

生成式人工智慧對設計師於設計思考中 發散與收斂過程之影響

邱渝涵* 陳圳卿**

* 國立臺北科技大學設計學院

simiwis@outlook.com

** 國立臺北科技大學互動設計系

cceugene@ntut.edu.tw

摘要

設計思考過程中，發散思考與收斂思考是推動創新過程的核心要素，前者負責探索多元創意可能性，後者則篩選並深化最具價值的解決方案。生成式人工智慧（generative artificial intelligence, GAI）透過機器學習，並以自然語言與人類互動，生成文本或圖像內容，能為創造性思考提供嶄新的輔助方式。現有研究多關注生成式 AI 在發散思考的應用，對其在收斂思考中的影響仍缺乏系統性探討。本研究以設計思考模型為理論框架，藉由工作坊中文字類與圖像類生成式 AI 的操作，探討設計師在構思產出、篩選與協作模式上於不同設計階段的差異。研究結果顯示，生成式 AI 在定義以及發展階段中，並未提升設計師的構思數量；但在交付階段中，AI 的操作能有效增強概念的精煉，並為最終設計方案提供有力的支持。未來研究可進一步探討如何在發散階段引入 AI 收斂輔助機制，並追蹤新一代生成式 AI 在不同設計情境下的潛在應用與影響，以實現兼顧創意多元與概念精煉的最佳平衡，促進人機協作於設計思考中的有效應用。

關鍵詞：生成式人工智慧、AI 人機互動、設計思考、發散思考、收斂思考

論文引用：邱渝涵、陳圳卿（2025）。生成式人工智慧對設計師於設計思考中發散與收斂過程之影響。

設計學報，30（4），1-20。

一、前言

發散思考（divergent thinking）與收斂思考（convergent thinking）是推動創新過程的兩大核心，對創造性思考影響甚鉅。生成式人工智慧（generative artificial intelligence, GAI，以下簡稱生成式 AI）透過學習大量數據，能讓人類以自然語言與其溝通，並依照人類的要求生成文本、圖像等內容。生成式 AI 應用於創造性任務的潛力正在不斷增長（Alcaide-Marzal & Diego-Mas, 2025; Eisenreich, Just, Gimenez-Jimenez,

& Fuller, 2024)，然而這項技術如何融入設計思考過程、對設計師的創造性思考有何影響，仍是一個值得深入探討的問題。

設計思考過程涵蓋發散與收斂思考，目前的研究已探究了生成式 AI 在發散思考任務中的能力，發現生成式 AI 的發散思考能力雖然較一般人為佳，但對高度創意人才的助益有限(Guzik, Byrge, & Gilde, 2023; Haase & Hanel, 2023; Habib, Vogel, Anli, & Thorne, 2024; Koivisto & Grassini, 2023)。而 Brown 等人(2024)的研究則指出，生成式設計(generative design)與學生參與者的收斂思考能力呈現顯著相關，但與發散思考能力則無明顯關聯。這些發現突顯出當前研究需要更深入理解生成式 AI 在發散思考與收斂思考不同階段的應用價值。此外，目前的研究多以學生或非特定身分的參與者為主要對象，缺乏針對具備專業設計經驗的實務工作者進行系統性分析，這限制了研究結果對生成式 AI 在專業設計實務中的外在效度。

目前常見的生成式 AI，依輸出形式可區分為文字類與圖像類。視覺創造力主要依賴視覺重構能力，而語文創造力雖然與詞彙量和理解力相關，但也會被視覺空間工作記憶(visuospatial working memory)影響(Lu et al., 2022; Palmiero, Nakatani, Raver, Belardinelli, & Leeuwen, 2010)，不同形式的 AI 工具在協助創意發想時，可能透過不同認知機制介入，進而產生不同輔助效果。

基於上述研究背景與缺口，本研究藉由專業設計師參與設計思考工作坊的操作，導入整合文字類(ChatGPT-3.5)及圖像類生成式 AI(Midjourney、Niji)做為工具，探討不同的 AI 協作工作模式對設計師產出的影響。研究目的如下：(1) 探索不同發想形式的生成式 AI(文字類與圖像類)於設計思考不同階段中於激發創新想法與篩選最佳解決方案過程中的作用。(2) 利用鏈結表記了解生成式 AI 融入設計思考流程中的輔助角色，探討生成式 AI 如何促進人機協作，識別其對設計師創意產出的價值，並提出改善生成式 AI 輔助設計流程的建議。

二、文獻探討

設計思考是一種迭代過程，其核心在於從使用者的角度出發，透過創造性的策略來尋找和實現創新的解決方案。做為一種以人為中心的創新方法，其強調同理心、合作與實驗的重要性，促進發展從使用者角度出發的解決方案。設計思考過程中需要發散與收斂思考的交替使用，而生成式 AI 憑藉其強大的數據處理能力，提供了一種新的方式來擴展人類的創造潛力。

