



遊戲數據商業分析報告

大數據分析 第七組 期末報告

成員：藍賀丞、張順益、郭冠廷、滕偉廷

目錄：

壹・緒論

甲・分析目標

乙・演算法介紹

貳・遊戲營運狀況分析及建議

甲・日活躍用戶 **DAU**

乙・月活躍用戶 **MAU**

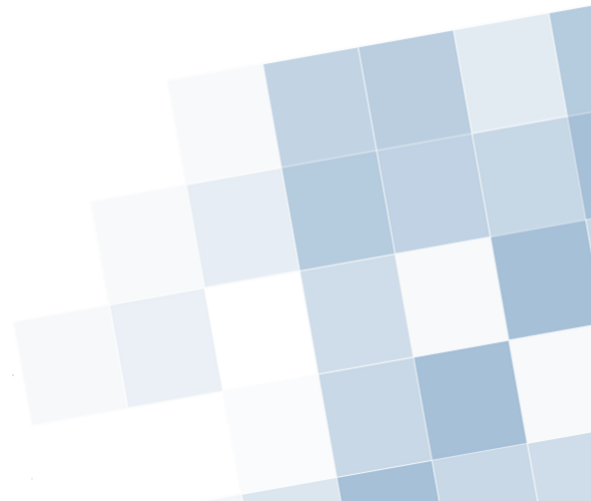
丙・粘著性 **STICKY**

丁・營運分析及建議

參・**RFM** 分類－尋找高價值玩家

肆・購物籃調查－分析玩家儲值傾向

伍・未來發展



壹、 緒論

甲、 分析目標

本次目標是希望藉由數據的分析了解到遊戲收入狀況，以及制定相關策略擴大遊戲賺錢的效益。而本遊戲主要營收依賴於玩家的儲值，因此分析方向包含整體遊戲環境對於玩家儲值影響，以及分析高價值玩家與低價值玩家遊戲模式的差異，以此來發想出商業策略來影響其他玩家的儲值行為。

最開始，我們希望了解遊戲整體的營運狀況以此提出針對遊戲粗略的改進方向。接著針對所有玩家進行分類，用於找出高價值、重點保持、重點發展等玩家，這樣的分類可以幫助我們爾後分析出有價值玩家的遊戲傾向，以分析結果來做出的行銷資源以及遊戲優化資源才能更能夠集中在這些玩家身上，而創造更大的獲利。最後我們還針對各個儲值點做購物籃調查，對於玩家儲值的行為情景做分析，以此來打造有吸引力的儲值方式組合。

乙、演算法介紹

1. RFM 模型——常用來測量與顧客關係強度的方法之一，同時也是資料庫行銷中常使用來評定顧客價值的方式 (Hughes,1994) 。RFM 的指標定義如下三點：

- a. 近期消費 (Recency)：指最近一次的購買的時間與數據分析的時間距離。越近代表越有機會再次消費。
- b. 消費頻率 (Frequency)：指客戶在一定期間內到企業購買產品的次數。次數也多代表忠誠度及價值較高。
- c. 消費金額 (Monetary)：指一段時間內，客戶在企業購買產品的總金額。購買金額越高，代表顧客對企業價值越高。

資料來源：<http://www.airitilibrary.com/Publication/alDetailedMesh?docid=18141927-201612-201701190016-201701190016-1-13>

使用理由：RFM 模型可以很方便且全面地將玩家做價值分群，對於爾後分析、比較高價值玩家與底價值玩家遊戲習慣差異有極大的幫助！

2. Apriori 算法（購物籃分析）——關聯規則 (Association Rules) 是反映一個事物與其他事物之間的相互依存性和關聯性，是數據挖掘的一個重要技術，用於從大量數據中挖掘出有價值的數據項之間的相關關係。其中關聯規則挖掘的最經典的例子就是沃爾瑪的啤酒與尿布的故事，通過對超市購物籃數據進行分析，即顧客放入購物籃中不同商品之間的關係來分析顧客的購物習慣，發現美國婦女們經常會叮囑丈夫下班後為孩子買尿布，30%-40%的丈夫同時會順便購買喜愛的啤酒，超市就把尿布和啤酒放在一起銷售增加銷售額。在關聯規則度量中有兩個重要的度量值：

a. support) : 是交易集中同時包含 A 和 B 的交易數與所有交易數之比。

$$\text{Support}(A \Rightarrow B) = P(A \cup B) = \text{count}(A \cup B) / |D|$$

b. 置信度 (confidence) : 是包含 A 和 B 交易數與包含 A 的交易數之比。

$$\text{Confidence}(A \Rightarrow B) = P(B|A) = \text{support}(A \cup B) / \text{support}(A)$$

使用關聯規則對購物籃進行挖掘，通常採用兩個步驟進行：下面將通超市購物的例子對關聯規則挖掘進行分析。

a. 找出所有頻繁項集（文章中我使用 Apriori 算法 \geq 最小支持度的項集）

b. 由頻繁項集產生強關聯規則 (\geq 最小支持度和最小置信度)

