

# 以購物籃分析 進行模型建立與預測

影片連結:

[https://drive.google.com/file/d/1SI9RD6ubSEMTbOz0sNV5PZ9RXs5TKdfM/view?usp=share\\_link](https://drive.google.com/file/d/1SI9RD6ubSEMTbOz0sNV5PZ9RXs5TKdfM/view?usp=share_link)

<https://www.youtube.com/watch?v=P9igOr1UqSo&t=196s>

(兩者內容一致)

第21組

柯宥圻 B10703049 財金二

曾繁宸 B10703022 財金二

林品柔 B09303130 經濟三

陳柏宇 B07302249 政治五

陳瑄 B08208045 地理四




# 購物籃分析：背景動機

購物籃分析是以「商品」的角度來行銷，針對巨量數據推敲出商品之間的關聯。藉由統計，可以歸納出隱藏在數據背後的形式，並進行對應的行銷。

1. **交叉銷售**：推薦顧客相關產品 ex. 牙刷和牙膏，有互補作用，顯而易見
2. **追加銷售**：推薦顧客更好、更貴的產品 ex. 尿布與啤酒，當新手爸爸購買尿布時，也會順便帶走啤酒給他自己喝，若查覺到此趨勢並進行追加銷售，則可帶來潛在利潤。

我們希望藉由91APP給予的大數據資料，**尋找商品之間的關聯性**，並且對網站的行銷方式、推薦模式進行改動的建議。



# 購物籃分析：商業價值 (想知道甚麼?)

知道這些高關聯性的商品組合，我們就可以採取下列措施，來增加營收：

1. 同一組合的商品擺在一起，**方便顧客一起提貨。**
2. 商品組合進行特價促銷，由於關聯性強，顧客一起**採購的意願增強。**
3. 網站銷售時，當使用者瀏覽某商品時，網頁**推薦同一組合的其他商品。**

同時，我們可以藉由顧客的行為模式資料檔，進行廣告投放優化，若商品之間的相關性高，且屬於追加銷售，我們應該主動推薦，讓顧客有跡可循，購買高單價之產品。



# 預計使用的方法

1. **利用顧客資料進行分群**:顧客之間存在異質性, 需要進行市場區隔。可以利用顧客過去的交易行為計算指標, 如RFM score, CAI, CRI, 獲利指標等。藉由集群分析, 可以找出擁有關聯的群組, 並利用STP模型的概念, 提出不同策略。同時, 以商品的關鍵字為基礎, 將產品**進行標籤分類**。
2. **購物籃分析**:針對分類過的行銷資料, 可以利用各種**統計分析**如產品購買相關矩陣、因素分析, 以及行銷資料相關之演算法, 如跟此課程第二章提到的Confidence, support, lift相關的Apriori等等。
3. 以機器學習之技術, 以協同過濾為主軸, 輔以購物籃分析結果, 提供更個性化的商品或服務推薦。
4. 針對分析結果, 對於新的客戶, **當發現該顧客有特定的行為模式, 或購買特定物品時, 即可藉由數據為基底的模型, 進行商品推薦**。