2-1 創造性思考中的發散與收斂

創造性思考(Creative Thinking)的核心認知歷程主要包含發散思考與收斂思考兩種模式。發散思考指的是能夠從一個刺激點產生多種可能的答案，這種思考方式強調流暢性(fluency)、變通性(flexibility)、原創性(originality)和精密性(elaboration)(Guilford, 1950, 1956, 1967)，適用於產生創新想法和解決開放式問題。相對地，收斂思考關注於從多個選項中找到最適合的解答，更注重邏輯、分析和精確性，通常用於解決有特定答案的問題。創造性不僅是生成新穎想法的能力，還包括使用這些想法解決實際問題的能力。Mumford(2001)重新檢視了 Guilford 的研究，並提出創造性問題解決過程中的兩種關鍵能力：「早期循環能力(early cycle capacities)」與「後期循環能力(late cycle capacities)」。早期循環能力與創意生成相關，包括問題建構、知識重組及新關係探索等認知過程。後期循環能力則專注於創意的評估與實施，涉及概念遠見、問題敏感性及再定義能力等，評估和實施被視為一個動態過程，既需要發散思考，也需要收斂思考。

後續研究也驗證了發散思考與收斂思考在創造性思考中為並存關係，且兩者間有著互補作用，其協同作用有助於解決複雜問題，透過生成多樣化的概念並以邏輯分析篩選最佳方案（Brophy, 2001; Goldschmidt, 2016; Webb, Little, Cropper, & Roze, 2017）。Wang 等人（2023）的研究進一步指出，發散思考主要直接促進創意生成，而收斂思考則透過提升技術熟練度來支持創意的實現，驗證這兩種思考模式在創意過程中的互補作用。發散思考與收斂思考並非獨立運作，而是相輔相成的過程。發散思考擴展可能性，提供多樣化的創意，而收斂思考則幫助篩選、精煉與實施最佳方案，因此在創意發展與設計應用中，應靈活切換發散與收斂思考。

2-2 設計思考流程與模型

設計思考是一種強調創新與問題解決的策略。在設計實務中，不同機構提出了多種設計思考框架，包括史丹佛大學 d-school 的五階段模型，以及英國設計委員會（Design Council）推行的雙鑽石模型（double-diamond model）等。雙鑽石模型分為四個階段：「探索（discover）」、「定義（define）」、「發展（develop）」、「交付（deliver）」，特點是強調發散與收斂思考的交替結構，清晰定義出界定問題與建構解決方案的過程（Design Council, 2005）。為回應創新需求，英國設計委員會持續改進與擴展，發展出「創新框架（Framework for Innovation）」，基於雙鑽石模型添加迭代箭頭，提醒創新者回到源頭進行重新檢視，提高流程的靈活性（Design Council, 2019），隨後也進一步發展「系統性設計框架（Systemic Design Framework）」（Design Council, 2021）。

然而，近年來數位設計以及 AI 技術的發展，使雙鑽石模型的線性結構可能難以應對當前設計環境（Design Council, 2023）。隨著技術與數據驅動的發展，未來設計思考過程需具備更高的靈活性與適應性。此外，當設計思考被簡化為一組工具與流程時，容易忽略其深層次的原則與創造性本質，並忽視各設計領域的專業差異與制度脈絡（Auernhammer & Roth, 2021; Cai, Lin, & Zhang, 2023; Dorst, 2011; Johansson-Sköldberg, Woodilla, & Çetinkaya, 2013; Kimbell, 2011），以及過度依賴標準流程，難以適應快速變動的挑戰（Laursen & Haase, 2019）。

2-3 生成式 AI 的創造性思考能力及其對發散與收斂思考的影響

生成式 AI 是否具備創造力，及其對人類創造力的影響，一直是研究者們關注的議題。相關研究顯示，OpenAI 的 GPT-3 和 GPT-4 模型在替代用途測試（Alternative Uses Test, AUT）中的平均語義距離分數超過了一般人類參與者，但其最高分數未能超越人類的頂尖分數（Haase & Hanel, 2023; Koivisto & Grassini, 2023）。Hubert、Awa 和 Zabelina（2024）的研究結果顯示，在替代用途測試、後果作業（Consequences Task, CT）和發散聯想測驗（Divergent Association Task, DAT）中，於相同回應數量的條件下，GPT-4 的原創性與精密性均優於人類受試者。然而，研究也指出 AI 在思考變通性與類別多樣性方面不如人類，且需要依賴人類的提示與介入。雖然生成式 AI 在提升個體創造力方面展現正面影響，但是對集體創造力的影響則不然。Doshi 與 Hauser（2024）的研究指出，使用生成式 AI 生成的故事雖然評價較高，彼此間卻更為相似，顯示 AI 雖能提升個體創造力，然而可能降低集體創意的新穎性，導致創意結果趨於同質化。

