

國立臺灣師範大學管理學院全球經營與策略研究所

碩士論文

Graduate Institute of Global Business and Strategy

College of Management

National Taiwan Normal University

Master's Thesis

新產品判斷性預測準確性之員工行為衡量量表建構

Developing a Scale for Measuring Employee Behavior Accuracy  
in New Product Judgmental Forecasting



陳盈蓉

Chen, Ying-Jung

指導教授：吳彥濬 博士

Advisor: : Wu, Yen-Chun, Ph.D.

中華民國 114 年 6 月

June 2025

## 謝辭

完成論文的這段旅程，不僅是一場對我人生的磨練，更是一段充滿挑戰與自我對話的過程，在無數次的修正與掙扎中，幸運的是，我從不曾孤單，總有一群人默默陪伴，給我力量與支持。

首先，最深的感謝獻給我的指導教授——吳彥濬教授，謝謝您在我迷惘時給予明確方向，在我堅持時給予耐心指引，讓我有勇氣一步步走完這條路，您的專業與關懷，是我能完成本研究的最大助力。

感謝我的同學兼好戰友們韓緯駿與賴雅瑜，無論是在趕報告的深夜，還是討論研究的清晨，你們的陪伴總讓我覺得再困難的日子，也能咬牙撐過。因為有你們，這段碩士生涯變得不再枯燥，而是充滿笑聲與回憶。

再來感謝我的家人，尤其是我的姐姐與父母，謝謝你們總是在背後默默支持，從不催促，只用理解和信任守候我做自己想做的事。有時候一句「你慢慢來，我們都在」就足以讓我重拾信心，繼續前行。

最後，也想感謝我的偶像 NCT 127，謝謝你們在我疲憊時透過音樂與舞台，給我滿滿的力量與勇氣，是你們提醒我「努力會發光」，讓我在低潮時不輕言放棄，讓我知道很多人其實也都是在努力的活著，也從他們身上學到了設身處地跟愛人，最後，這份論文不只是我學術路上的里程碑，也是我生命中所有溫暖相遇的紀錄。謝謝所有曾經拉我一把的人，願未來的我能帶著這份感恩，走得更堅定、更踏實。

## 摘要

在新產品上市前，如何有效預測市場反應一直是企業成敗的關鍵。其中，判斷性預測因不仰賴歷史銷售資料，成為經理人面對新產品時最常依賴的預測方式之一，因此，判斷性預測在新產品預測中扮演著重要角色，若經理人預測出現偏誤，將可能導致新品上市決策失準，本研究即旨在發展一套適用於企業於新產品上市預測階段之自我檢測量表，協助企業檢視其判斷性預測是否具偏誤與改進空間。

本研究旨在發展一套適用於企業於新產品上市預測階段所使用之判斷性預測自我檢測量表。量表涵蓋三大概念：問題定義、判斷性預測行為及其新產品預測潛在偏誤，六個構面：問題定義、判斷方法、判斷性預測偏誤、事後審查偏誤、倡導偏誤、樂觀偏誤，目的在於協助企業於完成新品銷量預測後進行反思與調整，並提升整體預測準確性與決策品質，研究同時強調，藉由此量表可評估經理人是否因判斷性偏誤而導致預測失準，進一步引發新品上市失敗風險。

本研究於前測階段進行項目刪減與構面重組，最終完成一份包含 15 題、3 構面之正式量表。雖然驗證性因素分析結果顯示部分構面之收斂效度尚未達標，惟因本研究為初步量表開發，顯示日後仍可透過題項修訂與資料累積進行優化，具備後續深化潛力。

此外，實證分析亦發現不同職級（高階、中階、基層）在預測行為上存在顯著差異，顯示此量表除作為評估工具外，亦可作為企業設計教育訓練課程之參考，特別有助於中階管理層預測能力之培養與提升。

關鍵字：新產品預測、判斷性預測、產品預測

# Abstract

Accurately forecasting market reactions before the launch of a new product is a critical determinant of a firm's success. Among various forecasting methods, judgmental forecasting—which does not rely on historical sales data—is one of the most commonly used approaches by managers when facing new products. Given its prominent role in new product forecasting, biases in judgmental forecasting may lead to flawed decision-making and ultimately to product launch failures. This study aims to develop a self-assessment scale for enterprises to examine the potential biases in their judgmental forecasting during the new product pre-launch phase.

The proposed scale comprises three concepts: problem definition, judgmental forecasting behavior, and potential biases in new product forecasting and six dimensions: problem definition, judgmental method, the post-decision audit bias, the advocacy bias, the optimism bias. The goal is to help companies conduct structured reflection and adjustment after forecasting product sales, thereby improving the accuracy and quality of their decision-making. The scale is also designed to assess whether managerial judgment may have been affected by biases, potentially leading to inaccurate forecasts and launch failure.

Through a pretest phase involving item reduction and factor restructuring, a finalized scale with 15 items across 3 dimensions was developed. Although confirmatory factor analysis (CFA) results indicated that some dimensions did not fully meet the criteria for convergent validity, the study's nature as an initial scale development implies room for future refinement through iterative item revisions and larger sample collections.

Moreover, empirical results revealed significant differences in forecasting behavior across managerial levels (senior, mid-level, and junior staff). This suggests that the scale may also serve as a reference for corporate training programs, particularly in enhancing the judgmental forecasting abilities of mid-level managers.

**Keywords:** New Product Forecasting, Judgmental Forecasting, Product Forecasting

# 目次

謝辭.....	i
摘要.....	ii
Abstract.....	iii
目次.....	iv
表次.....	vi
圖次.....	vii
第一章、緒論.....	1
第一節 研究動機 .....	1
第二節 研究目的 .....	2
第三節 研究流程 .....	3
第二章 文獻探討.....	4
第一節 產品需求判斷性預測方法 .....	4
第二節 新產品預測行為偏誤 .....	7
第三節 黃金預測準則 .....	8
第四節 構面、概念及變數說明 .....	11
第三章 量表編制與研究方法.....	17
第一節 概念分析 .....	17
第二節 發放對象與抽樣 .....	18
第三節 研究流程及實施方法 .....	19
第四章 研究結果與發現.....	22
第一節 前測結果 .....	22
第二節 後測結果 .....	30
第三節 研究發現 .....	40

第五章 結論.....	42
第一節 研究限制 .....	42
第二節 未來研究方向及管理意涵 .....	43
參考文獻.....	45
附錄一 新產品預測判斷性預測準確性之員工行為衡量量表 .....	49



## 表次

表 2.1 構面題目-問題定義、因果關係 .....	13
表 2.2 構面題目-判斷方法 .....	14
表 2.3 構面題目-錨定與調整偏誤、錯誤感知、錯誤整合、忽視回饋 .....	14
表 2.4 構面題目-事後審查偏誤 .....	15
表 2.5 構面題目-倡導偏誤 .....	15
表 2.6 構面題目-樂觀偏誤 .....	16
表 4.1 KMO 與 Bartlett 檢定結果.....	25
表 4.2 因素分析摘要表 .....	27
表 4.3 信度分析表 .....	29
表 4.4 後測受測者職業背景資料 .....	30
表 4.5 後測受測者職稱統計 .....	31
表 4.6 後測受測者年資統計 .....	31
表 4.7 項目分析結果 .....	32
表 4.8 模型整體適配度 .....	34
表 4.9 因素負荷量表 .....	35
表 4.11 模型整體適配度比較 .....	38
表 4.12 效度驗證比較 .....	39
表 4.13 職業背景 ANOVA.....	40
表 4.14 企業預測外部環境審視事後檢定 .....	41
表 4.15 企業判斷性預測檢測事後檢定 .....	41

## 圖次

圖 1.1 研究流程圖 .....	3
圖 2.1 產品需求預測方法整理 .....	4
圖 2.2 量表構面架構圖 .....	12
圖 3.1 文獻整理概念 .....	17
圖 3.2 研究流程圖 .....	19
圖 4.1 職業背景數量分布圖 .....	22
圖 4.2 職稱數量分布圖 .....	23
圖 4.3 年資人數分布圖 .....	24
圖 4.4 驗證性因素分析結果 .....	36



# 第一章、緒論

## 第一節 研究動機

當今企業須面對瞬息萬變的環境，如新冠疫情、或是任何突發狀況，並且因應越來越短的產品生命週期，經理人必須頻繁推出新產品，進而更頻繁進行需求預測，因此新產品的預測變得由為重要，同時預測也因環境不確定性變得更加困難 (Lee et al., 2014; van Steenbergen & Mes, 2020)。一直以來，新產品需求預測相較於現有產品預測較具挑戰性，其原因是因為新產品相對較缺乏歷史資料去做需求預測，因此如何有效且精準預測需求是新產品得以成功上市並且存活的重要關鍵 (Kahn, 2002)。

隨著科技日新月異，預測技術也越來越發達，越來越多預測方法及模型出現，該如何正確選擇預測工具便成為經理人的重要課題。談到預測方法，現有的預測方法主要為五種類型：判斷法、傳統統計預測、智能預測模型、市場研究方法及混合法，雖然隨著科技發展，現今研究多數在談論新預測模型的發展，並且多以發展智能預測模型或混合模型為主 (Mas-Machuca et al., 2014; Nguyen et al., 2024)，然而，最普遍為經理人使用的方法仍為定性方法中的判斷法，因為其使用起來相對簡易且成本較低，並且對於新產品需求預測，判斷法也最符合新產品預測，因新產品沒有歷史資料可以進行預測的特性 (Fildes et al., 2022)。

現今多數研究討論了許多判斷法應如何運用於現有產品預測，討論了判斷法可能出現的使用偏誤及應該如何正確使用 (Armstrong et al., 2015)，或是討論對於新產品預測可能的偏誤及該如何有效進行預測 (Feiler & Tong, 2022)，然而關於如何使用判斷法去對新產品進行預測的研究就相對較少，因此本篇研究將以此為切入點討論判斷法於新產品預測的使用，讓經理人了解如何將判斷正確使用於新產品預測以及如何減少對於新產品判斷可能的偏誤。

## 第二節 研究目的

根據許多需求預測分析的相關研究，新產品需求預測一直是至今還在討論的議題，現在仍有許多相關研究在研發新預測型模型並應用於不同產業(Dellarocas et al., 2007; Fildes et al., 2022)，或是不同產品特性 (Elalem et al., 2023)，並且因應科技趨勢人工智能預測也越來越精準，越來越多的智能預測模型被發明，也不乏許多混合式模型，混合了智能預測與其他預測法，將各模型的優勢最大化(Li & Yu, 2023; Schneider & Gupta, 2016)。

從眾多研究中，我們可以發現在智能預測使用上，搭配判斷性預測將會提升預測的準確度(Badulescu et al., 2024; Nair & Huchzermeier, 2024)，因為智能預測中有時缺少一些專家經驗判斷產品特性或是銷售週期等，因而判斷性預測就算是在現在科技越來越發達、智能預測準確度越來越高的時代依舊有其重要性。

並且從我們也可以從關於亞馬遜推出手機 Fire Phone Carr (2015)及 Quibi 影音串流平台，張毓思 (2020)失敗的案例中看到，不論是成功的企業家貝佐斯又或者是曾任高級管理職的惠特曼，都有可能因為對於自己產品的過度自信，又或者是因主觀意見而使新產品上市後失敗收場，從這兩個案例更可以讓我們了解判斷性預測很重要之外如何正確預測也是一大要點。

了解到判斷性預測的重要性後，如何正確使用判斷性預測便是一個提升預測準確度的重要關鍵，而如何正確運用判斷型預測預測新產品需求便是此研究的目標，判斷性預測因為源於專家或是經理人的經驗，因此可能會在預測的時候有一些偏誤，如：樂觀性偏誤、倡導偏誤、後審查性偏誤等等...(Eroglu & Croxton, 2010; Thomas & Tyebjee, 1987)。

新產品預測則因為沒有歷史資料，經理人在判斷時也容易因為缺乏資訊出些一些判斷誤差，像是過度自信等錯誤判斷(Feiler & Tong, 2022)，因此，本研究將着重探討如何正確的使用判斷性預測去預測新產品需求，並且研究目的便是創造一個量表可以使受測者了解企業預測行為是否有正確使用判斷性預測去預測新產品的銷售趨勢。

### 第三節 研究流程

在確定研究方向後，第一個步驟是先明確研究主題及目的，並著手蒐集相關文獻進行文獻探討，進一步推導出研究架構再根據研究架構設計問卷量表，完成後透過網路平台及各在職專班進行正式問卷的發放。隨後回收問卷進行資料統計與分析，最終整理出研究結果與建議。如圖 1.1 為研究流程圖：

