

大數據行銷期末報告

信用卡資料庫分析

B06303085

經濟四

邱鈺傑

目錄

摘要.....	2
前言.....	3
資料集描述	3
資料分析.....	5
PART1 – RFM 指標	5
PART3 – CAI 指標.....	8
PART3 – CRI 指標.....	9
PART4 – 購物籃分析	9
PART5 – 集群分析	13
結論.....	16

圖目錄

圖一、客戶居住地比例圖	4
圖二、客戶年齡比例圖	4
圖三、客戶性別比例圖	4
圖四、客戶婚姻狀況比例圖	4

表目錄

表一、信用卡資料集欄位資訊	3
表二、Bob Stone 法的給分機制	5
表三、(Bob Stone 法) 總分排名前 20 客戶之 R、F、M 原始值與分數.....	6
表四、自定義調整後的 Bob Stone 法給分機制	7
表五、(自定義 Bob Stone 法) 總分排名前 20 客戶之 R、F、M 原始值與分數.....	7
表六、三種 CAI 型別各自的刷卡特性	8
表七、CRI 分群標準、人數與平均值結果	9
表八、原始產品刷卡相關係數矩陣	11
表九、相關係數矩陣之 TOP 20 購物籃組合列表.....	12
表十、因素分析 – 旋轉成分矩陣表格	12
表十一、旋轉成分矩陣之 TOP 5 購物籃組合.....	12
表十二、各集群中的觀察值數目 (K = 3)	13
表十三、K-Means 分群後之各群的集群中心.....	14
表十四、卡方檢定結果	14
表十五、F 檢定結果	14
表十六、One Way ANOVA (變異數分析) 結果.....	15

摘要

待解決問題：

當今銀行業百花齊放，各家銀行相繼推出自家的信用卡，面對這般局面，本行當前局面為何？應針對甚麼群體的客戶祭出優惠手段以吸收客戶？

分析手段與結論：

1. RFM 指標

透過 Bob Stone 法可以幫助我們找到對本行價值最高的客戶

2. CAI 指標

本行已有部分高黏著度且高消費力的客群，但也有部分次高消費力的客群正在流失，本行需設法遏止流失的事態

3. CRI 指標

本行在已婚女性群體中具有相對高的交易穩定度，但在單身女性群體中的交易穩定度卻相對低

4. 購物籃分析

因素分析有相對更完整的分群效果，若能針對因素分析所得到的購物籃組合祭出相應優惠手段，可以吸引到更多客戶使用本行信用卡

5. 集群分析

以 K-Means 法分成 3 群，再輔以卡方檢定、F 檢定、ANOVA 分析，讓我們深入了解到在各集群中，不同區隔變數所產生的消費力差異是否具有顯著性

前言

信用卡業務一直以來都是銀行的重要業務之一；一方面，信用卡的交易手續費是銀行的其中一項重要收入來源，另一方面，信用卡的刷卡紀錄也能為銀行帶來客戶的「大數據」資訊；因此，在如今銀行業百花齊放的時代，如何留住客戶，讓客戶對於本行的信用卡黏著度提升，便是一項重要的待解決問題。

本報告試圖透過幾種不同的行銷分析指標或手法，來為該問題提供一個合理且有效的行銷建議，使本行的信用卡業務有更好的發展。

資料集描述

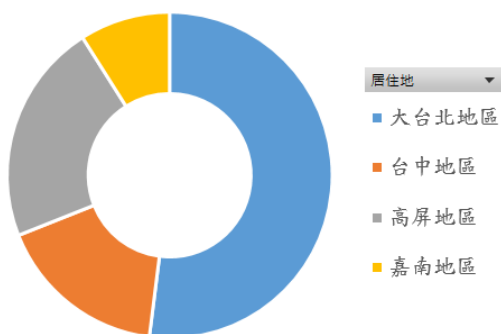
本資料集記錄 100 位客戶於 2010/12/01 至 2012/11/30 之間共 7764 筆的信用卡交易資料，並將其分開整理成三個資料檔：客戶資料檔、信用卡資料檔、信用卡交易記錄檔，各資料檔之欄位資訊簡單整理如表一所示。