人機協作也有不同的分工方式，Saadi 與 Yang（2023）指出，在生成式設計中，AI 作為輔助工具，能夠根據設計師設定的目標、參數與約束條件，快速產生設計變體，提高設計探索的效率。而設計師仍掌握決策主導權，負責輸入設定、評估 AI 生成結果，並進一步改善設計，以確保最終方案符合特定需求與創意標準。Tan 與 Luhrs（2024）則探討了圖像類生成式 AI（Midjourney）在建築設計中的應用，並發現 AI 融入設計思考過程中能使發散與收斂互補：當設計師進行發散思考時，AI 能協助進行收斂詮釋，

將多元的想法統整為具體的視覺呈現；相對地，當設計師進行收斂思考時，AI 則能提供發散詮釋，為特定的設計方向產生多樣的可能性。這種人機協作模式不僅減輕了設計師在不同思考模式間切換的認知負荷（cognitive load），且更能維持思考的流暢性。

語言（verbal）創造力與視覺空間（visuospatial）創造力雖同屬創造性思考的表現，但其認知歷程與思考資源明顯不同。語言創造力偏重語詞聯想與語義重組，適用於故事生成、用途發想等語言任務；而視覺空間創造力則依賴圖像構思與空間想像，常見於草圖構圖、形狀創造等任務（Chen et al., 2019; Gao et al., 2023）。不同類型的研究對文字類或圖像類 AI 的選擇亦有所差別，在探討生成式 AI 對創造力的影響時，將文字與圖像型 AI 分開討論，有助於釐清不同 AI 介面如何介入人類思維，並可能啟動不同類型的創造性歷程。

綜合目前研究可知，生成式 AI 在發散思考能力上優於大多數人類，但仍不及最具創造力的個體。此外，AI 能顯著提升創造力較低使用者的表現，但對於創造力本就較高的專業人士，其增強效果仍有限。當前設計師的應用方式有讓 AI 在早期設計階段快速產生設計變體，以及與設計師在發散與收斂過程中互補的作用。而語言與圖像創造力具有本質上的差異性，應將文字類與圖像類生成式 AI 分別探討，以揭示兩種 AI 在創造性思考歷程中的互補特性與潛在差異。

三、研究方法

本研究規劃透過文字類生成式 AI（GPT-3.5）與圖像類生成式 AI（Midjourney 與 Niji）於設計思考工作坊的操作，探討設計師與其在 AI 協作上的差異。由於設計思考雙鑽石模型能清晰呈現發散與收斂思考的交替邏輯，本研究以其做為操作的框架，將生成式 AI 融入到設計師小組的設計思考過程中，並將參與者分為「人類小組」與「人機小組」兩種協作類型，透過「文字」與「圖像」的發想形式，針對「未來的城市微移動交通」與「未來『智造』工廠」兩個題目來進行設計實作。在兩個題目中，前者與參與者的日常生活關聯較高，後者則相對較低，藉此平衡不同題目熟悉度對創意構思與問題解決過程可能產生的影響。最後透過分析設計師參與者在不同組合下產出的構思，深入了解不同生成式 AI 工具對具備較高創造潛力之設計師於設計思考過程中發散和收斂階段的構思產出、篩選以及協作過程。

3-1 實驗設計

本研究規劃了三日（三個週末）的工作坊。第一日為實驗開始前準備，參與者參加一系列說明和教學活動，以確保每位參與者都熟悉生成式 AI 的使用方式。此外，每位參與者皆進行陶倫斯創造力測驗-成人適用精簡版（Abbreviated Torrance Test for Adults, ATTA），以評估所有參與者的創造潛力是否符合研究需求。接著於次週日的工作坊正式進行前兩場實驗，於第三個週日進行後兩場實驗。所有參與者分別在使用及不使用兩種不同生成式 AI 助理的情況下，輪流操作兩個不同的設計題目。

基於多組參與者與實驗變量的複雜性，本研究藉由拉丁方格排列與安排不同的實驗組與階段，以確保實驗條件的均衡性與平衡學習效應與疲勞效應，並避免題目對特定構思方式造成偏差。以下說明各小組的任務操作方式，實驗變項之分組與任務安排如表1：

1. 人類小組（文字類 AI）：參與者直接在便利貼上寫出構思，完成後與小組成員交流。
2. 人類小組（圖像類 AI）：參與者直接在便利貼上畫出構思，完成後與小組成員交流。