資料來源：

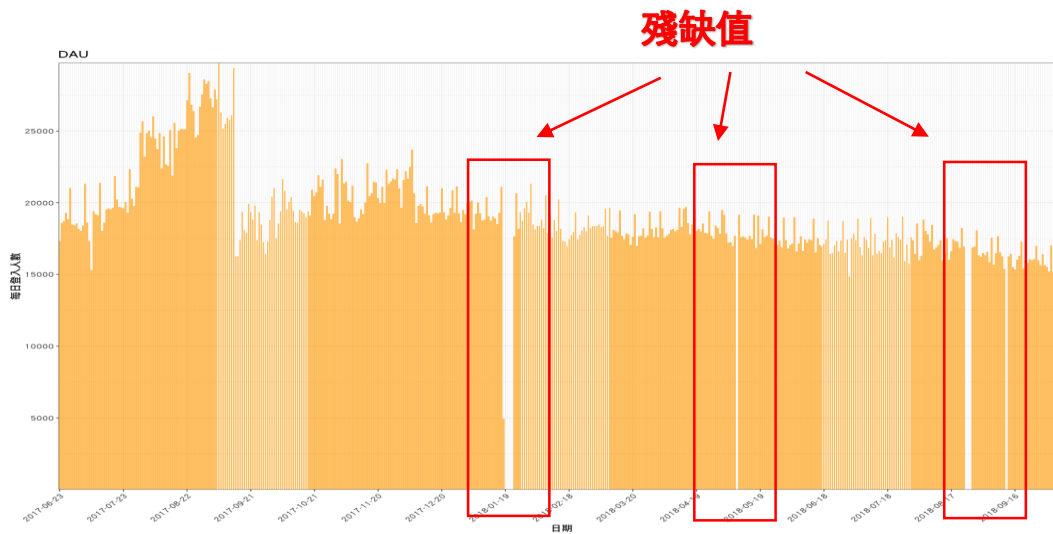
<https://tw.saowen.com/a/9c493844072c17c1a049591e1d4d840bf015e2d74c65b2a495aef56521465ddc>

使用理由：購物籃分析是能夠很好的分析出顧客的購物習慣，而對此提出有利銷售的行銷組合。而 Apriori 算法可以說是資料挖掘的元老演算法，操作起來比較容易，雖然功能有限，但對於本次的分析也是夠用的。



貳、 遊戲營運狀況分析及建議

日活躍用戶 DAU



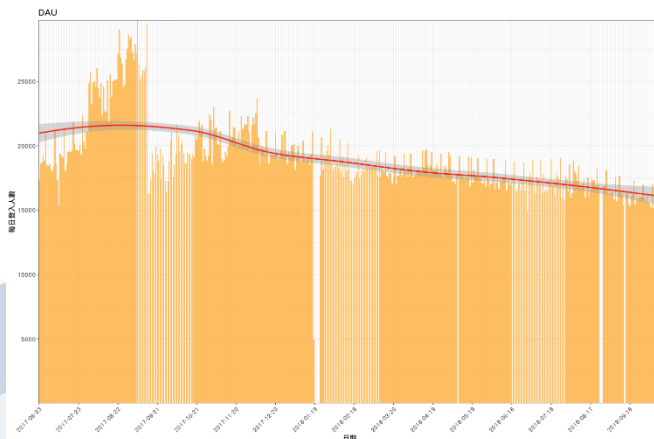
可以發現原始資料會有殘缺值的產生，因此我們用簡單的回歸分析填補殘缺值。

```
Call:
lm(formula = 登入人數 ~ 登入日期, data = DAU)

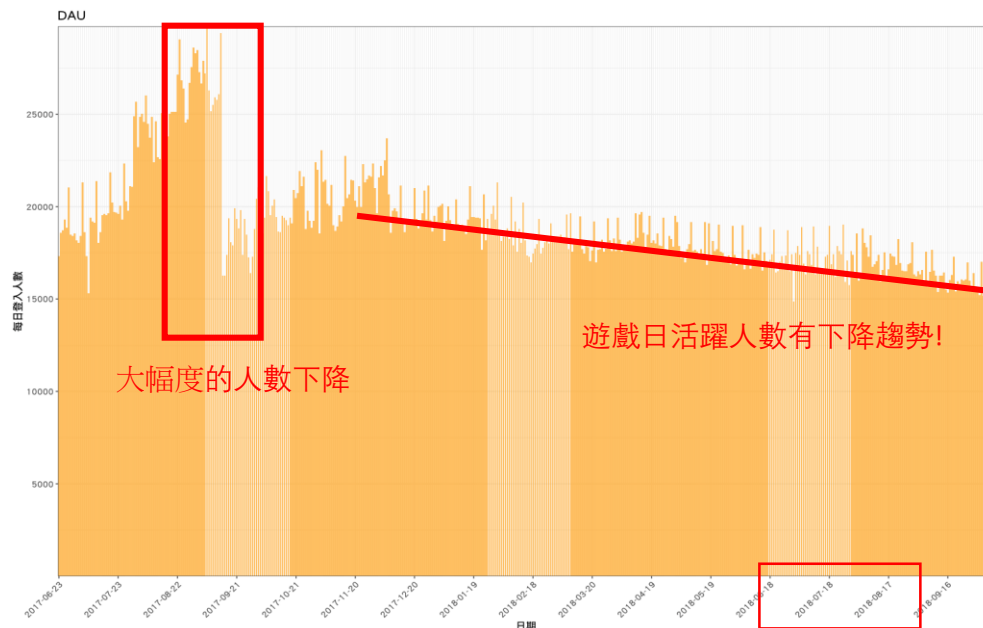
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-14488.3  -864.5  -239.8   832.3  8535.8

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 253716.6470  12591.4115   20.15 <0.0000000000000002 ***
  登入日期    -13.3502    0.7164  -18.64 <0.0000000000000002 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 2114 on 463 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4286,    Adjusted R-squared:  0.4273
F-statistic: 347.2 on 1 and 463 DF,  p-value: < 0.0000000000000022
```



