

# 從資料驅動到數位轉型： 數據預測與決策之架構討論

余俊憲

國防大學財務管理學系  
兼任助理教授

劉委宗

國立臺灣大學商學研究所  
博士候選人

鍾震耀

國立中央大學通識教育中心  
兼任助理教授

吳宗禧

政治作戰局主計室  
會審官

## 壹、研究命題與背景

### 一、研究命題

隨著大數據（Big Data）時代的到來，組織收集的數據量急劇增加且變得更加多樣化。《經濟學人》（Economist）在2016年指出，“數據無處不在”（Data Data, Everywhere）進一步印證了這一現象（Sagiroglu & Sinanc, 2013）。在這種背景下，組織需要有效地利用此一特徵來應對環境的變化。將大數據納入策略核心的企業，可能因此而提升其績效（Maroufkhani, Wagner, Wan Ismail, Baroto & Nourani, 2019; Wamba, Gunasekaran, Akter, Ren, Dubey & Childe, 2017）。然而，重要關鍵在於如何充分運用數位科技來分析大數據，並利用分析結果制定策略及進行決策，為顧客創造更多價值並提升企業整體營運績效，此時資料驅動（data-driven）的概念將變得至關重要。再者，數位轉型（digital transformation）在近年來亦逐漸受到企業的重視，其核心在於透過先進的數位技術重塑組織運作流程，改善客戶體驗

並降低成本，從而增強公司的競爭優勢（Vial, 2021）。無論是從資料驅動或是數位轉型面向來看，這兩個概念都強調數據、策略與組織三者之間的關係，並以數據分析作為策略制定及決策的基礎（Hanelt, Bohnsack, Marz & Antunes Marante, 2021）。

早在1980年代，就已經有學者提出「數位轉型」的概念（Jensen, 1981）。近年來，「數位轉型」逐漸成為政府及各企業面臨的一個重要議題，並且引發了組織內部巨大轉變，對組織而言，轉型往往不只是一種選項，而是維持競爭力的必要方式（Agustian, Mubarak, Zen, Wiwin, and Malik, 2023）。因此，面對數位科技引發的轉變衝擊，政府組織或企業都必須選擇轉型或被迫淘汰。然而，過往對於數位轉型的目的並沒有一致的認知，這可能因為不同研究領域、不同研究對象而產生的不同觀點所致，比如說，許多企業僅將數位轉型視為是一種利用先進數位科技來分析資料，因而將轉型重點放在數位科技的發展與提升部分而已。然而，越來越多的研究與實例發現，數位轉型已經從單一面向轉變為企業整體性的多面向策略（Hanelt et al., 2021），包含商業數位化、組

織、文化、人才、心態、流程及技術架構等整體性的轉型。此一問題對於組織的競爭力和生存至關重要。倘若企業不能明確理解數位轉型的內涵，並圍繞特定的數位轉型計劃進行組織調整，則無法順利實現轉型。

在資料科學（Data Science, DS）領域中，模型建立與資料預測的演算法技術發展迅速。儘管模型建立的程序已趨於成熟穩定，但在模型建立後，如何將其與商業策略和決策行為緊密結合，仍存在很大的不確定性。通常，模型的預測值僅能告知每一筆資料屬於某一類別的機率有多高，但無法直接協助指引企業的策略與決策選擇。眾所周知，在資料科學的分析過程中，包含：數據收集與清理、模型建立、預測和結果分析等步驟，然而，就本研究命題來看，進行結果分析就能提供管理階層決策資訊，協助組織轉型了嗎？其實，就「結果分析」的本質及目的來說，組織應該要能運用這些分析結果或模型來輔助組織制定更優的策略，從而提升整個組織的運營效率。例如，組織可利用模型的預測值設計最佳的市場行銷方案，或優化資源分配，協助組織開源（增加營業收入）或節流（有效率的使用資源）。

在現今競爭激烈的市場環境中，數位轉型已成為企業提升競爭力，以及適應市場變化的必經之路。許多企業開始運用數據分析和數位科技來優化其經營策略與效率，從而實現更高的商業目標。這樣的數位化的變革過程，不僅適用於民間企業，同樣也可以應用於國軍非營業特種基金營運管理之中。其中國防部福利事業即是一個顯明的例子。它雖然肩負著不同於商業活動的企業職責，但在服務官兵及軍榮譽的過程中，依然面臨著類似的市場挑戰與競爭壓力。由於福利事業主要是提供國軍官兵及軍

