

從知識共享到協同共創— 交融記憶視角下的設計者與生成式 AI 協作

董芳武* 張雅晴**

國立清華大學藝術與設計學系

* fwtung@gapp.nthu.edu.tw

** yaching.chang@gapp.nthu.edu.tw

摘要

本研究從交融記憶系統與知識維度的視角，探討設計學生與生成式人工智慧（generative artificial intelligence, GAI）之間的協作模式及涉及的知識類型。本研究採用日誌記錄法，招募三位設計學生，紀錄其與 AI 在共同完成設計任務時的互動歷程，分析當中呈現的任務分工、資訊交換與 AI 溝通模式。研究結果指出，人與 AI 的協作展現出交融記憶系統的特質，學生主動引導資訊交換以促進知識共享，是啟動有效人—AI 協作的關鍵，有助於明確雙方專長分工並達成互補。研究發現人與 AI 的協作成果能整合於設計任務之中，主要源於迭代的校正行為與人—AI 之間的溝通。在學生引導下，AI 工具可靈活轉換多種專長角色，挑戰交融記憶系統中知識分工相對固定的認定。從知識維度觀之，概念性知識的擴展能協助學生扮演引導者與資訊轉譯者；但涉及情境脈絡與手感操作的隱性程序性知識則難以被 AI 取代，彰顯人與 AI 在知識類型上的互補性。面對人與 AI 協作的發展趨勢，本研究建議在教學中鼓勵學生主動彙整資料，以建構人與 AI 之間的知識共享基礎，並融入驗證環節，強化概念性知識培養，同時深化隱性程序性知識的累積，以促進具深度與創造力的人—AI 協同共創。

關鍵詞：人—AI 協作、設計教育、生成式人工智慧、交融記憶系統、知識維度

論文引用：董芳武、張雅晴（2025）。從知識共享到協同共創—交融記憶視角下的設計者與生成式 AI 協作。《設計學報》，30（4），21-44。

一、前言

1-1 研究背景

生成式人工智慧（generative artificial intelligence, GAI）快速發展，從原先專注於預測與自動化流程的工具，逐漸擴張至設計與創新領域，並展現出作為設計協作夥伴的潛力（Wu et al. 2024）。生成式 AI

工具可透過大型資料集自動學習，並根據設計師所提供的指令（prompt），迅速生成多元且具有創新潛力的概念（Zhang & Yin, 2024）。目前，其應用範疇已延伸至產品概念設計、品牌識別設計，以及使用者體驗與介面設計等多個領域（Abbas et al., 2022; Huang et al., 2024; Fang, 2023），顯示生成式 AI 與人類設計師之間的協同合作已成為當前設計教育與實務的新趨勢。

回顧設計實踐的演進歷程，技術革新往往影響設計流程與設計師的工作模式。從手工製作到工業革命的機械量化生產，讓設計從傳統工匠體系分化出來，並形成工業設計專業，數位化時期的電腦輔助設計（CAD），以至於虛擬實境（VR）支援的遠距共創，每一階段的技術演進都對設計思維與設計師角色產生了變革（Vinchon et al., 2023）。在當前脈絡下，生成式 AI 使得電腦輔助設計，從工具使用到可參與設計協作的角色，將影響設計流程中的角色分工與任務配置。Vinchon 等人所提出的「AI 共創行動」（Co-cre-AI-tion）概念，指出與 AI 共同協作來產出設計，顯示了設計領域正朝向人與 AI 共創模式演進。

在探討設計師與生成式 AI 的協同合作上，可發現 AI 在具有明確流程的任務方面的處理展現高效率，但對設計所涉及的隱性知識的理解與應用仍存在侷限（Shneiderman, 2022），例如直覺判斷、情感共鳴、感性體驗等的隱性知識，是設計決策中重要的考量因素。在實際操作中，設計師需要不斷外顯化這些隱性考量因素，使其轉化為 AI 可以理解與運用的形式。因此，設計師與 AI 合作過程中，彼此的知識交流與共享成為探討設計師與 AI 共創合作的重要議題。

關於上述的研究缺口，本研究採用交融記憶系統（Transactive Memory System, 以下簡稱 TMS）理論來檢視人與 AI 協同合作，TMS 強調團隊成員之間明確的知識專長定位，以及有效的資訊交流機制（Wegner, 1987）。過去該理論多聚焦在人際團隊協作的背景，近期已有學者嘗試將其理論應用於人—AI 協作情境，探討 AI 代理人如何被納入團隊記憶體系並促進知識共享（Bienefeld et al., 2023）。本研究延伸 TMS 理論應用於理解設計學生與 AI 的共創設計與協調機制。除此，設計執行往往同時涉及隱性／顯性與概念／程序等多維度的知識類型，同時建構設計師的知識結構。本研究除採用 TMS 理論外，進一步從知識維度角度來解析設計師與 AI 協作中的知識的轉化，冀望能更細緻地探究人—AI 協作的互動與知識運作。

1-2 研究目的

綜合上述，設計師與 AI 協同過程中的知識分工、互動與信任，仍是當前研究尚未明確回答的議題。本研究採用 TMS 理論與知識維度（隱性／顯性×概念／程序）的框架，以設計學生為對象，了解他們與 AI 協作模式下的實務設計情境，研究成果期盼能為設計教育與產業實務提供新的分析視角，協助設計師更有效地運用 AI 進行協同創新。研究目的如下：

1. 從 TMS 理論角度檢視人—AI 的專長分工、信任與協調機制：探討 AI 納入設計流程時，設計師如何形成「誰知道什麼」的專長認知，以及在協作過程中的知識共享、校正到整合的歷程。
2. 透過知識維度分析人—AI 協同設計的知識交流與轉化：解析設計師如何透過「隱性／顯性」與「概念／程序」知識與 AI 互動，以利 AI 的理解和應用，進而探討 AI 世代下設計師應具備的知識維度。

二、文獻探討

2-1 交融記憶系統（Transactive Memory System, TMS）

交融記憶系統（Transactive Memory System, TMS）是團隊認知領域的一項重要理論，由 Wegner (1987) 提出，說明團隊成員之間如何分配、儲存與協調彼此的知識，從而影響群體的認知運作與表現。TMS 通常包含三項核心要素：（1）專長分工（specialization）：每位成員在某些領域擁有深厚知識與技能，或稱「專家角色」；（2）信任（credibility）：團隊成員需認知或相信他人所擁有的專長與能力；（3）協調（coordination）：透過交流與協作，在需要特定知識時，能夠迅速且有效地向正確成員進行調度與整合。每個人既保存自身專長知識，也掌握到「誰擁有哪些知識」，團隊形成互相連結的「記憶系統」，能有效地進行知識搜索、分享與創造。當 TMS 在團隊中運作順暢時，成員可藉由彼此的專長來完成任務，降低重複作業和資訊不對稱的情形，不僅能增進團隊的協作效率，有助於提升團隊的創新表現和整體績效。

近年來，人工智慧技術逐漸融入許多領域的工作情境，並被視為「虛擬團隊成員」或「專家代理人」，AI 與人類專長之間如何形成互補與協同合作引發各領域學者的興趣（Ashleigh & Prichard, 2012; Schmutz et al., 2024）。TMS 理論已延伸至醫療或商業應用領域，探討人—AI 協作模式所帶來的效益與發展機會。Bienefeld 等人（2023）在加護病房團隊的研究中發現，將 AI 作為團隊 TMS 的一部分，若能讓成員清楚 AI 在醫療資料判讀與診斷上的強項，團隊便能更有效地提出新假設，並提升團隊成員對多元觀點的接納程度。McWilliams 與 Randolph (2024) 針對虛擬團隊的研究也顯示，當團隊成員對 AI 的知識表現有明確且正確的認知，較願意信任 AI 所提供的資訊，促進團隊內部知識交流與應用。這些研究顯示在人—AI 協作中可發展出人際合作的 TMS 機制，團隊成員若清楚界定 AI 的能力與角色，能擴展團隊的知識內涵並帶來正面的協同效益。

就設計師與 AI 的合作議題而言，Figoli 等人（2022）鼓勵設計師在設計過程中有意識地使用 AI，並指出設計師應將與 AI 協作視為人類代理人與智能代理人的夥伴關係，這顯示 AI 已不僅是工具，而是設計師的創意夥伴。互動設計在提升人—AI 共創合作中成為重要的影響因素，若互動介面缺乏雙向回饋功能或欠缺主動溝通機制，設計師與 AI 間便可能因資訊斷層而降低協作效能（Rezwana & Maher, 2023）。雖然現階段 AI 尚未有主動溝通能力，Cheng 等人（2025）透過 Wizard-of-Oz 實驗方法，模擬具有「意識」的 AI 來與設計師互動，結果顯示若 AI 能理解設計師的意圖並提供即時適切的回饋，參與者會更願意與 AI 溝通，讓設計過程中的知識交換進行更順暢。上述研究顯示 AI 已被視為協作夥伴，如何讓 AI 在介面與互動模式上更主動或擬人化來增進雙向交流，成為 AI 工具設計開發的重點之一。這呼應了 TMS 所強調的「協調機制」（Argote & Ren, 2012），若 AI 能主動融入並回應設計師需求，便能更深度參與團隊的知識共享與提取流程，進一步提升人—AI 協作。

透過 TMS 的分析框架來探討人—AI 知識的互補性、以及設計流程中的信任與協調機制，有助於發掘未來設計學生在日漸複雜的人—AI 共創環境中所需的技能與專業知識。同時，從真實互動情境來梳理人—AI 協作中的協調機制，能為 AI 互動與介面設計提供更多基於實際行為的洞見。將 TMS 理論應用於設計領域，以更細緻地理解設計者與 AI 的協作過程，不僅能為 TMS 理論提供新的觀點，也可在實務層面為設計團隊的合作模式與介面設計帶來有意義的洞察與參考依據。