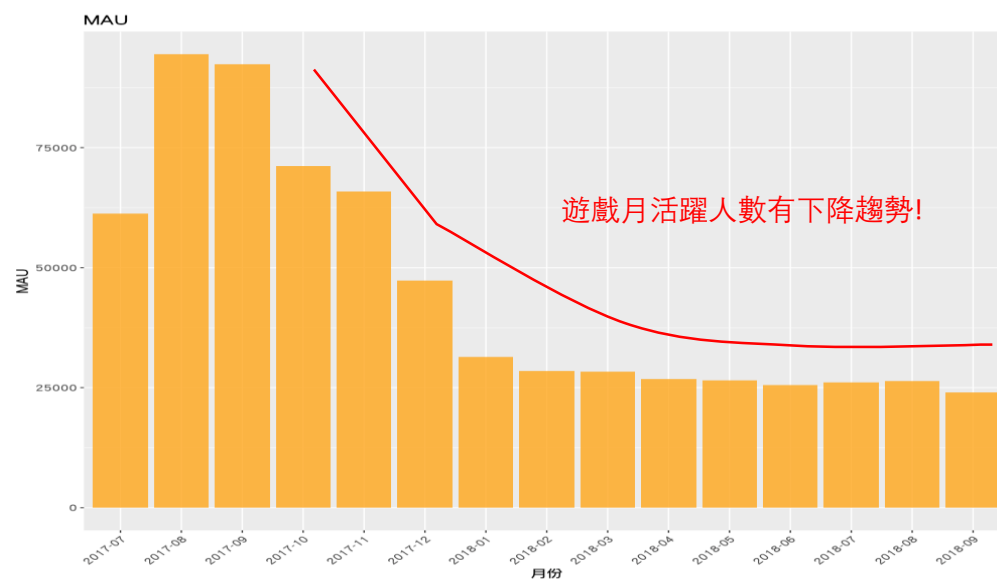
已填補後的日活躍用戶 DAU



1. 可以發現在 2017 年 8 月到 9 月之間有一波非常大的玩家流失情況。我們推測是因為開學的關係，使得許多學生無法像暑假時一樣常常登錄上線。
2. 從 2017 年 11 月底開始，遊戲每日登錄次數變有逐漸下降的趨勢，甚至到了隔年 2018 年的暑假，本該是遊戲旺季的時期依然沒有登錄次數回溫的現象。

月活躍用戶 MAU

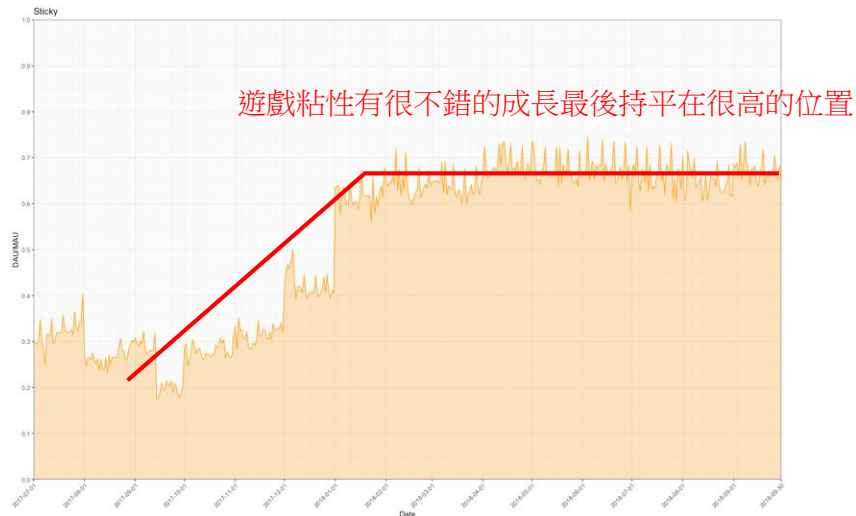
其含義表示在自統計之日算起一個月內登錄過 APP 的使用者總量。



1. 用 MAU 的圖表能夠更明顯看出遊戲中每月活躍的人數有大幅下降的趨勢，並且沒有回升的跡象。

粘性 STICKY= DAU/MAU

用戶活躍度指數衡量用戶的黏性



1. 遊戲粘性風險值為 0.2，亦即低於 0.2 遊戲整體處於衰退的狀態。
2. 這款遊戲的遊戲粘性從 2017 年 9 月開始大幅度成長，而在 2018 年 1 月開始到 2018 年 9 月都在 0.6 和 0.7 之間浮動，並沒有太大的變化。

分析及建議

從 MAU 和 DAU 的趨勢變化可以看出，遊戲整體的活躍玩家是呈現衰退的狀態，而遊戲的粘性卻非常的高。我們分析出的原因在於，自 2017 年 8 月至 9 月，大部分玩家對於本款遊戲的新鮮感已大致消失，留存下來的玩家皆變成了非常忠實的玩家，支撐著遊戲的營運。雖然極高的粘性使得遊戲營運暫時不會有大幅度衰退的狀況，但這樣的趨勢對於遊戲本身依然是不健康的。從資料上顯示，我們可以合理推斷自 2017 年 9 月之後新進的玩家即少於流失的玩家數量，即使到了 2018 年流失人數開始回穩，新進玩家依舊低於流失人數。在沒有新進玩家的情況，若遊戲無法牢牢抓住舊玩家，遊戲隨時都有可能大幅度衰退。

因此我們建議遊戲可以加大對於新玩家的行銷力度，並且製造一個對新玩家友善的初心者場景。藉由連續登錄獎勵或是贈送需養成之道具，留住新玩家使之成為忠實玩家，會比較好的發展策略。

參、RFM 分類—尋找高價值玩家

RFM 分析方法

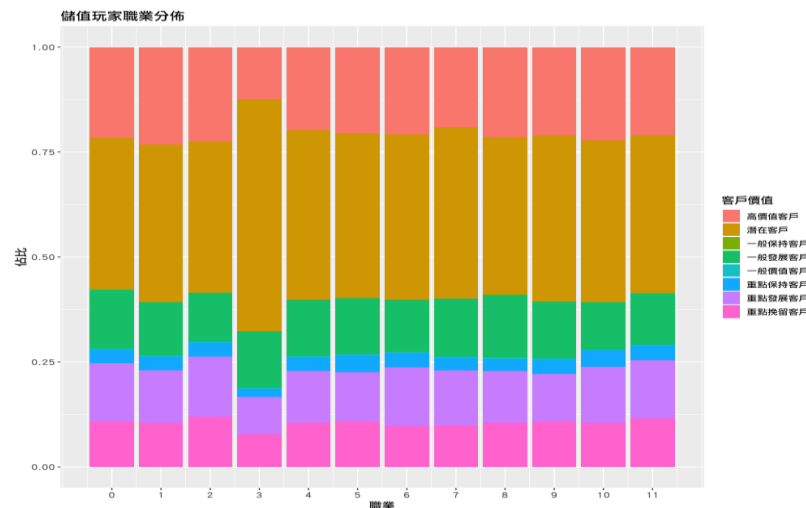
為了找出高價值的顧客，我們運用 RFM 做出所有遊戲玩家的分群。首先我們運用各玩家最後一次的登錄時間與資料最後的時間相減，得出 R-value。再求玩家從 2017 年 6 月開始至 2018 年 9 月所有的儲值次數得到 F-value，最後將其所有儲值金額相加得出 M-value。