資料檔名稱	欄位名稱
客戶資料檔	客戶 ID、年齡、生日、居住地、教育程度、性別、婚姻狀況、職業、辦第一張信用卡的時間
信用卡資料檔	信用卡 ID、客戶 ID、信用卡開卡日、信用卡到期日、信用額度、卡等
信用卡交易記錄檔	交易序號、信用卡 ID、客戶 ID、刷卡日期、刷卡產品產業分類、刷卡類型、刷卡金額、刷卡地點

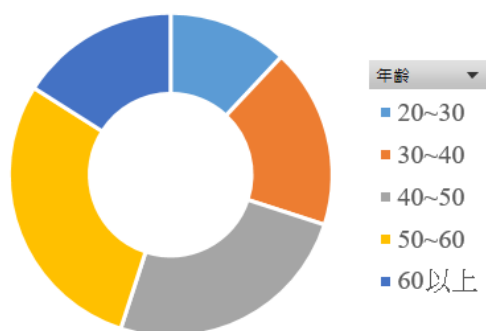
表一、信用卡資料集欄位資訊

客戶資料檔

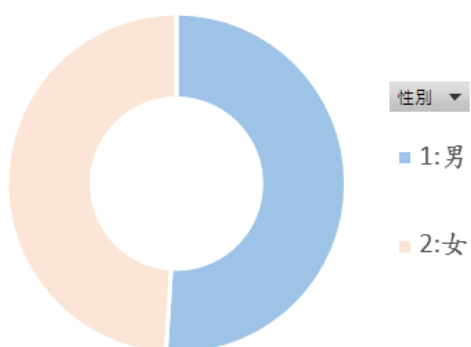
在進入正式的行銷分析之前，我們可以先針對客戶資料檔，分別以居住地、年齡、性別、婚姻狀況為劃分，進行初步的敘述統計。



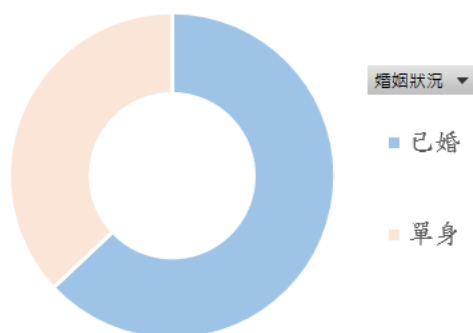
圖一、客戶居住地比例圖



圖二、客戶年齡比例圖



圖三、客戶性別比例圖



圖四、客戶婚姻狀況比例圖

如上列的圖一至圖四所示，在資料集所涵蓋的 100 名客戶中，居住於大台北地區者佔據大宗，比例過半；在年齡方面，40 至 50 歲以及 50 至 60 歲這兩區段的中老年人比例較高，相加亦有過半比例；在性別方面，男女比相當，約為五五開，而在婚姻狀況部分，已婚人士則佔約 60%，明顯高於單身人士比例。

資料分析

在對客戶進行初步的敘述性統計分析後，接下來我們將逐一應用幾個行銷分析指標與方法，來對資料集進行更進一步地剖析，並提出合理的結論。

PART 1 - RFM 指標

首先，我們試著採用 RFM 指標來分析客戶之靜態價值。常見的 RFM 指標有五等分法與 Bob Stone 法兩種，而由於原始的 Bob Stone 法本身便是針對信用卡產業所設計，因此在這裡我們將捨棄五等分法，直接採取 Bob Stone 法來分析並得出總分排名前 20 的客戶。

有關 Bob Stone 法的給分機制與結果如下表二及表三所示：

構面	給分機制	權重
最近一日購買日 (Recency, R)	最近 90 天(約三個月)內為 24 分 最近 91~180 天(約六個月)為 12 分 最近 181~270 天(約九個月)為 6 分 最近 181~360 天(約一年)為 3 分 最近 360 天以上(約一年以上)為 0 分	中
購買次數 (Frequency, F)	購買次數 * 4	高
購買金額 (Monetary Value, M)	購買金額 * 10% (四捨五入至整數) 最高分為 9 分	低

表二、Bob Stone 法的給分機制

Rank	客戶 ID	Recency	Frequency	Monetary Value	R	F	M
1	605	3	955	92259	24	3820	9
2	3044	5	661	218935	24	2644	9
3	13687	3	399	1153973	24	1596	9
4	5287	4	264	914311	24	1056	9
5	6118	1	250	968004	24	1000	9
6	17586	1	237	226459	24	948	9
7	15195	3	209	711772	24	836	9
8	9051	1	205	265085	24	820	9
9	19639	5	201	326970	24	804	9
10	4210	4	196	337601	24	784	9

