

# 1

## 歡迎來到未來

鏟子是一種工具，推土機也是。在挖掘任務的「自動化」上，沒有一項能獨力運作。但兩樣工具都能強化我們挖掘的能力。

道格拉斯·恩格爾巴特（Douglas Engelbart）博士，  
「改進我們改進的能力」<sup>1</sup>

**行**銷將變得愈來愈奇怪。我們對不斷增加的變動頻率已逐漸習慣。但偶爾，我們得停下來喘口氣，採取新的角度，重設我們的跑道。在我祖父於 1899 年出生到他 70 歲生日之間的年代：

- 羅斯福從麥金利手上接任美國總統。
- 約翰霍普金斯大學的羅蘭博士發表關於地球磁力成因的理論。
- 《綠野仙蹤》（*The Wonderful Wizard of Oz*）於芝加哥出版。
- 齊柏林飛艇首次航行於靠近德國腓特烈港的博登湖。
- 卡爾·蘭德施泰納發現了血型系統。
- 福特汽車公司製造了第一輛汽車：Ford Model A。
- 愛迪生發明了鎳鹼性蓄電池。

## 媒體業的機器學習機會

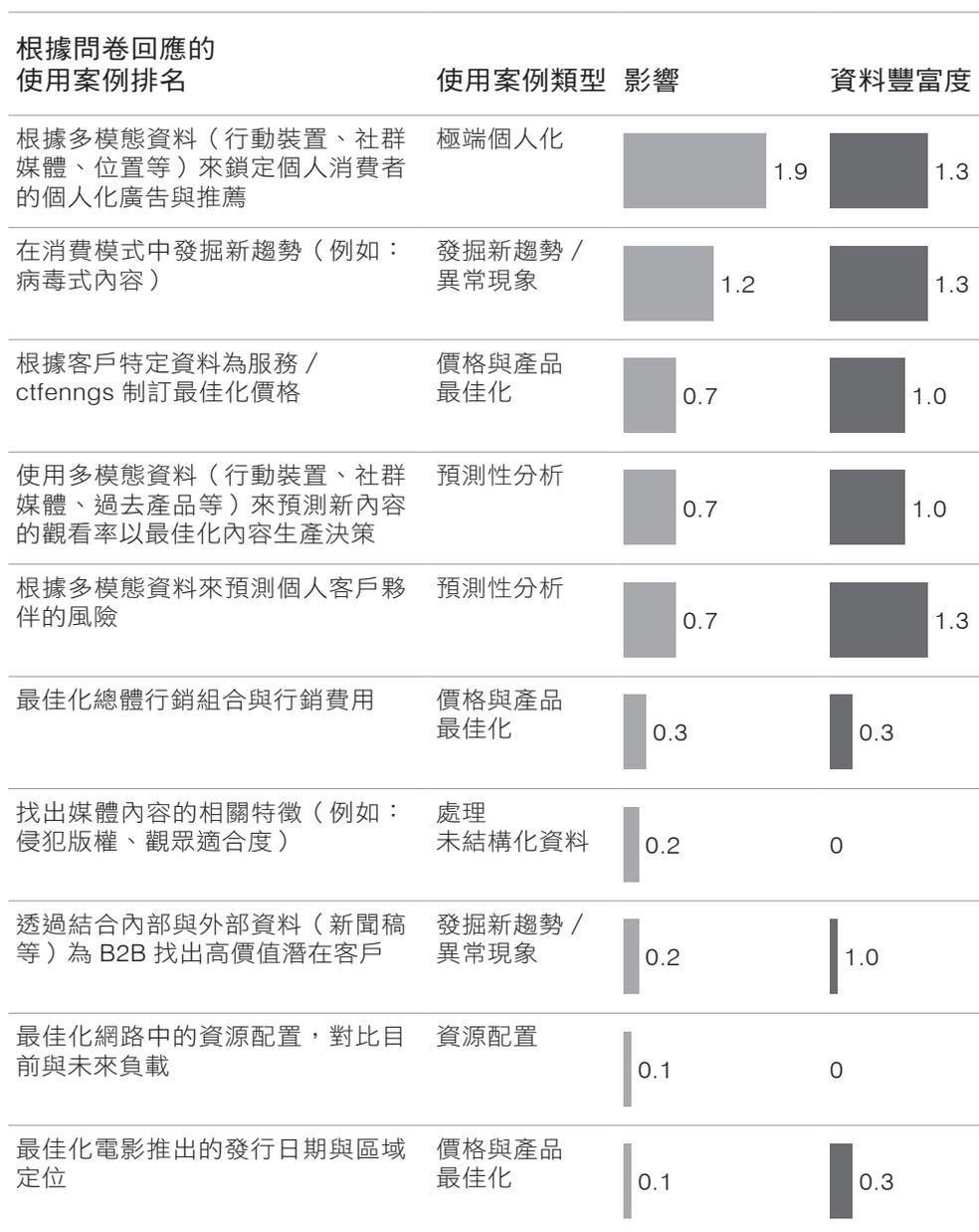


圖 1.1 麥肯錫的調查發現廣告與行銷受干擾的程度最為嚴重。

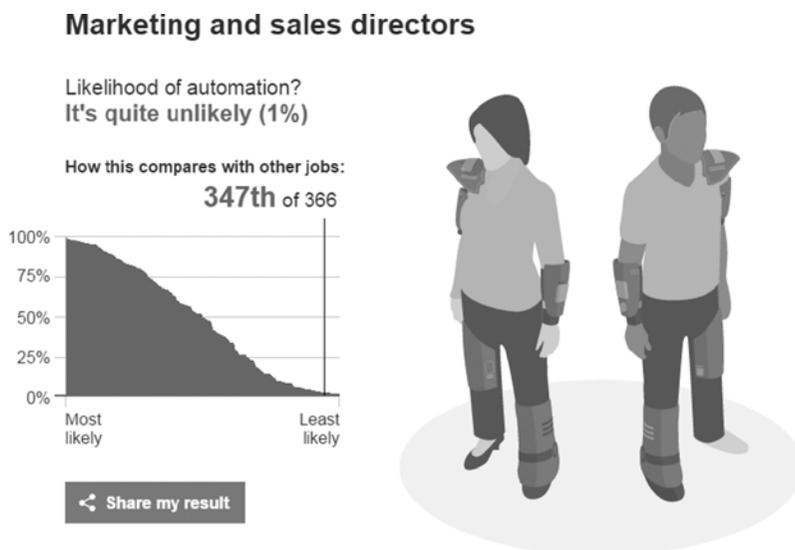