我們參照了 Hughes (1994) 之研究，使用五等分法，將前面求出來的 R-value, F-value 和 M-value 依照百分比分成 5 份，前 20% 得 5 分、最後 20% 得 1 分以此類推。值得一提的是，在運算過程中 M-value 因為重複值高，在以 20% 分割時會出現問題，因此我們單獨將其改成 4 分法，亦即前 25% 得 4 分、後 25% 得 1 分，以此類推。

最後每個玩家會得出一個評分，例如 554 即是最高的分數也是我們的高價值玩家，而 111 就是價值最低的會員。最終可以得出總共 100 種組合，但我們並不需要將玩家分的那麼細，於是我們把每個 value 二分為：小於等於 3 和大於 3 兩個族群；M-value 因為只有 1 ~ 4 分，以小於等於 2 和大於 2 分為兩個族群。這樣能得出 8 種不同的族群，分別為：

得分	族群名稱	人數
1	R ↑ F ↑ M ↑	高價值客戶
2	R ↓ F ↓ M ↓	潛在客戶
3	R ↓ F ↑ M ↓	一般保持客戶
4	R ↑ F ↓ M ↓	一般發展客戶
5	R ↑ F ↑ M ↓	一般價值客戶
6	R ↓ F ↑ M ↑	重點保持客戶
7	R ↑ F ↓ M ↑	重點發展客戶
8	R ↓ F ↓ M ↑	重點挽留客戶

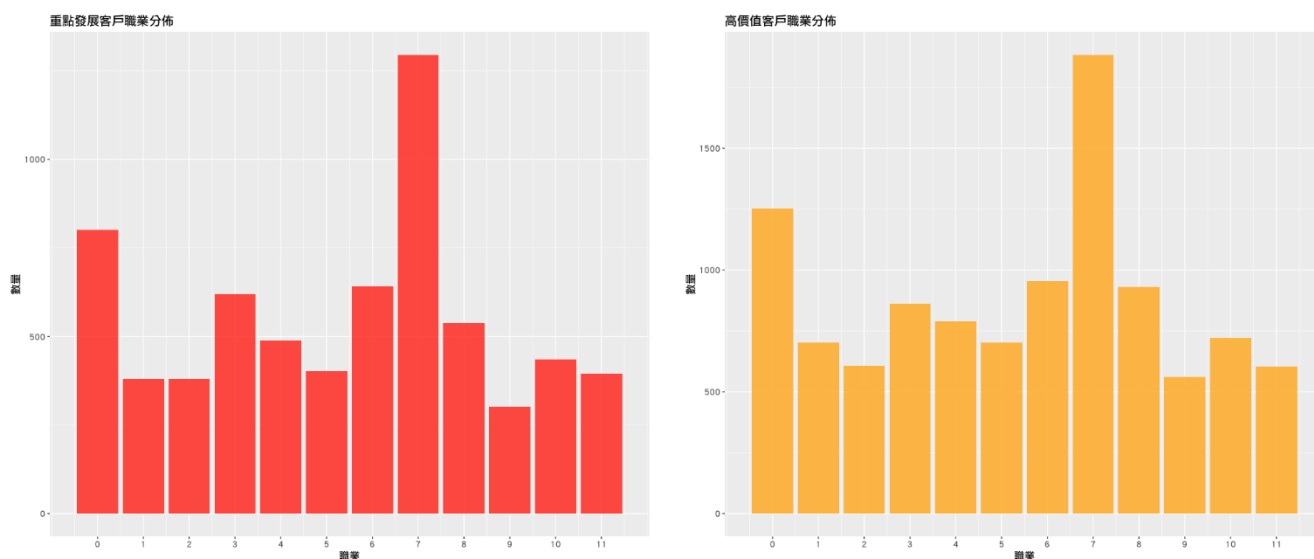
得出這樣的結果之後我們就可以使用其做出更深入的調查分析。首先我們認為不同族群的客戶特性最有機會反映在所選的職業上。因此我們便分析出每個族群在不同職業的佔比如下圖：



由上圖可以看出，事實上每個族群在各個職業的分佈是差不多的，因此我們首先知道我們無法從職業的差別判斷出不同族群間的特性，再來我們可以知道遊戲在職業上的平衡其實是做的很好的。

比較特別的是職業 3 中的潛在客戶佔比比其他的職業都大上許多，猜測這個職業也許對於新玩家的吸引力更強一些。並且常常會有選了職業 3 就棄坑的可能，因此推斷也許是因為這個職業本身有一定上手的難度，若能將此職業的發展稍作改良，將潛在客戶轉化成其他類型的客戶，對於遊戲會有一些的幫助。

雖然從各族群之職業中的分佈比例看不出太大的商機，然而我們依然可以從數量著手。高價值客戶最愛玩的職業能創造的獲利會是最高的，因此我們若從此職業做出更多的裝備配套也能有助於高價值玩家儲值更多的錢。而重度發展客戶也可以從職業著手，使得他們更願意以高頻率的儲值。因此我們得出以下兩張圖：

