

張伊婷、蔡家安、吳岳穎、黃妍恆、陳勇叡(2021)，「大數據之任務績效：研發－行銷策略制定、大數據能力與資料敘事能力之適配研究」，*資訊管理學報*，第二十八卷，第四期，頁 361-394。

大數據之任務績效：研發－行銷策略制定、大數據能力與資料敘事能力之適配研究

張伊婷

東海大學資訊管理學系

蔡家安*

國立雲林科技大學資訊管理學系

吳岳穎

國立臺灣大學商學研究所

黃妍恆

東海大學資訊管理學系

陳勇叡

台灣塑膠工業股份有限公司

摘要

使用大數據提升決策品質與績效，常苦於對大數據能力的認知不足以及數據分析師缺乏專業能力，導致大數據無法在給定的任務之下發揮最大效用。本研究根據任務科技適配理論，從數據分析師觀點提出不同的適配—「任務科技適配」與「人員科技適配」—解釋影響大數據之任務績效的前因。針對臺灣前一千大企業內的數據分析師進行問卷調查研究，共計收回 142 份有效樣本。研究結果發現研發－行銷策略制定、大數據能力和資料敘事能力之間的適配程度對大數據之任務績效有不同的影響效果，研發－行銷策略制定與數據分析能力的適配對新產品開發績效有正向顯著影響，而資料敘事能力與數據整合能力的適配對流程整合績效有正向顯著影響。本研究延伸任務科技適配理論於大數據使用情境，並根據研究結果提出學術與實務上的建議。

關鍵詞：大數據、任務科技適配、人員科技適配、資料敘事、任務績效

* 本文通訊作者。電子郵件信箱：jtsai@yuntech.edu.tw
2021/02/20 投稿；2021/05/17 修訂；2021/06/03 接受

Chang, J.Y.T., Tsai, J.C.A., Wu, T.Y.Y., Huang, Y.H. & Chen, Y.J. (2021). Big-Data Analytics and Task Performance: The Role of Task-People-Technology Fit. *Journal of Information Management*, 28(4), 361-394.

Big-Data Analytics and Task Performance: The Role of Task-People-Technology Fit

Jamie Yi-Ting Chang

Department of Information and Management, Tunghai University

Jacob Chia-An Tsai *

Department of Information Management, National Yunlin University of Science and Technology

Tim Yueh-Ying Wu

Graduate Institute of Business Administration, National Taiwan University

Yen-Heng Huang

Department of Information and Management, Tunghai University

Yung-Jui Chen

Formosa Plastics Corporation

Abstract

Organizations are increasingly implementing Big-Data Analytics (BDA) to attain superior performance. However current literature on BDA offers little insight on achieving task performance from the perspectives of a business analyst. As a result, we propose a framework that benefits business analysts by aligning task-technology fit and people-technology fit throughout their BDA usage. By using primary data from 142 business analysts among top 1,000 Taiwanese firms and utilizing partial least squares, we tested the impacts of fit on BDA-related task performances. This study highlights the significance of the task-people-technology fit, and the importance of data-driven storytelling in translating BDA capabilities into BDA-related task performance.

Keywords: Big data analytics, task-technology fit, people-technology fit, data-driven storytelling, task performance.

* Corresponding author. Email: jtsai@yuntech.edu.tw

2021/02/20 received; 2021/05/17 revised; 2021/06/03 accepted

壹、緒論

運用大數據挖掘與探索企業資料，提供新的市場洞察提升決策品質，是企業獲取市場競爭優勢的關鍵資產(Wamba et al. 2017)。現今的商業模式之下，顧客端仰賴社群媒體和行動裝置(Hou & Gao 2018)，提供個人化的創新服務，製造端也導入人工智慧與物聯網監控製程，藉以改善生產力。隨著資訊科技的導入，大量企業數據可以透過大數據的分析，挖掘出新的知識提升競爭優勢(Janssen et al. 2017; Sumbal et al. 2017)。然而，在高度期待大數據可能帶來的優勢之下，實務界的調查報告卻指出，花費大量資源導入大數據的失敗率竟高達 60%。其失敗的原因可以被歸納為三個：建置大數據時，沒有全面性考量數據分析師需要的大數據能力為何。其次，錯誤認知大數據能支援所有不同類型的商業決策，而未選定在最適合的決策任務上輔以大數據。最後，數據分析師之決策建議無法說服決策者，造成決策者憑藉主觀意識與個人經驗，作為決策制定的依據，導致使用大數據所支援的任務績效不如預期(Digital News Asia 2019)。

大數據之所以能成功包含三個要素：第一，取決於科技基礎設施的大數據能力(Wamba et al. 2017)，大數據涉及資料提取與整合、模擬預測、資料視覺化或機器學習等高端技術(Perdana et al. 2019)，科技基礎建設的完善決定大數據對績效的影響力。第二，支援大數據的數據分析師(Gupta & George 2016; Shah et al. 2017; Wamba et al. 2017)，由於大數據旨在輔助關鍵決策之制定，數據分析師須闡述分析結果之意涵，這是在呈現分析報告時不可或缺的表述能力(Verma et al. 2019)。最後，單純導入大數據卻忽略使用大數據所支援的任務特性，可能會導致成本增加或生產力降低。大數據適合在多變與複雜的決策任務中運作，其資料整合與分析能力協助決策者掌握或預測趨勢，依據量化分析結果改進決策品質(Chen et al. 2015)。

大數據的效益取決於如何適配任務、大數據能力與數據分析師。任務科技適配(Task-Technology Fit)理論提出當資訊系統能力與任務特性擁有最佳的適配之後，可提升使用者的任務績效(Bozaykut et al. 2016; Erskine et al. 2019; Triche et al. 2012; Yang et al. 2013)。任務科技適配理論延伸過去科技接受模式(Technology Acceptance Model)中的觀點，強調資訊科技並非僅是透過使用就能達成其預期工作成效，重要關鍵是使用能有效支援工作任務的資訊系統，其任務績效才會被提升(Awad 2020; Ma et al. 2013; Yen et al. 2010)。舉例來說，大數據應該被妥善運用在多變與複雜的任務上，而非結構化的任務上，如此才能充分發揮其分析預測之優勢。學理上，更進一步的解釋任務科技適配，除了著重在任務科技適配之外，數據分析師也扮演著重要的角色(Pesqueira et al. 2020; Verma et al. 2019)。例如，Ghasemaghaei & Calic (2019)指出數據分析師的診斷能力影響大數據對決策品質的效果。具備表述能力的數據分析師，藉由數據診斷後的故事鋪陳與解說，把新的知識帶入群體決策內，幫助決策者們擁有客觀且正確的資訊，避免決策者帶入過多的主觀意識在決策過程中，進而實現大數據對決策績效的影響。

過去大數據的文獻中，著重在解釋大數據能力如何形成，以及擁有不同類型的大數據能力對績效的影響為何(Fink et al. 2017; Grover et al. 2018; Gupta & George 2016; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018; Wamba et al. 2017)。這些研究建立在組織的觀點上，解釋組織培養大數據能力的重要因素，並相信擁有以資訊科技為基礎所發展的大數據能力，能支援組織內所有不同類型的任務。任務科技適配的文獻上，Ghasemaghaei, Hassanein, & Turel (2017)指出任務科技適配程度和人員科技適配程度，會正向影響使用大數據所支援的組織績效。可惜的是，先前研究站在組織的觀點上，點出適配的重要性，難以解釋在何種任務特性下大數據能力會產生適配效果，而數據分析師該具備何種能力，才會與大數據能力產生最佳的適配，也尚未得到解釋。

數據分析師應在任務—大數據能力—人員專業能力中取得平衡，才能實現使用大數據支援的任務績效。即便從任務—科技—人員適配的角度，了解大數據對任務績效的影響具有重要性，但目前仍缺乏相關研究針對這些議題作出更進一步的探討。本研究以任務科技適配理論，從第一線使用大數據的數據分析師觀點，解釋任務—科技—人員適配對以大數據支援的任務績效之影響。導入大數據是為了讓不同單位的異質資料能夠整合，並分析出資料背後的隱性知識，支援跨部門合作的任務(Akhtar et al. 2019)。數據分析師透過使用大數據進行跨部門的數據整合與分析，優化新產品開發過程(Sun & Liu 2020)，改善跨部門的資訊分享與合作(Lai et al. 2018)。本研究從「新產品開發」以及「流程整合」的跨部門合作任務觀點切入，探討數據分析師如何在任務—大數據能力—人員專業能力中取得適配。數據分析師使用大數據支援的任務績效，則從上述兩個任務角度評估。第一、新產品開發通常涉入兩個具有衝突且對立的部門。新產品開發需要研發與行銷部門的合作，目標客群需要在數據做基礎的情況下，投入資源進行研發。而新產品的功能優勢，由於沒有慣例可遵循，需藉著市場分析來設計產品。其中，複雜且高度變化的研發—行銷策略制定，須仰賴大數據進行資料整合與數據分析，以優化**新產品開發的績效**。第二、在大數據導入之前，各部門依照既有的慣例合作，而運用大數據整合資料流，串接業務流程各資訊系統的業務數據，則需要數據分析師從中協調。運用數據整合及數據分析協助各部門理解與應用跨部門資料，透過數據分析師的資料敘事能力，協助改善**流程整合績效**。

綜上述所論，本研究基於任務科技適配理論探討研發—行銷策略制定、大數據能力和數據分析師的資料敘事能力之間，不同的適配效果如何影響績效，研究問題如下：

1. 研發—行銷策略制定與大數據能力之適配如何影響新產品開發績效？
2. 數據分析師的資料敘事能力與大數據能力之適配如何影響流程整合績效？

本研究的貢獻有三點：第一、拓展任務科技適配理論至大數據的使用情境，發展任務科技適配與人員科技適配等不同概念，實證解釋不同適配效果對以大數據支援的任務績效之影響。第二、提出大數據研究情境中，資料敘事能力為數據分析師應具備的表述能力，並概念化此一變數提出驗證方式，提供後續針對數據

分析師表述能力的研究發展。再者，提供大數據文獻一個從數據分析師的觀點，改善以大數據所支援的任務績效之關鍵因素；大數據可透過不同的適配組合，優化新產品開發或是改善流程整合。應跳脫傳統的認知，並非只有大數據能力的強弱為單一關鍵因素，任務特性(例如：研發—行銷策略制定)與資料表述能力(例如：數據分析師資料敘事能力)都應該納入大數據使用的整體規劃中。第三、過去任務科技適配理論文獻中，強調任務科技適配的重要性(Aljukhadar et al. 2014; Zhou et al. 2010; 吳玲玲、李藍瑜、蘇席儀 2008; 陳至柔、吳如娟、林松江 2016; 劉敕君、黃興進、廖則竣 2010)。然而，大數據的關鍵使用者有別於一般公司內部傳統使用者，數據分析師解讀與陳述資料的敘事能力可以輔助大數據能力，以實現大數據的價值。本研究透過詮釋人員科技適配的重要性，延伸任務科技適配理論在大數據使用情境的整體解釋能力。

貳、理論背景

一、大數據

大數據研究在近幾年內，開始從系統性文獻回顧的角度提出不同架構，闡述大數據導入的關鍵因素，並解釋如何發展大數據能力(Ghasemaghaei et al. 2017; Grover et al. 2018; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018)。根據 Grover et al. (2018) 提出之研究架構，本研究所定義的大數據能力是指以大數據的科技基礎架構所發展出的大數據能力，大數據的科技基礎架構包含了資料整合與資料分析。要建立大數據能力必須先扎根基礎科技，企業要有一個平台能支援內部與外部資料的收集、分享與保存跨部門的知識，這些資料整合的基礎架構，要能應付非結構化的資料格式、收集動態與易變的資料來源、快速整合複雜的企業資料(Grover et al. 2018)。企業數據除了要能被擷取與保存，必須同時仰賴資料分析的基礎架構，數據才能被妥善分析和應用。因此，企業要擁有不同類型的資料處理工具，以及可因應不同商業問題的分析模組，才能面對多變的競爭市場，提出新的決策方案(Grover et al. 2018)。企業的科技基礎是建構大數據能力中最基本的環節(Akter et al. 2016; Fink et al. 2017; Ghasemaghaei et al. 2017; Gupta & George 2016; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018; Wamba et al. 2017)，過去研究認為大數據必須擁有兩種科技基礎，第一、資料整合基礎連接與彙整不同的資料來源，和企業內部與外部的資料具備相容性(Akter et al. 2016; Fink et al. 2017; Gupta & George 2016; Wamba et al. 2017)；第二、資料分析基礎擁有不同分析工具與數理模組，因應高度複雜的任務環境，進行深度的資料分析(Ghasemaghaei et al. 2017; Gupta & George 2016; Shamim et al. 2019)。因此，本研究基於大數據的科技基礎架構(資料整合與資料分析)將大數據能力區分為「數據整合能力」以及「數據分析能力」。

