

Integrating Artificial Intelligence into Product Life Cycle Value and Activity Value Management: A Case Study of P Channel Agent

結合人工智慧之產品生命週期價值與作業價值管理研究：以 P 通路代理商為例

Shao-Syuan Li, PwC Taiwan
李紹瑄 / 資誠聯合會計師事務所

Cheng-Jen Huang, Department of Accounting, National Chengchi University
黃政仁 / 國立政治大學會計學系

Received 2023/09, Final revision received 2025/11

Abstract

Enterprises generate profits by providing products and services, aiming to maximize profits through effective marketing strategies. However, how long can a product survive, and how much profit can it generate throughout its entire life cycle? Related studies remain rare. As this area has not been thoroughly explored by scholars, this study aims to develop a method for measuring Product Life Cycle Value (*PLCV*). By integrating with Activity Value Management (AVM), this research utilizes profit information produced through AVM as the foundation for estimating *PLCV*. This study also incorporates Artificial Intelligence techniques to construct and validate predictive models for *PLCV*, thereby enhancing forecasting accuracy and practical applicability. We adopt the field-based empirical approach, with a well-known domestic channel agent serving as the research subject. From the perspective of the channel agent, the study investigates the life cycle duration and value of distributed products. Furthermore, for products with greater *PLCV*, the study combines demographic variables from the corresponding channel regions to identify the key population characteristics that influence profitability, thereby improving the effectiveness of resource allocation decisions.

[Keywords] Product Life Cycle Value (*PLCV*), Activity Value Management (AVM), resource allocation decisions, artificial intelligence, demographic variables

摘要

企業藉由提供產品與服務以獲利，並透過行銷策略追求利潤最大化。然而，產品在市場中能存續多久？其整個生命週期又能創造多少價值？相關研究仍付之闕如。本文旨在探討產品生命週期價值 (Product Life Cycle Value; *PLCV*) 之衡量方式，並結合作業價值管理 (Activity Value Management; *AVM*) 系統，以 *AVM* 產出的產品利潤資訊為基礎，建立 *PLCV* 的估算架構。本文也導入人工智慧 (AI) 技術建構與驗證預測模型，以提升預測準確性與實務應用價值。研究採實地實證法，以國內某知名通路代理商為對象，分析其代理產品的生命週期長度與價值，並結合通路區域的人口統計變數，探討影響高生命週期價值產品獲利的關鍵特徵，期能提供企業於產品組合管理與資源配置決策上之策略啟示。

【關鍵字】產品生命週期價值、作業價值管理、資源配置決策、人工智慧、人口統計變數

壹、緒論

企業的獲利來自於所提供的服務及產品，對於通路代理商 (Channel Agent)，其日常營運活動幾乎是圍繞著產品運作，行銷策略在其營運中扮演著關鍵角色。根據 Kotler and Keller (2015) 的定義，行銷策略是企業為達成行銷目標而設計的具體方案，通常包括目標市場的選擇和行銷組合 (4P：產品、價格、通路、促銷) 的制定。通路代理商雖然無法直接參與產品開發和設計，但可以透過有效的行銷策略優化其產品組合、定價策略、通路管理和促銷活動，從而在市場中脫穎而出。

然而，通路代理商在決策制定時，常面臨資訊不足或不準確的挑戰。為了支持這些關鍵決策，企業需要精確的成本和價值資訊。然而，傳統的管理會計系統往往無法提供足夠細緻的資訊；由此，作業價值管理 (Activity Value Management; AVM) 系統應運而生。AVM 是在作業基礎成本制 (Activity-based Costing; ABC) 基礎上發展的先進管理會計技術 (吳安妮, 2021)。與 ABC 相比，AVM 不僅關注成本，更注重價值創造，能將成本資訊與價值創造過程直接聯結，從而支持更精細的決策制定。

產品生命週期 (Product Life Cycle) 指產品的市場壽命，是由美國哈佛大學教授 Vernon (1966) 提出，用以描述新產品進入市場至退出市場的整個過程。產品生命週期的概念與行銷策略有直接的關係，過往文獻中有許多學者根據產品生命週期各個階段之特徵，制定相關之行銷策略 (Anderson and Zeithaml, 1984; Scheuing, 1969)。時至今日，產品生命週期作為一種管理工具，經常被應用於行銷管理領域，透過區分產品生命週期的階段，針對處於不同階段之產品，採取相應的行銷策略，以維持企業競爭力。

通路代理商在營運過程中，需要持續應用並調整其行銷策略，以期創造最大價值。儘管企業皆希望最大化產品獲利；然而，究竟一項產品在其生命週期能為企業創造多少利潤，至今尚未獲得學界充分討論。因此，本研究將探討「產品生命週期價值 (Product Life Cycle Value; *PLCV*)」之模型及估算方式，瞭解各項產品於其生命週期能為企業帶來多少淨利。同時亦將採用 AVM 產出之產品成本與利潤資訊，作為估算 *PLCV* 之基礎，藉此提升管理資訊之使用價值。

通路代理商作為上游製造商及下游供應商之橋樑，其主要業務為透過與上游製造商簽訂合約，協助其產品於下游通路販售。通常一個通路代理商會與多家上游製造商合作，並協助不同種類產品於各個通路上架。在產品眾多、通路廣泛的情況下，通路代理商勢必須將有限資源配置正確，才能將各代理產品價值最大化。本研究將以國內某一知名通路代理商為個案公司，由於此個案公司亦發展自有品牌，因此，本研究將同時估算其所代理之產品及自有產品之生命週期價值，以幫助個案公司瞭

解哪些上架產品生命週期較長、生命週期價值較高，由此提供個案公司更豐富的視角，協助其制定更有效的行銷策略。

另外，消費者行為受到消費者個人特徵影響，此包含性別、年齡、教育程度等 (Bawa and Ghosh, 1999; Gajjar, 2013; Ramya and Ali, 2016)。企業若能掌握各項產品之主要客群，對於其喜好、生活型態加以設計行銷策略，才能持續創造利潤。因此，本研究擬針對 *PLCV* 較高之產品，採用 *AVM* 產出之管理資訊，結合政府公開之人口統計變數資料，探討影響這些產品績效之人口特徵，再透過提升管理資訊之使用效益，以作為個案公司改善行銷策略及資源配置之參考依據。

綜上所述，本研究以國內某通路代理商作為研究對象，應用其導入 *AVM* 後之管理報表及過往上架產品之相關資訊，作為計算 *PLCV* 之基礎。本研究主要探討以下兩個問題：一、如何應用 *AVM* 系統產出之產品資訊計算 *PLCV*。二、對於高 *PLCV* 之產品，如何結合 *AVM* 系統產出之產品資訊與外部人口統計變數，強化通路代理商之行銷決策。本研究除基於行銷管理和 *AVM* 的理論基礎，另一方面，也借鑒 Sheth (2021) 關於人工智慧在顧客行為預測中的應用，Kumar, Ramachandran, and Kumar (2021) 對人工智慧和大數據在產品生命週期管理的影響之研究，以及 Dekimpe (2020) 對大數據分析在零售業中應用的探討；這些理論為本研究採用 *AVM* 數據和人工智慧技術衡量 *PLCV* 提供堅實的理論基礎。

整體而言，本研究主要目的是探討如何在實務中有效應用先進的管理會計技術，特別是 *AVM* 系統，以支持企業決策。主要貢獻在於：一、將 *AVM* 與人工智慧技術相結合，應用於 *PLCV* 的衡量，提供一創新又基於詳細成本數據的估算方法；這種結合不僅提高估算準確性，還能利用人工智慧演算法，識別可能為傳統分析忽視但卻會影響產品價值的複雜模式和關鍵因素；二、提出改進的 *PLCV* 模型，結合 *AVM* 系統的細緻資訊，以協助企業更有效地預測與管理產品潛在價值；三、從通路代理商的獨特角度出發，提供具體的管理工具和策略指導，包括基於 *AVM* 的產品價值評估方法和考慮產品實際利潤貢獻的資源配置建議。這些發現不僅豐富管理會計和行銷管理的學術理論，也為實務管理提供應用價值。透過整合 *AVM* 系統與 *PLCV* 估算，本研究為通路代理商提供新的決策支持工具，有助於在競爭激烈的市場做出更明智的決策，從而提高經營效率和獲利能力。此外，本研究基於真實企業數據的實證分析，為理論與實務之間建立橋樑。

本文後續結構如下：第貳節分別探討生命週期價值、*AVM* 及消費者人口統計變數對購買行為或產品績效影響之相關文獻。第參節為研究設計，包括觀念性架構、研究模型、研究樣本與資料來源。第肆節為實證結果，包括 *PLCV* 之衡量與影響產品績效之因素；最後則為本研究之結論、建議與研究限制。

貳、文獻回顧

為全面理解本研究的理論基礎和實務意義，以下將分別對於 *AVM*、*PLCV*，以及消費者人口統計變數對購買行為或產品績效的影響等相關主題進行文獻回顧。藉由文獻探討將有助於本研究更深入地理解 *AVM* 在 *PLCV* 估算中的應用潛力，以及其對企業決策制定的實際影響。

一、AVM 之文獻回顧

AVM 的發展源於管理會計領域的一系列重要創新。*Johnson and Kaplan (1987)* 指出傳統管理會計系統已無法滿足現代企業的需求，為後續的創新奠定基礎。在此背景下，*Cooper and Kaplan (1988)* 正式提出作業基礎成本制度 (*Activity-based Costing; ABC*) 的概念，指出傳統成本計算方法的局限性，並介紹一種新的方法以更準確地歸屬間接成本，為企業決策提供更可靠的成本資訊。

Kaplan and Cooper (1998) 持續完善和推廣 *ABC* 理論，全面且系統地介紹 *ABC* 和作業基礎成本管理 (*Activity-based Cost Management; ABCM*) 的理論和實務，將這一方法的應用更普遍化。

隨著 *ABC* 的廣泛應用，其實施過程中的一些挑戰也逐漸顯現。*Malmi (1999)* 對芬蘭企業進行的實證研究揭示影響 *ABC* 採用的關鍵因素，包括組織規模、競爭環境、產品的多樣性和管理者認知等。這些發現為理解 *ABC* 和後續 *AVM* 的實際應用提供重要見解。為了解決這些問題，*Kaplan and Anderson (2004)* 提出時間驅動作業基礎成本制度 (*Time-driven ABC; TDABC*)。TDABC 透過簡化成本計算過程，有效解決傳統 *ABC* 在數據收集和模型複雜性方面的問題。

在這一系列理論發展的基礎上，根據吳安妮 (2021)，*AVM* 的核心創新在於將重點從純粹的成本管理轉移到價值創造上。*AVM* 的理論架構包含四大模組和七項理論創新，這些元素共同構成一個全面而創新的管理系統。四大模組包括資源模組、作業中心模組、作業模組和價值標的模組，分別關注企業的資源配置、作業執行、實際產能與成本，以及最終的價值創造。七項理論創新包括：以公司策略為導向的設計、深入分析作業中心的資源使用情況、評估作業的產能和成本效率、引入特色作業屬性、全面分析企業價值鏈成本、考慮隱藏成本和風險因素，以及提供整合性的管理決策資訊。透過結構化和創新方法，*AVM* 不僅提供更精確的成本和利潤分析，還能夠為企業提供全面的策略支援和價值創造指引。吳安妮 (2021) 進一步闡述 *AVM* 的多項優勢，包括發現隱藏成本、精準控管成本、突破管理盲點、破解經營困惑，以及幫助企業提升長期競爭力。

總體而言，從 *Cooper and Kaplan (1988)* 首次提出 *ABC* 概念，到 *Kaplan and An-*

derson (2004) 提出 TDABC，再 AVM 理論（吳安妮，2021），可謂反映管理會計領域在應對複雜商業環境時不斷創新和進化的過程。這一發展歷程展現管理會計從成本衡量到價值創造的重要轉變，為企業提供越來越全面和有效的管理工具。

二、生命週期價值之文獻回顧

PLCV 和顧客終身價值是兩個密切相關但又有所區別的概念。Vernon (1966) 最早提出產品生命週期的概念，描述新產品從進入市場到退出市場的整個過程。隨後，Anderson and Zeithaml (1984) 以及 Scheuing (1969) 等學者進一步探討產品生命週期各階段的特徵及相應的產品策略。

關於 *PLCV* 的評估，學術界的討論相對較少。Kondoh, Masui, Hattori, Mishima, and Matsumoto (2008) 提出一種評估產品價值的方法，考慮產品整個生命週期中的顧客效用價值、環境負擔和成本。他們將 *PLCV* 分為各階段進行計算，最後加總得出整體價值。這種方法雖然全面，但由於使用的衡量單位不一致，只能以相對比率評判產品表現。本研究的估算方法與上述 Kondoh et al. (2008) 的方法有所不同，主要聚焦於財務淨利潤。這種差異主要源於研究視角的不同：Kondoh et al. (2008) 從產品全生命週期的角度出發，而本研究主要從通路代理商的財務角度考慮。本研究認為，這兩種方法各有其適用範圍和價值。

相比之下，顧客終身價值 (Customer Lifetime Value; CLV) 的研究更為豐富。Berger and Nasr (1998) 將顧客終身價值定義為企業在與顧客交易的整個生命週期中獲得的淨利潤。他們的模型主要考慮顧客的淨邊際貢獻，不包括顧客取得成本和固定成本。Jain and Singh (2002) 進一步區分顧客生命週期和顧客終身價值，強調這些概念在企業決策中的重要性。Rosset, Neumann, Eick, and Vatnik (2003) 提出一個由三大核心要素組成的顧客終身價值模型：顧客價值、顧客交易期間和折現因子。他們創造性地將市場細分 (Market Segmentation) 的概念應用到模型中，使得顧客終身價值的估算更加精確。Gupta, Hanssens, Hardie, Kahn, Kumar, Lin, Ravishanker, and Sriram (2006) 則在其模型中納入了顧客取得成本，進一步完善顧客終身價值的計算方法。

隨著技術的發展，數據驅動決策在現代行銷中扮演著越來越重要的角色。Sheth (2021) 強調人工智慧在顧客行為預測面的潛力，這與本研究應用 AVM 數據衡量 *PLCV* 的方法不謀而合。Kumar et al. (2021) 探討人工智慧、大數據和物聯網對行銷實務的影響，特別是在產品生命週期管理方面，為本研究如何利用先進技術優化行銷策略提供重要的理論基礎。

在顧客關係管理方面，Libai, Bart, Gensler, Hofacker, Kaplan, Kötterheinrich, and Kroll (2020) 深入分析人工智慧在預測顧客行為和優化行銷策略方面的應用，這與本

研究使用數據分析理解顧客行為和優化產品策略的方法緊密相關。Bradlow, Gangwar, Kopalle, and Voleti (2017) 則探討大數據和預測分析在零售業中的應用，特別是在庫存管理和定價策略方面，為本研究使用 AVM 系統數據分析產品績效提供堅實的理論支持。最後，Dekimpe (2020) 討論大數據分析如何徹底改變零售研究和實務應用，特別強調數據驅動的個性化策略在零售中的應用。這與本研究使用數據分析產品績效和顧客行為的方法高度相關，為如何利用數據優化通路代理商的行銷策略提供新的視角。

在顧客終身價值 (Customer Lifetime Value; CLV) 的應用邏輯中，顧客價值被視為企業資產，且須持續管理其取得、維繫與擴展階段 (Kumar and Reinartz, 2012)。然而，過去文獻多集中於以顧客為主體，忽略了產品本身在市場上的生命週期對顧客互動的影響。正如 Rust, Lemon, and Zeithaml (2001) 所言，顧客對產品價值的感知隨時間、品牌再定位與市場更新而變動，企業若能同步掌握產品與顧客之間的關係，將更有效實現「顧客價值最大化」的策略。

因此，本研究所提出之 *PLCV* 概念，即以 CLV 的邏輯為基礎，延伸至以產品為評估主體，將整體顧客群在產品各階段所產生的淨現金流量加總後估算產品全生命週期所帶來之價值。此概念不僅補足傳統 CLV 未將產品演進納入考量之缺口，也與 Kumar and Reinartz (2012) 所提出之多階段顧客互動模型一致：當產品進入不同階段時，對應的顧客行為亦需調整行銷資源配置策略。

本研究認為，CLV 中常用的推薦系統模型（如 Next Best Offer、升級推薦、產品組合建議）在 *PLCV* 中亦具高度應用價值。當產品進入不同生命週期階段時，可透過推薦系統向適當顧客推薦升級品、新品或替代品，延長其顧客關係並間接延長產品貢獻期。此一邏輯係延伸自 Rust, Lemon, and Zeithaml (2004) 對顧客資產 (Customer Equity) 管理的建議，而本研究首次將其架構由「顧客管理導向」轉化為「產品生命週期導向」，擴展其策略意涵與應用層次。

本研究所引述之部分文獻（如 Verhoef, Reinartz, and Krafft, 2010; Rust, Zeithaml, and Lemon, 2000）確實多數建立於消費者層級之問卷資料與購買行為觀察，其分析重點在於個體層次的決策傾向與品牌互動歷程，與本研究採用的「通路代理商實際銷售資料」在資料型態與決策對象上確有明顯差異。前者為「微觀層次的態度資料」(Micro-level Attitudinal Data)，後者則為「中觀層次的交易資料」(Meso-level Transactional Data)。

然而，這兩類資料間仍存有可對應之理論關聯：消費者行為的總體趨勢最終將透過銷售結果於通路層級反映 (Kumar and Reinartz, 2012)。基於此一理論觀點，通路代理商的數據雖為加總後之行為結果，但仍可視為反映多數終端顧客對產品選擇、組合接受度、價格敏感度等的集體展現。近年通路研究即指出，價值係透過顧

客、通路成員與其他相關行動者之參與與協作而共同形成，其形成機制具有跨層級與動態特性（楊達凱、蔣詩崑與黃恆獎，2024）。此一觀點顯示，若僅從顧客層級的 CLV 出發，恐難以完整反映通路系統中產品價值的生成與演進，亦突顯將產品生命週期價值 (PLCV) 置於通路層級加以分析的必要性。因此，若將消費者研究所得之行為傾向視為預測性參考變數，或作為模型設計的理論基礎，仍具應用之合理性。

本研究嘗試將顧客終身價值的概念應用到 *PLCV* 的衡量中，這是一項創新。本研究認為，可以將顧客終身價值模型延伸應用於同質性產品類別，以衡量各產品類別的生命週期淨利潤，並稱之為 *PLCV*。將顧客終身價值模型應用到 *PLCV* 時的合理性評估如下：（一）適用性和調整：產品和顧客的特性不同，產品生命週期可以明確劃分為導入期、成長期、成熟期和衰退期，每個階段的特點和挑戰都不同，而顧客生命週期則相對模糊。（二）通路代理商的特殊性：本研究的個案公司是通路代理商，不自行生產產品。這意味著公司可能在產品生命週期的不同階段開始或終止代理，這與傳統的產品生命週期概念有所不同。（三）成本考量：原有的顧客終身價值模型可能不考慮取得成本和固定成本，但在 *PLCV* 的估算中，這些成本可能很重要；本研究納入這些成本因素。（四）行銷成本：雖然 Berger and Nasr (1998) 的原始模型忽略行銷成本，但考量行銷成本在解釋實證結果和提供研究意涵時的重要性，本研究將其納入模型中。具體而言，本研究將行銷成本視為產品生命週期中的一個重要組成部分，並在淨利潤的計算中予以考慮。這一調整不僅使本研究的模型更貼近通路代理商的實際營運情況，也為後續的實證分析和管理建議提供更堅實的基礎。（五）模型選擇：在眾多顧客終身價值模型中，本研究選擇 Berger and Nasr (1998) 的模型作為基礎，主要是因為其簡潔性和適用性。然而，本研究也參考其他模型的優點，如 Gupta et al. (2006) 考慮顧客取得成本的做法。透過這種創新的應用和調整，本研究旨在為 *PLCV* 的衡量提供一個新的視角，同時也希望能夠為通路代理商的行銷策略制定提供更有力的數據支援。有關上述文獻所提出之生命週期價值模型與本研究之關係，彙整如表 1。

三、消費者人口統計變數對購買行為或產品績效影響之相關文獻

消費者人口統計變數對購買行為或產品績效的影響一直是零售和市場研究的重要課題。儘管這些研究主要基於消費者問卷調查，但其發現對於理解通路代理商的產品績效也具有重要啟示。多項研究指出，消費者的性別、年齡、收入等人口統計特徵會顯著影響其購物行為和對產品的偏好。例如，Zeithaml (1985) 透過對美國超市消費者的調查發現，男女消費者在購物準備和價格敏感度上存在顯著差異。Mortimer and Clarke (2011) 進一步指出，性別差異會影響消費者對超市各項屬性（如

表 1 生命週期價值模型彙總

| 作者 | 生命週期價值模型 | 研究方法 | 與本研究的關係 |
|------------------------|--|---|--|
| Berger and Nasr (1998) | $CLV = \left\{ GC * \sum_{i=0}^n [r^i / (1 + d)^i] \right\} - \left\{ M * \sum_{i=1}^n [r^{i-1} / (1 + d)^{i-0.5}] \right\}$ | <p>GC：預期每位顧客每年之淨邊際貢獻，等於銷貨收入減去銷貨費用 M：每位顧客每年之促銷費用 n：以年為單位預測現金流量之期間長度 r：每年之顧客保留率，即預測在下一年度會繼續購買產品之顧客比例 d：每年之折現率</p> | <p>本研究借鑒其淨邊際貢獻的概念，但進一步考慮了產品特定的成本結構</p> |
| Jain and Singh (2002) | $CLV = \sum_{i=1}^n \frac{(R_i - C_i)}{(1 + d)^{i-0.5}}$ | <p>i：顧客交易產生現金流之期間數 R_i：顧客於期間 i 之收入 C_i：為了產生顧客於期間 i 之收入所產生的總成本 n：預測顧客交易的總期間數 d：折現率</p> | <p>採用其淨現值 (Net Present Value; NPV) 概念，但應用於產品而非顧客</p> |
| Rosset et al. (2003) | $LTV = \int_0^{\infty} S(t)v(t)D(t)dt$ | <p>S(t)：顧客於時間點 t 之生存機率 v(t)：顧客於時間點 t 之價值 D(t)：於時間點 t 時，一美元現金流量的現值</p> | <p>借鑒其細分市場的概念，將其應用於產品類別的分群</p> |
| Gupta et al. (2006) | $CLV = \sum_{t=0}^T \frac{(p_t - c_t)r_t}{(1 + i)^t} - AC$ | <p>p_t：顧客於期間 t 所支付的金額 c_t：於期間 t 為顧客提供服務之直接成本 i：折現率 r_t：顧客於期間 t 重複購買之機率或於期間 t 存活之機率 AC：取得成本 T：用於估計顧客終身價值之時間範圍</p> | <p>參考其納入取得成本的做法，但在產品層面上考慮</p> |
| Kondoh et al. (2008) | $LCV = \sum_k LCV_k$ $LCV_k = \int_{st,k}^{tt,k} V(t)dt$ | <p>k：產品生命週期階段 (Life Cycle Stages) st_k：產品生命週期階段 k 開始之時間 tt_k：產品生命週期階段 k 結束之時間 V(t)：時間 t 時之產品價值 LCV_k：產品於 k 生命週期階段之價值 LCV：產品整個生命週期之價值</p> | <p>採用其分階段評估的思路，但聚焦於經濟價值而非環境影響</p> |
| 本研究提出的模型 | $Product\ Life - Cycle\ Value = \sum_{t=1}^n \frac{P(t)}{(1 + d)^t}$ | <p>P(t)：產品於 t 期產生之淨利 n：產品之預期存活期間，並以月份為單位 d：折現率 t：產品產生現金流之期間數</p> | <p>結合 AVM 系統數據和人工智慧預測，創造性地將顧客終身價值概念應用於產品生命週期，並整合現代數據分析技術</p> |