2-2 知識維度：隱性與顯性、概念與程序

知識可分為顯性知識和隱性知識（Polanyi, 1966），前者為可以用語言、文字、圖像明確表達並傳遞的知識；後者則是難以言傳、深植於個人經驗與直覺的知識。隱性知識往往是難以言傳的，如同 Polanyi 指出，即使個體能夠清晰表達的知識，也仍依賴於其對知識背景的隱性理解才能被有效傳遞。因此，隱性與顯性知識並非截然二元，而是在不同情境下具有不同程度的連續光譜。

Nonaka 等人（1996）將 Polanyi 的概念引入知識管理領域，提出結合知識社會化（socialization）、外顯化（externalization）、綜合化（combination）、內部化（internalization）之 SECI 知識創造模式，闡釋隱性與顯性知識轉換的動態過程。其中，外顯化指將難以言傳的隱性知識經由比喻、故事等方式外化成可傳達的形式，形成可共享的概念或模型，被視為知識創新的核心歷程之一。

設計知識是透過個人特質、專業知識和執行設計實務的經驗綜合而成的，因此設計知識本質上蘊含著多樣化的隱性知識（Cross, 2018; Goffin & Koners, 2011）。設計師對美感和使用者需求的敏銳度、個人直覺與判斷力，通常根植於累積多年的經驗與對情境的獨特洞察。在設計實務中，設計師會在隱性與顯性知識之間靈活切換，以因應複雜且不確定的問題（Tung, 2021）。在團隊合作的情境下，更需要將所涉及隱性的知識外顯化，才能與團隊成員進行溝通並取得共識。同理，與 AI 進行設計協作，設計師亦必須透過外顯化將腦海中的設計意圖與經驗要素轉化為 AI 可理解的格式，然而，Bernal 等人（2015）研究指出設計師腦中的隱性知識與電腦中需明確表示的資訊並不相同，現有設計軟體對設計隱性面的支持有限，尤其在初期概念階段許多想法仍處於模糊發展階段，設計師的隱性知識仍是數位化設計工具難以捕捉的部分。因此，將隱性知識外顯化並與 AI 達成有效溝通，成為設計師與 AI 共創所需的能力。

Ryle 與 Tanney（2009）從另一種角度將知識區分為概念性與程序性兩類。概念性知識為知識內容與原理，如設計原理、理論和相關概念的理解，提供了「知道這是什麼」或「為何要這樣做」的基礎，協助建構設計師的思考方式。程序性知識指的是「如何去做」或「如何執行」的實作技能，涵蓋了設計任務的步驟與技巧，並透過實際操作來內化知識——此為設計專業養成的重要途徑（Schön, 1992），過程中不僅需要設計師動手操作，也必須透過行動中反思來養成設計專業。

概念知識與程序性知識之間並非互相獨立，而是存在著密切的雙向互動關係（Carpenter, 2013）。在教學場域中，結合理論教學與專題設計的執行可讓學生將抽象概念與具體操作聯繫起來，同時獲取概念性與程序性知識（董芳武，2021）。面對日漸普及的人—AI 協作，許多程序性任務得以透過演算法或自動化工具來以執行，設計師能更專注於創意構思及細緻問題解決（Sreenivasan & Suresh, 2024）。雖然 AI 可執行部分程序作業，但是本身並不具備真正的理解力，因此仍依賴使用者輸入的提示內容（Cress & Kimmerle, 2023）。若缺乏概念層次的引導，AI 往往僅基於既有資料進行表面組合或樣式遷移，難以產生深層次創意。因此，設計學生對概念維度的掌握將更為重要，此能力可為創意與創新提供基礎。尤其是對於新手設計師而言，對於概念性知識的不足，往往無法清晰陳述設計想法與提出一致的設計概念構想（Kavakli & Gero, 2003）。在現階段，與 AI 協作時仍需要明確的提示來引導的情境下，設計師的概念基礎更顯重要。在人—AI 協作模式下，設計師對概念與程序性知識的掌握是否因 AI 的介入而需要調整與擴充，並進而改變設計教學的方向，也是本研究所關注的議題。

三、研究方法

本研究以 TMS 與知識維度為理論視角，探討設計學生與生成式 AI 工具之間的協同合作模式。研究採用日誌研究方法（Janssens et al., 2018），為探索性質性研究方法，其特點在於能夠深入檢視研究對象在日常或特定情境中的行為、情緒與思考歷程。日誌研究透過讓參與者於一段時間內持續記錄的方式，適合用於需要捕捉連續性的、主觀內省的研究資料。因此，本研究透過參與學生的記錄、反思與設計歷程的描述，可收集到他們與 AI 工具協作的互動與使用脈絡，能在較長期的觀察情境中觀察他們的任務分工、信任與協調機制。

3-1 研究對象

本研究之參與者為三位大學設計科系學生（代號 S1、S2、S3），並符合以下條件：（1）具備基本設計專業背景：主修設計相關科系，具有執行設計專題之修課經驗；（2）願意並能配合研究時程：能在研究規劃的時程內同時執行設計任務與持續記錄日誌。

三位參與學生參與研究前皆未曾使用 AI 工具於設計專題中，其無前經驗的共同性能幫助本研究聚焦「初學者與生成式 AI 工具協作」時的互動歷程。三位參與者透過與研究者討論後，分別選擇了各自感興趣的設計專案，包含探討「永續陶瓷設計開發」之應用、「汽車方向盤」創新設計，及發掘「培養兒童注意力」之設計。這三個主題涵蓋不同設計類型的異質性，有助於本研究收集資料的多元性與飽和度。參與者資訊與研究主題彙整於表 1。

表 1. 參與者資料與設計主題

學生	性別	年級	設計專案主題
S1	女	大學三年級	永續陶瓷設計開發
S2	男	大學二年級	汽車方向盤
S3	女	大學三年級	培養兒童專注力

3-2 設計任務

參與者在本研究的設計任務聚焦於設計前期階段的活動，並要求參與者於研究結束前須提出具體的設計方向與初步構想。在 AI 工具的選擇上，由於 ChatGPT 具備多模態產出能力，能同時生成文字與圖像，對設計早期的概念發想階段具有相當可行性，因此被選定為本研究的主要使用 AI 工具。參與學生於日誌研究期間使用付費 ChatGPT 來協助執行設計任務，這期間的設計活動如表 1 所示。表 1 列出前期設計流程中常執行的設計活動及其所對應的分析框架與設計方法，提供參與者在執行設計活動時靈活運用。

本研究並非僅將「發散」與「收斂」視為整體流程的階段性安排，而是強調每一項設計活動本身都具備發散一收斂並行的思維結構。此觀點呼應當代有關 AI 與設計流程之討論——透過生成式 AI 工具所提供的即時探索與歸納能力，設計流程正從傳統的線性、階段式模式，朝向更具彈性與多次迭代之形式發展（Bouschery et al., 2023; Verganti et al., 2020）。雖然 AI 不會顛覆發散一收斂的核心設計思維原則，其即時的生成與分析功能使得每個設計活動都能展開「微型迭代週期」，協助設計師在同一活動內同時進行探索與聚焦，而非受限於流程首尾。基於此，本研究將「發散一收斂」機制嵌入至設計活動之中，引導學生在執行設計活動時適時地與 AI 進行協同合作。

表 2. 設計任務

設計活動	發散（探索活動）	收斂（聚焦活動）	分析框架、設計方法（參考）
市場與趨勢理解	理解宏觀環境變化 蒐集產業趨勢、技術創 新、市場資訊	歸納主要市場需求、潛在機 會或風險。與設計專案相關 之重要趨勢脈絡。	趨勢矩陣、SWOT、STP 分析
使用者與利害關係 人理解	透過訪談、觀察、問卷 與次級資料來蒐集與使 用者（或利害關係人） 相關資料	分析共通特徵、建構行為模 式與需求脈絡、使用者輪廓	同理心地圖、人物誌、AEIOU
競品分析	廣泛蒐集同類產品／服 務及相近領域案例	分析競品優劣勢、價值差異 與市場切入機會	SWOT 分析、競品列表、 矩陣分析
需求與痛點識別	發想使用情境與使用者 需求、列舉問題、困擾 與期待	歸納關鍵痛點與行動動機、 聚焦設計介入點	六頂思考帽、需求矩陣、 價值主張畫布
設計目標定義	列出設計問題、設計挑 戰、設計目標	聚焦核心問題與設計目標	六頂思考帽、 HMW (How Might We)
初步設計概念構思	發想多元概念、透過腦 力激盪發展可能性	從構想中篩選具潛力概念	SCAMPER、曼陀羅九宮格

3-3 資料收集

日誌研究的執行時程自 2024 年 6 月 24 日起至 9 月 28 日止，前兩週設定為「暖身階段」。在此期間，研究者與參與者共同釐清研究目標與日誌操作流程，並分享生成式 AI 在設計領域的應用案例；同時指導參與者進行設計主題的背景研究與日誌填寫練習，以降低正式紀錄階段的陌生感並建立研究默契。

在正式紀錄期間，三位參與者依據先前所選擇的設計主題展開設計活動。為兼顧參與者負擔與研究資料的連續性，本研究規劃每週記錄 2~3 次，此頻率在提供足夠資料量的同時，亦保有彈性。研究者預先設計了一份雲端日誌文檔，其內容包括：設計活動描述、設計者與 AI 執行內容說明、知識共享的過程、溝通與協作方式，以及參與者每次與 AI 合作後的想法或反思。此文檔的題項呼應 TMS 的分工、知識共享、協調等面向，並要求參與者以文字與圖像方式詳細記錄人—AI 互動的關鍵步驟與想法。為補足文字描述的侷限，參與者同時被指示上傳與 AI 的對話截圖與其他視覺化產出（例如概念草圖、設計參考圖等），以幫助研究者更準確地掌握實際脈絡。所有日誌文檔與對話截圖皆儲存在雲端，研究者因此能於研究進行期間即時追蹤並檢視參與者的互動紀錄，一方面適時提供設計執行協助，另一方面也得以隨時掌握研究進度及資料品質。

3-4 資料分析

本研究採用主題分析法，根據 Braun 與 Clarke (2006) 所提出的程序，對收集到的日誌資料進行質性編碼。首先，研究人員多次細讀所有日誌記錄，隨後，由兩位研究人員獨立針對其中兩篇日誌中參與者的資料進行編碼。編碼完成後，兩位研究人員共同檢視並討論編碼結果，針對歧異之處進行協調，最終達成共識，並據此整理出適用於本研究的代碼列表及其定義，完成日誌的編碼分析。

