

行銷企劃 3.0

「行銷管理」從過去的「生產導向」與「產品導向」、發展到「銷售導向」、「行銷導向」，後來再進入到「社會行銷導向」。而為了滿足消費者的真正需求，不同產業裡的每一家企業，都需要不同的行銷企劃，才能將自己的產品、服務和理念推展到消費者的心中。隨著環境改變、消費者改變，企業也隨之改變，而行銷企劃也從 1.0 版，進化到 3.0 版的時代。

不久前，和幾位儲備幹部分享「行銷企劃」的演進歷程（這個演進是筆者自己歸納的，並未經過研究驗證）。一開始，先與大家玩了一個小遊戲，請大家針對以下某行銷企劃的任務進行思考：「現在許多人想從事網路和社群媒體行銷的相關工作，該如何發展『網路行銷課程的學習地圖』，以利之後課程產品的開發」，並請在場的幹部們回饋具體執行的做法。

首先，部分同仁們提到，可以見賢思齊，先參考同業如何規畫課程；或是參考線上課程平台上相關課程的銷售狀況；還可以對消費者進行問卷調查；或是參考網路行銷的書籍架構…等，之後，再歸納出學習地圖。

這樣的做法確實可以發展出一個學習地圖，但「如何證明這樣的學習地圖是有效的？消費者真的願意買單嗎？」幾位夥伴們回答不出來。

接著，讓我們順勢來回顧一下「行銷企劃」的演進，如圖 1 所示：



圖 1 行銷企劃的演進

繪圖者：彭煥蘋

回到即溶咖啡的案例，當時雀巢公司找到美國加州柏克萊大學教授馬森·海爾（Mason Haire），請他來研究如何解決這個問題¹。海爾教授利用心理學的「投射技術（Projective Techniques）」，配合實驗設計的方法，發現了真正的問題所在，並將研究結果發表在《行銷期刊（Journal of Marketing）》上。

到底海爾教授是如何找出問題癥結的呢？

首先，他設計了兩份購物清單（Shopping List）。

購物清單 A

1. 碎牛肉 1.5 磅
2. Wonder 牌麵包
3. 胡蘿蔔 1 束
4. Rumford 牌發酵粉 1 罐
5. 雀巢即溶咖啡
6. DelMonte 牌桃子 2 罐
7. 馬鈴薯 5 磅

購物清單 B

1. 碎牛肉 1.5 磅
2. Wonder 牌麵包
3. 胡蘿蔔 1 束
4. Rumford 牌發酵粉 1 罐
5. 麥斯威爾咖啡
6. DelMonte 牌桃子 2 罐
7. 馬鈴薯 5 磅

接著他分別找了 A、B 兩群人（彼此不知道對方的存在），讓 A 群人只看購物清單 A 的內容，讓 B 群人只看購物清單 B 的內容。之後，海爾請這兩群人，就購物清單背後的「家庭特徵」提出所有可能的猜想。

大家可以發現，這兩份清單上，主要的差異點在於第五項。購物清單 A 是雀巢即溶咖啡；清單 B 則是麥斯威爾咖啡，其他內容都一樣。就實驗設計的概念來說，這樣的作法控制了其他變數對結果的影響。換言之，我們可以發現，造成 A、B 兩群人對於清單背後「家庭特徵」猜想的差異，來自於雀巢即溶咖啡與麥斯威爾咖啡的不同。

1 詳細的研究內容請見 Haire, Mason (1950), "Projective Techniques in Marketing Research," Journal of Marketing, Vol. 14, No. 5, pp. 649-656.

後來，結果出來了，A 群人認為清單 A 背後的家庭主婦，是懶惰、不會規劃家計而且是浪費的主婦；而清單 B 背後的家庭主婦，則是節儉、務實、喜歡烹飪的好主婦，如圖 1-1 所示。

