」這六個資料集中依以下兩項原則來挑選重要欄位：

➤ 捨棄隱含意義相同的欄位

舉例來說：Insight_cha_001 和 Insight_cha_001_1，一個是註記另一個則是使用次數，也就是說若該顧客有使用 ATM 的話，註記勢必會為 1，那我們在 clustering 前，就不需要把這兩個 feature 都丟進去。

➤ 挑選與外匯較關聯的欄位

顧客帳務中，因為我們是針對外匯有興趣的顧客來分群，且認為僅看外幣帳戶大概就能評估這顧客的財產概況，所以在分群前我們不考慮台幣活存、定存平均金額這兩個 feature。

顧客興趣標籤中，我們也挑選與外匯較有關係的購物註記、旅遊註記和投資理財註記 3 個興趣標籤

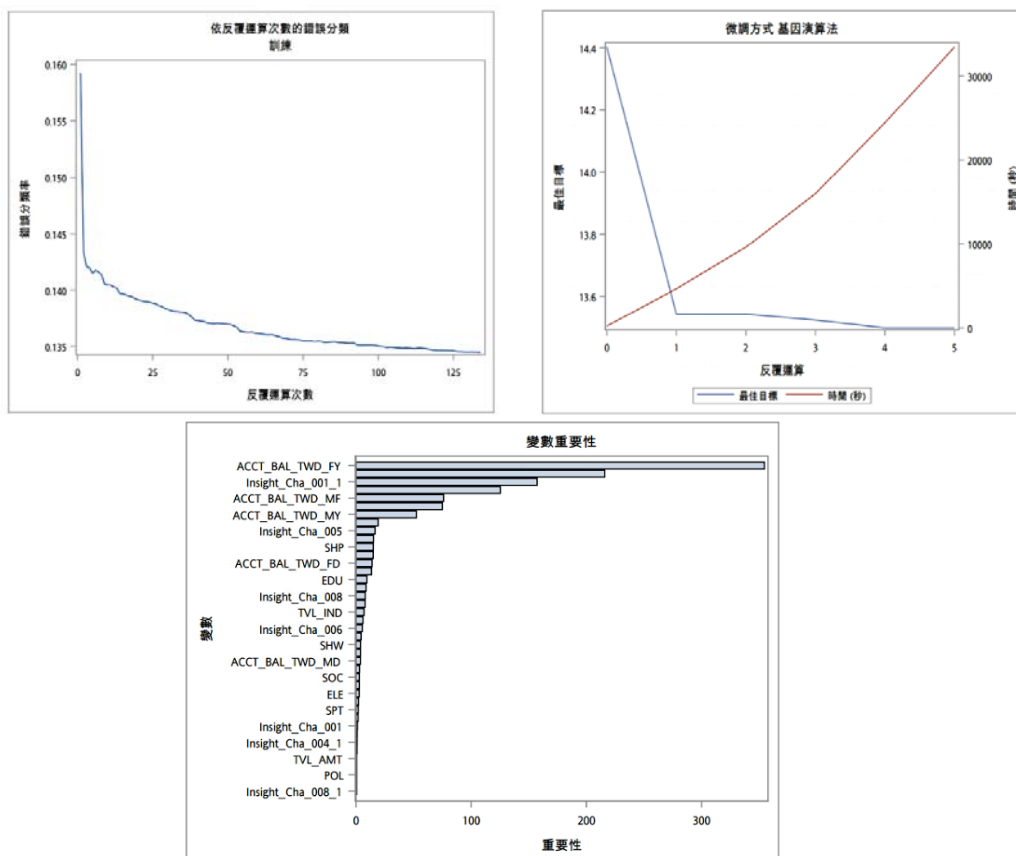
- 經初步篩選後，從原先 323722 篩選出 81344 筆資料，但因仍有 33 個欄位需進行分析，為提高效率、增加未來可擴展性，以快速對資料有足夠掌握度與了解，且同時從中保有最重要的特徵，我們利用 PCA 方式先將資料進行降維，以利分群特色更加明顯突出。
- 首先，我們將非數值型資料進行 one-hot encoding，利用 PCA 將維度降至解釋方差量(amount of variance needs to be explained)大於一定 threshold 者。
- 我們利用網格搜尋演算法，找出最佳 threshold 為 0.5 (搜尋範圍為以 0.05 為單位自 0.01~0.95)。
- 接著再利用網格搜尋演算法，找出 k-means 最佳參數組合(欲分群數搜尋範圍為 2~25)，我們希望最大化 calinski harabaz score 以及 silhouette score，同時最小化最大群數量與最小群數量的差距，接著取這三項指標的交叉轉折點作為分群數量。
- 依照我們所設計的最佳化 k-means 演算法，最後 k-means 共分為 14 群，我們將群內個數過少的群集濾除，接著我們比對剩下所有群集的 33 個欄位，將明顯屬無特色、離群者剔除(如：資料欄位異常或不合理、與其他群集特色過度相似者則進行合併)。
- 經上述處理後，最後剩餘 804271 筆資料，共可分為五群。各群數量分別為：65365(灰領族)、3738(紫領族)、911(金領族)、8524(銀領族)、1889(亮領族)。其中，第二群集與第五群集經我們對照全部 65 個欄位後，發現兩群集之特色相近，惟在外幣、台幣活存及定存上有明顯的程度上差異。因此我們將這兩群合併探索行銷方針，再依據程度上對行銷方案進行程度上的微調。
- 以下所提及之四群即為此五群經處理合併後的結果(四群人數比例為：81.27%(灰領族)、6.94%(亮領族)、1.13%(金領族)、10.6%(銀領族))。