榮譽福利品的供銷。在過去實體零售銷售管道的年代，福利處所屬的各福利站具有客群集中、位置優越及價格低廉等優勢條件，使其營運績效得以長期維持不墜。然而，隨著零售體系的不斷多元化及市場競爭的加劇，該事業面臨著前所未有的挑戰。大型賣場在各地廣泛設立，與同質性極高的全聯超市更是以低價策略滲透至各個區域。此外，網路電商平台的蓬勃發展，使得消費者的購物行為逐漸轉向線上，進一步削弱了福利事業的傳統銷售優勢。

面對這樣的環境劣勢，營運績效逐漸下滑，尤其是寄銷商品部分（如表1所示）。顯見過去傳統的經營模式已無法應對新競爭者及不斷變化的消費需求。因此，福利事業迫切需要探索新的行銷策略，以因應市場變化，重塑組織競爭優勢。在如此的背景下，數位轉型與資料科學的應用可能成為該事業突破困境的關鍵，若能積極運用數據驅動的方法，結合現代資料科學技術，有效地進行客戶數據分析，將可以更準確地找出營運中的問題點，進而協助管理者制定出精準的銷售策略。同時，透過深入分析客戶行為和市場趨勢，還可以重新挖掘高潛力客戶群體，並實施個性化的行銷活動來提升顧客黏著度與銷售業績。

基於上述的研究背景，本研究提供了一個名為PAD（Prediction And Decision）的架構方法，作為模型預測與組織決策的連接基礎。PAD方法旨在使資料驅動和數位轉型過程更加順暢，能夠將資料科學技術與決策緊密結合。該方法不僅可以在資料科學建模和預測完成後，設計出更優質的策略方案，還能將這些方案有效應用於後續的決策活動中，有助國防部福利事業在競爭激烈的市場環境中重拾競爭能力。

表 1 國防部福利事業管理處近五年福利品收入情形

| 區分           | 108 年        | 109 年        | 110 年        | 111 年        | 112 年        |
|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 福利品<br>(寄銷品) | 3 億 3,405 萬元 | 3 億 4,599 萬元 | 3 億 2,982 萬元 | 3 億 1,033 萬元 | 2 億 9,106 萬元 |

## 貳、研究問題與文獻回顧

### 一、資料科學

資料科學，又稱數據科學，是一門透過分析資料來獲取有價值信息的學科。核心目標是從資料中提取有用的知識，並應用於實際問題的解決。資料科學的工作範圍和過程通常包括五個主要步驟：資料收集（Collecting Data）、資料清理（Cleaning Data）、探索性資料分析（Exploratory Data Analysis, EDA）、模型建立（Model Building）以及模型部署（Model Deployment）。這些步驟從收集初始資料開始，最終部署出一個能夠解答企業問題的模型。

然而，資料科學目前的框架主要集中在生成模型的預測值，至於如何有效利用這些預測結果以輔助決策，仍缺乏明確的方法和指引。在現實環境中，由於動態特質，充滿不確定性，若能準確預測各種行為對不同對象的影響，將對組織有極大的幫助。但是現有的資料科學流程從收集資料到建模預測，過程相對冗長且複雜，並未針對如何將預測結果轉化為具體決策提供明確的路徑。

鑑於此，本研究提出一個可行的方法來補充現有資料科學流程，藉以彌補從模型預測到決策制定之間的空隙。我們將探索如何將資料科學的預測結果有效地整合到企業決策過程中，以提高組織的運營效率與決策品質。此一方法將可在資料科學與數位轉型中的應用提供

完整的框架，有助於組織實現更具科學與效益的決策。

### 二、數位轉型

隨著數位科技的日益深化應用，網際網路、物聯網、區塊鏈、大數據，以及人工智慧等技術已在各產業中被廣泛運用。為了維持競爭力，企業積極運用數位技術來驅動轉型（Fitzgerald, Kruschwitz, Bonnet, and Welch; 2014; Valentine and Stewart, 2015）。數位轉型被認為能為企業帶來競爭優勢（Fitzgerald et al., 2014），但對其定義尚無一致見解。有研究認為數位轉型是運用資訊科技驅動商業創新的過程（Zhu, 2006），或是整合數位技術能力與商業流程的一種組織轉型（Liu et al., 2011），也有學者視其為建立新商業模式的機會（Berman, 2012），如手機、人工智慧、雲端等新興科技以提升顧客體驗和運營效率（Solis et al., 2014; Warner, 2018）。