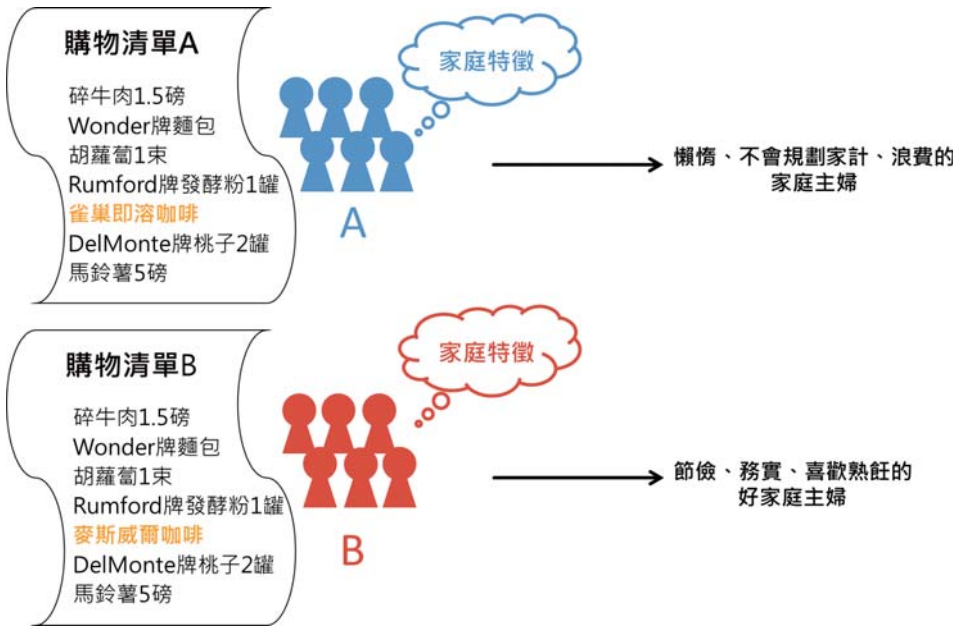


圖 1-1 雀巢即溶咖啡研究程序
繪圖者：曾琦心

從這樣的研究結果，大家發現即溶咖啡銷售業績不佳的原因了嗎？

有時候，產品好，不代表一定能夠成功，反而是消費者對「產品的印象」可能才是影響成敗的關鍵。因為在 1940 年代，當時風氣未開，如果手裡端著一杯即溶咖啡會讓人覺得自己是個懶惰、浪費的人，因此不管是家庭主婦或是其他消費者，當然不會想購買。

根據海爾教授的研究結果，雀巢公司的行銷經理，才真正發現到隱藏在問題背後的問題。同時依據這項重要資訊，重新調整相關的行銷方案，進而改變消費者對即溶咖啡的認知和印象，最終才解決了銷售不佳的問題。

行銷研究與行銷資料科學之差異——從定義出發

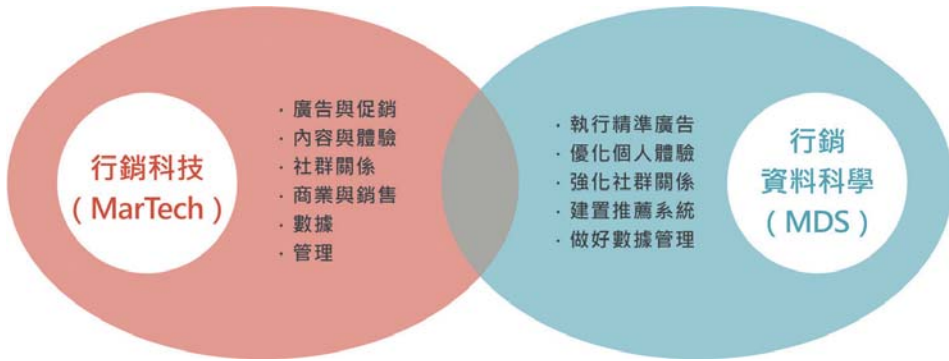
行銷資料科學是近年商場上的一門顯學，但它也讓許多行銷人感到困擾，因為它橫跨了數學、統計、資訊和巨量資料處理，行銷人想要著手學習和處理都還得費一番功夫，而它與傳統的行銷研究究竟差別在哪裡？其實，行銷人不妨回頭從兩者的「定義」出發，會讓自己更有效掌握這一門新興科學的精髓所在。

從定義上來看，所謂行銷研究主要是「針對企業所面臨之行銷問題，進行有系統之研究設計、資料蒐集與分析，並報告研究結果」；至於行銷資料科學，則是「透過科學化的方式，對行銷資料進行分析的一門學問，而行銷資料科學存在的目的，在於解決行銷管理上的問題」，如圖 1-3 所示。