3. 屬性篩選結果對目標變數貢獻性(係數解釋)

● Boosting 梯度提升模型的訓練結果

模型資訊		變數重要性				最佳設定	
樹狀結構數目	134	變數	重要性	標準差重要性	相對重要性	Evaluation	34
學習速率	0.98371305	ACCT_BAL_TWD_FY	354.57	3304.66	1.0000	樹狀結構數目	134
二次取樣率	0.43890465	FIN	215.96	3366.82	0.6091	要嘗試的變數數目	39
每一分割的變數數目	39	Insight_Cha_001_1	157.23	161.03	0.4434	學習速率	0.98371305
Number of Bins	20	ONLINE_SHP_IND	125.27	807.13	0.3533	調整資訊	
輸入變數數目	41	ACCT_BAL_TWD_MF	76.0131	400.33	0.2144	Model Type	Gradient Boosting Tree
最大樹狀結構節點數目	63	Insight_Cha_007_1	74.9608	123.46	0.2114	Tuner Objective Function	MinClassification Error Percentage
最小樹狀結構節點數目	37	ACCT_BAL_TWD_MY	52.5173	458.62	0.1481	Search Method	GA
最大分支數目	2	VISITDATEIME	19.3178	30.6062	0.0545	最大評估	50
最小分支數目	2	Insight_Cha_005	16.4912	34.1559	0.0465	Population Size	10
最大深度	5	Insight_Cha_007	15.2382	109.40	0.0430	Maximum Iterations	5
最小深度	5	SHP	15.0551	80.0976	0.0425	Maximum Tuning Time in Seconds	36000
最大分葉數目	32	Insight_Cha_004	14.9737	21.0869	0.0422	Validation Type	Cross-Validation
最小分葉數目	19	ACCT_BAL_TWD_FD	14.0355	30.1237	0.0396	Num Folds in Cross-Validation	5
最大分葉大小	1936390	Insight_Cha_003_3	13.4598	44.1822	0.0380	Log Level	2
最小分葉大小	5					Seed	877
插入	877						

我們利用 boosting 梯度模型去找出對有外匯標籤的顧客的重要變數屬性為何，目標變數為 FX_FLG=1，也就是對外匯有興趣的人，找出有哪些重要的屬性。模型資訊有 134 棵樹，我們把 41 個變數丟下去跑，亂數隨機種子為 877、驗證方法使用 K 折交叉驗證、搜尋方法利用基因演算法(GA)，最後依序找出重要性高低的變數，我們找出前 7 個重要性最高的變數，分別為：ACCT_BAL_TWD_FY 外幣定存餘額平均(新台幣萬元)、FIN 近三個月投資理財註記、Insight_Cha_001_1 近三個月官網使用次數、ONLINE_SHP_IND 網購註記、ACCT_BAL_TWD_MF 基金餘額平均(新台幣萬元)、Insight_Cha_007_1 近三個月 APP 使用次數、ACCT_BAL_TWD_MY 外幣活儲餘額平均(新台幣萬元)。



