

# 生成式AI輔助快速設計之後設認知歷程探討

陳璽任\* 陳語晨\*\* 林雅丰\*\*\* 楊佳翰\*\*\*\*

國立成功大學工業設計學系

\* hsijen\_chen@mail.ncku.edu.tw

\*\* duck810825@gmail.com

\*\*\* yafenglin900224@gmail.com

\*\*\*\* 國立成功大學創意產業研究所

chyang@ncku.edu.tw

## 摘要

隨著生成式人工智慧在設計領域的應用日益普及，設計者與工具之間的互動關係隨之轉變，尤其在思考歷程與認知策略上的表現愈趨複雜。本研究旨在探究生成式 AI (generative artificial intelligence, GAI) 輔助快速設計歷程中，設計者所展現之後設認知行為與策略調整。研究採質性個案研究法，邀請 4 位綜合型大學工業設計研究所碩士生執行 1 至 1.5 小時的快速設計任務。任務結束後進行回溯式放聲思考訪談，並針對逐字稿進行編碼與分析。編碼架構分為兩大面向：「設計階段」包含探索 (discover)、定義 (define) 與設計 (design)；「設計的後設認知」則涵蓋後設認知知識、後設認知監控與後設認知調節三類。研究結果指出，生成式 AI 主要應用於探索階段 (Dc) 與設計階段 (Ds)，輔助「設計前期」與「發散導向」相關任務。在後設認知運作方面，AI 工具提供的資訊與生成內容促進設計者反覆測試與快速調整，形成「高頻迭代」的設計模式，對於提升成果品質與縮短設計時程皆具潛在效益，扮演「驅動設計行為」與「創造反思機會」的角色。

關鍵詞：生成式人工智慧、設計過程、後設認知、快速設計

論文引用：陳璽任、陳語晨、林雅丰、楊佳翰 (2025)。生成式 AI 輔助快速設計之後設認知歷程探討。

設計學報, 30 (4), 45-64。

## 一、前言

設計是複雜的綜合思考過程，設計師基於既有知識與經驗，反覆評估成果並重新調整解決方案。許多研究提出不同模型說明設計過程，其中「迭代 (iteration)」、「發散 (divergent) 與收斂 (convergent)」兩大概念於各模型中不斷被強調 (Howard et al., 2008; Waidelich, Richter et al., 2018；楊佳翰、陳璽任，2022)，展現設計過程的動態與變化性。隨著科技進步，生成式人工智慧 (Generative Artificial Intelligence, GAI；以下簡稱為生成式 AI 或 AI 工具) 儼然成為各領域的熱門話題，對重視創新的設計領域亦造成深

遠影響。生成式 AI 多用於創意生成或構想發展階段 (Brisco et al., 2023; Cai et al., 2023; Davis et al., 2023; Haoran, Shuyao, & Zhang, 2023; Lee & Chiu, 2023) , 其快速將概念視覺化的特性亦增進設計過程中的迭代 (Chiou et al., & Wang, 2023; Fang et al., 2025; Saadi & Yang, 2023) , 拓展設計師的思維深度並提升設計品質 (Chandrasekera et al., 2024; Chiou et al., & Wang, 2023; Kahn et al., 2016) 。然而此一的改變也帶來潛在的隱憂, 過於仰賴生成式 AI 提供的資訊或素材, 導致設計師創造力下降 (Wadinambiarachchi et al., & Velloso, 2024) , 甚至降低在設計過程中的主控權 (Brisco et al., 2023; Chiou et al., 2023) 。回歸設計本質的探索, 有助於設計師重新定位自身角色, 以應對種種影響與改變, 其中後設認知 (metacognition) 與設計本質的探索息息相關。

後設認知被視為一種「思考如何思考」 (thinking about thinking) 的歷程, 意指個體對自身思維系統的理解, 以及對行為的主動監控與調整 (Flavell, 1976) 。後設認知能力在設計活動中扮演關鍵角色, 特別是在問題理解、策略執行與重構等歷程中, 設計者的思考與決策方式皆與後設認知運作息息相關。Ball 與 Christensen (2019) 歸納設計者於設計歷程中所面臨的挑戰及其應對方式, 指出後設認知於問題組織、方案生成與評估等階段具有關鍵影響。Kavousi、Miller 與 Alexander (2020a) 則關注後設認知在設計學習中的作用, 透過觀察建築系學生的設計實踐與反思過程, 提出可應用於設計教育與研究的後設認知模型。von Thienen 等人 (2023) 提出「4P 架構」, 從產品 (product) 、過程 (process) 、人物 (people) 與地點 (place) 四個面向, 系統性地探討後設認知在創意實踐中的應用與發展潛力。上述研究從理論建構與實證觀察兩個層面, 提供後設認知於設計實務中的應用, 說明其在設計歷程中如何支持問題解決、策略調整與創意生成。

隨著生成式 AI 迅速崛起, 傳統設計模式面臨挑戰, 設計領域受到衝擊, 而孕育出嶄新的互動與協作型態 (Pennefather, 2023; Saadi & Yang, 2023; Shi et al. 2023) 。生成式 AI 導入設計過程, 不僅重塑創作方法, 也影響設計者在策略篩選與方案評估中的行為模式。因此, 本研究旨在探討設計系學生於設計歷程中運用生成式 AI 時所展現之後設認知行為與策略調整。研究聚焦於學生如何將 AI 工具納入其設計流程, 以及此過程中 AI 如何觸發或影響其後設認知歷程與設計決策。透過整合設計階段、後設認知運作與 AI 使用三者之關聯, 本研究試圖提出有助於理解設計實踐變革的洞見, 回應生成式 AI 快速發展下的設計轉型趨勢。

## 二、文獻探討

### 2-1 設計過程與生成式 AI 的導入

生成式 AI 指利用機器學習模型 (如神經網絡) 從既有數據中識別模式並生成新的文本、圖像或模型內容之技術。出生成式 AI 能提供快速且多元的設計想法 (Brisco et al., 2023; Cai et al., 2023; Davis et al., 2023; Haoran et al., 2023; Lee & Chiu, 2023) 、增進設計過程中的迭代 (Chiou et al., 2023; Fang et al., 2025; Saadi & Yang, 2023) , 形成新型態的設計互動與協作模式 (Shi et al., 2023) 。本節先從生成式 AI 興起前原有的設計過程模型架構出發, 介紹設計過程的脈絡, 再說明生成式 AI 對於設計帶來的影響與衝擊。

設計過程包含探索、調整與迭代的動態循環並非線性過程, 設計師從問題理解、方案發展到測試與實踐, 進而創造符合使用者需求的產品或服務。熟悉設計過程有助於設計者有效評估現況、生成具創新與可行性的解決方案, 對於實踐有效設計具有關鍵意義。目前設計領域常見之過程模型包括 IDEO 與史丹佛大學提出的設計思考 (Design Thinking) 模型, 以及英國設計委員會 (Design Council, 2005) 提出的雙鑽石模型 (double-diamond model) 。Design Thinking 強調以人為本 (Human-Centered) 的設計原則,

包含同理 (empathy)、定義 (define)、發想 (ideate)、原型 (prototype) 與測試 (test) 五個步驟，彼此之間具有高度彈性與循環特性，透過不斷試作與修正 (即迭代) 以優化成果。雙鑽石模型則強調發散與收斂的交替運作，分為議題探索 (discover)、問題定義 (define)、發展解法 (develop) 與執行 (deliver) 四個階段，從議題探索至方案實作，提供清晰的設計推進結構。在此基礎上，Green et al. (2014) 進一步提出「5D 設計過程」，結合雙鑽石架構與「輸入-過程-輸出」(Input-Process-Output, IPO) 理論，於定義 (definition) 與發展 (develop) 階段間新增「設計」(design) 階段，專門描述草圖、模型製作及初步測試等設計活動，並將發展 (develop) 與執行 (deliver) 階段界定為生產製造到產品推廣及商業模式等後期設計工作，清晰劃分不同設計環節。

多位學者從不同研究觀點統整與比較各種設計過程模型 (Howard et al., 2008; Waidelich et al., 2018; 楊佳翰、陳璽任, 2022)，可見發散與收斂的概念相互交織、貫穿設計過程，為設計創造多元可能性並提供具體的方向和成果；另外迭代則是促進方案優化與創新不可或缺的歷程，每次執行設計結果皆成為後續改進之基礎，反映設計過程的進化性。整體而言，設計過程牽涉多層次的思維、行動與決策，在實際情境中呈現高度彈性與複雜樣貌。近年來，生成式 AI 在多個領域蓬勃發展，亦逐漸滲透至設計實務中，對既有設計流程與工具使用產生實質影響，其如何重塑設計者的操作策略與創作方式，已成為當前設計研究的重要課題。