資料來源：本研究整理

價格、產品選擇與服務要素)之重視程度。此類基於消費者回饋的研究結果，對通路代理商理解不同人口結構區域的產品銷售表現，具有實務參考價值。

家庭特徵也被認為是影響購買行為的重要因素。Bawa and Ghosh (1999) 的研究顯示，家庭規模、戶主年齡和家庭收入等因素與購物頻率和支出金額密切相關。Hoch, Kim, Montgomery, and Rossi (1995) 則發現教育程度、家庭收入和家庭規模會影響消費者對產品價格的敏感度。這些發現雖然來自消費者層面的研究，但對通路代理商分析不同區域產品績效差異提供重要的思考方向。

地理位置和店鋪特徵也被證明會影響零售績效。Kumar and Karande (2000) 的研究顯示，超市周圍的人口密度和店內設施都會影響其銷售表現。Min (2006) 則採用資料探勘技術，發現不同人口特徵的消費者對超市服務的不同偏好。這些研究雖然聚焦於零售端，但其方法和發現對通路代理商分析產品在不同區域、不同類型通路的表現提供具有價值的參考。

然而，在將這些基於消費者調查的研究結果應用於通路代理商的實際數據時，需要注意以下幾點：首先，消費者調查反映的是個體行為傾向，而通路代理商的數據則反映整體的市場表現，兩者之間可能存在差異。其次，通路代理商面對的是多層次的市場結構（製造商—代理商—零售商—消費者），其產品績效受到的影響因素可能更為複雜。再者，消費者研究往往聚焦於特定產品類別或零售形式，而通路代理商則需要考慮更廣泛的產品組合和通路類型。

基於以上考量，本研究在設計研究模型時，將綜合考慮上述研究的發現，但會較為關注通路代理商的營運特點。本研究將應用 AVM 產出的通路產品利潤資訊，結合政府公開的人口統計數據，分析不同產品類型在各種人口特徵下的表現。這種方法既參考過去研究的成果，又能更好地反映通路代理商的實際營運情況，從而提供更有針對性的管理建議。

為克服消費者層級文獻與通路層級資料間之層級落差，本研究採取多項調和策略：首先，透過 AVM 系統引入實際商品推廣成本與取得成本，使模型可捕捉代理商在供應與銷售過程中的中介角色與決策複雜性；其次，模型中所使用之零售商交易資料，實質反映終端顧客之購買選擇與實際銷售表現，故可視為整合型的「集體行為反應」資料；最後，在模型設計上並未將個體行為理論直接套用，而是以其邏輯作為應用基礎，發展具資料對應性的推估機制。整體而言，本研究透過資料層級、變數設計與理論角色之重構，完成 B2B 與 B2C 理論之跨層級轉化與應用。

參、研究方法

本研究以國內的通路代理商——P 公司為研究對象，同時採用個案研究法及實證研究法，結合 AVM 產出之產品利潤資訊，探討個案公司代理之產品其生命週期價值。同時透過 AVM 系統產出之通路產品利潤資訊，結合通路所處村里之人口變數資訊，瞭解影響個案公司產品績效之人口特徵，最大化資訊價值，提供個案公司於產品管理及資源配置管理之相關建議。

一、觀念性架構

圖 1 為本研究應用 AVM 於 PLCV 模型之觀念性架構。本研究擬對於個案公司之產品進行細分，將同質性較高之產品歸為同一產品類別，並使用 AVM 系統所產出之產品利潤資訊及個案公司給予之代理產品相關資訊，作為估算不同產品種類其生命週期價值之依據，以此辨識出不同產品類別之生存時長及生命週期價值，提供個案公司日後思考資源配置及行銷策略之不同視野。

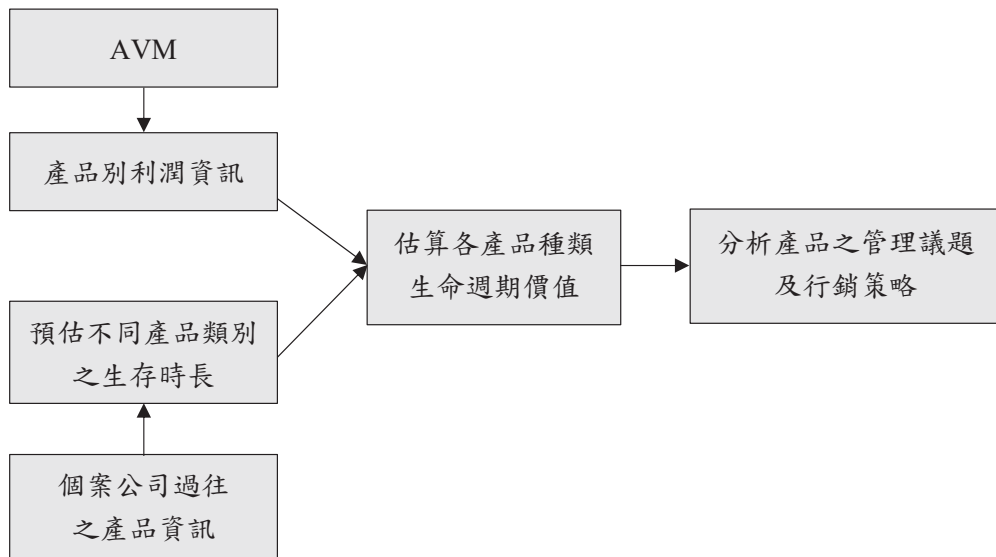


圖 1 AVM 結合產品生命週期價值模型之觀念性架構

資料來源：本研究整理

圖 2 為本研究結合 AVM 與臺灣各村里人口統計變數之觀念性架構。當一產品類別的生命週期價值越高時，對個案公司能產生越大的貢獻，若個案公司對於此類產品的目標客群有更深入的瞭解，可以更全面地考量產品之資源配置及行銷策略。

因此，本研究擬對於生命週期價值較高的產品類別，應用 AVM 系統所產出之通路產品利潤資訊，探討影響這些產品績效之人口統計變數，提升管理資訊之價值。

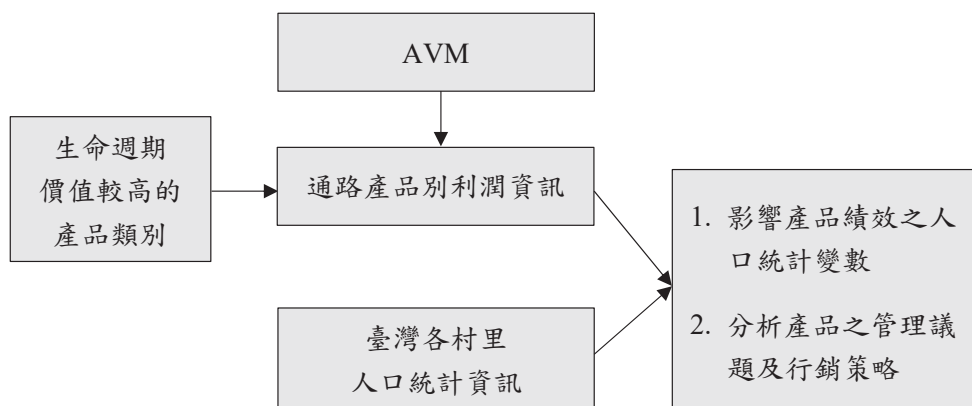


圖 2 AVM 結合臺灣各村里人口統計變數之觀念性架構

資料來源：本研究整理

二、研究期間與樣本選取

(一) AVM 系統報表架構

個案公司於導入 AVM 時，根據其管理需求將產品及通路設計成價值標的，最終產出相關管理報表，包含通路別利潤表、產品別利潤表、通路產品別利潤表。前兩者可分別讓個案公司瞭解當月各通路及各產品之收入、成本、利潤之相關資訊；通路產品別利潤表則可以幫助個案公司理解該月不同產品於各通路之銷售狀況，包括產品於各通路所產生之收入、成本、利潤。

(二) 研究資料期間

本研究估算個案公司 2021 年 12 月底持續上架之產品其 *PLCV*，細分存活之產品，根據其產品類別計算生命週期價值。於估計 *PLCV* 時，需瞭解兩項相關變數，一為 AVM 產生產品之月淨利，二為產品之生存時長。對於月淨利，本研究使用個案公司於 AVM 所產出之 2020 年 1 月至 2020 年 9 月之產品別利潤表；估算產品之生存時長時，則採用個案公司給予的 2016 年 1 月至 2021 年 12 月所代理之產品相關資料。

(三) 樣本說明與選取

個案公司給予之「每月產品上架情況表」顯示，個案公司於 2016 年 1 月至 2021 年 12 月共代理過 1,500 項產品，包含不同種類之日常用品及食品，顯示其代理品項眾多且產品種類多元。由於不同產品之間的特徵、作用大不相同，綜合通路

特性及消費者行為考量後，不同產品之間的生存時間及產生的淨利會有所差異。

本研究原本計劃以個案公司的經銷和自有產品作為主要研究對象，因為這些產品更符合傳統的產品生命週期管理概念。然而，在 1,500 種商品中，經篩選後的經銷或自有產品僅有 108 項，約佔總產品的 7%。由於樣本基數過小，不利於進行獨立群體分析與迴歸建模，因此本研究採納所有產品為分析對象，統一處理不同類型商品（包含代理、經銷、自有品牌），以維持模型分析所需之統計穩健性與泛化能力。

此外，為強化資料詮釋力與研究透明度，本研究於 2024 年 10 月進行深度訪談，對象為個案通路代理商之總經理（亦為創辦人），訪談時長約 90 分鐘。訪談問題設計對應本研究核心議題，涵蓋產品組合管理、代理策略、促銷創新、上下游互動關係、隱藏成本結構與顧客回饋機制等內容，並輔助理解模型所無法量化之策略脈絡與管理判斷。訪談重點已彙整為「附錄 B」，全文 8,043 字，並經受訪者審閱確認，主要作為本研究數據模型之外之質性補充，用以增補研究對於產品生命週期差異背後原因的現象解釋力，並作為樣本選擇與建模邏輯的重要支持。

（四）人口統計變數資料

本研究於探討影響各產品績效之人口統計變數時，則是使用個案公司於 AVM 所產出之 2020 年 1 月至 2020 年 9 月之通路產品別利潤表，作為衡量產品於各通路績效的基礎。對於人口統計變數之相關資料，本研究原先擬透過臺灣中央及地方政府網站，搜集 2020 年 1 月至 9 月各村里人口變數資料，作為衡量各月份各通路所處村里其人口統計變數之基準，然由於資料蒐集及彙整之難易度高，本研究改為蒐集 2020 年 1 月至 3 月各村里人口變數資料，採用各人口變數三個月之平均數，代表通路所處村里 2020 年 1 月至 9 月各月之人口統計變數。

三、PLCV 估算方法

本研究透過 AVM 系統的數據，結合生存分析方法，建立 PLCV 的估算模型。在估算之前，本研究需要先定義並建立模型架構，評估產品的未來潛在淨利和生命週期特徵，再結合適當的折現率進行價值計算。以下將詳細說明估算方法的各個面向。

（一）PLCV 模型架構

本研究參考過往專家學者所提出之模型 (Berger and Nasr, 1998; Gupta et al., 2006; Jain and Singh, 2002; Rosset et al., 2003)，將其應用於 PLCV 的估算。本研究首先考慮通路代理商的特殊性。與製造商不同，通路代理商可能在產品生命週期的任何階段開始或終止代理。這種特殊性影響本研究對產品生命週期的定義和衡量。在本研究中，本研究將產品生命週期定義為從「代理商開始代理該產品到終止代理期

間」，而非傳統定義中從產品上市至退市的全生命週期。這種定義更符合通路代理商的業務模式和決策過程。

此外，目前所建構之模型本體尚未區分產品所處之生命週期階段，而是採取單一期間之估算方式。本研究將「CLV – PLCV – 階段配適」視為未來研究的發展方向，建議後續可考慮引入生命週期標記變數，或導入時間序列方法，以提升模型對產品不同階段之敏感性與策略應用之精準度。

(二) 模型定義與假設

本研究提出的 *PLCV* 定義為通路代理商在代理該產品的整個期間內，該產品為企業創造的淨利潤現值。主要假設包括：1. 產品的生命週期等同於代理商代理該產品的時間；2. 產品在其生命週期內的淨利潤可以用歷史數據進行預測；3. 未來的淨利潤可以用適當的折現率折現至現值。在建立 *PLCV* 模型時，本研究參考 Rosset et al. (2003) 的方法，將模型拆分為三大要素：1. 產品存活機率：透過存活分析模型計算；2. 產品某一時點之價值：考慮顧客取得成本，並使用 AVM 產生之產品別利潤資訊；3. 折現率：考量貨幣的時間價值。本研究依據淨現值概念建立之模型如下：

$$Product\ Life - Cycle\ Value = \sum_{t=1}^n \frac{P(t)}{(1+d)^t},$$

其中， $P(t)$ 為產品於 t 期產生之淨利； n 為產品之預期存活期間（月）； d 為折現率； t 為產品產生現金流之期間數。

在眾多顧客終身價值模型中，本研究選擇 Berger and Nasr (1998) 的模型作為基礎，主要基於以下考慮：1. 簡潔性：該模型結構清晰，易於理解和應用。2. 適用性：該模型可以較容易地適應到 *PLCV* 的估算。3. 靈活性：本研究可以在此基礎上進行必要的調整，以適應通路代理商的特殊情況。然而，本研究也考慮到其他模型的優點。例如，本研究參考 Gupta et al. (2006) 考慮顧客取得成本的做法，將其應用到產品代理成本的衡量中。本研究未採用更複雜的模型（如 Rosset et al. (2003) 的模型），主要是考慮數據可獲得性和模型複雜度之間的平衡。

(三) 存活分析方法

存活分析評估初始事件至終止事件所需經歷之時間，意指研究者從某一特定時間點開始進行觀察，直到「特定事件」之發生，主要目的為對「事件發生所需之時間」進行數據建模與分析。存活分析經常被用於生醫領域，尤其主要用於分析疾病之死亡率及生存率，以病發時間為起始點，持續追蹤各樣本後，若疾病復發或死亡則代表「特定事件」之發生，而此段時間長短可用於分析生存期間。

存活分析亦可被用於社會科學領域，作為研究存活變數之統計方法，本研究即採用 Kaplan-Meier 存活分析 (Kaplan-Meier Survival Analysis) 對分群產品進行生

存期間估計。Kaplan-Meier 模型廣泛用於估計無法明確定義退場時間的「存續資料 (Survival Data)」，特別適用於觀測期內尚未退場之產品個體，屬右側刪截資料 (Right-censored Data)，對應零售產品之不完整觀測特性 (Lee and Wang, 2003)。Kaplan-Meier 存活分析函數為 $S(t) = P(T > t)$ ，代表個案可以存活過特定時間點 t 之機率，為一遞減函數 (Jager, van Dijk, Zoccali, and Dekker, 2008)。本研究對於各產品類別進行的存活分析，是採用「每月產品上架情況表」中各產品類別中的產品作為觀察對象，以 2016 年 1 月作為起始時間，持續追蹤觀察產品至 2021 年 12 月底前每個月之上架狀況。若產品有持續上架代表仍有銷售狀況，產品尚未被消費者淘汰，則無「產品死亡」此一特定事件發生，產品仍存活；若產品未被上架，則代表產品未有銷售狀況，根據個案公司表示，基於產業特性，若產品連續 6 個月皆無銷售資料，代表產品已被市場淘汰，此時即為「產品死亡」之特定事件發生。

(四) 產品未來潛在淨利評估方法

本研究之個案公司至 2021 年 12 月底仍上架之產品共 652 項。估算過程採用 AVM 系統產出的數據，該系統透過將作業合理歸屬至各作業中心，進而將成本歸屬至各產品中，涵蓋：1. 銷貨成本；2. 顧客服務成本（含交易、維繫、售後成本等）。

預測方法設計參考 Berger and Nasr (1998) 的架構，具體步驟包括計算 2020 年 1-9 月各產品類別每月平均單位淨利、根據存活產品數量估算各類別之每月平均淨利、並以 2020 年 10-12 月實際數據作為預測準確度檢驗基準，如圖 3 所示。對於模型之準確度，本研究採用平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error; *MAPE*) 和均方根誤差 (Root Mean Square Error; *RMSE*) 作為預測指標，以全面衡量模型預測結果之準確性。這兩個指標能從不同角度評估各產品類別於 2020 年 10 月至 12 月實際月平均利潤及預期月平均利潤之差異性。*MAPE* 的計算公式如下：

$$MAPE(\%) = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{n} * 100,$$

其中， n 為樣本數； A_t 為實際值； F_t 為預測值。

本研究選用 *MAPE* 作為主要模型效能指標，其理由如下：

1. 適合處理多尺度變數：在本研究資料中，不同產品類別的單價、毛利與銷量差距極大，*MAPE* 能夠反映「誤差相對於實際值的比率」，在產品間具可比性。
2. 具商業解釋性：*MAPE* 可直觀反映「預測誤差百分比」，易於被管理者理解與採納 (Hyndman and Koehler, 2006)。
3. 迴歸文獻廣泛應用：眾多迴歸型銷售預測與存貨管理文獻（如 Makridakis, Spiliotis, and Assimakopoulos, 2018）均採用 *MAPE* 為主評估依據，適用於實務操作。

MAPE 提供誤差的相對比例，有助於理解預測偏差的程度。然而，在處理接近

零或負值的情況時，為了避免可能產生誤導性結果，因此，本研究引入 $RMSE$ 作為補充指標。 $RMSE$ 保持與原始數據相同的單位，對大誤差更為敏感。透過同時使用這兩個指標，本研究能夠提供更全面、更平衡的模型性能評估，增強研究的嚴謹性和可靠性， $RMSE$ 的計算公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}}$$

其中， n 為樣本數； A_t 為實際值； F_t 為預測值。

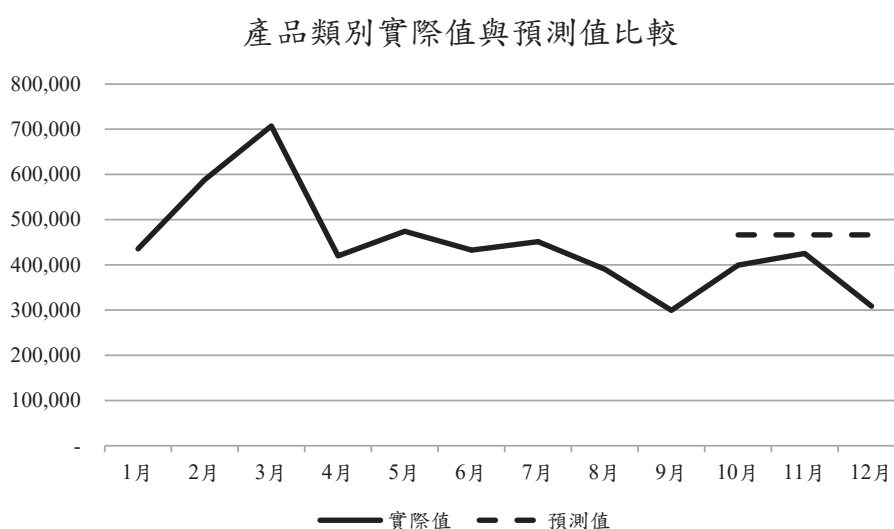


圖 3 實際值與預測值比較示意圖

資料來源：本研究整理

(五) 生命週期價值計算方法

在 $PLCV$ 的計算和分析方面，本研究將各產品類別之預估生存時長及未來潛在淨利導入 $PLCV$ 模型，並參考 Datar and Rajan (2021) 的方法，採用該行業基本最低年報酬率 3% 作為折現率。初步分析顯示，運用過往各產品類別之月平均淨利作為預期淨利之準確度不理想，許多產品類別之 $MAPE$ 高於 100%，這可能是由於許多產品類別各月平均淨利差異甚大所導致。

為了改善預測準確度，本研究進一步採用人工智慧中的神經網路與 XGBoost 進行預測，針對未來三個月的獲利進行獨立預測。神經網路預測模型使用 PyTorch 內建的線性函數。由於資料量較小，僅有 504 筆資料，本研究使用架構較簡單的雙層

神經網路¹。根據實驗結果分析，本研究經過多組參數測試後，觀察到幾個重要規律：學習率 (Learning Rate) 若大於 0.001 會導致預測效果明顯下降；隱藏層大小 (Hidden Size) 超過 24 也會使模型表現變差；而適中的參數設置 (隱藏層大小 = 12, lr = 0.0001) 能達到最佳平衡。基於這些觀察，確定最適組合如下：在資料處理方面，採用視窗大小 (Window Size) 為 5 的滑動窗口，並以 2 : 1 : 3 的比例將資料分割為訓練集、驗證集和測試集。這樣的分割方式既確保足夠的訓練數據，也保留適當的測試樣本以驗證模型效果。在神經網路架構設計上，選用較為簡單的雙層神經網路結構，隱藏層大小設定為 12，這個規模既不會造成模型過於複雜，又能保持足夠的學習能力。實驗結果顯示，當隱藏層大小超過 24 時，模型的表現會明顯變差，驗證較簡單的網路結構在本研究情境下更為適合。考慮到資料量較小 (504 筆)，選用較小的批次大小 (Batch Size) 為 16，這有助於模型更好地學習數據特徵。在訓練參數方面，採用較小的學習率 0.0001，避免模型在訓練過程中發生過度擬合。實驗證實，當學習率大於 0.001 時，預測效果會明顯下降。此最佳組合參數設定不僅達到最低的預測誤差，同時也維持良好的模型穩定性和泛化能力，是一個兼顧準確度和實用性的最佳組合。