在資料科學領域，模型建立與資料預測技術進步迅速，過程也趨於穩定成熟，但如何將這些模型與商業策略和決策結合仍存在不確定性。模型的預測值通常只能提供資料分類的機率，卻無法直接指引企業決策。資料科學的最終目的不是僅限於數據分析，而是利用分析結果和模型來輔助公司制定更優策略，提升運營效率，例如設計最佳的行銷方案和資源分配。因此，本研究提出一個名為PAD（Prediction and Decision）的方法，作為模型預測與商業決策的連接基礎，促使資料驅動與數位轉型過程更加

順暢。

### 三、資料驅動與整合

資料驅動模型（Data-driven model）依賴系統或流程生命週期中收集的歷史資料來建立變數間的關係，無需傳統的系統識別步驟，直接利用歷史數據進行控制和預測，這在處理資料不確定性和噪聲方面具有高度實用性（Berberich, Köhler, Müller & Allgöwer, 2020）。這些模型克服了傳統統計模型的限制，在大數據、人工智慧和機器學習領域得到了廣泛應用，提供了有價值的見解和預測。

過去依賴問卷資料的商業分析可能存在不完備性和真實性問題，而利用公司真實交易資料進行分析則能更準確反映營運問題。而線上線下整合（Online Merge Offline, OMO）則是一種結合網路和實體渠道的商業策略，旨在提供無縫的客戶體驗。與O2O不同，OMO以數據驅動為核心，全面掌握消費者的購物行為，並通過數據分析推薦商品，實現線上與線下數據的整合，提供精準的個人化銷售服務，促進企業營收增長。一些企業還通過整合平台和適地性服務（Location-Based Service, LBS）來提升OMO的價值，例如LINE Beacon推送優惠信息，吸引客戶成為會員，進一步加強OMO的有效性和資料豐富性。

綜合上述，本研究將規劃使用企業營運的數據建立預測模型，進一步預測客戶價值，為方案設計和資源分配提供依據，同時以OMO商業情境的資料來說明PAD方法的實作。

## 參、PAD架構與方法

### 一、資料科學模型與決策

資料科學的生命週期基本上可以區分為五個步驟，分別為收集資料（Collecting Data）、清理資料（Cleaning Data）、探索資料（Exploratory Data Analysis, EDA）、建立模型（Model Building）以及部署模型（Model Deployment），如圖1所示。前三個步驟的重點在於整理資料並找出資料中的亮點（Insights），藉此從公司資料中洞察出整體營運趨勢與方向，並概括性地描繪出公司營運上的優缺點，做為策略選擇的素材。後兩個步驟，則是透過歷史資料建立模型，並且預測商業的可能性。例如，若想知道客戶下一期是否會回來再次購買，可以透過建立一個監督式機器學習模型（Supervised Machine Learning）來預測客戶回購的機率，至此完成了資料科學的工作流程。不僅得到了預測能力不錯的模型，同時也得到了預測的回購機率。

然而，這些並無法完全回應數位轉型的需求。數位轉型需要將先進的數位科技技術與解決方案整合到企業的各個領域。如果可以將整體流程修正為用資料做模型，然後用模型來做預測，最後還要用預測來做決策，當對整體流程有全面性的理解後，可以發現，對於組織的數位轉型而言，最重要的核心流程其實是始於

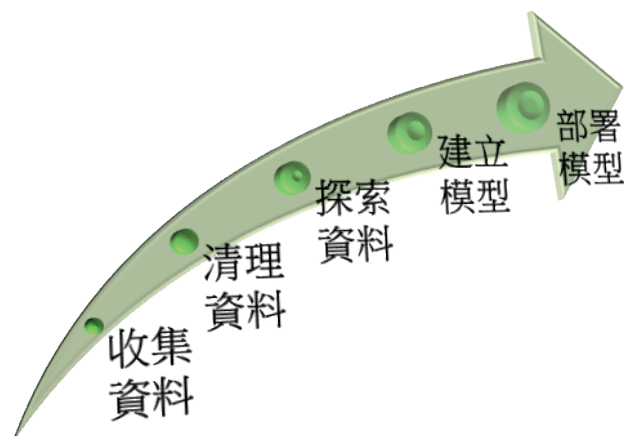


圖1 資料科學的生命週期

「預測」，然後一路做到「決策」這個過程。

有鑑於此，本研究提出的PAD，將預測值經由企業營運上合理的假設進行運用，例如：提高客戶回購機率需要進行的活動，「寄發某金額的優惠折價券」、「來店送某項金額的禮品」、「集點送某項流行商品」、「周末來店送某客戶群組有興趣的商品」等。