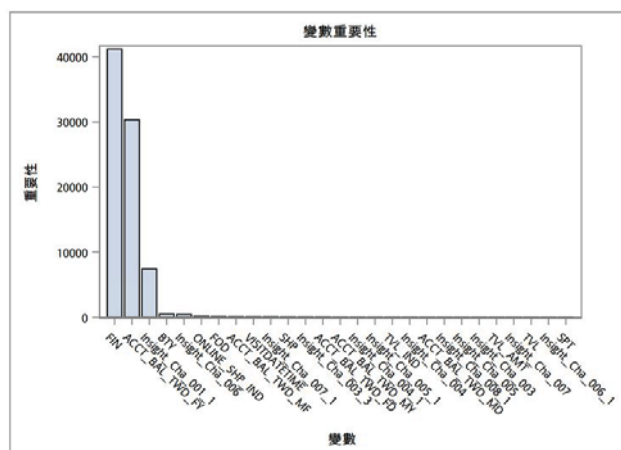
其中可看出 ACCT_BAL_TWD_FY 外幣定存餘額平均的重要性最高，也就是外幣的定存餘額是對有外匯標籤的客群的最重要屬性(貢獻度為 1)，可見有外匯標籤的客群其相對的也會有外幣定存餘額，兩者之間密不可分，也表示其有購買外匯的需求；而第二重要性屬性為 FIN 近三個月投資理財註記(貢獻度為 0.6)，可見對外匯有興趣的客群其也相對的會做投資理財，表示其對外匯有興趣也喜歡投資理財；第三重要屬性 Insight_Cha_001_1 近三個月官網使用次數(貢獻度為 0.44)，表示對外匯有興趣的顧客他也會經常上玉山官網瀏覽相關的外匯資訊，來了解相關外匯投資理財的資訊；ONLINE_SHP_IND 網購註記(貢獻度為 0.35)表示對外匯有興趣的顧客可能對海外網購也有興趣，以外幣去線上購買；ACCT_BAL_TWD_MF 基金餘額平均(貢獻度為 0.21)表示有這樣的客群可能會用外匯去購買基金外幣；Insight_Cha_007_1 近三個月 APP 使用次數(貢獻度為 0.21)表示對外匯有興趣的顧客他會使用玉山的 APP，來觀看相關投資外匯資訊或是在 APP 上進行購買外匯的動作；ACCT_BAL_TWD_MY 外幣活儲餘額平均(貢獻度為 0.15) 表示對外匯有興趣的顧客可能也會投資外匯活儲，可隨時提領相當方便。以上為對外匯有興趣的顧客的最重要的七個屬性。

● 決策樹模型的訓練結果

模型資訊	
分割準則	IGR
剪除方法	無
每個節點的分支數上限	2
樹狀結構深度上限	10
剪除之前的樹狀結構深度	10
剪除之後的樹狀結構深度	10
剪除之前的分葉數目	159
剪除之後的分葉數目	159

變數重要性				
變數	重要性	標準差	相對重要性	計數
FIN	41162	0	1.0000	1
ACCT_BAL_TWD_FY	30306	15133	0.7362	2
Insight_Cha_001_1	7441.73	1269.31	0.1808	7
BTY	508.53	0	0.0124	1
Insight_Cha_006	448.91	58.4834	0.0109	2
ONLINE_SHP_IND	158.15	43.3603	0.0038	5
FOD	130.89	60.4667	0.0032	3
ACCT_BAL_TWD_MF	98.9033	23.2110	0.0024	3
VISITDATETIME	91.3299	1.2322	0.0022	94
Insight_Cha_007_1	89.3892	44.3634	0.0022	2