圖 1.3 行銷與業務經理人比起其他人可以保有工作稍微長一點。

在 2017 年 1 月，麥肯錫全球研究所發表了「有效的未來：自動化、聘僱與生產力」一文<sup>27</sup>，聲明「雖然只有少數職業是完全自動化，但有 60% 的職業至少有 30% 在技術上是可以自動化的活動。」

研究所並提供了五項會影響採用速度與範圍的因素：

1. 技術可行性：對特定案例的使用，必須發明、整合並修改技術以納入解決方案中。
2. 開發與部署方案的成本：硬體與軟體成本。
3. 勞工市場動態：人力勞動的供給、需求與成本，影響哪些活動會被自動化。
4. 經濟優點：除了節省勞工成本，還包括更高吞吐量並提高品質。
5. 法規與社會接受度：即使自動化對企業來說是合理，但採納還是需要時間。

此份資料顯示……

似乎更可能是……

我們可以得出結論為……

根據資料，它像是……

如果在我看到這個後要下賭注的話……

請記住你正在觀看一顆水晶球，而它對屋內的商業伙伴來說完全是個謎，你正要說的事是他們十分熟悉的主題，只不過他們不是透過透鏡來看。他們對廣告與行銷瞭若指掌，如果你做出的聲明違背他們的經驗、直覺與常識，他們絕不會相信你。