此外，本研究亦引入 XGBoost 模型，旨在進一步比較其與神經網路在預測能力上的表現差異。本研究分別針對全部樣本 (共 1,500 筆)，並透過調整超參數組合進行模型訓練與驗證。所設定之超參數包括：學習率 (0.1、0.2)、決策樹深度 (3、4、5)、樣本取樣比例 (0.8、1.0)、L1 正則化強度 (0.1、0.2)、以及 L2 正則化強度 (0.1、0.2)。透過十折交叉驗證 (訓練集：驗證集：測試集 = 81 : 9 : 1)，最終獲得最佳模型組合為：學習率 0.1、樹深度 4、樣本比例 0.8、L1 正則化 0.1、L2 正則化 0.1。

透過這個完整的估算框架，本研究結合 AVM 系統的細緻數據、合理的預測方法和適當的評估指標，建立一個既考慮理論基礎又符合實務需求的 *PLCV* 估算方法。這種方法不僅可以準確估算產品的生命週期價值，也為企業的產品管理決策提供可靠的參考依據。

四、變數定義與衡量

對於本研究探討產品績效如何受人口統計變數影響的實證研究部分，本節對於模型之變數進行定義及衡量。消費者行為為消費者決定之總和，反映人類對產品、

1 有關神經網路模型之架構選擇與關鍵參數 (如隱藏層大小與學習率) 之敏感性分析結果，請參見附錄 A。該附錄詳細說明本研究如何在樣本數受限情況下，透過系統性測試與評估程序，尋求最適化模型設定，以提升預測準確度與穩定性。

服務、活動等的取得、消費、處置之總體決策 (Hoyer, MacInnis, and Pieters, 2012)。針對消費者之超市購物行為，Gilbert and Jackaria (2002) 認為消費者選購時，須依序作出三個主要決定，首先決定要購買哪一類產品，接著應思考購買哪個品牌，最後決定購買數量。然而，這些決定很大一部分受到商店佈局及消費者個人特徵如年齡、性別、收入等之影響。因此，本研究對於 *PLCV* 較高之產品種類，分析產品績效與人口統計變數之關係。

(一) 應變數：產品於通路之銷售淨利 (*Profit*)

採用 *AVM* 系統所產出之通路產品別利潤表，可清楚得知各產品於各通路之績效表現。本研究透過識別出生命週期價值較高的產品類別，將其各類別中的產品作為績效衡量之指標。

(二) 自變數

許多專家學者皆發現消費者行為受到消費者之個人特徵影響，包含其性別、年齡等 (Bawa and Ghosh, 1999; Ramya and Ali, 2016)。本研究採用中央及地方政府之公開資訊網站，蒐集臺灣各村里之相關人口變數，作為衡量產品績效與人口特徵關係之依據。下為本研究擬探討之影響產品績效的人口變數：1. 性別 (*Gender*)：本研究以通路所在村里其男女比例衡量性別對於產品績效之影響；2. 年齡 (*Age*)：本研究針對不同通路所處村里其年齡層佔比是否影響產品績效進行研究，並區分 6 個年齡層，依序為 20 歲以下 (*Age1*)、21 歲至 30 歲 (*Age2*)、31 歲至 40 歲 (*Age3*)、41 歲至 50 歲 (*Age4*)、51 歲至 60 歲 (*Age5*)、60 歲以上 (*Age6*)；3. 總戶數 (*Household*)：本研究加入通路所在村里之總戶數作為人口統計變數，衡量其與產品績效之間的關聯性；4. 每戶平均人口 (*Hsize*)：本研究以每戶平均人口瞭解家庭成員數多寡與產品績效之間的關係；5. 每戶平均收入 (*Hincome*)：本研究以通路所處村里其每戶納稅之綜合所得額平均數作為各村里每戶平均收入之指標，探討其與產品績效之關聯性；6. 教育程度 (*Edu*)：本研究以通路位於村里其大專院校以上學歷之人口佔比作為教育程度之衡量依據，探討其與產品績效之關聯性；7. 直轄市 (*Mct*)：本研究對於通路是否位於直轄市設立一虛擬變數，作為研究通路位於直轄市與非直轄市對於產品績效之影響。8. 區域別 (*Area*)：對於通路所處之地理區域別作區分，以通路是否位於北部 (*Area1*) 作為比較基準，設立三個虛擬變數——通路位於中部 (*Area2*)、通路位於南部 (*Area3*)、通路位於東部或離島 (*Area4*)，探討通路之區域別差異是否影響產品績效。9. 店型 (*Type*)：本研究以 C、D 型店 (*Type3*) 作為比較基準，設立兩個虛擬變數——A、B 型店 (*Type2*)、3A、2A 型店 (*Type1*)，比較店型差異對產品績效之影響。

五、研究模型

本研究將對於個案公司中生命週期價值較高的產品類別，探討通路周遭之人口統計變數對於產品淨利之影響，作為產品管理及資源配置管理之建議依據。本研究建立依據研究問題，建立下列的模型：

$$\begin{aligned} Profit_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 Gender_{i,t^*} + \beta_2 Age2_{i,t^*} + \beta_3 Age3_{i,t^*} + \beta_4 Age4_{i,t^*} + \beta_5 Age5_{i,t^*} \\ & + \beta_6 Age6_{i,t^*} + \beta_7 Household_{i,t^*} + \beta_8 Hsize_{i,t^*} + \beta_9 Hincome_{i,t^*} \\ & + \beta_{10} Edu_{i,t^*} + \beta_{11} Mct_{i,t^*} + \beta_{12} Area2_{i,t^*} + \beta_{13} Area3_{i,t^*} \\ & + \beta_{14} Area4_{i,t^*} + \beta_{15} Type1_{i,t^*} + \beta_{16} Type2_{i,t^*} + \varepsilon_{i,t^*}, \end{aligned}$$

其中，下標 i 代表通路別、 t 代表月份、 t^* 代表 2020 年 1 月至 3 月各人口統計變數之平均數。有關應變數與自變數之定義與說明請見變數定義與衡量。

肆、研究結果

一、PLCV 之估算

本研究主要為個案公司至 2021 年底仍上架之產品估計生命週期價值。由於個案公司屬於通路代理商，並不自行生產產品，故不一定於產品剛上市時即代理該產品，亦不一定因為產品銷售不佳退出市場而終止代理。個案公司終止代理產品因素有許多，包含業績不佳、業績好使廠商收回代理權自行經營、代理同類產品導致終止代理原產品等。因此，本研究是以通路代理商之角度，觀察其所代理產品及自有產品之生命週期價值，並將個案公司之 *PLCV* 定義為產品於開始上架至停止上架之整個期間，能為企業產生之淨利潤或損失之現值。

根據 *PLCV* 模型，於計算個案公司所上架之產品其生命週期價值前，先對於相關變數進行處理及分析，包括：依據產品同質性對各產品進行細分、估計各產品類別之存活期間、估計各產品類別於未來每月會產生之淨利。最終整理後，將數據導入 *PLCV* 模型中，即可估算出各產品類別之 *PLCV*。

下將分別對於產品之細分市場、生存分析 (Survival Analysis) 及未來潛在淨利進行資料處理及分析，最後計算各產品類別之 *PLCV*。

(一) 產品細分市場

為求 *PLCV* 之精確性，本研究在與個案公司討論後，將 2016 年 1 月至 2021 年 12 月共上架過的 1,500 項產品依據產品屬性、特徵進行三階段的劃分。產品於每一階段劃分後，其產品類別內之產品同質性越高，對於不同產品類別進行的生存分析及 *PLCV* 之估算亦可以更精確。

在產品細分之第一階段，本研究將個案公司提供的「每月產品上架情況表」中

的產品，依據屬性區分為食品及用品兩大類；而對於細分的第二階段，將食品下分為五大類別，分別為糖果零食類、沖泡保健類、飲料冰品類、酒類及日雜類，而用品亦將再細分成五大類，分別為個人清潔類、個人用品類、美妝保養類、雜貨類、紙棉製品類；針對細分的第三階段，分別將食品及用品中的五大類繼續下分²。

本研究對於產品進行之三階段分類，於個案公司所提供之「每月產品上架情況表」新增欄位，包含「類別 1」、「類別 2」、「類別 3」，部分呈現如表 2 所示。

表 2 每月產品上架情況表（篩選）

| productID | 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 |
|---------------|------|-------|--------|
| 4713043260107 | 用品 | 個人清潔類 | 臉部清潔 |
| 4713043260091 | 用品 | 個人清潔類 | 頭髮清潔 |
| 8886451011190 | 食品 | 沖泡保健類 | 成人營養奶粉 |
| 8888240000095 | 食品 | 沖泡保健類 | 沖泡咖啡 |

資料來源：本研究整理

（二）產品存活分析

本研究蒐集各產品之存活期間及 2021 年 12 月時之存活狀態，對於分群產品進行存活分析。根據「每月產品上架情況表」，若產品該月有銷售資料，其值為 1；若產品該月無銷售資料，其值則為 0。而依據上述定義，若產品連續 6 個月皆無銷售資料，視為「產品死亡」。本研究於計算各產品存活期間時，是以個案公司開始上架該產品的時點為起始點，以個案公司停止上架產品的時點為終點，計算該產品總存活月份數作為生命週期時長，並於「每月產品上架情況表」中新增一欄位，命名為「livemonths」；對於產品存活狀態，則新增一欄位，命名為「survival」，若產品於 2021 年 12 月底前已死亡則標示 1，反之則為 0。本研究彙整後，依此建立「產品生存時長彙整表」，如表 3 所示。

表 3 產品生存時長彙整表（篩選）

| productID | 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 | 201601 | 201602 | ... | 202112 | livemonths | survival |
|---------------|------|------|----------|--------|--------|-----|--------|------------|----------|
| 4711101060034 | 用品 | 雜貨類 | 除蟲 防蟲 | 1 | 1 | ... | 0 | 30 | 1 |
| 4710063134418 | 食品 | 日雜類 | 藥膳 乾貨 | 1 | 1 | ... | 0 | 53 | 1 |
| 4710943210010 | 食品 | 日雜類 | 調味品 | 1 | 1 | ... | 1 | 72 | 0 |

資料來源：本研究整理

2 本研究依據臺灣某大型零售通路的分類方式來劃分產品類別。這種分類方法不僅在業內被廣泛採用，也與消費者的購物習慣和認知相符。

本研究接著將「產品生存時長彙整表」導入 Python，進行 Kaplan-Meier 存活分析，得出各類別之預估生命週期。

1. 食品及用品生存分析

圖 4 為食品及用品使用 Kaplan-Meier 存活分析得出之不同時點下之生存機率。本研究參考 Jager et al. (2008)，使用存活率之中位數作為衡量生存時長的基礎，其定義為自納入觀察起，累計存活率下降至 50% 以下的時點，本研究稱其為「存活中位數」。因此，本研究於衡量各產品類別之生命週期長度時，即是以各產品類別之存活中位數作為衡量基準。

根據圖 4，個案公司所上架之產品中，食品之存活中位數為 41 個月，用品之存活中位數為 11 個月。透過對於存活曲線之觀察，可發現：食品類存活曲線相對穩定，存活率隨著時間逐漸遞減，用品類的產品存活曲線則相對不穩定，其於剛上架前 10 個月內之存活率急速下降。由此可見，個案公司於上架用品類產品於通路時會面臨一些挑戰。

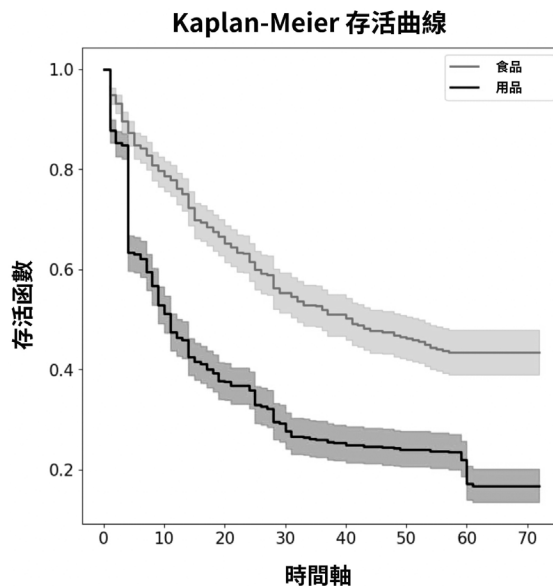


圖 4 食品／用品生存分析

資料來源：本研究整理

2. 食品及用品第二階段分類之生存分析

圖 5 為食品及用品細分後之類別使用 Kaplan-Meier 存活分析得出之不同時點下之生存機率。對於食品類，糖果零食類之存活中位數為 20 個月，沖泡保健類之存活中位數為 32 個月，酒類之存活中位數為 18 個月，至於飲料冰品類及日雜類因其產品存活率尚未下降 50%，本研究以其產品種類內，樣本最長觀察期間作為其存活

中位數，分別為 60 個月及 72 個月。對於用品類，個人清潔類之存活中位數為 19 個月，個人用品類之存活中位數為 1 個月，美妝保養類之存活中位數為 14 個月，雜貨類之存活中位數為 30 個月，紙棉紙品之存活中位數為 4 個月。

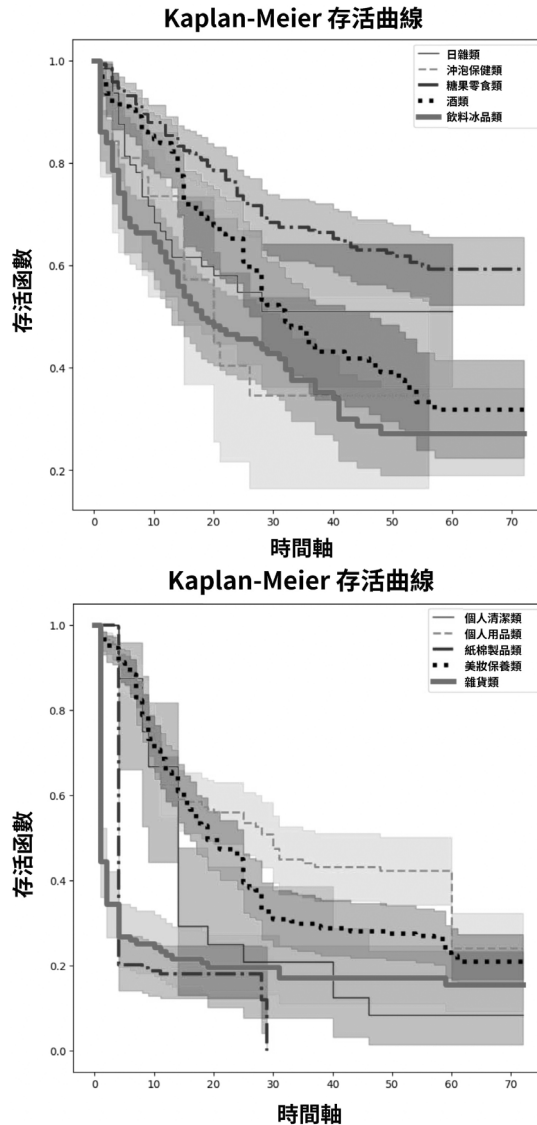


圖 5 食品及用品第二階段生存分析

資料來源：本研究整理

3. 食品及用品第三階段分類之生存分析

表 4 顯示食品及用品第三階段分類之生存時長。由表 4 可知，在食品類中，糖果零食類及沖泡保健類產品，兩類產品之存活中位數有極大差異，其中餅乾類及沖

表 4 各產品類別之產品生命週期價值

| 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 | 產品 月平均淨利 | 存活產品 個數 | 產品類別 月平均淨利 | 生命週期 長度 (月) | 產品生命週期 價值 | 平均絕對百分比 誤差 (MAPE) | 均方根誤差 (RMSE) |
|------|-------|--------|-------------|------------|----------------|----------------|---------------|----------------------|-----------------|
| 整體 | | | \$5,975 | 652 | \$3,896,009.64 | 22 | \$83,296,510 | 67% | 2,864,523 |
| 食品 | | | \$7,035 | 415 | \$2,919,456 | 41 | \$113,632,705 | 56% | 2,724,715 |
| 用品 | | | \$4,156 | 237 | \$984,939 | 11 | \$10,673,559 | 152% | 3,033,659 |
| | 糖果零食類 | | \$37,791 | 15 | \$566,860 | 20 | \$11,044,967 | 126% | 2,823,165 |
| | 沖泡保健類 | | \$2,026 | 108 | \$218,769 | 32 | \$6,719,839 | 89% | 2,987,227 |
| 食品 | 飲料冰品類 | | \$12,977 | 37 | \$480,140 | 60* | \$26,720,937 | 289% | 3,273,994 |
| | 酒類 | | \$13,015 | 85 | \$1,106,241 | 18 | \$19,447,207 | 30% | 1,810,411 |
| | 日雜類 | | \$3,395 | 170 | \$576,990 | 72* | \$37,975,639 | 67% | 1,927,846 |
| | 個人清潔類 | | \$1,803 | 59 | \$106,366 | 19 | \$1,971,296 | 82% | 3,048,283 |
| | 個人用品類 | | \$16,086 | 29 | \$466,482 | 1 | \$465,319 | 26% | 2,706,583 |
| 用品 | 美妝保養類 | | \$1,373 | 2 | \$2,746 | 14 | \$37,731 | 412% | 2,994,753 |
| | 雜貨類 | | \$3,498 | 120 | \$419,781 | 30 | \$12,118,180 | 222% | 3,174,506 |
| | 紙棉製品類 | | X | 27 | X | 4 | X | X | X |
| | 糖果零食類 | 非餅乾類 | \$15,397 | 5 | \$76,985 | 15 | \$1,132,003 | 417% | 2,951,860 |
| | | 餅乾類 | \$60,168 | 10 | \$601,683 | 56* | \$31,405,401 | 191% | 2,864,736 |
| | | 保健食品 | X | 20 | X | 31 | X | X | X |
| | | 成人營養奶粉 | \$1,710 | 54 | \$92,332 | 48 | \$4,171,439 | 79% | 2,970,412 |
| | 沖泡保健類 | 幼兒營養奶粉 | X | 11 | X | 46 | X | X | X |
| | | 沖泡咖啡 | \$7,411 | 10 | \$74,109 | 60* | \$4,124,341 | 599% | 2,942,390 |
| | | 沖泡茶品 | \$46 | 10 | \$456 | 26 | \$11,460 | 100% | 3,044,354 |
| | | 其他沖泡品 | \$6,807 | 3 | \$20,421 | 15 | \$300,277 | 117% | 2,977,084 |
| | | 水氣泡水 | \$44,596 | 6 | \$267,576 | 13 | \$3,418,362 | 145% | 3,152,738 |
| | 飲料冰品類 | 冷藏乳飲 | \$3,979 | 4 | \$15,915 | 12 | \$187,913 | 109% | 2,982,916 |
| | | 咖啡 | \$5,651 | 11 | \$62,162 | 60* | \$3,459,445 | 74% | 2,982,592 |
| | | 果汁 | \$7,258 | 13 | \$94,357 | 23* | \$2,106,434 | 156% | 3,089,526 |
| | | 其他飲品 | \$20,706 | 3 | \$62,117 | 5 | \$308,268 | 199% | 3,029,472 |
| 食品 | | 啤酒 | \$22,892 | 11 | \$251,817 | 14 | \$3,460,207 | 95% | 2,364,539 |
| | 酒類 | 其他釀造酒 | \$7,246 | 59 | \$427,500 | 17 | \$7,106,542 | 15% | 2,627,679 |
| | | 蒸餾酒 | \$18,492 | 13 | \$240,396 | 37 | \$8,485,558 | 11% | 2,807,228 |
| | | 藥酒 | \$47,658 | 2 | \$95,315 | 22 | \$2,037,838 | 76% | 2,967,641 |
| | | 調味食品 | \$8,099 | 15 | \$121,486 | 72* | \$7,995,809 | 107% | 2,162,204 |
| | | 豆類 | \$782 | 22 | \$17,196 | 72* | \$1,131,797 | 102% | 2,887,685 |
| | | 米 | X | 0 | X | 24 | X | X | X |
| | | 麵粉 | \$771 | 19 | \$14,642 | 72* | \$963,661 | 144% | 3,048,670 |
| | 日雜類 | 調味品 | \$5,844 | 57 | \$333,106 | 72* | \$21,923,965 | 40% | 2,521,166 |
| | | 快煮麵 | \$3,925 | 10 | \$39,251 | 72* | \$2,583,352 | 1023% | 3,008,225 |
| | | 調理食品 | X | 15 | X | 72* | X | X | X |
| | | 起士奶油 | X | 8 | X | 72* | X | X | X |
| | | 藥膳乾貨 | \$4,304 | 23 | \$98,996 | 72* | \$6,515,580 | 118% | 3,072,423 |
| | | 臉部清潔 | \$2,963 | 39 | \$115,572 | 72* | \$7,606,601 | 74% | 3,019,410 |
| | 個人清潔類 | 頭髮清潔 | \$354 | 5 | \$1,772 | 15 | \$26,049 | 85% | 2,998,387 |
| | | 身體清潔 | \$1,065 | 9 | \$9585 | 15 | \$140,935 | 237% | 3,006,489 |
| | | 口腔清潔 | \$203 | 6 | \$1220 | 17 | \$20,275 | 98% | 3,008,749 |
| | | 個人衣物 | X | 0 | X | 1 | X | X | X |
| | 個人用品類 | 衛生紙 | \$37,185 | 8 | \$297,479 | 4 | \$1,182,516 | 17% | 2,775,112 |
| | | 其他個人用品 | \$1,659 | 21 | \$34,849 | 72* | \$2,293,629 | 988% | 3,015,523 |
| 用品 | 美妝保養類 | 美妝保養 | \$1,373 | 2 | \$2,746 | 14 | \$37,731 | 412% | 2,994,753 |
| | | 衣物清潔 | \$8,671 | 29 | \$251,451 | 72* | \$16,549,731 | 339% | 2,839,781 |
| | | 廚房用品 | X | 24 | X | 20* | X | X | X |
| | 雜貨類 | 除蟲防蟲 | X | 6 | X | 9 | X | X | X |
| | | 植物用品 | X | 40 | X | 1* | X | X | X |
| | | 寵物用品 | \$8,802 | 12 | \$105,629 | 72* | \$6,952,169 | 484% | 2,938,008 |
| | | 其他雜貨 | X | 9 | X | 11 | X | X | X |
| | 紙棉製品類 | 紙尿褲 | X | 27 | X | 4 | X | X | X |
| | | 衛生棉 | X | 0 | X | 4 | X | X | X |

註：1. 本研究涉及企業營運數據，基於商業敏感性和保密協議的限制，所有數值資料均已進行線性轉換處理。雖經轉換，但皆保留原始數據間的相對線性關係和變化趨勢，不影響研究結果的有效性。
 2. 表中“X”符號，代表該數據點有以下可能情況：(1) 特定時期內無銷售記錄或相關資料；(2) 無利潤資料；(3) 數值為負值。
 3. 表中“*”代表產品類別之存活率尚未下降 50%，本研究以其產品種類內，樣本最長觀察期間作為其存活中位數。