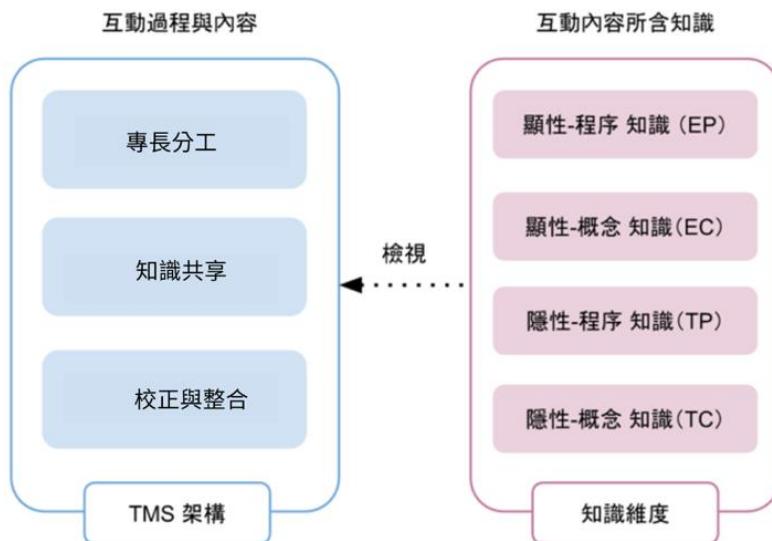


圖 1. 資料分析架構

研究初始階段即參照 TMS 的理論架構，分析設計學生與 AI 的協作，從「專長分工、知識共享、校正與整合」三構面進行分析。本研究首先以專長分工界定人類設計者與 AI 的角色與任務邊界；其次，透過知識共享了解資訊在雙方間的傳遞；最後，採用校正與整合闡述學生接收 AI 回饋後，如何驗證、修正並納入設計決策，將資訊轉化為具價值的產出。整體而言，這三構面的整體觀察，可以理解在人與 AI 協作中，彼此的專長分工、資料的傳遞與獲取、獲取資料的校正與整合的遞進邏輯；透過檢視這三者，可更完整地說明人 AI 協作在設計任務中的運作邏輯與成效。表 3 彙整這三個構面的核心問題、關注焦點與所參照的日誌資料內容。

表 3. 人—AI 協作三構面概要

構面	核心問題	關注焦點	日誌資料內容
專長分工	誰負責哪些設計任務？	團隊成員（設計學生與AI）各自展現其專長、知識領域與任務角色	描述自己與AI所執行的具體任務，特定的活動
知識共享	誰提供／獲取哪些資訊？	團隊成員間針對設計任務，進行的資訊或知識輸入與輸出	描述提供哪些資訊給AI，AI回應哪些資訊
校正與整合	人類如何檢核、修正並採納AI輸出？	設計學生對AI輸出進行驗證、修正、細化與採納的行為	描述如何與AI溝通、評估AI回饋、是否接受、如何修正與整合於設計任務中

在完成第一輪編碼後，研究者進一步剖析參與者的人—AI 互動內容中所涉及的知識屬性，採用「顯性／隱性」與「程序性／概念性」兩個維度交互分類，建立出四種類型的知識劃分：顯性程序知識 (EP)、顯性概念知識 (EC)、隱性程序知識 (TP)、隱性概念知識 (TC)。研究團隊據此重新檢視初步編碼結果，並對各互動片段所涉及之知識特性進行再分類與比對。

顯性概念知識指可被清楚傳達與傳授的設計原理、理論概念或領域事實；顯性程序知識則包括明確可複製的操作步驟、分析方法或流程架構。隱性概念知識對應於個人內隱的判斷標準、偏好或設計觀點，難以被明確說明；而隱性程序知識則多出現在即時操作、工藝手感與設計師個人經驗技法中，具有高度情境性與不可語言化的特質。表 4 整理本研究所採用的知識屬性編碼框架，依據「顯性／隱性」與「概念／程序」兩個維度交錯分類為四種類型。表中同時提供每類知識的操作性定義與判斷依據，以作為研

究團隊在分析參與者人—AI 互動歷程時的輔助識別依據。儘管本研究對知識進行類型劃分，實際情境中四類知識往往相互交織，判讀時仍需結合語境與行為脈絡進行綜合判斷。

表 4. 知識類型操作定義與語意判準

構面	操作性定義	判斷基準（常見語意線索）
顯性概念知識	可透過文字、數據、圖表等「直接傳授」的設計原理、理論概念或領域知識	「根據…顯示…」「定義為…」「因為…」等明確敘述，常伴隨引用文獻、知識、事實等具體資訊
顯性程序知識	已成型且可複製的分析流程、操作步驟或方法架構	提及具名方法（如SWOT、曼陀羅、六頂思考帽等）；或語句如「依照…步驟」等步驟導向之描述
隱性概念知識	基於個人直覺、判斷或偏好所提出之觀點，蘊含經驗判準但難以明確陳述	「我認為…」「我覺得…」「我決定…」「看起來不合理」等主觀語句，未明示依據或具體原因
隱性程序知識	個人實作、情境化操作歷程所形成之技能與流程，尚未轉化為通用知識形式	「手動調整參數…」「嘗試不同提示語…」「進行材料實驗／重畫草圖」等實作操作之描述

四、研究結果

4-1 日誌研究分析結果

日誌研究收集到 90 頁的日誌資料，如表 5 所示，內容包含約 44000 字的文字紀錄、36 幅對話紀錄截圖與 14 條與 ChatGPT 的對話紀錄連結。其中 S1 提供的 14 條的對話紀錄連結包含 13 份共 137 頁的輸出對話紀錄文本檔案，以及 1 條線上對話紀錄檢視連結。依 Malterud 等人（2016）提出的「資訊力」（information power）概念，本研究以資料對研究問題所承載的資訊量，而非樣本數作為飽和度判準。綜合五大向度評估結果如下：第一，研究目標聚焦於設計學生—AI 協作中的交融記憶系統與知識類型，主題單一且明確；第二，樣本特異性高，三位參與者的背景與任務情境一致；第三，理論基礎奠立於 TMS 理論與知識維度概念，提供清晰的分析框架；第四，資料品質優良，學生依統一日誌格式詳實記錄任務執行、資訊交換與溝通歷程，並輔以對話紀錄檔案；第五，在分析策略方面，本研究檢視每位學生最後兩篇日誌（共六篇）的開放編碼，全部歸入既有 45 項編碼，未再出現新碼，顯示所收集資料已達飽和。這些豐富資料為本研究議題提供完整脈絡，有助於深入理解設計學生與 AI 的協作歷程。

表 5. 日誌研究收集的資料

學生	日誌記錄頁數	紀錄文字數	截圖／過程紀錄
S1	34頁	21642	14條紀錄連結
S2	38頁	17197	15幅截圖
S3	18頁	5420	21幅截圖

4-2 從 TMS 解析人與 AI 協作

根據 TMS 研究（Wegner 1987; Lewis 2003），專長分工係指成員在知識領域上的差異化配置與互補關係；信任關注成員對他人知識正確性與可靠性的評估與接受；協調則涉及成員如何於適切時機搜尋、提取並整合分散知識，以支援任務進行。簡言之，成員專長互補決定知識分佈，信任關乎知識可靠，而協調則決定何時、如何調用並整合這些知識。本研究旨在探討設計學生與生成式 AI 於共創脈絡中如何形

塑並運作上述三構面。基於此，我們對日誌資料進行主題分析，歸納出「專長分工、知識共享、校正與整合」三個主要主題暨五項子主題，共萃取出 19 項主軸編碼與 45 個開放編碼，對應至 269 條日誌文句摘錄，見圖 3 所示。專長分工揭示了人與 AI 在角色與知識領域上的互補關係；知識共享彰顯人—AI 協作的獨特脈絡，亦即設計者須先提供與專案相關的資料，促成雙向資訊交流並形塑共同知識基礎，才能發展多元的專長分工與後續的校正與整合；校正與整合則對應 TMS 中的信任與協調機制，說明學生如何透過驗證、糾正與篩選，引導 AI 產生與設計任務相關的內容，並在確認可靠性後將其納入設計流程，推動整體設計進行。

接續章節將分別以三大主題及五項子主題為脈絡，說明學生與 AI 工具在協作過程中的互動樣貌，同時探討人—AI 協作中分工、交流資訊、校正與整合所涉及的知識類型。透過以上分析視角，本研究得以呈現學生在與 AI 工具協作時的動態與知識運用。