Hwang (2022) 將生成式 AI 劃分為生成器 (generator)、混合器 (blender)、轉換器 (transformers)、編輯器 (editors)，生成器根據使用者輸入的關鍵字或其他限制條件，輸出相應的內容；混合器融合多個創意元素或風格，孕育出新的概念；轉換器將使用者提供的內容轉換為另一種形式，例如把手繪草圖轉換為數位影像；編輯器提供使用者簡易的操作方式，修正或潤飾發展完成的概念，完成最終產出。設計師使用生成式 AI 時仍保留其原先透過傳統網路搜尋引擎來尋找資料的習慣，多於激發設計靈感時使用 AI 工具 (Davis et al., 2023)。Haoran 等人 (2023) 發現設計經驗不足的學生設計師，由於需要深入探索設計議題來確認設計切入點與激發靈感，對於生成式 AI 工具較為依賴。有研究證實與「傳統網路搜尋引擎」相比，以「生成式 AI」提供的素材作為設計靈感來源能激發設計師的創意 (Cai et al., 2023)。Lee 與 Chiu (2023) 表示生成式 AI 產生圖片過程並不考慮可行性，反而能提供具啟發性、模糊性、超乎預期的素材來刺激設計師的思維，降低設計固定的影響。

AI 工具的加入除了可激發創意靈感外，也改變設計迭代的模式。生成式 AI 產出素材的發散程度取決於設計師輸入的指令與限制，輸入的內容越抽象，素材的發散程度越大，相反地輸入詳細且精確的內容，則會產出較具體的圖片，設計師由此採用不同的策略，展現與 AI 工具之間的動態調整過程 (Chiou et al., 2023)。Saadi 與 Yang (2023) 指出設計師使用 AI 工具時需專注於設計問題的抽象化，明確定義設計空間和建立設計需求，才能獲得適當的參考素材；此外，設計師亦不再完全依賴製作實體模型的方式進行迭代，而是即時透過修改指令或限制條件調整設計結果，深入在問題與解決方案之間的迭代。在設計過程中，生成式 AI 關注設計的表現和發散任務，這樣的分工模式減輕設計師在迭代和展現成果的負擔，協助其專注於需求收集、設計概念生成、需求選擇和決策等與聚合思維相關的任務 (Fang et al., 2025)。

然而亦有研究對於生成式 AI 持有顧慮，Pennefather (2023) 表明生成式 AI 幫助創作者構思新作品，引發這些新衍生作品的所有權和控制權的問題，這些作品的氾濫造成越來越多人誤認為與生成式 AI 互動時無需考慮倫理或版權問題。AI 工具僅簡單地重複從訓練資料中學習到的內容，缺乏深層理解與詮釋，導致提供資訊充滿偏見、意義不完全、虛假或造成混淆，沒有傳遞有價值或創新的見解 (Pennefather, 2023)，設計師太過依賴這些偏差或沒有價值的資訊，亦加劇設計固定的負面影響，降低設計成果的多樣性、原創性和流暢性 (Wadinambiarachchi et al., 2024)。AI 工具的導入造成設計師認為自己在設計過程缺乏主

控權、擔心被取代而感到焦慮，造成心理上的負面影響（Brisco et al., 2023; Chiou et al., 2023）。面對這樣的衝擊，學者強調使用生成式 AI 固然便利，生成素材的美感與特色仍仰賴設計師的品味，及其批判性思考與判斷能力，建議應注重培養自身品味、風格特色與決策能力，鞏固設計師在創意產業中無法取代的價值（Chiou et al., 2023; Pennefather, 2023）。Wadinambiarachchi 等人（2024）指出設計師依賴生成式 AI 提供的資訊雖然造成隱憂，卻也反映出 AI 工具對於設計成果創意性的影響力十分明顯，若能改善 AI 工具提供的參考素材品質，即可有效提升設計成果品質。

生成式 AI 的崛起改變原有設計模式，引發設計師需重新定位自身角色，如何因應這些改變，需回歸對設計本質的理解與探索，以尋找新的平衡點。本研究認為後設認知可作為探索設計本質的出發點，以下將介紹與後設認知有關的理論以及目前在設計領域的運用。

## 2-2 後設認知與設計

設計是一個結合推理分析、創造、執行概念並且呈現結果的綜合思考過程。後設認知是指個體對自身認知系統的理解、主動監控與調整行為（Flavell, 1979），其概念與設計關聯密切。Flavell (1976, 1979, 1981) 提出「後設認知監控模型」（model of cognitive monitoring），以目標認知（cognitive goals）、認知行動（cognitive strategies/activities）、後設認知經驗（metacognitive experience）與後設認知知識（metacognitive knowledge）四個項目，闡述後設認知的概念與運作方式。認知行動指為達成目標而採取的行動，受目標認知直接影響，例如為了考試和因為感興趣而進行的閱讀行為就有很大的差別。後設認知經驗與過去記憶或經驗相關，影響當下認知行動，與後設認知知識高度互動。後設認知知識包括三種：（1）與人有關（person variables），指對自身認知能力的掌握與比較；（2）與任務有關（task variables），指對任務目標、難度等的理解；（3）與策略有關（strategy variables），指監控達成目標的策略運行方式。Brown (1978) 將後設認知視為一種良好的學習技能或思維，個體開始考慮、闡述策略，並能意識到何時及如何使用特定策略時，即代表後設認知的展開，以「認知知識」（knowledge of cognition）與「認知調節」（regulation of cognition）來建構後設認知理論。認知知識指個體有意識且主動地反思整體認知運作過程，認知調節是個體對行動與執行過程的監控與控制。有學者將監控與控制皆視為後設認知技能（metacognitive skill），後設認知監控著重評估目前狀態或策略，後設認知控制為規劃與執行策略，結合物件層次（object-level）與後設層次（meta-level）的概念細緻描述後設認知監控與控制的運作機制（Nelson & Narens, 1990, 1994）。Pintrich、Wolters 與 Baxter (2000) 融合自我調節學習理論與後設認知觀點，將後設認知監控與控制區分為兩類，提出後設認知知識、後設認知判斷與監控（metacognitive judgments and monitoring）、自我調節與控制（self-regulation and control）三項核心概念。後設認知知識的概念延續 Flavell (1976) 的觀點，後設認知判斷與監控強調學習者能夠即時察覺與評估自身學習狀況的能力，自我調節與控制則是根據監控的結果，調整學習策略與行為的能力。

後設認知運用在設計領域的研究大致分為兩個方向，第一個方向從執行設計過程中的行為模式出發，探討設計師可能發生的困難以及對應的策略，以檢驗後設認知在設計過程中如何發揮作用。Ball 與 Christensen (2019) 以問題組織、解法生成與評估、整體認知過程三個面向，闡述後設認知在設計過程中發揮的作用。首先「問題組織」可見設計師透過一套準則或機制，協助他們迴避或減少問題的複雜性，進而總結出相對簡單的問題或概念，嘗試以此為架構進行設計（Lloyd & Scott, 1995）。「解法生成與評估」時可見不論是有經驗的設計師或學生設計師，評估解決方案後，傾向構思多個版本來修補解決方案，而不是放棄最初解法（Ball et al., 2001）。最後「整體設計過程」部分，以綜合性觀點探究設計師採取什麼樣的模式面對設計議題，其中涉及由上而下與下而上、廣度與深度優先結合混用（Ball & Ormerod, 1995; Ho, 2001; Mitchell, 1990）。von Thienen 等人（2023）提出以產品、過程、人與地點組成的「4P 創

造力後設認知」(creative metacognition)系統框架，以說明後設認知在創造力與創意領域中的運作方式。

第二個方向則加入更多後設認知的理論基礎與觀點，強調後設認知在設計執行或設計學習上發揮的作用。研究證實後設認知對於設計學生的表現具顯著影響 (Desoete & Özsoy, 2009)，設計師可藉由後設認知理解創意發揮的過程，進而在設計過程中精準地界定問題、規劃流程、引導產出，以提升創造性思維與整體表現 (Ku & Morgan, 2006)。Kavousi 等人 (2020a) 透過實地觀察和訪談，探討建築系學生在學習設計時展現的後設認知，該研究將多位後設認知學者理論與 Schön (1983) 的反思實踐相結合，歸納出三種具體適用於設計研究的後設認知類別：過程反思知識 (reflective process knowledge)、過程反思監控 (reflective process monitoring) 與過程反思控制 (reflective process control)。Kavousi、Miller 和 Alexander (2020b) 後續利用前述三種後設認知類別，分析大一新生的專業表現，結果顯示後設認知與設計思維的產生及發展高度相關，專業表現較佳的學生在學習過程中有幾項特色，首先注重後設認知思維的運用，且在執行任務前分析任務要求、思考如何完成任務；第二在過程反思監控能力與任務意識皆表現較佳，展現他們可運用過去經驗、清楚判斷現在的缺點並改進的優勢。相較之下，表現較差的學生集中於一般的認知活動，例如繪製草圖或製作模型—即設計任務本身的執行；此外，此類學生過程反思監控能力低，但過程反思控制能力高，反映學生進行不同概念轉換時，未充分理解概念不適用的原因，促成表現較差的原因 (Kavousi et al., 2020b)。該系列研究對於將後設認知引入設計教學領域，做出具體且重要的貢獻。