領域專家或許會看著仔細審查過的統計分析，然後翻白眼。

「當然以 A 開頭的電影會更受歡迎（我們是依字母排列的）。」

「當然那一區域該週的線上銷量會大幅上升，那裡下了五天的暴風雪啊。」

「當然那天我們會賣掉更多低階筆記型電腦，因為競爭者的網站掛掉了啊。」

務必讓說話的語氣聽起來像天氣預報員在陳述下陣雨的機率。使用白話，否則便像賭徒在試運氣。從「機率線〔圖 1.4〕」的角度思考，並依此選擇你的用詞。

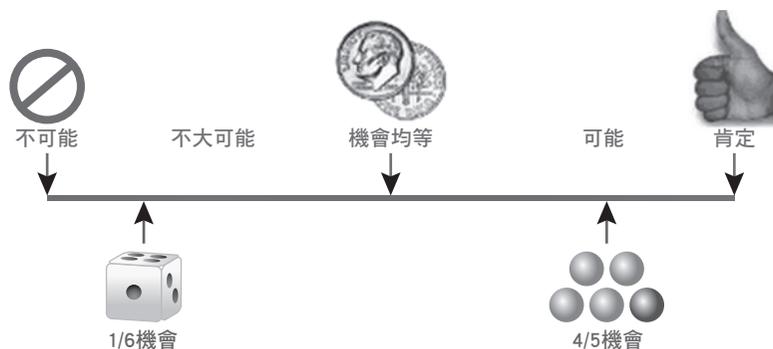


圖 1.4 機率示意圖 (Math Is Fun<sup>31</sup>)。

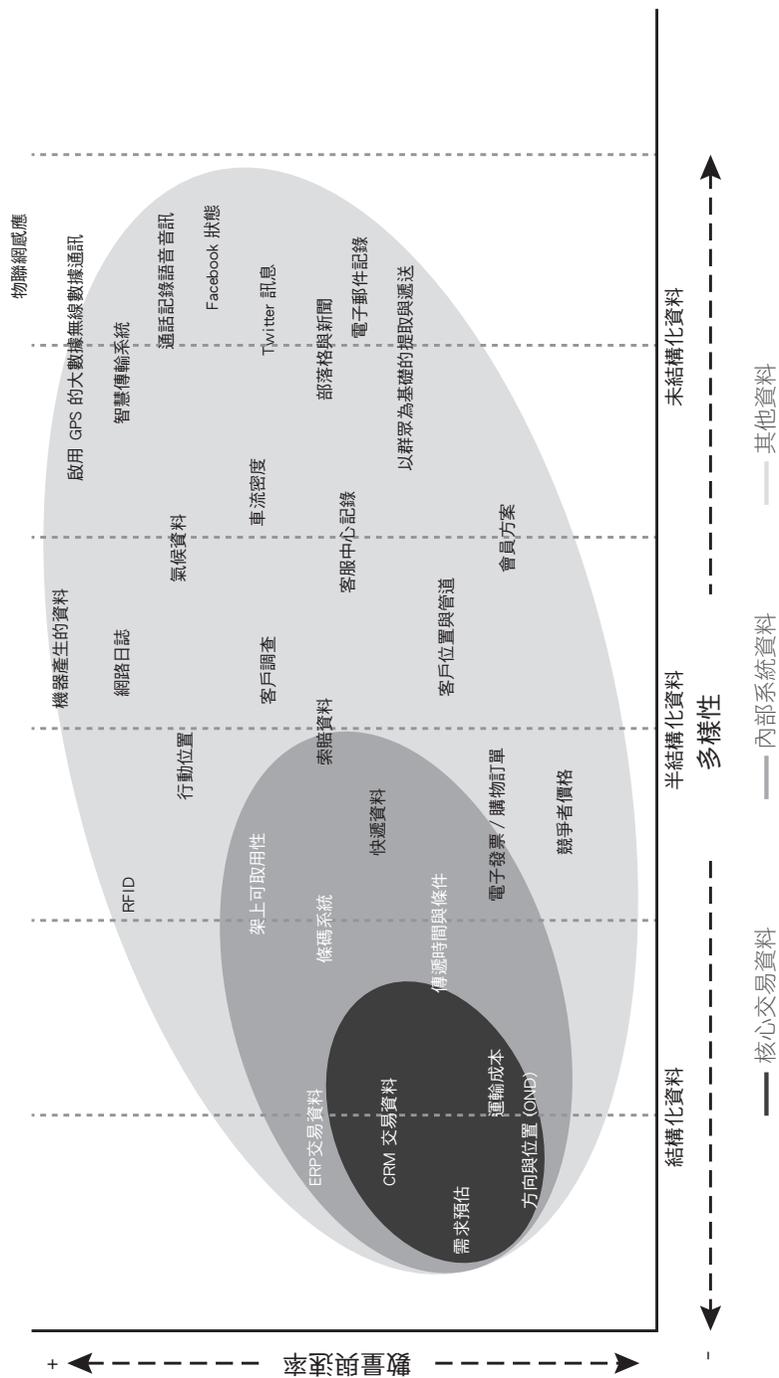


圖 1.5 如此多資料類型，時間根本不夠用<sup>38</sup>。

## 深度神經網路

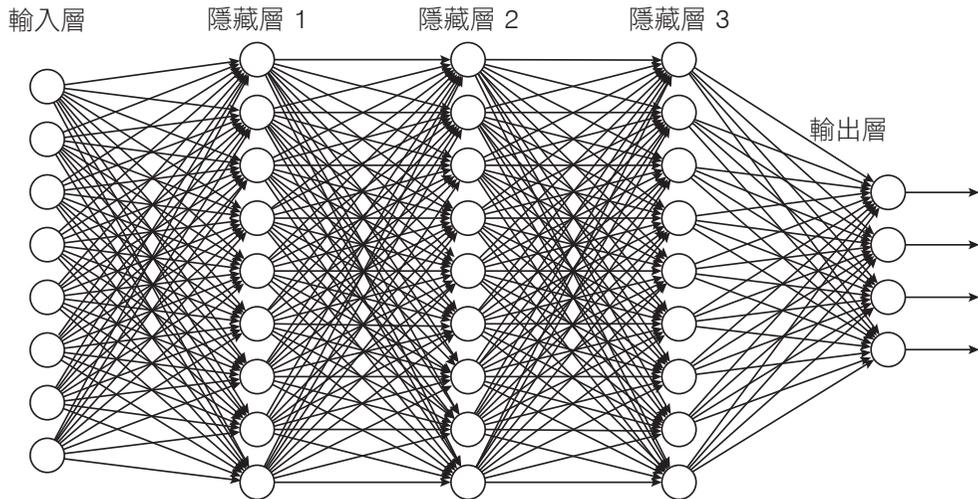


圖 2.9 三層式深度學習網路。