我們利用決策樹模型去找出對有外匯標籤的顧客的重要變數屬性為何，目標變數為 FX_FLG=1，也就是對外匯有興趣的人，找出有哪些重要的屬性。最後依序找出重要性高低的變數，我們找出前 3 個重要性最高的變數，分別為：FIN 近三個月投資理財註記(貢獻度為 1)、ACCT_BAL_TWD_FY 外幣定存餘額平均 (貢獻度為 0.74)、Insight_Cha_001_1 近三個月官網使用次數(貢獻度為 0.18)。我們發現與 boosting 梯度模型的結果不謀而合，可見這三個屬性對有外匯標籤的顧客是相當重要的，目前可得知有對外匯有興趣的顧客會投資外幣定存並且做相關的投資理財，此外也會經常瀏覽官網來查看外匯的趨勢高低以及了解外匯的相關資訊。



4. 迴歸分析模型解釋力

由於目標欄位變數-是否為外匯興趣標籤為二元變數，非連續數值，因此採用 **logistic regression** (羅吉斯回歸) 方式進行模型建立，並將 **K-means** 所篩選出來的 33 維度分群屬性納入模型自變數部分: 二元類型變數以 **factor** 帶入；連續數值變數則直接納入，想藉此以來瞭解該 33 屬性欄位變數對於外匯興趣目標變數的適配程度，模型建立如下:

```
model<-glm( Data$FX_FLG ~ Data$ACCT_BAL_TWD_MY+
Data$ACCT_BAL_TWD_FY+Data$ACCT_BAL_TWD_MF+factor(Data$TVL_IND)+factor(Data$TVL_AM
T)+factor(Data$SHP)+factor(Data$TVL)+factor(Data$FIN)+factor(Data$ONLINE_SHP_IND)+factor(Data
$doubleCC_ind)+factor(Data$GOV_TEAC_IND)+Data$CHILDREN_CN+factor(Data$EDU_CODE)+fact
or(Data$INCOME_RANGE_CODE)+Data$WORK_YEARS+factor(Data$GENDER_CODE)+factor(Data$
WORLD_CARD_IND)+factor(Data$PAYROLL_ACCT_IND)+factor(Data$PERSONAL_NET_FETW_IND
)+factor(Data$PERSONAL_NET_BANK_IND)+factor(Data$INSURE_IND)+factor(Data$MF_IND)+factor(
Data$WM_CLUB_MEM_IND)+factor(Data$VIP_IND)+Data$Insight_Cha_001_1+Data$Insight_Cha_002
_2+Data$Insight_Cha_003_3+Data$Insight_Cha_004_1+Data$Insight_Cha_005_1+Data$Insight_Cha_
006_1+Data$Insight_Cha_007_1+Data$Insight_Cha_008_1, binomial)
```

=>其原始模型結果呈現如下:

```
Null deviance: 299524  on 266326  degrees of freedom
Residual deviance: 283916  on 266142  degrees of freedom
AIC: 284286

Number of Fisher Scoring iterations: 11
```