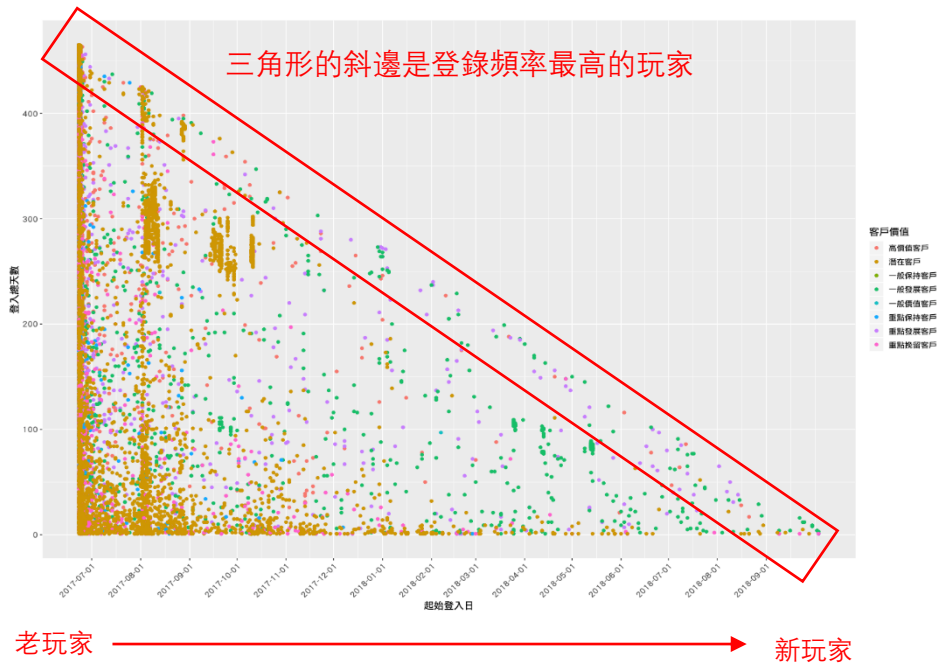


從上兩張圖可以看出最受這兩種族群歡迎的職業都是職業 0 和職業 7。因此若能從這兩個職業著手，設計專屬的造型或是裝備才會使得投資的項目能拿到最大的收益。

藉由類似的手法，持續追蹤高價值、重點發展、重點挽留等等有價值玩家遊玩的歷程，而在其中設下好處刺激他們消費將可以為整體遊戲的營收增加許多。

各族群登錄狀況

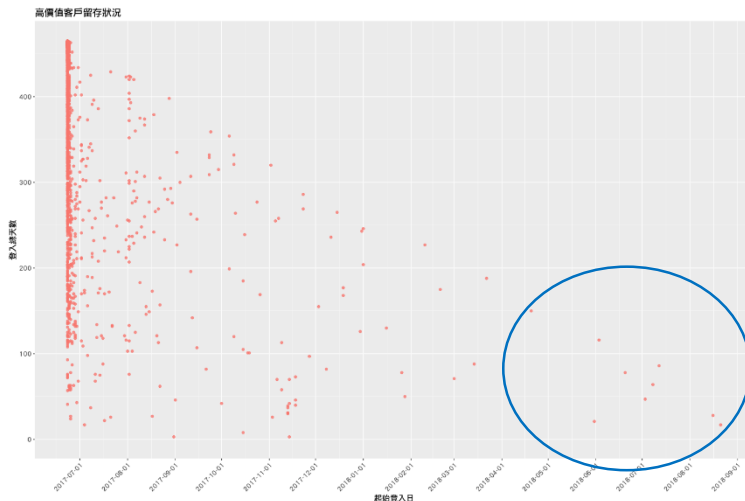
除了從職業著手，我們亦可結合上面提到的登錄資訊進一步分析，每個族群玩家登陸遊戲的活躍性，將儲值的頻率以及登錄的頻率做結合，也能夠得到額外的訊息。



1. 這是一張所有玩家登錄狀況的圖表，可以發現由左至右的密集度是從密到疏，代表我們最一開始的推論是正確的，新玩家的加入數量日趨的減少。
2. 在三角形的斜邊上的玩家，皆是登錄頻率非常高的玩家，這也代表他們對於遊戲的熱衷程度很強，對於遊戲的粘性短時間內是不會下降太多的。

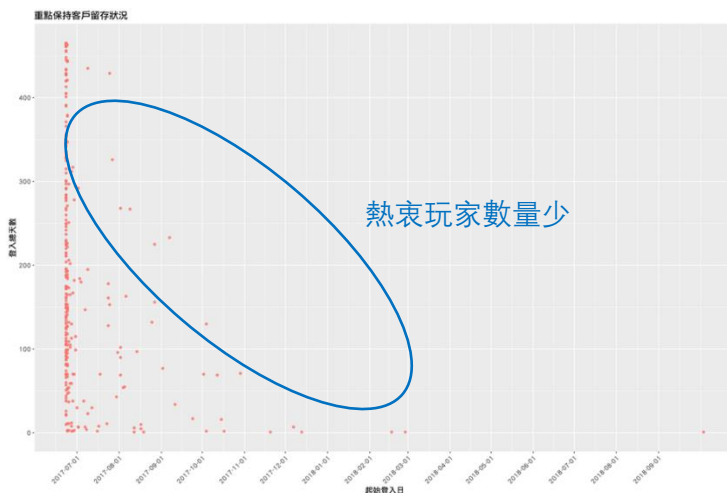
正如我上面所言，對遊戲熱衷程度高的玩家，短時間內退坑的機率比較低，亦即生命週期比較長。因此接下來我們希望看看那些儲值金額較高的玩家對遊戲的熱衷度如何，以此來了解遊戲的營運是否會出現問題。