泡咖啡類存活期間長，而進一步透過產品上架情況表可知，存活之餅乾類其產品多為個案公司之自有品牌，存活之沖泡咖啡類其產品上游製造商於國內相當有名。對於飲料冰品類，可發現其中的咖啡產品存活期間相當長，而水氣泡水、冷藏乳飲及其他飲品之存活期間較短。針對日雜類，其中除了米類之外，其餘產品種類存活率皆未下降 50%，存活機率高且期間長；而在用品類中，雖然個人清潔類之存活中位數僅 19 個月，然細分後會發現：臉部清潔類之產品存活率高於頭部、身體、口腔清潔類，其存活中位數為 72 個月，而其餘類別則不到 20 個月。同樣地，個人用品類之存活中位數雖然僅 1 個月，但其中之其他個人用品其存活中位數為 72 個月，觀察產品上架情況表可知，這些存活的產品多為防蚊液、暖暖包等。對於紙棉製品類，其中之紙尿褲及衛生棉類產品其存活期間數皆不長。

(三) *PLCV* 分析

本研究之個案於估算 *PLCV* 前，先探討各產品類別之未來潛在淨利。將各產品類別之預估生存時長及未來潛在淨利導入 *PLCV* 模型，即可得出各產品類別之生命週期價值。表 4 顯示各產品類別之生命週期價值。

1. 分析 *MAPE* 及 *RMSE*

表 4 最右邊兩欄顯示各產品類別之 *MAPE* 及 *RMSE*。從整體看，採用過往各產品類別之月平均淨利作為預期淨利之準確度不理想，許多產品類別之 *MAPE* 高於 100%，如非餅乾類、餅乾類、沖泡咖啡等，本研究認為是由於許多產品類別各月平均淨利差異甚大所導致。

然而個別看，有些產品類別之 *MAPE* 低於 100%，如咖啡、調味品、臉部清潔等，可以做為個案公司參考指標，甚至其他釀造酒、蒸餾酒、衛生紙之 *MAPE* 低於 20%，代表此類產品每月淨利波動較小，而個案公司可以依據各產品類別之預測準確度，參考部分產品類別之 *PLCV*。

為提升 *PLCV* 之預測準確度，除初步採用之 Kaplan-Meier 存活分析，結合過去九個月各產品類別的獲利平均作為未來三個月獲利的預估方法外，本研究亦嘗試導入神經網路進行建模（表 5）。結果顯示，神經網路在部分產品類別之預測表現優於傳統統計方法，前者全部產品的 *MAPE* 值為 67%，而後者的 *MAPE* 值為 57%，*MAPE* 誤差比例下降 14.93%，顯示類神經網路在相對預測誤差上有所進步。然而，由於神經網路存在模型解釋性不足、參數設定敏感度高限制，且其預測表現仍略遜於 XGBoost 模型，後續引入之該模型全部產品的 *MAPE* 值為 48%，*MAPE* 誤差比例進一步下降 15.79%，*RMSE* 亦顯著下降，幅度相當可觀，故本研究最終採用 XGBoost 作為主要預測工具（表 6）。茲針對 XGBoost 結果分析如下。

表 5 各產品類別之產品生命週期價值：採用類神經網路估計產品月平均淨利

| 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 | 產品 月平均淨利 | 存活產品 個數 | 產品類別 月平均淨利 | 生命週期 長度 (月) | 產品生命週期 價值 | 平均絕對百分比 誤差 (MAPE) | 均方根誤差 (RMSE) | |
|-------|-------|--------|-------------|------------|---------------|----------------|--------------|----------------------|-----------------|-----------|
| 整體 | | | \$2,072 | 652 | \$1,350,890 | 22 | \$29,719,580 | 57% | 3,665,701 | |
| 食品 | | | \$2,964 | 415 | \$1,229,886 | 41 | \$50,425,307 | 55% | 3,521,548 | |
| 用品 | | | \$724 | 237 | \$171,622 | 11 | \$1,887,841 | 77% | 605,679 | |
| 食品 | 糖果零食類 | | \$14,356 | 15 | \$215,343 | 20 | \$4,306,857 | 82% | 394,111 | |
| | | 沖泡保健類 | \$356 | 108 | \$38,492 | 32 | \$1,231,750 | 74% | 323,927 | |
| | | 飲料冰品類 | \$5,842 | 37 | \$216,160 | 60* | \$12,969,570 | 217% | 779,387 | |
| | | 酒類 | \$4,386 | 85 | \$372,798 | 18 | \$6,710,371 | 62% | 1,808,303 | |
| 用品 | 日雜類 | | \$1,900 | 170 | \$323,081 | 72* | \$23,261,846 | 79% | 2,243,654 | |
| | | 個人清潔類 | \$364 | 59 | \$21,451 | 19 | \$407,574 | 71% | 165,323 | |
| | | 個人用品類 | \$5,409 | 29 | \$156,854 | 1 | \$156,854 | 46% | 135,241 | |
| | | 美妝保養類 | \$1,105 | 2 | \$2,210 | 14 | \$30,935 | 430% | 2,038 | |
| 食品 | 糖果零食類 | 雜貨類 | \$220 | 120 | \$26,426 | 30 | \$792,780 | 152% | 478,319 | |
| | | 紙棉製品類 | X | 27 | X | 4 | X | X | X | |
| | 沖泡保健類 | 非餅乾類 | 4,001 | 5 | 20,004 | 15 | 300,066 | 149% | 46,345 | |
| | | 餅乾類 | 21,199 | 10 | 211,990 | 56* | 11,871,424 | 79% | 439,049 | |
| | | 保健食品 | X | 20 | X | 31 | X | X | X | |
| | | 成人營養奶粉 | 483 | 54 | 26,068 | 48 | 1,251,256 | 73% | 80,231 | |
| | 飲料冰品類 | 幼兒營養奶粉 | X | 11 | X | 46 | X | X | X | |
| | | 沖泡咖啡 | 2,452 | 10 | 24,524 | 60* | 1,471,418 | 136% | 41,302 | |
| | | 沖泡茶品 | 234 | 10 | 2,339 | 26 | 60,822 | 80% | 78,610 | |
| | | 其他沖泡品 | 2,691 | 3 | 8,074 | 15 | 121,115 | 72% | 15,976 | |
| | 酒類 | 水氣泡水 | 28,311 | 6 | 169,864 | 13 | 2,208,238 | 143% | 502,636 | |
| | | 冷藏乳飲 | 1,276 | 4 | 5,106 | 12 | 61,269 | 92% | 17,903 | |
| | | 咖啡 | 2,740 | 11 | 30,144 | 60* | 1,808,632 | 63% | 45,082 | |
| | | 果汁 | 2,439 | 13 | 31,709 | 23* | 729,310 | 123% | 251,918 | |
| | 日雜類 | 其他飲品 | 其他飲品 | 13,327 | 3 | 39,981 | 5 | 199,907 | 169% | 92,867 |
| | | | 啤酒 | 10,261 | 11 | 112,871 | 14 | 1,580,194 | 54% | 1,585,353 |
| 蒸餾酒 | | 其他釀造酒 | 2,669 | 59 | 157,444 | 17 | 2,676,551 | 55% | 228,242 | |
| | | 藥酒 | 7,766 | 13 | 100,955 | 37 | 3,735,341 | 47% | 89,880 | |
| | | 調味食品 | 15,508 | 2 | 31,017 | 22 | 682,364 | 83% | 57,779 | |
| | | 調味食品 | 6,128 | 15 | 91,922 | 72* | 6,618,384 | 61% | 1,063,795 | |
| 豆類 | | 豆類 | 1,208 | 22 | 26,587 | 72* | 1,914,263 | 144% | 186,747 | |
| | | 米 | X | 0 | X | 24 | X | X | X | |
| | | 麵粉 | 麵粉 | 11 | 19 | 206 | 72* | 14,818 | 114% | 65,382 |
| | | | 調味品 | 2,134 | 57 | 121,617 | 72* | 8,756,407 | 68% | 442,480 |
| | 快煮麵 | | 615 | 10 | 6,148 | 72* | 442,670 | 369% | 31,388 | |
| | 調理食品 | | X | 15 | X | 72* | X | X | X | |
| 個人清潔類 | 起士奶油 | 起士奶油 | X | 8 | X | 72* | X | X | X | |
| | | 藥膳乾貨 | 1,966 | 23 | 45,222 | 72* | 3,256,019 | 117% | 315,841 | |
| | 面部清潔 | 面部清潔 | 817 | 39 | 31,878 | 72* | 2,295,202 | 62% | 121,649 | |
| | | 頭髮清潔 | 183 | 5 | 914 | 15 | 13,709 | 74% | 8,506 | |
| | | 身體清潔 | -25 | 9 | -224 | 15 | -3,354 | 64% | 17,300 | |
| | | 口腔清潔 | 1,039 | 6 | 6,234 | 17 | 105,984 | 111% | 22,469 | |
| | 個人用品類 | 個人衣物 | X | 0 | X | 1 | X | X | X | |
| | | 衛生紙 | 17,039 | 8 | 136,315 | 4 | 545,261 | 37% | 92,593 | |
| | 美妝保養類 | 其他個人用品 | 75 | 21 | 1,583 | 72* | 113,975 | 298% | 27,849 | |
| | | 美妝保養 | 美妝保養 | 1,210 | 2 | 2,419 | 14 | 33,871 | 452% | 2,278 |
| 衣物清潔 | | | 3,043 | 29 | 88,236 | 72* | 6,352,999 | 184% | 157,884 | |
| 雜貨類 | | 廚房用品 | X | 24 | X | 20* | X | X | X | |
| | 除蟲防蟲 | X | 6 | X | 9 | X | X | X | | |
| | 植物用品 | X | 40 | X | 1* | X | X | X | | |
| | 寵物用品 | 3,456 | 12 | 41,474 | 72* | 2,986,094 | 205% | 37,315 | | |
| 紙棉製品類 | 其他雜貨 | X | 9 | X | 11 | X | X | X | | |
| | 紙尿褲 | X | 27 | X | 4 | X | X | X | | |
| | 衛生棉 | X | 0 | X | 4 | X | X | X | | |

註：1. 本研究涉及企業營運數據，基於商業敏感性和保密協議的限制，所有數值資料均已進行線性轉換處理。雖經轉換，但皆保留原始數據間的相對線性關係和變化趨勢，不影響研究結果的有效性。
 2. 表中“X”符號，代表該數據點有以下可能情況：(1) 特定時期內無銷售記錄或相關資料；(2) 無利潤資料；(3) 數值為負值。
 3. 表中“*”代表產品類別之存活率尚未下降 50%，本研究以其產品種類內，樣本最長觀察期間作為其存活中位數。

2. 分析 *PLCV*

(1) 第一階段分類

根據表 6，食品之生命週期長度及每期預期淨利分別為 22 個月及 941,516 元，用品之生命週期長度及每期預期淨利分別為 15 個月及 168,791 元，因此，食品之生命週期價值遠高於用品之生命週期價值。

從產品生命週期長度看，食品類產品較用品類產品擁有更長之生命週期，其意涵不僅代表食品類產品可以生存較久，亦代表個案公司與生產食品類產品之上游製造商的顧客關係更持久，以及食品類的消費者有更高之忠誠度、黏著度，產品與消費者之間維持更穩定的關係，使產品不容易被淘汰。對於食品類產品，個案公司與下游通路商應加以重視顧客關係管理，對於經常消費的顧客思考如何維持其忠誠度；針對用品類產品，個案公司應探討停止上架產品多為何種原因，若產品多是因業績不佳或代理利潤不佳而終止代理，須思考其背後之投入成本是否合理、適當，及銷售不佳之原因，作為目前仍代理之產品借鏡。

從 *PLCV* 角度看，食品類產品未來所能帶來之利潤高於用品類產品，發展潛力較高。基於本研究分析結果和與個案公司管理層的深入訪談，本研究建議個案公司在未來上架產品時，可以考慮以食品類產品為主。首先，從個案公司與上游製造商的關係來看，代理新產品確實涉及較高的隱藏成本。根據個案公司總經理的說明，這些成本主要體現在員工培訓方面。例如，公司需要對近 90 位員工進行新產品的教育培訓，這部分投入雖然未在財務報表中明確列出，但對公司營運有實質影響。因此，與上游製造商維持穩定關係可能有助於降低這些隱藏成本。此外，雖然本研究未能直接獲取詳細的行銷數據（主要是由於大型零售通路作為一個相對封閉的通路系統，許多銷售數據難以獲取），但根據公司的實際營運經驗和本研究的分析結果，食品類產品通常具有較長的生命週期，這可能有利於公司的長期經營策略。

(2) 第二階段分類

對於食品類的第二分類，日雜類產品的生命週期長度及價值最高，分別為 46 個月及 11,243,205 元，顯示出日雜類產品對於個案公司之重要性。基於這一研究結果和公司的實際營運經驗，個案公司可以考慮上架更多日雜類產品。首先，日雜類產品的較長生命週期意味著可能有更穩定的市場需求。雖然本研究無法直接獲取上下游關係的詳細數據（主要是出於客戶保密的考慮），但根據個案公司總經理的說明，產品在特定通路的良好表現通常反映相對穩定的供需關係。其次，從成本效益的角度看，公司的行銷成本主要體現在人力資源投入上，每位業務員平均負責約 15 家店鋪的管理，這部分成本相對固定。因此，如果能夠提高每項商品在每家店的平均銷售業績，將有助於最大化利潤。日雜類產品的高價值表現恰好符合這一策略目標。此外，因為下游通路主打生鮮食品，而消費者若是因下廚而購買生鮮食品時，

表 6 各產品類別之產品生命週期價值：採用 XGBoost 估計產品月平均淨利

| 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 | 產品月平均淨利 | 存活產品個數 | 產品類別月平均淨利 | 生命週期長度 (月) | 產品生命週期價值 | 平均絕對百分比誤差 (MAPE) | 均方根誤差 (RMSE) |
|------|-------|--------|----------|--------|-----------|------------|--------------|------------------|--------------|
| 整體 | | | \$1,480 | 652 | \$965,011 | 18 | \$16,964,446 | 48% | 777 |
| 食品 | | | \$2,268 | 415 | \$941,516 | 22 | \$20,129,561 | 41% | 1,677 |
| 用品 | | | \$712 | 237 | \$168,791 | 15 | \$2,481,937 | 27% | 222 |
| | 糖果零食類 | | \$10,188 | 15 | \$152,821 | 13 | \$1,952,343 | 1% | 155 |
| | 沖泡保健類 | | \$518 | 108 | \$55,952 | 22 | \$1,196,245 | 8% | 64 |
| 食品 | 飲料冰品類 | | \$4,883 | 37 | \$180,659 | 24 | \$4,203,211 | 8% | 233 |
| | 酒類 | | \$2,785 | 85 | \$236,749 | 11 | \$2,565,595 | 34% | 6,003 |
| | 日雜類 | | \$1,524 | 170 | \$259,046 | 46 | \$11,243,205 | 30% | 864 |
| | 個人清潔類 | | \$494 | 59 | \$29,132 | 16 | \$456,362 | 101% | 779 |
| | 個人用品類 | | \$1,913 | 29 | \$55,479 | 2 | \$110,543 | 2% | 28 |
| 用品 | 美妝保養類 | | \$132 | 2 | \$264 | 17 | \$4,389 | 266% | 308 |
| | 雜貨類 | | \$710 | 120 | \$85,219 | 21 | \$1,741,308 | 16% | 232 |
| | 紙棉製品類 | | X | 27 | X | 5 | X | 5% | 16 |
| | 糖果零食類 | 非餅乾類 | \$3,549 | 5 | \$17,746 | 12 | \$209,533 | 26% | 291 |
| | | 餅乾類 | \$19,891 | 10 | \$198,911 | 25 | \$4,814,725 | 0% | 61 |
| | | 保健食品 | X | 20 | X | 16 | -X | 236% | 116 |
| | | 成人營養奶粉 | \$456 | 54 | \$24,617 | 22 | \$526,309 | 10% | 72 |
| | | 幼兒營養奶粉 | X | 11 | X | 12 | X | 7% | 41 |
| | 沖泡保健類 | 沖泡咖啡 | \$3,207 | 10 | \$32,066 | 38 | \$1,161,051 | 22% | 146 |
| | | 沖泡茶品 | \$57 | 10 | \$573 | 21 | \$11,707 | 21% | 349 |
| | | 其他沖泡品 | \$827 | 3 | \$2,480 | 16 | \$38,854 | 8% | 38 |
| | | 水氣泡水 | \$12,641 | 6 | \$75,849 | 13 | \$968,991 | 1% | 200 |
| | | 冷藏乳飲 | \$1,303 | 4 | \$5,210 | 11 | \$56,465 | 59% | 1,165 |
| 食品 | 飲料冰品類 | 咖啡 | \$2,613 | 11 | \$28,743 | 35 | \$962,113 | 48% | 1,619 |
| | | 果汁 | \$5,305 | 13 | \$68,959 | 24 | \$1,604,391 | 13% | 3,346 |
| | | 其他飲品 | \$2,275 | 3 | \$6,826 | 8 | \$53,999 | 154% | 2,121 |
| | | 啤酒 | \$3,316 | 11 | \$36,481 | 11 | \$395,341 | 63% | 35,036 |
| | | 其他釀造酒 | \$1,460 | 59 | \$86,124 | 10 | \$849,520 | 15% | 470 |
| | 酒類 | 蒸餾酒 | \$5,615 | 13 | \$72,989 | 15 | \$1,073,248 | 6% | 459 |
| | | 藥酒 | \$24,440 | 2 | \$48,880 | 50 | \$2,294,713 | 41% | 10,714 |
| | | 調味食品 | \$3,770 | 15 | \$56,551 | 50 | \$2,654,846 | 2% | 1,117 |
| | | 豆類 | \$297 | 22 | \$6,530 | 59 | \$357,786 | 33% | 1,012 |
| | | 米 | X | 0 | \$0 | 22 | \$0 | X | 3,001 |
| | | 麵粉 | \$504 | 19 | \$9,574 | 67 | \$589,921 | 2% | 16 |
| | 日雜類 | 調味品 | \$2,585 | 57 | \$147,321 | 46 | \$6,394,085 | 33% | 2,563 |
| | | 快煮麵 | \$1,663 | 10 | \$16,629 | 57 | \$882,391 | 330% | 777 |
| | | 調理食品 | X | 15 | X | 38 | X | 18% | 1,144 |
| | | 起士奶油 | X | 8 | X | 11 | X | 5% | 42 |
| | | 藥膳乾貨 | \$2,098 | 23 | \$48,257 | 53 | \$2,392,635 | 26% | 1,963 |
| | | 臉部清潔 | \$1,493 | 39 | \$58,220 | 56 | \$3,038,833 | 19% | 691 |
| | 個人清潔類 | 頭髮清潔 | \$62 | 5 | \$312 | 15 | \$4,582 | 24% | 71 |
| | | 身體清潔 | \$144 | 9 | \$1,300 | 16 | \$20,370 | 816% | 2,558 |
| | | 口腔清潔 | \$48 | 6 | \$291 | 19 | \$5,390 | 4% | 16 |
| | | 個人衣物 | \$0 | 0 | \$0 | 2 | \$0 | X | 7 |
| | 個人用品類 | 衛生紙 | \$19,702 | 8 | \$157,613 | 21 | \$3,220,579 | 0% | 88 |
| | | 其他個人用品 | \$299 | 21 | \$6,273 | 10 | \$61,872 | 266% | 73 |
| 用品 | 美妝保養類 | 美妝保養 | \$132 | 2 | \$264 | 17 | \$4,389 | 266% | 308 |
| | | 衣物清潔 | \$3,827 | 29 | \$110,989 | 54 | \$5,599,938 | 83% | 787 |
| | | 廚房用品 | X | 24 | X | 23 | X | 3% | 239 |
| | | 除蟲防蟲 | X | 6 | X | 10 | X | 6% | 109 |
| | 雜貨類 | 植物用品 | \$0 | 40 | \$0 | 1 | \$0 | X | 47 |
| | | 寵物用品 | \$2,539 | 12 | \$30,470 | 25 | \$737,538 | 504% | 1,459 |
| | | 其他雜貨 | X | 9 | X | 21 | X | 22% | 182 |
| | 紙棉製品類 | 紙尿褲 | X | 27 | X | 3 | X | 4% | 28 |
| | | 衛生棉 | X | 0 | \$0 | 5 | \$0 | X | 10 |

註：1. 本研究涉及企業營運數據，基於商業敏感性和保密協議的限制，所有數值資料均已進行線性轉換處理。雖經轉換，但皆保留原始數據間的相對線性關係和變化趨勢，不影響研究結果的有效性。
 2. 表中“X”符號，代表該數據點有以下可能情況：(1) 特定時期內無銷售記錄或相關資料；(2) 無利潤資料；(3) 數值為負值。
 3. 表中“*”代表產品類別之存活率尚未下降 50%，本研究以其產品種類內，樣本最長觀察期間作為其存活中位數。

經常需要日雜類產品作為輔佐，因此更容易一起購買，日雜類產品因而相對產生優勢。

對於用品類之第二類別，雜貨類產品可創造的生命週期價值遠高於其他四類，這不僅是因為其產品數量多，每月預期淨利高，以及生命週期較長，更與其特有的市場特性有關。根據與個案公司總經理的訪談，本研究瞭解到雜貨類產品單價較低，周轉較快，因此公司傾向於代理更多此類產品。從生命週期長度看，它反映個案公司與雜貨類上游製造商之間複雜的競合關係。個案公司不僅代理產品，也開發自有品牌，這種模式促進與製造商的長期合作。然而，產品的生命週期長度並不完全等同於代理關係的穩定性。個案公司終止代理產品的因素多樣，包括業績表現、廠商策略調整、同類產品競爭等。

考慮到這些因素，本研究建議個案公司在代理用品類產品時，可以考慮以下策略：**a.** 優先選擇雜貨類產品進行上架，但需謹慎評估每個產品的市場潛力。**b.** 加強顧客關係管理，提供更有價值的服務，不僅限於銷售，還包括市場洞察、產品創新建議等。**c.** 著重於延長產品生命週期和提升產品價值，而不僅僅是維持代理權。**d.** 利用與製造商的競合關係，共同開發和優化產品，創造雙贏局面。這些策略旨在透過深化與製造商的合作，延續客戶關係，最終創造更高的企業價值。同時，它們也反映通路代理商在複雜市場環境中的角色演變，從單純的銷售仲介轉變為增值服務提供者。