數據整合能力意指大數據能彙整並共享組織內外部數據以及其整合資料的深度與廣度(Gupta & George 2016)。舉例來說，大數據資料整合能力若能集結越多跨部門的資訊或是能適時地將外部資料導入應用，可以有效支撐大數據的能力

(Gunasekaran et al. 2017)。當數據整合能力越高時，則表示跨部門之間不同資料或不同型態的數據能有效地被整合，並共享給各部門負責的人員進行後續決策分析。數據分析能力意指大數據能應用不同的分析模組，將數據轉換為輔助決策的能力(Grover et al. 2018)。當數據分析能力越高，表示大數據擁有多元和進階的數理模型支援不同類型的分析，這樣的條件下有較高機會在處理不同商業問題時，挖掘出不顯眼但具有價值的隱性知識。

建構大數據能力同時也包含人員的專業能力(Akter et al. 2016; Ghasemaghaei et al. 2017; Gupta & George 2016; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018; Wamba et al. 2017)，廣義的專業能力包含數據分析師的資訊科技能力、大數據的技術、商業知識與人際關係(Ghasemaghaei et al. 2017; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018)。當數據分析師不具備專業知識時，空有大數據也無法實現大數據的效益，因為無法從數據中洞察出有價值的決策建議(Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018)。然而，人員專業能力的研究中，都強調使用大數據應具備技術能力(例如：統計或是數量分析能力)或領域知識(例如：管理或是商業知識)(Ghasemaghaei et al. 2017; Wamba et al. 2017)，只有少數研究提出表述能力也是人員專業能力中的一個重要因素(Akter et al. 2016)。為了因應大數據的導入，企業開始提高人才的準備，當數據分析師已經具備基本的分析技術和領域知識時，那麼數據分析師該擁有何種表述能力才能有效實現大數據利益，則是過去研究尚未解釋的一個環節。

大數據能力要與企業策略媒合才會實現大數據利益(Akter et al. 2016)。過去研究發現環境特性決定大數據實現企業利益的效果，舉例來說，在高度變化的環境中，大數據能協助企業搶得先機，獲得市場成長的機會(Chen et al. 2015)，當商業模式對外求新求變時，大數據能幫助企業創造市場競爭優勢(Sun & Liu 2020)。在供應鏈管理上，當作業流程越趨近於制式化與標準化，大數據則越難提升供應鏈績效(Trkman et al. 2010)。實證研究支持大數據對於組織績效的影響力，會被其所處的任務特性所改變。然而，這些研究的層次都鎖定在組織層級，解釋了當組織面對多變與創新的環境特性之下，大數據對組織績效的提升是有助益的。而在面對制式化與標準化的環境特性之下，大數據對組織績效的提升有限，但目前沒有相關研究解釋數據分析師使用大數據支援跨部門任務的效益為何。

整體而言，大數據的文獻支持了以科技為基礎發展的大數據能力，應要顧及資料整合與分析能力。除此之外，也應該培植人員專業能力，才能充分發揮大數據的優勢(Ghasemaghaei et al. 2017; Shamim et al. 2019; Torres et al. 2018)。先前研究證實大數據改善組織績效需要搭配任務特性，特別是在創新與多變的任務特性下，較能展現出使用大數據的競爭優勢(Akter et al. 2016)。過去文獻支撐任務特性、大數據能力和人員專業能力等三個重要因素必須要互相搭配，才能達到預期的綜效。然而，當組織導入大數據之後，真正使用與分析數據的使用者，是企業內的數據分析師，數據分析師所面對的任務特性與所具備的專業能力，與組織所面對的外在環境與人力素養有所不同。可惜的是，使用大數據提升跨部門合作的績效卻沒有受到重視，數據分析師如何從任務—大數據能力—人員專業能力中取

得平衡，優化新產品開發以及建構以資料為導向的跨部門流程整合，尚未得到一個完整的解釋。

二、任務科技適配理論

在資訊管理領域的理論中，試圖解釋任務、科技與人員的適配對於任務績效的影響，最早可以追溯至「任務科技適配理論」(Task-Technology Fit)。Goodhue & Thompson 於 1995 年提出的任務科技適配理論指出，若資訊系統所擁有的能力無法讓使用者在進行工作任務時帶來明顯的優勢或好處，或是使用者覺得在資訊系統的使用上有困難，任務科技適配過低，則會降低使用者嘗試使用該資訊系統的意願(Goodhue & Thompson 1995)。任務科技適配理論強調，任務績效的提升不是單純依靠使用者採納與接受資訊系統，還須資訊系統的能力與要執行任務的需求可以相輔相成。當達到此一狀態時，即表示任務科技適配，使用者的決策品質、任務績效和生產力才會被提升。因此，任務科技適配理論認為任務績效的成敗取決於適配(fit)這個關鍵因素而非使用意圖。

Goodhue & Thompson (1995)以任務科技適配理論解釋資訊系統如何協助個人完成任務，任務科技適配理論可以作為評估資訊系統能力的基礎，了解特定的資訊系統能力是否可以滿足使用者工作上的需求。更進一步的說，此理論主張三個要素，任務、資訊系統能力與個人能力會透過「適配」此一變數，直接或間接影響其使用意圖與任務績效。該理論提出的三個要素包含：第一、Goodhue & Thompson (1995)對任務的定義是個人在使用資訊系統處理工作時，將投入轉化為輸出所採取的行動。第二、Goodhue & Thompson (1995)將資訊系統能力視為個人用來完成工作任務所需的軟體、硬體與支援使用者的服務。第三、Goodhue & Thompson (1995)將個人能力表示為，會影響使用者使用資訊系統完成工作任務的個人經驗與知識，例如，受過專業訓練的員工會影響他們使用該資訊系統的效率。

過去研究探討不同資訊科技的使用與任務科技的適配，以及其適配效果如何影響個人採用新科技的意願與任務績效(如附錄一整理)，包括行動銀行服務(Tam & Oliveira 2019; Valaei et al. 2019; Zhou et al. 2010)、線上網站使用(Aljukhadar et al. 2014)、電子書採用(D'Ambra et al. 2013; Jardina et al. 2021; Rai & Selnes 2019)、線上學習(Wu & Chen 2017)和 e 化科技接受度(陳禹辰、尚榮安、劉蔚廷 2010)。另一方面，也有研究探討任務科技適配對組織內採用新資訊科技之影響(Fu et al. 2019; Lin et al. 2015; Vatanasakdakul et al. 2020; Yang et al. 2019; Yen et al. 2010; 王舒民等人 2016; 陳至柔 等人 2016; 陳建志、陳鴻基、曹承礎 2006; 劉妝君等人 2010)。針對組織內採用新資訊科技的研究，多數文章探討任務科技適配對任務績效及使用意願的影響(Fu et al. 2019; Lee et al. 2007; Vatanasakdakul et al. 2020; Yang et al. 2019; Yen et al. 2010; 王舒民等人 2016; 陳至柔 等人 2016; 陳建志 等人 2006; 劉妝君等人 2010)，僅有少數針對人員科技適配對任務績效的影響進行研究。其中，Lin, Wu, & Cheng (2015)在產品開發系統的情境中，探討產品協

同設計任務以及產品經理能力之間的適配，指出產品經理的權威與產品開發系統功能適配時，能夠提升新產品的易用性；Serrano & Karahanna (2016)亦指出在醫療諮詢系統的情境下，專家人員的啟發能力，與系統的呈現能力適配時，能夠提升診斷的績效。無論是個人或者組織採用新科技之情境，除了任務科技的適配之外，人員科技適配亦會影響新資訊科技的使用意圖或者工作績效。

本研究根據任務科技適配的觀點，探討數據分析師在使用大數據支援新產品開發時，大數據能力如何與任務產生適配，優化新產品開發績效。研發與行銷部門通常是開發新產品的兩個主力(Fain et al. 2011)，這兩個部門理應共同合作，開發出符合客戶需求的新產品，但常因兩方的認知差距以及本位主義的思考模式，錯失新產品的開發契機(Ariño & de la Torre 1998; Clark & Fujimoto 1989; 陳至柔、吳如娟 2014)。例如，行銷人員認為研發人員太過堅持產品的功能或特色，新產品上市後無法吸引客戶的目光，研發人員則認為行銷人員沒有可靠的市場數據作為產品設計依據(Cooper 2019; Florén et al. 2018)。**研發—行銷策略制定**為新產品開發中的任務特性，包含創意發想到商業化的開發流程，以及新產品開發對應的行銷計畫，這類策略制定必須要了解客戶需求、預測市場規模並擬訂合宜定價策略(陳家祥、鄒鴻泰 2008)。運用大數據分析市場與消費者需求，了解產品吸引力的驅動因素，同時預估潛在市場的大小，才能有效擬定新產品開發及行銷需投入的資源(Cooper 1996; Marsh & Stock 2003; 陳家祥、鄒鴻泰 2008)。

當任務由特定部門合作的任務，轉變成跨部門流程整合任務時，數據分析師的表述能力將左右大數據能力能否被充分發揮。大數據導入之前，各部門早已有其習慣的作業方式，以資料為導向的流程再造，必須透過資料共享改善跨部門的流程。**資料敘事能力**是指數據分析師解讀分析結果，洞察資料內的意涵，並以相關視覺化技術詮釋與述說資料內的故事。這項能力必須基於一定程度的分析能力以及領域知識，但更強調能夠探索分析報表中所隱含的知識，建構以資料為證的故事，以淺顯易懂的說故事手法轉述給資訊接受者(阮明淑 2019)，使各部門決策者得以依靠大數據的分析結果做出正確的判斷。具備資料敘事能力的數據分析師，能藉由資料的「故事化解說」與「視覺化呈現」，把新的知識帶入跨部門決策中，協助決策者們活用客觀且正確的跨部門資訊，有效地建構以資料為導向的跨部門流程整合(Verma et al. 2019)。

在任務科技適配理論中，績效是使用資訊科技支援任務執行的成果(Goodhue & Thompson 1995)。使用者使用資訊科技是為了完成個人的工作任務，資訊科技所帶來的優勢則反應在他個人使用該資訊科技所支援的任務上(Rai & Selnes 2019; Tam & Oliveira 2019)。當使用者使用大數據支援與其他部門合作的任務，大數據所帶來的成果並非只反應在個人的工作效率或是決策品質上，也會反應在使用大數據支援的合作任務上(Akhtar et al. 2019)。當這樣的情境發生時，任務績效應從個人使用資訊科技支援合作任務的成果為標準進行衡量(Benlian 2015; Burton-Jones & Straub 2006)。過去研究如 Lin et al. (2015)以任務科技適配理論探討產品經理使用產品開發系統完成協同產品設計任務的績效，其績效衡量採用該

系統對協同產品設計的影響，意即產品經理使用該系統執行任務的績效，會反應在與他人合作的產品設計中。依據上述觀點，任務績效的衡量應取決於使用的資訊科技與任務內容(Zhang 2017)，本研究設定之新產品開發以及流程整合兩項任務皆為跨部門的合作任務，當數據分析師使用大數據支援這兩項任務時，他負責將個人使用大數據所產出的成果貢獻在協助跨部門的合作任務上，協助此兩項任務順利完成。故本研究在衡量任務績效上，以優化新產品開發和改善流程整合的績效，作為數據分析師使用大數據所支援的任務績效。