這些活動的進行必須要有成本支出。在考慮各種活動成本支出與回購機率增加的可行組合情況下，找出較優的組合，提供後續方案設計的重要資訊。其構思如圖2所示，透過模型的預測與企業管理的合理假設進行資料模擬工作，在所有可能組合下找出對公司有利的方案。這是利用假設（Assumption）、模擬（Simulation）、優化（Optimization）三項重要工作，將預測（Prediction）與決策（Decision）

之間的縫隙縫合起來。此方法在串接預測（Prediction）與決策（Decision）之間的縫隙，因此本研究稱此方法為PAD（Prediction and Decision）。

## 二、PAD方法步驟

綜上所述，本研究提出的PAD架構方法包括：整理資料、探索資料、建立模型、進行預測、設定策略假設、模擬與優化、制定決策方案七個主要步驟，如圖3所示，說明如下：

(一)整理資料：資料整理的工作包括資料的收集與清理。在資料收集階段，從OMO平台獲取的客戶交易資料將進行初步處理，確保資料的完整性和一致性。在清理階段，刪除不必要或錯誤的數據，填補缺失值，並轉換數據格式，使其適合後續分析。



圖2 結合資料科學模型與決策

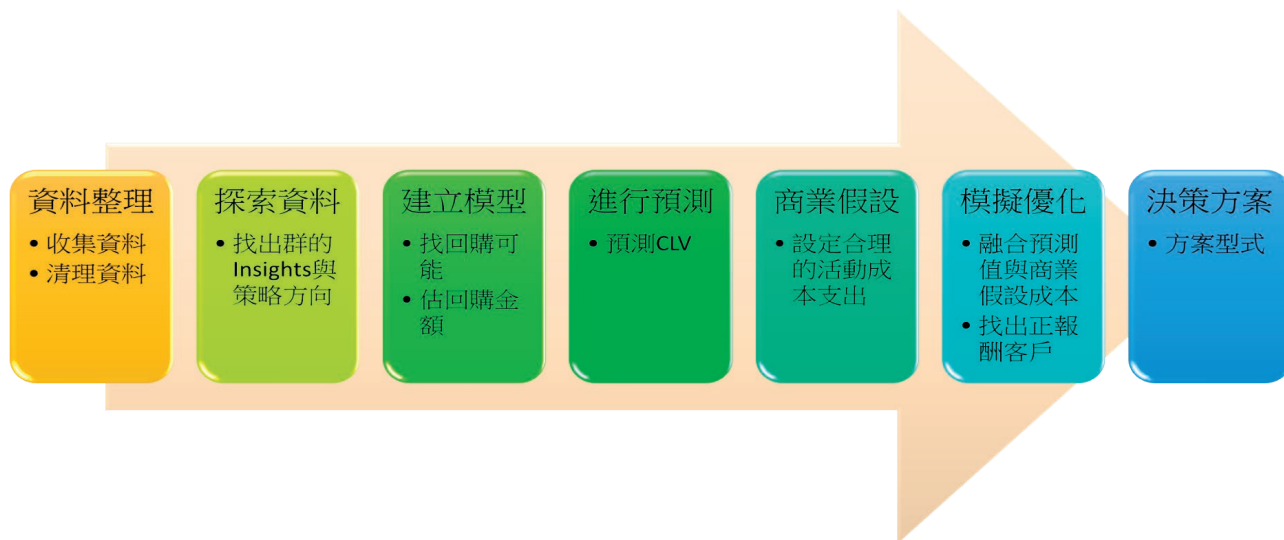


圖3 PAD方法

- (二)探索資料：在探索資料階段，將客戶根據其消費屬性進行分群觀察。我們使用RFM（Recency, Frequency, Monetary）模型對客戶進行分類。Recency代表最近一次購買的時間，Frequency代表購買的頻率，Monetary代表購買金額。這些指標能夠幫助我們更好地了解不同客戶群體的行爲特徵。
- (三)建立模型：模型建立階段使用簡單的羅吉斯回歸與線性回歸方法來構建兩個模型。羅吉斯回歸用於預測客戶是否會回購（Repurchase），簡單線性回歸用於預測客戶的回購金額（Revenue）。這些模型基於歷史交易數據進行訓練，以確保預測的準確性。
- (四)進行預測：使用已建立的模型進行預測，生成每位客戶的回購機率預測值（Repurchase）與回購金額預測值（Revenue）。這些預測值將作為後續分析的關鍵參數。
- (五)策略假設：在此階段，我們需要考慮企業可能採取的各種營銷活動及其成本。例如，發放優惠券、提供購物獎勵或舉辦促銷活動等。這些活動的成本可以通過歷史數據或合理的假設範圍進行估算。
- (六)模擬優化：模擬與優化階段的重點在於找出

最佳的活動組合，以及在成本支出與效益之間達到平衡。我們將使用模擬技術來評估不同活動組合的效果，並運用優化算法選擇對企業最有利的方案。

(七)決策方案：根據模擬與優化的結果，制定可行的決策方案並提供給企業。這些方案將幫助企業在數位轉型過程中更有效地運用資料科學技術，實現營收增長和客戶價值提升。

總之，整個PAD過程始於資料收集，終於可行方案的產生。通過引入真實交易資料，並結合資料驅動的概念，使得行銷方案設計自動化，有效提升了企業在數位轉型中的工作效率。這種方法不僅促進了企業的數位轉型，還提高了決策的準確性和有效性。

## 肆、實作流程與參數指標建議

研究假設由OMO平台後台收集的客戶交易資料集（PUR），作為PAD方法實作的基礎，各流程步驟之執行建議，說明如下段落與表內容（如表2所示）：