對於雜貨類產品於下游通路之銷售，根據與個案公司總經理的深入訪談，個案公司可以採取以下策略優化 *PLCV* 管理：**a.** 深入分析產品成本利潤結構，找出優化空間。**b.** 透過與下游通路商的緊密合作，深入了解消費者購買行為和偏好。特別是要識別經常購買雜貨類產品的消費者特徵及其購買的相關產品組合。**c.** 基於上述分析，制定創新的行銷策略。例如：**(a)** 設計互補性強的產品組合（如綠豆與砂糖、紅豆與冰糖）。**(b)** 將雜貨類產品與生鮮產品結合促銷（如肉類與炸粉、魚類與太白粉）。**(c)** 推出折扣或搭售活動，鼓勵消費者嘗試新的產品組合。這些策略不僅可以提升單個產品的銷量，更重要的是可以延長產品的生命週期，擴大其應用場景，從而直接影響產品的生命週期價值。在通路陳列空間日益緊張的情況下，這種策略性的產品組合和促銷方式可以最大化每個產品的曝光度和銷售機會，進而提升整體的 *PLCV*。

(3) 第三階段分類

產品生命週期長度及每月預期淨利作為 *PLCV* 模型之重要變數，決定了 *PLCV* 之高低。本研究對於食品類及用品類第三階段分類之現存產品，根據其產品生命週期長度及每月預期淨利進行劃分，將其歸屬至四大類別，如圖 6 所示。圖 6 根據所有產品類別其預期平均月淨利及產品生命週期長度之平均值，將各產品類別歸屬至

四大類，分別為：預期月淨利及產品生命週期長度皆高於平均值之產品類別、預期月淨利高於平均值但產品生命週期長度低於平均值之產品類別、預期月淨利低於平均值但產品生命週期長度高於平均值之產品類別，及預期月淨利及產品生命週期長度皆低於平均值之產品類別。

本研究依據圖 6 之分類進行分析並給予個案公司各產品類別之管理建議：

- A. 月平均淨利與產品生命週期長度皆高於平均者（高淨利·長週期）
此象限包含調味品、衣物清潔、臉部清潔、調味食品、藥酒與藥膳乾貨等產品。這些品項展現出強勁的單月獲利能力與穩定的市場生命週期。例如調味品月平均淨利高達 147,321 元，生命週期長達 46 個月，顯示其在企業整體營運中扮演重要角色。衣物清潔與臉部清潔也均為月淨利超過 5 萬元、生命週期超過 50 個月的高績效品項，反映出個案公司在供應商合作、品牌經營與通路管理上的成熟經驗。
- B. 月平均淨利高於平均，但產品生命週期低於平均者（高淨利·短週期）
此象限的產品包括餅乾類、衛生紙、其他釀造酒、水氣泡水、蒸餾酒與果汁等。這些產品每月為企業創造高額利潤，但生命週期明顯偏短。以衛生紙為例，月平均淨利達 157,613 元，然而其生命週期僅 21 個月。蒸餾酒亦具備 72,989 元的月獲利水準，但生命週期僅有 15 個月。此類產品的快速替換與短期性可能與市場競爭或品類汰換有關，建議企業可透過延長合約週期、差異化定位與品牌再造延伸產品生命週期，以提升總體生命週期價值 (*PLCV*)。
- C. 月平均淨利低於平均，但產品生命週期長度高於平均者（低淨利·長週期）
此象限產品包含快煮麵、麵粉、豆類、沖泡咖啡與咖啡等。這些產品在單月利潤表現相對保守，但其生命週期普遍高於平均值，反映其具備穩定的市場需求。以快煮麵為例，月平均淨利約為 16,629 元，生命週期卻達 57 個月；麵粉更長達 67 個月。企業可針對此類產品進行價值再造，例如重新包裝、進行成本優化，或利用長週期優勢導入會員制與重複購買機制，以提升整體經濟貢獻。
- D. 月平均淨利與產品生命週期長度皆低於平均者（低淨利·短週期）
此類產品多屬於市場競爭激烈或策略重要性較低的類別，包括啤酒、非餅乾類、寵物用品、其他沖泡品、沖泡茶品、美妝保養等。這些品項每月獲利不足 4 萬元，且生命週期普遍短於 26.65 月，整體生命週期價值偏低甚至為負。以冷藏乳飲為例，其月淨利僅 5,210 元、生命週期僅 11 月，代表其整體貢獻有限。建議企業重新審視這些產品的市場定位與資源投入，對於無法透過調整策略明顯改善之產品，可考慮汰除或替換，以釋放資源配置給更具成長潛力之產品類別。

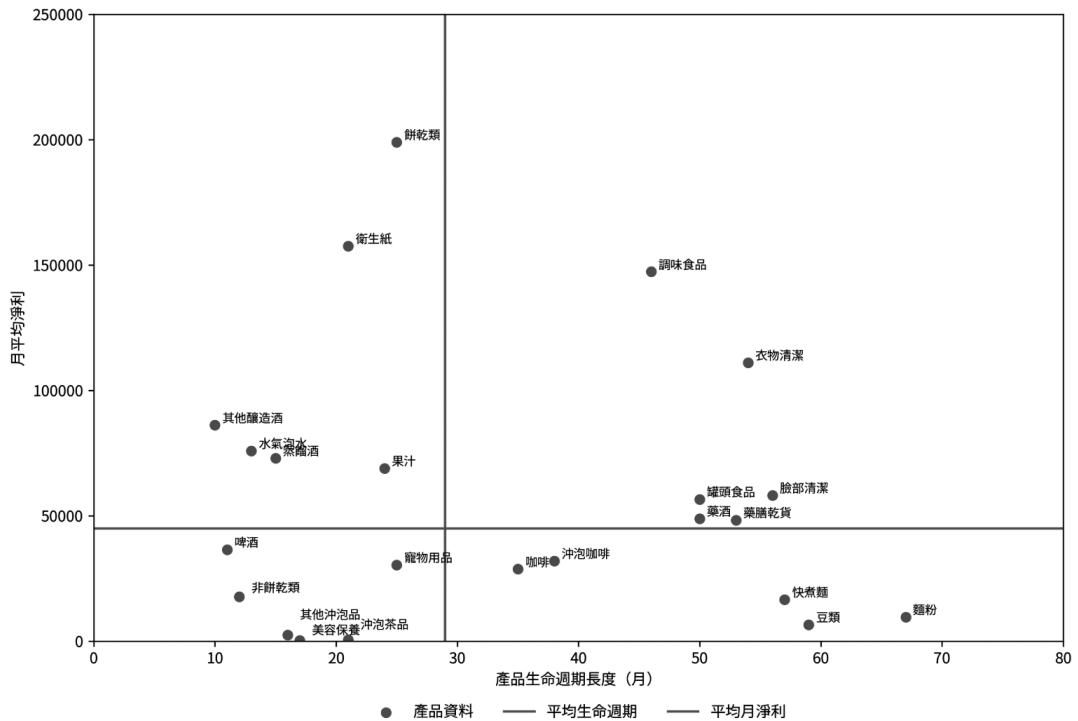


圖 6 產品第三階段分類依預期平均月淨利及產品生命週期長度分類
資料來源：本研究整理

(四) 自有與經銷產品對預測模型之影響評估

由於自有與經銷產品在營運模式、價格策略與顧客關係等層面，顯著異於商化與營業服務類產品，其在市場定位與價值創造邏輯上存在結構性差異，可能在建構預測模型時產生偏誤。儘管此類產品在整體樣本中僅占約 7%，但由於其特性上的異質性，仍可能對模型學習造成干擾。

為驗證這類樣本對整體模型預測表現之影響，本研究進一步排除此 7% 的異質樣本後重新進行分析。結果顯示，在使用 XGBoost 模型時，若納入全部樣本，預測誤差 (MAPE) 為 48%；而在排除自有與經銷產品樣本後，MAPE 下降至 19%，改善幅度達 60.4%。此結果顯示，排除與主要樣本結構差異較大的少數產品，有助於提升模型整體預測準確性。因此，未來在模型建構與樣本選擇過程中，應更審慎評估異質樣本的納入方式與分類策略，以避免對預測結果造成不必要的干擾。分析結果詳見表 7。

惟為維持整體分析邏輯與樣本基礎的一致性，本研究仍以全部產品為主體進行整體預測與結果報告。

表 7 各產品類別之產品生命週期價值：採用 XGBoost 估計產品月平均淨利並刪除自有與經銷產品樣本

| 類別 1 | 類別 2 | 類別 3 | 產品月平均淨利 | 存活產品個數 | 產品類別月平均淨利 | 生命週期長度 (月) | 產品生命週期價值 | 平均絕對百分比誤差 (MAPE) | 均方根誤差 (RMSE) |
|------|--------|------|----------|--------|-----------|------------|--------------|------------------|--------------|
| 整體 | | | \$1,144 | 589 | \$673,887 | 17 | \$11,202,346 | 19% | 338 |
| 食品 | | | \$1,641 | 354 | \$581,024 | 22 | \$12,422,269 | 14% | 690 |
| 用品 | | | \$722 | 235 | \$169,717 | 15 | \$2,495,559 | 6% | 41 |
| 食品 | 糖果零食類 | | \$5,187 | 5 | \$25,937 | 16 | \$406,299 | 76% | 734 |
| | | | \$654 | 104 | \$67,999 | 22 | \$1,453,809 | 36% | 182 |
| 食品 | 沖泡保健類 | | \$993 | 21 | \$20,849 | 14 | \$286,482 | 8% | 144 |
| | | | \$2,024 | 71 | \$143,701 | 15 | \$2,113,006 | 9% | 312 |
| 食品 | 酒類 | | \$2,087 | 153 | \$319,290 | 40 | \$12,139,356 | 14% | 1,560 |
| | | | \$494 | 59 | \$29,132 | 16 | \$456,362 | 5% | 32 |
| 用品 | 個人清潔類 | | \$1,913 | 29 | \$55,479 | 6 | \$329,978 | 2% | 40 |
| | | | \$132 | 2 | \$264 | 15 | \$3,882 | 417% | 180 |
| 用品 | 美妝保養類 | | \$743 | 118 | \$87,689 | 21 | \$1,791,792 | 7% | 60 |
| | | | X | 27 | X | 5 | X | 6% | 18 |
| 食品 | 紙棉製品類 | | X | 27 | X | 5 | X | 6% | 18 |
| | | | \$5,187 | 5 | \$25,937 | 16 | \$406,299 | 76% | 734 |
| 食品 | 糖果零食類 | | X | 17 | X | 12 | X | X | 35 |
| | | | \$456 | 54 | \$24,617 | 22 | \$526,309 | 24% | 145 |
| 食品 | 沖泡保健類 | | X | 11 | X | 20 | X | 25% | 125 |
| | | | \$3,207 | 10 | \$32,066 | 41 | \$1,248,106 | 219% | 755 |
| 食品 | 沖泡茶品 | | \$702 | 9 | \$6,322 | 19 | \$117,166 | 233% | 440 |
| | | | \$873 | 3 | \$2,618 | 18 | \$46,025 | 13% | 64 |
| 食品 | 飲料冰品類 | | X | 4 | X | 9 | X | 16% | 26 |
| | | | \$1,303 | 4 | \$5,210 | 13 | \$66,566 | 31% | 833 |
| 食品 | 咖啡 | | \$2,613 | 11 | \$28,743 | 37 | \$1,014,593 | 30% | 793 |
| | | | X | 2 | X | 15 | X | 20% | 426 |
| 食品 | 其他飲品 | | \$0 | 0 | \$0 | 12 | \$0 | X | 78 |
| | | | X | 4 | X | 7 | X | 14% | 36 |
| 食品 | 酒類 | | \$1,395 | 54 | \$75,331 | 15 | \$1,107,689 | 15% | 464 |
| | | | \$5,615 | 13 | \$72,989 | 15 | \$1,073,248 | 0% | 34 |
| 食品 | 調味食品 | | \$3,770 | 15 | \$56,551 | 52 | \$2,754,301 | 2% | 1,410 |
| | | | \$3,312 | 14 | \$46,363 | 57 | \$2,460,196 | 169% | 324 |
| 食品 | 豆類 | | (\$385) | 0 | \$0 | 20 | \$0 | X | 73 |
| | | | \$527 | 19 | \$10,009 | 69 | \$633,606 | 9% | 177 |
| 食品 | 麵粉 | | \$2,585 | 57 | \$147,321 | 23 | \$3,288,817 | 58% | 3,708 |
| | | | \$1,663 | 10 | \$16,629 | 56 | \$867,968 | 179% | 590 |
| 食品 | 快煮麵 | | X | 16 | X | 40 | X | 3% | 53 |
| | | | X | 8 | X | 18 | X | 6% | 39 |
| 食品 | 調理食品 | | \$4,114 | 14 | \$57,593 | 49 | \$2,652,937 | 8% | 192 |
| | | | \$1,493 | 39 | \$58,220 | 57 | \$3,089,329 | 6% | 113 |
| 食品 | 藥膳乾貨 | | \$62 | 5 | \$312 | 15 | \$4,582 | 16% | 48 |
| | | | \$144 | 9 | \$1,300 | 16 | \$20,370 | 14% | 46 |
| 食品 | 個人清潔類 | | \$48 | 6 | \$291 | 24 | \$6,767 | 7% | 37 |
| | | | \$0 | 0 | \$0 | 2 | \$0 | X | 15 |
| 用品 | 個人用品類 | | \$19,702 | 8 | \$157,613 | 21 | \$3,220,579 | 1% | 247 |
| | | | \$299 | 21 | \$6,273 | 16 | \$98,261 | 117% | 46 |
| 用品 | 其他個人用品 | | \$132 | 2 | \$264 | 15 | \$3,882 | 417% | 180 |
| | | | \$3,994 | 29 | \$115,815 | 54 | \$5,843,414 | 2% | 44 |
| 用品 | 美妝保養類 | | X | 24 | X | 16 | X | 1% | 172 |
| | | | X | 6 | X | 9 | X | 2% | 22 |
| 用品 | 衣物清潔 | | X | 24 | X | 16 | X | 1% | 172 |
| | | | X | 6 | X | 9 | X | 2% | 22 |
| 用品 | 廚房用品 | | \$0 | 40 | \$0 | 3 | \$0 | X | 32 |
| | | | \$2,708 | 11 | \$29,793 | 27 | \$776,919 | 12% | 51 |
| 用品 | 除蟲防蟲 | | X | 8 | X | 22 | X | 17% | 153 |
| | | | X | 27 | X | 5 | X | 3% | 19 |
| 用品 | 雜貨類 | | X | 27 | X | 5 | X | 3% | 19 |
| | | | X | 0 | \$0 | 5 | \$0 | X | 19 |
| 用品 | 紙棉製品類 | | X | 0 | \$0 | 5 | \$0 | X | 19 |
| | | | X | 0 | \$0 | 5 | \$0 | X | 19 |

註：1. 本研究涉及企業營運數據，基於商業敏感性和保密協議的限制，所有數值資料均已進行線性轉換處理。雖經轉換，但皆保留原始數據間的相對線性關係和變化趨勢，不影響研究結果的有效性。

2. 表中“X”符號，代表該數據點有以下可能情況：(1) 特定時期內無銷售記錄或相關資料；(2) 無利潤資料；(3) 數值為負值。

二、影響產品績效之因素

本節主要對於個案公司中，*PLCV* 較高之產品類別進行更進一步研究，瞭解影響此類產品績效之人口統計變數。本研究應用 *AVM* 系統所產出之 2020 年 1 月至 9 月之通路產品利潤資訊，結合臺灣中央及地方政府網站之公開人口統計變數，探討影響這些產品淨利之人口統計變數，進而提升管理資訊之價值，協助個案公司更全面地考量產品之資源配置及行銷策略。

將所估算出的個案公司各產品類別生命週期價值由高至低進行排序後，前十名如表 8 所示：

表 8 各產品類別之產品生命週期價值排名（前十名）

| 排名 | 產品類別 | 產品生命週期價值 |
|----|------|-------------|
| 1 | 調味品 | \$6,394,085 |
| 2 | 衣物清潔 | \$5,599,938 |
| 3 | 餅乾類 | \$4,814,725 |
| 4 | 衛生紙 | \$3,220,579 |
| 5 | 臉部清潔 | \$3,038,833 |
| 6 | 調味食品 | \$2,654,846 |
| 7 | 藥膳乾貨 | \$2,392,635 |
| 8 | 藥酒 | \$2,294,713 |
| 9 | 果汁 | \$1,604,391 |
| 10 | 沖泡咖啡 | \$1,161,051 |

資料來源：本研究整理

表 8 顯示，個案公司所上架之產品類別中，生命週期價值較高的產品類別其前三名分別為調味品、衣物清潔及餅乾類。這些產品帶來個案公司競爭力及經濟價值。因此，本節將分析這三個產品類別於哪些人口變數下得以產生更高之利潤，有助於個案公司未來作決策時有更多數據支持。

（一）迴歸分析結果

本研究彙整 2020 年 1 月至 9 月的通路產品別利潤表，分別選取上述三個產品類別中的產品每個月於個別通路之利潤，結合個別通路周圍之人口特徵，運用迴歸分析探討影響此三類產品之人口變數。各產品類型之迴歸分析結果如表 9 所示。

本研究將三項產品類別之迴歸分析結果彙整於表 10。表 10 清楚顯示各產品類型於哪些人口變數下有較優異之表現，反之於哪些人口統計變數下可能導致較差的淨利。以下將對於各產品類別之迴歸分析結果進行說明及提供管理上之建議，個案公司針對上述產品制定行銷策略及管理決策時，亦可將此一迴歸分析結果納入參考，應用更豐富之視角進行產品管理及資源配置，提升企業可創造之經濟價值。

表 9 通路周圍人口統計變數對於各產品類別淨利之影響

| | 調味品 <i>Profit</i> | 衣物清潔 <i>Profit</i> | 餅乾類 <i>Profit</i> |
|---------------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|
| <i>cons</i> | 4.2294*** (0.001) | -1.7036 (0.358) | 20.1784 (0.209) |
| <i>Gender</i> | -2.6409*** (0.000) | -6.2844*** (0.000) | -16.6057** (0.017) |
| <i>Age2</i> | -20.0915*** (0.000) | -13.8144*** (0.000) | -62.9888** (0.048) |
| <i>Age3</i> | 0.4093 (0.839) | 7.5657** (0.013) | -54.1175** (0.036) |
| <i>Age4</i> | -1.1888 (0.622) | 1.1068 (0.759) | 1.5753 (0.959) |
| <i>Age5</i> | 5.6523** (0.022) | 19.8680*** (0.000) | -16.8271 (0.593) |
| <i>Age6</i> | 6.5193*** (0.000) | 20.7776*** (0.000) | 90.8222*** (0.000) |
| <i>Household</i> | 0.00006*** (0.007) | 0.00002 (0.541) | -0.0001 (0.612) |
| <i>Hsize</i> | 1.2384*** (0.000) | 3.1005*** (0.000) | 5.3853*** (0.008) |
| <i>Hincome</i> | -0.030*** (0.000) | -0.0027*** (0.000) | 0.0046*** (0.009) |
| <i>Edu</i> | -4.9211*** (0.000) | -5.5961*** (0.000) | 28.1921*** (0.000) |
| <i>Mct</i> | 0.1410* (0.075) | 0.7340*** (0.000) | 4.4057*** (0.000) |
| <i>Area2</i> | 1.3183*** (0.000) | 1.5966*** (0.000) | -2.2740** (0.027) |
| <i>Area3</i> | -0.7855*** (0.000) | -2.4024*** (0.000) | -7.3660*** (0.000) |
| <i>Area4</i> | 7.0316*** (0.000) | 7.1770*** (0.000) | 13.9520*** (0.000) |
| <i>Type1</i> | 11.6473*** (0.000) | 13.6677*** (0.000) | 40.4025*** (0.000) |
| <i>Type2</i> | 5.5139*** (0.000) | 5.9145*** (0.000) | 17.9312*** (0.000) |
| <i>N</i> | 363,693 | 196,988 | 51,654 |
| <i>adj. R²</i> | 0.0316 | 0.0382 | 0.0192 |
| <i>F</i> | 743.05 | 490.52 | 64.34 |

註：1. *Profit* 為產品類別中之產品於各通路之淨利金額，單位為元；*Gender* 為各通路位處村里之男女比，為村里內之男性人口數除以女性人口數；*Age2* 為各通路位處村里 21 歲至 30 歲人口占總人口數比；*Age3* 為各通路位處村里 31 歲至 40 歲人口占總人口數比；*Age4* 為各通路位處村里 41 歲至 50 歲人口占總人口數比；*Age5* 為各通路位處村里 51 歲至 60 歲人口占總人口數比；*Age6* 為各通路位處村里 60 歲以上人口占總人口數比；*Household* 為各通路位處村里之總戶數；*Hsize* 為各通路位處村里其每戶平均人口數，為村里總人口數除以總戶數；*Hincome* 為各通路位處村里每戶納稅之綜合所得額平均數，單位為千元；*Edu* 為各通路位處村里擁有大專以上學歷之人口占比；*Mct* 為通路是否位處於直轄市之虛擬變數；*Area2* 為通路位處於中部之虛擬變數；*Area3* 為通路位處於南部之虛擬變數；*Area4* 為通路位處於東部或離島之虛擬變數；*Type1* 為通路店型為 3A 或 2A 之虛擬變數；*Type2* 為通路店型為 A 或 B 之虛擬變數。

2. 模型以 *Area1*（通路位處於北部之虛擬變數）作為比較基準，使用 *Area2*、*Area3*、*Area4* 進行分析。

3. ***、** 及 * 分別代表 1%、5% 及 10% 之顯著水準。

4. 餅乾類、調味品及衣物清潔之最大 *vif* 分別為 3.41、3.35 及 3.35。

表 10 各產品類別之產品生命週期價值

| 產品類別 | 顯著正面影響產品淨利之變數 | 顯著負面影響產品淨利之變數 |
|------|------------------------|------------------------|
| 調味品 | 51 歲至 60 歲之人口比例 (Age5) | |
| | 60 歲以上之人口比例 (Age6) | |
| | 總戶數 (Household) | 男女比 (Gender) |
| | 每戶平均人口 (Hsize) | 21 歲至 30 歲之人口比例 (Age2) |
| | 直轄市通路 (Mct) | 每戶平均收入 (Hincome) |
| | 中部通路 (Area2) | 教育程度 (Edu) |
| | 東部或離島通路 (Area4) | 南部通路 (Area3) |
| | 3A 或 2A 店型 (Type1) | |
| | A 或 B 店型 (Type2) | |
| 衣物清潔 | 31 歲至 40 歲之人口比例 (Age3) | |
| | 51 歲至 60 歲之人口比例 (Age5) | |
| | 60 歲以上之人口比例 (Age6) | 男女比 (Gender) |
| | 每戶平均人口 (Hsize) | 21 歲至 30 歲之人口比例 (Age2) |
| | 直轄市通路 (Mct) | 每戶平均收入 (Hincome) |
| | 中部通路 (Area2) | 教育程度 (Edu) |
| | 東部或離島通路 (Area4) | 南部通路 (Area3) |
| | 3A 或 2A 店型 (Type1) | |
| | A 或 B 店型 (Type2) | |
| 餅乾類 | 60 歲以上之人口比例 (Age6) | |
| | 每戶平均人口 (Hsize) | |
| | 每戶平均收入 (Hincome) | 男女比 (Gender) |
| | 教育程度 (Edu) | 21 歲至 30 歲之人口比例 (Age2) |
| | 直轄市通路 (Mct) | 31 歲至 40 歲之人口比例 (Age3) |
| | 東部或離島通路 (Area4) | 中部通路 (Area2) |
| | 3A 或 2A 店型 (Type1) | 南部通路 (Area3) |
| | A 或 B 店型 (Type2) | |