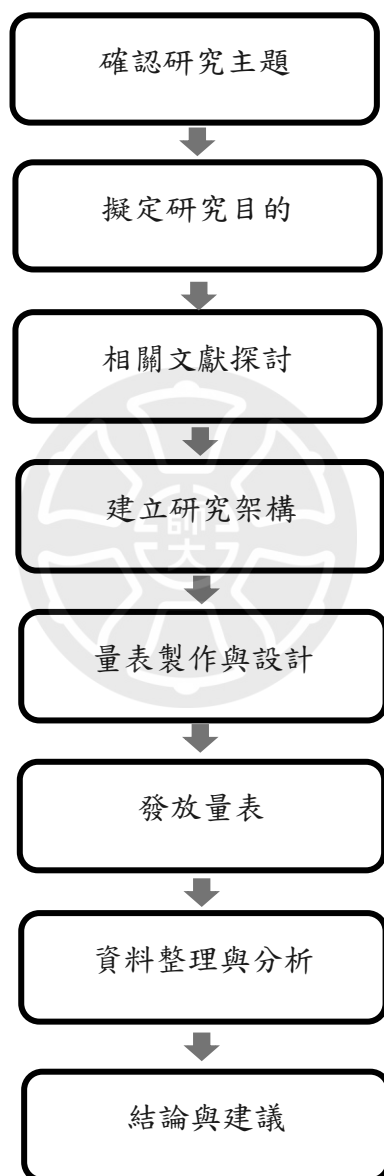


圖 1.1 研究流程圖

## 第二章 文獻探討

### 第一節 產品需求判斷性預測方法

產品預測是推出新產品的重要環節之一，預測準確度會影響到產品成功與否，因此如何正確預測，如何使用預測方法便是重要的課題。

根據 Mas-Machuca et al. (2014) and Nguyen et al.(2024)的預測法，將兩個文獻統整後，列出目前常用的五種預測方法種類，如圖 2.1，分別為：判斷法、傳統統計預測、智能預測模型、市場研究法及混合法。

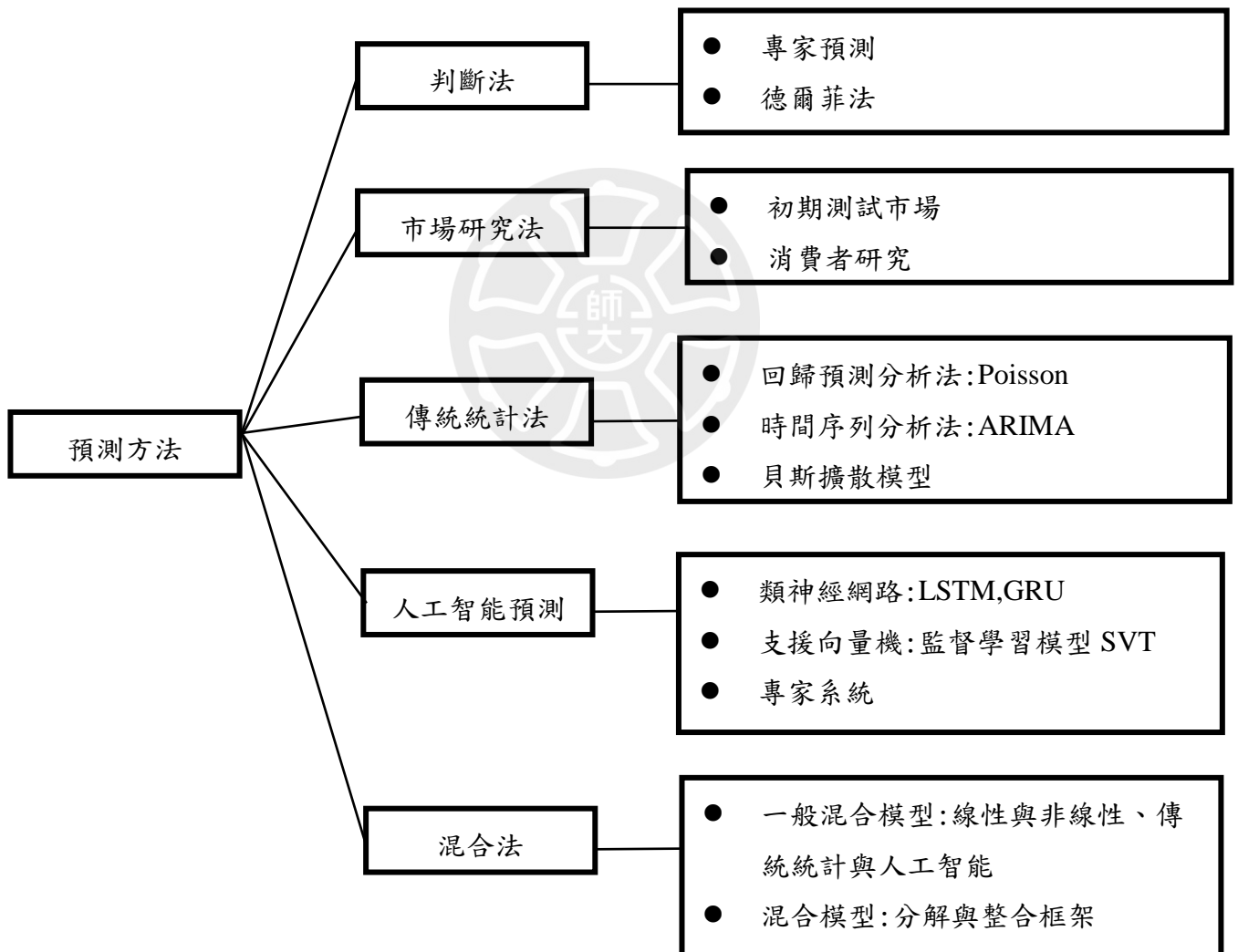


圖 2.1 產品需求預測方法整理

## 一、判斷法

### (一) 個人預測

判斷法是顧名思義是基於人類判斷而去做預測的一種方法，在預測方面則是專家通過其專業經驗來預測未來的產品銷量，由於它的使用過度仰賴使用者的主觀經驗，因此時常被認為可能有不夠精準及有無法準確預測的風險 (O'Connor, 1993)。

### (二) 團體預測

#### 1. 德爾菲法

最廣為人知且常用於文章中的團體預測法便是德爾菲法，進行方法則是小組成員會各自獨立進行預測，而後匿名提出想法，這個過程重複幾次後，每一次會有一個協調員(也是小組成員之一)匿名分享大家的預測結果，以及每個人做出這些預測的理由。接著，根據這些結果，大家再進行下一輪的討論與修正。最後，會將最終一輪的預測結果取平均值，作為整個小組的最終預測結果(Rowe, 1999)，而因為整合多個專家的想法，因此德爾菲法也被認為可以解決處理更加複雜、困難的預測 (Linstone & Turoff, 2002)。

#### 2. 焦點團體法

與德爾菲法不同，焦點團體小組依靠預測者之間的面對面討論，並在主持人的監督下預先定義預測主題。這種方法的優點在於建立小組的簡單性、資訊共享的快速性並且對個人預測者來說，接受較能接受團體意見，而缺點則是可能出現團體迷思或是因其面對面討論可能因預測者身分地位不同而使有些預測者無法正確表達想法(Zellner et al., 2021)。

## 二、混合法(以混和判斷法與傳統統計為主)

### (一) 基於調整系統預測的方法

調整預測的過程通常由兩個階段組成，在第一階段，預測者須先決定是否需要對系統預測進行調整(即判斷性修正)，如果預測者認為有必要進行干預，則確定調整的方向和範圍，並將調整應用於系統預測 (Arvan et al., 2019)。根據 Syntetos et al.(2016)使用判斷預測較適合較不穩

定的序列或預測範圍較長的序列，另一方面來說，統計建模對於較短的預測範圍和穩定的時間序列更有用，而對於預測範圍為平均且序列歷史既不太短也不太長的情況，使用統計預測的判斷調整似乎是最適合的方法。

## (二) 將判斷預測的結果與系統預測結合的方法

結合系統預測與專家意見是充分利用量化方法與人類判斷優勢的最佳方法之一。最早由 Blattberg 和 Hoch 提出的 Blattberg-Hoch 方法，簡單地為判斷與模型預測賦予相等權重。隨著研究的深入，也出現了使用人類判斷來決定模型與判斷各自權重的方法(Syntetos et al., 2016)。

## 三、 判斷性預測可能的偏誤

人類判斷因為具主觀性，因此可能會出現預測偏誤，而這些偏誤則可能降低預測準確性，此論文著重在預測者判斷性預測用於統計預測時容易出現的偏誤，並列出以下可能偏誤以減少預測誤差(Lim & O'Connor, 1995)。

本研究基於 Lim and O'Connor (1995) 的發現，整理出六種可能影響判斷性預測的偏誤，其中四種偏誤有實驗數據支持，而另外兩種偏誤則根據實驗結果推導出來，顯示人類在結合統計與主觀判斷時的系統性錯誤，並且 Fildes et al. (2009) 的實證評估顯示，人工調整可能導致預測產生持續的偏差或效率低下。

### (一) 保守性偏誤

研究發現，預測者容易過於相信自己的預測，因而在給予判斷預測及統計預測權重時，傾向於給予判斷預測較高權重而給予統計預測較低權重，因對於統計預測的不信任。

### (二) 錨定與調整偏誤

因人們傾向於自己的判斷性預測，因而對於統計預測的數據與自行預測數據不同，也僅會做少量修正，導致修正不足，準確度低。

### (三) 過度自信

人們對自己的預測有較高信任感，就算統計預測結果愈自我預測結果相差甚遠仍更傾向相信自己的預測，甚至認為自我超越統計預測準確性。

#### (四) 錯誤感知

預測者對統計預測模型有錯誤認知，因而誤判各模型應有權重，給予較低準確率模型較高權重而較高準確率模型較低權重。

#### (五) 錯誤整合

預測者在結合自我判斷與統計模型時存在困難，因而錯誤分配權重，分配方法比機械平均相差甚遠亦較不準確。

#### (六) 忽視回饋

儘管企業已有完善回饋機制，預測者仍忽視回饋結果，不對預測方式進行修正，導致預測精準度無法提升。

## 第二節 新產品預測行為偏誤

為了要準確的預測新產品需求，企業需要了解對新產品預測容易出現的判斷偏誤導致預測不準確，才能更得精準預測。根據 Thomas and Tyebjee(1987)中可以了解到，在新產品預測行為中容易出現的偏誤有三個，分別為：事後審查偏誤、倡導偏誤、樂觀偏誤。

### 一、 事後審查偏誤

事後審查偏誤是一種由決策後的審查過程導致的偏誤，主要源於樣本選擇的系統性問題，根據 Thomas and Tyebjee (1987)的研究，組織通常只會選擇那些預測表現較佳的新產品推向市場，而這些產品的預測往往存在高估的情況，因此，當評估新產品預測的準確性時，實際上只能檢視成功推出的產品，而非所有產品的完整數據，這導致了向上偏誤的現象。

例如，某公司需在兩項產品中選擇推出一項，根據市場研究，產品 A 的預測市占率為 12%，而產品 B 為 22%。實際市占率則均為 17%。由於產品 A 不符合最低回報要求，公司選擇推出產品 B，並在事後審查中發現其預測明顯高於實際。然而，這並非預測本身的問題，而是由於推出的產品樣本傾向於包含高估情況。相關研究也指出，這種偏誤不僅存在於新產品預測中，還廣泛出現在資本密集型的公共項目中，如交通和基礎建設領域的需求預測。

### 二、 倡導偏誤

倡導偏誤反映了產品規劃者為爭取資源和支持，故意高估產品的潛在表現或低估成本的現象，在組織中，負責規劃和負責資源分配的角色通常分屬不同的個體或團隊。為了使提案獲得批准，規劃者會調整預測，使其看起來更加具吸引力。

Thomas and Tyejee (1987)進一步指出，規劃者會預期決策者對預測數據的保守調整，並提前在計劃中做出誇大的預測。例如，成本估計會被壓低，而銷售預測會被抬高，以增加提案獲批的可能性。這種現象導致了計劃內的預測與規劃者的真實期望之間的偏差，並最終成為衡量實際績效的基準，進一步強化了偏誤。

Cyert et al.(1961)的實驗也證實，預測的誇大或保守程度與評估者的專業經驗相關。經驗豐富的管理者對預測的懷疑程度更高，因此規劃者需要更加強調預測的吸引力

### 三、樂觀偏誤

樂觀偏誤是規劃過程中無意識地對未來結果過於樂觀的一種現象，這種偏誤通常源於參與規劃活動本身對預測者心理的影響，例如「控制錯覺」或「希望性思考」。Thomas and Tyejee (1987)指出，規劃者在參與規劃過程後，往往高估有利優勢的可能性，低估不利因素的影響，研究亦支持上述發現，即使管理者遵循理性的開發流程，新產品專案中仍可能系統性產生過度自信的預測(Feiler, 2021)。

實驗證據表明，規劃者相較於旁觀者，對產品的市場滲透率等結果有更高的期望，例如，在一項研究中，參與規劃的實驗組認為市場需求的成長速度顯著高於未參與規劃的對照組，此外，規劃活動還可能讓參與者形成一種錯誤的控制感，認為他們能影響實際無法掌控的外部環境因素（如市場競爭、人口變化等），這些樂觀偏誤會進一步影響資源配置和決策的合理性。