表 2 PAD 方法實作流程項目及內容

| 項次 | 流程項目 | 主要執行內容                                                            |
|----|------|-------------------------------------------------------------------|
| 一  | 整理資料 | 將原始資料進行資料清洗，處理離群值，及產生後續分析用檔案                                      |
| 二  | 探索資料 | 進行資料分群，資料標記，並賦予各群資料管理定義                                           |
| 三  | 建立模型 | 使用分析用檔案建立模型，其中，關鍵部分為決定預計觀察之結果，以客戶交易資料為例，常見為是否回購與購買金額估計            |
| 四  | 進行預測 | 將模型分析結果，帶入以價值為衡量的指標中，以客戶交易資料為例，可使用客戶終身價值（CLV）為價值量化指數              |
| 五  | 策略假設 | 此階段應事先決定標的，比如以客戶價值來說，就可設定相關的行銷方案、工具                               |
| 六  | 模擬優化 | 根據不同的方案，進行成本效益分析                                                  |
| 七  | 決策方案 | 主要在藉由研擬的方案，提高各群樣本的價值，對於客戶而言，則希望造成分群之間的流動，比如讓較不常購買的顧客轉變為較常購買的忠誠客戶等 |

## 一、整理資料

首先，取得原資料集，經過篩選之後，移除調會影響模型預測的邊際值（Outliers）

（極端值）資料，PUR剩下資料另外命名為X\_PUR，接著將X\_PUR資料集中的交易資料轉換成每一位客戶一筆資料，產生可以評估客戶價值的欄位分別客戶活躍度的r（Recency）、客戶忠誠度的f（Frequency）、客戶貢獻度的m（Monetary），以及成為會員的天數s（Seniority）欄位，s代表客戶資深度，也留下客戶編號cid（Customer id）欄位，另外命名為客戶價值資料集A\_CVM，以此A\_CVM資料集做為下一階段資料探索的基礎。

## 二、探索資料

此階段工作是資料的探索，其主要目的就是為了幫助我們對自己公司的經營狀況有所了解，做為後續的策略規劃的基礎，當我們知道這些事情之後，才有辦法針對性的對於不一樣的族群，做不一樣的行銷動作。在機器學習部分，可以使用K平均法（K-means）的分群方

式將客戶分群，並根據輪廓係數（Silhouette coefficient）最高者，來判斷最適群數，工具上可使用開源程式進行分析，操作示意圖（圖4）如下：

為了後續行銷方案設計時候容易識別的便利性，在實務上，也可以使用另一種分群方式來分群工作，利用企業業務端所理解的客戶狀態來分群會比較容易識別，且可以讓各群的內容較為穩定。