	定義	範疇
行銷研究	針對企業所面臨之行銷問題，進行有系統之研究設計、資料蒐集與分析，並報告研究結果	· 研究分析層面
行銷資料科學	透過科學化的方式，對行銷資料進行分析的一門學問，存在目的在於解決行銷管理上的問題	· 研究分析層面 · 資料產品層面

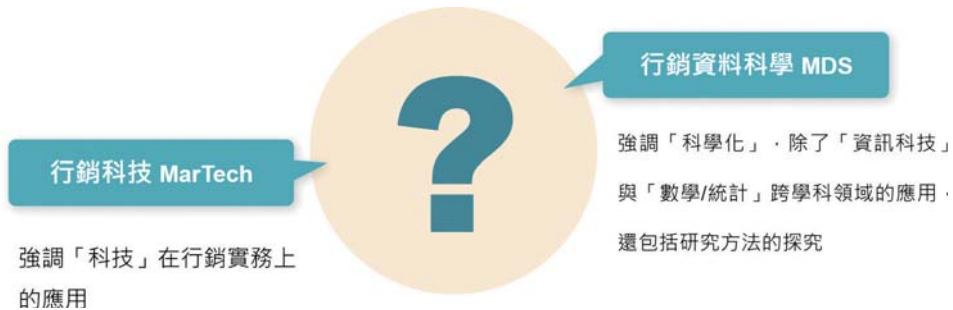
① 圖 1-3 從定義看行銷研究與行銷資料科學之差異
繪圖者：傅熾珊

就定義上，行銷研究會產出研究分析結果，行銷人員可以根據這些結果，來協助做好行銷決策。就層次上來看，這是屬於研究分析的範疇。而行銷資料科學的範疇較為廣闊，因為行銷資料科學不僅僅能協助進行研究分析，還可以發展出不同的資料產品（Data Product）。資料產品是利用「資料」與「機器學習」所生成的產品或服務。例如，業界有所謂「資料變現」的概念，零售商將銷



① 圖 1-12 行銷科技與行銷資料科學的差異 2
繪圖者：傅熾珊

此外，根據行銷科技（MarTech）與行銷資料科學（MDS）定義，行銷科技（MarTech）強調「科技」在行銷實務上的應用。而行銷資料科學（MDS）則強調「科學化」，這裡的「科學化」，除了強調「資訊科技」與「數學/統計」跨學科領域的應用，還包括研究方法的探究，如圖 1-13 所示。