新產品開發時，研發部門的技術能力與行銷部門的市場調查經驗能協助目標市場之定位並分析競爭產品，共同研究何種技術能使新產品更完善，有助於技術與行銷情報交換(陳家祥、鄒鴻泰 2008)。由於研發與行銷部門的功能特質不同，在新產品開發過程中，良好的部門溝通能優化新產品開發績效。研發—行銷策略制定上需要面對快速變動的競爭市場，研發與行銷人員必須利用市場需求分析，透過大量的數據輔助決策制定。大數據在這樣複雜且高度變化的任務特性下，可展現其優化新產品開發的績效。研發與行銷人員通常具備多年共同開發新產品的經驗，行銷人員通常擁有敏感的數據解讀能力，較能從數據分析結果中判斷出有幫助的資訊(Homburg et al. 2017)，降低他們對數據分析師的依賴程度。因此，本研究認為大數據對新產品開發的績效上，主要是受到任務科技適配的影響，人員科技適配對新產品開發績效的影響則考慮為控制效果。

相對的，大數據在流程整合上的績效，主要受到人員科技適配的影響。在流程整合上，比起面對快速變動的市場需求，其任務結構較能掌控。但由於部門本位主義和專業背景的差異，各部門的資料都是以各自的業務為中心進行整理，單一部門難以理解跨部門的資料，也少有部門能了解當一個特定流程簡化後，對其他部門所造成的影響為何。換言之，流程整合仰賴數據分析師的資料敘事能力，透過故事化與互動視覺設計詮釋各部門之間的資料流，使各部門理解跨部門資料整合背後之涵義，才能共同使用跨部門資料改善現有的作業流程。因此，本研究認為大數據對流程整合的績效上，是受到人員科技適配的影響，任務科技適配對流程整合績效的效果則考慮為控制效果。

本研究架構如圖 1 所示，根據任務科技適配理論探討兩種不同的適配—任務科技適配與人員科技適配—對大數據在新產品開發以及流程整合績效上的影響效果，解釋不同的適配效果是本研究的重點。本研究考量到產業別和大數據實施時間，會對任務績效產生影響。在競爭激烈的產業別中，大數據對於任務績效的影響程度有所不同(Müller et al. 2018)。例如，在創新或服務導向的產業中，新產品開發的生命週期較短，且產品服務設計面臨較多的市場不確定性(Stockstrom & Herstatt 2008; 林我聰、郭建良 2002)。在強調製程與品管的傳統產業或製造業，製程的效率與產線的穩定是品質管理的重點，任何一個產線的異動將破壞整體生產作業流程的平衡(Kafetzopoulos et al. 2015)。在本研究中，數據分析師分別屬於不同產業別，在運用大數據支援新產品開發和流程整合時，會受產業影響，而對這些任務績效有不同的標準與看法，因此本研究將產業別列入控制變數。另一方

面，資訊系統實施時間之長短會影響績效的落實(Anderson et al. 2011)，若數據分析師所處的工作環境，導入大數據已有較長時間，員工或主管對以資料為導向的決策模式接受意願較高，部門間的資料整合度也越高(Jayaram et al. 2010)。這樣的工作環境之下，無論是大數據能力或是數據分析師的資料敘事能力，都可能在運用大數據支援新產品開發和流程整合的任務上獲得較好的發揮，因此本研究將大數據實施時間列入控制變數。

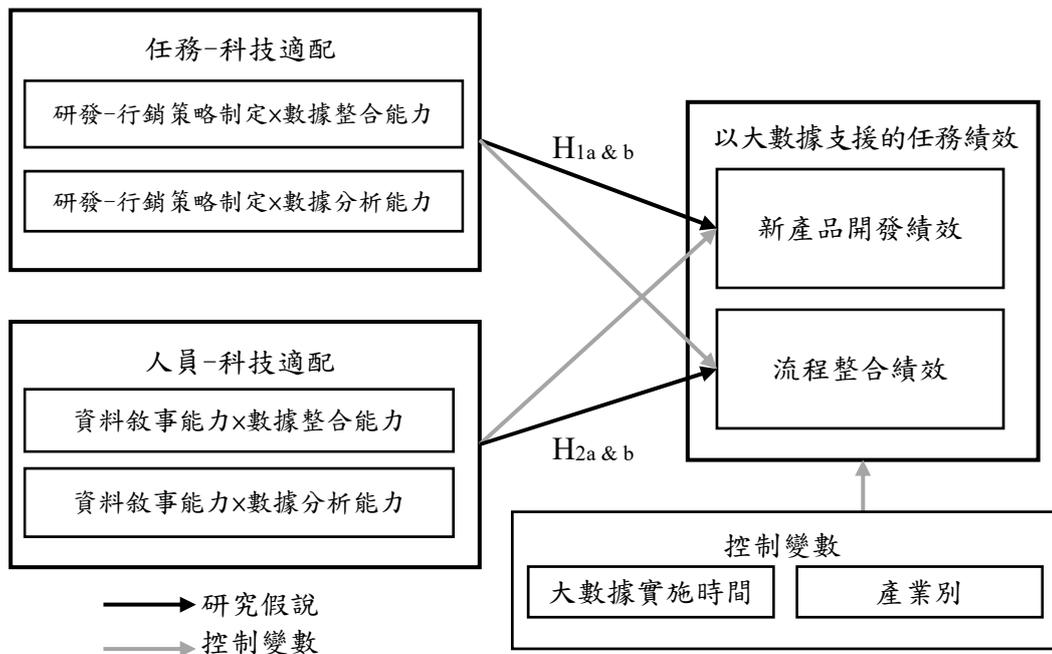


圖 1：研究模型圖

三、研究假說

影響新產品開發的因素包括良好的溝通、設計，與製造能力、行銷與技術情報的共享等(Cooper 2019; Ernst 2002; Florén et al. 2018)。新產品開發的研發—行銷策略制定過程中，涉及多方面的知識整合，即便是有經驗的研發或行銷部門人員，也很難單憑自己的知識及資源，單打獨鬥完成新產品開發(Cooper 2019; Florén et al. 2018)。從整合設計到開發，新產品開發需要研發和行銷這兩個部門的人才合力進行研發—行銷策略制定(Cooper 2019)，大數據將動態、不同性質的內外數據整併與共享，扮演協助訂定適當策略的角色。

研發—行銷策略制定需要研發與行銷部門人員的溝通和協調(Cooper 2019; Ernst 2002)，部門間資料收集與交流則是關鍵的因素之一。大數據擁有數據整合的功能，能以更有效率的方式分享資訊(Whyte et al. 2016)。數據整合的目的是彙整並共享組織內外部數據(Gupta & George 2016)，良好的大數據整合能力可以將不同部門資料庫中的結構化、半結構化和非結構化等異質資料進行同步彙整，有益於跨部門的資料交換。由於過去各部門的資料並不同步，且各自儲存與管理，

在跨部門的新產品開發任務上，團隊成員經常在資訊不對等、不理解的情況下產生衝突(Lam & Chin 2005; Um & Oh 2021)。使用大數據能幫助不同單位整合異質資料，優化新產品開發流程(Sun & Liu 2020)。

研發－行銷策略的制定需要研發和行銷部門共享各自持有的業務數據進行溝通，以求新產品的設計與功能符合客戶預期(Duan & Xiong 2015; Um & Oh 2021)，整合這些數據後，可以更精準地制定新產品的研發－行銷策略。研發－行銷策略制定應依據研發部門過往的研發資料，與行銷部門最新的市場資訊進行整合。若研發部門僅參考自己持有的產品開發資料，可能難以製作出能被客戶接受的產品。反之，擁有可以整合研發和行銷資料的大數據，能夠幫助成員了解各自的現況，知道彼此在策略制定上的專業考量點，建構一個資訊共享、溝通的平台，有助於降低兩部門人員之間的衝突。當大數據持有完整的數據，更有機會製作出符合客戶期待的新產品。因此，研發－行銷策略制定與大數據的數據整合能力適配，有助於新產品開發績效，故本研究提出以下假說：

H1a：研發－行銷策略制定與數據整合能力的適配對新產品開發績效有正向顯著影響

新產品開發的首要考量是滿足市場需求，因此客戶需求是新產品開發的主要決策依據(Cooper 2019; Florén et al. 2018)。新產品在上市之前，必須依賴市場經驗和過去資料預測客戶需求，但過往成功的產品並不代表新產品也能在不同時空背景下再次成功。因此，團隊成員需要新的競爭環境中擬定研發跟行銷的策略規劃，依據分析研發與行銷數據，討論最新的市場趨勢跟需求(Cooper 2019; Ernst 2002)；同時參考既有產品的使用資訊、客戶回饋等，發現新商機(Fundin & Elg 2010)。

在多變與複雜的研發－行銷策略制定，依賴數據分析可以驅動更多意想不到的創新。大數據提供決策方面的輔助，有效轉換資料為實質建議(Demirkan & Delen 2013; Liang et al. 2007)；其次，透過大數據分析市場資訊(如價格敏感度或試用數據)，能使新產品更符合客戶需求(Xu et al. 2016)。研發－行銷策略制定需要盡可能找尋所有可能結果，當大數據具備進階模型，以逼近式挖掘和探索大量原生數據以及模擬新產品可能的應用情境，透過分析各種結構化、非結構化數據，判斷新產品在市場上的可接受度，協助規劃更精準的研發－行銷策略，調整資源配置，就有機會提高客戶對於新產品的正面反應(Tan & Zhan 2017; Xu et al. 2016)。

大數據可以分析市場趨勢與客戶資料，找出關鍵參數與市場上相同類型的商品做比較，鎖定重要的開發參數進行分析，有助於支援研發和行銷的產品開發決策制定(Johnson et al. 2017)。使用大數據做出預測分析，提供相關數據給予研發及行銷部門策略制定上的洞見，縮短開發過程並快速回應市場變化(Tan & Zhan 2017)。因此，研發－行銷策略制定與大數據分析能力的適配，能更有效地創造產品價值，提高資源投入的準確率，進而開發符合客戶預期的新產品。綜合上述所論，本研究提出以下假說：

H1b：研發—行銷策略制定與數據分析能力的適配對新產品開發績效有正向顯著影響

資訊系統的整合能力意指系統能夠有效整合作業資料(Ghobakhloo et al. 2014; Karimi et al. 2007)，大數據需要與原本作業流程上使用的舊有系統(如：生產管理系統、客戶管理系統和資源規劃系統)進行串接，讓現有內部數據共享至新系統(Linthicum 2017)。當大數據能整合不同系統所產生的數據時，不同部門可以交流更全面性的資料，保證資料的一致性與即時性，透明化核心的營運資源(Cao & Zhang 2011; Karimi et al. 2007)。然而，資料的收集與利用若要應用到作業流程的改善上，必須要各部門員工能突破部門的框架，善用作業流程中的各項數據強化部門之間合作(Nielsen & Tjørnehøj 2010)。但員工往往缺乏跨部門數據的解讀能力，導致大數據即便有能力整合不同部門的業務數據後，仍無法被直接理解與應用(Shamim et al. 2020)。在以數據驅動的流程整合上，必須仰賴數據分析師的介入，透過數據分析師協助跨部門使用共享的資料並發揮其價值，使跨部門之間的作業更有效率。

資料敘事能力強調從決策者角度思考，利用有效的訊息傳遞模式以及著重解釋資訊對他們的影響，從了解溝通對象開始，創造更多知識分享與跨部門交流(阮明淑 2019)。數據分析師除了須具備專業的技術能力之外，他們還須深入淺出地詮釋視覺化的圖表資料，讓跨部門的資料使用者增強他們的資料處理與效率，活用跨部門資料落實以數據驅動的流程整合(Tan & Zhan 2017)。