Rank	客戶 ID	Recency	Frequency	Monetary Value	R	F	M
11	17190	5	192	397379	24	768	9
12	10121	9	171	160845	24	684	9
13	6256	4	139	243291	24	556	9
14	920	18	119	347246	24	476	9
15	15353	1	115	154864	24	460	9
15	16756	8	115	219911	24	460	9
17	10195	4	109	113041	24	436	9
18	8032	26	107	73082	24	428	9
18	19483	1	107	185669	24	428	9
20	16697	15	100	422040	24	400	9

表三、(Bob Stone 法) 總分排名前 20 客戶之 R、F、M 原始值與分數

接著，觀察原始的 Bob Stone 法結果，我們可以發現由於銀行發行信用卡最在意的部分為「客戶使用該信用卡的頻率高低」，因此在原版的給分機制設計中，刷卡頻率的分數高低完全佔據了主導地位，直接影響著排名高低。然而，考慮到與另外兩個構面的平衡問題（我認為購買頻率的權重雖然最高，但也不應該完全主導整個分數，這樣反而可能掩蓋掉另外兩個構面的影響），我嘗試著對原始的給分機制做出修改。一方面，我將購買頻率的給分機制調降為「購買頻率 * 2」，而非原版設定的購買頻率 * 4；另一方面，針對另外兩個構面，我也做了些許微調，試圖讓不同客戶間的 RFM 分數更能被體現出來。

有關我們自訂義調整後的 Bob Stone 法給分機制與結果如下表四及表五所示：

構面	給分機制	權重
最近一日購買日 (Recency, R)	最近 30 天內為 24 分 最近 31~60 天為 20 分 最近 61~90 天為 16 分 最近 91~120 天為 12 分 最近 121~150 天為 8 分 最近 151~180 天為 4 分 最近 181 天以上為 0 分	中

構面	給分機制	權重
購買次數 (Frequency, F)	購買次數 * 2	高
購買金額 (Monetary Value, M)	購買金額 * 0.1% (四捨五入至整數) 最高分為 10 分	低

表四、自定義調整後的 Bob Stone 法給分機制

Rank	客戶 ID	Recency	Frequency	Monetary Value	R	F	M
1	605	3	955	92259	24	1910	9
2	3044	5	661	218935	24	1322	10
3	13687	3	399	1153973	24	798	10
4	5287	4	264	914311	24	528	10
5	6118	1	250	968004	24	500	10
6	17586	1	237	226459	24	474	10
7	15195	3	209	711772	24	418	10
8	9051	1	205	265085	24	410	10
9	19639	5	201	326970	24	402	10
10	4210	4	196	337601	24	392	10
11	17190	5	192	397379	24	384	10
12	10121	9	171	160845	24	342	10
13	6256	4	139	243291	24	278	10
14	920	18	119	347246	24	238	10
15	15353	1	115	154864	24	230	10
15	16756	8	115	219911	24	230	10
17	10195	4	109	113041	24	218	10
18	19483	1	107	185669	24	214	10
19	8032	26	107	73082	24	214	7
20	16697	15	100	422040	24	200	10

表五、(自定義 Bob Stone 法) 總分排名前 20 客戶之 R、F、M 原始值與分數

最後，比較上述兩種 RFM 指標，可以發現兩者的差異並不大，在總分排名前 20 名的客戶中，只有排名第 18 與 19 的客戶 8032 及客戶 19483 排序有所不同，其餘皆相同。

小結：

我們自訂義的 Bob Stone 法與原始 Bob Stone 法排序結果大同小異，皆對信用卡產業有很不錯的預測力。

PART 2 – CAI 指標

CAI (Customer Activity Index) 指標是判斷客戶活躍性高低的一項重要工具。由於計算 CAI 指標時，我們是以「天」為單位來計算，故在一開始我們要先將同一天內的多筆刷卡交易資料進行合併，移除重複值，再進一步計算每位客戶不同天交易間的刷卡間隔時間 (Interpurchase Time)；而在計算刷卡間隔時間時，由於其中 1 位客戶的交易資料筆數不足，故將之剔除，剩餘 99 位客戶資料進入最終的 CAI 值計算。