透過業務人員日常對其負責的客戶往來狀況給予分群標示，由於標示客戶往來狀況是由第一線業務人員討論出的一些規則，因此稱此方法為規則分群法，是一種企業內部訂定出來的規則，比如說，我們可以將客戶分成三種型式，分別為新加入客戶（New Customers, N）、核心舊客戶（Regular Customers, R）以及睡著的客戶（Sleeping Customers, S），分述如下（下列參數設定端視需求討論而定，非屬常數）：

（-）新加入客戶（New customers, N）：依照客戶的s值是否小於2倍的客戶平均購買週期之條件，以及客戶對公司的收益貢獻程度再細分成N1：新顧客、N2：新潛力顧客。

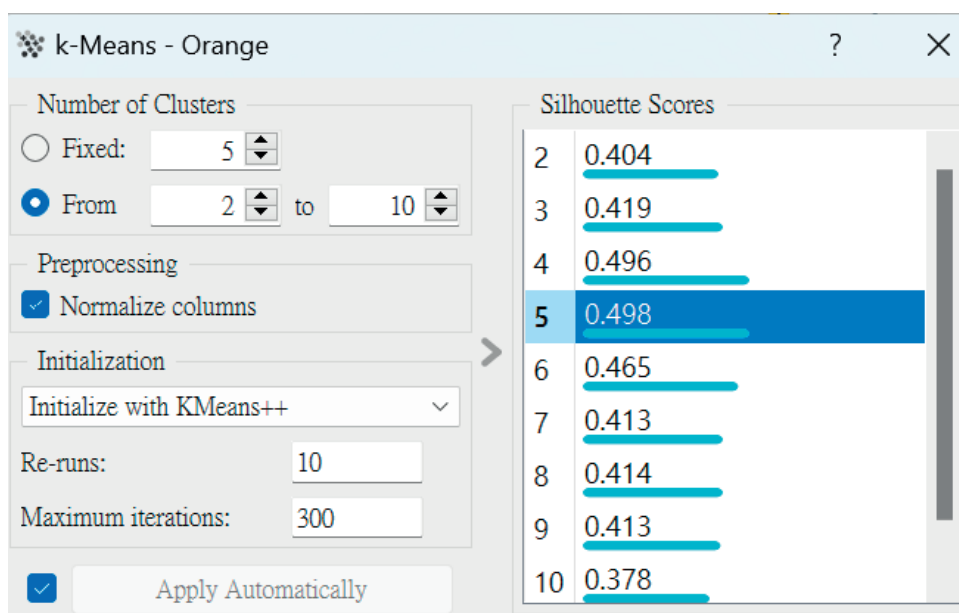


圖 4 使用 Orange 軟體進行 K-means 分析

(二)核心舊客戶（Regular customers, R）：依照客戶的s值是否大於2倍的客戶平均購買週期且最近一次來店購買時間是否小於2倍的客戶平均購買週期之條件，以及客戶對公司的來店次數的狀況再細分成R1：主力顧客、R2：核心顧客。

(三)睡著的客戶（Sleeping customers, S）：依照客戶的s值是否大於2倍的客戶平均購買週期且最近一次來店購買時間是否大於2倍的客戶平均購買週期之條件，以及客戶多久沒來店消費的失聯狀況程度再細分成S1：瞌睡顧客、S2：半睡顧客、S3：沉睡顧客。

### 三、建立模型

首先，將客戶價值資料集A\_CVM資料集中的兩個欄位為後續兩個模型的目標變數進行建模工作，分別為Repurchase（是否會回購）與Revenue（回購金額會是多少）。兩個模型為客戶是否回購預測模型以及客戶回購金額預測模型，透過羅吉斯回歸方法來建立客戶是否回購預測模型，另外使用簡單線性回歸方法用來建立客戶回購金額預測模型。其中，羅吉斯回歸以預測正確率達及ROC曲線為判斷依據，線性回歸方法，常見的評價指標有MSE，RMSE，MAE、R-Squared（R2）等。