大數據要能成為有用的資產，必須提升駕馭數據的能力(詹文男、沈柏廷 2020)。使用大數據時，往往涉及不同業務領域資料的解讀，擁有資料敘事能力的數據分析師，越能將大數據的價值發揮到最大(Zhang 2017)。由於大數據匯集各部門業務流程中資訊系統所產生的異質資料，員工多數專精於自己業務範圍內的知識，較難對跨部門數據做出正確的解釋，而視覺化的圖表設計能幫助跨部門資訊分享的效率提高(Gunasekaran et al. 2017)。以大數據為根基進行跨部門的流程整合，若要進行流程最佳化調整，必須要各部門的員工與管理者都能正確解讀資料，這都仰賴數據分析師的資料敘事能力，才能充分發揮大數據的整合能力。綜上所述，本研究提出以下假說：

H2a：資料敘事能力與數據整合能力的適配對流程整合績效有正向顯著影響

大數據的價值在於善用數據，讓分析結果被有效利用(Gupta & George 2016)。舉例來說，大數據透過診斷型分析或預測型分析的方式，發現隱藏在數據中的資訊，在出現異常狀況時做出警示，能提早預測可能發生的問題，同時給予受影響的業務流程負責人採取因應行動的建議(Ji & Wang 2017)。這對跨部門之間的業務運作，以及改善流程效能有極大的幫助。數據分析過程的最後一步就是「解釋」，通常用於說明數據分析後的結果，可以幫助管理者做出最終決定(Tsai et al. 2014)。因此，使用大數據完成複雜的分析後，讓各個業務流程中的員工及主管都能容易理解，是讓數據分析發揮其功效的關鍵。

數據分析在產生效益之前，需要被決策者採納。數據分析師必須要能將跨部門數據的分析結果製作成易於理解的形式，使用圖表提供給各部門人員進行歸納與比較，再向員工或管理者溝通。數據分析師在解釋數據時，若能夠以不同部門員工的角度做出適當說明，讓資料需求者看懂各項數據代表的涵義，他們的建議更容易被採納。因為，繁瑣與枯燥無味的數字背後，如果沒有故事與視覺化的包裝，要說服決策者採納建議相對較困難(Madsbjerg & Rasmussen 2014)。

當大數據擁有深度的分析模組，透過分析業務流程中各資訊系統(如：生產管理系統的機台資料、企業資源規劃系統的進銷存資料和會計系統的財務資料)所產生的資訊，其分析結果往往超出一般員工可理解的範圍，當分析結果無法被理解時，自然就沒有辦法被應用。透過數據分析師的詮釋，能讓不同部門的員工與管理者，理解同一份數據圖表。在資訊對等的情況下，能改善不同部門在業務流程上的溝通，使整體作業流程更具生產力(Zeng & Glaister 2018)。因此，即便使用有強大分析功能的工具，在沒有數據分析師的解說之下，其複雜難懂的資料結構與報表無法有效協助跨部門流程整合。具備資料敘事能力的數據分析師，應運用合適的視覺化資料增進員工及決策者對數據的理解，讓分析結果被活用。綜合上述所論，本研究提出以下假說：

H2b：資料敘事能力與數據分析能力的適配對流程整合績效有正向顯著影響

參、研究方法

一、研究問卷開發與收集

本研究架構包含研發—行銷策略制定、數據整合能力、數據分析能力和資料敘事能力等自變數，依變數包含新產品開發績效和流程整合績效。發展測量問項的初期，透過文獻回顧的方式，找出過去實證研究已經開發的量表，再根據本研究的情境加以修改。修改後的問卷初稿，邀請兩位資管領域的教授，以及兩位具有大數據分析經驗的數據分析師，進行專家前測，以確保問項的內容效度。前測的目的是確保本研究所開發以及所修正的量表，語意都清楚易懂，且描述方式與數據分析師實際使用大數據的狀況相符，才能測量到受測者對不同問項的真實認知，以增加測量研究變數的可信度與可靠度(Hair et al. 2016)。根據前測所收集的專家建議，本研究修改了部份問項上的語意。而修正之後的問卷，透過小樣本的試測，進行信度與效度的初步分析。本研究隨機挑選臺灣 200 家企業，透過電子郵件邀請企業的數據分析師參與本研究的試測，最終收到 31 位數據分析師願意參與試測的回覆。本研究將問卷郵寄給這些數據分析師，並針對回收後的問卷執行研究變數的信度與效度分析。根據測試結果，信度與效度表現不佳的問項，以試測人員的建議進行語意調整，提高問卷的信度和效度。本研究變數之操作型定義與文獻來源列於表 1。各變數均以李克特五點尺度衡量(1=非常不同意; 5=非常同意)。

表 1：研究變數之操作型定義與來源

研究變數	操作型定義與來源
研發—行銷策略制定	研發—行銷策略制定上考量市場變化的程度(Fink et al. 2017)
數據整合能力	同步彙整並共享內外部數據以及其整合資料的程度(Gupta & George 2016; Karimi et al. 2007)
數據分析能力	應用不同的分析模組將數據轉換為決策輔助的程度(Masseti & Zmud 1996)
資料敘事能力	洞察資料內的意涵，並以相關視覺化技術詮釋與述說資料內故事的能力(Verma et al. 2019)
新產品開發績效	透過使用大數據支援新產品開發，滿足績效目標與客戶需求的程度(Hughes & Morgan 2007)
流程整合績效	透過使用大數據支援流程整合效能與效率的程度(Fink et al. 2017)

本研究透過紙本問卷進行資料蒐集，為了增加填答者的代表性，本研究在挑選填答者上有嚴格的限制。首先，填答者的企業必須要成立大數據部門，確保收到問卷的公司符合第一階段篩選的標準。問卷必須要轉交大數據部門，並指定由數據分析師或該部門主管填答。第二，問卷註明填答者須為使用大數據的專業人員，包含大數據部門的主管或是數據分析師，填答者要求具備實際使用大數據的經驗，必須有使用大數據支援新產品開發以及流程整合任務，根據當初的經驗來填答問項。由於目前尚無公開的產業報告列出成功實施大數據之企業，同時也因為大數據的建置成本較高(巨量數據、人力資源、硬體設備等資源的需求)可能阻礙了中小型企業的導入，為了獲得具代表性的樣本資料，我們選擇以天下雜誌公布之臺灣營收前一千大企業的數據分析師做為研究對象。研究樣本收集期間為2020年4月至8月，共發放1,000份問卷，首次問卷發放兩個星期後，經由電子郵件與電話進行問卷催收。在問卷收集截止後，總共回收150份問卷，剔除無效樣本(未導入大數據與填答不完整之樣本)共8份，最後統計有效問卷為142份。本研究樣本敘述性統計如表2所示。填答者所屬的產業類型以製造業為最大來源(47.89%)，其次為資訊服務業(20.42%)與金融業(10.56%)。樣本中使用的大數據分析工具主要為Google(29.63%)與Microsoft(29.63%)，且導入大數據1年以上的企業佔了58.45%。本研究的主要填答者，數據分析師佔60.56%，而大數據部門主管佔39.44%，這些填答者都是使用大數據支援公司決策的重要角色，也間接證實本研究樣本具備相當程度的代表性。大數據部門主管以及數據分析師皆具備使用大數據支援跨部門任務的實務經驗，為了避免大數據部門主管與數據分析師的職位角色，可能在研究變數的填答上產生個人偏誤，本研究針對主管及數據分析師進行同質性檢定，檢驗兩群填答者是否對於研究中所收集的變數具備異質性，而使資料合併產生問題。同質性檢定結果發現兩群樣本對各變數的回應無顯著差異(p值範圍介於0.183至0.805)。

表 2：敘述性統計

敘述性統計	數量	(%)	敘述性統計	數量	(%)
填答身分			大數據分析工具種類 (複選)		
數據分析師	86	60.56	Google	48	29.63
大數據部門主管	56	39.44	Microsoft Azure	48	29.63
大數據實施時間			IBM	19	11.73
1 年以下	59	41.55	SAS	9	5.55
超過 1 年未滿 2 年	35	24.65	Amazon Web Services	8	4.94
2 年以上	48	33.80	SAP	7	4.32
產業別			Teradata	7	4.32
製造業	68	47.89	Hadoop	5	3.09
資訊服務業	29	20.42	Oracle Big Data	4	2.47
金融業	15	10.56	其他	7	4.32
電子電機業	11	7.75			
零售業	10	7.04			
其他	9	6.34			

二、無回應偏差與共同方法變異檢定

本研究進行無回應偏差，以檢驗各研究變數是否因為回收時間點不同，而存在顯著認知差異，進而確保問卷之樣本代表性(Armstrong & Overton 1977)。本研究依照問卷催收的時間作為區隔，分成前後兩個群體(前期回覆樣本以及後期回覆樣本)，使用兩獨立樣本 t 檢定檢測前後兩個群體在各研究變數上是否有顯著差異。結果顯示在 0.05 的顯著水準下，判定問卷回收的前後兩個群體在各研究變數上並無顯著差異。本研究問卷採用不記名問卷調查，降低填答者因考量個人因素所造成的填答偏誤，其次，問卷封面清楚說明研究目的，以及各研究變數之間採取不同的排序，填答者優先回答依變數的部份，接續才回答自變數的部份，這樣的設計降低填答者在先回答自變數之後，對於依變數產生符合社會期待的填答偏誤。

本研究使用問卷收集資料，為了瞭解變數之間的變異是否來自收集方法，而非來自變數本身，本研究以兩種方式檢驗共同方法變異。首先，本研究以 Harman 的單因素檢定法檢測共同方法變異(Podsakoff & Organ 1986)。當所有問項經由探索性因素分析，均歸屬於同一個因素，或單一因素可解釋大部份變異時，則表示有嚴重的共同方法變異問題。反之，當探索性因素分析的結果，萃取出單一因素僅能解釋有限的變異時，則判定共同方法變異並未嚴重影響研究結果。本研究將測量的六個變數之 21 個問項進行探索式因素分析，檢查未轉軸的因素分析結果，顯示所有問項總共萃取出 6 個特徵值大於 1 的因素，沒有單一因素產生的情形。其累積解釋變異量為 71%，且第一個因素之解釋變異量僅為 33%，低於學理上共同方法偏差的判定值 50%，顯示因素的解釋變異量未出現集中化的現象，故判定本研究出現共同方法變異的可能性不高。其次，本研究採用驗證性因素分析，對六個研究變數進行多因素模型檢驗。結果證實多因素模型具有良好的適配度： $\chi^2/df=1.902$; CFI=0.892; NNFI=0.871; SRMR=0.0839; RMSEA=0.080。此外，

若研究中共同方法變異嚴重時，會造成問項之間的相關係數膨脹，反而導致單因素模型顯示出較佳的模型適配度(Malhotra et al. 2006)。本研究將研究變數中所有的問項納入一個單因素模型中，結果發現單因素模型適配度為 $\chi^2/df=4.712$; CFI=0.474; NNFI=0.471; SRMR=0.137; RMSEA=0.162。比較上述檢驗結果，可以發現多因素模型其適配度優於單因素模型，判定共同方法變異並未嚴重威脅研究結果。

肆、資料分析

本研究以部分最小平方法(Partial Least Squares; PLS)進行分析，PLS 是建立在傳統多元線性迴歸的基礎上，所發展出來的一種迴歸方法。本研究採 PLS 進行衡量模式與結構模式的驗證分析，模型分析分為兩個步驟，首先衡量模式檢定各個變數的信度與效度，其次結構模式檢定路徑係數的顯著性以驗證本研究所提出之假說。

一、衡量模式分析

表 3：研究變數信度、平均變異抽取量與收斂效度

研究變數	問項	負荷量	組合信度	Cronbach's α	AVE
研發—行銷策略制定	RMSD1	0.910**	0.912	0.854	0.775
	RMSD2	0.883**			
	RMSD3	0.847**			
數據整合能力	BDI1	0.934**	0.886	0.813	0.724
	BDI2	0.902**			
	BDI3	0.698**			
數據分析能力	BDA1	0.820**	0.878	0.819	0.643
	BDA2	0.807**			
	BDA3	0.801**			
	BDA4	0.779**			
資料敘事能力	DS1	0.901**	0.909	0.868	0.716
	DS2	0.898**			
	DS3	0.861**			
	DS4	0.710**			
新產品開發績效	NPD1	0.826**	0.839	0.714	0.634
	NPD2	0.794**			
	NPD3	0.769**			
流程整合績效	OPI1	0.829**	0.857	0.779	0.601
	OPI2	0.789**			
	OPI3	0.749**			
	OPI4	0.730**			