根據上述多位學者的後設認知理論模型與架構 (Brown, 1987; Flavell, 1981; Kavousi et al., 2020a; Pintrich et al., 2000)，本研究以後設認知知識 (metacognitive knowledge, MK)、後設認知監控 (metacognitive monitoring, MM) 與後設認知調節 (metacognitive regulation, MR) 三類作為設計的後設認知編碼架構，以此來彙整並分析後續資料。這三個類別的定義為：「運用特定經驗與知識來理解當前狀況」屬於後設認知知識，「對目前或已完成的各項設計階段成果的檢視、評估」屬於後設認知監控，「針對當前狀況評估審視後採取具體行動」屬於後設認知調節。

整體來說，生成式 AI 的崛起影響原有設計模式與設計師自身定位，設計本是複雜且不斷變化的過程，這樣的影響帶來意想不到的衝擊與新的契機。加入後設認知的觀點，深化對設計本質的理解，有助於探索生成式 AI 的機會以及與設計師之間新的互動模式。因此，本研究提出兩個研究問題：

RQ1：在設計歷程中，生成式 AI 如何影響設計階段表現？

RQ2：在設計歷程中，生成式 AI 如何影響後設認知運作？

### 三、研究方法與流程

#### 3-1 實驗方法與流程

本研究已通過國立成功大學人類研究倫理審查委員會核准（案件編號：112-310），執行過程遵守學術倫理規範，採用質性個案研究法 (case study research)，以生成式 AI 輔助設計任務為研究情境，分析參與者在設計歷程中的思維模式、決策過程與實際行動。本研究團隊依據過往相關研究經驗（國科會計畫期中報告：NSTC 112-2410-H-006-063-MY2），參考先前新手與專家設計行為差異研究的執行與分析過程 (Chen et al., 2022)，資料蒐集方式包含回溯式放聲思考法 (retrospective think-aloud; RTA) 與半結構式訪談 (semi-structured interview)，分析方式則以後設認知理論作為分析架構，搭配逐字稿內容分析 (content analysis) 與編碼分析 (coding analysis) 方法，系統性解析參與者在 AI 輔助設計任務中所展現之後設認知活動與表現。實驗過程於無干擾場域，分為以下兩個階段。

階段一：設計任務執行，首先參與者須使用生成式 AI 作為設計輔助工具，可自行選擇習慣的 AI 工具，研究人員僅提供基本繪圖工具與設備，未提供任何關於生成式 AI 的資訊或指示。本次設計任務為「盲人水壺」，此主題具陌生性且相對少見，有助於觀察參與者在面對設計挑戰時，如何運用 AI 工具進行構思與應對。參與者可自由發想設計概念，當其確定設計方向並完成草圖繪製後，任務即視為結束，並簡要說明其設計成果，時長約 1 至 1.5 小時。全程由兩台攝影機錄影，分別拍攝參與者電腦螢幕畫面，以捕捉使用生成式 AI 的狀況，以及圖紙內容記錄任務執行過程。攝影機設置於參與者右後方或左後方，降低直接拍攝對參與者的干擾。

階段二：設計過程回顧，運用回溯式放聲思考法與半結構式訪談來進行。執行回溯式放聲思考法時，參與者不須當下描述自己的行為，而是透過攝影機真實記錄任務執行過程後，回放記錄內容幫助他們回顧執行過程細節，精準記錄其觀點 (Ericsson & Simon, 1984; Van Den Haak et al., 2003)。本階段中參與者自行控制影片播放，根據影片內容同步口述當下的思考、行動與設計決策。研究人員根據其敘述進行提問，訪談聚焦於幾項重點：在設計過程中的行動與判斷、做出設計決策的原因與依據、自我評估設計成果的方式，並進一步回顧整體設計歷程，反思其慣用策略與本次經驗之間是否存在差異 (Kavousi et al., 2020a)，時長約 1.5 至 2 小時。該階段之錄音內容將進行逐字轉錄，作為後續編碼分析之依據。

### 3-2 實驗參與者

生成式 AI 工具之使用經驗是實驗參與者招募的首要依據，篩選條件以過去曾使用生成式 AI，不侷限於圖像式或文本生成，輔助執行 5 項設計專案以上，且學習設計 4 年以上之學生，對設計過程與方法有一定程度理解。本研究施測時間為 2024 年 12 月，共招募 4 位實驗參與者(包含 1 位男性，3 位女性)，畢業於綜合型大學工業設計學系碩士生。4 位參與者對生成式 AI 有基本理解與應用能力，過去曾接觸多種生成式 AI 工具，圖像生成包含 Midjourney、Stable Diffusion 等，文本生成包含 ChatGPT、Copilot 等，其中參與者#1、#2 有使用付費版的 AI 工具，參與者#1、#2 及#4 運用 AI 輔助 10 項以上的專案或任務，參與者#3 介於 5 到 10 項之間。本次設計任務執行過程中，4 位參與者皆選擇使用 ChatGPT 中的 GPT-4o 作為輔助設計任務之生成式 AI 工具。

### 3-3 資料分析

本研究資料蒐集涵蓋設計任務錄影與回溯式放聲思考訪談內容，研究團隊將訪談內容轉錄為逐字稿並進行口語分析，編碼分析與架構沿用過往本文作者相關研究（國科會計畫期中報告：NSTC 112-2410-H-006-063-MY2）。經資料彙整與編列後拆解為不同情境，並分別進行「設計階段」與「設計後設認知」之編碼分析。編碼團隊由 1 位具備多年設計研究經驗之大學教師、1 名博士生及 6 名碩士生組成，成員皆具備設計研究與後設認知經驗。編碼流程包含理解編碼內容、建立編碼共識與正式編碼三階段。初期安排為期 2 個月、每週 3 至 4 小時之訓練與討論，確保團隊對相關理論之理解。接著透過為期 6 週，每週 1 次的焦點團體討論，共同進行試編碼以建立編碼共識。在正式編碼階段，研究團隊採隨機分配方式，由兩位成員獨立對每位參與者的資料進行編碼，以 Cohen's Kappa 檢驗編碼一致性 (inter-rater reliability)，檢驗結果達 0.8 以上。此外，透過三角校正法 (triangulation)，結合多種方法與觀點，以降低資料處理上的錯誤與研究偏差，因此編碼分類參考相關文獻，結合理論框架與實驗觀察結果進行定義，最終編碼結果除了整合兩位編碼者的共識外，亦提供參與者檢閱與修正，以確保資料詮釋的完整性與客觀性。

本研究聚焦於快速設計任務屬短期設計行為，選擇 5D 設計過程模型為架構 (Green et al., 2014)，該模型的前三個階段—探索 (discovery, Dc)、定義 (definition, Df) 與設計 (design, Ds) 概念與本研究紀錄的短期設計行為十分相似，故選擇該模型來分析短期設計任務過程。模型中的後兩個階段—發展

(develop) 和發展 (deliver) 由於涉及製造和商業活動，屬長期設計行為，超出本研究範圍故予以排除。具體來說，探索階段 (Dc) 涵蓋初步研究與資訊蒐集；定義階段 (Df) 則著重於釐清並具體化概念；設計階段 (Ds) 則包含草圖繪製與概念視覺化等具體化行動。研究團隊基於過往相關研究 (Chen et al., 2022)，透過任務行為來辨識參與者在設計過程中具體行動，據此編碼各階段所涵蓋的行為範疇，如表 1 所示。

表 1. 設計過程編碼分類說明

階段與代碼	任務行為	範例	說明
探索 (Dc) (Gero & Mc Neill, 1998)	分析問題	「盲人使用吸管會不會也有一樣的問題？接著詢問GPT...」(4-4)	分析與主題相關資訊
	查閱問題資訊	「用 Google 查詢...因為 Google 會顯示目前販售的東西」(1-7)	查詢資料來理解主題及相關資訊
	評估問題	「當下覺得不需要提醒這件事，因為盲人除了看不到，其餘跟一般人一樣...」(2-2)	評估目前設計概念情況
	延後分析問題	「不太確定目前有沒有人用矽膠做水壺，開始查詢現有產品...」(2-9)	延後、跳過無法解決的問題 (改以查閱資料)
定義 (Df) (Kim & Ryu, 2014)	功能性描述	「這個裝置需要感測到水壺是否裝滿...」(1-6)	描述與定義設計概念之功能
	型態性描述	「袋子的底部應該要有固定裝置，或是像這樣的結構...」(4-16)	描述與定義設計概念之外型
	語意性描述	「瓶身用這樣的紋路很有趣...」(1-17)	透過語意詞彙 (有紋路)，說明設計概念
	類比	「之前看過洗手乳的使用形式，可以跟水壺結合，想要找到那個案例...」	以類比敘述與定義設計概念
設計 (Ds) (Suwa & Tversky, 1997; 陳慧霞、游萬來, 2008)	創造與修改圖像	「拇指圖是平面，現在我想要畫立體圖幫助自己思考...」(4-11)	畫圖幫助呈現概念
	創造符號與文字	「想到另外一個支持我設計成扁扁形狀的理由，先寫下來...」(4-14)	以文字呈現設計概念
	反覆描繪物件	「這個概念的形狀差不多完成，想要描繪更多細節...」(4-24)	反覆將草圖畫得更細緻