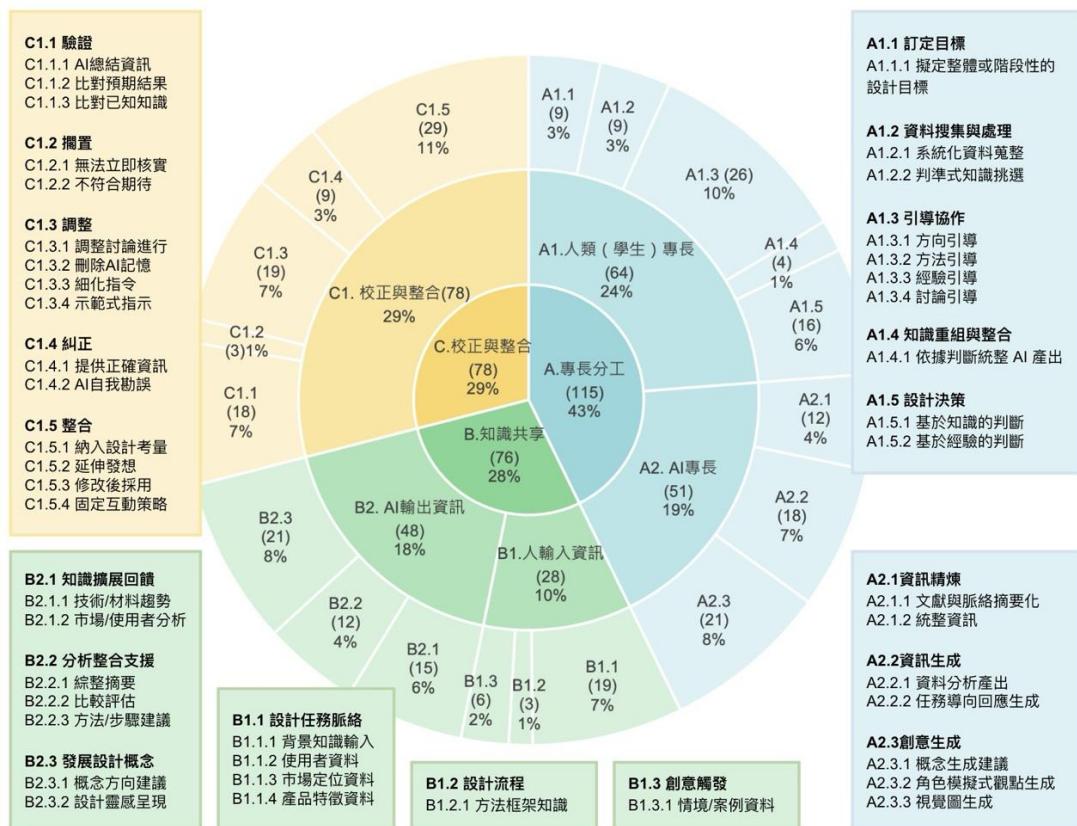


圖 3. 日誌研究分析結果

4-2-1 專長分工

專長分工指團隊對「誰擅長什麼」的共識分布。於本研究脈絡下，專長分工呈現設計學生與生成式 AI 依各自優勢進行任務的執行，區分為「人類（學生）專長」與「AI 專長」兩個子主題，其分析結果詳列於下頁表 6 與表 7。

設計學生所負責的任務主要分為五項，分別是訂定目標、資料搜集與處理、引導協作、知識重組與整合、設計決策。在訂定目標方面，學生透過個人判斷與經驗提出設計主題或階段性的設計目標；在資料搜集與處理環節，學生進行資料並篩選相關資訊提供給 AI。在引導協作層面，學生則是透過方向引導、方法引導、經驗引導與討論引導等多元方式，引導 AI 產出適合設計脈絡的資訊；而知識重組與整合過程

中，學生結合自身經驗與判斷來整合 AI 產出的資訊，形成具體的設計概念或設計方向。此外，設計決策則是學生運用自身知識與經驗來進行判斷與決策。

AI 主要承擔處理性與程序化的任務，依據學生的輸入資訊與指令產生相應的輸出，包括資訊精煉、資訊生成與創意生成三個面向。在資訊精煉方面，AI 透過對文獻與脈絡資料的摘要化，將大量資訊整合成可供學生進一步應用的結論；資訊生成則顯現生成式 AI 所具備的知識庫與資料處理能力，能快速有效地將輸入資料轉化成具體資訊，或是生成設計相關的參考資訊；在創意生成層面，AI 能根據提供的提示語或範例資料，產生設計構想、角色觀點或情境視覺圖，作為學生構思過程中的靈感刺激來源。

表 6. 人類（學生）專長

主軸編碼	開放編碼	編碼定義／涵蓋知識類型	N	代表性摘錄
訂定目標	擬定整體或階段性的設計目標	根據判斷與經驗提出設計主題或執行步驟／TC, TP	9	這次任務目標是提出許多設計概念並討論合理性 (S2)
	系統化資料蒐整	透過方法彙整設計相關資料／EP	5	加入兩個 FB 車主社團，各抽 100 人共 200 筆資料，再丟給 AI 分析 (S2)
資料搜集與處理	判準式知識挑選	依據設計目標、以自身標準，篩選重要知識／EC, TC	4	把感性面有關的文章統整後給 AI (S3)
	方向引導	界定設計方向、範圍，聚焦協作產出內容／EC	4	擬定三種目標用戶，讓 AI 了解設計方向 (S1)
引導協作	方法引導	提供分析方式或框架，分析或生成資料／EP	8	我查詢矩陣分析法，引導 AI 如何使用並帶入我的設計議題 (S2)
	經驗引導	個人經驗／判斷／TP	4	在輸入問題時，進行更多細節的引導，讓 AI 提供我需要的內容 (S3)
知識重組與整合	討論引導	根據學習到討論、自我判斷方式引導 AI 討論／EP, TP	10	這次我嘗試使 AI 帶入多種角色，使他們進行會議討論，而我會先主持主題 (S1)
	依據判斷統整	根據自身判斷、經驗與知識彙整連結 AI 產出／EC, TP	4	根據先前的討論以及我自身的判斷後，整理出了幾項設計概念，作為設計方向 (S2)
設計決策	基於知識的判斷	比對已知知識，進行設計決策／EC	6	AI 建議排水與通風設計，因材質本身就有透氣、吸水的特性，決定不需要額外再設計 (S1)
	基於經驗的判斷	以直覺、經驗進行決策／TC	7	創意發想的部分不夠有創意，這仍需要我自己去做發想 (S2)

綜合編碼結果，可觀察到設計學生與 AI 所形成的任務分工類型。學生主要負責任務規劃、方向引導與決策，其中引導協作多次被提及，顯示學生必須掌握如何引導 AI 完成任務。協作過程中，學生運用方法與理論等顯性知識，引導 AI 進行分析執行或以特定角色進行多元觀點討論，顯示掌握設計方法與創意理論的重要性。此外，學生的自身知識與經驗也有助於營造有意義的討論情境，進而引導 AI 的產出。另一方面，AI 則專注於資訊的整合與生成，特別是在資訊生成與創意生成方面，展現出生成式 AI 的創新價值，透過大型資料庫產出設計資訊，可支援設計任務。概念生成與不同角色模擬觀點生成則提供多元角度的設計建議與視角，豐富團隊討論，協助設計學生深入理解與反思設計主題。

整體而言，設計學生在與 AI 的協作中不僅擔任規劃、引導與決策的管理角色，對資料蒐集與處理亦須保持主動掌握，確保與設計主題相關的關鍵知識與素材得以納入。就知識類型而言，學生運用了顯性與隱性、概念與程序等多元知識，尤以隱性概念知識與隱性程序知識在引導、整合與決策任務中最為關鍵，表示個人的內隱經驗與專長直覺在設計情境下不可取代，即便在與 AI 協作時亦然。

表 7. AI 專長

主軸編碼	開放編碼	編碼定義/涵蓋知識類型	N	代表性摘錄
資訊精煉	文獻與脈絡摘要化	將設計相關文獻、背景資料，精簡為設計主題概要／EC	4	提供幾篇家具相關的論文，讓AI幫我簡述內容 (S1)
	統整資訊	將大量、繁雜資訊，彙整成清晰的結論／EC	8	將駕駛座截圖、用戶回饋與價格，並加入競品分析給AI做出小結 (S2)
資訊生成	資料分析產出	根據輸入資料與分析方法或程序，生成資訊／EC	8	提供方向盤圖片，請AI分為形狀與幅數兩個主軸來彙整資訊 (S2)
	任務導向回應生成	根據提問，搜尋資料來生成參考資訊，涵蓋概念或程序知識／EC／EP	10	將一些關鍵詞給予AI，讓AI幫我分析接下來如何操作 (S1)
創意生成	概念生成建議	根據提問、設計範例與資料，生成設計想法／EC	5	AI 提出多個概念選項，並能解釋脈絡 (S1)
	角色模擬式觀點生成	以不同角色的思考方式給予資訊／EC	12	六頂思考帽使用AI非常合適，可以不具偏見的扮演好每個角色 (S2)
	視覺圖生成	根據提示生成情境圖示、設計概念圖、視覺圖表／EP	4	AI根據提供的情境關鍵詞，描繪「注意力分散」情境的示意圖 (S3)

4-2-2 知識共享

知識共享指團隊成員透過有目的的資訊交換，將分散於個體的專業知識與經驗轉化為可共同取用的集體資源，從而支撐協作目標的達成 (Hopf et al., 2025)。在人—AI 共創情境中，此概念同時涵蓋「學生→AI」的資料輸入與「AI→學生」的知識回饋，形塑知識共享基礎。根據日誌記錄的共享內容，設計學生輸入給 AI 的資訊可概括為三大主軸，包含設計任務脈絡、設計流程與創意觸發，如表 8 所示。設計任務脈絡包含背景知識、使用者研究、市場定位與產品特徵等資料，其中背景知識的輸入最為頻繁，內容涵蓋文獻、背景資料與產業報導等，能協助 AI 迅速掌握專案的核心與邊界；設計流程則是學生將設計過程或方法框架上傳，要求 AI 擬定具體的執行步驟；創意觸發則是學生提供情境敘事與設計案例素材，提升 AI 對設計主題的感知，並刺激其構想發展。上述資料雖屬顯性知識，但這些來自學生分享的內容，皆須由學生根據設計主題與階段任務自行搜集，再經過彙整、標註等處理後方能提供給 AI，這個過程實質上是學生透過自身隱性知識，將所搜集的知識進行外顯化的轉譯。

相對地，AI 的回饋亦可歸納為三個主軸，包含知識擴展回饋、分析整合支援與發展設計概念，如表 9 所示。知識擴展回饋包括補充技術與材料趨勢、市場以及使用者洞察等資訊，可填補學生在設計主題相關領域的知識缺口；分析整合支援則是透過綜整摘要、比較評估與流程建議，將多源資料彙整成具參考價值的決策依據；發展設計概念涉及設計思考方向的建議、具體構想與情境圖示呈現，這些文字化或視覺化的構想有助於激發學生的創意想像。