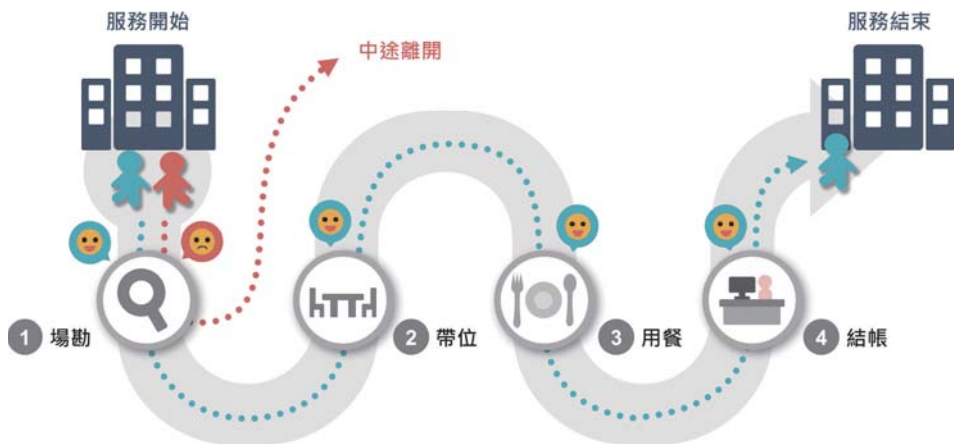
① 圖 1-13 行銷科技與行銷資料科學的差異 3
繪圖者：彭煖蘋

最後，行銷科技（MarTech）與行銷資料科學（MDS）都是目前行銷界的顯學，值得行銷人好好學習。



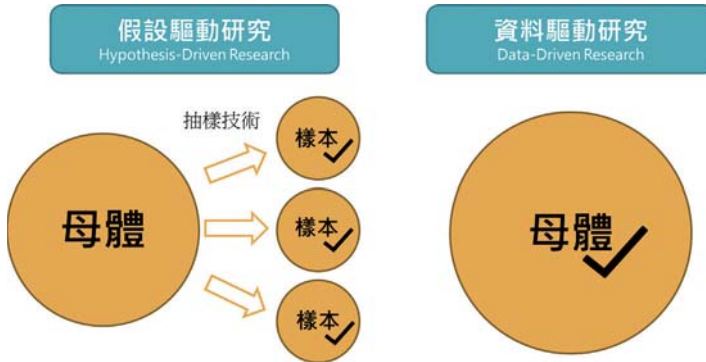
① 圖 2-7 顧客滿意度調查
繪圖者：彭煖蘋

現在反過來看，被選中的飯店，從將年終餐會的資料放上網站，就開始不斷地與客戶發生接觸。而從他們來場勘，一路到服務結束時的「顧客旅程地圖」，可能長達兩三個月，甚至半年以上，而且中間會與顧客接觸的點往往不只一處，如圖 2-8 所示。



① 圖 2-8 顧客旅程地圖
繪圖者：彭煖蘋

然而，在進行資料驅動研究時，由於研究的對象龐大，規模已經很接近母體，或者根本就是母體（例如：網路上人們所留下的龐大足跡，或是公司資料庫裡所有顧客的交易資料），研究過程中已不需透過抽樣來進行分析，因此也不會受限於抽樣而產生誤差（如圖 3-7 所示）。



① 圖 3-7 從抽樣觀點看假設驅動研究與資料驅動研究之差異
繪圖者：王舒憶

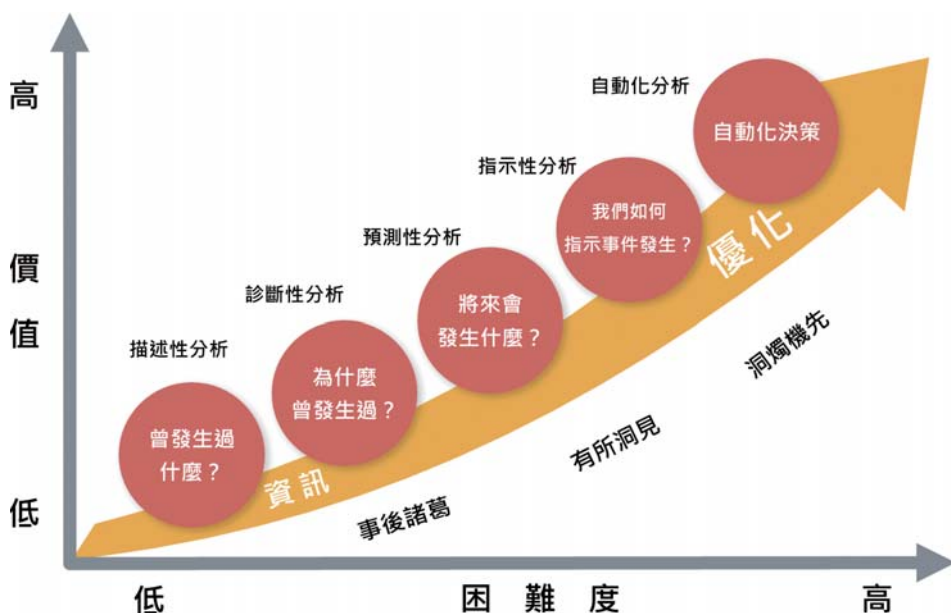
不過，要提醒的是，如果單從母體與樣本的角度來看，資料驅動研究的優點似乎遠遠大於假設驅動研究。畢竟能對母體直接進行觀察，會比透過對樣本進行觀察再對母體進行推論，效果要來的好。但事實上，除非能在相同的條件下，例如在相同的題目和相同的母體等方面進行比較，否則這樣的說法，還是有其限制。

我們再以之前探討「如何降低離職率」的例子來進行說明。在相同的研究題目（亦即「如何降低離職率」），針對相同的母體（亦即同一家公司的所有員工，並假設該公司員工有 10 萬人）。假設驅動研究會發展研究架構與假設，並進行抽樣設計（假設受限於成本，只對 1,000 人進行抽樣），透過對員工進行問卷調查與訪談，再透過統計分析，發展離職模型。