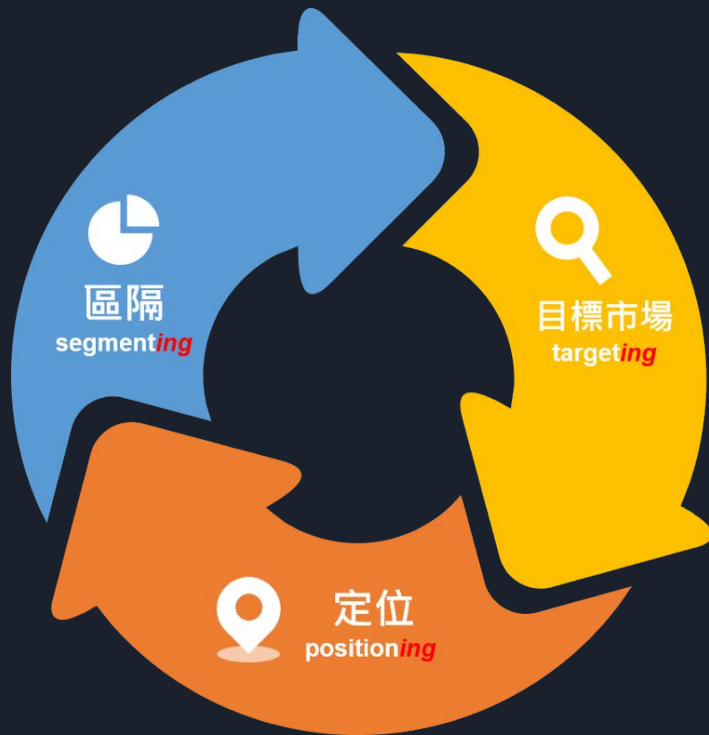
# 客戶群分析:STP

STP行銷模型可以透過市場切割、瞄準適合的受眾，做出精準行銷。本研究的動機一方面在於實驗STP行銷模型在數據上實作的方法，一方面在於研擬一套具有數據力的分眾行銷邏輯。

1. 分群 (Segmentation, S): 利用會員靜態及動態資料，對會員分群切割。
2. 瞄準 (Targeting, T): 將分群的結果對應到銷售總金額，找出具有值得投資的群。
3. 定位 (Positioning, P): 透過對應有價值群組的搜尋，找出最具行銷潛力之標題。

藉由顧客的RFM、CAI、CRI、及動態和靜態資料，手動將客戶分群，為其加上標籤，並且分而治之，對症下藥。

# 客戶群分析:STP





# 購物籃: Apriori演算法

此演算法透過分析數據庫，反覆掃描資料庫，以Confidence, lift跟support作為演算的基礎，不斷的剷除掉低於最小支持度的產品，利用：

1. 假設一個集合 $\{A, B\}$ 大於最小支持度(Min\_Support)，則它的子集合 $\{A\}, \{B\}$ 出現次數必定大於最小支持度
2. 假設集合 $\{A\}$ 出現次數小於最小支持度，則它與其他商品的集合，如 $\{A, B\}$ ，必定小於最小支持度。

以上兩概念，求出合於條件的商品組合，建立Association rules。

此外，利用FP樹算法，可以降低時間複雜度，同時達到類似的效果。



# 推薦系統：協同過濾演算法

透過眾人的意見協同合作，進而篩選或推薦商品，作法與購物籃分析類似，以銷售記錄進行分析，不同的是，並不進行商品組合分析，而是將銷售記錄轉成「使用者商品對應的矩陣」，計算顧客間或商品間的相似度，再推薦相似顧客曾買過的商品 (user-to-user)，或推薦與目前商品最相似的其他商品(item-to-item)。

值得注意的是，此演算法會遇到「冷啟動」的問題，代表需要足夠的數據才能夠進行分析。所幸我們已經擁有足夠多的資料可供分析，因此不會遇到此問題。



# 協同過濾演算法： 以模型構築推薦系統

Movielens 100k	RMSE	MAE	Time
SVD	0.934	0.737	0:00:11
SVD++	0.92	0.722	0:09:03
NMF	0.963	0.758	0:00:15
Slope One	0.946	0.743	0:00:08
k-NN	0.98	0.774	0:00:10
Centered k-NN	0.951	0.749	0:00:10
k-NN Baseline	0.931	0.733	0:00:12
Co-Clustering	0.963	0.753	0:00:03
Baseline	0.944	0.748	0:00:01
Random	1.514	1.215	0:00:01

對於建構推薦系統而言，可以利用課堂上所學的監督式學習方法來做出及時的推薦。由於購買矩陣相當稀疏，我們可以透過SVD為基礎進行降維，**可解決矩稀疏性**



# 預計成果

1. 找到可能的交叉銷售產品組合，以強化行銷策略和推薦系統
2. 找到產品間正向關係、根據交叉銷售分析的結果，建立預測模型來預測新客戶的購買行為，得到交叉銷售的轉化率和相關行銷成效價值

# 可能延伸方向

1. 透過研究使用者購物旅程，分析各項行銷活動的成效，以及網頁待優化之處。
2. 透過意圖資料集，在第一時間推薦顧客需要的物品，增加使用者體驗。
3. 將分析結果視覺化，並提供具體改進方向，以被91APP相中為目標。