註：**：p < 0.01

表 3 為測量模型各個問項的因素負荷量，問卷中各研究變數之組合信度、平均變異抽取量(AVE)及 Cronbach's α 的檢測結果。本研究之平均變異抽取量(AVE)皆大於 0.5 門檻值(Fornell & Larcker 1981)，較高的 AVE 解釋觀察到的問項其解釋方差(離散程度)比誤差項更多，代表本研究所採用的變數有良好的收斂效度。組合信度也都高於門檻 0.7 以上(Bagozzi & Yi 1988)，表示本研究問項內部一致

性良好，各研究變數的信度、Cronbach's α 也都在建議的良好門檻值 0.7 以上 (Nunnally 1978)。

區別效度藉由比較各研究變數之 AVE 值平方根與其他研究變數間的相關係數來衡量，以此檢定問項在不同變數之間是否有明顯區別。若 AVE 值平方根大於其他變數的相關係數，則表示兩變數之間有良好的區別效度 (Fornell & Larcker 1981)。此外，本研究也採用 Heterotrait-Monotrait (HTMT) 檢測區別效度，在 HTMT 中任兩變數的數值皆小於標準值 0.85 則表示有良好的區別效度 (Henseler et al. 2015)。表 4 為各變數之間的相關係數矩陣，括號內表示各變數之間的 HTMT 值，由表可知任兩個變數之間的 AVE 平方根皆大於該相關係數，各變數之間的 HTMT 值皆小於 0.85，表示本研究之研究變數具有足夠的區別效度。

表 4：相關係數矩陣

	1	2	3	4	5	6
1. 研發—行銷策略制定	0.88					
2. 數據整合能力	0.42(0.53)	0.85				
3. 數據分析能力	0.43(0.51)	0.54(0.69)	0.80			
4. 資料敘事能力	0.45(0.51)	0.51(0.60)	0.34(0.38)	0.85		
5. 新產品開發績效	0.31(0.40)	0.39(0.45)	0.22(0.28)	0.32(0.38)	0.80	
6. 流程整合績效	0.36(0.44)	0.35(0.43)	0.38(0.45)	0.30(0.34)	0.50(0.67)	0.78

註：對角線之值即為該變數 AVE 平方根。

二、結構模式分析

任務科技適配理論中的適配可以使用直接衡量法或是使用交乘項的方式測量，直接衡量法是使用一個變數直接測量適配高低 (Vatanasakdakul et al. 2020; 陳禹辰等人 2010)，但這樣的作法忽略了適配中變數組合的意義 (如高任務需求與低科技能力)，無法真正反應出適配的核心概念。且過去研究中多數都是橫斷性研究，收集直接衡量的適配與任務績效，很可能會出現共同方法變異，使變數之間的相關係數膨脹，進而在型一誤差的風險之下，獲得假說的支持。本研究使用交乘項的測量方式，分別測量任務與科技 (或人員與科技) 此兩變數，用其交乘項方式測量對任務績效的影響，能更實際反應出適配高低組合對任務績效的不同影響，透過交乘項的方式檢驗對依變數的影響，可以有效的減低共同方法變異對因果關係的影響，進而獲得較為可信的驗證結果 (Siemsen et al. 2010; Srinivasan & Swink 2018)。本研究採用 5,000 次 Bootstrap 反覆抽樣程序檢測研究模型中路徑的顯著程度。若交乘項是顯著的，則得以證實適配的存在會顯著影響依變數。正向的交互關係，表示兩個變數之間互相補強，則兩者之間越高的適配效果，則會正向提升對依變數的效果。結構模式分析結果如圖 2 所示。

本研究參考 Chin, Marcolin, & Newsted (2003) 提出之階層式迴歸分析方法進行交互作用分析 (如附錄二所示)。於階層式迴歸分析的模式一中，首先檢驗自變

數及控制變數對依變數的主要效果。控制變數對新產品開發與流程整合績效的結果均為不顯著，大數據實施時間對新產品開發與流程整合績效的效果分別為 0.033($t=0.307$)和 0.124($t=1.149$)，產業別對新產品開發績效與流程整合績效的效果分別為-0.042($t=0.348$)和 0.137($t=1.301$)。在新產品開發績效方面，研發—行銷策略制定之直接效果為不顯著($\beta=0.182$; $t=1.587$; $p=0.110>0.05$)，數據整合能力之直接效果為正向顯著($\beta=0.300$; $t=4.828$; $p=0.004<0.05$)，數據分析能力之直接效果為不顯著($\beta=-0.047$; $t=0.406$; $p=0.698>0.05$)。在流程整合績效方面，資料敘事能力之直接效果為不顯著($\beta=0.071$; $t=0.705$; $p=0.487>0.05$)；數據整合能力之直接效果為不顯著($\beta=0.138$; $t=1.293$; $p=0.203>0.05$)；數據分析能力之直接效果為正向顯著($\beta=0.222$; $t=2.267$; $p=0.022<0.05$)。

其次，於階層式迴歸分析的模式二中，檢驗交乘項對依變數的效果，若為顯著則表示存在適配效果。任務科技適配的假說檢定結果顯示，研發—行銷策略制定與數據整合能力的適配對新產品開發績效為不顯著($\beta=-0.170$; $t=1.479$; $p=0.139>0.05$)，假說 H1a 未獲得支持。研發—行銷策略制定與數據分析能力的適配對新產品開發績效有正向顯著效果($\beta=0.238$; $t=2.005$; $p=0.045<0.05$)，假說 H1b 獲得支持。人員科技適配的假說檢定結果顯示，資料敘事能力與數據整合能力的適配對流程整合績效有正向顯著效果($\beta=0.296$; $t=2.421$; $p=0.016<0.05$)，假說 H2a 獲得支持。資料敘事能力與數據分析能力的適配對流程整合績效為不顯著($\beta=-0.053$; $t=0.569$; $p=0.570>0.05$)，假說 H2b 未獲得支持。

研究模式對新產品開發績效的可解釋變異量為 28.3%，對流程整合績效的可解釋變異量為 33.6%。整體結構模式的標準化均方根殘差適配為 0.07，顯示模式適配度佳。另外，根據 Wetzels, Odekerken-Schröder, & van Oppen (2009)提出的模型適配度指標，計算近似於結構模型分析中所採用的最大似估計法的參數，GoF=0.1 代表模型適配度較小；GoF=0.25 代表模型適配度中等；GoF=0.36 代表模型適配度良好。本研究的 Good of Fit (GoF) 值為 0.46，符合 Wetzels et al. (2009) 提出的標準，代表本研究模型有良好的模型適配度。最後，本研究進行解釋力的變化量檢測。基於可解釋變異量的變化量計算出交互效果的效用值，其標準為：0.02 ≤ 效用值 < 0.15 時，交互作用小；0.15 ≤ 效用值 < 0.35 時，交互作用中等；0.35 ≤ 效用值，具有較大的交互作用(Cohen et al. 2013)。研發—行銷策略制定與數據分析能力的交乘項對新產品開發績效的效用值為 0.082，可解釋變異量的改變量為顯著，表示研發—行銷策略制定與數據分析能力的適配對新產品開發績效有正向顯著影響。資料敘事能力與數據整合能力的交乘項對流程整合績效的效用值為 0.120，可解釋變異量的改變量為顯著，表示資料敘事能力與數據整合能力的適配對流程整合績效有正向顯著影響。圖 3 與圖 4 則以交互作用圖呈現顯著的適配效果。

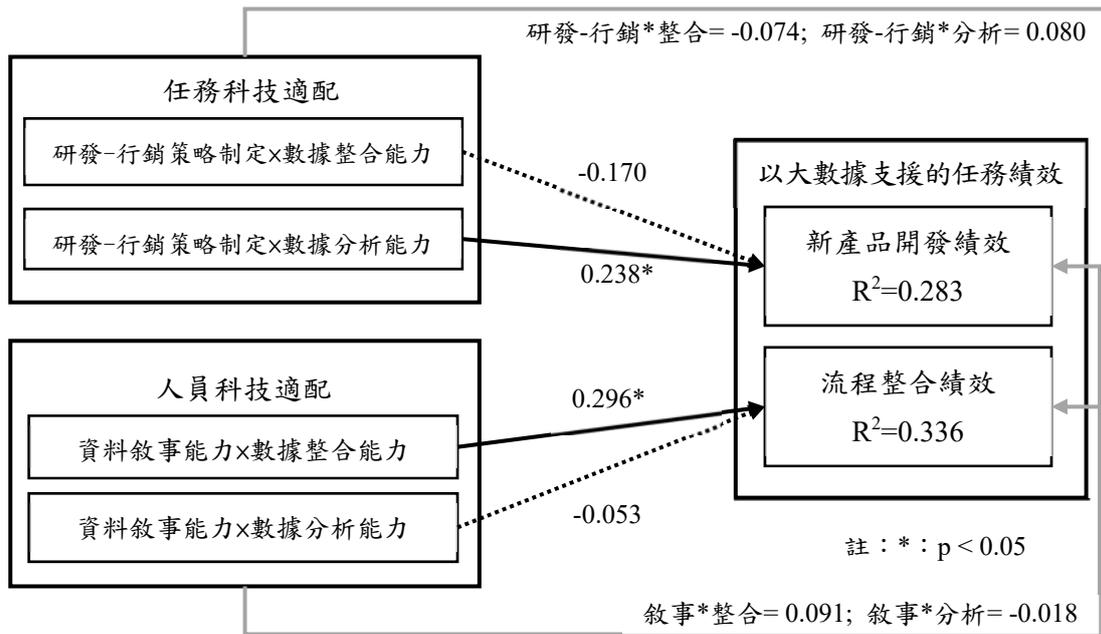


圖 2：結構模式檢驗圖

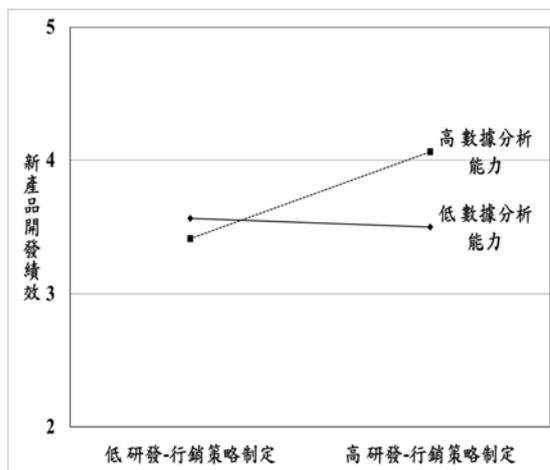


圖 3：研發—行銷策略制定與數據分析能力適配對新產品開發績效之效果

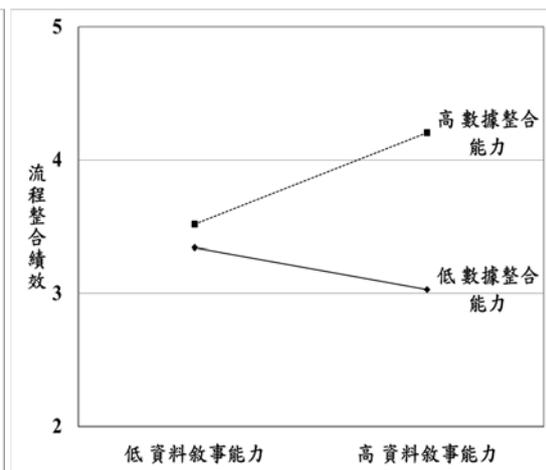


圖 4：資料敘事能力與數據整合能力適配對流程整合績效之效果

伍、結論

本研究以任務科技適配理論探討任務、科技和人員之間的適配程度對以大數據支援之任務績效的影響，透過問卷方式從數據分析師的角度解釋適配如何影響以大數據支援的任務績效。本章節以研究發現、理論貢獻、實務貢獻和研究限制分別論述。