#### 本研究團隊整理

進行後設認知編碼前，研究團隊根據文獻對後設認知的定義「個體有意識的對自身認知過程的理解、監控或調整行為」(Flavell, 1976)，應用於本研究中以「設計系學生運用特定經驗與知識來理解當前狀況，對目前或已完成的各項設計階段成果的檢視、評估後，採取具體行動，以提升未來表現」為原則，作為後設認知情境篩選的依據。本研究設定兩項主要的篩選準則：第一，後設認知必須建立在對「目前狀況／成就」的評估，才視為具有後設認知，並納入編碼與分析。例如：「(畫完後停筆) 它長得很醜，要怎麼變漂亮一點。」設計者針對當前草圖 (目前狀況) 進行評估，進而啟動後設認知歷程。第二，單純描述行為或操作步驟，未涉及任何對當前狀況的反思或評估，則不被視為後設認知予以排除。例如：「繼續進行我的作業，接著用關鍵字生圖。」此處僅描述任務事項，缺乏對設計成就或問題的主觀評估，故不納入後設認知分析範圍。

設計後設認知編碼，如表 2 所示，如同第二章所述分為後設認知知識、後設認知監控與後設認知調節。後設認知知識參考 4P 創造力後設認知系統框架 (von Thienen et al., 2023) 分為四個子編碼。(1)

設計專案（K1）：指運用與設計專案相關經驗與既有知識，包含「與專案相關之產品、概念」、「產品使用情境」等；（2）設計過程與策略（K2）：指運用與設計階段、方法與策略相關的經驗與既有知識，包含「審視目前處於哪個階段」、「適合使用之方法或策略」等；（3）執行者與團隊（K3）：指運用執行者或團隊成員相關的經驗或既有知識，包含「自己或團隊的優缺點」、「依照成員特色分配工作」等；（4）執行地點（K4）：指運用與執行場域相關經驗或既有知識，包含「特定空間或環境的優缺點」等。其中執行者與團隊（K3）、執行地點（K4）在實驗結果中皆未觀察到，故後續分析將不討論。後設認知監控參考過程反思監視概念（Kavousi et al., 2020a）結合本研究數據歸納結果，分為三個子編碼。（1）具體發展監控（M1）：針對目前狀況進行評估後，形成明確想法與決策；（2）多元生成監控（M2）：評估後仍處於猶豫不決，尚未形成明確之想法或決策；（3）過程掌握（M3）：對當前整體狀況評估後的後續具體行動，對任務執行進行全面評估，像是對整體設計成果、使用策略等進行階段性的評估。後設認知調節參考過程反思控制（Kavousi et al., 2020a）結合本研究數據歸納結果，分為兩個子編碼。（1）執行與延續行動（R1）：維持原先具體行動；（2）修改行動（R2）：評估後覺察到問題、遭遇困難或瓶頸等，進而採取行動來改變或調整當前狀況。

表 2. 設計的後設認知編碼分類說明

後設認知與代碼	範例	說明
後設認知知識 (MK)	設計專案 (K1) 「GPT說瓶身可以有紋路，我覺得這點蠻有趣...」(1-14)	評估水壺瓶身是否要有紋路等其他設計要素
	設計過程與策略 (K2) 「嘗試透過畫透視圖來理解...思考這個裝置到底怎麼運作...」(2-16)	評估資料（理解圖片），透過繪製透視圖（設計策略）來理解狀況
	執行者與團隊 (K3) 「我不了解這個議題，也沒有看過相關的產品...」(3-4)	評估自己的優劣勢，認為對設計任務較沒信心
	執行地點 (K4) 「我在工作室建模，這次用的造型比較複雜，有不會的功能可以馬上問其他同學...」	評估適合在工作室3D建模與執行地點優缺點相關
後設認知監控 (MM)	具體發展監控 (M1) 「問GPT瓶身一定要是圓筒嗎？直線的造型沒有達到我的要求。」(1-16)	評估目前自己與AI討論瓶身造型，明確知道造型（圓筒狀），決定不根據AI調整
	多元生成監控 (M2) 「矽膠材質作瓶口，如何防止漏水？要如何固定與鎖緊？」(2-13)	評估矽膠怎麼和水壺結合，尚未形成明確想法或決策
	過程掌握 (M3) 「...要開始畫圖，目前袋子、蓋子、吸管都差不多。瓶身我覺得是比較簡單的問題就是造型而已，留到最後。」(4-21)	重新檢視任務整體發展進度，依照重要性排列依需要解決的問題點
後設認知調節 (MR)	執行與延續行動 (R1) 「那時候我在模擬，這個設計喝水起來會長什麼樣子...」(2-14)	根據現有的設計方案，進一步透過模擬（具體行動）確認合理性
	修改行動 (R2) 「圓形造型固定袋子有點困難，改成方形...」(4-17)	評估當前概念發現圓形難以固定，決定畫（調整行動）另一種形式（改成方形）

本研究團隊整理

根據文獻與研究團隊的歸納結果，在逐字稿中辨識後設認知運作時，後設認知監控扮演關鍵角色，作為編碼的起點。由於後設認知知識屬於個體腦中既有的靜態知識，需透過實際行動或語言表現才能被觀察，故較難直接從文本中辨識。相較之下，後設認知監控屬於可見的反思行為，其反思內容必然反應個體既存知識—即後設認知知識。因此，一旦在文本中捕捉到後設認知監控，必然能辨識所依據的後設

認知知識。同樣地，後設認知調節的出現以監控為前提，故觀察到調節行為時，亦可回溯辨識其監控歷程，並間接指向相關的後設認知知識。簡言之，在同一個後設認知運作情境中，編碼結果必定會同時包含後設認知知識與後設認知監控兩類，而調節則為可出現、但非必然的第三類。

## 四、研究成果

參與者的設計過程與後設認知關係整理如圖 1 所示，橫軸表示設計時間，縱軸呈現三項設計行為，橫向線段代表階段持續時長，縱向線段代表階段轉換，黑色虛線標註總設計過程 25%、50%、75% 之時段，灰色圓點標記後設認知與設計階段轉換有關。分別以不同色系標註設計的後設認知類別：後設認知知識為綠色系、後設認知監控為藍紫色系、後設認知調節為紅色系，同一個類別中再以不同深淺標註各類後設認知。長條圖呈現監控和調節類別，知識種類於時間下方以方格標記。橘色用來標示與使用生成式 AI 有關的狀況：橘色線條表示參與者於設計過程中使用生成式 AI，橘色圓點則標記後設認知與使用生成式 AI 工具有關。橫軸時間以兩分鐘為單位呈現，每次標記中可能涵蓋多個後設認知情境，因此圖面所呈現之標記與表 3 中呈現之次數略有差異。例如實驗參與者#4 在約 15 分時分別針對「使用吸管」與「是否添加智能功能」進行方向篩選調整，這兩件事情在編碼時拆為兩個情境進行編碼，但在圖 1 中合併為一個記號，呈現在 15 分的位置。以下先從整個執行設計過程來分析設計階段表現與後設認知運作的關係，再聚焦於實際使用生成式 AI 的狀況下兩者的關聯。

### 4-1 設計階段與後設認知運作

設計階段表現方面，如圖 1 所示，4 位參與者均由探索階段 (Dc) 開始，逐步進入定義階段 (Df) 與設計階段 (Ds)，轉換時機點因人而異，實驗參與者#1、#3 在探索階段 (Dc) 後先出現設計階段 (Ds) 才觀察到定義階段 (Df)，參與者#2、#4 則依序從探索階段 (Dc) 進入定義階段 (Df) 再到設計階段 (Ds)。從階段轉換來看，參與者在探索階段 (Dc) 與設計階段 (Ds) 呈現較長且持續、無出現階段轉換的線段，相較之下，定義階段 (Df) 則較破碎且不完整，總體來說 4 位參與者設計階段轉換集中於總設計過程之 25% 至 75% 間。從設計階段的時間來看（表 3 左半部「整體」欄位），參與者在探索階段 (Dc) 與設計階段 (Ds) 設計時長皆高於定義階段 (Df)，其中參與者#1 於探索階段 (Dc) 投入時間較其他三位參與者長，在探索階段 (Dc) 投入時間多於設計階段 (Ds) 的參與者，其餘三位參與者均於設計階段 (Ds) 投入最多時間。