高價值用戶登錄狀況（近期消費 / 消費頻率 / 消費金額） = （H / H / H）



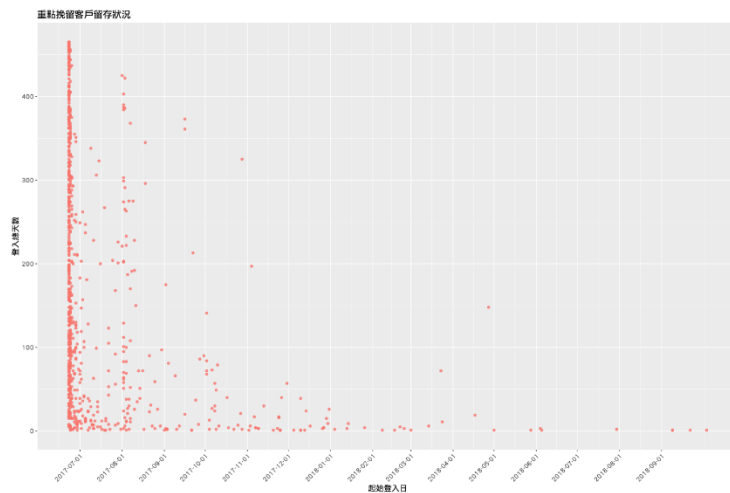
1. 高價值用戶登錄狀況基本和我們預測的差不多，大多屬於早期玩家並且登錄次數都偏高，對於遊戲的粘著度很強。
2. 圖表右下角那一小群玩家，加入時間短短不到半年，各項指標就都已經進入所有玩家的前 40%，代表他們對於遊戲來說是非常有價值的，遊戲公司應該特別追蹤他們的遊戲及登錄狀況，確保他們能夠持續玩下去。

重點保持客戶登錄狀況（近期消費 / 消費頻率 / 消費金額） = （L / H / H）



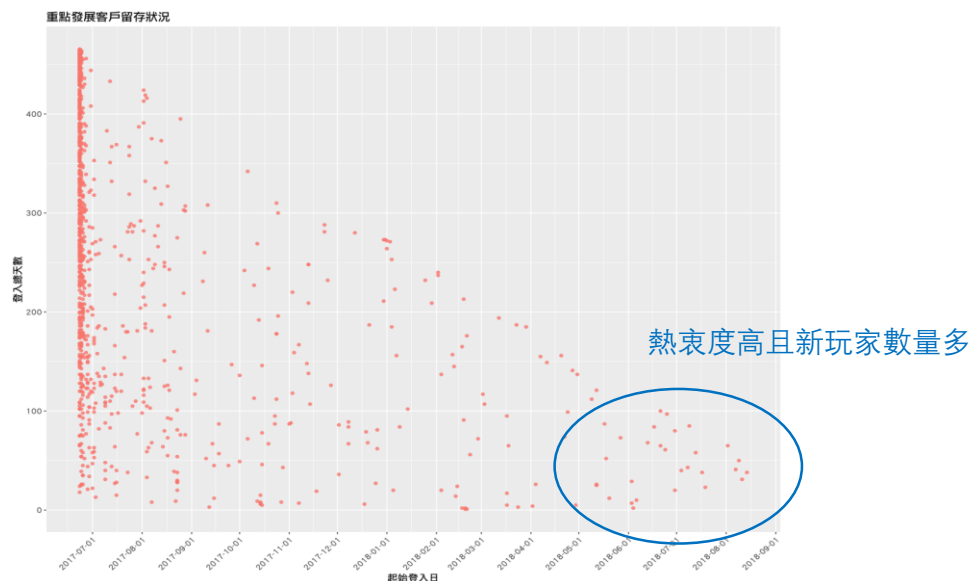
1. 拿這張圖與高價值用戶或整體用戶登錄情況比較可以明顯看出，這一類型玩家對遊戲的熱衷度並沒有很高，登錄次數普遍都偏低，甚至有已經棄坑的可能。
2. 這類玩家可以說是消費能力很足夠的一群人，對於不是很熱衷的遊戲依然很願意花錢儲值，建議遊戲公司設計一系列回鍋獎勵或是每日登錄獎勵，讓他們有常常玩遊戲的習慣，更能夠促使他們消費。

重點挽留客戶登錄狀況（近期消費 / 消費頻率 / 消費金額） = （L / L / H）



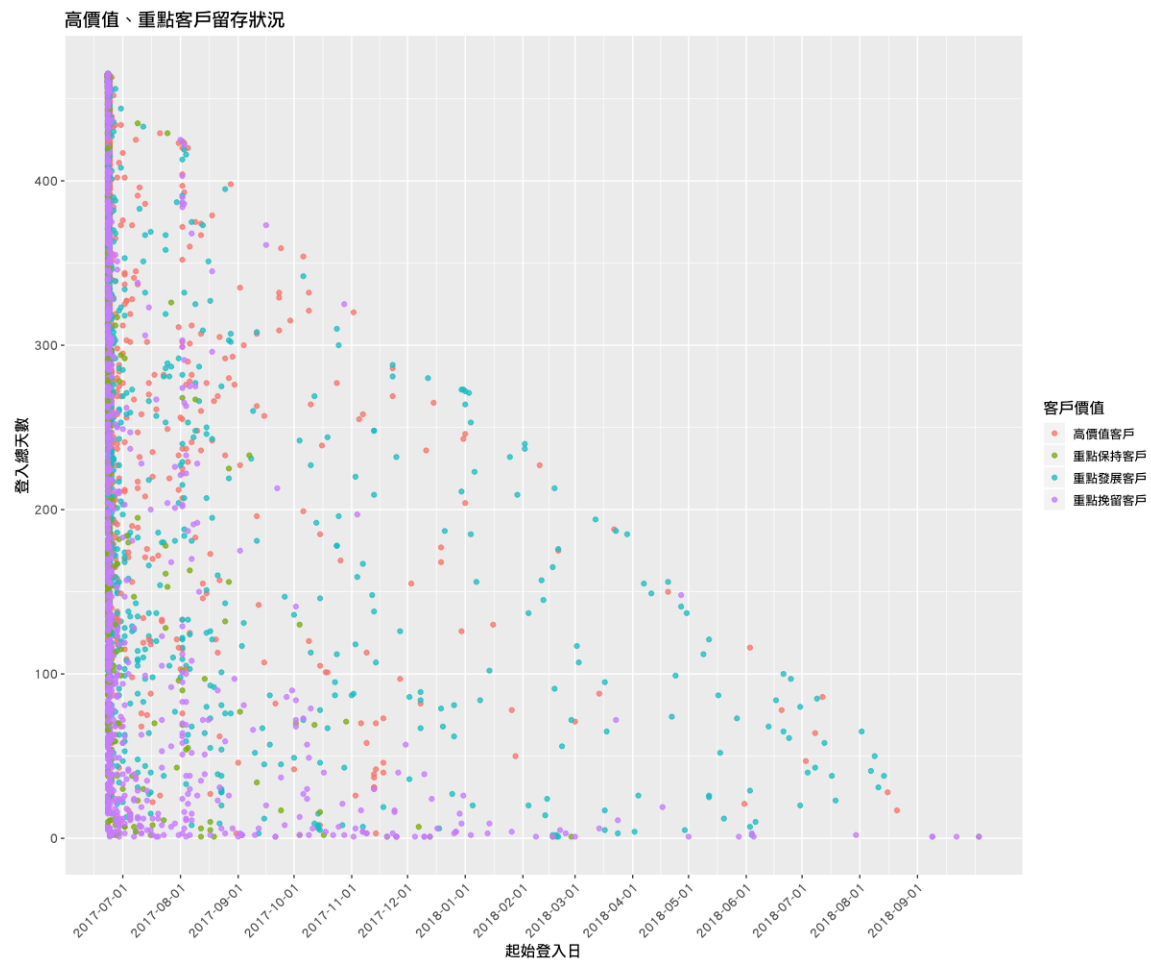
1. 這一類玩家對遊戲的熱衷程度也不算太高，但他們低頻率高消費的儲值特性是能好好利用的地方。在後面我們會講到一個購物籃式的推薦系統，而推薦系統針對這個族群的玩家將會是非常有效果的。這類的玩家願意一次儲值較高的金額，因此他們比較能夠接受打包販售以及打包行銷式的推薦。