一、研究發現

研發—行銷策略制定與大數據能力之適配

本研究發現研發—行銷策略制定與數據分析能力之間的適配對新產品開發績效有正向顯著影響(H1b)。過去研究針對數據分析能力指出，公司的成功取決

於從各種可用數據中得出見解的能力(Tan et al. 2015)。能夠分析不同類型數據的公司，透過開發更好的客戶服務、識別潛在新客戶、開發新產品以及優於競爭對手的策略獲得巨大的優勢(Chang & Taylor 2016; Chen et al. 2012)。本研究除了數據分析能力，同時考慮研發—行銷策略制定，證實兩者適配後的效果確實能優化新產品開發績效。當產品技術不斷地演進，客製化需求變得較為以往複雜，新產品開發的週期短，透過小樣本取樣的市調分析得到新產品開發的概念與線索，已經無法符合現今的競爭市場。以大數據的分析能力，精確定位客戶需求，推出客製化程度高的新產品，讓新產品被市場接受的程度提高，才能增加新產品開發的成功機率。因此，研發—行銷策略制定與數據分析能力之間的適配對新產品開發績效有正向顯著影響。

研究發現與預期不同的是，研發—行銷策略制定與數據整合能力之間的適配對新產品開發績效沒有顯著的影響(H1a)。意即，數據整合能力與研發—行銷策略制定之間的適配無法優化新產品開發績效。本研究試圖解釋此發現，主要原因可能有兩點：(一)、透過數據資料整合收集新產品開發的建議與方向，是開發新產品的基本條件之一。數據分析師需要能夠將動態的、不同性質的內外數據整併與分享，而研發或是行銷成員需要不斷討論最新的市場趨勢跟需求，在競爭的環境中擬定研發跟行銷的規劃。客戶需求是新產品開發決策的主要依據，當新產品開發是根據客戶需求調整，產品規格等相關細項變動性高，數據整合若只能有限地收集資料，而無法挖掘研發及行銷市場數據，對新產品開發的幫助有限。制定研發—行銷策略時，擁有較佳的數據分析能力，能夠驅動更多意想不到的創新，貼近顧客需求調整產品特色。相對於數據整合能力，數據分析能力在這樣的任務特性之下，則較容易顯示其重要性。(二)、文獻指出影響新產品開發績效的因素包括良好的內部溝通與情報交換(Cooper & Kleinschmidt 1993; Edgett et al. 1992)，這些屬於產品開發團隊能透過自身對話所產生的共享資訊(Xiao et al. 2016)。而數據整合能力著重於將內外部數據彙整以進行多方面的使用與分析(Rao et al. 2019)，難以取代團隊成員間透過對話所產生的資訊共享成效，但數據分析能力卻可以從內外部數據中挖掘出團隊成員看不到的關聯性，進而輔助產品開發決策，對比之下可能是導致 H1b 不成立的原因。

資料敘述能力與大數據能力之適配

大數據除了提升新產品開發的成功機率，一方面也被期許能整合內部數據，提升生產與營運效率。本研究也發現資料敘事能力與數據整合能力之間的適配對流程整合績效有正向顯著影響(H2a)。傳統上，由訂單驅動的生產流程到末段的客戶服務，每個部門都是以自己發生的業務資訊為基礎，在跨部門資料整合的深度與廣度較為不足，且各部門本身所蒐集到的資料，不一定能夠反應消費者真實的需求。當各業務資訊透明化時才可以被管控，大數據讓各部門之間的資訊共享，仰賴跨部門資料的整合，透過數據分析師對內部報表與業務流程的資料，進行視覺化設計及解釋，各部門才能清楚知道營運的狀態，使生產與營運流程透明化。當任何一個生產環節改變時，不至於打亂整個生產節奏。過去研究也提到，數據

整合是將不同來源的各式資料儲存在同一個空間(Wang et al. 2018)，對於複雜且非結構化的巨量數據，無法直接用於業務流程改善上，需要以人力對其進行判讀與解釋。因此，數據整合能力與資料敘事能力之間的適配對流程整合績效有正向顯著影響。

相對地，資料敘事能力與數據分析能力之間的適配對流程整合績效沒有顯著的影響(H2b)。本研究試圖解釋此發現，主要原因可能有兩點：(一)、由於大數據是近幾年的新興資訊科技之一，研究樣本中大數據的實施時間多數為初步實施階段(未滿2年)，對於數據分析師而言，初期著重於實現資料整合和視覺化，各部門將自己的業務資料抽取出來，建立跨部門之間標準化的數據輸入與共享，在這個階段數據整合能力與資料敘事能力的適配扮演關鍵的角色，協助改善跨部門的作業流程。(二)、Yu et al. (2020) 指出數據分析能力強調挖掘資料的能力，從而產生以數據為導向的營運計劃、決策和營運活動，強調對數據分析本身的進階技術。相對而言，數據分析能力與資料敘事能力適配的重要性，應可預期在更成熟的大數據應用階段中，例如應用大數據分析能力改變經營模式中展現出來，而非在初期著重以數據為導向的流程整合上。

二、理論貢獻

本研究對學術的貢獻總結為以下三點：(一)、本研究拓展任務科技適配理論至大數據的研究情境，發展出任務科技適配與人員科技適配等不同概念，實證解釋不同適配效果如何優化新產品開發績效與改善流程整合績效。任務科技適配中，研發—行銷策略制定與數據分析能力的適配度越高，能顯著優化新產品開發的績效；人員科技適配中，資料敘事能力與數據整合能力的適配度越高，能顯著改善流程整合績效。

(二)、任務科技適配理論文獻中強調任務科技適配的重要性；然而，有別於公司內部傳統使用者，大數據的使用者是具備專業知識的分析師，他們的資料表述與解讀能力可以輔助大數據能力，實現大數據的價值，驗證人員科技適配的重要性，延伸任務科技適配理論在大數據研究情境的整體解釋能力。在使用大數據的工作環境中，數據分析師並非傳統資訊系統的使用者，他們如何詮釋大數據產出的數據報告，會改變決策者的思維。大數據若能輔以有效的資料敘事，搭配資料視覺化與故事化的解說方式，將建立起以數據分析結果為導向的決策方式。過去任務科技適配理論所探討的個人能力非常侷限在個人經驗、使用資訊科技能力或是任務執行能力上，鮮少著墨在解釋資訊產出的表述能力上。本研究概念化此一重要的學理變數，實證資料敘事能力在人員科技適配的效果，提供後續大數據研究中，數據分析師之資料敘事能力的發展基礎。

(三)、資訊科技要能充分達成預期的任務績效，資訊科技的能力須符合任務需求，且該資訊科技必須被充分使用。有別於過去大數據文獻，皆從組織觀點解釋大數據能力的形成因素，本研究針對實際使用大數據的數據分析師，解釋任務—科技—人員的適配如何實現以大數據支援的任務績效。研究發現並非單從培養

大數據能力即可提升績效，從適配的觀點本研究解釋任務特質(例如：研發—行銷策略制定)與表述能力(例如：數據分析師資料敘事能力)都應該納入應用大數據的整體使用規劃中。

三、實務貢獻

在實務貢獻上，使用大數據必須察覺以大數據支援的任務績效不僅仰賴科技，還有任務特質與數據分析師的資料敘事能力。而且，更需要著重在了解如何讓科技特性適配分析師的任務特質以及科技如何適配分析師的需求，才能幫助決策者們擁有客觀且正確的資訊，進而實現大數據對決策績效的效益。許多企業目前正如火如荼地導入大數據，致力於將這些原生數據轉換為實質價值。大數據並不只是呈現分析結果，還要從結果中推敲客戶行為的可能原因，擬定相對應的行動計畫。因此，需要數據分析師將視覺化的資料提供給決策者，將數據活用於行動決策上。根據本研究結果發現，數據分析師的角色更顯重要，除了應具備程式撰寫、統計分析和資料庫操作等專業能力之外，更需具備資料分析的解說與故事呈現的能力。未來在提供數據分析師訓練或招募數據分析師時，須體認數據分析師應能以自身專業解讀分析結果所隱藏的資訊，讓決策者了解分析結果的意義，設計以更視覺化以及更淺顯易懂的故事化方式呈現分析結果，協助決策者擁有客觀且正確的資訊，這些能力使數據分析師成為關鍵的角色。基於研究發現，本研究建議在大數據能力的發展，數據整合與數據分析能力都是重要的考量因素，更進一步的解釋，任務—科技—人員的適配的效果，也必須考量在不同維度的大數據任務績效上，在衡量不同大數據能力的績效指標也應有所對應。數據分析能力應展現在處理多變且複雜的決策任務上，如此大數據才可創造其策略上的競爭優勢。因此，使用大數據時，應著重在能讓科技發揮作用的人才，以及有能力詮釋數據的人才，是實現以大數據支援之任務績效的關鍵。

四、研究限制

本研究針對研究限制提出以下四點：(一)、本研究樣本受限於臺灣前一千大企業內的數據分析師，這些企業具備充足的資源進行大數據的導入，為了增加資料的價值與代表性，在挑選樣本上有嚴格的限制。由於現階段臺灣企業導入大數據尚未普及，且回收之部份樣本也可能因不符填答條件而遭刪除，使最終有效回收率較低，這些影響問卷回收率的問題有待克服。未來研究可以找尋特定大數據服務商合作，基於已建置大數據的企業清單，找尋願意合作之使用者做為樣本蒐集對象，應能提升問卷有效回收率。(二)、過去實證研究中應用任務科技適配理論所探討過的資訊系統，在與使用大數據所支援的任務型態不盡相同(Wamba et al. 2017)。導入大數據的主要目的是用來支援跨部門的合作(Akhtar et al. 2019)，較少企業花費鉅額成本導入大數據，只是為了單純期待能提高數據分析師個人的工作成果(Lai et al. 2018)。過去研究多以效率與效能為績效衡量的標準，因為這些研究關注使用資訊系統對個人任務績效的影響。然而，在大數據的使用情境下，

大數據部門通常沒有自己部門的原生數據，數據分析師使用大數據分析其他部門的業務數據，因此他們扮演支援跨部門任務上的重要角色，所以在探討其任務績效時，則應考量數據分析師使用大數據如何提升他(她)個人所參與的跨部門任務績效(Akhtar et al. 2019; Al-Sai 2020; Jha et al. 2020)。本研究探討的無論是新產品開發或是流程整合，都是以跨部門合作為導向的任務，這些任務績效的實現上，都非常倚重數據分析師使用大數據整合及分析數據，同時仰賴參與任務的成員要能完成自己的工作。雖然本研究結果能從數據分析師的觀點在任務—科技—人員適配上，辨識出適配對於他們任務績效的影響，但由於以跨部門合作為導向的任務，其任務績效也會受到其他成員的影響，在這樣的研究情境之下，可能導致部份適配的假說不成立。未來研究在探討大數據所支援的任務績效時，除了數據分析師之外，應考量納入相關合作成員的貢獻，則可更進一步了解使用大數據支援的任務績效(Akhtar et al. 2019)。(三)、大數據可能只是績效提升中的一個重要環節，還有其他許多因素尚未被本研究納入考量，後續的研究可利用本研究基礎，進行研究模型的擴充或是考量更周全的控制變數，使得研究結果能夠有效地被解釋。(四)、目前大數據在臺灣導入處在初期階段(一年以內佔 39.4%)，未能真實反應以大數據支援的任務績效(新產品開發與流程整合績效)。未來大數據越趨成熟之後，可以聚焦特定產業進行研究探討，不同產業對大數據能達成的目標設定不同，因此，本研究所探討的依變數無法完全反映各產業需求(例如：零售業可能視大數據為增加產品銷售量的利器，製造業則視大數據為降低營運成本之工具)。因此，特定產業的資料收集與更貼切的依變數設計，是未來研究可以參考的方向之一。

誌謝

感謝主編及兩位匿名審查委員之寶貴意見與悉心指正，使本研究更加完善。本研究承蒙科技部專題研究計畫(編號：MOST 108-2410-H-029 -053 -MY2、109-2410-H-224 -020)經費補助，使此篇著作之研究工作順利完成，謹此致謝。