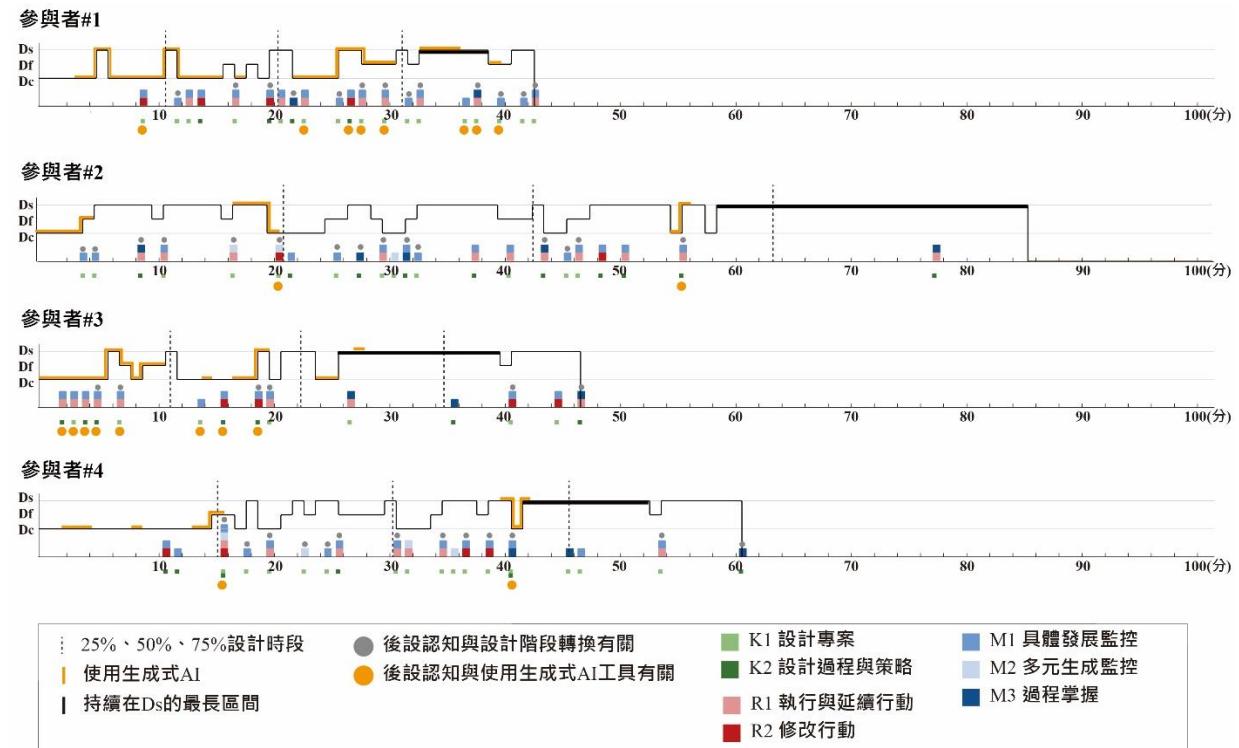


圖 1. 設計過程與設計的後設認知彙整圖 (本研究團隊繪製)

表 3. 設計階段與後設認知運作彙整

	設計階段				使用 AI時 間 (%)	後設認知								頻 率 (次/ 分)			
	Dc (%)	Df (%)	Ds (%)	時 間 (分)		知識		監控			調節						
	K1 (%)	K2 (%)	次 數	M1 (%)	M2 (%)	M3 (%)	次 數	R1 (%)	R2 (%)	次 數							
#1	整體	47	19	35	43	67	73	27	22	91	0	9	22	64	36	14	1.35
	AI	52	17	31	29		75	25	8	88	0	13	8	67	33	6	
#2	整體	17	14	69	86	12	54	46	24	67	17	17	24	87	13	15	0.73
	AI	50	10	40	10		50	50	2	50	50	0	2	50	50	2	
#3	整體	36	11	53	45	42	53	47	15	80	0	20	15	69	31	13	0.96
	AI	68	16	16	19		38	63	8	100	0	0	8	71	29	7	
#4	整體	36	18	46	61	15	75	25	24	71	17	13	24	65	35	17	1.07
	AI	78	11	11	9		67	33	3	33	33	3	3	50	50	2	

本研究團隊整理 註：「整體」指整個執行設計過程。「AI」指使用生成式 AI 的情況。

後設認知運作方面（表 3 右半部「整體」欄位），實驗參與者#1 運作頻率為 1.35/分最為頻繁，平均每分鐘至少有一次後設認知，參與者#2 頻率最低。除了參與者#3 對應較不明顯外，其餘參與者超過半數的後設認知運作集中於總體設計過程的 25% 至 75% 之間，對應前段內容設計階段轉換也集中於此區間，延伸發現有超過半數後設認知運作發生在階段轉換中（圖 1 灰色圓點處），後設認知不與設計階段轉換對應的狀況則經常發生在總體設計過程的前期。參與者在設計過程中設計階段（Ds）最長線段區間中（圖 1 中黑色橫向線條），較少觀察到後設認知運作。接著從三類後設認知依序探討，首先後設認知知識，由於本次實驗結果未觀察到與執行者與團隊（K3）和執行地點（K4）相關之運作，故後續不針對這兩類分析。實驗參與者#1、#2、#4 於設計專案（K1）投入比例高於設計過程與策略（K2），參與者#3 則著重在設計過程與策略（K2）。後設認知監控方面，4 位參與者皆以具體發展監控（M1）為主，時序上無明顯趨勢；多元生成監控（M2）運作，參與者#2 與#4 於設計過程中後期有表現；參與者#1 與#3 則未觀察到多元生成監控（M2）運作；過程掌握（M3）表現多數參與者發生於設計中後期，僅參與者#2 於整個

設計過程中都有觀察到此類型。後設認知調節方面，參與者均以執行與延續行動（R1）運作較多，修改行動（R2）則零星出現。

## 4-2 使用生成式 AI 對應設計階段與後設認知

表 3 左半部「AI」欄位整理了參與者使用生成式 AI 總時長與各設計階段的時間佔比，其中參與者#1 使用生成式 AI 時間佔比超過整體時間的一半，為使用生成式 AI 比重最高的參與者，參與者#2 與#4 使用生成式 AI 時間佔比皆未超過整體時間的兩成，其中#4 使用生成式 AI 比重最低。搭配圖 1 中橘色線條部分可見使用生成式 AI 的使用時間與設計階段呈現一致對應，均以探索階段（Dc）時間佔比最高，其次為設計（Ds）和定義階段（Df），顯示多數使用生成式 AI 設計相關行為集中於探索階段（Dc）與設計階段（Ds）。從設計過程中 AI 使用的時間點可見，受測者均於設計過程前段（0-25%）開始使用生成式 AI 工具，且使用過程涉及階段轉換。到設計中段（25-75%），除參與者#1 仍密集使用生成式 AI，其餘受測者使用生成式 AI 時間破碎，使用過程多與探索階段（Dc）或設計階段（Ds）對應，到設計後段（75-100%）幾乎無使用生成式 AI，使用時機點僅限於特定情況且持續時間短，例如參與者#2 在繪製剖面圖時對產品結構不了解，透過詢問 AI 進行輔助：

「我在畫剖面圖，那時候問 ChatGPT 砂膠做的水壺壁厚大概多厚。我沒有概念所以想要問至少有個依靠。所以我就問 AI 然後參考它給我的厚度去做我砂膠的剖面。」（2-23）

進一步分析與使用生成式 AI 相關的後設認知運作（圖 1 中橘色圓點），在時序上使用生成式 AI 有關的後設認知大多為在總體設計過程的初期與後期，次數上實驗參與者#1 與#3 觀察到較高佔比後設認知運作與生成式 AI 相關，參與者#2 與#4 佔比則較低。關於設計階段對應關係，參與者使用生成式 AI 的後設認知多數與探索階段（Dc）與設計階段（Ds）兩個階段，以及兩者之間轉換有關。表 3 右半部「AI」欄位整理參與者各類後設認知運作佔比，首先與使用生成式 AI 有關的後設認知知識方面，實驗參與者#1、#4 以設計專案（K1）為主，參與者#2、#3 以設計過程與策略（K2）為主。後設認知監控方面，受測者均有表現具體發展監控（M1），且此類普遍佔比較其他兩類高，與「整體」欄位中的狀況一致。參與者#2、#4 各於設計過程中展現多元生成監控（M2），參與者#1 與#4 有在設計過程中展現過程掌握（M3）。後設認知調節方面，參與者均有表現數次執行與延續行動（R1）與修改行動（R2），且修改行動（R2）佔比皆達三成以上。

表 4 彙整參與者後設認知情境中（圖 1 中橘色圓點）設計行為歸納結果（例如：透過輸指令獲取靈感或是評估 AI 資料可行性等），並將這些情境以設計階段分類。由於圖 1 同一分鐘內僅能呈現主要的設計階段，表 4 歸納的設計階段分類結果，可能會與圖 1 對應的設計階段稍有落差，例如：參與者#4 於第 15 分鐘表現與使用生成式 AI 相關的後設認知運作且對應設計階段為定義階段（Df），如圖 1 所示，表 4 則將該情境（4-5）歸類在探索階段（Dc）。歸納結果可見使用生成式 AI 時所發生的後設認知只在探索階段（Dc）與設計階段（Ds），值得注意的是在定義階段（Df）並未觀察到與 AI 使用有關聯的後設認知運作。參與者在探索階段（Dc）產生的後設認知數量最多，其中參與者#2、#4 所涵蓋的後設認知僅出現在探索階段（Dc）。

表 5 彙整上述分析結果，分為「整體情況」與「使用生成式 AI」，前者是指整個執行設計過程狀況，後者則是特定指設計過程中有實際使用生成式 AI 工具（圖 1 橘線處）以及與使用 AI 相關的後設認知（圖 1 橘點處）。第 1 項為設計階段結果，第 2、3 項為設計階段與後設認知交互關係結果，第 4 到第 6 項為後設認知結果。