## 第三節 黃金預測準則

### 一、論文及量表背景

黃金預測準則出自於(Armstrong et al., 2015)，這個準則的目的是為了使用者就算對於統計數據不甚了解的情況下，透過遵循有關情境和預測方法的累積知識來保持保守，保守性要求對預測問題進行有效且可靠的評估，以便充分利用有關情境和基於證據的預測程序的累積知識，簡單來說，黃金法則及其量表的設計目的就是為了提高預測的準確性和減少偏誤，並且做完一個預測的基礎定義。接下來

將說明黃金預測準則六大構面以利後續量表建構。

### (一)問題建構

預測者應該首先確定預測問題的定義，正確的定義要求利用有關情況的累積知識並選擇與情境相關的，基於證據的預測方法，而第一部分的準則在於讓填答者審視自己對問題了解，是否有達成以下重點：

1. 使用所有重要資訊及知識
2. 避免偏誤
3. 提供完整的資訊呈現，以便進行獨立審核、重複實驗和擴展研究

另外 Büyükdamgacı 透過實證探討組織內部如何定義問題，研究發現，影響問題定義的因素橫跨個人層次與組織層次：個人對問題的認知、經驗、學習，以及組織內部多方決策者的價值觀與權力結構等，皆會影響問題被定義的方式，由此可知問題定義的重要性(Büyükdamgacı,2003)。

### (二)判斷性方法

判斷性預測通常用於重要決策，例如是否發動戰爭、推出新產品、收購一家公司、購買一家公司房子、選擇執行長、結婚或刺激經濟，而這一部分的問題主要是在測試受測者：

1. 是否有避免錯誤判斷
2. 是否結合正確判斷

### (三)外推法

外推法在預測中部分是保守的，因為它是基於過去的行為數據，外推法可以應用於時間序列數據或橫斷面數據，例如：某些州對槍支法律變動的行為反應可以用來預測其他州的反應，然而，當情境中的知識不在時間序列或橫斷面數據中，且與外推結果相抵觸時，外推便不再保守。這一部分在於讓受試者了解是否正確使用外推法，具體概念如下：

1. 使用最長時間的時間序列且清楚的資料
2. 使用因果關係分解
3. 是否需加入趨勢修正資料
4. 是否加入季節因素減少不確定性
5. 結合替代外推法的預測方法、數據

#### (四)因果方法

回歸分析目前是開發和估算因果模型最常見的方法，這種方法具有保守性，回歸分析可以幫助人們了解在只有一個自變數變化時應變數的變化量，然而，回歸分析也存在一些限制，使其在預測中的實用性受到限制，回歸分析並不完全保守，因為它未能反映因以下情況產生的不確定性：省略變數、因果變數的預測、因果關係的變化，以及如果模型中的變數與估算期內被排除的重要變數相關聯時所推測的因果關係。

此外，當使用大型數據庫時，通過統計顯著性檢驗和複雜的統計方法來選擇預測變數會帶來問題，這是因為複雜的統計技術和大量的觀察數據往往會讓預測者及其客戶偏離累積知識和基於證據的預測程序，換句話說，這會導致預測者忽視黃金準則，因此這部分的黃金準則主要在於讓受測者測驗：

1. 是否正確了解數據因果關係
2. 是否正確使用所有變數

#### (五)結合多種基於證據的方法的預測

結合基於證據的方法進行預測是一種保守的策略，因為這樣可以利用更多的知識，同時偏見和錯誤（例如數據錯誤、計算錯誤以及模型規範不當）之間的影響可能相互抵消。因此，結合預測可以降低出現重大錯誤的可能性。在缺乏強有力證據顯示不同方法在樣本外預測準確性上存在巨大差異的情況下，對各組分預測賦予相等權重是一種保守的做法。

#### (六)避免對預測進行非結構化判斷

判斷性調整往往會降低客觀性，並引入偏見和隨機錯誤。例如，在對一家大型企業集團的 45 位管理者進行的調查中，64%的受訪者認為「預測經常受到政治動機的影響。」

## 二、黃金準則的限制及延伸需求

### (一)黃金準則適用範圍廣泛

黃金準則量表目前的應用範圍主要集中於廣泛的預測情境，如商業投資回報、公共政策影響等，該量表的核心是透過保守性原則來降低偏誤與不確定性，並提高預測準確性。

## 1. 適用於新產品預測的適合度

### (1) 黃金準則的核心價值

黃金準則強調「保守性」是提升預測準確性的核心，要求依據累積知識進行預測，避免偏誤和隨機錯誤，而新產品需求預測中充滿不確定性，而保守性原則可以幫助企業在面對高風險市場時，做出更加穩健的需求預測。

### (2) 避免偏見與非結構化調整

判斷性調整若缺乏結構化支持，容易引入偏見和隨機錯誤，並且有些調整可能出於政治或主觀動機，新產品需求預測往往涉及多方利益，結構化的預測程序（如 Delph 法）可以減少主觀偏差，確保預測結果更具可信度。

## 第四節 構面、概念及變數說明

本章節將上述各家學者所歸納出的理論及量表分類整理後，將新產品需求判斷預測準則歸納為三個構面，分別為預測黃金準則、判斷性預測偏誤、新產品預測偏誤。並且將黃金預測準則部分取其與新產品預測相關構面：問題定義、因果方法，及刪除判斷性預測偏誤與新產品預測偏誤相似偏誤刪除以得出構面：錨定與調整偏誤、錯誤感知、錯誤整合、忽視回饋，並以得出最終構面。量表構面架構，如圖 2.2：

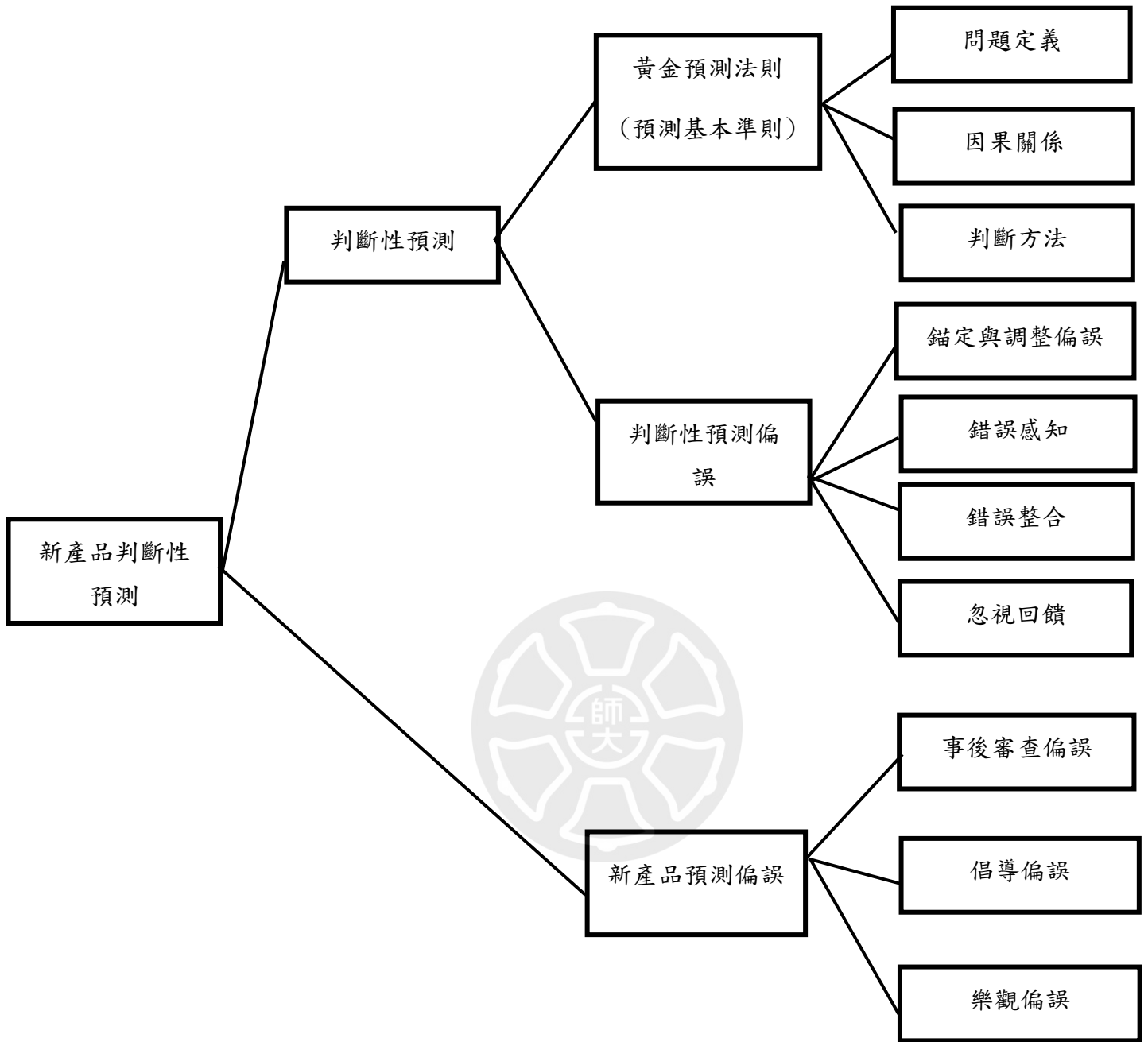


圖 2.2 量表構面架構圖

### 一、黃金預測準則

根據 Armstrong et al.(2015)將可以提高預測的準確性和減少偏誤的黃金預測準則分為六個構面:問題建構、判斷方法、因果方法、外推法、調整結合多種基於

證據的方法的預測、避免對預測進行非結構化判斷，因為此量表主要是以討論判斷性預測為主，因而定不採用黃金準則所有構面，僅選與判斷性預測相關構面，並將避免對預測進行非結構化判斷構面融入判斷法構面中，而所選取的構面為：問題建構、判斷方法、因果方法，已讓受測者先了解預測基本原則，而題目則如表 2.1。

### (一)問題定義、因果方法

#### 1. 問題定義

這部分的量表題目評估企業評估是否全面考量相關知識並避免偏見，量表題目設計包含如何運用相關資料、減少偏見及透明度。此構面共三題。(1-3 題)

#### 2. 因果方法

這部分的量表確保企業對變數及其因果關係的選擇有明確的知識基礎，題目包含是否充分應用先驗知識來構建預測模型，會將因果關係加入構面是因為因果關係裡有與判斷性預測高度相關的一些要素，若是加入才能使量表完整故而而納入。此構面共三題。(4-5 題)

表 2.1 構面題目-問題定義、因果關係

- 
1. 我們不會依賴有限資料去做新產品預測，並會重視資料完整性。

---

  2. 我們會隱藏預測的目的，以減少偏見對結果的影響。

---

  3. 我們的預測過程會提供完整的數據和方法揭示，以便進行審查和複查。

---

  4. 我們在預測需求時，通常會考慮各變數間的因果關係。

---

  5. 我們的預測方法會考慮所有重要的影響變數（如價格、競爭、經濟因素等）。

---

### (二)判斷方法

這部分的量表題目是為了讓企業檢視是否使用結構化的判斷方法來提高預測準確性，題目探討對專家判斷的使用、類比方法的應用及判斷整合方式。此構面共

六題，題目如表 2.2。

表 2.2 構面題目-判斷方法

- 
1. 在新產品需求的預測中，我們會避免依賴個人的直覺或無結構的判斷。
  2. 我們不會只依賴單一專家的判斷，而會尋找多位專家提供意見。
  3. 在預測需求時，我們會分析類似產品或市場的歷史數據進行類比。
  4. 我們在預測新產品需求時，會使用結構化的流程來避免主觀判斷。
  5. 在判斷過程中，我們會列出可能影響需求的所有因素並逐一檢視。
  6. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。
- 

## 二、判斷性預測偏誤

根據 Lim and O'Connor (1995)將判斷性預測可能會出現的偏誤分為六種，分別為：保守性偏誤、錨定與調整偏誤、過度自信、錯誤感知、錯誤整合、忽視回饋，而其中保守性偏誤與過度自信與新產品容易出現的偏誤有類似情況，故而取其他四個偏誤作為此篇量表構面，並且此構面皆與判斷性預測結合統計預測有關。此構面共五題，題目如表 2.3。

表 2.3 構面題目-錨定與調整偏誤、錯誤感知、錯誤整合、忽視回饋

- 
1. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。
  2. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。
  3. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。
  4. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。
  5. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。
-

### 三、新產品預測偏誤

根據 Thomas and Tyejee (1987) 在做新產品需求預測時，企業容易有的行為偏誤有三大構面：事後審查偏誤、判斷偏誤及樂觀偏誤，此處將以如何避免這些偏誤，增加預測準確性為題目。