3. 人機小組（文字類 AI）：參與者利用數位裝置與 AI 共思後，在便利貼上寫出 AI 提供的或是自己的構思，完成後使用群組頻道（Discord）與小組成員交流。
4. 人機小組（圖像類 AI）：參與者可直接繪製構思並請 AI 協助，或先與 AI 共思後生成圖像，完成後使用群組頻道（Discord）與小組成員交流。

表 1. 設計思考工作坊實驗分組與任務安排

任務		第一群（A~E組）	第二群（F~J組）	第三群（K~O組）	第四群（P~T組）
Day 1上午	微移動	人機×文字	人機×圖像	人類×文字	人類×圖像
Day 1下午	智造工廠	人類×圖像	人類×文字	人機×圖像	人機×文字
Day 2上午	智造工廠	人機×圖像	人機×文字	人類×圖像	人類×文字
Day 2下午	微移動	人類×文字	人類×圖像	人機×文字	人機×圖像

工作坊進行期間，研究員全程進行現場觀察和錄影，並關注參與者如何互動、使用 AI 工具，以及進行發想的過程。所有參與者在工作坊的過程中，都將他們的構思以數位或紙質形式記錄下來；而在人機小組中，此過程包括參與者與在 Discord 平台記錄所有與生成式 AI 工具的互動，如指令輸入、AI 的回應以及參與者對這些互動的回饋等。

於小組交流階段，參與者互相分享自己的構思，並將便利貼分類後黏貼在海報紙上。除了 Discord 中保存的對話紀錄之外，參與者在發想的同時必須依指示使用黃色、紫色、綠色等不同顏色的便利貼來區分構思產生的階段（如圖1），以對應到設計思考雙鑽石模型的結構上。每張便利貼上都事先註記參與者的編號，以便後續分析時區別構思來源。本研究於探索的階段由主持人開啟，定義、發展到交付的三個階段則由設計師小組以及與 AI 協作的人機小組來進行，藉此了解 AI 在不同階段帶給設計師的影響。

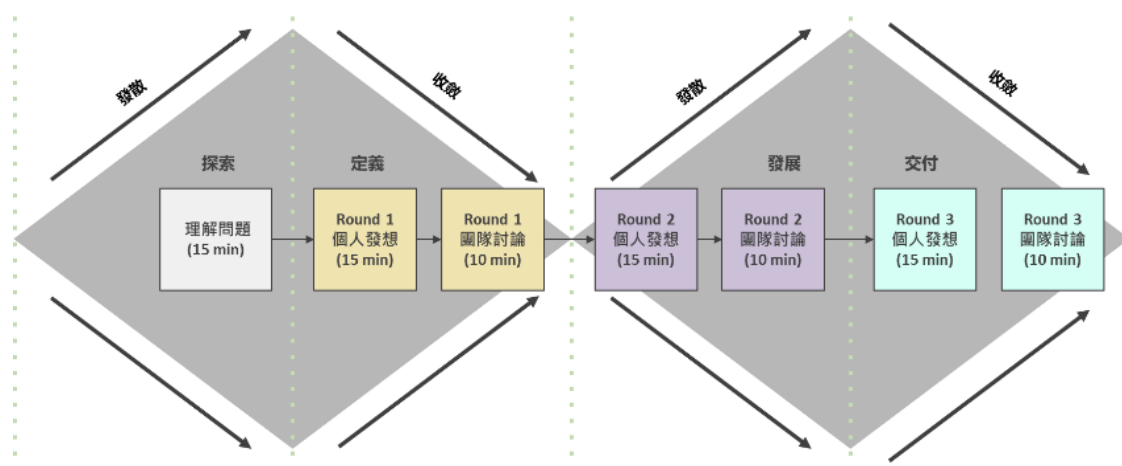


圖1. 設計思考流程以不同顏色便利貼區分定義、發展、交付三個構想階段之構思產出

3-2 生成式 AI 融入設計思考工作坊中的應用

在工作坊中，參與者透過聊天社群平台「Discord」中與串連 ChatGPT-3.5 的聊天機器人以及 Midjourney 和 Niji 互動。GPT-3.5 為 OpenAI 所開發的生成式預訓練轉換器（Generative Pre-trained Transformer, GPT），是根據由工程師編寫的大量數據進行訓練的一種可生成文本的語言模型，因此它提供的回覆可能看似人類，但只是系統最大化輸出與訓練模型的數據集之間相似性的結果。於實驗期間所使用的模型數據只到 2021 年且無法聯網，由於輸出的內容可能不準確或不真實，也可能偶爾會產生負