表 4. 後設認知與階段行為歸納表

設計階段	類別	任務行為	範例
探索 (Dc)	查資料	輸入指令	「希望ChatGPT繼續延伸相關的議題...我再問他一次，看能不能延伸更多內容...」 (3-3)
		修改／複製字詞	「我覺得關鍵字是錯的，再嘗試用新的關鍵字，複製其他的關鍵字...」 (1-2)
		檢視AI資料	「這邊設計有轉變，原本在想矽膠，看了ChatGPT給的資料，思考用一片矽膠到底可不可行...接著開始有浮球的想法。」 (2-8)
評估 資料	評估AI回覆		「如果加入智能的設計，單價會變高。再來有電的東西又碰水，覺得不太安全，也有點大材小用的感覺。」 (4-5)
		篩選AI資料	「ChatGPT幫我發散這些問題然後我再篩選...自己再發散一次可能未來會切入的議題。」 (3-4)
設計 (Ds)	解法 生成	檢視AI資料	「ChatGPT提供的資料說沒有辦法用視覺確認水位，水會滿出來或者裝太少...我思考使用情景再畫幾個小圖。」 (3-5)
		輸入指令	「ChatGPT直接生成盲人的水壺。原本沒看到關於水壺具體中間樣貌的圖片...所以讓AI來生成看看」 (1-13)
	圖像 生成	修改字詞	「AI生成的圖片有很多紋路，但我覺得這樣太多...馬上讓ChatGPT修正，紋理圖案不要那麼多，一種就好。」 (1-15)
		評估AI圖片	「覺得GPT提供的圖片成果很爛，回去看上面那一張，不是因為把手對ChatGPT造成影響...我又回去更上面那一張檢查...」 (1-20)

本研究團隊整理

表 5. 實驗分析結果

項目	結果	
	整體情況	使用生成式AI
1. 探索 (Dc) 與設計 (Ds) 時長高於定義 (Df) 參與者#1探索 (Dc) 時間佔比最高 參與者#2、#3、#4設計 (Ds) 時間佔比最高		集中於探索階段 (Dc) 與設計階段 (Ds)，以探索 (Dc) 時間佔比最高
2. 設計階段轉換、後設認知運作多集中於總設計過程之 25%至75%間		設計過程0%至25%間開始使用生成式AI工具，使用過程涉及階段轉換、持續使用時間長 25%後使用AI時間呈現分散，多與探索 (Dc) 或設計 (Ds) 對應
3. 後設認知常與階段轉換往往同時出現		後設認知常與探索 (Dc) 與設計 (Ds)，以及兩者間轉換對應 後設認知常發生於使用生成式AI期間的前段與後段
4. 「整體情況」與「生成式AI相關」後設認知知識運作佔比多半一致 參與者、#4設計專案 (K1) 為主 參與者#3設計過程與策略 (K2) 為主		#2整體情況以設計專案 (K1) 為主，生成式AI相關則以設計過程與策略 (K2) 為主
5. 後設認知監視以具體發展監控 (M1) 為主，在與使用AI工具有關的後設認知監視方面亦如此 其餘兩類多元生成監控 (M2)、後過程掌握 (M3) 則占比低且無明顯趨勢		
6. 後設認知調節以執行與延續行動 (R1) 運作為主		後設認知運作常伴隨後設認知調節，設計前段有修改行動 (R2) 出現

本研究團隊整理

## 五、結果與討論

### 5-1 生成式 AI 於設計過程扮演角色

表 5 第 1、2 項呈現生成式 AI 使用的時間點從設計過程前段（0-25%）開始且持續使用時間較長，顯示參與者在設計前期對 AI 工具的依賴（RQ1）。以使用 AI 工具時間佔比最高與最低的兩位參與者為例：參與者#1 查詢幾個「盲人水壺」案例後，利用生成式 AI 盤點水壺設計時須考量的要點，再以文字記錄關鍵字（第 0 到第 5 分鐘）；參與者#2 使用生成式 AI 廉集「盲人水壺」相關的初步想法，再開始查詢圖片案例（第 0 到第 3 分鐘）。可見參與者多半運用 AI 工具初步探索設計議題，再進行下一步行動。與設計過程中後段相比，參與者於設計前段使用生成式 AI 期間涉及較多階段轉換，亦凸顯 AI 工具在設計前段扮演的角色多元。

多數使用 AI 設計階段行為集中於探索階段（Dc）與設計階段（Ds），由於這兩階段皆需要高度發散，與生成式 AI 本身具備的特性「適合作為激發靈感及概念擴散的支援」有關，因此多被用於提供多元的資訊或快速生成圖文（Brisco et al., 2023; Cai et al., 2023; Davis et al., 2023; Haoran et al., 2023; Lee & Chiu, 2023）。相較之下，定義階段（Df）的使用頻率與時長均較短且零碎，可能與定義階段（Df）特質有關，「從眾多選項中歸納與作出抉擇」通常較仰賴設計者的經驗判斷與邏輯推理（Huang et al., 2023），此結果也與文獻呼應，生成式 AI 應用不應以在定義範疇內尋找解方為導向，而應被視為對需求的探索歷程（Pena et al., 2021; Saadi & Yang, 2023）。

綜合研究結果，生成式 AI 在快速設計任務中的使用時機主要集中於「設計前期」，並展現出明顯的「發散導向」特徵。此現象顯示，設計者普遍將生成式 AI 視為啟動專案與激發靈感的輔助工具，透過快速生成多樣化參考資訊，支持初期構想的展開與方向探索。隨著設計任務進入中後期，特別是面臨需倚賴專業知識或經驗判斷的決策情境時，生成式 AI 的使用頻率下降。此現象與 Fang 等人（2025）提出生成式 AI 與設計師的分工模式相符，可能歸因於當前 AI 工具在處理複雜設計判斷與情境理解上的能力有限，亦可能與設計者既有的工作習慣與信念有關，即在面對高複雜度設計抉擇時，傾向維持較高的自主性與控制權。

### 5-2 生成式 AI 與後設認知運作關係

表 5 第 3 項呈現與 AI 相關的後設認知對應設計階段與發生時機（RQ2），首先使用生成式 AI 的後設認知常發生於探索階段（Dc）與設計（階段）兩個階段，以及兩者之間轉換，對應後設認知頻率運作最高與最低的兩位參與者狀況，參與者陷入沒有想法的情況時，重新參考原本生成式 AI 提供的水壺圖片，受到「紋路」概念啟發，再操作 AI 工具生成盲人水壺圖片，建立自身對於水壺型態的想像（第 25 到第 26 分鐘）；參與者#2 繪製片狀矽膠水壺的概念後，利用生成式 AI 評估此概念的可行性，隨後認為原有概念不可行，轉而發展另一個由 AI 工具提供的浮球概念（第 16 到第 20 分鐘）。可見參與者在取得 AI 生成之構想或評估成果後，很快地發現新問題或靈感，再度返回探索階段（Dc）查詢更多可能性，或立即投入設計階段（Ds）進行整合或發展新想法。值得一提的是，不論在「整體情況」或「與 AI 相關特定情況」中，參與者#3 後設認知與設計階段轉換的對應關係都不明顯，該名參與者表示自己將生成式 AI 定位在探索議題的工具，執行設計時運用生成式 AI 來掌握設計任務或主題，但在繪製草圖發展構想時，少應用於生成圖像。參與者#3 過去運用 AI 工具輔助執行設計專案或任務的次數（5-10 次）亦少於其他參與者（超過 10 次），推測其自身對於生成式 AI 的定位以及使用經驗差異，是造成參與者#3 與其他參與者呈現狀況不一致的原因。

整體來看，多數參與者展現 AI 相關後設認知與階段轉換的關係，暗示使用生成式 AI 帶來的資訊與生成結果，能刺激參與者快速修改並再度測試或發想，而形成「高頻迭代」的設計模式。這樣的互動模式凸顯生成式 AI 介入在「發散-收斂」循環裡所扮演動態推動作用，強調設計過程並非靜態線性，而是隨生成結果不斷更新與回饋。設計本質上是一個迭代且共演化的過程，不斷在問題空間與解法空間中協商（Dorst & Cross, 2001）。傳統上，雙鑽石模型在每個鑽石中都涉及發散與聚合思維，但由於設計過程的高成本與工作負荷，頻繁在兩個鑽石間切換常常受到抑制（Design Council, 2005）。面對模糊需求時，設計概念往往不會立刻明確，導致設計需求與概念之間出現分離。生成式 AI 的介入能夠加速整體設計過程（Davis et al., 2024; Zhou, Zhang, & Yu, 2025），本研究認為，這在定義需求與設計概念間尤其明顯，提高反覆迭代的密度，對成果品質的提升或縮短設計時程皆有所助益。