資料驅動研究則分析該公司所有與離職相關的可能資料，包括：員工的基本資料、性向測驗、就職年數、考績、出缺勤、遲到、所處部門基本資料、輪調、學習…等記錄，再透過資料探勘或文字探勘，發展出對該公司的離職人員的預測模型。

資料科學的五種分析方式

關於資料科學的商業分析（Business Analytics）方式，顧能（Gartner）顧問公司提出了四種類型：「描述性分析（Descriptive Analytics）」、「診斷性分析（Diagnostic Analytics）」、「預測性分析（Predictive Analytics）」、與「指示性分析（Prescriptive Analytics）」³。而國際數據分析研究所（International Institute for Analytics）的共同創辦人湯馬斯·戴文波特（Thomas H. Davenport）教授則再補上「自動化分析（Automating Analytics）」的概念，總結出五種分析方式⁴的概念。本書將其整合整理如圖 4-3 所示。



④ 圖 4-3 Gartner 統計分析類型繪圖者：彭煥瑛

★ 資料來源：修改自 Gartner

1. 描述性分析（Descriptive Analytics）

描述性分析又稱「敘述性分析」，能解釋已經發生的事情。

3 「指示性分析」又稱「規範性分析」、「建議性分析」。

4 參考資料：<https://deloitte.wsj.com/cmo/2017/01/05/5-types-of-analytics-of-things/>

SECTION
5-1

行銷研究設計程序

行銷研究程序

行銷人最重要的工作在於回應目標消費者的需求，並從中尋找可能的獲利機會，但因市場的變數太多太複雜，因此需要不斷透過「行銷研究（Marketing Research）」以了解消費者的偏好，掌控可能會影響銷售與獲利的各種資訊，進而制定出最佳的行銷計畫，因此有學者指出「行銷研究」是行銷策略的基石。

在行銷研究發展已逾百年的歷史過程中，行銷研究理論與工具，都已經獲得大幅的進步，從事行銷研究並不是一件太難的事。對有意執行行銷研究的人來說，也有既定步驟可以遵循。

行銷研究常見的五大步驟如下：一、界定研究問題與研究目標；二、發展研究計畫；三、搜集與分析資料；四、研究結果的呈現；五、管理之意涵與決策，如下圖 5-1 所示。



Ⓢ 圖 5-1 行銷研究程序
繪圖者：周晏汝

但三者間真的有差異嗎？對此，則需借助統計檢定來協我們解決這個問題。

1. 查看統計檢定的資料集

進行統計檢定前，必須先檢視評測資料集的模樣，此處選用 Word2vec RNN 模型的資料集。表 5-2 顯示的每一列為 Word2vec RNN 模型對每一個商品的預測價格，因為我們目的在檢視預測出來與實際數值（兩者皆經過步驟 3 的 log 轉換）的差距，所以預測的價格（predictions）與實際的價錢（actual_values）均為採用步驟 3 中 log 轉換後的結果，但尚未經過 Exponential 反函數轉換，所以並非我們觀察到的正常價格。

表 5-2 Word2vec RNN 測試資料集的預測資料表

model	predictions	actual values	abs_error
RNN model	3.563691139	3.465735903	0.097955236
RNN model	2.359055519	2.772588722	0.413533203
RNN model	3.289578676	3.295836866	0.00625819
RNN model	2.985712767	2.833213344	0.152499423
RNN model	4.054458618	3.931825633	0.122632985
RNN model	2.825821877	2.079441542	0.746380335
RNN model	2.65141511	3.17805383	0.526638721
RNN model	3.022268057	3.17805383	0.155785773
RNN model	3.926318884	4.110873864	0.18455498
RNN model	3.013457298	2.833213344	0.180243954
RNN model	4.115642548	4.317488114	0.201845566

表 5-2 中的 abs_error 為前面已經透過 log 轉換的 predictions 減掉 actual values 再加上絕對值所得到的結果，可以想像為對每一筆資料去計算他的 RMSLE。在此，我們簡稱其損失函數為「誤差」。