#### (一) 事後審查偏誤

這部分的量表題目旨在評估組織是否傾向選擇性地檢視成功的案例，忽略失敗的產品，進而導致偏誤，此構面共六題，題目如表 2.4。

表 2.4 構面題目-事後審查偏誤

- 
1. 我們的團隊在評估預測準確性時，會同時檢視已推出和尚未推出的產品。
  2. 我們會定期分析失敗案例，以找出預測錯誤的潛在原因。
  3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。
  4. 我們會記錄並分析未達預期的提案作為規劃參考。
  5. 我們不會只檢視成功產品，而是會連預測失敗的產品都一起檢討。
  6. 我們會建立流程檢視所有決策中的預測誤差，而非只看成功案例。
- 

#### (二) 倡導偏誤

這部分的量表題目評估個人或組織是否會因為內部利益或資源競爭，而在預測中加入偏差以提高提案的吸引力。此構面共六題，第三題為反向題，題目如表 2.5。

表 2.5 構面題目-倡導偏誤

- 
1. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。
  2. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。
  3. 我們會調整預測數據以迎合管理層期望。
-

---

4. 我們會透過跨部門討論，確保預測數據未被刻意修改。

---

5. 我們會要求提案規劃者對預測準確性負責。

---

6. 我們在提案前會多次審核預測的合理性。

---

### (三) 樂觀偏誤

這部分的量表題目評估規劃過程中參與者的無意識樂觀程度，包括對未來結果的過度期望和控制錯覺。此構面共六題，題目如表 2.6。

表 2.6 構面題目-樂觀偏誤

---

1. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。

---

2. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。

---

3. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。

---

4. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。

---

5. 我們會使用歷史數據或市場基準，來挑戰過於樂觀的假設。

---

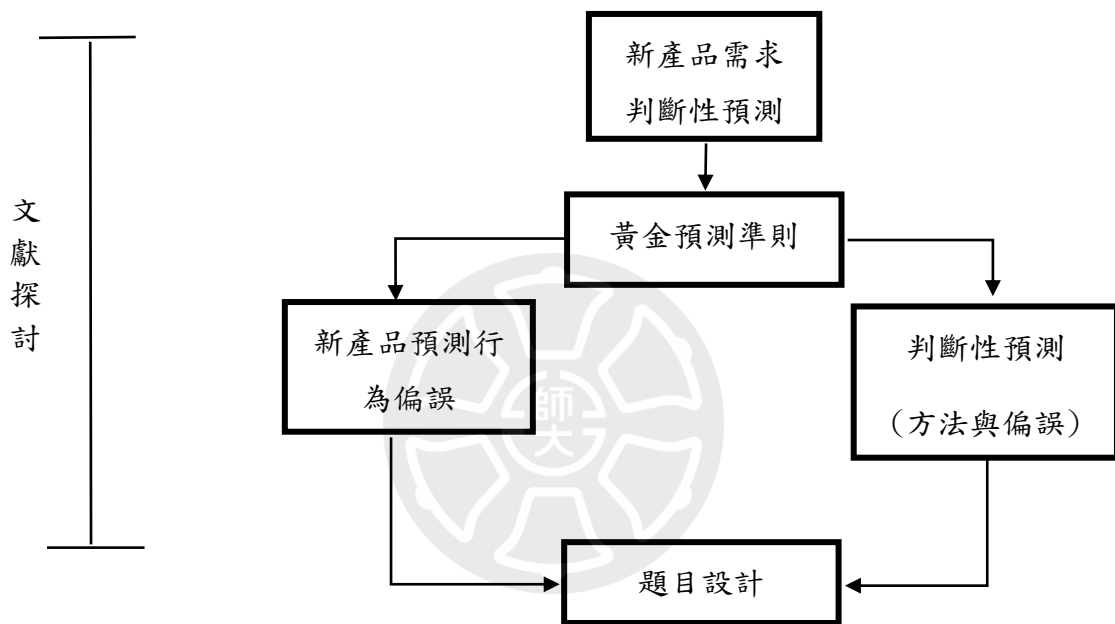
6. 我們的預測會經過多重驗證，以確保假設的現實性和可靠性。

---

### 第三章 量表編制與研究方法

#### 第一節 概念分析

本研究基於文獻探討，深入整理並歸納判斷性預測與新產品需求預測的相關研究，以黃金預測準則量表延伸設計了一套量表，用以評估企業是否具備正確使用判斷性預測去預測新產品需求，整理概念如圖 3.1。



此量表較需注意的是雖參考文獻為新產品預測行為偏誤，然而量表為保持於一致，因此這部分題目回答目的是為了降低新產品行為偏誤，而非檢測受測者出現偏誤率高低。

量表編制流程大致分為前測與後測兩大階段，皆會將蒐集到的樣本資料進行統計分析以檢驗題目之信效度，研究方法流程如圖 3.2。

## 第二節 發放對象與抽樣

### 一、抽樣

#### (一)立意抽樣

因為此量表是有關於新產品上市預測的量表，因此在前測時希望找的發放對象會是特別挑選符合問卷填答設定身分之對象，也希望透過前測彌補此量表沒有專家檢驗的問題，將用前測了解此量表是否有需修改之處。

#### (二)抽樣數量

本研究的樣本數量將根據研究分法來訂定，因為本研究將會使用因素分析來進行分析，因此根據吳明隆、涂金堂（2011）可以了解到有效樣本數至少要有 100 分而樣本數至少為 300，而根據 Gorsuch (1983)則是有效樣本數應為量表題目的 5 倍，因此以本量表為例，有效樣本數最少應為 140 分，可以得知本研究有效樣本數應在 100-140 之間，而因本量表本身對填答對象有所限制，並擔心數量設置過高會難以蒐集，因此本研究決定蒐集有效樣本數量為 120 份，而樣本數量則為 300 份。

### 二、發放對象

#### (一)前測

以工作經驗 5 年以上為主，選擇 5 年為限制是根據陳汝瑾（2020）顯示，台灣人平均工作年資為 9 年 8 個月，而工作 5 年以上則佔人口六成，由此可知工作 5 年以上工作者應已是有豐富經驗之工作者，因此較適合作為此量表前測對象，工作產業的話則不有所限制，因為我認為所有產業都會有推出新產品的時候，然而於企業所處部門若是能以產品部為佳，以上為前測對象限制，希望能以此檢測此量表是否可以發揮其功能。

#### (二)後測

後測的話則不限制工作年限，有工作經驗者便可以填答問卷，一是可以了解不同樣本分類之數據，二是可以擴大樣本數量以增加後續分析準確度，以避免總樣本數少於 300 份。

### 第三節 研究流程及實施方法

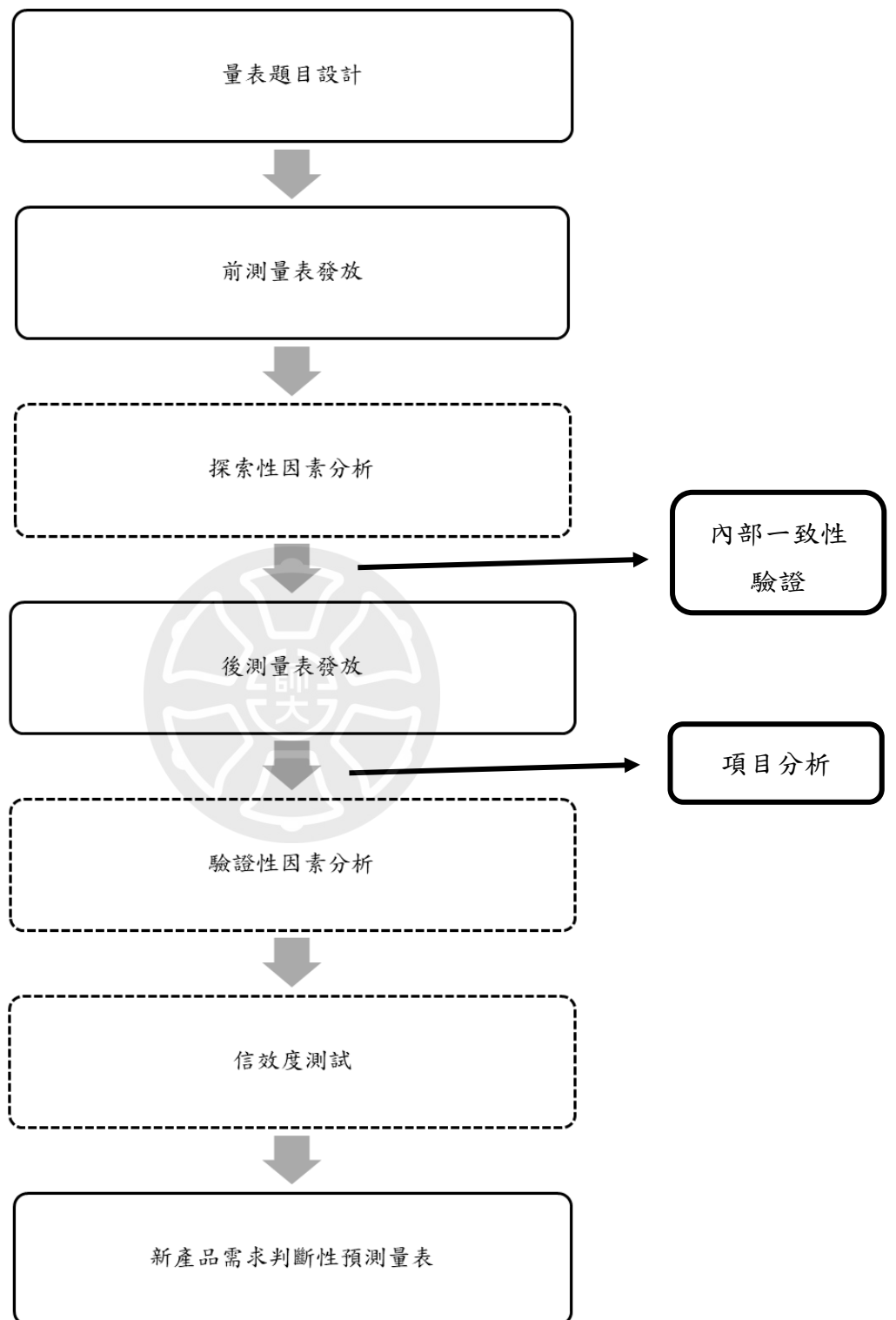


圖 3.2 研究流程圖

## 一、研究流程細項

研究流程圖如上圖，分為前測和後測，並會分別進行項目分析及先後進行探索性因素分析及驗證性因素分析。以下將細講幾個研究過程。

### (一)項目分析

會在每次發放完問卷後進行項目分析，以確保沒有與項目總分相關係數過低的題目。

### (二)探索性因素分析

針對前測階段因還需了解量表的準確度，確認題目是否能有效反映構面，因而對收回問卷進行探索性因素分析並了解是否需刪減或合併題目，會檢查：1. 總評變差解釋是否 $>60\%$ ，確保保留因素能解釋足夠變異量。2. 因素負荷的載荷質是否 $<0.4$ ，並考慮刪減題目。

### (三)內部一致性驗證

後測前進行內部一致性驗證，確保量表能穩定測量目標構面，並會觀察 Cronbach's  $\alpha$  值是否在 $>0.5$ 的可接受範圍。

### (四)驗證性因素分析

為了測試量表是否符合假設的因素結構，會觀察：1. C 卡方檢定  $p > 0.05$  為佳，但受樣本量影響大、2. CFI $> 0.90$  和 TLI $> 0.90$ ，表示模型的良好適配性，RMSEA $< 0.08$ ，表示模型的合理誤差。

### (五)信效度測試

會於最後確認量表信效度，若 Cronbach's  $\alpha$  值低於 $0.7$ 則需重新審視量表。

## 二、量表設計及發放

在設計量表前已進行許多文獻探討，然因探討內容要素眾多，並未清楚解釋整個量表的呈現方式及意義。量表的主要構面分為：(一)預測黃金準則、(二)降低新產品預測偏誤，兩個構面皆圍繞判斷性預測，以利受測者較容易作答，並期望量表能使受測者在資訊有限時仍能做出正確預測，量表順序則以大方向的黃金預測準則再到較精準的新產品預測。

### (一)量表設計細項

根據前述內容，本研究的量表設計以過去相關文獻為基礎，分為六個構面，共

34 題。答題方式採用李克特式量表 (Likert-type Scale)，並為提升量表的精確性及符合研究目標，特別採取以下三項設計原則：

### 1. 量表格式

量表採用五點式李克特量表，選項依序為：「1」非常不同意、「2」不同意、「3」普通、「4」同意、「5」非常同意。此設計旨在讓受測者有中間值答案，不硬性規定不能選中立答案。

### 2. 反向題設計

為避免答題者在填答過程中出現過度偏向正向的傾向，於一個構面都加入一題反向題，若受測者對反向題的回答不符合預期，可能被視為可疑樣本，然反向題可能會進一步視情況剔除以免影響研究結果。