重點發展客戶（近期消費 / 消費頻率 / 消費金額） = （H / L / H）



1. 與重點挽留客戶相同，儲值頻率低，但是儲值金額高。同樣代表購物籃式推薦系統能對他們有卓越的效果。
2. 從圖中可以看出他們的熱衷度非常的高，並且有許多新玩家都在這一類別，F-value 是由儲值次數計算得出，因此這一族群的新玩家很有可能在未來變成高價值用戶，建議遊戲公司花心思經營者這個族群的人。

高 M-value 族群登錄狀況圖



總結建議：

最後我們用上圖來看所有的重點客戶的登錄狀況，可以看出和所有玩家的分佈狀況是差異不大的，由此可見這個遊戲在營收的狀況還是很健康穩定的，短時間內不會有營收大幅下降的隱患。

而從玩家的粘著度以及重點客戶登錄狀況可以看出，這個遊戲對於已存在的玩家約束力是足夠的，因此除了遊戲內的行銷策略來刺激玩家的儲值行為外，可以花更多的心思和資源來尋找新玩家。

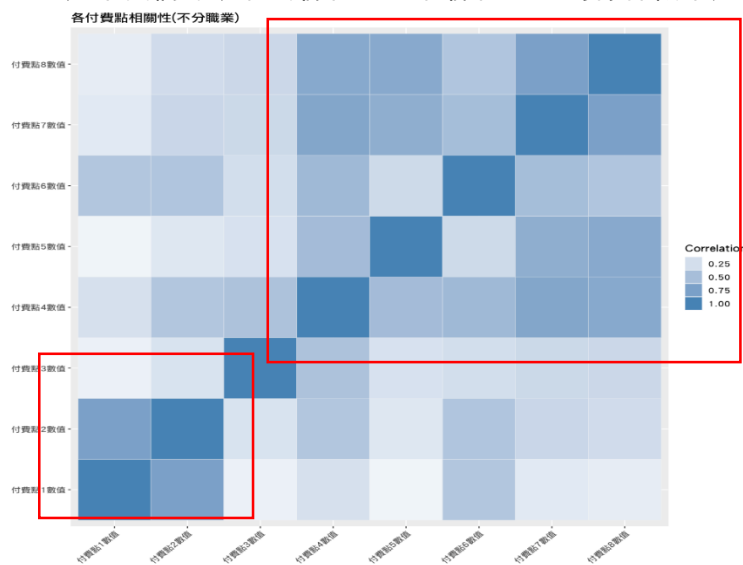
肆、購物籃調查—分析玩家儲值傾向

分析方法

如緒論所述，購物籃調查是利用資料探勘得出關聯規則，找出顧客哪些消費行為具有關聯性，在行銷的過程時就可以利用這一點增加顧客的消費傾向。最有名的例子即是啤酒和尿布的案例，男人在幫嬰兒買尿布時會希望順便買個啤酒，因此買尿布的同時買啤酒具有高度相關，也因此店家在擺放貨架時將啤酒和尿布放在一起會大大增加買尿布男人的“順便心裡”也增加了消費的傾向。