而在計算完 CAI 值後，我們根據 TOP 20%、MIDDLE 60% 以及 BOTTOM 20% 的準則，將 CAI 值由大到小劃分為「漸趨活躍型」、「穩定刷卡型」、「漸趨靜止型」三個型別。

以下表六分別列出三種型別各自的刷卡特性：

CAI 型別	平均刷卡天數	平均刷卡金額	樣本數	樣本佔比
漸趨活躍型	30.4	58753.1	20	20.2%
穩定刷卡型	67.1	123496.6	59	59.6%
漸趨靜止型	36.4	84664.3	20	20.2%

表六、三種 CAI 型別各自的刷卡特性

由上表表六，我們可以看出，穩定刷卡型的平均刷卡天數與平均刷卡金額皆為最高，且遠高於另外兩個型別；由此可大略推測，本行目前在信用卡業務方面，已擁有一定比例高黏著度（平均刷卡天數高）且高消費力（平均刷卡金額高）的客戶存在。

小結：

CAI 指標顯示本行已擁有一些高黏著度且高消費力的「死忠」客群，但仍有部分客群有刷卡頻繁程度漸降的問題，值得本行未來更進一步探究。

PART 3 – CRI 指標

CRI (Customer Reliability Index) 指標是判斷客戶交易穩定度高低的一項重要工具。當 CRI 值越小時，意味著客戶行為或價值越穩定；反之，當 CRI 值越大時，則意味著客戶行為或價值越不穩定。在計算 CRI 的過程中，其中 1 位客戶由於僅有 1 次的刷卡紀錄，因此無法計算出 CRI 值，故將其剔除，僅保留剩餘之 99 位客戶的資料進行分群與群內平均 CRI 值的計算。

分群編號、標準與結果如下表表七所示：

分群編號	分群標準	各群人數	群內平均 CRI 值
1	性別：男性	18	3.562
	婚姻狀況：單身		
2	性別：男性	33	4.342
	婚姻狀況：已婚		
3	性別：女性	19	4.693
	婚姻狀況：單身		
4	性別：女性	29	1.334
	婚姻狀況：已婚		

表七、CRI 分群標準、人數與平均值結果

觀察表七結果，我們可以看到分群 4 的群內平均 CRI 值最小，遠小於另外 3 群，因此，我們可以合理推估已婚女性（分群 4）對本行信用卡業務的價值較穩定。

小結：

CRI 指標顯示已婚女性（分群 4）對本行信用卡業務的價值應該較為穩定，故我們可以嘗試著重拉攏另外 3 群客戶（尤其是分群 3 的單身女性客戶群）成為我們額外的穩定刷卡客源。

PART 4 - 購物籃分析

前述的三項分析指標皆是旨在針對「客戶」進行分析。然而，除了分析客戶之間的異質性外，我們亦可以對「產品」進行分析。以下我們將分別應用相關係數矩陣以及旋轉成分矩陣對產品進行分類，以利我們能針對特定的產品組

合制定信用卡刷卡相關政策。

① 相關係數矩陣

在相關係數矩陣中，我們著重在了解客戶在刷卡購買某類產品時，是否也會刷卡購買其他類產品。倘若會，我們便在該兩類產品交叉的儲存格中記上 1；倘若不會，我們則在該兩類產品交叉的儲存格中記上 0。在此處值得注意的是，我們並不在意同時刷卡購買某兩類產品的次數多寡，我們只在乎有或無。透過上述方法，我們即可得到「產品刷卡相關係數矩陣」；在該矩陣中，兩產品的相關係數越高，意味著該兩類產品越容易同時被消費者刷卡購買，可被視為一個「產品購物籃」，並進一步針對其做出適當的信用卡刷卡政策部屬。

下頁中，表八為產品刷卡相關係數矩陣，其中粉紅色網底格中的係數為 TOP 20 高的相關係數，其所對應的兩兩成對的產品種類，可被視作一個購物籃組合；再往下，表九便整理了 TOP 20 的成對購物籃組合，並依據相關係數由高至低排列。

② 旋轉成分矩陣

在旋轉成份矩陣中，我們使用因素分析找到 5 組組成產品數各異的購物籃組合。在此部分，我們的分類方法是將旋轉成分矩陣中成分相近（同一欄位中小數值夠大者）視為一個購物籃組合；此方法與相關係數矩陣不同的地方在於，相關係數矩陣永遠是成雙成對的將產品倆倆綁在一起為一個購物籃組合，而此方法則沒有限制一個購物籃組合中只能有幾項產品，因此在購物籃組合組成上更具彈性。