深度學習方法乃是含有多層次表徵的表徵學習方法（representation-learning method），它是透過組合簡單但非線性的模組來獲得，而每個模組可在一處理層（從原始輸入開始）中轉換此表徵到更高層稍微更抽象層次的表徵。只要組成足夠的這類轉換，便能學習十分複雜的功能。

對於分類任務，較高表徵的處理層能放大可區分重要性並抑制不相關變異的輸入層面。例如，一張以像素值陣列輸入的影像，第一層表徵的學習功能通常是重現影像中在特定方位與位置的邊緣存在與否。第二層通常會透過找出特定邊緣的排列來偵測出圖案，並忽略邊緣位置的小型變異（辨識出眉毛）。第三層可能是聚集圖案為更大的組合，此組合可對應到熟識物件的某部分（整個眼睛），而下一層會偵測這些部分可組成的物件（一張臉）。

深度學習的關鍵概念是這些特徵層並非由人類工程師所設計：它們是由使用通用學習程序的資料學習而來。

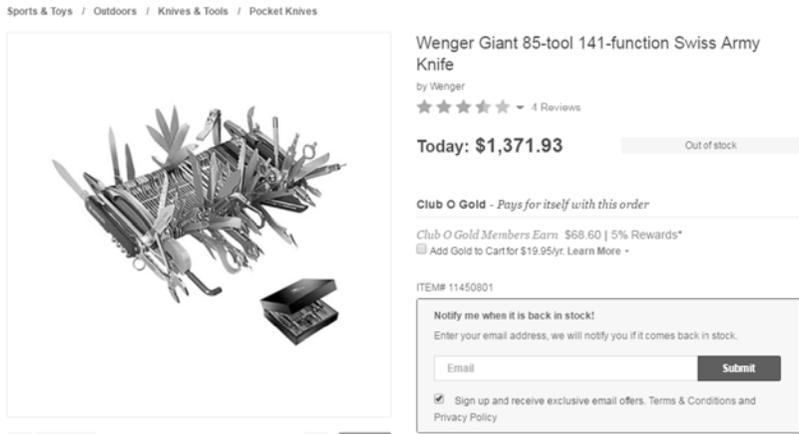


圖 3.1 閃亮的新工具是很酷，但要為它找到用途卻很難。

當電視還是個新潮的玩意兒時，大部分的電視廣告都出現一位站在麥克風前的表演者，對著鏡頭朗讀廣告文案，這是新工具，舊習慣的典型例子。當全球資訊網開放商業使用時，大部分的網站都是非互動式的型錄架，只讓人一點點擊各個頁面。