只加入一個構面是因為此問卷發放將與其他問卷合併發放，因怕過多反向題成為干擾，故而最終只於判斷性預測偏誤之構面加入一題反向題。

### 3. 前測受測對象的限制

前測的受測對象被視為專家檢驗，因此設計量表時加入職業背景相關項目，確保受測者具備相關工作經驗，排除無經驗的學生或明顯不相關的樣本，以提高研究的準確性。

## (二) 量表發放平台

本研究的量表設計與發放均透過線上問卷平台 SurveyCake 完成，前測及後測資料主要透過以下通訊軟體管道收集，後測後期則會增加社群媒體管道以增加樣本數量，同時亦設置抽獎機制，並強調僅有效樣本可參與抽獎，鼓勵受測者誠實作答：

### 1. 通訊軟體 (LINE)

由於研究對象需為在職人士，透過通訊軟體傳遞量表連結能快速且便利地接觸到更多符合條件的受測者，擴大樣本來源。

### 2. 社群媒體 (Facebook)

在量表發放的後測階段，透過社群平台中的相關社團發佈量表資訊，以尋找更多具備相關背景的樣本，進一步提高資料的多樣性及完整性，然因在社群媒體身分無法核實因此有可能出現受測者身分與設定不符的情況，因而以後測才加入量表發放。

## 第四章 研究結果與發現

### 第一節 前測結果

#### 一、前測受測者資料整理

因本研究前測具檢驗量表效果，因此前測受測者背景有所規定，而本此問卷回收共 48 份，原本受測者限制為 5 年以上，然而因要尋找多數 5 年以上群體較為困難，故而最後標準放為一年以上，並於其中發現收回資料有 3 份資料受測者工作年資未滿一年，而有 1 份資料受測者為職稱為實習生，此二種狀態並不符合當初設定的背景，故而將此 4 份資料刪除，因此總共於前測蒐集資料為 44 份。接下來將詳細描述前測受測者職業背景分布、職稱分布及年資分布。

#### (一)職業背景

在職業背景方面，可參考圖 4.1，本次回收的受測者職業背景可以大致分為 8 種不同種類，其中研發：產品設計、工程技術佔了最大比例的 13 位，而其次是策略 11 位，接著則是永續發展佔了 9 位，研發、公司管理皆為 4 位，最後則是品保、供應鏈及製造皆為 1 位，由此可知受測者包含各種行業，可以涵蓋不同行業增加量表結果多樣性。

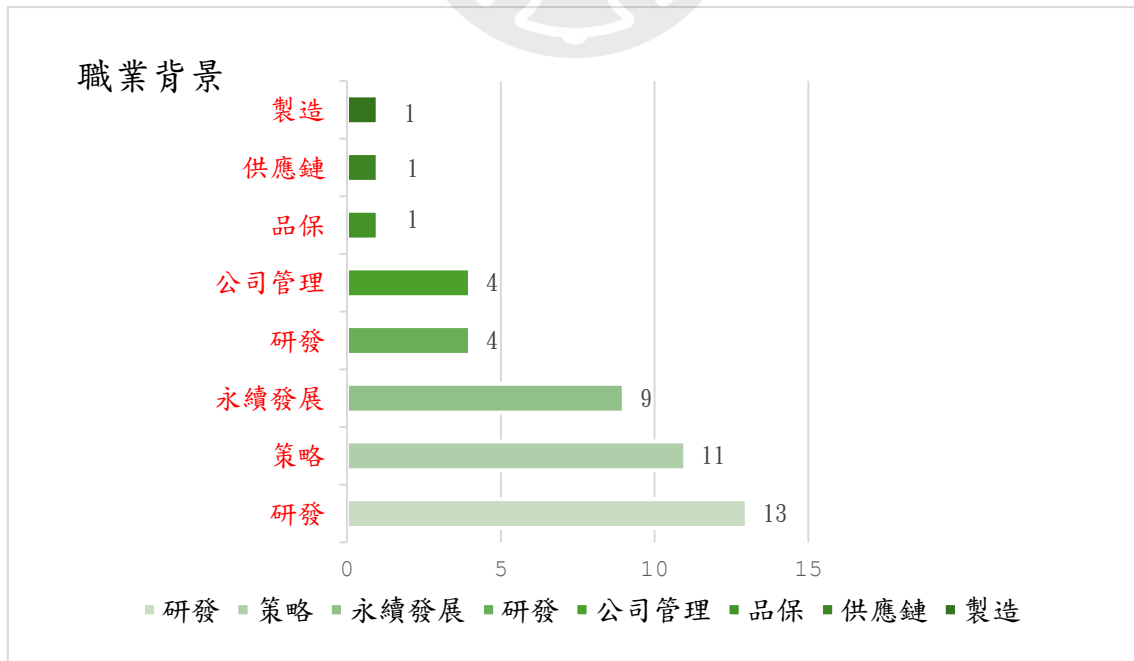


圖 4.1 職業背景數量分布圖

## (二)職稱分類

在職稱的比例分布如圖 4.2，可以看出前測的職位分布主要以專員為多數 14 人，其次則是經理及總經理，分別百分比為 12 人及 9 人，剩餘的則是處長 3 人，主任、副總經理皆為 2 人以及合夥人 1 人，從這個百分比也可以說明前測受測者多屬管理階層，具參與決策之經驗。

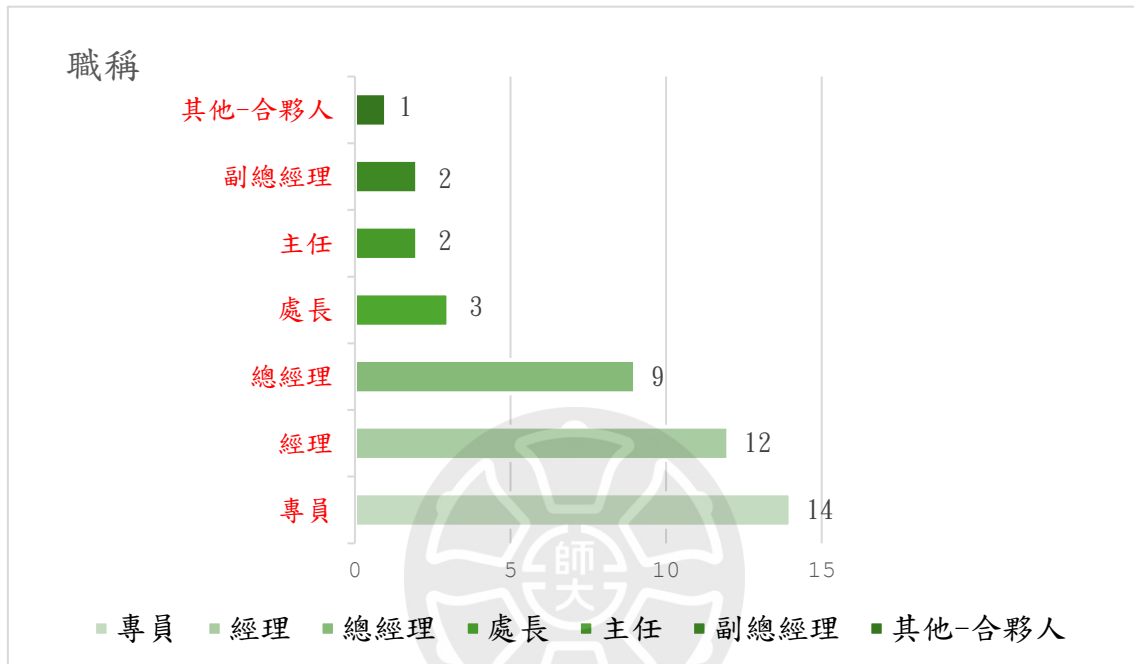


圖 4.2 職稱數量分布圖

## (三)年資分布

從年資分布圖如圖 4.3，可以看出 10 年以上的年資的受測者占 18 人為多數，而其次則是 1-3 年 12 人，4-6 年 9 人及 7-9 年的 5 人，由此可以得出此前側的受測者年資以 10 年以上工作者居多，也可以了解到填答者以工作年資較長的填答者為多。

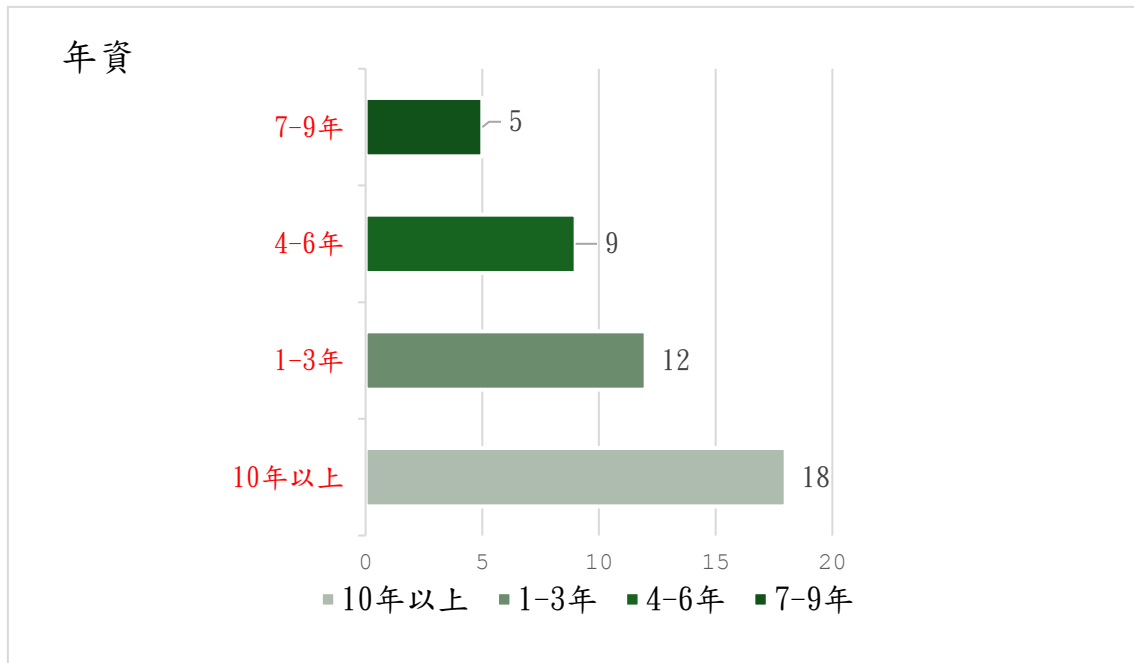


圖 4.3 年資人數分布圖

#### (四)受測者其他資訊整理

由其他受測者資料整理出來此次受測者的產業分布以科技業(電子、電機、通訊)為主要產，其次為快速消費品產業與數位行銷相關行業，由此可以縣市受測者產業實務性及與新產品推出的相關性。市場方面受測者多半橫跨 B2B 及 B2C 兩種市場，足以顯示樣本及推出產品的多樣性。整體而言前測的受測者職等以管理層居多、年資以年長為多數並且職業背景多樣等，這些樣本特質都有利於提升前測結果的準確性，以利後續量表的生成。

## 二、前測之探索性因素分析

為了驗證前測回收量表之準確性，此段落將會進行驗證性因素分析(Exploratory Factor Analysis, EFA)用因素萃取來檢查題目是否與構面符合，並將不吻合的題目依據數據進行刪減。

### (一)主成分分析

本研究採用探索性因素分析中的主成分分析法 (Principal Components) 以萃取共同因素，並以特徵值 (Eigenvalue) 大於 1 作為篩選基準，僅保留每一因素中

包含題項數超過 4 題者作為有效因素。在轉軸方法方面，王保進指出，若無明確理論或實證支持因素之間具相關性，則直交轉軸（Orthogonal Rotation）優於斜交轉軸（Oblique Rotation），因其結果較易解釋與詮釋。因此，本研究採用直交轉軸法中的最大變異法（Varimax），以提升同一因素內變項負荷量平方的變異量，達到簡化因素結構、強化解釋力的目的。

## （二）因素分析適用性檢驗

在進行因素分析之前，本研究首先透過 KMO（Kaiser-Meyer-Olkin）取樣適切性檢定與 Bartlett 球形度檢定（ $\chi^2$  檢定），以評估整體資料是否具備進行因素分析的適切性。根據 Kaiser（1974）所提出之判準，KMO 值若達 0.80 以上，表示具備良好解釋價值（meritorious），而超過 0.90 則屬極佳水準（marvelous）。至於 Bartlett 球形度檢定，若其結果達顯著水準，則可判定資料間相關係數矩陣並非單位矩陣，顯示適合進行因素分析。

### 1. KMO 與 Bartlett 檢定結果

而 KMO（Kaiser-Meyer-Olkin）取樣適切性檢定與 Bartlett 球形度檢定（ $\chi^2$  檢定）的結果如表 4.1，一共進行了三次的題目刪減。

表 4.1 KMO 與 Bartlett 檢定結果

次數	題目數	KMO 值	Bartlett $\chi^2$ 值
1	34	0.639	1239.537***
2	19	0.760	547.101***
3.	15	0.817	471.485***

表\*\*\*顯示：p<0.001

可以從表中看出最後一次的題目刪減讓 KMO 值達到 0.817，符合 Kaiser（1974）所提出之判準，表示資料具備良好解釋價值（meritorious），因此代表刪減為 15 題將適合於後續量表發展。