(二) 管理建議及分析

對於調味品之迴歸分析結果顯示，調味品於年長者及女性人口較多之地區，可以創造更多淨利；相較於年輕一代的人們經常以外食為主，且較欠缺烹飪經驗，年長者於日常生活中較有時間自行下廚，且過往成長環境與經濟背景使多數年長者從小就習慣進出廚房，同時也由於目前多數年輕女性外出工作，準備晚餐之任務改為由家中女性長輩勝任；因此，調味品之目標客群為年長女性。另外，表 10 顯示直轄市、中部、東部或離島地區之通路站點與產品淨利成正相關，且通路周遭之總戶數、每戶平均人口數亦與產品淨利成正相關。基於這些發現和個案公司的實際經驗，本研究可以進一步探討如何優化產品在這些地區的行銷策略，從而延長產品生命週期並提高其價值。雖然本研究的變數中未直接包含產品擺放位置、樓層等因素，但根據個案公司總經理多年的經營經驗，這些因素對產品銷售和生命週期有重要影響。特別是對於調味品等雜貨類產品，其購買往往屬於衝動性消費，因此產品的可

見度和便利性對銷售有顯著影響。

考慮到這些因素，個案公司可以採取以下策略優化產品銷售，進而影響產品生命週期和價值：1. 產品陳列策略：在銷售表現較好的地區，可以與店長協商，將產品放置在更顯眼的位置，如第二陳列位、側掛架、前端架或收銀台附近。這些位置能增加產品的曝光度，促進衝動性購買。2. 跨類別陳列：考慮將調味品等雜貨類產品放置在生鮮食品區附近。例如，在售賣排骨的區域附近擺放地瓜粉，可能會刺激消費者的衝動性購買。3. 樓層策略：對於多層樓的商場，優先考慮將產品放置在一樓或容易到達的樓層。這不僅便於所有消費者，也特別照顧到可能行動不便的年長消費者。4. 目標客群考慮：根據公司經驗，30 歲到 60 歲的家庭主婦是主要客群。因此，可以根據這一客群的購物習慣調整產品陳列和促銷策略。5. 促銷策略：參考某大型零售通路 DM 中的「路衝」、「超低」等促銷策略，這些策略通常涉及產品在顯眼位置的特別陳列，能帶來顯著的銷售增長。透過實施這些策略，個案公司可以提高產品的可見度和購買便利性，特別是在那些已經顯示出較高淨利的地區。這不僅可能提高短期銷售，還可能透過增加客戶忠誠度和重複購買延長產品的生命週期，從而提高產品的整體價值。

針對衣物清潔之迴歸分析結果顯示，若通路周圍之人口年齡層以 31 至 40 歲及 50 歲以上為主，則衣物清潔產品的淨利較高。本研究推論原因為：同住之家庭成員通常一起洗衣服，而在家庭中主要由爸媽負責，而 50 歲以上之人口能運用的時間相對較高，可在超市悠閒購物的時間較多；另一方面，21 歲至 30 歲之人口為大學生或是剛出社會之人口，即便其需購買相關產品，考量時間成本，可能就近於附近美妝店購買。因此，個案公司應將較為年長的消費者作為目標客群，其產品亦應擺放於較容易取得之位置，且因此類產品通常重量較重，可以建議通路店長擺放於低矮處。另外，年齡的因素亦對消費者行為造成影響，不同年齡層之消費者於購買產品時，對於產品之喜好可能有所不同。個案公司於下游通路銷售衣物清潔產品時，因年紀較大之消費者對於相關產品之設計、味道、清潔度等的訴求，可能與年紀較小之消費者有所不同，故個案公司可以進一步瞭解目標客群之喜好，透過與上游製造商討論後進行改善或開發，滿足目標客群之需求，進而達成雙贏。

對於餅乾類之迴歸分析結果顯示，餅乾類於 60 歲以上之年長者及女性人口較多之地區，其產品可產生的淨利更多，本研究推論原因為：個案公司所上架之餅乾類產品多為蘇打餅乾，並非高油高鹽的零食，是許多年長一輩的消費者較適合且喜愛之零食，而對於年輕的消費者，由於市面上有更多種類的餅乾可選擇，蘇打餅乾不太會是年輕人的首選零食。因此，餅乾類之目標客群應為年長女性。另外，表 10 顯示餅乾類產品於直轄市、東部及離島地區能創造更好的淨利。基於這一發現，再透過與個案公司總經理的訪談，本研究建議個案公司可以採取一系列策略優化其他

地區或銷售點的表現。首先，應進行差異化分析，深入研究為什麼餅乾類產品在這些特定地區表現較好，這可能涉及到庫存管理、產品陳列位置、當地消費習慣等多個因素。其次，在表現優異的地區內，識別出表現最佳的銷售點，分析其成功因素，如庫存管理策略、產品陳列方式、與當地零售通路門店的特殊合作方式等，並將這些最佳實踐分享給其他銷售點。同時，個案公司可以建立內部學習機制，讓 90 位業務人員能夠分享他們的經驗和觀察，鼓勵他們互相學習，交流成功的銷售和陳列策略。考慮到不同地區的特殊性，公司還應開發針對性的區域營銷策略。例如，在直轄市可能需要更注重便利性和快速購買，而在離島地區可能需要強調產品的保質期和多功能性。

然而，需要認識到並非所有策略都能在所有地區同樣有效。正如個案公司總經理訪談中所提到的，有些產品在不同地區的銷售差異可達 1,000 倍。因此，公司需要建立一個靈活的系統，能夠快速識別哪些策略在特定地區有效，並及時調整。在確認某些策略在特定地區成功後，可以謹慎地將這些策略擴展到其他相似的地區或銷售點。最後，建立一個持續的監控系統，定期評估不同地區和銷售點的表現，以便及時調整策略。

伍、結論與建議

一、研究結論

透過估算 *PLCV*，企業可以瞭解其生產或代理的產品，於其生存期間可以為企業創造多少現金流量。因此，企業可以根據不同產品所創造之價值，形塑不同的產品管理策略，從而將企業價值最大化。

議題一：如何應用 *AVM* 系統產出之產品資訊計算，計算 *PLCV*

本研究以通路代理商之角度，對於個案公司之代理產品及自有產品計算 *PLCV*，並將其「*PLCV*」定義為所代理之產品於開始上架至停止上架之整個期間，能為企業產生之淨利潤或損失之現值。

對於 *PLCV* 模型，本研究參考過往專家學者所提出之顧客終身價值模型，使用淨現值 (Net Present Value; NPV) 概念作為模型基礎，並應用行銷領域中細分市場之概念，將產品依據屬性分群，運用細分之產品類別進行 *PLCV* 之估算 (Berger and Nasr, 1998; Gupta et al., 2006; Jain and Singh, 2002; Rosset et al., 2003)。

PLCV 模型之重要變數包含各產品類別之預估生存時長及每月預期淨利。對於預估生存時長，本研究採用過往個案公司上架過的產品其內部資訊，透過 Kaplan-Meier 生存分析進行評估；針對每月預期淨利，本研究以個案公司導入 *AVM* 系統所產出之產品利潤資訊進行估算。由於 *AVM* 系統以作業為基礎，可以將實際耗用之

資源正確歸屬至各個價值標的中，包含產品、通路等，因此，應用 AVM 系統所產出之產品利潤資訊，可更加精確地估算各產品類別之每月預期淨利。另外，進一步採用人工智慧中的類神經網路與 XGBoost 預測淨利可以大幅提升準確度。

透過 *PLCV* 之估算，個案公司一方面可以得知各產品類別之生存時長，瞭解個案公司與上游製造商於不同產品類別下合作之時長，一方面也可以知道各產品類別為企業創造之價值。透過瞭解產品類別之生存時長及生命週期價值，個案公司於管理上得以作出更合適之決策。

議題二：對於高 *PLCV* 之產品，如何結合 AVM 系統產出之產品資訊與外部人口統計變數，強化企業之產品管理決策

本研究對於 *PLCV* 較高的產品類別進行更進一步之探討，此類產品屬於個案公司之明星產品，個案公司應高度重視，以維持企業競爭力。針對這些產品類別，本研究應用個案公司導入 AVM 系統所產出之產品每月於個別通路之淨利，將其與通路位處之村里其人口統計變數相結合，瞭解產品於哪些人口特徵下會有較高的淨利，協助個案公司強化其產品管理及資源配置。

以調味品為例，直轄市、中部、東部或離島地區之通路站點與該產品類別之淨利成正相關，通路周遭之總戶數、每戶平均人口數亦與該產品類別之淨利成正相關。因此，個案公司可以針對上述地區，找出周遭總戶數、每戶平均人口數較多之通路站點，對於這些站點投入更多資源。另外，因該產品於年長者及女性人口較多之地區，可以創造更多淨利，因此該產品類別之目標客群可能為年長女性。而由於目標客群較為年長，個案公司對產品之陳列位置更應多加注意，將其擺放於較為顯眼且便利之位置，方便年長者購買。

二、學術貢獻與管理意涵

本研究對學術界和實務界都有重要價值與管理意涵：

對學術界而言，本研究開創 *PLCV* 研究的新方向，為未來學者進一步探索和完善的這一概念提供基礎。本研究結合 AVM 和人工智慧技術，為未來研究提供新的思路，可能激發更多創新的研究方法。此外，本研究展現管理會計、行銷管理和數據科學跨領域整合的價值，開啟未來更多跨學科研究的空間。

對實務界而言，本研究為企業管理者提供一個衡量產品價值的新工具，有助於更科學的決策制定。這種方法可以幫助企業更有效地分配資源，將有限的資源集中在高價值的產品上。透過結合 *PLCV* 和人口統計數據，本研究為個案公司制定精準的行銷策略提供依據。具體而言，本研究在行銷策略應用上提供四個重要貢獻：（一）優化產品組合：通路代理商可透過衡量不同產品的生命週期價值，更有效地選擇和管理其代理的產品組合；（二）改善通路管理：優化產品在不同通路的分配和管理；

(三) 優化促銷策略：對於高生命週期價值產品制定更積極的推廣策略；(四) 提升資源配置效率：更合理地分配行銷資源以提高整體行銷效果。此外，本研究對上游製造商和下游通路商的關係管理提供新的視角，有助於優化整個供應鏈。

整體而言，本研究不僅推進學術理論的發展，也為企業實務提供直接可用的管理工具與策略指引。特別值得一提的是，本研究強調理論架構、實證分析與質性訪談三者的整合設計。在研究方法上，本研究於附錄 C 中明確列出表格，將訪談主題與理論模型、實證變數之對應關係加以揭示，展現三者之間的邏輯連結與詮釋價值。透過這種跨方法整合方式，不僅提高了研究的現象解釋力，也使得理論推論更貼近實務決策情境。未來的研究可在此基礎上，進一步探索 *PLCV* 在不同行業與市場環境下的應用可能性，並探討如何結合其他管理理論（如資源基礎觀點、顧客關係管理等），以創造更大的組織價值與理論貢獻。

三、研究建議

(一) 對個案公司之建議

個案公司可以根據產品生存時長及可創造之價值，審視資源配置及相關管理決策。不同產品類別有其生存時長，其背後代表著個案公司上架該產品的時間長度，個案公司可依據本研究預估之不同產品類別之生存時長，針對生存較短之產品類別，瞭解該產品類別為何停止上架。若代理產品多是因業績不佳或代理利潤不佳而終止代理，須思考其背後之投入成本是否合理、適當，及銷售不佳之原因，作為目前仍代理產品的借鏡。同時，個案公司亦可以對於生存較長之產品類別，瞭解其與產品上游製造商保持良好關係之原因，並可以嘗試將此一優勢運用於代理期間較短之產品上，延長產品代理期間。另外，透過區別不同產品之生命週期價值，個案公司可以選擇將有限之資源投入於能為企業創造更多價值的產品上，同時根據 *AVM* 所產出之產品成本、利潤資訊，持續優化產品之成本利潤結構及作業流程，保持產品之競爭力。

個案公司亦可以結合通路產品資訊與外部資訊制定產品策略。上架時間較長，且產品每月銷售利潤較高之產品，其所能創造出之生命週期價值必定較高，對企業而言相當重要。同時，此類產品於下游通路中必有其客源存在，消費者對其有一定的忠誠度及黏著度，使其不易遭到淘汰。個案公司可以透過與下游通路商合作，持續瞭解消費者滿意度及其特徵，透過管理策略維持消費者忠誠度。另外，個案公司亦可以依據本研究結果，瞭解各產品類別目標客群，及於哪些通路下可以產生較佳淨利，持續強化產品管理及行銷決策。於後續產品設計與改善上，亦可以持續與上游製造商溝通與合作，使上游製造商更瞭解其產品販售情形，增加個案公司服務價值。

基於本研究對高 *PLCV* 產品的深入分析，本研究建議個案公司可以進一步考慮 *PLCV* 的高、中、低不同層次，並將其與 *AVM* 系統的數據結合，以強化企業的整體產品管理決策。亦即，針對高生命週期價值產品，建議延續本研究的方法，深入分析這些產品的成功因素，並制定策略以維持和提升其價值；針對中生命週期價值產品，建議利用 *AVM* 系統數據，識別提升空間，探索將其轉化為高價值產品的可能性；針對低生命週期價值產品，建議分析其表現不佳的原因，評估改進或淘汰的可能性。

（二）對未來研究之建議

過往研究未曾提出完整之 *PLCV* 模型，本研究係延伸 *PLCV* 既有顧客終身價值模型，提出 *PLCV* 模型並加以應用。惟 *PLCV* 模型發展尚不成熟，且可能如同既有模型一般，因不同理論觀點與概念性架構，而於計算方法與估計結果上有所差異。基於此，本研究定位為一探索性研究，期望未來研究能持續深化 *PLCV* 之理論建構與實證分析，並進一步結合合適之 *AI* 技術進行建模，以提升 *PLCV* 預測之準確性與實務應用價值。

另外，本研究於預估產品未來淨利時，採用 Berger and Nasr (1998) 之模型假設，並假設產品未來每期所產生之淨利相同。然而實務上，各產品每月淨利根據公司內、外部因素可能有所不同。故本研究進一步採用 *XGBoost* 預測產品淨利，結果顯示可以大幅提升預測準確度。本研究建議未來研究可以採用其他方法估算產品未來淨利，如 *AI* 不同模式的預測預估 *PLCV*。

最後，建議未來研究者收集更大規模的樣本，特別是增加自有品牌和經銷產品的樣本量。如此，研究者將可對於不同類型的產品進行更細緻的分類及分析，從而更能理解通路代理商於不同類型產品的生命週期特徵和價值創造模式。此外，未來的研究也可以考慮採用多個案研究的方法，透過比較多個通路代理商的情況獲得更全面的研究結果。

四、研究限制與未來研究方向

（一）研究限制

本研究面臨若干限制，茲分述如下：

1. 資料蒐集之限制

本研究以個案公司截至 2021 年底仍上架之產品為對象，試圖評估其 *PLCV*。惟個案公司尚未將 2021 年之資訊導入 *AVM* 系統中，故本研究僅能採用 *AVM* 系統導入後所產出的 2020 年管理資訊進行推估，可能造成估算準確度下降。此外，由於資料庫翻修，本研究無法取得 2016 年以前的歷史資料，限制了對產品長期生存表現與趨勢之分析。整體而言，樣本量偏少、時間跨度有限、亦缺乏外部市場資料與

競品資訊，均對模型建構之複雜性與解釋力造成限制。又，本研究在資料層級與可得性方面仍存在限制。由於無法取得實際購買產品之消費者個體層級資料，研究僅能以各通路所在地區之村里人口統計變數作為外部變數代理，進行 *PLCV* 與消費者特徵之關聯分析。此限制導致迴歸模型解釋力偏低，惟此方法仍能反映出不同地區消費結構對產品獲利力的影響趨勢。

2. 研究模型之限制

由於 *PLCV* 之實證模型在現有文獻中尚屬初探階段，本研究乃參考顧客終身價值模型加以延伸應用。然而，在模型設計上，本研究採用部分簡化假設，例如假設產品每年淨利為平均分配，未能納入市場競爭、消費行為變化與組合策略之非線性影響，可能導致推估結果偏離實際。此外，本研究並未明確將產品在生命週期中所處階段（導入、成長、成熟、衰退）納入分類辨識，導致相關策略推論多屬理論假設，未能與實務運作緊密連結。

3. 樣本與變項設計之限制

本研究在樣本結構上亦有若干不足。於個案公司約 1,500 項商品中，自有品牌與經銷產品僅佔 7%，樣本基數過小，限制了對不同商品型態（如代理、自有、經銷等）進行分類比較與群體分析的可能性。此外，雖透過深度訪談蒐集了競爭強度、內部行銷創新與組合策略等質性資訊，但未進一步轉化為實證模型中的可觀察變項，亦可能限制對 *PLCV* 之因果推論與預測精度。

4. 制度性與系統性資料限制

由於個案公司在導入 *AVM* 系統前，尚未建立系統性成本歸屬機制，特別是在顧客服務與產品管理成本的分攤上無法精確計算，致使本研究無法就導入前後之 *PLCV* 進行對照比較。此一限制不僅限制了本研究在檢驗制度變革效果上的能力，也凸顯 *AVM* 系統在提升成本資訊透明度與決策價值評估上的關鍵角色，進一步強化本研究對企業導入該系統之管理建議。

（二）未來研究方向

綜合上述研究限制，未來研究可從以下幾個主要面向進行延伸與深化。首先，在資料層級方面，未來研究若能取得更細緻之個體層級消費者資料（如年齡、收入、教育背景與實際購買行為），將有助於強化 *AVM* 與 *PLCV* 模型於個體決策支援與精準分析上的應用價值；同時，亦可擴大樣本規模與商品類型覆蓋範圍，特別納入更多自有品牌與經銷產品，以利比較不同產品類型於生命週期與價值創造模式上的差異。

其次，在模型建構與變數設計方面，未來研究可引入更多外部環境與情境變數（如產業競爭強度、市場趨勢與總體經濟指標），以建構更完整之因果關係架構，並進一步提升模型之解釋力與實證適用性。此外，亦可結合具可解釋性的人工智慧

方法（如 SHAP），以強化 *PLCV* 預測結果在管理決策與策略應用上的透明度。

再者，在分析技術與預測方法方面，未來研究可導入進階之時間序列與非線性分析技術（如長短期記憶網路），以捕捉產品銷售與獲利動態中的潛在結構，並發展具即時更新能力或較長預測期間之動態模型。雖本研究結果已驗證非線性模型（如 XGBoost）於 *PLCV* 預測上的相對優勢，後續研究仍可進一步探索 XGBoost 與類神經網路之混合式架構整合與優化可能性。

進一步而言，在時間維度與生命週期辨識方面，未來研究可納入產品生命週期階段標記變數，或結合時間序列模型與隱藏馬可夫模型 (HMM)，以區分產品於導入、成長、成熟與衰退階段下之差異表現，進而發展具時點配適能力之 *CLV-PLCV* 整合架構，提升模型之動態性與策略時效性。

最後，在研究設計與應用情境方面，未來研究可結合定性研究方法（如訪談與個案研究），探討影響 *PLCV* 之管理行為、策略決策與組織內部機制，並發展跨層級分析架構，以回應同時具有 B2B 與 B2C 特性之通路代理商情境。此外，亦可將模型應用擴展至其他具相似資料結構之產業（如連鎖體系、電商平台與平台型 B2B 業者），以驗證 *PLCV* 模型於不同通路型態與產業場景下之外部效度與應用彈性。

整體而言，透過上述方向之持續深化，未來研究有望建立更精確且具實務導向之 *PLCV* 模型，進一步強化其於管理會計與行銷管理領域中的理論貢獻與決策支援價值。

Integrating Artificial Intelligence into Product Life Cycle Value and Activity Value Management: A Case Study of P Channel Agent

Shao-Syuan Li, PwC Taiwan

Cheng-Jen Huang, Department of Accounting, National Chengchi University

1. Purpose / Objective

The primary objective of this research is to develop a comprehensive framework that integrates Product Life Cycle Value (*PLCV*) with Activity Value Management (AVM) through the incorporation of Artificial Intelligence (AI) technologies. It aims to bridge the gap between accounting-based value management and data-driven marketing analytics by creating an intelligent system capable of predicting product performance, optimizing resource allocation, and supporting sustainable strategic decision-making.

While traditional Activity-based Costing (ABC) systems focus primarily on cost accuracy and efficiency improvement, they often fail to capture product value dynamics across the life cycle or to provide predictive insights. Derived from marketing and customer lifetime value (CLV) perspectives, *PLCV* similarly has limited linkage to managerial accounting systems. This paper thus presents an AI-augmented *PLCV*-AVM model that integrates accounting, marketing, and data science perspectives.

Recent advances in artificial intelligence and analytics have fundamentally altered how firms generate, interpret, and act upon value-related information, thereby reshaping customer value creation processes and strategic decision-making logics (Grewal, Saturnino, Davenport, and Guha, 2025). However, most management accounting systems remain primarily backward-looking, emphasizing historical cost allocation rather than anticipating future value creation. This limitation is particularly salient in channel distribution contexts, where product portfolios evolve rapidly and managerial decisions must balance short-term profitability with long-term strategic sustainability. By explicitly addressing this gap, the present study positions *PLCV* not merely as an extension of CLV, but as a managerial construct that translates market dynamics into actionable accounting intelligence.

The overarching goal is to demonstrate how management accounting can evolve from a descriptive and historical system into a forward-looking, value-oriented, and AI-enabled decision support mechanism. This mechanism offers both theoretical advancement and practical relevance to firms engaged in channel distribution and sustainability transformation.

2. Design / Methodology / Approach

The research employs a mixed-method approach combining conceptual model development, case-based analysis, and empirical testing. The theoretical foundation draws on Cooper and Kaplan (1988) and Kaplan and Anderson (2004) to extend the AVM framework toward a dynamic, predictive value system.