參考文獻

- 王舒民、林娟娟、簡子晴、鄒仁淳 (2016)，「由任務科技配適度觀點探討司法人員資訊系統使用與工作績效之影響因子」，*臺大管理論叢*，第二十六卷，第二期，頁 273-302。
- 吳玲玲、李藍瑜、蘇席儀 (2008)，「消費前資訊搜尋之網站接受度」，*資訊管理學報*，第十五卷，第三期，頁 227-250。
- 阮明淑 (2019)，「資料敘事分析之概念性框架初探」，*圖書館學與資訊科學*，第四十五卷，第一期，頁 97-125。
- 林我聰、郭建良 (2002)，「製造業快速回應系統之參考架構的建立」，*資訊管理學報*，第八卷，第二期，頁 45-72。
- 詹文男、沈柏延 (2020)，「不只是導入資訊系統與流程改善，七大構面檢驗數位

- 轉型」, 哈佛商業評論, 2020 年 8 月號, 頁 38-45。
- 陳至柔、吳如娟 (2014), 「探討產品模組化對供應鏈關係品質、知識分享及新產品開發績效間關係之調節作用」, 電子商務學報, 第十六卷, 第三期, 頁 339-386。
- 陳至柔、吳如娟、林松江 (2016), 「雲端 CRM 系統持續使用意圖之實證研究: 整合任務—科技適配模式與體制理論」, 電子商務學報, 第十八卷, 第一期, 頁 103-140。
- 陳建志、陳鴻基、曹承礎 (2006), 「知識工作者任務與知識管理系統之適配模式」, 資訊管理學報, 第十三卷, 第 S 期, 頁 41-65。
- 陳禹辰、尚榮安、劉蔚廷 (2010), 「以 TAM 與 TTF 探討組織員工的 e 化科技接受意圖-組織疏離員工的組織學習效應」, 資訊管理學報, 第十七卷, 第四期, 頁 139-169。
- 陳家祥、鄒鴻泰 (2008), 「資訊科技採納對新產品開發成功之影響」, 資訊管理學報, 第十五卷, 第一期, 頁 1-28。
- 劉敕君、黃興進、廖則竣 (2010), 「決策支援系統使用績效之實證研究: 結合任務—科技適配與資訊系統成功模式」, 電子商務學報, 第十二卷, 第三期, 頁 407-430。
- Akhtar, P., Frynas, J.G., Mellahi, K. & Ullah, S. (2019). Big data-savvy teams' skills, big data-driven actions and business performance. *British Journal of Management*, 30(2), 252-271.
- Akter, S., Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Dubey, R. & Childe, S.J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
- Aljukhadar, M., Senecal, S. & Nantel, J. (2014). Is more always better? Investigating the task technology fit theory in an online user context. *Information & Management*, 51(4), 391-397.
- Al-Sai, Z.A., Abdullah, R. & Husin, M.H. (2020). Critical success factors for big data: A systematic literature review. *IEEE Access*, 8, 118940-118956.
- Anderson, M., Banker, R.D., Menon, N.M. & Romero, J. A. (2011). Implementing enterprise resource planning systems: Organizational performance and the duration of the implementation. *Information Technology and Management*, 12(3), 197-212.
- Ariño, A. & de la Torre, J. (1998). Learning from failure: Towards an evolutionary model of collaborative ventures. *Organization Science*, 9(3), 306-325.
- Armstrong, J.S. & Overton, T. S. (1977). Estimating nonresponse bias in mail surveys. *Journal of Marketing Research*, 14(3), 396-402.
- Awad, H.A.H. (2020). Investigating employee performance impact with integration of task technology fit and technology acceptance model: The moderating role of self-

- efficacy. *International Journal of Business Excellence*, 21(2), 231-249.
- Bagozzi, R.P. & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.
- Benlian, A. (2015). IT feature use over time and its impact on individual task performance. *Journal of the Association for Information Systems*, 16(3), 144-173.
- Bozaykut, T., Kuyucu, E. & Pinar, I. (2016). Investigating the antecedents of task-technology fit: A field study in Turkish private hospitals. *International Journal of Business Information Systems*, 22(4), 516-529.
- Burton-Jones, A. & Straub Jr, D.W. (2006). Reconceptualizing system usage: An approach and empirical test. *Information Systems Research*, 17(3), 228-246.
- Cao, M. & Zhang, Q. (2011). Supply chain collaboration: Impact on collaborative advantage and firm performance. *Journal of Operations Management*, 29(3), 163-180.
- Chang, W. & Taylor, S.A. (2016). The effectiveness of customer participation in new product development: A meta-analysis. *Journal of Marketing*, 80(1), 47-64.
- Chen, D.Q., Preston, D.S. & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.
- Chen, H., Chiang, R.H. & Storey, V.C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
- Chin, W.W., Marcolin, B.L. & Newsted, P.R. (2003). A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects: Results from a Monte Carlo simulation study and an electronic-mail emotion/adoption study. *Information Systems Research*, 14(2), 189-217.
- Clark, K.B. & Fujimoto, T. (1989). Overlapping problem solving in product development, In Ferdows, K. (Ed.), *Managing international manufacturing*, Elsevier Science Publishers B. V, North Holland, 127-152.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S.G. & Aiken, L.S. (2013). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences*, Routledge.
- Cooper, R.G. (1996). Overhauling the new product process. *Industrial Marketing Management*, 25(6), 465-482.
- Cooper, R.G. (2019). The drivers of success in new-product development. *Industrial Marketing Management*, 76, 36-47.
- Cooper, R.G. & Kleinschmidt, E. J. (1993). Major new products: What distinguishes the winners from the losers in the chemical industry? *Journal of Product Innovation Management*, 10(2), 90-111.
- D'Ambra, J., Wilson, C. & Akter, S. (2013). Application of the task-technology fit model to structure and evaluate the adoption of E-books by academics. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 64(1), 48-64.

- Demirkan, H. & Delen, D. (2013). Leveraging the capabilities of service-oriented decision support systems: Putting analytics and big data in cloud. *Decision Support Systems*, 55(1), 412-421.
- Digital News Asia (2019), *Why 85% of Big Data projects fail*, <https://www.digitalnewsasia.com/insights/why-85-big-data-projects-fail>.
- Duan, L. & Xiong, Y. (2015). Big data analytics and business analytics. *Journal of Management Analytics*, 2(1), 1-21.
- Edgett, S., Forbes, G. & Shipley, D. (1992). Japanese and British companies compared: Contributing factors to success and failure in NPD. *Journal of Product Innovation Management*, 9(1), 3-10.
- Ernst, H. (2002). Success factors of new product development: A review of the empirical literature. *International Journal of Management Reviews*, 4(1), 1-40.
- Erskine, M.A., Gregg, D.G., Karimi, J. & Scott, J.E. (2019). Individual decision-performance using spatial decision support systems: A geospatial reasoning ability and perceived task-technology fit perspective. *Information Systems Frontiers*, 21(6), 1369-1384.
- Fain, N., Kline, M. & Duhovnik, J. (2011). Integrating R&D and marketing in new product development. *Strojniski Vestnik*, 57(7-8), 599-609.
- Fink, L., Yogev, N. & Even, A. (2017). Business intelligence and organizational learning: An empirical investigation of value creation processes. *Information & Management*, 54(1), 38-56.
- Florén, H., Frishammar, J., Parida, V. & Wincent, J. (2018). Critical success factors in early new product development: A review and a conceptual model. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 14(2), 411-427.
- Fornell, C. & Larcker, D.F. (1981). Structural equation models with unobservable variables and measurement error: Algebra and statistics. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 382-388.
- Fu, J., Shang, R.A., Jeyaraj, A., Sun, Y. & Hu, F. (2019). Interaction between task characteristics and technology affordances. *Journal of Enterprise Information Management*, 33(1), 1-22.
- Fundin, A. & Elg, M. (2010). Continuous learning using dissatisfaction feedback in new product development contexts. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 27(8), 860-877.
- Ghasemaghaei, M. & Calic, G. (2019). Can big data improve firm decision quality? The role of data quality and data diagnosticity. *Decision Support Systems*, 120, 38-49.
- Ghasemaghaei, M., Hassanein, K. & Turel, O. (2017). Increasing firm agility through the use of data analytics: The role of fit. *Decision Support System*, 101, 95-105.
- Ghobakhloo, M., Tang, S.H., Sabouri, M.S. & Zulkifli, N. (2014). The impact of

- information system-enabled supply chain process integration on business performance: A resource-based analysis. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 13(5), 1075-1113.
- Goodhue, D.L. & Thompson, R.L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19(2), 213-233.
- Grover, V., Chiang, R.H., Liang, T.P. & Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba. S.F., Childe, S.J., Hazen, B. & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research*, 70, 308-317.
- Gupta, M. & George, J.F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Hair, J.F., Celsi, M., Money, A.H., Samouel, P. & Page, M. (2016). *The Essentials of Business Research Methods* (3ed), Routledge, New York.
- Henseler, J., Ringle, C.M. & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
- Homburg, C., Alavi, S., Rajab, T. & Wieseke, J. (2017). The contingent roles of R&D–sales versus R&D–marketing cooperation in new-product development of business-to-business firms. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 212-230.
- Hou, W. & Gao, S. (2018). An investigation of the managerial use of mobile business intelligence. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 10(3), 87-108.
- Hughes, P. & Morgan, R.E. (2007). A resource-advantage perspective of product-market strategy performance and strategic capital in high technology firms. *Industrial Marketing Management*, 36(4), 503-517.
- Janssen, M., van der Voort, H. & Wahyudi, A. (2017). Factors influencing big data decision-making quality. *Journal of Business Research*, 70, 338-345.
- Jardina, J. R., Chaparro, B.S. & Abdinnour, S. (2021). Extending the Task-Technology Fit (TTF) model to E-textbook usage by students and instructors. *International Journal of Information and Communication Technology Education*, 17(1), 120-137.
- Jayaram, J., Ahire, S.L. & Dreyfus, P. (2010). Contingency relationships of firm size, TQM duration, unionization, and industry context on TQM implementation—A focus on total effects. *Journal of Operations Management*, 28(4), 345-356.
- Jha, A.K., Agi, M.A. & Ngai, E.W. (2020). A note on big data analytics capability

- development in supply chain. *Decision Support Systems*, 138, 113382.
- Ji, W. & Wang, L. (2017). Big data analytics based fault prediction for shop floor scheduling. *Journal of Manufacturing Systems*, 43, 187-194.
- Johnson, J. S., Friend, S.B. & Lee, H.S. (2017). Big data facilitation, utilization, and monetization: Exploring the 3Vs in a new product development process. *Journal of Product Innovation Management*, 34(5), 640-658.
- Kafetzopoulos, D.P., Psomas, E.L. & Gotzamani, K.D. (2015). The impact of quality management systems on the performance of manufacturing firms. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 32(4), 381-399.
- Karimi, J., Somers, T.M. & Bhattacharjee, A. (2007). The role of information systems resources in ERP capability building and business process outcomes. *Journal of Management Information Systems*, 24(2), 221-260.
- Lai, Y., Sun, H. & Ren, J. (2018). Understanding the determinants of big data analytics (BDA) adoption in logistics and supply chain management. *The International Journal of Logistics Management*, 29(2), 676-703.
- Lam, P.K. & Chin, K.S. (2005). Identifying and prioritizing critical success factors for conflict management in collaborative new product development. *Industrial Marketing Management*, 34(8), 761-772.
- Lee, C.-C., Cheng, H.K. & Cheng, H.H. (2007). An empirical study of mobile commerce in insurance industry: Task-technology fit and individual differences. *Decision Support Systems*, 43(1), 95-110.
- Liang, H., Saraf, N., Hu, Q. & Xue, Y. (2007). Assimilation of enterprise systems: The effect of institutional pressures and the mediating role of top management. *MIS Quarterly*, 31(1), 59-87.
- Lin, C.T., Wu, W.J. & Cheng, L.M. (2015). Towards understanding integration of heavyweight-product managers and collaboration software in collaborative product development: An empirical study in Taiwan. *Technological Forecasting and Social Change*, 99, 156-167.
- Linthicum, D.S. (2017). Cloud computing changes data integration forever: What's needed right now. *IEEE Cloud Computing*, 4(3), 50-53.
- Ma, C.M., Chao, C.M. & Cheng, B.W. (2013). Integrating technology acceptance model and task-technology fit into blended e-learning system. *Journal of Applied Sciences*, 13(5), 736-742.
- Madsbjerg, C. & Rasmussen, M. (2014). *The moment of clarity: Using the human sciences to solve your toughest business problems*, Harvard Business Review Press.
- Malhotra, N.K., Kim, S.S. & Patil, A. (2006). Common method variance in IS research: A comparison of alternative approaches and a reanalysis of past research. *Management Science*, 52(12), 1865-1883.