表 8. 人類輸入的資訊

主軸編碼	開放編碼	編碼定義／涵蓋知識類型	N	代表性摘錄
設計任務脈絡	背景知識輸入	先行提供背景知識、文獻、專家觀點，協助AI了解專題核心與邊界／TC, EC	10	提供相關設計，協助AI了解人類情感和情境（S3）
	使用者資料	提供問卷、使用者研究資料，要求AI分析與了解使用者／EC, EP	3	提供專注力軟體問卷給AI比對問卷結果（S3）
	市場定位資料	提供彙整的產品資料，AI分析市場定位或競品分析／TC, EP	4	我整理好8個覺得不錯的產品，讓AI工具幫我做SWOT分析（S1）
產品特徵資料	提供彙整的產品資料或圖片，讓AI進行辨識、提取資訊／TC, EP	3	整理駕駛艙照片並加上車輛名稱的註解，並要求AI分析方向盤方面的異同處（S2）	
	方法框架知識	提供方法範例或框架，讓AI規劃設計步驟／EC, EP	3	提供「打造創意五階段」的知識，梳理設計前期執行產品定位的過程（S1）
創意觸發	情境/案例資料	輸入案例、故事、情境以激發AI延伸或創意／TC, EC	6	提供陶瓷廢料產品，讓AI思考有什麼其他產品可符合廢瓷與淤泥材料特性（S1）

表 9. AI 回饋的資訊

主軸編碼	開放編碼	編碼定義／涵蓋知識類型	N	代表性摘錄
知識擴展回饋	技術／材料趨勢	提供可行工法、技術趨勢、材質應用與相關知識／EC	10	了解到方向盤的新興功能和電子式等新資訊（S2）
	市場／使用者分析	提供市場趨勢、使用者相關資訊／EC	5	AI工具幫我列出目標用戶的需求與痛點（S1）
分析整合支援	綜整摘要	綜合技術、材質、市場、使用者等分析資訊進行歸納／EC	3	AI了解（前述分析）判別後，再讓其重新綜合資料做出小結（S2）
	比較評估	產品比較、數據分析等／EC	5	AI分析SUV方向盤皆有多功能按鈕、防滑的設計、大多數為三幅式（S2）
發展設計概念	方法／步驟建議	生成資料測試、執行方法建議／EC, EP	4	AI建議分析步驟（十字分析），橫軸：設計感（簡約--複雜）、縱軸：環保與可持續性（低--高）（S1）
	概念方向建議	依任務脈絡提出想法與設計發展方向／EC	10	AI幫我思考多方面的設計問題，引導我往下一步設計流程（S1）
	設計靈感呈現	提出具體設計構想、視覺圖示、情境圖示等靈感素材／EC	11	提出設計概念的大方向並生成圖片或是將概念具體化（S2）

學生分享給 AI 的資訊可視為具有意圖的知識建構歷程；學生基於設計目的與活動需求來彙整資料，並將其轉譯成 AI 可理解的明確指令或內容；AI 則從學生所界定的知識範疇與資料檢索範圍出發，進一步從知識庫中檢索相關資訊。這些回饋資訊，能夠擴展學生的知識範圍、決策依據與創意思考的靈感觸發。TMS 理論強調溝通是跨人記憶系統運作的核心，團隊唯有透過有效的資訊交流，方能建立共享的理

解並維持各成員的知識同步，進而形成集體記憶庫（Nevo & Wand, 2005）。人與 AI 也能透過這種雙向的資訊交換，形成一種跨實體的集體記憶。值得注意的是，AI 無法像人類般主動分享資訊，因此人與 AI 協作過程中的知識共享須仰賴設計師的主動分享與引導。此外，AI 本身缺乏人類所具備的直覺與背景知識，因此設計師必須扮演知識橋梁的角色，將資訊轉化為 AI 可理解並處理的形式。此過程有賴於設計師能否基於對主題的深入理解與自身的知識經驗，為設計任務進行必要的準備，包括資料的蒐集、彙整與轉譯，以提供 AI 可有效解讀的內容。

本研究的觀察記錄顯示，參與學生也在此過程中逐漸學習如何提供適切且有助於知識共享與協作成效的資料。例如，S1 會事先整理並匯集競品資訊，再將資料與明確的分析指令輸入 AI，以取得具體的 SWOT 分析結果；S2 提供產品照片並附加廠牌註解，有效提升 AI 在分析產品特徵與品牌報告上的品質；S3 則輸入實際蒐集的問卷資料，供 AI 進行比對分析，藉此深化 AI 對使用者的理解。在設計學生與 AI 的協作情境下，良性的知識共享可形成「學生輸入—AI 整合—AI 回饋—學生再吸收」的循環。此循環不僅能直接促進專案進展與成果產出，也讓人與 AI 之間的分工協作更為明確，並在此動態過程中落實資訊校正與整合的協調行為。

4-2-3 校正與整合

校正與整合涵括 TMS 理論中的信任與協調，呈現設計學生在與 AI 互動過程中，如何透過逐步引導與調整，獲取具參考價值的產出；在完成驗證後，將相關資訊融入設計任務，以推動設計進行。分析結果如表 10 所示，共歸納出驗證、糾正、擋置、調整及整合五個主軸，呈現設計學生處理 AI 協作產出的過程。整體而言，整合的行為占比最高，顯示 AI 的輸出經學生判斷修整後，能有效納入設計任務當中。此外，驗證與調整合計約占所有行為的一半，說明了設計學生需投注大量心力於資訊品質的確認以及指令提示的調整。糾正行為約占一成，反映 AI 產出內容的不穩定，需人為介入修正；擋置的次數雖較少，卻揭示學生面對不確定資訊時所採取的解決方式，這些行為呈現了學生處理 AI 資訊的詳細脈絡。

進一步探討驗證行為，學生主要透過三種方式來確認 AI 資訊的可靠性與正確性，包括要求 AI 總結資訊，確認 AI 理解是否正確；比對 AI 輸出的內容是否符合設計需求；以及比對 AI 輸出資訊與既有知識或已提供的資料，以確保資訊的正確性。當發現 AI 的內容出現明顯錯誤，學生會主動進行糾正。糾正方式主要包含直接提供正確資訊，以及引導 AI 自我檢查與修正，前者可立即提升資訊正確性，後者則進一步培養 AI 自我糾錯與自主調整能力，這些糾正行為仰賴學生具備的專長知識，以及在確保資訊品質上的主動性。

當驗證結果顯示 AI 產出的資訊暫時無法採用時，學生則採取「擋置」或「調整」策略應對。擋置行為主要出現於學生認為 AI 產出的資訊需透過實際驗證（如材質實驗）後才能確認方案可行性；另一種擋置原因則是 AI 產出未達預期，學生轉而先蒐集更充分的資料或調整提示指令，再引導 AI 重新生成內容。相較之下，調整行為則更為主動且頻繁，包括調整與 AI 的討論脈絡、清除 AI 記憶以重置對話基礎、細化提示指令與提供示範式輸入，以提高 AI 生成內容的精準性與可用性。其中以細化指令與示範式輸入的方式最為常見，透過提供更明確的關鍵詞、特定輸出格式或範例資料，協助 AI 更準確地理解與回應設計需求。

整合是指學生將經校正後符合設計需求的 AI 產出納入設計活動的行為，具體作法包含直接採納 AI 資訊作為設計參考或決策依據，或是作為延伸更多構想的來源；若局部品質仍不足，就先人工微調再納

用。此外，學生會將適合的提示組合存成模板，作為日後複用，以提高未來人—AI 協作的效率與品質。

整體而言，從校正到整合的歷程說明學生在協作過程中並非被動接收 AI 輸出資訊，而是能主導資訊採用的決策過程。從教學實務觀之，應培養學生在 AI 協作中對資訊品質的判斷與整合能力，例如建立資訊核對清單或基礎查驗流程，以協助學生有效驗證與校正 AI 生成資訊。雖然這樣的過程可能暫時降低協作效率，但長期而言將能培養學生對 AI 資訊的批判性與精確度。此外，由於驗證與調整的高頻行為需要學生投入大量的心智能量，若能進一步優化 AI 的互動介面與溝通機制，例如降低提示指令調整的認知負荷、設計更便利的錯誤回報機制，以及提供記憶重置選項，將使人—AI 協作更具效率與實用性。

表 10. 校正與整合

主軸編碼	開放編碼	編碼定義／涵蓋知識類型	N	代表性摘錄
驗證	AI總結資訊	根據經驗判斷，讓AI總結的資訊來確認AI是否理解／TC	2	由於此階段的資訊較為雜亂，所以常要求AI做出總結，確認AI理解內容(S2)
	比對預期結果	與個人預期結果比對／TC	6	AI某些提議不切實際或是天馬行空(S2)
	比對已知知識	與既有知識或所供資料比對／TC	10	我提供陶瓷廢棄物佔比資料，發現AI整理資訊不正確(S1)
糾正	提供正確資訊	確認AI資訊錯誤，並提供正確的資訊／EC	6	AI把塑膠誤判成陶瓷；我指出這個錯誤，給予正確的資訊(S1)
	AI自我勘誤	判斷AI資訊有錯，要求AI檢視修正／EC, TC	3	AI提供數據有誤，我詢問AI是否有誤解之處，使其自我學習(S2)
擋置	無法立即核實	AI產出需後續手繪、實驗等驗證，暫時擋置／TC, TP	1	AI給出的兩個方案需要自己實驗來驗證，因此暫時擋置處理(S1)
	不符合期待	AI輸出未達預期，需先補強資料與指令再重新生成／TC	2	問題方法單一，AI答案也單一，需整理更多有關資料和訊息(S3)
調整	調整討論進行	依個人直覺協調與AI對話方式／TP	4	透過引導，AI可以慢慢來理解人的心情所做出相應的行動(S3)
	刪除AI記憶	根據判斷，刪除AI記憶以重啟新的討論方向／TC	1	將GPTs記憶刪除，讓AI往陶瓷廢料與淤泥再利用的議題去發展的設計方向(S1)
	細化指令	提供更精確提示、執行方式的指令／EC, EP	10	需先列完整『陶瓷裝飾技法』關鍵詞，AI才能輸出精準說明(S2)
	示範式指示	以範例或自彙整資訊示範／TC	4	提供相關設計，協助AI統整的情感和情境(S3)
	納入設計考量	採納AI收集、統整、分析資訊後提供明確的設計方向或建議／EC	15	AI給了不少可以參考的建議，這些都有助於我在日後細項規劃時加入討論(S2)
整合	延伸發想	根據AI提供的明確點子進一步發想／EC-TC	6	討論後，增加了一些新點子，如馬賽克…(S1)
	修改後採用	以自己經驗來調整部分AI結果／TC	2	AI繪製圖不準確（機械零件位置不合理）…我用Illustrator重畫關鍵構件，保留構圖比例(S2)
	固定互動策略	從與AI互動中，彙整固定互動模式／TP-EP	6	創建了自己的陶瓷家具模板，並再稍微訓練一下(S1)