因此我們也希望藉由這一點，找到在遊戲中所設下的儲值點之間是否有這樣的關聯。我們利用 Apriori 算法，對每兩個儲值點做關聯性的分析，從而的出以下圖表：

其中我們可以看到儲值點 1 和儲值點 2 的條件機率是很高的，因此大多數人在儲值點



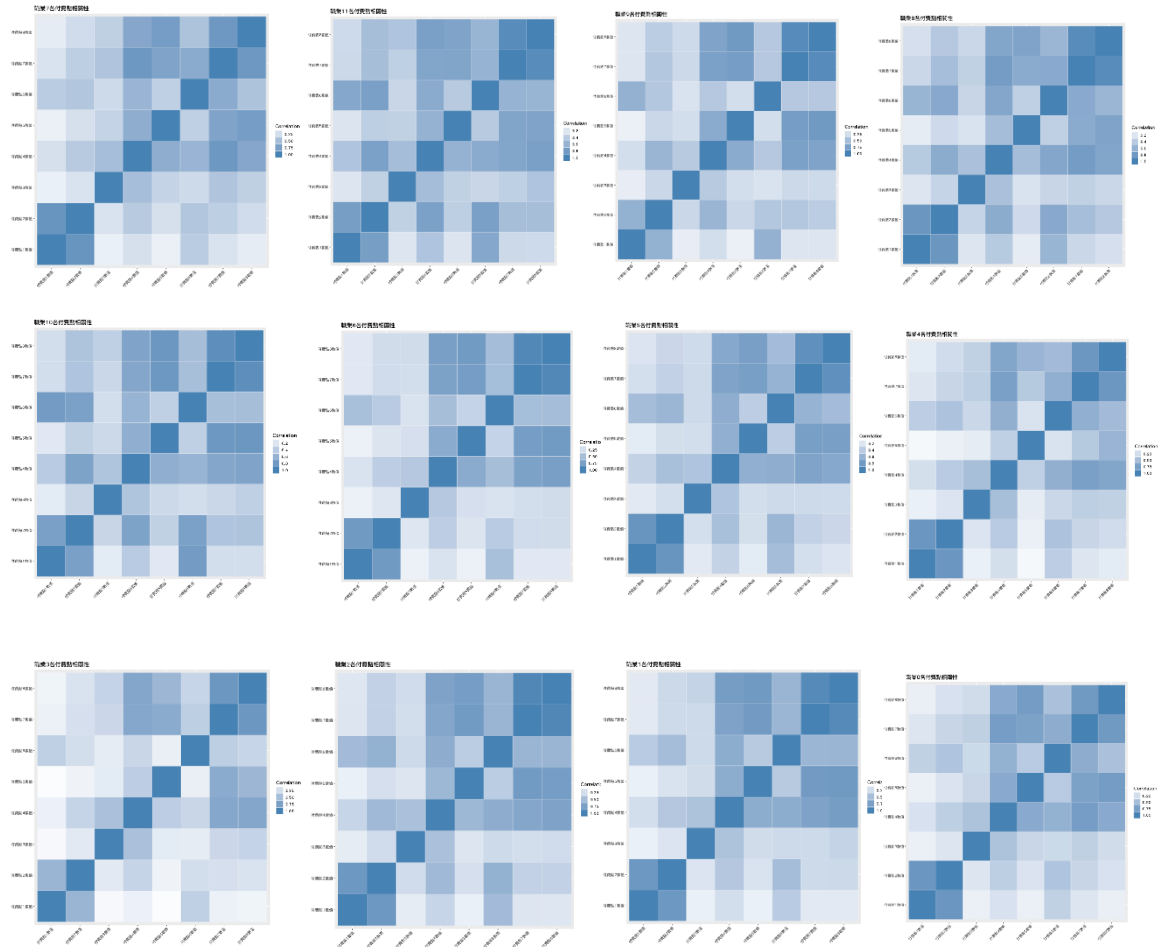
1 儲值後又會想要在儲值點 2 儲值。也因此若我們能夠將儲值點 1、2 捆綁販售或是在儲值點 1 附近就能看到儲值點 2 的相關訊息，以此來刺激玩家儲值的慾望，彼此絕對有相輔相成的效果。

而右上角也有一塊條件機率蠻高的部分，在儲值點 4 到儲值點 8 之間彼此的條件機率都蠻高的，也可利用上述的方法，增加玩家的購買慾望。

比較有趣的是，在跑資料的過程中我們發現有在儲值點 6 儲值的玩家也一定會在儲值點 7 和儲值點 8 儲值。由此可知，這三個儲值不是捆綁一起販售就是彼此為互補品。然而在上圖沒有顯示出極高的相關性的原因在於，我們所跑的相關性是用儲值的金額去跑的，並不是以“是否儲值”這種二元結果去跑。所以可以發現，在儲值點 6 儲值很多錢的並不一定會在儲值點 7 或儲值點 8 儲值相應的錢數，但卻一定多少會在後兩個儲值點做儲值的動作。代表玩家在 3 個儲值點有高度的彈性自由選擇儲值的比例。因此我們若可以使用系統

推薦的方法，降低玩家在儲值時候的思考時間，從而限縮玩家儲值的自由度，也能有效的增加收益。

接著我們也對於不同的職業做出各個儲值點相關性的分析，得到如下圖：



然而這 12 張圖所顯示的內容和整體的相關性分析並沒有太大的差異，因此就不再贅述。

伍、 未來發展

在本次大數據的分析中我們已經可以得到不少遊戲中的問題，並且在上面已有問題解決的建議方案，而這樣的分析就像是定期的診斷，若希望持續維持住遊戲的營收，從資料的蛛絲馬跡中找到問題點和未來傾向是很重要的。

我們未來也會擴展 RFM 分群的應用，藉由與 CAI 的活躍性分析合併應用，能夠更細的將顧客群與遊戲之間的關係描繪出來，在未來的分析以及商業規劃能夠更加的個人化。

而在購物籃分析的部分，我們在沒有看過遊戲的樣子而單從資料中分析便已經可以做出組合包或是廣告點的行銷規劃。未來還會繼續朝機器學習的部分發展，希望能發展出 AI 的推薦系統，針對每個玩家儲值的歷程以及儲值點的相關性，而給予顧客裝備或其他儲值點的聯合推薦，這能夠大大地提升遊戲的營收。

大數據的發展在未來已經是企業不可或缺的能力了，對於遊戲業更是如此，本次我們的分析還只局限於如何增加遊戲的營收。而大數據的發展也可以推斷出遊戲哪些功能是受到歡迎，亦或哪些遊戲點的設計容易使人放棄遊戲，從而提高玩家對於遊戲的依賴性或是增強玩家的遊戲體驗。因此建議企業在數據分析這一塊應該要投入更多的資源，從而才能夠發展出最具競爭力的遊戲。