## 2. 題目刪除原因

本研究創建之量表因為考慮到後續實用性問題，產出量表題目以精簡為主以方便受測者測試，如 Wu et al., (2015) 探討了 Facebook 大頭貼與人格特質之間的關聯中提到五大人格特質並做出題目測試受測者中亦精簡了五大人格特質所有內容以利研究使用，故本量表意參考此論文模式，雖然量表題目皆出自於文獻，然而為了精簡最終量表，故而依據探索性因素分析刪題，於從 34 題減少到 15 題，以利後續量表發展。

## 3. 因素萃取結果

本研究原本題項共有 34 題，構面有 5 個，然而經過探索性因素後得到題目為 15 題，構面為三個，接下來將分析三次刪減的過程及結果：

### (1) 刪減過程

從三次結果可以看出 KMO 值在刪減完成前並未達到 0.8，並不具備良好解釋價值 (meritorious)，因此先將負荷因素量未達 0.5 的題項刪除，然後再看到特徵值大於 1 的因素有 9 個，然而題項超過 4 個的卻只有 3 個因素，因而將這些題目一併刪除，並在經歷了 2 次刪減後得到了最後的結果。

### (2) 萃取結果

萃取結果可以看到從原本的 34 題減少為 15 題，並且因素也與原來的 5 個不同減少為 3 個，並且於萃取的題項及因素中也可以看到與原本不同的的題項與因素配對，因而可以得出更加適配的題項及構面分配，並且 15 題的因素負荷量皆  $>0.5$ ，具備良好的題項集中性與結構清晰度，也可以看出刪減後題目的適切性，然因三個因素與原本構面及題項不同，因此學生將其重新定義構面如下：

#### A. 企業預測團隊自我檢測

這個因素內包含的題目皆與團隊自我審視相關，因而將這個因素列為企業預測團隊自我檢測構面，以檢視企業在預測時的團隊自我監測。

#### B. 企業預測外部環境審視

這部分因素包含的題目多以企業考量預測之外部因素有關，因而將此因素列為企業預測外部環境審視構面，以利企業預測時審查外部環境並進行更精準的預測。

### C. 企業判斷性預測檢測

此因素包含的題項則多為檢測判斷性預測的題項為主，故而將構面命名為判斷性預測檢測，也能讓管理者集團對審視自我的判斷性預測是否準確無偏誤以利更加精準的預測。

#### 3. 因素分析摘要

從以下摘要表 4.2 可以看出企業預測團隊自我檢測的解釋變異量為 42.582%，企業預測外部環境審視的為 13.382% 企業判斷性預測的則為 10.314%，最終累積解釋變異量為 66.278%，可以得知這個數據可以共同解釋原始變數總變異量的 66.278%。

表 4.2 因素分析摘要表

題目	因素負荷量	轉軸後平方負荷量	
		解釋變異量	累積解釋變異量
企業預測團隊自我檢測			
1. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。	.803		
2. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。	.792		
3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。	.773	42.582	42.582
4. 我們在提案前會多次審核預測的合理性。	.721		
5. 我們在提案前會多次審核預測的合理性。	.626		
企業預測外部環境審視			
6. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。	.838		
7. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。	.744		
8. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。	.720	13.382	55.964
9. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。	.682		

10. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。	.618		
企業判斷性預測檢測			
11. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。	.835		
12. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。	.790		
13. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。	.738	10.314	66.278
14. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。	.710		
15. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。	.656		
擷取方法：主成份分析。			
$\alpha$ 轉軸方法：使用 Kaiser 正規化的最大變異法。			
$\alpha$ ：在 7 反覆運算中收斂旋轉			

### (三)內部一致性驗證

本研究針對最終保留的 15 題進行內部一致性檢驗，並以 Cronbach's Alpha 作為信度評估指標，結果如表 4.3 為例，顯示整體量表之 Cronbach's Alpha 值達 0.898，高於 Boateng (2018) 所建議之最低標準 0.70，顯示本量表具備極佳的內部一致性，且每題皆 >0.7 適用於衡量新產品上市前的多面向預測判斷能力。

表 4.3 信度分析表

題目	Cronbach's Alpha
1. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。	0.888
2. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。	0.889
3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。	0.898
4. 我們在提案前會多次審核預測的合理性。	0.886
5. 我們不會只依賴單一專家的判斷，而會尋找多位專家提供意見。	0.891
6. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。	0.891
7. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。	0.891
8. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。	0.890
9. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。	0.896
10. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。	0.889
11. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。	0.899
12. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。	0.892
13. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。	0.893
14. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。	0.888
15. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。	0.893

## 第二節 後測結果

### 一、後測受測者資料分析

本研究於正式量表完成後進行後測，共回收 365 份問卷，由於問卷僅發送予具備三年以上正職工作經驗的在職者，並透過題項設計進行篩選，故本次回收樣本皆符合研究設定條件，最終有效樣本數為 365 份。，接下來將先簡單介紹樣本的背景資料。

#### (一)職業背景

後測受測者職業背景可以於表 4.4 看出以生產管理為多數，並且前 50%的產業以製造、研發、行銷為主要職業背景，從此可以看出受測者與此量預計測量對象十分吻合，也顯現了得出資料的準確性。

表 4.4 後測受測者職業背景資料

職務類型	人數	比例
製造：生產管理	80	22%
研發：產品設計、工程技術	62	17%
行銷：品牌管理、市場研究	56	15%
業務：通路管理	50	14%
品保：品質管理、驗證工程師	41	11%
供應鏈：採購、物料管理、需求規劃	31	8%
策略：產品企劃、產品經理、策略分析	24	7%
設計：室內設計、產品設計	17	5%
永續發展：ESG 相關職務	2	1%
其他-客服	1	0.3%
其他-醫療	1	0.3%

#### (二)職稱

職稱比例的話可以從表 4.5 看出職位以專員為多數 73%，然專員皆有一定工作年限因而仍符合此量表測量目的，且專員代表有較多直接參與新產品推出的經

驗，並且仍有 12%的經理及處長可以顯示管理階層的受測者也使這份量表資料更加有準確度。

表 4.5 後測受測者職稱統計

職稱分布	人數	比例
專員	265	73%
經理	43	12%
主任	43	12%
處長	9	2%
副總經理	4	1%

### (三)年資

從以下表 4.6 年資料可以看出 4 年以上工作者佔 80%以上，4-6 年就佔了 59%，可以看出此份資料受測者多數具豐富年資，亦可以更好的回答量表以利後續量表開發。

表 4.6 後測受測者年資統計

年資分布	人數	比例
4-6 年	214	59%
7-9 年	59	16%
10 年以上	49	13%
1-3 年	43	12%

### (四)其他資訊整理

#### 1. 產業類別分布

產業別分布方面，後測資料以技產業（如電子電機、通訊）與傳統製造產業（如機械、金屬、化工）為主要受測群體，兩類別各占整體樣本之 27%，並列最多，其次為快速消費品產業，占比 23%；軟體與平台服務業占 12%；多媒體與數位行銷產業占 6%；生技醫療產業占 4%；另有設計、教育等其他領域組成其餘比例，整體產業涵蓋面廣，展現出高度多元性。此分布亦反映出新產品上市議題在各行業皆具實務關聯與應用價值。

## 2. 市場操作

在市場操作類型方面，B2B（企業對企業）模式之受測者占比最高，達36%；B2C（企業對消費者）模式占33%；同時操作B2B與B2C兩種市場的受測者亦占31%，此結果顯示新產品上市相關的決策與規劃工作，已逐漸從單一市場導向轉向多元整合的市場經營模式，跨市場型態的管理能力亦成為企業競爭力的重要指標。

總體而言，本次後測樣本在職業背景、工作年資、產業屬性及市場操作模式等面向均展現出明顯的多樣性與異質性，能夠有效反映實際的新產品上市情境，並為本研究所發展之量表提供強而有力的實證基礎與應用潛力的驗證依據。

## 二、項目分析

為確認題項具備良好的鑑別力，本研究於進行驗證性因素分析（CFA）前，先行進行項目分析。分析方法採用獨立樣本t檢定（independent sample t-test），依據Kelley (1939)之建議，將樣本依各構面總分劃分為高分群（前27%）與低分群（後27%），以判斷各題是否能有效區分不同程度之受測者。結果顯示如表4.7，所有題項在高低分群間之平均數差異皆達顯著水準（ $p < 0.05$ ），顯示題項具良好之測量鑑別度。因此，本研究保留全部題項，作為後續驗證性因素分析之基礎。

表 4.7 項目分析結果

組別 題目	高分組		低分組		t 顯著 性
	平均 數	標準 差	平均 數	標準 差	
企業預測團隊自我檢測					
1. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。	4.35	.480	3.41	.767	.000
2. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。	4.58	.495	3.50	.715	.000
3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。	4.58	.495	3.51	.784	.000
4. 我們在提案前會多次審核預測的合理性。	4.59	.523	3.57	.711	.000
5. 我們不會只依賴單一專家的判斷，而	4.55	.555	3.36	.814	.000

會尋找多位專家提供意見。					
企業預測外部環境審視					
6. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。	4.55	.500	3.51	.778	.000
7. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。	4.55	.500	3.60	.625	.000
8. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。	4.69	.465	3.58	.747	.000
9. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。	4.47	.540	3.37	.867	.000
10. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。	4.38	.616	3.70	.831	.000
企業判斷性預測檢測					
11. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。	4.26	.488	3.57	.754	.000
12. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。	4.55	.519	3.54	.674	.000
13. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。	4.60	.492	3.47	.811	.000
14. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。	4.60	.528	3.48	.711	.000
15. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。	4.44	.553	3.30	.754	.000

### 三、驗證性因素分析

經過前面一系列的檢驗之後，量表最終以 15 題做為正式量表題目進行發放，然為確認本研究量表之潛在結構是否具備良好配適性，並進一步驗證各構面與其題項間之關聯性，本研究運用結構方程模式（Structural Equation Modeling, SEM）進行驗證性因素分析（Confirmatory Factor Analysis, CFA）。

#### （一）模型整體適配度

在整體模型適配度方面，如表 4.8，卡方統計量 CMIN 為 152.405，自由度為 87，卡方自由度比 ( $\chi^2/df$ ) 為 1.752，低於建議之 2.0 門檻，顯示模型結構簡潔無過度擬合問題 (Hair et al., 2010)。進一步觀察根均方近似誤差指標 RMSEA(Root Mean Square Error of Approximation) 為 0.045，其 90% 信賴區間為 [0.033, 0.057]，P-close 值為 0.725，表示模型近似誤差不具統計顯著性，配適度良好 (Hu & Bentler, 1999)。

此外，在相對適配指標方面，模型之比較適配指數 CFI(Comparative fit index) 為 0.958，而有學者認為 CFI 要大於 .95 為通過門檻，用來評估模式適配度才夠穩定 (邱皓政, 2011)，而 Tucker-Lewis 指數 TLI(Tucker-Lewis Index) 則為 0.950，高於建議標準 0.90，顯示此量表構面結構是有意義且有適配度的，符合良好模型的標準。

表 4.8 模型整體適配度

$\chi^2/df$	1.752
RMSEA	0.045
P-close	0.725
CFI	0.958
TLI	0.950

## (二) 因素負荷量

驗證性因素分析中，標準化因素負荷量若低於 0.5，代表該題未能有效反映其所屬潛在構面，依據建議標準通常應予刪除。如表 4.9 及圖 4.4 可以看到內部系統 1.3.4.5 題都是接近 0.5 但未低於，而外部預測系統 4 及判斷性預測檢測 1.2.3.5 均是如此，然因未低於 0.5 仍屬於可接受範圍因而位於以刪除，然而外部預測系統 5 以低於 0.5 因此應該考慮刪除，然而因為是接近 0.5 因而會再跑一次 CFA 參考刪除後的結果是否理想，若使 CR 值降低則會繼續保留。

表 4.9 因素負荷量表

		Estimate
1. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。	建立回饋系統	.573
2. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。	善用回饋系統	.646
3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。	考量競品表現	.554
4. 我們在提案前會多次審核預測的合理性	審核合理性	.566
5. 我們不會只依賴單一專家的判斷，而會尋找多位專家提供意見。	尋求多方意見	.523
6. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。	進行情境模擬	.651
7. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。	假設負面環境	.604
8. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。	考慮不可控因素	.620
9. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。	尋求外部審查	.501
10. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。	邀請外部專家	<b>.489</b>
11. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。	有根據分配權重	.596
12. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。	考慮判斷過程	.583
13. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。	依統計調整	.563
14. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。	使用工具分配	.601
15. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。	強調數據客觀性	.520