面的指令或有偏見的內容，使用者對 ChatGPT 提供的回覆需謹慎評估。本研究將 Discord 機器人、OpenAI API Token 以程式碼串聯後，在 Discord 中以「/chat」指令呼叫機器人生成文字對談，並以「/image」指令調用同為 OpenAI 開發的 DALL·E 2 以生成圖像。

Midjourney 為架構於 Discord 平台的圖像生成機器人，使用者只需要邀請該機器人進入伺服器並訂閱即可使用，但僅能以英文操作。Midjourney 發展至今陸續增加了許多指令，在本研究中主要使用的有 2 種，分別為：「/image」以文生圖以及「/describe」以圖生文，另外尚有將手繪圖像上傳後，以網址利用 /image 語法給 AI 進行重繪的以圖生圖功能。Niji 與 Midjourney 為同一間公司所開發之圖像生成機器人，兩者使用方法相同，但是 Niji 模型的圖源比較偏向插畫、漫畫風格，且可以使用中、日、韓文操作，而 Midjourney 生成的圖像則更加逼真與寫實。

參與者利用這些生成式 AI，根據分配的任務進行文字或圖像的構思發想，包括個人思考階段以及小組內的互動討論，所有參與者的輸出及相關數據皆進行收集，並於後續進行分析。

3-3 參與者

本研究參與者為從事設計相關工作的專業人士共 82 人，期間 2 人因故退出，最後完整參與並完成實驗者共計 80 人。參與者首先完成包含背景資料以及設計思考應具備之能力與態度（馬敏元等，2022）的問卷，再依照問卷結果將參與者平均分配至編號為 A~T 共 20 個小組中，使每個小組之間的能力分布呈現相似結構。每位參與者於活動中都有一組專屬編號以便後續的編碼及分析。

參與者年齡範圍在 20 至 39 歲間，母語皆為中文。選擇此年齡區段組成乃基於其個體在創造力表現上具有相對較高的活躍度和潛力（Palmiero, 2015）。此外，所有參與者都擁有至少一年以上設計領域的正職工作經驗。本研究透過陶倫斯創造力測驗之語文及圖像反應能力測驗來評估參與者的發散性創造潛力，測驗結果顯示所有參與者等級平均為 6（83~94%）。基於該測驗之分數級距共有 7 級，顯示本研究參與者的個體創造力符合研究需求。

3-4 分析方法

本研究採組內設計（within-subjects design），蒐集的數據以 SPSS 22.0 採用重複測量的方式對 20 組設計師在 4 場設計思考工作坊中產出的構思進行分析。研究所量測的變項以及使用的分析方法說明如下。

3-4.1 構思數量

在文字與圖像兩種發想形式下，本研究分別以 2（協作類型：人類小組、人機小組）×3（設計階段：定義、發展、交付）二因子重複測量變異數分析（Two-way Repeated Measures ANOVA）針對設計思考流程中的構思產出數量進行探討，以檢驗發散思考與收斂思考過程中，生成式 AI 與設計師的互動對構思數量產生的影響。

3-4.2 構思鏈結類型與密度

本研究另採用鏈結表記（Linkography）分析不同協作類型與構思間的連結關係。鏈結表記最早由 Goldschmidt (1990) 提出，原用於深度探究設計過程的效能及其與最終設計產品之間的關係。Van der Lugt (2000) 進一步擴展了此概念，其參考 Gryskiewicz (1980) 關於現有產品與創意關聯的分類，以及 Kirton (1984) 從「適應者」至「創新者」的理論範疇，將設計過程中的鏈結分成三個主要類型：補充、修改

和切向。補充（supplementary）鏈結與原始概念密切相關，主要體現在對初始想法的細微增強或細節上的微調。修改（modification）鏈結保留了原有想法的核心主旨，但引入了新的思考架構或觀點，對原始概念進行了一定程度的變革。切向（tangential）鏈結基於對原始想法的自由擴展，展現出從初始點出發的顯著思考轉折或跳躍。

除了透過鏈結表記瞭解構思間的聯繫之外，可藉由計算鏈結密度（Link Density, LD）和鏈結類型指數（Link-Type Indices, LTI）來做為測量的指標。鏈結密度的計算方法為：將鏈結的總數與所有構思的總數相除（鏈結總數／構思總數）；鏈結類型指數則是：將某一類型的鏈結數量除以該部分的鏈結總數（某一類型的鏈結數量／該部分的鏈結總數）（van der Lugt, 2000）。鏈結密度越高顯示構思的鏈結與互動性越強，反映出參與者能有效地拓展原有的構思並進行迭代，在此過程中形成更完整、更有深度的創意。van der Lugt（2003）的研究結果顯示，鏈結數量與構思品質之間存在強烈的正相關，在構思品質的高分組與高可行性組中都有比較高的鏈結密度。