接著關於發生時機，與 AI 相關的後設認知多發生於開始使用生成式 AI 與使用結束後（圖 1 中橘色線段之端點處）。參與者開始使用生成式 AI 前，必須對過去的經驗或已完成的事項進行檢視，決定「開始使用生成式 AI」，而在取得 AI 所提供之資訊後，開始回顧與檢視這些成果，由此可見生成式 AI 的使用而驅動設計行為。進一步探究使用生成式 AI 相關的後設認知運作（表 5 第 4、5 項），監控多為具體發展監控（M1），且有調節行為（R1 或 R2），對應表 4 歸納結果發現後設認知的時機與「評估」、「篩選」等收斂行為有關。這樣的結果與前一節的討論「當前生成式 AI 在設計過程中的使用常與靈感激發、概念拓展等發散過程有關」看似大相逕庭，實則與後設認知的本質息息相關。後設認知的主要概念是「個體有意識的對自身認知過程的理解、監控或調整行為」（Flavell, 1976），對自己已完成事項的主動反思，當參與者在運用 AI 廣泛頻繁生成選項後，必然需要評估、篩選 AI 工具提供的資訊，進而檢視先前獲取資訊的方式。因此，生成式 AI 協助發散的同時，無形中創造更多後設認知監控甚至調節，觸發與收斂行為相關的後設認知機會。

綜合前述的討論，單就數據與圖表來看，使用生成式 AI 並未明顯促進後設認知運作。然而，生成式 AI 的使用在設計初期與發散行為上密切相關，以及促進特定階段轉換的高頻迭代模式。換言之，生成式 AI 使用在本質上不會增強或促進設計師的後設認知，因後設認知的運用仍仰賴參與者主動或有意識地反思、評估與調節其設計策略，而非被動接收 AI 所提供的資訊，但生成式 AI 可以提供反思契機與內容，是後設認知的觸發點，扮演「驅動設計行為」以及「創造反思機會」的角色。

## 六、結論

本研究旨在探討在快速設計任務中，使用生成式 AI 輔助設計過程與後設認知間之關聯，研究採用質性個案研究法執行，從 4 位綜合型大學碩士生參與者的表現中歸納設計過程與後設認知運作的情況下 AI 扮演的角色。

首先，生成式 AI 使用時機的主要特色是「設計前期」與「發散導向」，主要出現在探索階段（Dc）及設計階段（Ds）。於專案執行之初，設計者傾向將生成式 AI 作為發想與推動設計的重要輔助工具。隨著設計逐步推進，尤其在需要專業知識或經驗判斷的環節中，設計者仍保有較高的自主性，此時 AI 所扮演的角色相對有限。從後設認知運作的角度觀察，生成式 AI 在協助發散思考的同時，無形中促發更多的後設認知監控，進而觸發與收斂行為相關的後設認知機會。AI 工具所提供的資訊與生成結果亦能激發設計者進行快速修改與再測試，形成一種「高頻迭代」的設計模式，對於提升成果品質與縮短設計時程皆具有潛在效益。整體而言，生成式 AI 本質上未必直接增強設計者的後設認知能力，但其介入確實能提供

反思的內容與契機，扮演「驅動設計行為」與「創造反思機會」的角色。

本研究雖有所發現，但仍存在一些限制，有待未來研究持續深入探討。首先，雖然快速設計任務為設計研究中常見的方法之一，能有效呈現參與者的即時反應與策略運用，其所反映的行為模式可能與真實場域中有所差異，例如在一個學期的設計專案課程中，生成式 AI 的應用方式與後設認知歷程，可能在質與量上均有不同。其次，本研究以設計相關科系學生為研究對象，其行為特徵與認知歷程可能與專家設計師有所不同。考量專家與新手在問題建構、策略選擇與反思歷程上的差異，若能進一步探討專家設計師如何運用生成式 AI 及其對應的後設認知機制，將有助於設計教育與理論的延伸。此外，本研究未完整揭露受測者使用的軟硬體規格與 ChatGPT 版本，可能影響解釋的完整性；另因未設置前測，參與者差異主要依據既有經驗與自我敘述進行解釋，建議未來研究可考慮納入標準化測驗或前測設計，以更系統化地掌握參與者起點狀態，進而提升研究結果的有效性與普遍性。最後，本研究採用質性個案研究法，透過系統性編碼分析理解設計歷程中的後設認知運作。然而，後設認知亦可透過其他工具與量表進行量化測量，未來研究可考慮擴大樣本數，結合質性與量化方法進行驗證，以提升研究結果的廣泛性與應用價值。

## 致謝

本研究承蒙台灣國家科學與技術委員會支持（項目編號：NSTC 112-2410-H-006-063-MY2），亦衷心感謝審查委員建議與指導，以及實驗參與者和本研究團隊所有成員對本研究的幫助。

## 參考文獻

1. Ball, L. J., & Christensen, B. T. (2019). Advancing an understanding of design cognition and design metacognition: Progress and prospects. *Design Studies*, 65, 35-59.
2. Ball, L. J., Lambell, N. J., Reed, S. E., & Reid, F. J. (2001). The exploration of solution options in design: A 'naturalistic decision making' perspective. In P. Lloyd, H. Christiaans (Eds.), *Design in context: Proceedings of the fifth design thinking research symposium* (pp. 79-93). Delft: Delft University Press.
3. Ball, L. J., & Ormerod, T. C. (1995). Structured and opportunistic processing in design: A critical discussion. *International Journal of Human-Computer Studies*, 43(1), 131-151.
4. Brisco, R., Hay, L., & Dhami, S. (2023). Exploring the role of text-to-image AI in concept generation. In K. Otto, B. Eisenbart, C. Eckert, B. Eynard, D. Krause, J. Oehmen, & N. Troussier (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Engineering Design (ICED23)*(pp. 1835-1844). Bordeaux: Cambridge University Press. DOI:10.1017/pds.2023.184
5. Brown, A. L. (1987). Metacognition, executive control, self-regulation, and other more mysterious mechanisms. In F. E. Weinert & R. Kluwe (Eds.), *Metacognition, motivation, and understanding* (pp. 65-116). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
6. Brown, A. L. (1978). Knowing when, where, and how to remember; A problem of metacognition. In R. Glaser (Ed.), *Advances in instructional psychology* (Vol. 1, pp. 77-165). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

7. Cai, A., Rick, S. R., Heyman, J. L., Zhang, Y., Filipowicz, A., Hong, M., Klenk, M., & Malone, T. (2023). DesignAID: Using generative AI and semantic diversity for design inspiration. Proceedings of *The ACM Collective Intelligence Conference*. (pp. 1-11). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3582269.3615596>
8. Chandrasekera, T., Hosseini, Z., & Perera, U. (2024). Can artificial intelligence support creativity in early design processes? *International Journal of Architectural Computing*, 23(1), 122-136. <https://doi.org/10.1177/14780771241254>
9. Chen, H. J., Chen, Y. T., & Yang, C. H. (2022). Behaviors of novice and expert designers in the design process: From discovery to design. *International Journal of Design*, 16(3), 59-76. Retrieved from <https://www.ijdesign.org/index.php/IJDesign/article/view/4194/1006>
10. Chiou, L.-Y., Hung, P.-K., Liang, R.-H., & Wang, C.-T. (2023). Designing with AI: An exploration of co-ideation with image generators. In D. Byrne, N. Martelaro, A. Boucher, D. Chatting, S. F. Alaoui, S. Fox, I. Nicenboim, & C. MacArthur (Eds.), *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference* (pp. 1941-1954). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3563657.359600>
11. Davis, R. L., Wambsganss, T., Jiang, W., Kim, K. G., Käser, T., & Dillenbourg, P. (2023). Fashioning the future: Unlocking the creative potential of deep generative models for design space exploration. In A. Schmidt, K. Väänänen, T. Goyal, & P. O. Kristensson, A. Peters (Eds.), *Proceedings of CHI EA '23: Extended Abstracts of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-9). Hamburg: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3544549.3585644>
12. Davis, R. L., Wambsganss, T., Jiang, W., Kim, K. G., Käser, T., & Dillenbourg, P. (2024). Fashioning creative expertise with generative AI: Graphical interfaces for GAN-based design space exploration better support ideation than text prompts for diffusion models. In F. F. Mueller, P. Kyburz, J. R. Williamson, C. Sas, M. L. Wilson, P. T. Dugas, & I. Shklovski (Eds.), *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Association for Computing Machinery. (pp. 1-26). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3613904.3642908>
13. Design Council. (2005). The “Double Diamond” design process model. *Design Council*. Retrieved from <https://www.designcouncil.org.uk/our-resources/the-double-diamond/>
14. Dorst, K., & Cross, N. (2001). Creativity in the design process: Co-evolution of problem–solution. *Design Studies*, 22(5), 425-437.
15. Ericsson, K. A., & Simon, H. A. (1984). *Protocol analysis: Verbal reports as data*. Cambridge, MA: The MIT Press.
16. 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>
17. Flavell, J. H. (1976). Metacognitive aspects of problem solving. In L. B. Resnick (Ed.), *The nature of Intelligence* (pp. 231-236). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
18. Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive–developmental inquiry. *American Psychologist*, 34(10), 906-911.
19. Flavell, J. H. (1981). Cognitive monitoring. In I. W. P. Dickson (Ed.), *Children's oral communication skills*