在下兩頁中，表十將呈現旋轉成分矩陣表格，其中我們以粉紅色網底為標記，在同一欄中將同屬一個購物籃的產品種類標示出來，並且在表十一中進一步整理 TOP 5 購物籃組合分別包含哪些類別的產品。

	學費/教 育	保險	捐贈	公用 事業	百貨	精品	餐飲	藥妝	3C 居 家電信	量販超 市	交通(含加 值)	旅遊	休閒文 化	無店鋪	中信錢 加值
學費/教育	1.000														
保險	0.357	1.000													
捐贈	0.164	0.076	1.000												
公用事業	0.063	-0.063	0.076	1.000											
百貨	-0.024	0.151	0.162	0.097	1.000										
精品	0.003	0.149	-0.013	0.039	0.292	1.000									
餐飲	0.092	0.161	0.069	0.001	0.347	0.316	1.000								
藥妝	0.129	0.272	0.211	0.002	0.321	0.414	0.396	1.000							
3C 居家電 信	0.086	0.205	0.066	0.045	0.284	0.259	0.379	0.298	1.000						
量販超市	0.113	0.122	0.115	0.064	0.184	0.231	0.179	0.102	0.149	1.000					
交通(含加 值)	0.144	0.118	0.132	0.118	0.102	0.273	0.331	0.286	0.178	0.145	1.000				
旅遊	0.104	0.393	0.077	-0.035	0.230	0.473	0.276	0.268	0.177	0.110	0.260	1.000			
休閒文化	0.080	0.089	0.180	-0.018	0.383	0.368	0.320	0.322	0.259	0.118	0.318	0.400	1.000		
無店鋪	0.185	0.192	0.251	0.135	0.264	0.255	0.234	0.366	0.305	0.088	0.349	0.177	0.420	1.000	
中信錢加 值	-0.052	0.076	-0.031	-0.080	0.045	-0.013	0.070	0.211	0.066	0.115	0.132	0.077	0.062	0.126	1.000

表八、原始產品刷卡相關係數矩陣

TOP 20 購物籃	組合_項目 1	組合_項目 2	相關係數
1	旅遊	精品	0.472538418
2	無店鋪	休閒文化	0.418192287
3	藥妝	精品	0.413965785
4	休閒文化	旅遊	0.400085075
5	藥妝	餐飲	0.396376631
6	旅遊	保險	0.393311125
7	休閒文化	百貨	0.382903601
8	3C 居家電信	餐飲	0.37858451
9	休閒文化	精品	0.367510164
10	無店鋪	藥妝	0.366244494
11	保險	學費/教育	0.357189735
12	無店鋪	交通(含加值)	0.349132766
13	餐飲	百貨	0.346533006
14	交通(含加值)	餐飲	0.330595609
15	休閒文化	藥妝	0.321718045

TOP 20 購物籃	組合_項目 1	組合_項目 2	相關係數
16	藥妝	百貨	0.320648207
17	休閒文化	餐飲	0.319439288
18	休閒文化	交通(含加值)	0.318397019
19	餐飲	精品	0.315810566
20	無店鋪	3C 居家電信	0.304786945

表九、相關係數矩陣之 TOP 20 購物籃組合列表

旋轉成分矩陣 ^a					
	成分				
	1	2	3	4	5
精品	0.772	-0.089	0.073	-0.093	0.049
休閒文化	0.641	0.378	-0.038	-0.019	-0.181
旅遊	0.639	-0.061	0.398	-0.059	-0.215
餐飲	0.620	0.102	0.060	0.154	0.154
百貨	0.600	0.175	-0.111	-0.037	0.180
藥妝	0.532	0.337	0.158	0.305	-0.049
3C 居家電信	0.491	0.132	0.087	0.133	0.228
捐贈	-0.017	0.695	0.111	-0.079	0.048
無店鋪	0.351	0.670	0.071	0.136	0.017
交通(含加值)	0.365	0.405	0.088	0.200	0.095
保險	0.221	0.005	0.806	0.095	-0.037
學費/教育	-0.105	0.316	0.747	-0.090	0.156
中信錢加值	0.019	0.051	-0.025	0.903	0.012
量販超市	0.243	-0.129	0.190	0.216	0.713
公用事業	-0.016	0.297	-0.144	-0.315	0.611