本研究延伸並修改 Paay、Kjeldskov、Bønnerup 和 Rasenthiran（2023）所提出的鏈結表記矩陣探討生成式 AI 與人類設計師構思的聯繫，以及 AI 介入對構思之間的連結強度與構思品質的影響。首先透過 Pearson 相關（Pearson Correlation）檢測鏈結密度（LD）、鏈結類型指數（LTI）與構思品質之間的關聯性，再以 2（協作類型：人類小組、人機小組） \times 2（發想形式：文字、圖像） \times 2（設計階段：發展、交付）三因子重複測量多變量變異數分析（Three-way Repeated Measures MANOVA），分析不同條件下之補充、修改與切向鏈結類型密度的變化。

四、研究結果

本研究透過兩個題目：「未來的城市微移動交通」與「未來『智造』工廠」在「人類小組」與「人機小組」兩種協作類型以及「文字」與「圖像」兩種發想形式的條件下，融入設計思考工作坊中進行構思發想，並針對不同設計階段中的構思數量以及鏈結密度與鏈結類型指數進行分析。

4-1 生成式 AI 對不同構思發想形式在各階段的構思數量影響

在構思數量的結果方面，本研究分別針對文字與圖像兩種發想形式的協作類型（人類小組、人機小組）與設計階段（定義、發展、交付）採用重複測量二因子變異數分析結果如下。

4-1.1 主效果與邊際平均數分析

協作類型主效果：在文字形式下未達顯著， $F_{(1,19)}=0.079, p=.782, \eta^2=.004$ ，人類小組（ $M=24.02$ ）與人機小組（ $M=23.50$ ）創意產出相當。然而在圖像形式下，類型有顯著主效果， $F_{(1,19)}=22.559, p<.001, \eta^2=.543$ ，人類小組（ $M=20.43$ ）顯著優於人機小組（ $M=13.77$ ）。

設計階段主效果：在兩種發想形式下皆達顯著。文字形式結果顯示， $F_{(1.37, 26.06)}=28.30, p<.001, \eta^2=.598$ ，且平均數呈遞減趨勢，定義階段（ $M=28.60$ ） $>$ 發展階段（ $M=26.63$ ） $>$ 交付階段（ $M=16.05$ ）；圖像形式結果顯示， $F_{(1.23, 23.43)}=18.28, p<.001, \eta^2=.490$ ，平均數亦遞減，定義階段（ $M=21.38$ ） $>$ 發展階段（ $M=18.13$ ） $>$ 交付階段（ $M=11.80$ ）。

所有分析結果如表2，邊際平均數與標準誤差詳細數據請見表3。

表2. 不同發想形式下協作類型對創意產出數量的雙因子變異數分析

發想形式	變異來源	<i>df</i> (G-G)	<i>F</i>	<i>p</i>	ηp^2
文字	協作類型(A)	1, 19	0.079	.782	.004
	設計階段(B)	1.37, 26.06	28.300	.000	.598
	A×B	2, 38	0.964	.400	.048
圖像	協作類型(A)	1, 19	22.559	.000	.543
	設計階段(B)	1.23, 23.43	18.277	.000	.490
	A×B	1.55, 29.38	11.832	.000	.384

N=20

表3. 不同協作類型與發想形式於三個階段中之創意產出數量的邊際平均數與標準誤差

發想形式	協作類型	定義階段	發展階段	交付階段	總平均
		M (SE)	M (SE)	M (SE)	M (SE)
文字	人類小組	29.45 (1.99)	27.75 (1.81)	14.85 (2.11)	24.02 (1.36)
	人機小組	27.75 (2.87)	25.50 (1.91)	17.25 (2.57)	23.50 (1.95)
圖像	人類小組	27.55 (2.79)	21.35 (1.42)	12.40 (1.13)	20.43 (1.39)
	人機小組	15.20 (1.32)	14.90 (1.24)	11.20 (1.36)	13.77 (0.92)

N=20

4-1.2 交互作用分析

文字形式下，協作類型與設計階段交互作用未達顯著， $F_{(2, 38)}=0.964$, $p=.400$, $\eta p^2=.048$ 。但值得注意的是，於定義階段（人類小組 $M=29.45$ 、人機小組 $M=27.75$ ）及發展階段（人類小組 $M=27.75$ 、人機小組 $M=25.50$ ）都是人類小組的構思數略高於人機小組；到了交付階段卻呈現反轉，人機小組表現（ $M=17.25$ ）優於人類小組（ $M=14.85$ ），雖然整體交互作用未達統計顯著性，但顯示出階段性表現模式的轉換現象。