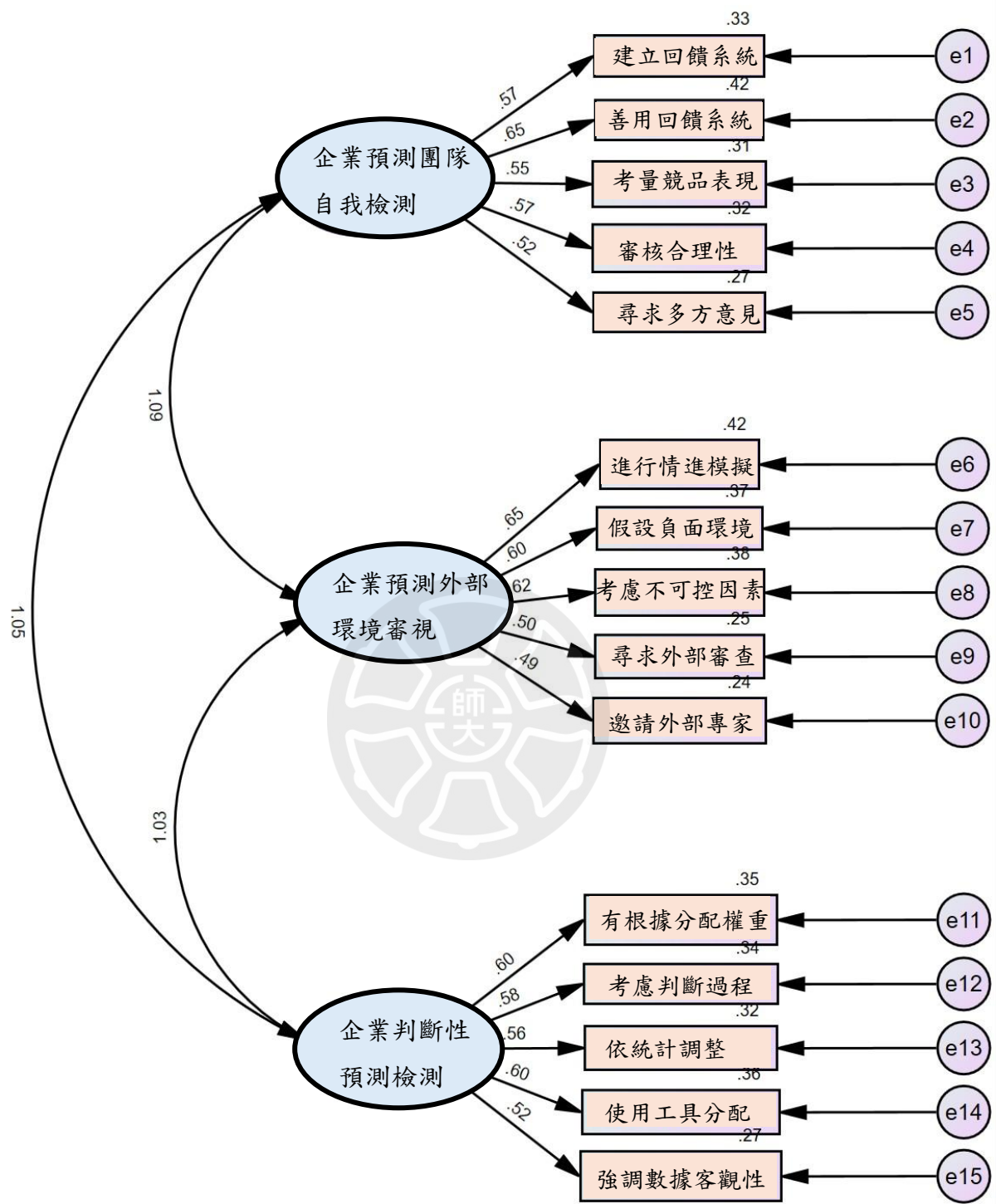


圖 4.4 驗證性因素分析結果

### (三)效度測試

#### 1. 顯著水準

本研究三個構面（企業預測團隊自我檢測、企業預測外部環境審視與企業判斷性預測檢測）之所有題項皆達統計顯著水準（ $p < .001$ ），且標準化因素負荷量（由 C.R. 與 P 顯示）均顯著，如表 4.10 示，各題對其所屬潛在構面具有良好的測量能力。

#### 2. 收斂效度

##### (1) 平均變異抽取量(Average Variance Extracted, AVE)

各構面之平均變異萃取量（Average Variance Extracted, AVE）分別為 0.329（內部）、0.333（外部）與 0.329（判斷性），未達 0.50 的建議門檻，顯示各構面對其潛在變數之解釋力仍有進一步提升空間（Fornell & Larcker, 1981）。

##### (2) 組成信度（Construct Reliability, CR）

三個構面之值皆高於 0.70，分別為 0.710、0.711 與 0.709，顯示構面整體具有良好之內部一致性與穩定性（Hair et al., 2010）。

綜合而言，儘管本研究量表於收斂效度上仍有進一步優化的空間，但整體模型之信度與題項顯著性良好，具備基本的測量品質，可進行後續結構模型驗證與實證應用。

表 4.10 效度驗證表

題目與構面	S.E.	C.R.	p	SMC	AVE	CR
1. 建立回饋系統			***	.328	.329	.710
2. 善用回饋系統	.121	9.986	***	.417		
3. 考量競品表現	.118	8.940	***	.307		
4. 審核合理性	.114	9.082	***	.320		
5. 尋求多方意見	.127	8.578	***	.274		
1. 進行情進模擬			***	.424	.333	.711
2. 假設負面環境	.081	10.403	***	.365		
3. 考慮不可控因素	.090	10.603	***	.384		
4. 尋求外部審查	.096	8.775	***	.251		
5. 邀請外部專家	.089	8.569	***	.239		
1. 有根據分配權重			***	.355	.329	.709
2. 考慮判斷過程	.102	9.254	***	.340		

3. 依統計調整	.110	9.056	***	.317
4. 使用工具分配	.109	9.366	***	.361
5. 強調數據客觀性	.109	8.445	***	.270

表\*\*\*顯示：p<0.001

儘管本研究部分構面的 AVE（平均變異萃取量）未達 0.5，但根據 Fornell & Larcker（1981）的建議，只要構面之組合信度（Composite Reliability, CR）高於 0.6，仍可視為具備基本的收斂效度，此外，Kumar et al.（2020）所進行的實證研究亦採用相同標準，其模型中亦有構面 AVE 未達 0.5，但在 CR 值合格的前提下，仍支持量表具備可接受的信效度。

因此，本研究所建構之新產品上市預測評估量表，雖在部分 AVE 值略低，惟整體模型適配度良好、構面信度達標，且所有題項之標準化負荷量皆在 0.50 以上，未出現異常或明顯不足的情況，整體而言具備合理的測量品質與實用價值，故最終保留所有 15 題作為正式量表內容。

#### （四）將因素負荷量<0.5 的題目刪除

由因素負荷表可以看出如表 4.11 第 10 題<0.5 標準然卻算是接近 0.5，故而打算在刪題後重新進行驗證與因素分析再決定刪題與否，而在刪除第 10 題後第 9 題的因素負荷量也<0.5 故而學生依序將兩題刪除讓因素負荷量沒有<0.5 的題目，以下是刪 2 題後數據：只刪除第 10 題的效果與刪 2 題差不多，CR 值皆會下降

表 4.11 模型整體適配度比較

	刪題數據	未刪題數據
$\chi^2/df$	1.727	1.752
RMSEA	0.042	0.045
P-close	0.807	0.725
CFI	0.959	0.958
TLI	0.958	0.950

表 4.12 效度驗證比較

構面	CR(刪題)	CR(未刪)	AVE(刪題)	AVE(未刪)
內部預測系統	.709	.710	.329	.329
外部預測系統	.653	.711	.386	.333
判斷性預測檢測	.710	.709	.329	.329

刪除 2 題後之模型整體適配度可由表 4.12 看出略有提升，RMSEA 由 0.045 降至 0.042，CFI 與 TLI 亦分別由 0.958、0.950 上升至 0.959 與 0.958，表示模型配適度略為改善。然而，刪題後外部預測系統構面之建構信度（CR）由 0.711 降至 0.653，低於 0.70 的建議標準，顯示構面內部一致性有所削弱，儘管該構面之聚合效度（AVE）提升至 0.386，仍未達 0.50 門檻。

考量本研究為新量表之建構與驗證，信度穩定性為首要評估指標，故本研究最終選擇保留原始題項結構，以維持各構面在組成信度上的完整性與一致性，整體而言，未刪題模型已具備良好之適配度與信度基礎，得以支撐後續之結構模型驗證與實務應用。

#### 四、量表測驗結果說明

在完成正式量表的驗證性因素分析之後，本研究決定為了量表填答的簡易性及審視的便利性將量表更改為 checklist 模式，便不再以李克特分數來判斷，然而若將量表改成 checklist 後量表的判斷閾值(cut-off score)便是這個量表是否能實際運用的重點，然因本研究沒有後續的更多研究無法有這個量表的外部校標(External Criterion)，無法再去以發放結果測量或是使用專家判斷，故而根據 Cohen and Swerdlik (2018) 對心理測驗評估中 cut-off 設定原則之討論，當缺乏外部效標時，研究者可透過樣本內部的分佈特性（如四分位數）進行相對位置推斷，本研究採用上四分位數作為判斷性預測偏誤之閾值，因為本研究的測量目標為預測是否正確故而四分位數較常模分布原則(Norm-Referenced Assessment)及百分等級合適，故而選擇使用之，並根據實務應用中常見之保守原則進行無條件進位（ceiling rule）設定，以增進篩選標準之穩定性與一致性，因此最後結論便是會以達成 75%為預測無偏誤的標準，11.25 的無條件進位 12 題作為較為嚴謹的審視標準。

### 第三節 研究發現

為探討不同背景變項對新產品預測行為構面的影響，本研究使用單因子變異數分析 (ANOVA)，將受測者依據職稱、年資與公司產業進行比較，分析其對內部預測、外部預測與判斷性預測三構面之差異情形，分析結果如 4.13 顯示，僅有「職稱」對外部預測與判斷性預測構面呈現顯著差異 (p 值分別為 0.003 與 0.001)，其餘變項則未達顯著水準。

表 4.13 職業背景 ANOVA

構面 p 值	職稱	年資	職業背景
企業預測團隊自我檢測	.229	0.751	0.633
企業預測外部環境審視	.003	0.421	0.626
企業判斷性預測檢測	.001	0.626	0.487

#### 一、職稱與填答關係

##### (一) Tukey HSD 事後檢定

本研究將受測者依其職稱進行分析，初步以原始職稱資料進行單因子變異數分析 (ANOVA)，發現「企業預測外部環境審視」與「企業判斷性預測檢測」在不同職稱間達顯著差異，惟經 Tukey HSD 事後檢定後並未發現特定職稱配對具有顯著性，顯示職稱分布較為分散，影響統計檢定力。

##### (二) 職稱分級

為提高比較解釋性與統計穩定性，本研究將職稱重新歸類為「高階」：總經理級以上、「中階」：處長與經理級、「基層」：主任與專員及「其他」四類，再行進行變異數分析。

##### (三) 分級結果

因為打算將職稱分等級等於不同群組，因而在統計方法的事後檢查選擇了 Tukey HSD 事後檢定如表 4.14 來看，不同層級的職等是否會有顯著不同填答結果

##### 1. 企業預測外部環境審視

職稱分類對外部預系統測構面有顯著影響  $F = 5.983$ ， $p$  值 =  $0.003 < 0.05$ 。於不同職等間達顯著水準，事後比較顯示：高階主管的得分顯著高於基層及中階主管，可以看到比較群組中  $p$  值皆顯著  $< .05$

表 4.14 企業預測外部環境審視事後檢定

比較群組	平均差異	p
基層 vs 高階	-.788	.002
中階 vs 高階	-.771	.002

### 3. 企業判斷性預測檢測

職稱分類對判斷性預測檢測構面有顯著影響如表 4.15 顯示， $F = 7.194$ ， $p$  值 =  $0.001 < 0.05$ 。於不同職等間達顯著水準，事後比較顯示：高階主管的得分顯著高於基層及中階主管，可以看到比較群組中  $p$  直皆顯著  $< .05$

表 4.15 企業判斷性預測檢測事後檢定

比較群組	平均差異	p
基層 vs 高階	-.911	.001
中階 vs 高階	-.858	.002

綜合來看，本研究發現「高階主管」在面對新產品需求預測時，傾向使用較多外部資訊來源與判斷性權重，推測可能源自其在企業策略與市場敏感度上的經驗累積與決策責任。相對而言，「中階主管」雖身處執行層級，可能對預測工具的依賴度較高，主觀調整能力或信心相對保守，進而表現在預測構面得分上之差異。

這些發現或許可用於未來企業管理或教育訓練，使企業在做中階主管教育時更多關注到預測上中階主管缺乏的知識以加強訓練，以為中階主管升值為高階主管做準備，亦可用於基層員工教育訓練，使員工都能用更宏觀的角度去思考、預測。

## 第五章 結論

### 第一節 研究限制

本研究雖完成新量表之建構與驗證，並具備基本信度與模型適配基礎，但在研究過程中亦存在若干限制，說明如下：

#### 一、構面收斂效度

本研究部分構面之收斂效度（Average Variance Extracted, AVE）未達 0.50 的建議標準，雖然建構信度（Construct Reliability, CR）皆已超過 0.70，但整體構面對潛在變數的解釋力仍有進一步優化空間。此結果可能源自於初步題項設計尚未完全掌握潛在構面的意涵，或部分題項間概念重疊度不足。