- (pp. 35-60). Cambridge, MA: Academic Press.
20. Gero, J. S., & McNeill, T. (1998). An approach to the analysis of design protocols. *Design Studies*, 19(1), 21-61.
  21. Green, S., Southee, D., & Boult, J. (2014). Towards a design process ontology. *The Design Journal*, 17(4), 515-537.
  22. Haoran, X., Shuyao, C., & Zhang, Y. (2023). Magical brush: A symbol-based modern Chinese painting system for novices. In A. Schmidt, K. Väänänen, T. Goyal, P. O. Kristensson, A. Peters, S. Mueller, J. R. Williamson, & M. L. Wilson (Eds.), *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-14). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581429>
  23. Ho, C.-H. (2001). Some phenomena of problem decomposition strategy for design thinking: Differences between novices and experts. *Design Studies*, 22(1), 27-45.
  24. Howard, T. J., Culley, S. J., & Dekoninck, E. (2008). Describing the creative design process by the integration of engineering design and cognitive psychology literature. *Design Studies*, 29(2), 160-180.
  25. Hwang, A. H.-C. (2022). Too late to be creative? AI-empowered tools in creative processes. CHI conference on human factors in computing systems extended abstracts. In *Proceedings of the Extended Abstracts of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-9). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3491101.3503549>
  26. Huang, Z., Quan, K., Chan, J., & MacNeil, S. (2023). CausalMapper: Challenging designers to think in systems with causal maps and large language model. In *Proceedings of the 15th Conference on Creativity and Cognition*. (pp. 235-239). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3591196.3596818>
  27. Kahn, P. H., Kanda, T., Ishiguro, H., Gill, B. T., Shen, S., Ruckert, J. H., & Gary, H. E. (2016). Human creativity can be facilitated through interacting with a social robot. In *Proceedings of 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction* (pp. 173-180). Christchurch: IEEE Apress. <https://doi.org/10.1109/HRI.2016.7451749>
  28. Kavousi, S., Miller, P. A., & Alexander, P. A. (2020a). Modeling metacognition in design thinking and design making. *International Journal of Technology and Design Education*, 30(1), 709-735. <https://doi.org/10.1007/s10798-019-09521-9>
  29. Kavousi, S., Miller, P. A., & Alexander, P. A. (2020b). The role of metacognition in the first-year design lab. *Educational Technology Research and Development*, 68, 3471-3494.
  30. Kim, J., & Ryu, H. (2014). A design thinking rationality framework: Framing and solving design problems in early concept generation. *Human-Computer Interaction*, 29(5-6), 516-553.
  31. Ku, S. Y., & Morgan, M. (2006). Technology from a metacognitive perspective in studio settings in the higher education sector. In *Proceedings of 2006 7th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training* (pp. 490-498). Ultimo: IEEE Apress. <https://doi.org/10.1109/ITHET.2006.339801>
  32. Lee, Y.-H., & Chiu, C.-Y. (2023). The impact of AI text-to-image generator on product styling design. *Proceedings of International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 502-515). Switzerland: Springer Nature. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-35132-7\\_38](https://doi.org/10.1007/978-3-031-35132-7_38)

33. Lloyd, P., & Scott, P. (1995). Difference in similarity: Interpreting the architectural design process. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 22(4), 383-406.
34. Mitchell, W. J. (1990). *The logic of architecture: Design, computation, and cognition*. Cambridge. MIT Press.
35. Nelson, T. O., & Narens, L. (1990). Metamemory: A theoretical framework and new findings. In G. Bower (Ed.), *The psychology of learning and motivation: Advances in research and theory* (pp. 125-173). Cambridge, MA: Academic Press.
36. Nelson, T. O., & Narens, L. (1994). Why investigate metacognition. In J. Metcalfe & A. P. Shimamura (Eds.), *Metacognition: Knowing about knowing* (pp. 1-25). Cambridge, MA: The MIT Press.
37. Pena, M. L. C., Carballal, A., Rodríguez-Fernández, N., Santos, I., & Romero, J. (2021). Artificial intelligence applied to conceptual design. A review of its use in architecture. *Automation in Construction*, 124, 103550 <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103550>
38. Pennefather, P. P. (2023). *Creative prototyping with generative AI: Augmenting creative workflows with generative AI*. New York, NY: Apress.
39. Pintrich, P. R., Wolters, C. A., & Baxter, G. P. (2000). 2. Assessing metacognition and self-regulated learning. In G. Schraw & J. C. Impara. (Eds.), *Issues in the measurement of metacognition* (pp. 44-97). Lincoln, NE: Buros Institute of Mental Measurements.
40. Saadi, J. I., & Yang, M. C. (2023). Generative design: Reframing the role of the designer in early-stage design process. *Journal of Mechanical Design*, 145(4). 041411 <https://doi.org/10.1115/1.4056799>
41. Schön, D. A. (1983). *The reflective practitioner: How professionals think in action*. London: Temple Smith.
42. Shi, Y., Gao, T., Jiao, X., & Cao, N. (2023). Understanding design collaboration between designers and artificial intelligence: A systematic literature review. In J. Nichols (Eds.), *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(CSCW2), (pp. 1-35). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3610217>
43. Suwa, M., & Tversky, B. (1997). What do architects and students perceive in their design sketches? A protocol analysis. *Design Studies*, 18(4), 385-403.
44. Van Den Haak, M., de Jong, M., & Jan Schellens, P. (2003). Retrospective vs. concurrent think-aloud protocols: Testing the usability of an online library catalogue. *Behaviour & Information Technology*, 22(5), 339-351.
45. von Thienen, J. P., Weinstein, T. J., & Meinel, C. (2023). Creative metacognition in design thinking: Exploring theories, educational practices, and their implications for measurement. *Frontiers in Psychology*, 14, 115700101. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1157001>
46. Wadinambiarachchi, S., Kelly, R. M., Pareek, S., Zhou, Q., & Velloso, E. (2024). The effects of generative AI on design fixation and divergent thinking. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-18). New York, NY: Association for Computing Machinery.
47. Waidelich, L., Richter, A., Kölmel, B., & Bulander, R. (2018). Design thinking process model review. In *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)* (pp. 1-9). Stuttgart: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICE.2018.8436281>
48. Zhou, C., Zhang, X., & Yu, C. (2025). How does AI promote design iteration? The optimal time to integrate AI into the design process. *Journal of Engineering Design*, 36(11) , 1904-1931. <https://doi.org/10.1080/09544828.2023.2290915>

49. 陳慧霞、游萬來 (2008)。平面設計過程中使用傳統工具與電腦工具的草圖行為研究。《設計學報》，11(4)，113-135。
- Chen, H. H., & You, M. L. (2008). Comparison of sketching activities with traditional and digital tools in graphic design. *Journal of Design*, 11(4), 113-135. [in Chinese, semantic translation]
50. 楊佳翰、陳璽任 (2022)。從設計本質看設計流程的重塑與設計工具的再開發。載於劉世南 (編)，《設計與科技-跨域整合驅動創新的研究與實踐》(頁 52-71)。台北市：財團法人台灣設計研究院。
- Yang, C.-H., & Chen, H.-J. (2022). Rethinking design processes and redeveloping design tools from the essence of design. In S. N. Liu (Ed.), *Design and technology: Research and practice on interdisciplinary integration driving innovation* (pp. 52-71). Taipei: Taiwan Design Research Institute. [in Chinese, semantic translation]

# Metacognitive Processes in Generative AI-Supported Rapid Design Tasks

Chen Hsi Jen\* Chen Yu Chen\*\* Lin Ya Feng\*\*\* Yang Chia Han\*\*\*\*

Department of Industrial Design, National Cheng Kung University

\* hsijen\_chen@mail.ncku.edu.tw

\*\* duck810825@gmail.com

\*\*\* yafenglin900224@gmail.com

\*\*\*\* Institute of Creative Industry Design, National Cheng Kung University

chyang@ncku.edu.tw

## Abstract

As generative artificial intelligence (GAI) becomes increasingly integrated into design practices, the dynamics between designers and tools are evolving—particularly in ways that increase the complexity of cognitive strategies and reflective processes. This study aims to investigate the metacognitive behaviors and strategic adjustments exhibited by designers during generative AI-supported rapid design processes. Adopting a qualitative case study approach, the study recruited four graduate students from the Department of Industrial Design at a comprehensive university in Taiwan. Each participant used generative AI tools to complete a rapid design task lasting approximately 1-1.5 hours. Following the task, retrospective think-aloud interviews were conducted to elicit participants' design reasoning and reflective thought. Coding and analysis were performed on verbatim transcripts using a scheme comprising two dimensions: (1) Design Stages—discover (Dc), define, and design (Ds); and (2) Metacognition of Design—metacognitive knowledge, metacognitive monitoring, and metacognitive regulation. Findings revealed that generative AI was primarily applied during the discover and design stages, supporting pre-design and divergence-oriented tasks. In addition, the AI tools facilitated frequent cycles of reflection and adaptation, forming what can be described as a “high-frequency iteration” pattern. This pattern offers potential benefits for enhancing output quality and shortening design cycles, with AI playing the roles of driving design behavior and creating opportunities for reflection. The study highlights AI's dual function as a catalyst for design action and a source of reflective opportunities.

**Keywords:** Generative Artificial Intelligent (GAI), Design Process, Metacognition, Rapid Design Task.