接下來，我們要進一步檢驗三個模型在誤差上，是否有差異。

2. 統計的事前檢定

表 5-2 為一連續性的數值，本案例具有三個模型預測資料表，因此可以預想，使用 ANOVA 去檢定三個模型間的誤差，是否有顯著差異，唯要使用 ANOVA，所用資料必須服從其三大假設，才可繼續進行。因此我們分別進行常態性、同質性與獨立性事前檢定，看此資料集是否符合 ANOVA 的檢定標準。

(1) 常態性

資料必須服從常態分配，常見的檢定為 Kolmogorov-Smirnov、Shapiro-Wilk、Jarque-Bera...等。這裡根據三個資料集先取出所需之欄位後，使用 Shapiro 檢定來查看三者是否符合常態分配。

Shapiro 檢定的虛無假設為該資料符合常態，由產出結果可得知三者的 p-value 均趨近於 0，小於顯著水準 0.05，因此拒絕虛無假設，沒有顯著證據證明三個資料集服從常態分配，如程式碼 5-2 產出結果所示。

程式碼 5-2

```
lgb_test_abs=lgb["error_abs"]
Word2vec RNN_test_abs=Word2vec RNN["error_abs"]
ElasticNet_test_abs=ElasticNet["error_abs"]
#
from scipy import stats
print (stats.shapiro (lgb_test_abs))
print (stats.shapiro (Word2vec RNN_test_abs))
print (stats.shapiro (ElasticNet_test_abs))
```

產出

```
ShapiroResult (statistic=0.850741982460022, pvalue=0.0)
ShapiroResult (statistic=0.8422949314117432, pvalue=0.0)
ShapiroResult (statistic=0.885456919670105, pvalue=0.0)
```

管，採納 Word2Vec RNN 這個相對精準的預測模型。同時，較精準的模型也往往能協助公司對於買家行為、商品定價、存貨控制更有效率地管理。

2. 節省成本，開源節流

藉由統計檢定，我們發現雖然 Word2vec RNN 其實是比較好選擇，但是建模成本上的問題則係需要深入探討，因為操作 Word2vec RNN model 所需要花費的時間，遠大於 LightGBM，可是預測方面的表現卻是相近的，此時，便可以考慮模型訓練的時間、人力上建置 Word2vec RNN 模型上所需要做的培訓與花費…等等因素，同時還必須考慮三種模型所貢獻的利潤，如圖 5-22 所示，所以管理者即可透過成本與利潤的角度，綜合整理出如表 5-3 的模型成效表，選出最終模型。

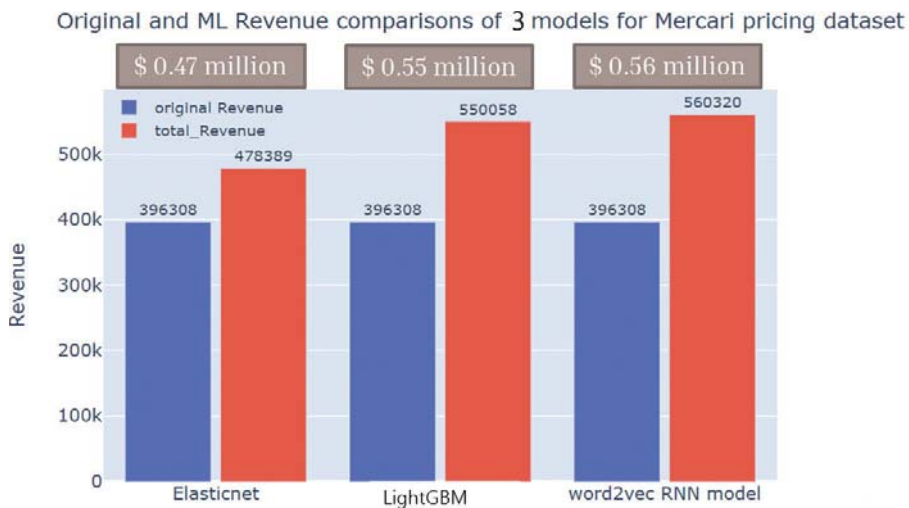


圖 5-22 三種模型所貢獻的利潤

有了模型成效表，就能來探討成本調控問題。從表 5-3 可以發現雖然 Word2vec RNN 營收高，但如管理者若無法將其訓練成本多降低 1,643 元（ $560320 - 42514 - (550058 - 30609)$ ），則建議管理者使用 LightGBM 來進行模型訓練，否則賺了營收、賠了毛利就大事不妙。