#### 二、驗證性因素分析

本研究在進行驗證性因素分析時，曾出現題項之標準化因素負荷量略低於建議門檻（ $< 0.50$ ），雖有考慮刪除以提升模型適配度（如 RMSEA、CFI、TLI），但基於本研究為新量表開發階段，信度穩定性為首要考量，刪除該題將導致 CR 顯著下降，故最終選擇保留該題。此一決策或影響構面整體測量品質，未來可透過重述問項或擴增題目數進行調整。綜上所述，本研究之限制主要在於量表初步建構階段所面臨之測量挑戰，未來可藉由題目整改及反覆測試與跨樣本驗證進一步修正與強化量表品質。

#### 三、避免共同方法偏誤

本研究主要透過自填式問卷蒐集資料，雖已針對問項設計進行前測與調整，但仍可能存在共同方法偏誤（common method bias, CMB）之疑慮。為降低此偏誤，本研究採用了部分設計性手段，如避免問項語意過於相似、心理隔離法、設定反向題等方式，以提升受試者反思作答的可能性。

#### 四、前測到後測刪除較多題目

本研究創建之量表因為考慮到後續實用性問題，於 EFA 處刪除較多題目，故而因此可能成為本量表較不完整之處，日後若想要產出更完善的量表可以考慮調整題目而非以刪除題目為主，以利受測者可以有一個完整的預測量表自我檢測。

## 第二節 未來研究方向及管理意涵

### 一、研究結果

本研究以多種理論為依據，成功建構出一套衡量員工對於新產品判斷性預測準確性的行為量表，旨在回應新產品判斷性預測過程中經理人容易受偏誤干擾、導致預測失準的管理痛點，透過量表建構之方式，提供企業一套能自我評估判斷性預測行為是否合理與準確的工具，以利管理者了解是否有準確引導團隊進行預測。而量表的開發經嚴謹流程：文獻萃取構面、前測分析、正式施測驗證，最終歸納出 3 個構面共 15 題，三個構面分別是：「企業預測團隊自我檢測」「企業預測外部環境審視」與「企業判斷性預測檢測」，並且在後續分析結果顯示量表具良好信度與建構效度，驗證性因素分析模型適配度達可接受標準，整體模型適配度指標（如 CFI、TLI、RMSEA）大多落在可接受範圍，且構面之組合信度（Composite Reliability, CR）高於 0.6，顯示本量表具備初步信效度支持量表構面結構。

然而，部分構面收斂效度略低於建議水準，顯示對潛在變數的解釋力仍有強化空間，整體而言，本研究所提之量表具有充分的理論可擔保性與基本信效度水準，可為後續相關研究提供可參照與修正之基礎。

且本量表在實務上具有重要應用價值，企業可將其作為預測團隊的自我評估工具，在新產品上市前系統性檢視預測流程，及早發現潛在偏誤並加以改進，透過運用量表對預測決策進行反思檢核，組織能針對問題定義、資訊蒐集、判斷過程等關鍵環節發現不足並即時調整，以提升預測準確性和決策品質，讓後續上市準備可以更加精準以提升上市成功機率。

### 二、管理意涵

本研究結果亦帶來若干管理意涵，首先，預測團隊管理者應正視不同層級人員在預測思維與行為上的差異，透過導師制度或經驗分享縮小高階與中、基層人員間的認知落差，提升團隊整體的預測能力，又或是可以再日後員工教育訓練的時候將基層及中階主管可能缺少的預測思維（外部環境審視及判斷性預測）加入教育訓練中，以提升企業員工預測能力，增加產品上市機率。

其次，在預測制度設計上，企業可依據本研究強調的構面完善預測體系，例

如：明確問題定義與假設檢討程序、要求蒐集內外部佐證資訊、建立事後檢討與回饋機制等，以降低人為偏見對預測結果的影響，針對預測過程中常見的樂觀偏誤與倡導偏誤，管理者亦可採取預防措施，如引入「惡魔代言人」角色進行中立討論，或邀請外部專家獨立審查預測數據，提前矯正過度樂觀或內部立場偏頗的傾向，營造更審慎客觀的預測文化。

### 三、未來研究方向

最後，未來研究可在多方面精進本研究，由於本量表仍屬初步發展，建議後續優化題項內容以進一步提升量表效度，如針對收斂效度未達標的構面進行修正或增加題目，以增強對潛在變數的解釋力，同時應在不同樣本與情境下重複驗證量表結構，以檢視其跨情境的穩定性與一般化程度。

其次，可擴大研究至更多元的產業，評估量表在各種新產品預測環境中的適用性，並比較不同背景下預測行為的差異，再者，考量人工智慧（AI）在預測領域的蓬勃發展，建議探討人機協作的預測模式，例如經理人如何結合 AI 工具與專業判斷來提升準確度，以及是否需在量表中納入相關能力指標，透過上述方法，本研究之量表與發現可望獲得更全面的驗證與應用，在學術與實務間產生更大的價值。

## 參考文獻

### 中文文獻

- 邱皓政 (2011)。《結構方程模式：AMOS 的操作與應用》(2 版)。雙葉書廊。
- 吳明隆、涂金堂 (2011)。《SPSS 與統計應用分析》。五南圖書出版公司。
- 張毓思 (2020)。「史上最短命的串流新創」 含著金湯匙的 Quibi 為什麼失敗？  
天下雜誌。取自 <https://www.cw.com.tw/article/5102607>。
- 陳汝瑾 (2020)。111 年人力運用調查統計結果。行政院主計總處。

### 英文文獻

- Armstrong, J. S., Green, K. C., & Graefe, A. (2015). Golden rule of forecasting: Be conservative. *Journal of Business Research*, 68(8), 1717–1731.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.031>
- Arvan, M., Fahimnia, B., Reisi, M., & Siemsen, E. (2019). Integrating human judgement into quantitative forecasting methods: A review. *Omega*, 86, 237–252.  
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.07.012>
- Badulescu, Y., Cañas, F., & Cheikhrouhou, N. (2024). Judgmental adjustment of demand forecasting models using social media data and sentiment analysis within industry 5.0 ecosystems. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100272.  
<https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100272>
- Boateng, G. O. (2018). Best practices for developing and validating scales for health, social, and behavioral research: A primer. *Frontiers in Public Health*, 6, 149.  
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>
- Büyükdamgacı, D. (2003). Process of organizational problem definition: how to evaluate and how to improve. *Omega*, 31(4), 327–338.  
<https://doi.org/10.1007/s13753-024-00603-4>
- Carr, A. (2015). The inside story of Jeff Bezos's Fire Phone debacle. *Fast Company*.  
<https://www.fastcompany.com/3039887/under-fire>
- Elalem, Y. K., Maier, S., & Seifert, R. W. (2023). A machine learning-based framework

- for forecasting sales of new products with short life cycles using deep neural networks. *International Journal of Forecasting*, 39(4), 1874–1894.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.09.005>
- Eroglu, C., & Croxton, K. L. (2010). Biases in judgmental adjustments of statistical forecasts: The role of individual differences. *International Journal of Forecasting*, 26(1), 116–133.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.02.005>
- Feiler, D., & Tong, J. (2022). From noise to bias: Overconfidence in new product forecasting. *Management Science*, 68(6), 4685–4702..  
<https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.4102>
- Fildes, R., Kolassa, S., & Ma, S. (2022). Post-script-retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1319–1324.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.09.012>
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor analysis* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Prentice Hall.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55.  
<https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Kahn, K. B. (2002). An exploratory investigation of new product forecasting practices. *The Journal of Product Innovation Management*, 19(2), 133–143.  
[https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(97\)00044-9](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(97)00044-9)
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1), 31–36.  
<https://doi.org/10.1007/BF02291575>
- Kelley, T. L. (1939). The selection of upper and lower groups for the validation of test items. *Journal of Educational Psychology*, 30(1), 17–24.  
<https://doi.org/10.1037/h0057123>
- Kumar, V., Abbas, A. K., & Aster, J. C. (2020). *Robbins and Cotran Pathologic Basis of Disease* (10th ed.). Elsevier.
- Lee, H., Kim, S. G., Park, H.-W., & Kang, P. (2014). Pre-launch new product demand forecasting using the Bass model: A statistical and machine learning-based approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 86, 49–64.

<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2013.08.020>

- Li, Q., & Yu, M. (2023). Achieving sales forecasting with higher accuracy and efficiency: A new model based on modified transformer. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 18(4), 1990–2006.  
<https://doi.org/10.3390/jtaer18040100>
- Lim, J. S., & O'Connor, M. (1995). Judgemental adjustment of initial forecasts: Its effectiveness and biases. *Journal of Behavioral Decision Making*, 8(3), 149–168.  
<https://doi.org/10.1002/bdm.3990080304>
- Lin, V. S., Goodwin, P., & Song, H. (2014). Accuracy and bias of experts' adjusted forecasts. *Annals of Tourism Research*, 48, 156–174.  
<https://doi.org/10.1016/j.annals.2014.06.001>
- Linstone, H. A., & Turoff, M. (2002). *The Delphi method: Techniques and applications*.
- Mas-Machuca, M., Sainz, M., & Martinez-Costa, C. (2014). A review of forecasting models for new products. *Intangible Capital*, 10(1).  
<https://doi.org/10.3926/ic.482>
- Nair, D., & Huchzermeier, A. (2024). Predictably unpredictable? How judgmental and machine learning forecasts complement each other. *Production and Operations Management*, 33(5), 1214–1234.  
<https://doi.org/10.1177/10591478241245138>
- Nguyen, T. T. H., Bekrar, A., Le, T. M., Abed, M., & Kantasa-ard, A. (2024). Toward a smart forecasting model in supply chain management: A case study of coffee in Vietnam. *Journal of Forecasting*, 44(1), 173–199.  
<https://doi.org/10.1002/for.3189>
- O'Connor, M. (1993). Forecasting practice in U.S. corporations: Survey evidence. *International Journal of Forecasting*, 9(3), 355–367.  
[https://doi.org/10.1016/0169-2070\(93\)90004-O](https://doi.org/10.1016/0169-2070(93)90004-O)
- Rowe, G., & Wright, G. (1999). The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 353–375.  
[https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(99\)00018-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00018-7)
- Schneider, M. J., & Gupta, S. (2016). Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach. *International Journal of Forecasting*, 32(2), 243–256.

<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.08.005>

- Syntetos, A. A., Babai, Z., Boylan, J. E., Kolassa, S., & Nikolopoulos, K. (2016). Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. *European Journal of Operational Research*, 252(1), 1–26.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.11.010>
- Thomas, R. J., & Tyebjee, T. T. (1987). Behavioral biases in new product forecasting. *International Journal of Forecasting*, 3(3–4), 393–404.  
[https://doi.org/10.1016/0169-2070\(87\)90018-8](https://doi.org/10.1016/0169-2070(87)90018-8)
- van Steenberg, R. M., & Mes, M. R. K. (2020). Forecasting demand profiles of new products. *Decision Support Systems*, 139, 113401.  
<https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113401>
- Wu, Y.-C. J., Chang, W.-H., & Yuan, C.-H. (2015). Do Facebook profile pictures reflect user's personality? *Computers in Human Behavior*, 51(Part B), 880–889.  
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.11.062>
- Zellner, M., Abbas, A. E., Budescu, D. V., & Galstyan, A. (2021). A survey of human judgement and quantitative forecasting methods. *Royal Society Open Science*, 8(2), 201187.  
<https://doi.org/10.1098/rsos.201187>

## 附錄一 新產品預測判斷性預測準確性之員工行為衡量量表

題目	是否完成
1. 我們會建立回饋系統以優化預測模式。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
2. 我們有明確規定必須正確使用並善用回饋系統。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
3. 我們在評估預測結果時，會考量決策環境與相關產品表現。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
4. 我們在提案前會多次審核預測的合理性	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
5. 我們不會只依賴單一專家的判斷，而會尋找多位專家提供意見。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
6. 我們在規劃時會進行情境模擬，並考慮最壞的可能情境。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
7. 我們的預測通常假設未來環境將不完全對我們有利，並會假設潛在的負面因素。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
8. 在設定目標時，我們會考慮外部環境的不可控性，例如政策或競爭因素等。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
9. 我們會邀請外部人員獨立審查預測數據，以避免內部偏誤。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
10. 我們會邀請外部專家參與討論，幫助檢視我們的規劃是否過於樂觀。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
11. 我們會根據統計預測的準確度分配權重。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
12. 每當預測誤差較大時，我們會反思判斷過程是否存在主觀因素的影響。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
13. 若統計與判斷性預測結果不同，我們將依統計結果調整判斷。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
14. 我們會依據工具建議分配判斷性與統計預測的權重。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否
15. 我們在進行預測時會強調預測數據的客觀性，而非讓提案更具吸引力。	<input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否