圖像條件下，協作類型與設計階段交互作用達顯著水準，如圖2所示， $F_{(1.55, 29.38)}=11.832$, $p<.001$, $\eta p^2=.384$ 。人類小組在各階段皆優於人機小組，但優勢隨階段推進而縮小，定義階段差異 12.35（人類小組 $M=27.55$ 、人機小組 $M=15.20$ ），發展階段差異 6.45（人類小組 $M=21.35$ 、人機小組 $M=14.90$ ），交付階段差異 1.20（人類小組 $M=12.40$ 、人機小組 $M=11.20$ ）。

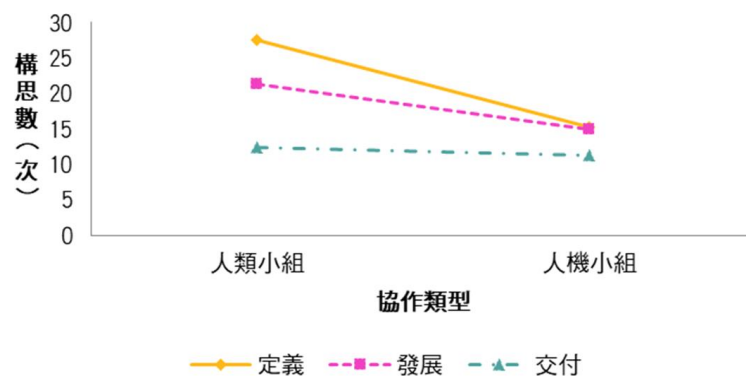


圖2. 協作類型與構想發想形式對構思數量的交互作用圖

4-2 鏈結表記分析：設計思考不同階段的協作特徵

本研究之鏈結表記由兩位設計專業背景之研究員，根據所有留存之文本及影音記錄進行分析。使用 Cohen’s Kappa 評估，兩位研究人員之間的評估者間信度達到了 0.918 的一致性。在鏈結表記中分別以「A」代表設計師構思時使用了 AI 輔助；「S」表示自我鏈結，即參與者建立在自己的想法之上；「I」則表示該構思建立在另一個參與者的想法之上。「補充」、「修改」和「切向」三種鏈結類型分別以「黃色」、「藍色」以及「綠色」呈現，例如圖3顯示 23 號構思是基於 11 號構思進行補充產生，而 31 號構思則是基於 11 號構思進行修改產生的。

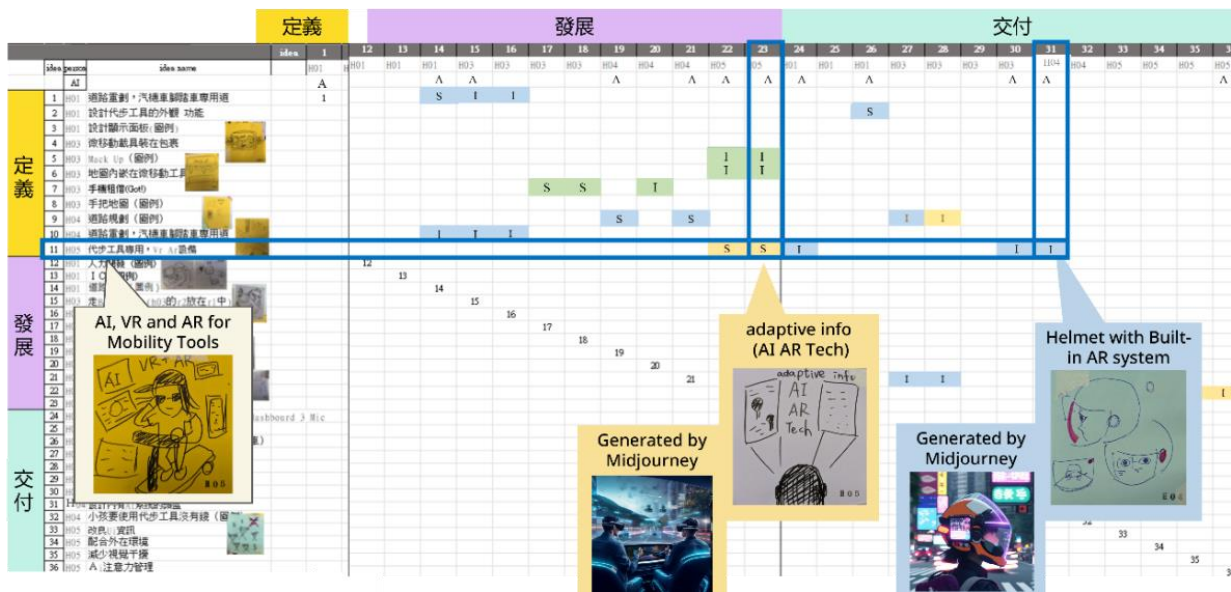


圖3. 鏈結表記分析示意圖

4-2.1 發展與交付階段變數相關性分析

將鏈結密度以及補充、修改、切向的鏈結類型指數，與有使用 AI 的鏈結類型指數以 Pearson 相關針對構思產出進行分析，如表4所示，結果發現：鏈結密度 $[r(78) = .46, p < .01]$ 、補充鏈結類型指數 $[r(78) = .22, p < .05]$ 、修改鏈結類型指數 $[r(78) = .41, p < .01]$ 與 AI 鏈結類型指數有呈現顯著正相關。顯示運用 AI 協作與鏈結密度以及補充和修改鏈結類型指數有顯著正相關，如表5所示。