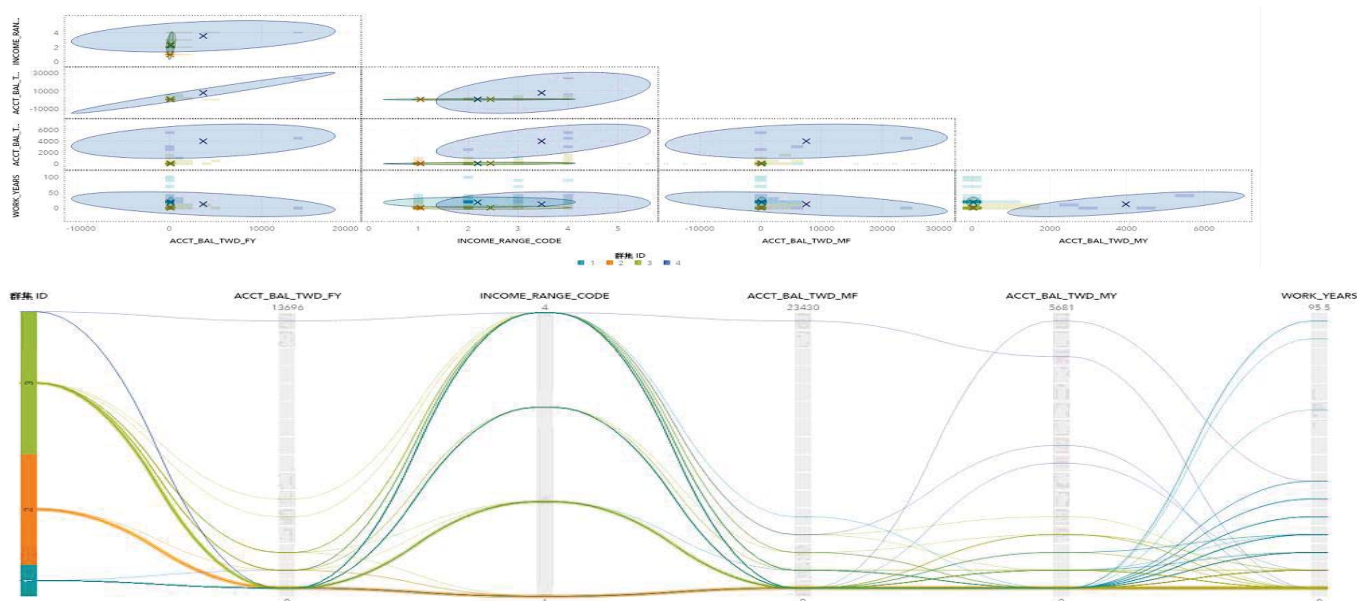
可以看到其在 **Null** 與 **Residual** 兩情況下，其自由度程度相當大小(觀測之資料數目趨近於相等)，此情況下才能比較 **AIC** 值大小，而其 **AIC** 值則為 284286，其數值看似頗大，但與其 **Input** 資料數據量與複雜度高相關。

=> 利用 **R** 中的 **stepwise** 來進行模型屬性的自動篩選，藉此來瞭解去除怎麼樣地變數欄位可以增進模型的適配程度(降低 **AIC** 值)，其結果呈現如下:(僅列出建議排序前 10 筆作呈現)

	Df	Deviance	AIC
<none>		283916	284286
- factor(Data\$WM_CLUB_MEM_IND)	1	283919	284287
- Data\$ACCT_BAL_TWD_MY	1	283920	284288
- factor(Data\$INSURE_IND)	1	283922	284290
- factor(Data\$TVL)	1	283927	284295
- Data\$Insight_Cha_005_1	1	283928	284296
- Data\$Insight_Cha_008_1	1	283931	284299
- factor(Data\$PERSONAL_NET_BANK_IND)	1	283934	284302
- Data\$Insight_Cha_003_3	1	283935	284303
- factor(Data\$GENDER_CODE)	1	283943	284311

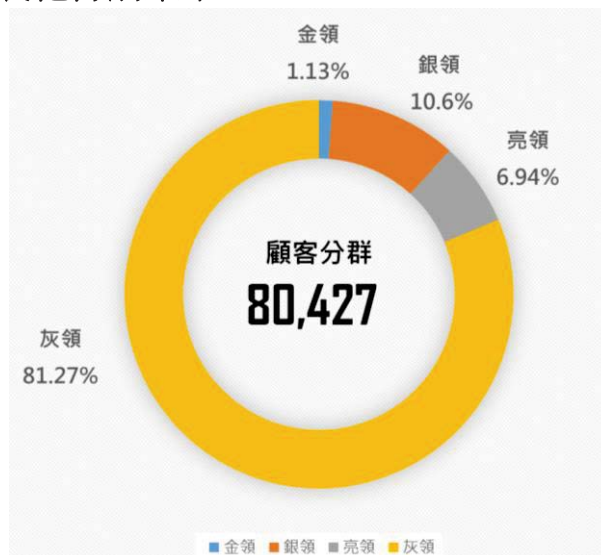
從結果可以看到，由上而下屬性排序是依據建議屬性拿掉的優先順序，發現依序拿掉屬性變數所造成之 **AIC** 值呈現逐漸上升趨勢，而原始模型(沒有拿掉任何屬性變數)，其 **AIC** 值相對地最低(模型較佳)，由此顯示出對於外匯興趣標籤的目標變數，所有經由 **K-means** 篩選出的 33 屬性變數皆具有直接或間接地影響力，缺一不可，若是拿掉些許屬性變數則便會降低模型的適配度，藉此來輔助 **K-means** 降維結果驗證來強化後續對應的分析。