表十、因素分析 – 旋轉成分矩陣表格

TOP 5 購物籃	組合_項目
1	精品、休閒文化、旅遊、餐飲、百貨、藥妝、3C 居家電信
2	捐贈、無店鋪、交通(含加值)
3	保險、學費/教育
4	中信錢加值
5	量販超市、公用事業

表十一、旋轉成分矩陣之 TOP 5 購物籃組合

比較上述兩種購物籃分析的方法，可以發現兩者各有優點：相關係數法中一個購物籃中只有兩項商品，可以將相關性最高的兩項商品組為一個購物籃，正確命中的可能性較大；而因素分析法則因為沒有限制一個購物籃中只能有幾項產品，

在組成購物籃上較有彈性，也因此比較可能正確呈現出完整的購物籃組合。兩者相比較之下，我覺得因素分析所得到的分析結果較優，原因是因素分析法能將購物籃組合更完整呈現出來，反之，相關係數法所得出的購物籃組合，每個購物籃中只能有兩項商品，因此 TOP 20 的購物籃組合中，多有重複的品項，但實際上這些重複的品項若改從因素分析法的結果來看，其實皆可以歸入同一個購物籃之中，因此我傾向認為因素分析法可以得到較優的分析結果。

小結：

因素分析法相較相關係數法具有更佳的分析效果，如果能針對因素分析法所得到的購物籃組合執行適當的政策如一天內如果刷卡買了精品又刷卡買了藥妝產品將享現金 2% 回饋等，勢必可以提升消費者使用本行信用卡的頻率，進而提升客戶的黏著度。

PART 5 – 集群分析

到目前為止，我們已經使用了包含 RFM、CAI、CRI 以及購物籃分析在內的幾種方法對客戶以及產品組合進行分析，並且獲得了一些結論。最後，在這部分，我們試著同時將 RFM、CAI 以及 CRI 同時納入考量，使用 K-Means 法進行集群分析。我們透過將各客戶觀察值與 K 個集群核心點的 RFM、CAI 與 CRI 值做比較，將各客戶觀察值歸入離它最近的那個集群之中，進而區分出 K 個不同的集群。在使用此一方法時，由於有 1 位客戶的 CRI 值無法計算，故不列入考量；因此，我們可以看到在表十二之中，有效的客戶觀察值個數僅有 99 個，而非 100 個；此外，在這裡，我們將所有有效的觀察值分為三個集群(K = 3)，我們可以發現集群 2 的觀察值個數足足有 96 個，佔比非常高。

而在表十三之中，我們也可以看到佔比最高的集群 2 是屬於漸趨活躍但價值卻不穩定型，相較另外兩個集群而言，擁有最高的 CAI 值以及最高的 CRI 值，意味著它是最活躍也是客戶價值最不穩定的一個集群。

集群	觀察值個數	有效個數	遺漏個數
1	2	99	1
2	96		
3	1		

表十二、各集群中的觀察值數目(K = 3)

	集群		
	1	2	3
R(Recency)	24	0	24
F(Frequency)	798	6	1910
M(Monetary Value)	10	1	9
CRI	0.207	1.744	0.001
CAI	-37.876	28.571	1.368

表十三、K-Means 分群後之各群的集群中心

卡方檢定

表十四呈現了卡方檢定的結果，卡方檢定可以讓我們了解區隔變數在各集群中的比例差異是否具備顯著性；而表十四的結果顯示，如果我們以 P 值 = 0.1 作為統計上顯著的標準來看，由表格中可知，每一項區隔變數（年齡、居住地、教育程度、性別、婚姻狀況、職業）在各集群中的比例差異都不具備顯著性。

檢定方法	依變項	自變項(Coding)	Pearson 卡方顯著性
卡方檢定	集群觀察值	年齡	0.668
		居住地	0.834
		教育程度	0.747
		性別	0.193
		婚姻狀況	0.397
		職業	0.978

表十四、卡方檢定結果

F 檢定

表十五中呈現了 F 檢定的綜合結果，透過 F 檢定我們可以看出在同一集群中，由區隔變數所區隔開的不同區隔之間，在消費力上是否存在顯著差異：表十五的結果顯示，如果我們以 P 值 = 0.1 作為統計上顯著的標準來看，由以下表格可知，在以平均刷卡金額為獲利指標時，集群二中的不同教育程度間的消費力存在統計上的顯著差異，其餘情況下的消費力差異在統計上均不顯著。