五、討論

5-1 知識共享促成人—AI 協作

大多數 TMS 相關研究裡，聚焦於「多人團隊」如何透過彼此專長分工與互信協調，建構出共用且交融的團隊記憶系統。在實際設計情境下，設計學生開始接觸並運用 AI 工具時，實際場景往往是「單人—AI」的互動模式。因此，本研究聚焦於學生個人與 AI 的協作歷程，以三位設計學生的日誌與歷程檔為基礎，分析發現學生與 AI 協作可呈現類似 TMS 的協作模式。AI 雖擁有大量知識庫，但是單就「提問—答覆」並無法形成 TMS 的協作；唯有當設計者主動提供脈絡資訊並給予明確指令，引導 AI 生成與任務高度相關的回饋，雙方才能在知識共享的基礎上完成角色分配，並將協作產出有效整合進設計流程。根據此觀察結果，本研究強調資訊交流所促成的知識共享是啟動人—AI 協作的關鍵要素。

雖然三位學生的設計主題不盡相同，與 AI 協作的進度亦各有快慢，但其互動歷程呈現出相似的演化軌跡。於初期階段，他們普遍將 AI 視為龐大資料庫，僅透過簡短提問汲取靈感；缺乏情境輸入使 AI 難以充分發揮專長，也無法建立明確的分工。如同 S3 的早期日誌所言：「因為問題方法單一，AI 的答案也單一，沒有太多詢問的發展空間……尚未了解如何有效使用 ChatGPT。」隨著專案推進，學生開始逐步提供與主題相關的背景知識、目標族群、市場與產品資訊，AI 則運用其資料蒐集與分析能力回饋更具針對性的洞察；在反覆溝通中，雙方對任務的共同理解不斷深化，學生亦逐漸掌握 AI 的能力邊界與可信度，使人—AI 分工日益細緻，進而支援後續設計任務。

S1 以永續陶瓷設計為主題，起初對 AI 的提問較為廣泛，但也發現輸入資訊的精確性會影響 AI 輸出品質，因而開始彙整相關資訊與提示指令，來提升 AI 的回饋。S1 透過整理陶瓷產品文獻、廢棄陶瓷數據報告、陶瓷材料與整理陶瓷工藝技法等資料，不僅讓自己快速掌握知識，也與 AI 共享知識，有利於之後 AI 在設計構想的發想和競品分析的執行。S2 以汽車方向盤為主題，由於設計主題明確，S2 初期便著手彙整產品資料與市場銷售報告，讓 AI 從中來分析產品、技術發展趨勢與市場的機會。在解析目標族群的需求時，他也意識到 AI 無法從網路獲取使用者資料，因此透過加入 SUV 社團來收集使用者資料，再將資料提供給 AI。S2 在日誌中提到：「SUV 購買者的信息難以查詢，因此我依據銷量排行鎖定銷量最好的兩款車型，並且加入這兩款車型的網路社群平台，各抽取 100 人來進行初步統計，再把結果交給 AI 分析。」此外，S2 也積極發掘適合的分析框架與引導方式來獲取更好的協作成果。從 S2 的協作歷程，多次的資訊交流讓他能清楚理解 AI 的專長與能力侷限，更能掌握自己在協作過程中所擔任角色，並與 AI 專長相互補達成更好的合作成效。

相較之下，以培養兒童注意力為主題的 S3，在與 AI 協作的進展較為緩慢。最初，S3 提問方式單一且缺乏細節，導致 AI 無法理解設計重點。由於人—AI 雙方知識未能對齊，使得 AI 輸出與學生期望脫節，進而降低協作品質。然而，這也可能來自此設計主題的複雜度與開放性，讓 AI 傾向給出大量無關或較廣泛的資訊，因而學生無法從中提取有用知識。後續 S3 也意識到需要調整協作策略，開始主動提供具體資訊，例如蒐集的相關文章讓 AI 從感性層面來理解主題，或是提供問卷研究資料。當 AI 產出無法符合期待，S3 也會反思自身的引導方式，思考如何搜尋適合的資料或提升溝通方式來獲得更好的成效。從 S3 與 AI 協作方式的調整，可看出當設計者意識到需要提供相關的資訊與提升溝通方式，AI 的潛力才能充分發揮。

綜上所述，人—AI 協作不只是工具操作，而是可逐步成為交融式記憶系統的互補關係。其中，資訊交流所促成的知識共享是啟動此機制的核心動力。唯有當人類主動提供相關資訊，並持續對 AI 回饋進行判斷與校正，AI 方能產出可被應用於設計任務的資訊，共同推動設計任務的進展。因此，引導學生與 AI 協作時，應不僅止著重於提示工程的層面，也應引導學生培養知識彙整與情境詮釋的能力，包含學生對設計主題所涉及的人、事、物等資料的收集與彙整，及如何轉譯這些資訊傳遞給 AI，使 AI 逐漸累積對設計脈絡的認知，並提升 AI 資料生成的相關性。透過資訊交流、校正到整合應用的過程中，學生對自身與 AI 的專長邊界將更清晰，從而能根據個人能力與 AI 優勢制定更適宜的分工，協同完成設計任務。

5-2 人—AI 協作中的知識動態調度與角色切換

從學生與 AI 協作中，可觀察到學生會指派 AI 工具扮演不同角色，以獲取豐富且多樣化的設計觀點。例如，學生將 AI 定位為特定領域的專家，如：汽車設計專家、產品經理、家具設計師等；或運用 De Bono (1985) 所提出的「六頂思考帽」概念，讓 AI 同時擔任六種具有不同思考取向的虛擬角色，以引導一場多觀點的虛擬設計會議。此應用方式源於生成式人工智慧具備龐大的知識庫，以及 AI 可以迅速擷取不同專業資訊的能力，因而其能夠有效地模擬並呈現多種專業觀點，創造出如同多位人類隊友協作的動態模式。透過這種角色靈活切換的互動方式，AI 工具能夠不斷提供創新且多元的觀點，為人—AI 協作的研究注入更多彈性與動態視野。

學生 S2 在運用「六頂思考帽」與 AI 協作時顯現出多種互動模式：一開始 S2 先根據六頂思考帽的角色特性與職責，指派 AI 擔任六個角色，再由學生本人主持會議並指定 AI 以不同角色來回答問題；討論進行一段時間後，S2 進而根據對「六頂思考帽」概念的理解，將主導角色轉交給代表思考流程管理職能的「藍色帽子」，指定 AI 中的藍帽角色主持會議，自己則負責監督整個會議流程；在討論後段，S2 則嘗試要求 AI 進行自我檢討並提出會議內容的改善建議，據此建議再次進行討論。討論過程中，S2 也會引導六頂思考帽採用不同的發言順序，藉此觀察不同觀點出現次序的差異是否會影響討論內容與結論，並從中掌握如何與不同觀點的虛擬成員來進行討論的方法。

指定 AI 擔任不同虛擬角色的互動策略，能夠擴充團隊成員的知識基礎，彰顯出 AI 知識的流動性。AI 知識的流動性是指生成式 AI 透過提示指令，在不同專業框架或身分角色間快速切換，並即時生成對應領域的知識內容，過去 TMS 框架多聚焦於團隊成員間穩固且長期發展的專長分工模式，各成員的專長也隨著合作時間逐漸深化與鞏固。然而，根據本研究的觀察，在人—AI 協作情境中，專長知識的提供者不再侷限於某個固定成員或特定實體，而是能夠根據任務需求，透過 AI 進行動態的角色模擬與知識整合，逐漸改變以往對「誰知道什麼」的靜態認知，進而轉向更強調「誰能即時取得並應用特定的專業知識」。善用得當，AI 能夠動態地擔任不同角色，有效填補團隊中的知識盲區，並從多元專業的角度提供創新的觀點與建議，藉此增進人—AI 協作的彈性與創新性。

「六頂思考帽」概念是本研究指派設計任務中所建議使用的方法之一，在實際操作情境中，學生能更加靈活且創造性地應用此方法，以有效探索 AI 工具的應用，並逐步發展出適合自身設計需求的人—AI 協作模式。對於設計師而言，生成式 AI 在知識上的多元性與流動性，使其在設計的發散與收斂過程中，能如同具有多重角色的虛擬隊友一般，帶入不同利益相關者的視角、跨領域專業知識，以及多元的評估觀點，協助設計師產生更具創新性且適切的設計解決方案。然而，要充分發揮 AI 工具的潛力仍需面對一些挑戰與限制。從技術層面而言，AI 知識產出的穩定性與可信度仍待進一步驗證與突破。此外，當 AI 能

夠依據需求動態調整角色與知識範疇時，設計師對自身的角色定位也須同步調整，以更精確地掌握 AI 回饋的品質。因此，為有效促進 AI 多元角色的發揮，設計師需培養兩項關鍵能力：其一是問題範疇與角色設定的能力，設計師須具備對專業領域與分析視角的掌握，明確設定角色定位、評估指標與結構化的指令，以精確引導 AI 產出所需的資訊；其二則為後設知識管理的能力（Meta-Knowledge），設計師不僅需了解自身與 AI 各自擁有的專長知識，更必須清楚何時以及如何切換或整合不同的專業知識，扮演好協調者與策略策劃者的角色，並透過有效的調度與校準，使 AI 的多元角色與能力更妥善融入設計脈絡。

綜觀而言，透過動態的角色切換與後設知識管理，人—AI 協作團隊將更有效地應對複雜的設計挑戰，在 AI 時代展現出創新的協作效能。這種可動態的專業角色突破了傳統 TMS 理論對「專長範疇固定」的既有觀念，彰顯出人—AI 協作在未來設計實務中更靈活與創意的潛力。