5. 降維顧客分群視覺化 最後我們發現這五個屬性：ACCT_BAL_TWD_FY 外幣定存餘額平均、ACCT_BAL_TWD_MY 外幣活儲餘額平均、ACCT_BAL_TWD_MF 基金餘額平均、WORK_YEARS 收入年數、INCOME_RANGE_CODE 年收入級距碼 是最能將這四群分開的，因此與其將全部 33 維表示出來，我們挑選出最具代表性的五個維度進行資料視覺化。



三、經營方案與行銷企劃

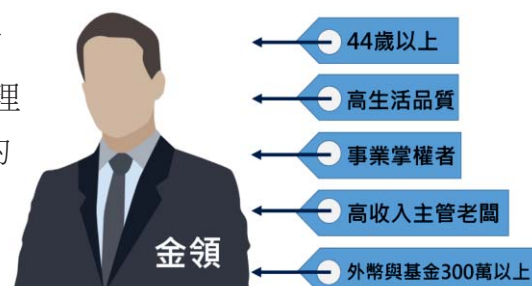
1. 分群顧客輪廓及客製化行銷策略



● 金領

➤ 顧客介紹

高收入階層，擁有一定重要的技術和經營權，他們大多是公司的 CEO(首席執行官)、CFO(財務總監)、COO(首席運營長)等高級管理人員。金領有十足的事業成就感和生活素質上的優越感。一流的工作環境、從頭到腳的頂級品牌、自信內斂的笑容、一秒鐘一步的勻速步伐是他們的普遍特徵。高生活品質



➤ 顧客特質

44 歲以上(年紀最大)的主管老闆等級，事業有成的掌權者，外幣存款與基金額約 300 萬以上，有 911 人人數最少，比例為 1.1%

➤ 行銷策略

- ✧ **人人擁有世界卡**：因為這群客群的外匯定存平均金額都相當高可見其相當重視外匯，並且雖有一半的人皆已申辦世界卡(68%)，但這群顧客屬於 VIP 中的 VIP，應該再向他們推廣世界卡，透過世界卡在外匯的優惠(提升外幣定存利率)激勵其購買外匯商品，並提升客戶黏著度
- ✧ **買外幣保險年年增利率**：因為他們較有潛力會在未來到國外發展，或是有到國外旅居子女的可能性
- ✧ **低手續費買外幣基金**：其基金餘額平均也是最高，可見基金在其投資組合當中也佔有一定的比例，所以這也是我們必須注意的
- ✧ **提高海外旅遊消費現金回饋**：這群顧客對海外網購、旅遊的平均消費金額都是最高的，因此可透過提供與更棒的海外旅遊飯店合作、機票等等，並提供其在海外消費手續費減免，或是以較好的匯率購買外匯，讓他們刷得愈多獲得更多的現金回饋
- ✧ **網購多買多優惠**：因為此客群網購比例相對高(53.7%)，因此可提供其海外網購刷玉山更優惠的方案