### 四、進行預測

配合客戶價值分析，此階段主要是使用上一階段剛剛建立好的兩個模型所計算出的預測值代入學者Sunil Gupta所提出的客戶終身價值（Customer Lifetime Value, CLV）公式中，並計算每一位客戶的N期的CLV的預測值。Sunil Gupta所提出的客戶終身價值（Customer Lifetime Value, CLV）公式如下所示（圖5）， $r_i$ 與 $m_i$ 分別由上一階段客戶是否回購預測模型以

及客戶回購金額預測模型兩個模型的預測值所提供，進而搭配營業利潤率 $g$ （這裡設定為 $g = 0.5$ ，但可依照實際狀況彈性修改），以及跟銀行借錢的利率 $d$ （這裡設定 $d = 0.1$ ，但可依照實際狀況彈性修改），來計算每一位客戶在N期後的CLV的預測值。

$$CLV_i = g \times m_i \sum_{t=0}^N \left( \frac{r_i}{1+d} \right)^t$$

$CLV_i$ ：每一位客戶i的終身價值

$m_i$ ：每一位客戶i的預期營收貢獻

$r_i$ ：每一位客戶i的保留機率

$g$ ：公司的稅前營業利潤利率

$d$ ：公司的資金成本

$N$ ：期數

圖5 客戶終身價值公式

### 五、策略假設

當選擇客戶群之後才能進入真正的策略假設階段，否則企業在毫無對象標的（即客戶群）之任何假設是不切實際的，會造成不符合企業合理運作的資料被設定在後續的模型運算中，且在實務上是無法正常被運作的。

由於本研究設定的課題是客戶價值資料，所以，策略假設其實就是在找行銷工具，比如說，發放某金額的折價券，就是一項行銷工具，而折價券的金額不同會讓客戶群對象有不同的行為改變，譬如回購（再購）機率的提升或下降，金額小則看不出提升效果，金額大則提升效果會有急遽變化增加，但是金額繼續提升到很大之後，根據邊際效應遞減法則概念就會產生提升效果有限，這投入的成本以及回應產生的效益現象如同一條彎曲的邏輯斯函數一樣，因此當在挑選商業行銷工具時後就如同在挑選一條邏輯斯函數。

## 六、模擬優化

根據上一階段挑選行銷工具與策略假設的說明，接著將針對每一客戶群大量計算，但只找出每一客戶群中正報酬的客戶進行行銷工具的成本效益分析。

## 七、決策方案

根據以上的方法介紹，最終對各群採取不同對治方式行銷，首先對於S1、S2、S3族群舉辦感動活動，比如說，停止老客戶潛水活動，可以採用e-mail行銷方式寄送優惠活動相關訊息並附上折價券。

而將CLV高的族群，R1、R2、N2群客戶透過等級升等為經典客戶群，培養成忠誠顧客，設立專屬APP時時派業務員緊盯與問候。最後，則可以運用社群行銷方式針對N1客戶群，採取做不針對性地行銷，讓更多人知道公司舉辦的活動，擴大其網路聲量，吸引N1客戶群來消費。

## 伍、結論與建議

數位轉型工作並非僅是將新的資訊工具、分析方法導入組織之中，轉型的工作要能提升組織的價值，達成組織的經營目標，如果以一般企業來說，數位轉型是為了要利用分析的結果來做品牌策略、行銷策略、生產管理、供應鏈管理等，而這些經營管理的策略與決策才是做數位轉型最終目的，據此，本研究提出數據預測與決策架構（Predict and Decision, PAD），內容包括：整理資料、探索資料、建立模型、進行預測、設定策略假設、模擬與優化、制定決策方案七個主要流程步驟，以當作串接資料科學程序與策略決策的一種方式。

在研究概念上，我們強調除了在資料預測之外，增加策略假設、模擬優化及決策方案制定等三個步驟，也就是在設定的範圍內，增加方案情境的分析，並以此最為決策方案訂定的依據。例如，國防部福利事業可以根據預測結果模擬不同的行銷策略，如在特定節日期間發放優惠券或推行促銷活動，並通過模擬技術評估這些策略的潛在效果，選擇最能提升銷售業績的方案。

在架構運用上，本研究以客戶交易與價值分析為例，說明在各流程上可進行的操作內容與分析方法。例如，在探索資料階段，國防部福利事業可以使用RFM模型對客戶進行分類，識別出高價值客戶和潛在流失客戶。在建立模型階段，可利用羅吉斯回歸模型來預測客戶回購的可能性，並使用線性回歸模型預測回購金額。在模擬優化階段，可運用蒙特卡羅模擬技術評估不同行銷策略的效果，並選擇最優策略進行實施。