5-3 知識維度的擴展與深化

5-3.1 擴展概念性知識

本研究之日誌觀察顯示，在與生成式 AI 共創協作時，設計學生多將注意力轉向策略與共創引導，專注於確立設計方向與孕育創意；此現象亦與近期相關研究所發現的趨勢相呼應（Chen, et al., 2025; Fang, et al., 2025; Chang & Tung, 2025）。換言之，在人—AI 共創情境下，宜定位設計學生為策略與創意的制定者，以充分發揮人—AI 協作之潛力。這樣的角轉變意味著，設計師不再僅是操作工具或執行細節，而必須具備宏觀的全局視野來引導 AI 一起協作。在此脈絡下，概念性知識的重要性格外凸顯。概念性知識涵蓋對理論、原理與規律的深入掌握，使設計師不僅能「做得出來」，更能理解「為何如此做」。具備這類知識，設計師才能將零散的資訊、經驗與事實提升至較高層次的抽象理解或理論框架，形成條理清晰且具系統性的概念化認知，進而應用於設計決策。

在與 AI 協作的過程中，學生常透過文字描述、圖例示範或參考案例等方式，將腦海中的想法與需求具體化來引導 AI 共同協作。唯有如此，AI 才能根據清晰明確的資訊進行分析與生成，協助推進設計任務。將設計想法與意圖外顯化是將資料萃取到意義形成的關鍵步驟，不僅有助於突破個人知識與直覺操作的侷限，也能整合更多脈絡資訊，以辨識問題之間的潛在關聯並發掘創新機會（Kolko, 2010）。然而，設計師的想法與靈感往往是難以言傳的隱性知識；若缺乏相應的概念框架與理論支撐，則是難以解釋「為何要這樣設計」，更難將模糊的構想轉化成可操作的語言。在此方面，概念化知識可扮演組織知識與中介功能的角色，為隱性的設計經驗賦予更明確的結構，使設計師能運用理論與原則，將抽象思維精煉成 AI 能處理或理解的提示。

這種「知識轉譯」不僅僅是將設計考量語言化與結構化，亦包含運用合適的設計工具（如 AEIOU、SWOT 等）來引導 AI 參與設計任務。儘管已有許多設計工具幫助結構化概念設計的過程，但其有效應用仍取決於設計師自身的知識和經驗。此類工具多源自於更高層次的理論與概念思維，經過拆解、分類與歸納後，將設計產出的核心要素操作化為可執行且可檢核的界定。當設計師具備足夠的理論基礎與脈絡洞察時，能靈活應用不同的概念化工具，並自行萃取核心要素與操作性定義，便得以更精準地提出引導 AI 的結構化提示。

此外，概念化知識不僅指對理論的掌握，更涵蓋對問題脈絡的詮釋能力，以及將設計議題拆解成可操作概念範疇的技巧。面對日趨複雜的設計問題（Norman, 2023），若設計師能運用理論基礎先行明確定

義，便能更有效引導 AI 的參與。S3 在探討「提升兒童注意力」的設計發展時，提到「整理更多資料和設計，給 AI 統整與理解」，並說明其需提供相關資料來引導 AI 理解人的心理與相對應的行動，提升兒童注意力的設計議題。這不僅是單純的現有產品改進，也涉及心理學與兒童注意力的知識。此類設計議題顯示出設計者與生成式 AI 合作前，應先具備一定深度與結構的領域知識——當設計師有能力辨識哪些理論或研究應納入設計的考量，並能拆解為 AI 得以操作的概念範疇，才能更有效地引導 AI 一起協作。若設計師缺乏這類概念化知識，即使 AI 能生成大量資料或報告，依舊難以落實為真正具有創新潛能且可執行的設計方案。

生成式 AI 的導入為設計領域帶來新的機遇，設計師若能善用 AI 之力來完成繁瑣任務，可投入更高層次的創造性工作，而這需要設計師擴展對概念性知識的探索與運用，才能帶領 AI 創造具有意義與價值的設計成果。

5-3.2 深化隱性程序化知識

程序化知識向來被視為設計師在執行任務時必須具備的技能與步驟，範圍涵蓋設計工具的操作、設計流程的推進以及設計實作能力 (Pirttimaa et al., 2017)，共同構成了設計工作的基礎能力。隨著人工智能技術的日益成熟，許多明確且可重複的程序性工作正逐漸被 AI 取代；然而，當設計任務需要運用設計師所內化的隱性程序化知識時，AI 的侷限性便會顯現。這類隱性程序化知識是一種「難以言傳的操作性知識」，往往經由長期的實踐累積而內化於設計師之中，雖然屬於「知道該如何做」的領域，但單靠文字或圖像並不足以完整傳遞。

從日誌記錄中，S2 嘗試讓 AI 繪製方向盤構想圖，雖然已提供明確的文字描述，包括設計考量、功能配置與邏輯等資訊，AI 生成的概念仍難同時兼顧人因工程、使用介面與安全需求，導致可參考度相對有限。S2 也指出「AI 完全無法理解機械零件位置的合理性」，最後則是參考 AI 生成方向盤比例，再自行重繪方向盤的關鍵零件。以汽車方向盤為例，涉及人體操作、互動流程、介面規劃與配置合理性等，這些動態且情境化的調整，依然仰賴設計師對功能、操作與使用者需求的理解。工藝技法情境亦是如此，S1 在探討陶瓷構想時，認為 AI 提出的方案在實作可行性有待商榷時，也提到需要自己進行材質實驗來驗證方案是否可行。此一過程也呼應 Vartiainen 與 Tedre (2023) 提出的「具身思維」(embodied thinking)，強調人類在材料、環境與感官互動中所生成的經驗與認知，尚難以完全由 AI 來替代。

從以上案例可見，許多看似單純的直覺判斷、操作竅門與即時調整，都蘊含了隱性程序化知識的「經驗驅動」特質。雖然 AI 在標準化或重複性高的工作流程展現優勢，但設計師在手感、材質探索與動態調整等層面仍有不可被取代的關鍵角色。從 TMS 的角度來看，AI 在人—AI 協作中可擔任顯性知識儲存與處理的角色，例如快速蒐集資訊、進行結構分析或生成視覺提案；而設計師則負責掌握隱性程序化知識、概念知識，並運用對設計脈絡與使用情境的敏銳洞察，負責整體協調與決策。換言之，深化與培養隱性程序化知識不僅有助於設計師在需動手驗證或高度情境化的任務中維持主動性，更能提供對 AI 輸出結果的精準修正與實踐驗證。設計師與 AI 在 TMS 框架下可發展出互補的協作關係：AI 支援資訊密集與規則明確的任務，設計師則運用其難以取代的經驗智慧進行高層次整合與創造。這樣的知識分工不僅促進設計流程的效率與多樣性，形成知識共享與共創的潛力，更可使人—AI 協作朝向相互學習與創新的方向發展。

六、結論

本研究以交融記憶系統與知識維度為理論基礎，探討設計學生與生成式 AI 協同合作中的運作機制與知識交流。研究結果顯示，在設計協作過程中，學生與 AI 協作展現了 TMS 的特徵。AI 具備整合顯性知識的能力，能快速回應並靈活扮演多元知識角色，而學生則作為引導者與決策者，逐步與 AI 建立起專長分工並形塑共享的知識基礎。這種人—AI 互補關係不僅提升了設計過程的效率與多樣性，也展現出生成式 AI 作為設計共創夥伴的潛能。

從知識維度分析，AI 在處理顯性知識方面表現優異，特別是在資料彙整、概念發想與分析建議等任務中展現效能。然而，在涉及情境判斷、材料操作與直覺判斷等需仰賴隱性知識的層面，AI 仍顯侷限。設計師因此在協作中扮演「知識轉譯者」與「引導者」的關鍵角色，需將模糊的直覺與個人經驗進行外顯化，轉換為 AI 可理解的語言與邏輯架構，以促進有效的知識共享與共創。這樣的角也凸顯設計師不僅是技術使用者，更是跨知識類型的協調者與意義建構者。因此，設計師累積的實務經驗、材料敏感度與跨情境思維能力仍具有不可取代的價值。

本研究於 2024 年 6 月至 9 月以日誌法蒐集三位設計學生的紀錄，屬小規模探索性質性研究；加之生成式 AI 技術迅速演進、使用者認知亦不斷更新，研究結論仍受外部效度與時效性限制。此外，本研究聚焦於設計流程前期，尚未涵蓋後續階段。建議後續研究持續追蹤設計者與 AI 工具互動的演變，以掌握人—AI 協作的動態趨勢，並透過擴大樣本數與多樣性，驗證本研究結果的普遍性與穩健度。同時，可納入更多類型的 AI 工具並將觀察範圍延伸至完整設計流程，以更全面地理解人—AI 協同機制，進一步為設計實務與教學提供具體參考。

誌謝

本研究承蒙國立清華大學火種計畫 2.0 補助（計畫編號：113QI034E1），特致謝忱。並向參與本研究的同學們和給予本文修訂建議的審查委員致上誠摯謝意。

參考文獻

1. Abbas, A. M., Ghauth, K. I., & Ting, C.-Y. (2022). User experience design using machine learning: A systematic review. *IEEE Access*, 10, 51501-51514. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3173289>
2. Argote, L., & Ren, Y. (2012). Transactive memory systems: A microfoundation of dynamic capabilities. *Journal of Management Studies*, 49(8), 1375-1382. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2012.01077.x>
3. Ashleigh, M., & Prichard, J. (2012). An integrative model of the role of trust in transactive memory development. *Group & Organization Management*, 37(1), 5-35. <https://doi.org/10.1177/105960111142844>
4. Bernal, M., Haymaker, J. R., & Eastman, C. (2015). On the role of computational support for designers in