檢定方法	集群	獲利指標	自變項(Coding)	群間顯著性
F 檢定	2	平均刷卡金額	年齡	0.240
			居住地	0.704
			教育程度	0.016
			性別	0.781
檢定方法	集群	獲利指標	自變項(Coding)	群間顯著性
F 檢定	2	平均刷卡金額	婚姻狀況	0.810
			職業	0.581

表十五、F 檢定結果（# 由於集群 1 跟 3 的觀察值太少，無法計算分割）

ANOVA (變異數分析)

表十六呈現了 ANOVA 的分析結果，它可以讓我們更進一步發掘究竟是區隔變數中的哪兩個區間之間的消費力差異存在顯著性；當我們以 P 值 = 0.1 作為統計上顯著的標準來看時，由以下的事後檢定表格中的多重比較進行更深入探討可知，有幾項區隔之間的消費力差異存在顯著性：

1. 以平均刷卡金額為獲利指標，在集群 2 的年齡區隔變數中，組別「20 到 30 歲」與組別「40 到 50 歲」之間的消費力存在顯著差異 ($p = 0.083 < 0.1$)。
2. 以平均刷卡金額為獲利指標，在集群 2 的年齡區隔變數中，組別「20 到 30 歲」與組別「60 歲以上」之間的消費力存在顯著差異 ($p = 0.069 < 0.1$)。

分析方法	獲利指標	年齡_1 (Coding)	年齡_2 (Coding)	顯著性
ANOVA - 變異數分析	平均刷卡金額	20~30	30~40	0.449
			40~50	0.083
			50~60	0.227
			60 ↑	0.069
		30~40	20~30	0.449
			40~50	0.293
			50~60	0.665
			60 ↑	0.235
		40~50	20~30	0.083
			30~40	0.293
			50~60	0.469
			60 ↑	0.810
		50~60	20~30	0.227
			30~40	0.665
			40~50	0.469
			60 ↑	0.369
		60 ↑	20~30	0.069
			30~40	0.235
			40~50	0.810
			50~60	0.369

表十六、One Way ANOVA (變異數分析) 結果

結論

本報告從多個行銷分析的指標以及方法入手，欲以不同面向探討如何能讓本行的信用卡業務更上一層樓，結論如下：

1. 在 **RFM** 指標方面，我們分別採取 Bob Stone 法以及自訂義的修正方法作為指標依據，發現兩者所排出的分數排名前 20 的客戶名單大致相同，皆對信用卡產業有不錯的預測力；我們可以藉此找出對本行最有價值的 **TOP 客戶**，將其視為重點客戶，提供特殊信用卡服務如提高現金回饋點數等，吸引他們更頻繁的使用本行之信用卡。
2. 在 **CAI** 指標方面，我們發現本行的**穩定刷卡客群**相對於另外兩群有較高的**平均刷卡天數及平均刷卡金額**，這對本行而言是個好消息，意味著本行具有高黏著且高消費的刷卡客群，對本行在信用卡業務上獲取手續費利益以及客戶之大數據資訊皆有很大的幫助。
3. 在 **CRI** 指標方面，我們發現群 3 的**單身女性群體**是所有分群中，**交易穩定度最差的一群**，我們應該針對該群做更進一步的了解與分析，盡可能找出交易穩定度不高的原因。
4. 在**購物籃分析**方面，我們認為**因素分析**相較相關係數分析會產生**比較好的效果**，而根據因素分析結果，我們得到了 5 組購物籃組合，倘若我們能針對這**5 組購物籃組合**投放適當的**優惠政策**，如同時刷卡購買保險並繳交學費即可享有手續費全免優惠等，**相信會讓客戶更願意使用本行之信用卡進行消費**。
5. 在最後的**集群分析**部分，我們透過 **K-Means** 法將所有客戶分成 3 群，並透過卡方檢定、F 檢定以及 ANOVA 分析，更深入了解各集群受到不同區隔變數影響的程度是否有達到統計上顯著，結果顯示**若以平均刷卡金額為獲利指標**，**不同教育程度與不同年齡間的消費力存在顯著差異**，這意味著我們如果能夠針對特定教育程度或特定年齡做恰當的優惠利誘，可能可以使本行之信用卡業務收穫更大的利益。