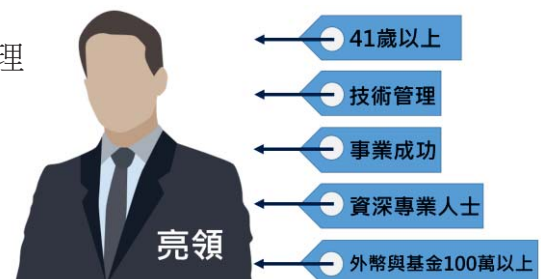
● 亮領

➤ 顧客介紹

事業成功的專業人士，有藍領的技術能力，同時又擁有白領的管理和創新能力

➤ 顧客特質

41~43 歲以上的資深專業人士工作約二十年，事業趨於穩定成功，外幣存款與基金額約 100 萬~200 萬以上，有 5627 人，比例為 6.94%



➤ 行銷策略

- ✧ **人人擁有世界卡**：因為這群客群的外匯定存比例都相當高可見其相當重視外匯，但未超過一半的人擁有世界卡(48%)，應該向他們多多推廣世界卡有的外匯優惠，激勵其購買外匯商品(定存、活存等)
- ✧ **海外旅遊消費提高現金回饋**：因為此群顧客對海外網購、旅遊的消費金額的比例次高，所以可透過提供與更棒的海外飯店合作、機票等等，並提供其在海外消費手續費減免，或是以較好的匯率購買外匯，讓他們刷得愈多獲得更多的現金回饋
- ✧ **依據收入層級推不同優惠利率**：區分出進階及基礎客群
- ✧ **外幣臨櫃預約結匯優惠**：發現其有很高比例喜歡臨櫃辦理，因此可推銷其此項優惠策略

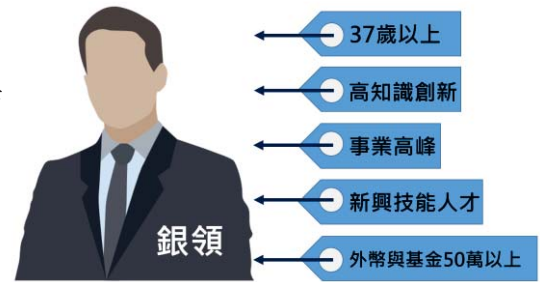
● 銀領

➤ 顧客介紹

具有較高知識層次、較強創新能力、掌握熟練的心智技能的新興技能人才

➤ 顧客特質

37 歲以上的新興技能人才工作約十年以上，事業邁入高峰期，外幣存款與基金額約 50 萬以上，有 8524 人，比例為 10.6%



➤ 行銷策略

- ✧ **人人擁有雙幣卡**：期望此層級所有人都申辦雙幣卡因為其目前有 19.68%，暫居雙幣卡客群第一，可推論出這群的人是有潛在需求的並且相當重視外匯，因此可向其推雙幣卡，讓人人都有一張雙幣卡激勵其購買外匯
- ✧ **成為玉山理財會員增加用戶數**：因為目前這群僅有 19.34%的人是玉山銀行的理財會員，可透過提供多種金融商品優惠方案(外幣定存、外幣基金等)吸引其成為本行理財會員
- ✧ **基金戶的潛在客群**：約有一半的客群都是基金戶(比例約 56%)，可見其對基金投資是有興趣的，可向其推銷外幣基金並藉此推薦成為玉山理財會員，以提高客戶黏著度
- ✧ **提高用戶 VIP 比例**：VIP 用戶比例有 71%，可透過各行銷管道讓這群顧客知曉 VIP 用戶的外幣優惠，藉此提高成為 VIP 的動機。

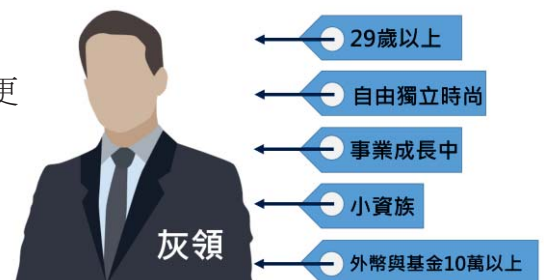
● 灰領

➤ 顧客介紹

小資族，自由、獨立、時尚是銀領的生活信念，享受更輕鬆、更自由、更新鮮的過程，是她們生活的意義

➤ 顧客特質

29 歲以上的畢業工作五六年以上的小資族，事業正在成長中，外幣存款與基金額約 10 萬以上，人數超過六萬是四群當中人數最多的一群，其比例為 81.27% (因為年輕且非薪轉戶，再加上帳戶餘額少，所以其有玉山銀行帳戶但非忠實顧客)