而在大數據與人工智慧下，大部分的對話都像這樣：

商人：你有什麼？

技術人員：你要什麼？

商人：它能做什麼？

技術人員：你需要它能做什麼？

商人：它能解決我的問題嗎？

技術人員：你的問題是什麼？

在不了解技術的情況下，行銷人員很難明白如何運用新技術。在行銷部門無法清楚描述想要解決的問題下，技術人員也只能聳聳肩。對任何科技來說，總是有個「冷啟動」的問題，而對需要某種資料來細細咀嚼的 AI 來說，尤其如此。

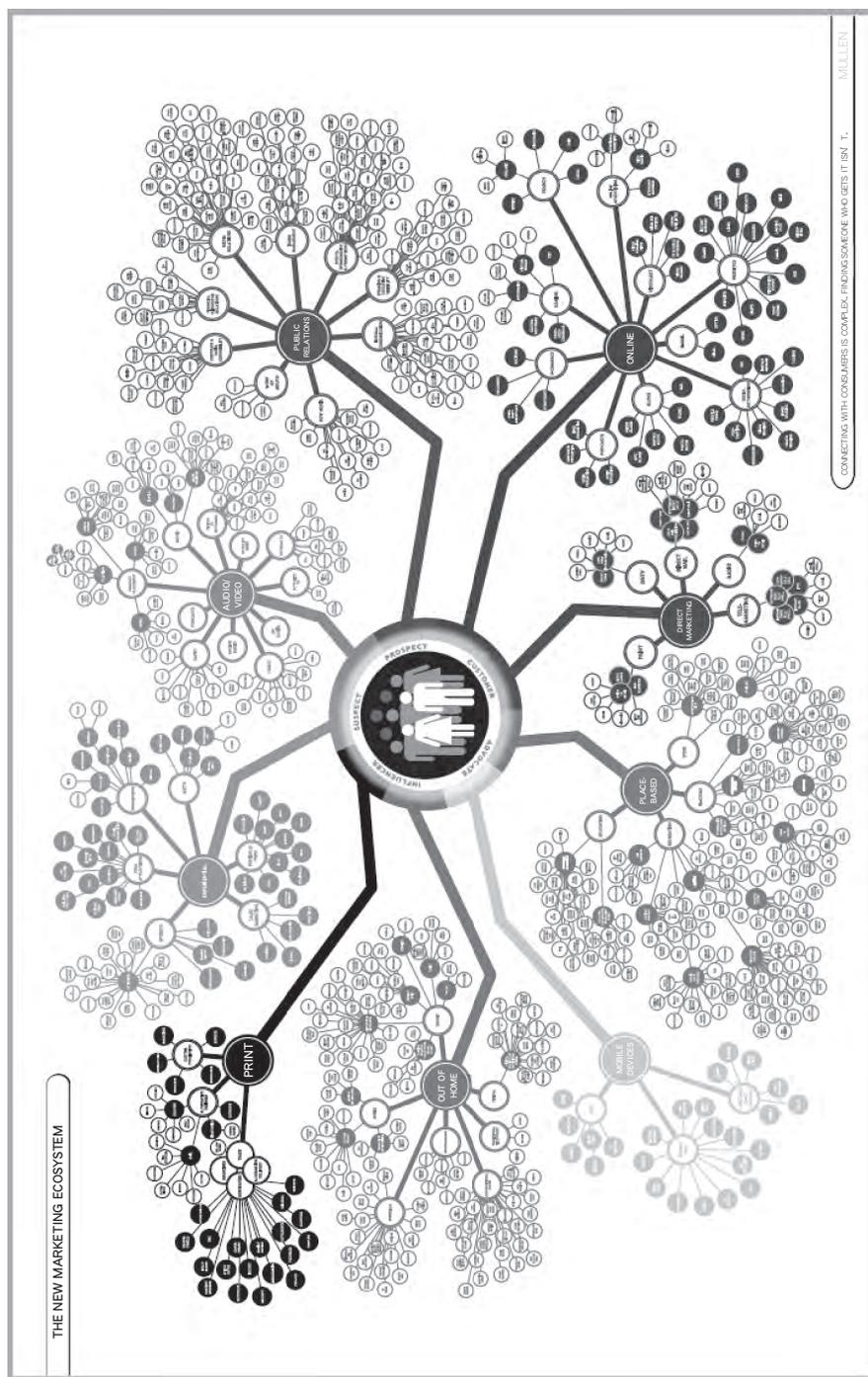


圖 3.4 新行銷生態系統海報。

這個裝置並不是太空船。它是一台時光機。它可以往後或向前。它會帶我們回到渴望再度到達的地方。它不是稱為光輪（Wheel），而是稱為旋轉木馬（Carousel）。它讓我們如孩童般地遊歷，不停地繞圈，然後再度回到原點……回到我們被喜愛的地方。