- action. *Design Studies*, 41, 163-182. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2015.08.001>
5. Bienefeld, N., Kolbe, M., Camen, G., Huser, D., & Buehler, P. K. (2023). Human-AI teaming: Leveraging transactive memory and speaking up for enhanced team effectiveness. *Frontiers in Psychology*, 14, 1208019. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1208019>
 6. Bouschery, S. G., Blazevic, V., & Piller, F. T. (2023). Augmenting human innovation teams with artificial intelligence: Exploring transformer-based language models. *Journal of Product Innovation Management*, 40(2), 139-153. <https://doi.org/10.1111/jpim.12656>
 7. Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
 8. Carpenter, T. P. (2013). Conceptual knowledge as a foundation for procedural knowledge. In *Conceptual and procedural knowledge* (pp. 113-132). London: Routledge. <https://psycnet.apa.org/record/1986-98511-005>
 9. Chang, Y. C., & Tung, F. W. (2025, May). ChatGPT in design practice: Redefining collaborative design process with future designers. In *Proceedings of International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 31-43). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-94168-9_4
 10. Chen, L., Song, Y., Guo, J., Sun, L., Childs, P., & Yin, Y. (2025). How generative AI supports human in conceptual design. *Design Science*, 11, e9. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.00283>
 11. Cheng, Z., Chen, P., Song, W., Zhang, H., Li, Z., & Sun, L. (2025). An exploratory study on how AI awareness impacts human-ai design collaboration. In *Proceedings of the 30th International Conference on Intelligent User Interfaces* (pp. 157-172). Retrieved from <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3708359.3712162>
 12. Cress, U., & Kimmerle, J. (2023). Co-constructing knowledge with generative AI tools: Reflections from a CSCL perspective. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 18(4), 607-614. <https://doi.org/10.1007/s11412-023-09409-w>
 13. Cross, N. (2018). Developing design as a discipline. *Journal of Engineering Design*, 29(12), 691-708. <https://doi.org/10.1080/09544828.2018.1537481>
 14. De Bono, E. (1985). The direct teaching of thinking as a skill. *Education*, 2(1), 1-8. <https://www.um.edu.mt/library/oar/bitstream/123456789/51782/1/Education2%281%29A1.pdf>
 15. Fang, C., Zhu, Y., Fang, L., Long, Y., Lin, H., Cong, Y., & Wang, S. J. (2025). Generative AI-enhanced human-AI collaborative conceptual design: A systematic literature review. *Design Studies*, 97, 101300. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2025.101300>
 16. Fang, Y. M. (2023, November). The role of generative AI in industrial design: enhancing the design process and education. In *IET Conference Proceedings CP868* (Vol. 2023, No. 45, pp. 135-136). Stevenage: The Institution of Engineering and Technology. <https://doi.org/10.1049/icp.2024.0303>
 17. Figoli, F. A., Mattioli, F., & Rampino, L. (2022). *Artificial intelligence in the design process: The impact on creativity and team collaboration*. Milan: FrancoAngeli.
 18. Goffin, K., & Koners, U. (2011). Tacit knowledge, lessons learnt, and new product development. *Journal of Product Innovation Management*, 28(2), 300-318. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2010.00798.x>
 19. Hopf, K., Nahr, N., Staake, T., & Lehner, F. (2025). The group mind of hybrid teams with humans and

- intelligent agents in knowledge-intense work. *Journal of Information Technology*, 40(1), 9-34. <https://doi.org/10.1177/02683962241296883>
20. Huang, K.-L., Liu, Y.-C., Dong, M.-Q., & Lu, C.-C. (2024). Integrating AIGC into product design ideation teaching: An empirical study on self-efficacy and learning outcomes. *Learning and Instruction*, 92, 101929. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2024.101929>
21. Janssens, K. A., Bos, E. H., Rosmalen, J. G., Wichers, M. C., & Riese, H. (2018). A qualitative approach to guide choices for designing a diary study. *BMC Medical Research Methodology*, 18, 1-12. <https://link.springer.com/article/10.1186/s12874-018-0579-6>
22. Kavakli, M., & Gero, J. S. (2003). Strategic knowledge differences between an expert and a novice designer. In U. Lindemann (Ed.) *Human behaviour in design: Individuals, teams, tools* (pp. 42-52). Berlin: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-07811-2_5
23. Kolko, J. (2010). Abductive thinking and sensemaking: The drivers of design synthesis. *Design Issues*, 26(1), 15-28. <https://doi.org/10.1162/desi.2010.26.1.15>
24. Malterud, K., Siersma, V. D., & Guassora, A. D. (2016). Sample size in qualitative interview studies: guided by information power. *Qualitative Health Research*, 26(13), 1753-1760. <https://doi.org/10.1177/1049732315617444>
25. McWilliams, D. J., & Randolph, A. B. (2024). Transactive memory systems in superteams: the effect of an intelligent assistant in virtual teams. *Information Technology & People*, 37(7), 2390-2410. <https://doi.org/10.1108/ITP-12-2022-0918>
26. Nevo, D., & Wand, Y. (2005). Organizational memory information systems: A transactive memory approach. *Decision Support Systems*, 39(4), 549-562. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2004.03.002>
27. Nonaka, I., Takeuchi, H., & Umemoto, K. (1996). A theory of organizational knowledge creation. *International Journal of Technology Management*, 11(7-8), 833-845. <https://www.jstor.org/stable/2635068>
28. Norman, D. A. (2023). *Design for a better world: Meaningful, sustainable, humanity centered*. Cambridge, MA: MIT Press.
29. Pirttimaa, M., Husu, J., & Metsärinne, M. (2017). Uncovering procedural knowledge in craft, design, and technology education: A case of hands-on activities in electronics. *International Journal of Technology and Design Education*, 27, 215-231. <https://doi.org/10.1007/s10798-015-9345-9>
30. Polanyi, M. (1966). The logic of tacit inference. *Philosophy*, 41(155), 1-18.
31. Rezwana, J., & Maher, M. L. (2023). Designing creative AI partners with COFI: A framework for modeling interaction in human-AI co-creative systems. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 30(5), 1-28.
32. Ryle, G., & Tanney, J. (2009). *The concept of mind*. Oxford: Routledge.
33. Schmutz, J. B., Outland, N., Kerstan, S., Georganta, E., & Ulfert, A.-S. (2024). AI-teaming: Redefining collaboration in the digital era. *Current Opinion in Psychology*, 58, 101837. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2024.101837>
34. Schön, D. A. (1992). Designing as reflective conversation with the materials of a design situation. *Knowledge-based Systems*, 5(1), 3-14.

35. Shneiderman, B. (2022). *Human-centered AI*. Oxford: Oxford University Press.
 36. Sreenivasan, A., & Suresh, M. (2024). Design thinking and artificial intelligence: A systematic literature review exploring synergies. *International Journal of Innovation Studies*, 8(3), 297-312.
 37. Tung, F. W. (2021). An entrepreneurial process to build a sustainable business for indigenous craft revitalization. *The Design Journal*, 24(3), 363-383.
 38. Vartiainen, H., & Tedre, M. (2023). Using artificial intelligence in craft education: Crafting with text-to-image generative models. *Digital Creativity*, 34(1), 1-21.
 39. Verganti, R., Vendraminelli, L., & Iansiti, M. (2020). Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of Product Innovation Management*, 37(3), 212-227.
 40. Vinchon, F., Lubart, T., Bartolotta, S., Gironnay, V., Botella, M., Bourgeois-Bougrine, S., . . . Glăveanu, V. (2023). Artificial intelligence & creativity: A manifesto for collaboration. *The Journal of Creative Behavior*, 57(4), 472-484.
 41. Wegner, D. M. (1987). Transactive memory: A contemporary analysis of the group mind. In B. Mullen & G. R. Goethals (Eds.), *Theories of group behavior* (pp. 185-208). New York, NY: Springer.
 42. Wu, J., Cai, Y., Sun, T., Ma, K., & Lu, C. (2024). Integrating AIGC with design: Dependence, application, and evolution-A systematic literature review. *Journal of Engineering Design*, 36, 1-39.
 43. Zhang, Z., & Yin, H. (2024). Research on design forms based on artificial intelligence collaboration model. *Cogent Engineering*, 11(1), 2364051.
 44. 董芳武 (2021)。整合創業思維於設計實作之教學實踐。*設計學報*, 26 (2) , 23-41。
- Tung, F. W. (2021) Teaching practice of integrating entrepreneurship with design practices. *Journal of Design*, 26(2), 23-41.

From Knowledge Sharing to Co-Creation: Designers' Collaboration with Generative AI from the Perspective of Transactive Memory Systems

Fang Wu Tung^{*} Ya Ching Chang^{**}

Department of Arts and Design, National Tsing Hua University

* fwtung@gapp.nthu.edu.tw

** yaching.chang@gapp.nthu.edu.tw

Abstract

This study investigates collaborative processes and associated knowledge types between design students and generative artificial intelligence (GAI), utilizing theoretical lenses of Transactive Memory Systems (TMS) and knowledge dimensions. Employing a diary method, three design students documented their interactions and collaboration with AI during design tasks, allowing for detailed analysis of task specialization, information exchange, and communication patterns between human and AI members. The findings reveal that human-AI collaboration embodies the characteristics of a TMS, with students proactively facilitating information exchange and promoting knowledge sharing as essential mechanisms underpinning effective collaboration and role clarification. Iterative feedback and communication between students and AI further enabled the integration of collaborative outcomes into design tasks. Guided by students, the AI demonstrated flexibility in performing various specialized roles, challenging traditional TMS perspectives that view knowledge specialization as relatively stable. From a knowledge dimension standpoint, the expansion of conceptual knowledge supported students in acting as facilitators and knowledge translators. In contrast, tacit procedural knowledge, encompassing contextual understanding and manual operations, remained resistant to substitution by AI, emphasizing the complementary relationship between human and AI knowledge. Given the increasing prevalence of human-AI collaboration, this study suggests integrating student-driven data collection and knowledge synthesis within design education to foster a shared knowledge base between humans

and AI. Moreover, incorporating verification processes, enhancing conceptual knowledge development, and continually cultivating tacit procedural knowledge are recommended as critical strategies to deepen human-AI collaborative innovation.

Keywords: Human-AI Collaboration, Design Education, Generative Artificial Intelligence (GAI),
Transactional Memory System (TMS), Knowledge Dimension.