➤ 行銷策略

- ✧ **申辦雙幣卡贈禮及抽獎**：因為這群客戶對外幣的興趣較沒有那麼高且持有雙幣卡的比例也最低(12.33%)，可透過旅遊相關的刷卡金滿額贈禮(e.g.行李箱)和抽獎活動(e.g.機票)來吸引這群客戶申辦雙幣卡
- ✧ **網銀介面推廣**：這個客群使用網銀的比例相當高(95%)，但在網銀上使用外匯功能的人卻只有 68%左右，所以我們認為可在網銀的相關介面上推廣「網銀外匯最優惠」的方案，以提高其使用購買外匯的動機
- ✧ **只要你投資優惠大放送**：這群顧客在顧客興趣標籤中的投資註記高達 93%，但實際在玉山投資金額卻不高(僅有 3%的人是玉山理財會員，6%的人在玉山開設基金戶)，顯示這些客群可能在其他銀行做投資，可以釋出些許投資優惠，吸引其前來投資

- ✧ **提領外幣 ATM 優惠**：因為發現其 ATM 使用次數較其他群高，所以可針對這群顧客提出「ATM 提領外幣優惠」
- ✧ **外幣新戶優待**：當新顧客購買外幣時，提供首購優惠"外幣新戶優待"，吸引新顧客前來購買外匯

2. 共同行銷策略

- **依顧客層級提供不同外匯優惠方案**：透過相關優惠定存、活存、保險基金吸引各別族群
- **加強推廣玉山特匯日**：從目前玉山銀行網站上，可看出特匯日有廣大的迴響，透過限時限量的優惠刺激客戶們增加購買外匯，所以可在不同的行銷管道上加以推廣接觸更多用戶。
- **網銀外匯最優惠**：我們發現這四群的顧客中，使用網銀的比例都相當的高(86%以上)，因此可推動「網銀外匯最優惠」來增加顧客購買外匯的動機。
- **APP「匯率到價通知」**：從統計資料中，我們可看出使用 APP 的比例不比使用網銀比例高，但利用 APP 主動性、互動性高的性質，搭配該行 24 小時全天候網銀換匯服務，當匯率達到設定值時，會立即通知客戶，客戶即可隨時隨地進行線上換匯
- **投資組合多元化**：針對活存(含台幣/外幣)高達一定金額的客戶，推薦將投資組合多元化，將部分活存轉投入外幣基金、雙元貨幣、外幣保險等理財商品，賺取更高的報酬或轉外幣定存，享較高定存利率。
- **定期定額換匯、定期定存外匯**：鎖定用外幣支付基金、保險等理財產品需求的顧客，因該類型顧客較不在意匯率波動且每次換匯金額較高，意謂較無外幣現鈔需求且每筆換匯金額較大，建議其可透過網路銀行設定「定期定額換匯」功能，自行選擇扣款日、扣款期間與扣款幣別，透過不同時間點分批換匯，節省時間亦分散匯率波動風險
- **數位媒體行銷**：結合 google 關鍵字廣告、Line App 投放廣告等數位行銷管道來推廣上面所提及的行銷策略。

四、預期效益/結論

EDA 視覺化資料呈現，我們可以輕易地找出我們大宗客群所在，並瞭解其整體大略外匯興趣走向，進而得以定義目前所提供之外匯服務概況，我們期望在這樣的商業問題定義上，利用為期約三個月行銷手法對內達到鞏固既有客群，並增加原顧客對於外匯興趣/投資領域之擴大，同時，對外達到新客源之開拓，廣泛地推廣本行外匯服務與優惠方案來吸引更多客源加入本行，因此，在整體客群行銷方案，除了通用優惠活動之外，尚搭配相關資訊科技使用，讓整體外匯服務得以更加地貼近顧客之心，客製化，增進體驗滿意度與保留率。此外，透過諸多資料進行外匯興趣顧客分群，粗分為四大特色客群：**金領、亮領、銀領、灰領**，掌握每客群之屬性特質提出相對應之適應性之相關行銷推廣方案。其中灰領客戶群比率高達 80%，因此，我們在此部分行銷目標則傾向於把握並吸引潛在加入玉山成為忠誠客群。若未來有 300 萬行銷預算，我們將針對各類型興銷推廣方案進行比例性分派，進而詳細地評估各方案之可行性，期望將資金投注在回饋率高的方案，來增進本行外匯相關服務品質與客源。