- Marsh, S.J. & Stock, G.N. (2003). Building dynamic capabilities in new product development through intertemporal integration. *Journal of Product Innovation Management*, 20, 136-148.
- Masseti, B. & Zmud, R.W. (1996). Measuring the extent of EDI usage in complex organizations: Strategies and illustrative examples. *MIS Quarterly*, 20(3), 331-345.
- Müller, O., Fay, M. & vom Brocke, J. (2018). The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 488-509.
- Nielsen, P.A. & Tjørnehøj, G. (2010). Social networks in software process improvement. *Journal of Software Maintenance and Evolution: Research and Practice*, 22(1), 33-51.
- Nunnally, J.C. (1978). *Psychometric Theory*, New York: McGrawHill.
- Perdana, A., Robb, A. & Rohde, F. (2019). Interactive data and information visualization: Unpacking its characteristics and influencing aspects on decision-making. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 11(4), 75-104.
- Pesqueira, A., Sousa, M.J. & Rocha, Á. (2020). Big data skills sustainable development in healthcare and pharmaceuticals. *Journal of Medical Systems*, 44(11), 1-15.
- Podsakoff, P.M. & Organ, D.W. (1986). Self-reports in organizational research: Problems and respects. *Journal of Management*, 12(4), 531-544.
- Rai, R., & Selnes, F. (2019). Conceptualizing task-technology fit and the effect on adoption – A case study of a digital textbook service. *Information & Management*, 56(8), 103-161.
- Rao, T.R., Mitra, P., Bhatt, R. & Goswami, A. (2019). The big data system, components, tools, and technologies: A survey. *Knowledge and Information Systems*, 60(3), 1165-1245.
- Serrano, C. & Karahanna, E. (2016). The compensatory interaction between user capabilities and technology capabilities in influencing task performance: An empirical assessment in telemedicine consultations. *MIS Quarterly*, 40(3), 597-621.
- Shah, N., Irani, Z. & Sharif, A.M. (2017). Big data in an HR context: Exploring organizational change readiness, employee attitudes and behaviors. *Journal of Business Research*, 70, 366-378.
- Shamim, S., Zeng, J., Choksy, U.S. & Shariq, S.M. (2020). Connecting big data management capabilities with employee ambidexterity in Chinese multinational enterprises through the mediation of big data value creation at the employee level. *International Business Review*, 29(6), 101604.
- Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S.M. & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms:

- A dynamic capabilities view. *Information & Management*, 56(6), 103-135.
- Siemens, E., Roth, A. & Oliveira, P. (2010). Common method bias in regression models with linear, quadratic, and interaction effects. *Organizational Research Methods*, 13(3), 456-476.
- Srinivasan, R. & Swink, M. (2018). An investigation of visibility and flexibility as complements to supply chain analytics: An organizational information processing theory perspective. *Production and Operations Management*, 27(10), 1849-1867.
- Stockstrom, C. & Herstatt, C. (2008). Planning and uncertainty in new product development. *R&D Management*, 38(5), 480-490.
- Sumbal, M.S., Tsui, E. & See-to, E.W.K. (2017). Interrelationship between big data and knowledge management: An exploratory study in the oil and gas sector. *Journal of Knowledge Management*, 21(1), 180-196.
- Sun, B. & Liu, Y. (2020). Business model designs, big data analytics capabilities and new product development performance: Evidence from China. *European Journal of Innovation Management*. Online published.
- Tam, C. & Oliveira, T. (2019). Does culture influence m-banking use and individual performance?. *Information & Management*, 56(3), 356-363.
- Tan, K.H. & Zhan, Y. (2017). Improving new product development using big data: A case study of an electronics company. *R&D Management*, 47(4), 570-582.
- Tan, K.H., Zhan, Y., Ji, G., Ye, F. & Chang, C. (2015). Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph. *International Journal of Production Economics*, 165, 223-233.
- Torres, R., Sidorova, A. & Jones, M.C. (2018). Enabling firm performance through business intelligence and analytics: A dynamic capabilities perspective. *Information & Management*, 55(7), 822-839.
- Triche, J., Cao, Q. & Thompson, M. (2012). Using multiple-case studies to investigate relationships among knowledge management systems, business process and business performance: A task technology fit perspective. *AMCIS 2012 Proceedings*.
- Trkman, P., McCormack, K., De Oliveira, M.P.V. & Ladeira, M.B. (2010). The impact of business analytics on supply chain performance. *Decision Support Systems*, 49(3), 318-327.
- Tsai, C. W., Yang, Y. L., Chiang, M. C. & Yang, C. S. (2014). Intelligent big data analysis: A review. *International Journal of Big Data Intelligence*, 1(4), 181-191.
- Um, K.H. & Oh, J.Y. (2021). The mediating effects of cognitive conflict and affective conflict on the relationship between new product development task uncertainty and performance. *International Journal of Project Management*, 39(1), 85-95.
- Valaei, N., Nikhashemi, S.R., Bressolles, G. & Jin, H.H. (2019). A (n)(a) symmetric

- perspective towards task-technology-performance fit in mobile app industry. *Journal of Enterprise Information Management*. Online Published.
- Vatanasakdakul, S., Aoun, C. & Putra, Y.H.S. (2020). Social media in micro-enterprises: Exploring adoption in the Indonesian retail sector. *Journal of Global Information Management*, 28(3), 184-203.
- Verma, A., Yurov, K., Lane, P. & Yurova, Y. (2019). An investigation of skill requirements for business and data analytics positions: A content analysis of job advertisements. *Journal of Education for Business*, 94(4), 243-250.
- Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S.J.F., Dubey, R. & Childe, S.J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Wang, Y., Kung, L. & Byrd, T.A. (2018). Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 126, 3-13.
- Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G. & van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *MIS Quarterly*, 33(1), 177-195.
- Whyte, J., Stasis, A. & Lindkvist, C. (2016). Managing change in the delivery of complex projects: Configuration management, asset information and big data. *International Journal of Project Management*, 34(2), 339-351.
- Wu, B. & Chen, X. (2017). Continuance intention to use MOOCs: Integrating the Technology Acceptance Model (TAM) and Task Technology Fit (TTF) model. *Computers in Human Behavior*, 67, 221-232.
- Xiao, Y., Zhang, H. & Basadur, T.M. (2016). Does information sharing always improve team decision making? An examination of the hidden profile condition in new product development. *Journal of Business Research*, 69(2), 587-595.
- Xu, Z., Frankwick, G.L. & Ramirez, E. (2016). Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: A knowledge fusion perspective. *Journal of Business Research*, 69(5), 1562-1566.
- Yang, H.D., Kang, S., Oh, W. & Kim, M.S. (2013). Are all fits created equal? A nonlinear perspective on task-technology fit. *Journal of the Association for Information Systems*, 14(12), 694-721.
- Yang, Z., Sun, J., Zhang, Y. & Wang, Y. (2019). Perceived fit between green IS and green SCM: Does it matter? *Information & Management*, 56(7), 103154.
- Yen, D.C., Wu, C.S., Cheng, F.F. & Huang, Y.W. (2010). Determinants of users' intention to adopt wireless technology: An empirical study by integrating TTF with TAM. *Computers in Human Behavior*, 26(5), 906-915.
- Yu, W., Zhao, G., Liu, Q. & Song, Y. (2020). Role of big data analytics capability in

- developing integrated hospital supply chains and operational flexibility: An organizational information processing theory perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 120417.
- Zeng, J. & Glaister, K.W. (2018). Value creation from big data: Looking inside the black box. *Strategic Organization*, 16(2), 105-140.
- Zhang, X. (2017). Knowledge management system use and job performance: A multilevel contingency model. *MIS Quarterly*, 41(3), 811-840.
- Zhou, T., Lu, Y. & Wang, B. (2010). Integrating TTF and UTAUT to explain mobile banking user adoption. *Computers in Human Behavior*, 26(4), 760-767.

附錄一 近七年任務科技適配理論相關文獻

資訊系統	作者(年分)	情境	適配型態	研究發現
個人	Jardina et al. (2021)	電子書學習	任務－科技	任務科技適配、科技使用率、效能和易用性是電子教科書使用的前因；感知易用性、技術使用權和任務科技適配會正向影響效能。
	Rai & Selnes (2019)	電子書學習	任務－科技	數位學習科技可以增強及改善學習任務，進而產生對學習績效的正向影響。
	Valaci et al. (2019)	行動銀行服務	任務－科技	任務、科技及效能的適配度與使用者滿意度具有正向相關，適配度越高，在行動銀行進行線上交易的持續使用意圖就越高。
	Tam & Oliveira (2019)	行動銀行服務	任務－科技－人員	個人主義負向調節了任務科技適配與使用之間的關係，而避免不確定性則負向調節了任務科技適配與個人績效之間的關係。
	Wu & Chen (2017)	線上學習	任務－科技－人員	線上教學平台的感知易用性及感知有用性受任務科技適配正向影響，人員科技適配度僅對感知易用性有正向影響。
組織	Vatanasakdakul et al. (2020)	社交媒體	任務－科技	價格和任務科技的適配度被認為是正向影響微型企業積極採用社交媒體的重要因素。
	Fu et al. (2019)	企業社交媒體	任務－科技	任務科技適配對企業社交媒體個人使用產生正向影響，而單獨考量任務特性與科技性時，並不會對企業社交媒體的使用產生影響。
	Yang et al. (2019)	綠能資訊系統	任務－科技	從任務科技適配角度來看，綠能供應鏈管理和綠能資訊系統對企業可持續性產生正向影響。
	陳至柔等人 (2016)	雲端客戶關係管理系統	任務－科技	任務科技適配度會顯著正向影響雲端客戶關係管理系統的知覺有用性及使用滿意度。
	王舒民等人 (2016)	司法人員資訊系統	任務－科技	司法資訊系統的科技特性、司法人員工作的任務模糊性、個人適應力對任務科技適配存在正向關係。
Lin et al. (2015)	產品設計軟體	任務－科技－人員	協同產品設計任務、新產品開發系統科技特性及產品經理的個人特性，對任務科技適配與系統易用性產生正向影響。	

附錄二 階層式迴歸分析

	新產品開發績效		流程整合績效	
	模式一	模式二	模式一	模式二
控制變數				
大數據實施時間	0.033	-0.004	0.124	0.116
產業別	-0.042	-0.066	0.137	0.116
主效果				
研發—行銷策略制定	0.182	0.212	0.190*	0.218*
數據整合能力	0.300**	0.238*	0.138	0.127
數據分析能力	-0.047	0.013	0.222*	0.263*
資料敘事能力	0.080	0.085	0.071	0.079
交互作用效果				
研發—行銷策略制定*數據整合能力 (H1a)		-0.170		-0.074
研發—行銷策略制定*數據分析能力 (H1b)		0.238*		0.080
資料敘事能力*數據整合能力 (H2a)		0.091		0.296*
資料敘事能力*數據分析能力 (H2b)		-0.018		-0.053
模式值				
可解釋變異量	0.224	0.283	0.256	0.336
效用值 (f^2)	0.082		0.120	
可解釋變異量的改變值 (p-value)	0.059(0.034)		0.080(0.005)	

*p<0.05; **p<0.01