The study empirically utilizes product-level and activity-level data collected from P Company, a channel distributor in the retail sector. The dataset spans 2016 to 2021, with 2020 serving as the primary year for predictive modeling. To enhance analytical rigor, the study incorporates AI-based algorithms, including Extreme Gradient Boosting (XGBoost) and Neural Networks, to estimate *PLCV* and to forecast product profitability across different life cycle stages.

The selection of AI-based predictive models is motivated by the increasing complexity and nonlinearity inherent in product life cycle dynamics. Traditional linear models often struggle to capture interaction effects among activities, customer structures, and temporal factors. In contrast, machine learning techniques are capable of learning complex patterns from high-dimensional transactional data. To mitigate concerns regarding model opacity, the study explicitly incorporates explainability mechanisms that allow managerial users to trace predictions back to underlying value drivers and activity configurations, thereby balancing predictive performance with interpretability.

The proposed AI-integrated *PLCV*-AVM model consists of three main modules.

- (1) Value Identification Module maps value drivers and activity attributes to product value creation.
- (2) Predictive Analytics Module employs machine learning to forecast *PLCV* and identify high-value product segments.
- (3) Strategic Alignment Module links AVM results to managerial decision variables, such

as product portfolio adjustments, marketing resource deployment, and sustainability performance metrics.

Qualitative validation is further conducted through semi-structured interviews with the business leader (founder). The findings verify interpretability, usability, and strategic relevance of the system outputs.

3. Findings

The research yields several significant findings.

First, the integration of AI into *PLCV-AVM* substantially improves predictive accuracy and managerial relevance. The AI algorithms outperform traditional regression models in forecasting product profitability and life cycle trajectories, enabling management to proactively allocate resources and adjust pricing or promotion strategies. This finding is consistent with recent meta-analytic evidence showing that AI-enabled and automated systems can achieve performance comparable to or exceeding that of human decision agents across a broad range of customer-related outcomes (Gelbrich, Roschk, Miederer, and Kerath, 2025).

Second, the study demonstrates that combining activity-level data with product-level life cycle indicators enhances visibility into how operational processes contribute to long-term product value. The cross-level integration allows decision-makers to trace the impact of each activity on value creation and to redesign processes accordingly. Beyond predictive accuracy, the *PLCV-AVM* system reshapes how managers conceptualize product performance by shifting evaluation criteria from short-term margins to projected long-term value contribution. Such a shift aligns with emerging perspectives that emphasize the strategic role of customer insights in guiding organizational learning and innovation-oriented decision processes (Stremersch, Cabooter, Guitart, and Camacho, 2025).

Third, the model reveals that demographic and transactional factors, including customer mix, order frequency, and service complexity, significantly influence *PLCV*, and their effects vary across life cycle stages. This highlights the necessity of integrating both B2B distributor data and B2C consumer insights to capture holistic product performance, consistent with recent research emphasizing that customer insights must be translated from individual-level observations into firm-level decision support and innovation-relevant

knowledge (Stremersch et al., 2025).

Fourth, the interpretability functions embedded in the AI models (e.g., SHAP value analysis) enhance managerial trust in machine learning outcomes. Managers can visualize how specific value drivers and operational activities affect predicted *PLCV*, thus aligning analytical insights with practical experience.

Overall, the empirical evidence supports the feasibility and managerial usefulness of establishing a data-driven *PLCV*-AVM system. By integrating predictive analytics, activity-based management logic, and interpretability, the proposed framework advances financial performance evaluation, deepens activity-level value insights, and enhances strategic planning capabilities in dynamic product and channel environments.

4. Research Limitations / Implications

Despite promising results, this study faces several limitations.

The empirical analysis relies on a single case company, which limits generalizability of the findings. Future research could extend the sample across multiple industries to test the model's scalability and robustness. In addition, although AI models such as XGBoost and Neural Networks deliver superior predictive performance, they require extensive data preprocessing and expert interpretation, which may constrain adoption among firms with limited digital maturity.

Another limitation concerns the temporal scope of *PLCV* estimation. Since the data span only six years, the full effects of product evolution and market dynamics could not be fully captured. Longitudinal studies incorporating post-2021 data may provide a more comprehensive understanding.

The practical implications of this research are nonetheless substantial. The AI-driven *PLCV*-AVM framework offers managers an integrated performance dashboard that links cost efficiency with value creation, supporting more informed decisions on resource allocation, product development, and sustainability investment. The study also implies that management accountants must cultivate data analytics competencies and collaborate closely with data scientists to leverage AI responsibly within value management systems.

5. Originality / Contribution

This research advances management accounting theory and practice by integrating Artificial Intelligence (AI) into the Product Life Cycle Value (*PLCV*) framework and combining it with Activity Value Management (AVM) to establish a data-driven decision support system for channel distributors. While traditional Activity-based Costing (ABC) emphasizes cost accuracy and process efficiency, it often lacks predictive capability and cross-level linkage between product-level and activity-level values. By embedding AI models like XGBoost and Neural Network algorithms into the *PLCV*-AVM integration, this study enables more accurate forecasting of product performance and enhances managerial decision quality across the value chain.

The originality of this paper lies in its multi-layer integration of product life cycle analytics, activity-based management logic, and AI-based predictive modeling. This hybrid framework provides a quantitative mechanism that connects B2B distributor data with B2C consumer-level behaviors, bridging marketing and accounting perspectives. The *PLCV*-AVM system also incorporates demographic and transactional variables, offering a comprehensive lens for analyzing how activity drivers, customer structures, and life cycle stages jointly affect long-term product profitability.

From a theoretical stand point, the study extends the foundational works of Cooper and Kaplan (1988) and Kaplan and Anderson (2004) by embedding dynamic learning algorithms within value management systems. This integration transforms static cost management into an adaptive and forward-looking value management model. Furthermore, incorporating AI interpretability strengthens managerial trust and transparency and provides a basis for future research at explainable accounting analytics.

From a practical perspective, the *PLCV*-AVM system functions as an effective AI-assisted management tool that helps firms optimize product portfolios, allocate marketing resources more efficiently, and evaluate channel-specific product performance. The framework provides actionable insights into strategic investment planning and operational alignment across product life cycle stages. While the current study does not incorporate ESG indicators directly, the data-driven structure of the *PLCV*-AVM approach offers a promising foundation for future integration with sustainability-oriented performance metrics. Thus, it helps support the development of management accounting systems that

link profitability with broader environmental and social value creation.

This paper ultimately contributes to the ongoing digital transformation of management accounting by demonstrating how AI can be systematically integrated into *PLCV* and *AVM* frameworks to enhance both analytical rigor and decision relevance. It provides a theoretical foundation and an empirical prototype for organizations seeking to build intelligent value management systems capable of adapting to rapid changes in product markets and sustainability imperatives.

References

- 吳安妮，2021，*企業策略的終極答案：用「作業價值管理 AVM」破除成本迷思，掌握正確因果資訊，做對決策賺到「管理財」*，臺北，臺灣：臉譜出版有限公司。(Wu, Anne. 2021. *The Ultimate Answer to Business Strategy: Managing Right with AVM*. Taipei, Taiwan: Faces Publishing LTD.)
- 楊達凱、蔣詩嶽與黃恆獎，2024，通路系統中價值共創機制之探討：從顧客參與到行動者參與，*臺大管理論叢*，34 卷 2 期：45-90。https://doi.org/10.6226/NTUMR.202408_34(2).0002 (Yang, Ta-Kai, Chiang, Shih-Chin, and Huang, Heng-Chiang. 2024. Examining the value co-creation mechanism of channel system: From customer engagement to actor engagement. *NTU Management Review*, 34 (2): 45-90. https://doi.org/10.6226/NTUMR.202408_34(2).0002)
- Anderson, C. R., and Zeithaml, C. P. 1984. Stage of the product life cycle, business strategy, and business performance. *Academy of Management Journal*, 27 (1): 5-24.
- Bawa, K., and Ghosh, A. 1999. A model of household grocery shopping behavior. *Marketing Letters*, 10 (2): 149-160. https://doi.org/10.1023/A:1008093014534
- Berger, P. D., and Nasr, N. I. 1998. Customer lifetime value: Marketing models and applications. *Journal of Interactive Marketing*, 12 (1): 17-30. https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6653(199824)12:1%3C17::AID-DIR3%3E3.0.CO;2-K
- Bradlow, E. T., Gangwar, M., Kopalle, P., and Voleti, S. 2017. The role of big data and predictive analytics in retailing. *Journal of Retailing*, 93 (1): 79-95. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.12.004
- Cooper, R., and Kaplan, R. S. 1988. Measure costs right: Make the right decisions. *Harvard Business Review*, 66 (5): 96-103.
- Datar, S. M., and Rajan, M. V. 2021. *Horngren's Cost Accounting: A Managerial Emphasis (17th ed.)*. London, UK: Pearson Education Ltd.
- Dekimpe, M. G. 2020. Retailing and retailing research in the age of big data analytics. *International Journal of Research in Marketing*, 37 (1): 3-14. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.09.001
- Gajjar, N. B. 2013. Factors affecting consumer behavior. *International Journal of Research in Humanities and Social Sciences*, 1 (2): 10-15.
- Gelbrich, K., Roschk, H., Miederer, S., and Kerath, A. 2025. Automated versus human agents: A meta-analysis of customer responses to robots, chatbots, and

- algorithms and their contingencies. *Journal of Marketing*, 90 (2): 1-26. <https://doi.org/10.1177/00222429251344139>
- Gilbert, D. C., and Jackaria, N. 2002. The efficacy of sales promotions in UK supermarkets: A consumer view. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 30 (6): 315-322. <https://doi.org/10.1108/09590550210429522>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. 2016. *Deep learning Vol.1*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Grewal, D., Satornino, C. B., Davenport, T. H., and Guha, A. 2025. How generative AI is shaping the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 53 (3): 702-722. <https://doi.org/10.1007/s11747-024-01064-3>
- Gupta, S., Hanssens, D., Hardie, B., Kahn, W., Kumar, V., Lin, N., Ravishanker, N., and Sriram, S. 2006. Modeling customer lifetime value. *Journal of Service Research*, 9 (2): 139-155. <https://doi.org/10.1177/1094670506293810>
- Hoch, S. J., Kim, B. D., Montgomery, A. L., and Rossi, P. E. 1995. Determinants of store-level price elasticity. *Journal of Marketing Research*, 32 (1): 17-29. <https://doi.org/10.2307/3152107>
- Hoyer, W. D., MacInnis, D. J., and Pieters, R. 2012. *Consumer Behavior (6th ed.)*. Boston, MA: Cengage Learning.
- Hyndman, R. J., and Koehler, A. B. 2006. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22 (4): 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Jager, K. J., van Dijk, P. C., Zoccali, C., and Dekker, F. W. 2008. The analysis of survival data: The Kaplan–Meier method. *Kidney International*, 74 (5): 560-565. <https://doi.org/10.1038/ki.2008.217>
- Jain, D., and Singh, S. S. 2002. Customer lifetime value research in marketing: A review and future directions. *Journal of Interactive Marketing*, 16 (2): 34-46. <https://doi.org/10.1002/dir.10032>
- Johnson, H. T., and Kaplan, R. S. 1987. *Relevance Lost: The Rise and Fall of Management Accounting*. Boston, MA: Harvard Business School Press.
- Kaplan, R. S., and Anderson, S. R. 2004. Time-driven activity-based costing. *Harvard Business Review*, 82 (11): 131-138.
- Kaplan, R. S., and Cooper, R. 1998. *Cost & Effect: Using Integrated Cost Systems to Drive Profitability and Performance*. Boston, MA: Harvard Business School

Press.

- Kondoh, S., Masui, K., Hattori, M., Mishima, N., and Matsumoto, M. 2008. Total performance analysis of product life cycle considering the deterioration and obsolescence of product value. *International Journal of Product Development*, 6 (3-4): 334-352. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2008.020399>
- Kotler, P., and Keller, K. L. 2015. *Marketing Management (15th ed.)*. Harlow, UK: Pearson Education.
- Kumar, V., and Karande, K. 2000. The effect of retail store environment on retailer performance. *Journal of Business Research*, 49 (2): 167-181. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(99\)00005-3](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(99)00005-3)
- Kumar, V., Ramachandran, D., and Kumar, B. 2021. Influence of new-age technologies on marketing: A research agenda. *Journal of Business Research*, 125: 864-877. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.01.007>
- Kumar, V., and Reinartz, W. 2012. *Customer Relationship Management: Concept, Strategy, and Tools (2nd ed.)*. Berlin, Germany: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-20110-3>
- Lee, E. T., and Wang, J. W. 2003. *Statistical Methods for Survival Data Analysis (3rd ed.)*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/0471458546>
- Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., and Kroll, E. B. 2020. Brave new world? On AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing*, 51 (1): 44-56. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002>
- Malmi, T. 1999. Activity-based costing diffusion across organizations: An exploratory empirical analysis of Finnish firms. *Accounting, Organizations and Society*, 24 (8): 649-672. [https://doi.org/10.1016/S0361-3682\(99\)00011-2](https://doi.org/10.1016/S0361-3682(99)00011-2)
- Makridakis, S., Spiliotis, E., and Assimakopoulos, V. 2018. Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PloS One*, 13 (3), Article e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
- Min, H. 2006. Developing the profiles of supermarket customers through data mining. *The Service Industries Journal*, 26 (7): 747-763. <https://doi.org/10.1080/02642060600898252>
- Mortimer, G., and Clarke, P. 2011. Supermarket consumers and gender differences relating to their perceived importance levels of store characteristics. *Journal*

- of Retailing and Consumer Services*, 18 (6): 575-585. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2011.08.007>
- Ramya, N., and Ali, S. M. 2016. Factors affecting consumer buying behavior. *International Journal of Applied Research*, 2 (10): 76-80.
- Rosset, S., Neumann, E., Eick, U., and Vatnik, N. 2003. Customer lifetime value models for decision support. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 7 (3): 321-339. <https://doi.org/10.1023/A:1024036305874>
- Rust, R. T., Lemon, K. N., and Zeithaml, V. A. 2001. *Driving customer equity: Linking customer lifetime value to strategic marketing decisions (Report No. 01-108)*. Cambridge, MA: Marketing Science Institute.
- _____. 2004. Return on marketing: Using customer equity to focus marketing strategy. *Journal of Marketing*, 68 (1): 109-127. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.1.109.24030>
- Rust, R. T., Zeithaml, V. A., and Lemon, K. N. 2000. *Driving Customer Equity: How Customer Lifetime Value is Reshaping Corporate Strategy*. New York, NY: The Free Press.
- Scheuing, E. E. 1969. The product life cycle as an aid in strategy decisions. *Management International Review*, 9 (4-5): 111-124.
- Sheth, J. 2021. New areas of research in marketing strategy, consumer behavior, and marketing analytics: The future is bright. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 29 (1): 3-12. <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1860679>
- Stremersch, S., Cabooter, E., Guitart, I. A., and Camacho, N. 2025. Customer insights for innovation: A framework and research agenda. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 53 (1): 29-51. <https://doi.org/10.1007/s11747-024-01051-8>
- Verhoef, P. C., Reinartz, W. J., and Krafft, M. 2010. Customer engagement as a new perspective in customer management. *Journal of Service Research*, 13 (3): 247-252. <https://doi.org/10.1177/1094670510375461>
- Vernon, R. 1966. International investment and international trade in the product cycle. *The Quarterly Journal of Economics*, 80 (2): 190-207. <https://doi.org/10.2307/1880689>
- Zeithaml, V. A. 1985. The new demographics and market fragmentation. *Journal of Marketing*, 49 (3): 64-75. <https://doi.org/10.1177/002224298504900306>

Author Biography

Shao-Syung Li

Shao-Syung Li is currently an Auditor at PwC Taiwan. Her areas of specializations include corporate sustainability, management control systems, and ESG strategy implementation. She has participated in several ESG-related consulting and academic-industry collaboration projects, focusing on the integration of sustainability performance and value management.

*Cheng-Jen Huang

Cheng-Jen Huang is a Full-time Professor of Department of Accounting at National Chengchi University (NCCU). His research interests focus on performance management, innovation capital, corporate governance, and ESG-related management accounting applications. He has published research articles in leading academic journals such as *Strategic Management Journal*, *Journal of Corporate Finance*, *Asia-Pacific Journal of Accounting & Economics*, and *Journal of Intellectual Capital*, among others.

*E-mail: cjhuang@nccu.edu.tw

本論文榮獲 112 年宋作楠碩士論文獎。

感謝論文獎審查委員、期刊審查委員與主編所提供的寶貴建議，使本論文更加完善。

本研究之完成，承蒙多位先進與同仁之鼎力協助。謹此致謝普祺樂實業有限公司張深閔總經理、國立政治大學金融學系林士貴教授、國立政治大學應用數學學系汪于崑研究生，以及國立臺灣大學電機工程學系黃語棠大學部學生，於分析過程中提供寶貴意見與實質協助，使本論文得以順利完成，特此致謝。

附錄 A

限於樣本觀察值，本研究採用相對簡單的神經網路結構。Goodfellow, Bengio, and Courville (2016) 強調在資料量受限下，應以「簡化模型結構 + 交叉驗證 + 參數調整」為核心策略，以避免過擬合 (Overfitting) 與結果不穩定性；此外，在資料量有限時，優先調整隱藏層大小 (Hidden Size) 與學習率 (Learning Rate) 等基礎參數，較能有效改善模型性能，且避免過度依賴複雜結構。這個過程不僅幫助本研究找到最佳的模型配置，也使本研究深入理解模型對這些參數的敏感程度。具體而言：

1. 隱藏層大小分析：

- (1) 本研究測試一系列的隱藏層大小值，包括 8、12、16、24、48、96 等。
- (2) 這個範圍使本研究能夠評估模型複雜度與性能之間的權衡。

2. 學習率優化：

- (1) 本研究嘗試多個學習率，包括 0.00005, 0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005 等。
- (2) 這種廣泛的搜索使本研究能夠找到最佳的學習動態，平衡收斂速度和穩定性。

3. 綜合評估：

- (1) 對每種配置，本研究都計算 *MAPE* 和 *RMSE*，以全面評估模型性能。
- (2) 透過這個過程，本研究發現當隱藏層大小為 12，學習率為 0.0001 時，能夠在 *MAPE* (117) 和 *RMSE* (201,061) 兩個指標的平均值上都達到最優表現。如下表所示：

| 測試組別 | 學習率 | 隱藏層大小 | MAPE 平均 | RMSE 平均 | 表現評估 |
|----------------|---------|-------|---------|---------|------|
| 學習率測試 | | | | | |
| 組合 1 | 0.00005 | 12 | 149 | 204,082 | 一般 |
| 組合 2 | 0.0001 | 12 | 117 | 201,061 | 最佳 |
| 組合 3 | 0.0005 | 12 | 144 | 200,650 | 一般 |
| 組合 4 | 0.001 | 12 | 212 | 211,253 | 較差 |
| 組合 5 | 0.005 | 12 | 179 | 204,884 | 較差 |
| 隱藏層大小測試 | | | | | |
| 組合 6 | 0.0001 | 3 | 130 | 200,711 | 良好 |
| 組合 7 | 0.0001 | 6 | 130 | 199,842 | 良好 |
| 組合 8 | 0.0001 | 12 | 117 | 201,061 | 最佳 |
| 組合 9 | 0.0001 | 24 | 133 | 203,269 | 一般 |
| 組合 10 | 0.0001 | 48 | 149 | 200,064 | 一般 |
| 組合 11 | 0.0001 | 96 | 172 | 198,431 | 較差 |

在評估模型表現時，本研究需要綜合考慮多個指標。以這個案例來說：

1. *MAPE* vs. *RMSE* 的權衡：

- *MAPE*：最佳組合達到最低值（平均 117）。
- *RMSE*：雖然不是最低（平均 201,061），但與最低值（組合 11：平均 198,431）的差異相對較小（約 1.3%）。

2. 指標解釋：

- *MAPE* 反映的是相對誤差，更適合評估跨不同尺度的預測表現。
- *RMSE* 反映的是絕對誤差，對大誤差更敏感。

3. 選擇建議：

- 主要考慮 *MAPE* 作為評估標準，因為它能更好地反映預測的相對準確性。
- *RMSE* 的些微差異 (1.3%) 可以接受，特別是在獲得顯著更好的 *MAPE* 表現的情況下。
- 組合 11 雖然 *RMSE* 最低，但其 *MAPE* 明顯較高（平均 172），顯示整體預測效果不如最佳組合。

4. 綜合評估：

- 最佳組合在 *MAPE* 上的優勢（相較其他組合）大於在 *RMSE* 上的劣勢。
- 這種權衡主要是考量提供較好的整體預測準確度。

因此，雖然最佳組合的 *RMSE* 不是最低，但考慮到它在 *MAPE* 上的顯著優勢和 *RMSE* 的可接受水平，仍然是最合適的選擇。

根據實驗的結果所觀察到的規律：

1. Learning Rate 太大 (> 0.001) 會導致預測效果明顯下降
2. Hidden Size 太大 (> 24) 也會使模型表現變差
3. 適中的參數設置 (Hidden Size = 12, lr = 0.0001) 能達到最佳平衡

透過這些敏感性分析，本研究努力在有限的數據條件下，最大化模型的性能和研究的嚴謹性。雖然本研究的模型結構相對簡單，但這種全面且系統的方法使本研究能夠充分利用現有數據，並為未來可能的樣本擴展奠定基礎。

附錄 B

茲將訪談提綱與經受訪者同意之摘要文字稿整理如下：

1. 關於新產品導入與推廣初期的隱藏成本

問題：新產品導入初期，貴公司在現場執行層面是否有觀察到特殊的隱藏成本或作業挑戰？

回應：新產品的隱藏成本確實是比較高，因為新產品需要有員工教育訓練，然後我們商化的員工有將近 90 位，這 90 位對新產品的認知確實需要耗時員工教育，這些隱藏成本確實會比較高。雖然沒有在行銷的相關資料裡面可以看出來，但是就實際上講對於商化人員在現場執行的尤其是新商品的隱藏成本本來就是會比較高。

2. 關於舊客戶與新客戶之間作業成本差異

問題：請問舊客戶與新客戶在實際操作上是否會造成不同的作業負擔與成本？

回應：另外就是舊客戶跟新客戶的沒有辦法區分，我做出客戶相關的推論與建議。舊客戶確實已經很熟悉他的作業模式，所以相對的不需要太多磨合，那新客戶確實有許多需要磨合的地方，尤其在做這個全聯通路，他遍佈全臺灣有一千兩百家店，那這一千兩百家的新客戶，在每一家店的陳列的商品不見得會一樣，尤其全聯的店的大小坪數不一，販售的品項也不見得一樣。所以對於新客戶，所有在第一線的業務人員必須要能夠對新客戶新商品的認識，確實需要花費比較多的隱藏成本。同時，新商品也好，或者新客戶的新商品要上架，同時也需要露出更多陳列，讓消費者能夠看到，消費者能夠接收到新的訊息，新的商品願意購買嘗試。所以相對的會投入比較多人力在陳列或在賣場的露出上面會做比較多這方面的作業。