《廣告狂人》

直效行銷的人們對特定名稱和地址會有相對應的實際行為和回應。他們能夠追蹤每一回寄出郵件的對象。一開始只是簡單記錄人們住在哪裡的檔案，接著會慢慢擴大，記錄寄出什麼給他們，以及他們如何回應（見表 4.1）。

表 4.1 試算表乃是資料庫行銷的起點

一份簡單的關聯式資料庫									
名字	地址	A	B	C	D	E	1st\$\$	2nd\$\$	3rd\$\$
史密斯	中央 123	0	1	1	0	2	25	25	75
瓊斯	北 45	0	0	1	2	2	30	50	50
布朗	南 67	1	0	0	0	0	20	0	0
懷特	西 89	0	0	1	2	3	25	45	80

儲存數萬筆記錄並把這樣的表格與其他產品和促銷資訊相結合，可讓行銷人追蹤銷售，並預測誰最可能在何時購買多少什麼東西。但要讓那些資料保持乾淨一直是行銷人的眼中釘肉中刺（見圖 4.2）。

標準化乃是辨識出這些全都是同一個人的藝術：

約翰·史密斯

約翰 Q·史密斯

約翰·昆西·史密斯

強尼·史密斯

Aiimi/Anlian Water 主要資料科學顧問 Mohammad Islam 建議在各個獨立的市場中試驗不同價格。這將是個非常複雜的任務，因此 Islam 建立一個機器學習系統來運作它（見圖 5.11）。

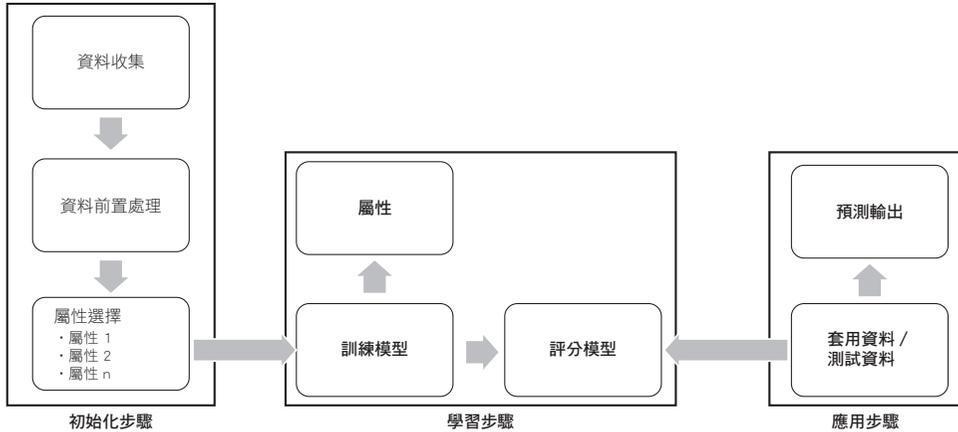


圖 5.11 Islam 的演算法架構

當個別產品會有不同價格彈性時，便十分需要動態價格最佳化。我的演算法是一種自我學習法，它會根據個別產品的購買歷史以及最先進的資料探勘方法來變動價格，並根據價格彈性來決定個別定價。

因價格規劃和最佳化解決方案而產生的直接財務效益將十分吸引人。例如，利潤率、銷售額或銷售量的成長。通常特定產品的銷售速率十分高時，意味著只要其增加少量的銷量百分比或是小額增加利潤，即相當於一年內產生明顯的貨幣價值。透過最佳化定價，雖然在特定類別中的整體銷量可能會減少，但對整體利潤的影響卻是正面的。

品類管理（category management）的典型方式一向是決定好特定策略，以確保每一個品類的角色和目標可符合期望。這些策略大多傾向於注重庫存、商品組合、促銷和價格。而使用價格規劃和最佳化解決方案則可讓這些策略的價格元素對應到特定定價方式並自動套用。這可確保價格策略的一致性和整體性，因而有助於整體品類管理流程<sup>5</sup>。