在經營管理建議上，本研究建議數據分析應以目的為導向，最終要能提升組織的價值，並應重視成本效益分析，善用模擬技巧，換言之，應該要能協助決策者「謀定而動、一矢中的」。以福利事業為例，透過資料分析和模擬技術，該單位能夠在競爭激烈的環境中做出更加精準及有效的決策，進而提高其競爭力與營運績效。

最後，在我們所提出的PAD方法中，仍缺少大量的資料與各式機器學習模型的模擬，希望後續可以針對這兩點再繼續提出有效方法做為數位轉型的利器。未來國防部非營利特種基金各事業亦可以參考前述的研究方法，持續進行客戶資料收集及數據分析，不斷優化其決策過程，從而在不斷變化的市場環境中維持競爭優勢。

## 參考文獻

1. 思愛普SAP，什麼是數位轉型？，<https://www.sap.com/taiwan/insights/what-is-digital-transformation.html>
2. 維基百科，數位化轉型，<https://zh.wikipedia.org/zh-tw/%E6%95%B0%E5%AD%97%E5%8C%96%E8%BD%AC%E5%9E%8B>
3. Wikipedia，Data-driven model，[https://en.wikipedia.org/wiki/Data-driven\\_model](https://en.wikipedia.org/wiki/Data-driven_model)
4. Learning Hub，Data Driven（數據驅動）是什麼？教你如何使用大數據幫助企業進行重大決策！，<https://www.hububble.co/blog/data-driven>
5. Chanin Nantasenamat，The Data Science Process，<https://towardsdatascience.com/the-data-science-process-a19eb7ebc41b>
6. Agustian, K., Mubarak, E. S., Zen, A., Wiwin, W., & Malik, A. J. (2023). The Impact of Digital Transformation on Business Models and Competitive Advantage. *Technology and Society Perspectives (TACIT)*, 1 (2), 79-93.
7. Berberich, J., Köhler, J., Müller, M. A., & Allgöwer, F. (2020). Data-driven model predictive control with stability and robustness guarantees. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 66 (4), 1702-1717.
8. Berman, S. J. 2012. Digital transformation: opportunities to create new business models. *Strategy & leadership*, 40 (2), 16-24.
9. Fitzgerald, M., Kruschwitz, N., Bonnet, D., and Welch, M. 2014. Embracing digital technology: A new strategic imperative. *MIT sloan management review*, 55 (2), 1.
10. Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of management studies*, 58 (5), 1159-1197.
11. Jensen, J. R., 1981. Urban change detection mapping using Landsat digital data. *The American Cartographer*, 8 (2), 127-14
12. Liu, D. Y., Chen, S. W., & Chou, T. C. (2011). Resource fit in digital transformation: Lessons learned from the CBC Bank global e-banking project. *Management Decision*, 49 (10), 1728-1742.
13. Maroufkhani, P., Wagner, R., Wan Ismail, W. K., Baroto, M. B., & Nourani, M. (2019). Big data analytics and firm performance: A systematic review. *Information*, 10 (7), 226.
14. Sagioglu, S., & Sinanc, D. (2013, May). Big data: A review. In 2013 international conference on collaboration technologies and systems (CTS) (pp. 42-47). IEEE.
15. Solis, B., Li, C., and Szymanski, J. (2014). The 2014 state of digital transformation. Altimeter Group.
16. Valentine, E., and Stewart, G. (2015). Enterprise business technology governance: Three competencies to build board digital leadership capability. In 2015 48th Hawaii International Conference on System Sciences, 4513-4522. IEEE.
17. Vial, G. (2021). Understanding digital transformation: A review and a research

- agenda. Managing digital transformation, 13-66.
18. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017) . Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. Journal of business research, 70, 356-365.
19. Warner, K.S.R., and Wager, M. (2018) . Building dynamic capabilities for digital transformation: an ongoing process of strategic renewal. Long. Range Plan. 52 (3) , 326-349. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.12.001>.
20. Zhu, K., Dong, S., Xu, S. X., & Kraemer, K. L. (2006) . Innovation diffusion in global contexts: determinants of post-adoption digital transformation of European companies. European journal of information systems, 15 (6) , 601-616.