3. 關於上下游資訊串接與行銷資料的可得性

問題：貴公司如何串接上游與下游的行銷與銷售資料？在資料可得性上有何挑戰？

回應：會有許多隱藏成本或者行銷成本在這裡面沒辦法看到，缺乏行銷的資料確實是沒有明確表示，但因為我公司是個代理商所以我們如何去串聯我們的上游跟下游的行銷資料？因為全聯福利中心是一個非常封閉的通路，許多的資料是不對外公開的，所以有許多資料，我們很難直接的顯示出來給評審看到，因為畢竟他們是一個不對外公佈的，包括 AC Nielsen 都拿不到全聯的銷售資料，這個是一個市場不爭的事實。所以我們確實沒辦法提供很多的行銷資料，但是在整個資料的串聯串接上，我們有透過我們公司的軟體，我們的業務 APP 以及未來我們要做的 AI 確實有做很多的資料的串聯可以產生更多的經濟效益，我們的銷售資料也會展現在每一個業務

的手機上面，他可以看到所有的銷售的資料，我想這部分就很容易能夠把上下游串聯起來，當然我們自己內部也會有做一些資料的分析，讓上下游的行銷資料能夠很快的串聯起來。這個我要跟評審說明一下，確實我相信目前所有的業界、只要是跟產業相關的，像我剛提到，包括 AC Nielsen 他都拿不到全聯銷售資料，所以這部分那我們確實我們有做一些資料的分析，如果需要的話，我們可以提供一些，我們可以提供一個簡單一些商品的資料做參考。

我想我們跟上下游廠商，我們是一個中間商，是一個代理商，如何去串接上游及下游的資訊，我們都有第一手的資料可以去串接。然後我剛剛有提到，相關的銷售資料我們沒辦法提供，是因為這個是對客戶相對的保密，相對的全聯福利中心，他從來也不會提供銷售資料給任何一個相關的產業，包括 AC Nielsen 都拿不到他的銷售資料。那我想我們在做這樣的相關的服務的時候，我們投入的人力，相關的人力到每一家店的每一個業務負責大概十五家相關的管理議題。那去服務好每一家店，那我想相對的它的服務成本是一個非常固定的成本。

那如果我們能夠提升每一樣商品，能夠在每一家店的平均的銷售業績是最好，而且是最高的，我想相對的它對我們所創造的毛利是最好的。相對的對於我的上游廠商也一定是相對的創造了更多的業績。那當然前提是在同樣的價格，前提是在上游廠商不要負毛利的情況之下做出這樣子的一個推論。我想行銷成本一定是固定的一個行銷成本，就我們商業廠商的一個串聯。那上游廠會不會投入更多的行銷成本？我們都會再考慮。對於每一年的行銷策略都有一個固定，我們會比照前一年的行銷所投入的資源，做一個同等比例的原則的投入。我相信對我們行銷成本的推論一定是有合情合理的相關的推論。所以商品如果在一個通路裡面賣得很好，當然相對它的生命週期以及它的價值是最高的。我想我們會希望能夠建議我們的上游廠商，然後我們也會選擇更多這樣類似的商品投入。我想這樣子對於彼此上下游都產生的價值是更好的。我想創造顧客價值是我們代理商永遠必須要長期做下去的事情。

4. 關於產品毛利偏低但仍延長代理關係的原因

問題：對於利潤偏低但產品生命週期較長的商品（如酒類），貴公司如何判斷是否繼續代理？

回應：我想我們酒類的利潤一直都不是很好，這個是整個酒類產業的問題。如果評審有接觸過臺灣菸酒公司，你就知道臺灣菸酒公司的酒類的利潤，毛利極其低。我想是整個這個酒類的產品的問題，不管是國內製造商或是國外進口商或是原廠在臺灣的分公司，他們給通路的利潤都非常非常的低。然後交易的條件都非常的堅硬，所以很多酒類的經銷商或是代理商常常在替換或更動，說實在其實是因為他們給通

路的利潤真的很低。那我想我們應該是去保持一個良好的關係，然後去做跟酒類廠商做一個合理的互動，能夠保持維持一個低但合理的利潤，那並不要很積極去躁進，多做這類商品因為這類商品，對於本身毛利並不會很大。

而且再者酒這種產品本就不是全聯福利中心主要的主力銷售產品除啤酒外，但是其他的烈酒並不是全聯福利中心主要的銷售的品項。那其實就算啤酒最大的通路也是還是在餐飲業及便利商店，那這些東西其實利潤很差，那不單只是他給全聯福利中心不好，即便像臺灣菸酒公司他給全臺灣最大的通路商 7-11。即便他給 7-11 的利潤都很差，因為我看過他跟 7-11 的合約，所以我覺得跟這個論文有沒有關係？我覺得還是有關係，就是我們中間代理商如何跟酒商保持一個良好關係然後可以延長代理，所以即便沒辦法創造很多的利潤、尤其是烈酒更是極其低，紅酒、烈酒都沒有保存效期的問題，所以產品只要上架就沒有過期這些問題，所以維持一個關係，有一定的銷售量，而且有些酒是越放越有價值的，我想這個在這方面絕對跟論文有一些相關的關係。

5. 關於雜貨類產品的組合銷售與價值創造

問題：請問貴公司在銷售雜貨類產品時，有無透過組合策略提升其價值與存活週期？

回應：我想雜貨類是我們公司代理比較多的產品的品類，那雜貨類的銷售相對於它的單價比較低，所以相對它的迴轉會比較快一點，因為它的 return 確實是會比其他的商品來得快，所以我們會多上這些商品，那當然因為我們自己本身也有開發類似雜貨的商品。也請相對的我們上游廠商幫我們代工，所以我們跟上游代工廠商之間是一個很好的競合關係，所以我們因為彼此之間產生的這麼好的競合關係，我想我們彼此的產品共同在貨架上銷售，是面對所有的廠商的一個競爭，而不是只有我們自己本身自己的競爭。

我相信因為我們這個產業通路的代理商並不是非常多，所以基本上大概在 40 家左右上下的代理商而已。所以代理的品類很有可能是重複，像我們後來也有代理的奶粉就有三家像豐力富、亞培，還有 OAK 都是我們公司代理的商品，像我們代理的洗劑類也有依必朗及南僑，我想這些都是重複的商品，重疊的商品。我們是個代理商、通路服務商，我們只要把每家廠商的商品都能夠美好的陳列出來，然後能夠讓消費者很容易的看到、能夠買到。而且每家廠商的商品的特性絕對是不一樣，所以不會因為是廠商的商品上架，我們就會拿到代理權而是廠商需求的服務一定要有到位的程度。他覺得我們整個市場的業績無法提升是整個市場的服務面沒有做好，賣場的管理沒有做好而會被收回。所以業績不佳或者業績好會換代理權不是等號，所以當然是對產品生命週期的一個說明。我們怎麼樣讓我們所有廠商能夠在延續他產品生命週期，能夠讓他的商品在貨架上可以創造更高的利潤，然後能夠讓商

品更好，這才是代理權的重要課題。

那有些品類確實是回轉的比較快的，所以我想我們也會建議廠商多生產這類商品。當然相對的上架與否還是要經過一段的縝密的討論跟研究出來。代理確實不見得因為產品的生命週期利潤絕對是等號。但是我想代理商能夠做更多的價值給上游廠商，尤其是在商品上面能夠給更多的一些建議，延長產品的生命週期創造更多的價值，我想這個才是代理商可以在這個市場可以延續下去的要點。做這樣的價值是對上游廠一件不可抹滅的事實，也是一個非常好的一件事情，所以這個是有相關性的，不是沒有相關性，這是一個絕對的等號。

有關於這個雜貨類的商品，我想我再做一個解釋，就是加強行銷策略，觀察消費者的特徵，譬如消費者想說我今天要購買地瓜粉的時候，是因為我買了什麼樣相關的肉類，或是什麼樣相關的商品，我會去購買地瓜粉。然後我們這樣子能夠做這樣的產品組合，我們很多的商品加強的行銷策略，比方說你去買綠豆，買紅豆時，你應該是會買砂糖或是冰糖之類的，這樣的產品組合加強促銷，是不是可以帶動彼此之間的商品的業績，然後讓雜貨類的商品的銷售提升。

銷售的提升就是延長產品生命週期，也創造產品的價值。我想加強行銷跟這個論文絕對有相對的關係，我想在通路上，通路的陳列的位置越來越競爭有限的情況之下，如何讓這些商品可以跟其他品類的結合，或是自己本身的品類結合，做一個促銷是非常重要的。

比方我剛講買了綠豆跟砂糖，或是買綠豆，可以折價送砂糖，或是買砂糖折價送綠豆，或買紅豆、砂糖、冰糖之類的結合有折扣。諸如此類的，像有什麼買尿褲加啤酒，或者是買珍菇加起司，回去可以同時料理。我想這個都是不同的銷售的方式，尤其是在全聯福利中心它一直在擴展生鮮的陳列的銷售的品項、陳列的位置。我想如何做這樣品類的結合，能夠讓我們這些雜貨類的產品，跟生鮮的產品最容易結合在一起，你買肉類，買魚類，你可能需要買炸粉，你可能需要買太白粉，你甚至需要買糖，買鹽，買一些調味粉回去做一個結合。我想這個一定都是對我們整個產品生命週期的延伸，以及擴大產品的銷售面，絕對有很大的一個相關的關係。

6. 關於產品生命週期延長與代理關係穩定性的關聯性

問題：貴公司認為代理商表現與產品的生命週期長短之間有直接關聯嗎？

回應：我想我們做代理商是一個中間商，被去中間化是永遠不可摒除的一個因素之一，我想就算全世界再大的代理商，不管是大昌華嘉公司 (DKSH) 也好，類似像這種 global 的公司，他們也有可能被換代理。我想這樣的代理商永遠都存在，也隨時存在，也隨時有可能被替換。那我們把廠商的生命週期延長，讓他的產品生命長度能夠變得比其他競品更長，然後跟上游廠商可以維持更好的關係。上游廠商當然因

為我們可以把他的產品的週期，就是在全聯福利中心的販售的時間可以延很長，相對的上游廠商相信我們可以做這麼多的服務，然後當然他會願意讓我們上架更多的商品到這個通路去販售，因為過往的廠商或是過往他自己做，或是過往他給其他代理商做並沒有辦法做得這麼好。而我們做之後我們能夠延長他的產品生命週期讓他可以獲得更多的利潤，然後讓他的商品也不會快速的就被市場淘汰掉，我想這個跟代理商服務的品質，是一定有絕對的關係。

你說我們不是自行生產，然後我們也不一定是上游廠商的商品剛上架就是代理商，沒有錯因為每個廠商要轉代理，絕對不是因為商品的上架而轉代理。當然有可能是商品轉給新的代理商，新的代理商幫他上新的商品。我想我們就是在市場做一個口碑，做好服務，自然而然就會有許多廠商找我們。我們要創造出產品的生命週期的長度，可以延長產品生命週期，然後也可以讓商品創造利潤。我想這個就是讓代理商不斷地延續他的生命，也不斷地延續代理權的方式之一。我想這些都是讓上游廠商能夠繼續支持我們。所以業績好、業績不好，終止代理權都是其中的因素之一，但不是絕對的因素。我想如果是大環境影響我們，而造成業績不好，比方說 COVID-19 業績很好，那 COVID-19 之後呢業績掉了，那這個是大環境的因素，我想這個不是因為大環境因素而代理商就被淘汰掉，而是代理商是不是可以在這樣的環境之下，可以創造出跟其他代理商不同的業績，不同的服務方式，也就是說在 COVID-19 之後，我們一樣能夠維持比別人更好的成長，或是比別人衰退的幅度更少，我想這個才是代理商長治久安的方法。

7. 關於站點銷售表現差異與內部學習機制

問題：貴公司如何從銷售較佳的站點中歸納成功因素，進而輔導銷售不佳的據點？

回應：我們已經知道上架時間短，產品生命週期短，然後來跟上游製造商做一個溝通，強化。我想這個是一件很重要的事情，然後我想我們在這樣的經驗之後，我們是不是應該就市場上的銷售資料做一些收集。同樣競爭品做一些收集，或者是我們在推出商品的時候，我們是不是應該先做一些市場資料的收集做一個通盤的規劃，能夠讓我們的商品上架之後，就能夠創造其生命週期，可以讓商品在貨架上可以長久的銷售，然後延長產品生命週期，也同時能夠創造產品價值。我想這個才能夠創造我們長期企業的競爭優勢。

我想這個部分，簡單做一個說明。我想從市場收集的各種的銷售資料，尤其是競爭品的銷售資料，這是我們能夠讓代理商所創造的價值能夠延長，強化與上游製造商的關係，這是一件非常重要的事情。我們代理商服務很多的商品，也與上游廠商研發出許多新的商品。許多新的商品出來，然後確實創造了非常好的銷售業績，我們有許多的個案。我想我在這裡就不做一一說明，也許評審有想要知道，我舉個

例子，我幫全聯做老鷹紅豆，那老鷹紅豆到現在已經十年了。這就是一個，那這個老鷹紅豆也是由我們的上游廠商代為加工包裝，我想這就是強化與上游廠商之間的關係以外的許多的種種的因素。我想這就是我們如何去強化與上游廠商關係的一些方式。

8. 了解企業如何區分高、中、低生命週期產品，並針對其制定不同策略。

問題：您們在管理代理產品時，是否會區分產品的生命週期長短？具體是如何判斷一項產品屬於高、中或低週期的？

回應：其實確實我們應該要考慮產品的高中低的商品，生命週期高中低的商品。針對不同的商品，如何結合 AVM 系統資料與外部人口變數強化企業的產品管理決策。確實需要做這樣子的考量，那我想 AVM 已經很清楚的告訴我們每個產品的所能創造的利潤，然後如果我們的商品產品生命週期又知道高中低，那我們如何能夠從低的商品去創造出變成中或高的商品。當然如果真的低的商品不行，如何替換商品，讓它能夠做一些更好的商品的產品的管理決策。我想就是由 AVM 做一個管理決策，假設它的生命週期很低，AVM 的資料告訴我們它的利潤很好，我們更應該有一個好的管理決策。

我想這個是一個很重要的議題，AVM 提供這樣的數據，有效去調整高中低的產品。不見得產品生命週期高就好，也有可能你投入很多的行銷資源，讓它產品生命週期能夠變得很高。可是事實上這個商品，在 AVM 上面其實是沒有利潤，甚至是負毛利的，那如果是這樣的情況下，是不是一定要讓產品生命週期高的產品留在貨架上？還是花了很大的隱藏成本在留它嗎？我想這是結合 AVM 資料非常重要的事情。

9. 區域銷售差異與通路管理策略之探討：以餅乾類產品為例

問題 (1)：您是否曾觀察到某些產品（如餅乾類）在特定區域（如東部或離島）的銷售或淨利表現特別好？

問題 (2)：這些差異可能與哪些通路因素有關（如店型大小、站點位置、在地需求）？

回應：餅乾類的產品在直轄市東部及離島地區創造更好的淨利。如何透過這樣的觀點給其他銷售不佳的站點做一個學習，然後找出更佳的一個方式。我想這篇論文主要是要討論產品生命的週期，討論產品如何創造其利潤。我想假設這個商品，在銷售不佳的地點，然後事實上是賣不好，甚至於就是他會退貨很多，造成虧損的情況的銷售點。我們就是要找出他的方式學習，譬如說銷售好的點他可能是迴轉很快，可能是在他的庫存上面他放的比較多。那在於銷售不佳的點是不是也放一樣多？那優異處我想就是他可能又是賣得好的點，有可能是他擺放的位置是很好的，或者是

他擺的還是 **highlight** 的位置，我們是不是去了解這樣的站點，確實他是因為這樣子然後可以賣得很好，那做一些學習，假設他是在同一個區域，譬如說直轄市或是東部或是離島，那可能在這個地區不是所有點都賣得好，那為什麼大部分點都賣得好，這些區域不好的點是不是應該去學習他這些點的做法，做一些調整。

我常常說的就是我們的這 90 個業務，在賣場做陳列，做深入的服務的時候，是不是可以同時之間做一些觀摩，可以瞭解，也許其他同事服務的點是比他好的，互相可以學習，互相可以聯絡，互相可以提供一些意見，然後可以做一個連結，可以讓商品可以陳列的，露出的更好。或者是他有其他不同的方式的做法，變成這個點銷售很好。比方說我們可能在某一個直轄市，在這個大城市，做一些活動，然後跟全聯做一些結合。全聯總共有 9 個處。這九個處，可能我們在某一些處，做一些很深餅乾類的銷售、行銷的結合，那讓它能夠創造出更多的業績，相對的就帶動到可能直轄市或是東部或離島地區創造更好的經營。

那這些方式未來是不是可以擴展到其他地區，也可以做一個事宜的參考。但是說實在話，不是每一類產品在每一個地區的銷售傾向都是一樣。我們曾經有許多商品，在大都市正常的銷售之下，正常的陳列之下，它的銷售業績比可以差到一千倍。所以這個確實是需要做一些優異處做一些評比，那不是相對都可以用同樣的方法做。但我們的想法還是說，找出可共用的優點，用到同一個地區的點，我想這是可以讓產品生命週期變好、銷售變好的一種方式。

10. 關於顯眼位置與年長者購買行為的影響

問題：顯眼位置與賣場樓層配置是否會影響年長消費者對商品的購買意願？

回應：顯眼位置、低樓層跟年長者，確實對商品銷售是非常重要的。因為這個論文一直在討論的是產品生命週期、業績、產品價值。顯眼位置也就是說，假設某些全聯的銷售通路是一二樓或一樓加地下室，是兩個樓層的。這樣的情況下，確實有些消費者到了一樓之後，可能不要往二樓或地下室去採購。或是放在一樓顯眼的位置，或是在生鮮區，能夠讓這些年長者易於購買。有些年長者或是尤其有些主婦他們來採購商品，可能今天是買個蔬菜，可是他在蔬菜區、生鮮區，看到了雜貨的產品，他是不是也會想到購買。因為畢竟我們許多的商品都是屬於衝動性購買，而不是屬於計畫性購買。

那衝動性購買就是你看到了你會想買，比方說你今天炸排骨，沒有地瓜粉可不可以吃，一樣可以吃，可是如果加個地瓜粉是不是口感會更好。假設你在生鮮排骨販售區放了地瓜粉，這樣子是不是消費者會買。尤其是雜貨東西許多是屬於衝動性購買，比較少於計畫性購買。根據我們多年的經驗，消費者大部分都會買。大部分都是屬於衝動性購買。

所以我想絕對有關係是顯眼處、低樓層、年長者，尤其是年長者，或者這些中年婦女他們是我們通路的主要客群，尤其是 30 歲到 60 歲的這些家庭主婦都是主要的消費者，有些是 60 歲以上年長者行動不便，他也許不願意上下樓層買商品，他可能是跟著家人一起去購買。那家人可能會依照他指定買了商品之後就走了，但也有可能當他進到這個賣場，年長者他在所屬行動方便的樓層看到他是不是就會有衝動性的購買，能夠創造商品的業績，那顯眼的位置就是我們有第二層列位或是斜口欄，或是在入口處的陳列那這樣子的情況之下，消費者就容易看到也容易會即時衝動性購買。我想這個，在全聯的 DM 上面第一版都有所謂的路衝、超低，為什麼很多廠商搶著要擺路衝超低？確實是因為它是顯眼的位置有第二陳列位在賣場路口處，所以它一定是會創造很好的業績，我想每一檔的業績是個機密我就不說明了。

那所以顯眼位置低樓層跟年長者，是不是這個變數，因為確實在整個通路的，行銷以及通路的管理上面確實這些都是對我們講是一件很重要的事情，許多上游廠商都是需要我們有第二陳列位，他們都很高興，非常希望商品有第二陳列，甚至花錢租了第二陳列位，我想這都是為什麼顯眼位置，就是所謂的第三陳列位，就是原本的貨架以外的，可能是側掛或是前端架或是收銀臺或是落地，這些都是顯眼位置能夠讓消費者容易看到及願意購買，那低樓層消費者會有一點順手衝動性購買造就的業績，我想低樓層也同時讓年長者他也会在低層看到也願意購買，大部分低樓層當然是講第一樓層，因為大部分的賣場都是一二樓，當然也有一樓跟地下室，我想就是所謂的第一樓層就是讓行動不便的年長者能夠容易購買到的，我想這都是創造了我們業績，業績創造自然產品生命自然就會延長，自然廠商的利潤就會增加，在行銷成本不變的情況之下。

附錄 C

有關「理論－實證－訪談整合表」如下，表格明確對應訪談主題在理論模型與實證設計中的反映方式，展現三者之間的邏輯連結。

附錄表 1 理論－實證－訪談整合表

| 理論概念 | 實證設計 | 訪談對應內容 |
|--------------|---|---------------------------|
| 顧客關係不確定性 | 未納入迴歸項，但於資料分群中反映客群穩定性與通路特性 | 新客戶／新產品需投入較多教育訓練與磨合成本 |
| 行銷支出策略 | 成本資料由 AVM 系統提供，行銷費用以品類配置方式處理 | 行銷資料無法完全取得，但實務上費用投入顯著 |
| 產品類別與利潤異質性 | 以各品類 <i>MAPE</i> 、 <i>RMSE</i> 反映差異性，異質產品預測誤差較大 | 酒類利潤低但仍保留代理，雜貨回轉快但單價低 |
| 商品陳列與購買誘因 | 未納入實證模型；僅透過質性訪談作為補充性解釋與現象觀察依據 | 地點顯眼性與樓層高度影響年長者與衝動購買 |
| 產品生命週期延長 | 以高 <i>PLCV</i> 產品為研究對象，推論促銷、升級策略對週期延長影響 | 透過上游建議與商品改良延長銷售時間與價值 |
| 上下游資料整合與決策支持 | 採用代理商第一手實際零售銷售資料，並由 APP 串聯上下游資訊 | 代理商透過自有 APP 與內部分析工具支援策略決策 |
| 代理權穩定性與產品績效 | 以利潤穩定性、通路表現間接推估代理續約可能 | 代理權穩定性與商品銷售與利潤貢獻關聯密切 |
| 產品組合與促銷策略 | 不同類商品在 AVM 中展現出不同回轉率與促銷效益 | 砂糖＋紅豆等搭配組合可共同帶動銷量 |
| 業務學習與知識移轉 | 觀察不同站點銷售與推廣模式，間接反映團隊知識流動 | 站點間學習與成功經驗複製可促進表現提升 |