因此我學到就像電腦一樣，也沒有所謂夠快的網際網路連線。如果我有自己專屬的 T1 線路，這只代表我等待的是伺服器 and 主幹流量，而不是我小巧的電話線路。但它永遠都不夠快。

所有形式的顧客服務也是如此。就如 IBM 在其「顧客期望研究」中所報告<sup>1</sup>：昨日的「很好」是今日的「差遠了」。

若要跟上人們對於易於查找、易於使用，以及良好客戶服務等不斷成長的期望，我們必須迎頭趕上使用 AI 來浮現想要的商品和服務、預見顧客期望，並回應客戶問題的競爭者。

## 回訪率與流失率

我們知道找新客戶比起販賣其他東西給現有客戶還要難上  $x$  倍。 $x$  到底有多高？根據非科學性的 Google 評估結果，顯示此倍數是 6.75 倍。因此對我們來說，應該要對現有客戶花點時間與心思。

Vincent Granville<sup>2</sup> 為流失分析提供了以下說明（圖 6.1）<sup>3</sup>：



圖 6.1 當流失率超過客戶開發率，你的企業便瀕臨死亡。

但是若利用 AI，或許能直接跳到 Kotter 的第 6 步驟。讓一個專案開始進行，接著另一個，然後時時留意額外的機會。

自動化已成功開闢出一條進入行銷的良好道路，使得機器學習系統能在試行基礎下帶入並執行特定任務。在公司其餘成員眼中，它只不過是另一項拿來試行的新科技。有些人自然會因為缺乏理解而退縮。如果它是一個黑盒子，並且電子郵件行銷系統主管並不清楚它如何做出決策，那麼電子郵件行銷主管便不太可能冒著工作風險相信你的片面之詞。

再重申一次 Brent Dykes 的觀點，讓組織走完分析系統的成熟階段是必要的。在擁有分析系統如何協助公司的知識下，要說出「是的，雖然是新方法且稍微神祕，但我們仍可以測試一下」的話會更容易些。

如果你的公司還不熟悉分析系統，那麼 AI 對於缺乏專業知識的人來說或許太過可怕，無法光憑信心就接受它。在此種情況下，請注意 Scott Brinker 提出的難題，他稱之為 Martec 定律 (Martec's Law)：科技會呈指數性變動，但組織卻是呈對數性變動<sup>7</sup>。(見圖 9.3)

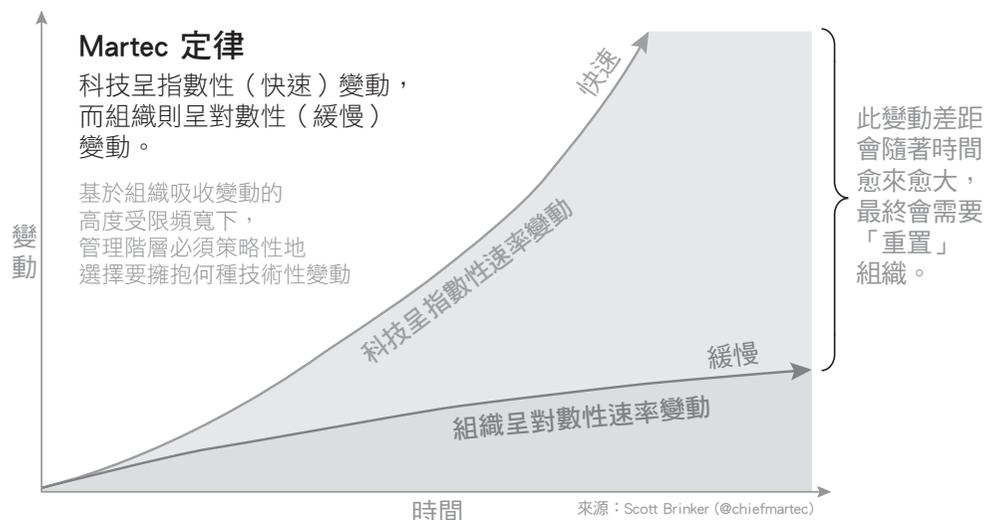


圖 9.3 Scott Brinker 對變動增加速率的警告。