表4. 不同協作類型及發想形式下鏈結密度的相關矩陣

	1.鏈結密度	2.補充鏈結	3.修改鏈結	4.切向鏈結	5.AI 鏈結
1.鏈結密度	-				
2.補充鏈結	.278*	-			
3.修改鏈結	.866**	.024	-		
4.切向鏈結	.108	-.309**	.202	-	
5.AI 鏈結	.465**	.229**	.416**	-.075	-

N=80 * $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < .001$

表5. 不同協作類型及發想形式之群組平均 LD 與 LTI

	鏈結密度	補充鏈結	修改鏈結	切向鏈結	AI 鏈結
人機小組（文字）	.680	.087	.475	.118	.348
人類小組（文字）	.592	.128	.328	.152	.000
人機小組（圖像）	.607	.093	.312	.201	.274
人類小組（圖像）	.552	.108	.275	.179	.000

N=80

4.2.2 發展與交付階段構思鏈結的多變量比較

以三因子重複測量多變量變異數分析協作類型、發想形式在發展與交付階段中對補充、修改、切向鏈接類型指數之影響結果如下。

4.2.2.1 協作類型主效果

協作類型效果對三項鏈結類型指數有顯著主效果， $F_{(3, 17)}=3.954, p=.026, \eta^2=.411$ 。單變量分析顯示：補充鏈結在人類小組的平均密度（ $M=.228, SE=.027$ ）高於人機小組（ $M=.154, SE=.018$ ）， $F_{(1, 19)}=4.90, p=.039, \eta^2=.205$ 。修改鏈結在人機小組（ $M=.613, SE=.022$ ）高於人類小組（ $M=.455, SE=.032$ ）， $F_{(1, 19)}=11.97, p=.003, \eta^2=.386$ 。切向鏈結則未呈現顯著差異， $F_{(1, 19)}=2.854, p=.107, \eta^2=.131$ 。不同協作類型下鏈結類型指數的單變量變異數分析見表6，邊際平均數與標準誤差見表7。

表6. 不同協作類型下鏈結類型指數的單變量變異數分析

變異來源	df	F	P	η^2
補充鏈結	1, 19	4.90	.039*	.205
修改鏈結	1, 19	11.97	.003**	.386
切向鏈結	1, 19	2.85	.107	.131

N=20 * $p<.05$ ** $p<.01$ *** $p<.001$

表7. 不同協作類型下鏈結類型指數的邊際平均數與標準誤差

協作類型	補充類型鏈結 M (SE)	修改類型鏈結 M (SE)	切向類型鏈結 M (SE)
人類小組	.228(.027)	.455(.032)	.308(.031)
人機小組	.154(.018)	.613(.022)	.234(.024)

N=20

4.2.2.2 發想形式主效果

發想形式對三項鏈結類型指數有顯著主效果， $F_{(3, 17)}=6.627, p=.004, \eta^2=.539$ 。單變量分析顯示：補充鏈結在文字發想與圖像發想無顯著差異， $F_{(1, 19)}=.002, p=.963, \eta^2=.000$ 。修改鏈結在文字發想（ $M=.596, SE=.017$ ）顯著高於圖像發想（ $M=.471, SE=.024$ ）， $F_{(1, 19)}=17.64, p<.001, \eta^2=.481$ 。切向鏈結在圖像發想（ $M=.331, SE=.028$ ）顯著高於文字發想（ $M=.211, SE=.020$ ）， $F_{(1, 19)}=10.84, p=.004, \eta^2=.363$ 。補充鏈結之差異則未達顯著。不同發想形式下鏈結類型指數的單變量變異數分析見表8，邊際平均數與標準誤差見表9。

表8. 不同發想形式下鏈結類型指數的單變量變異數分析

變異來源	<i>df</i>	<i>F</i>	<i>p</i>	ηp^2
補充鏈結	1, 19	.002	.963	.000
修改鏈結	1, 19	17.64	.000	.481
切向鏈結	1, 19	10.84	.004*	.363

N=20 **p*<. 05* *p*<. 01** *p*<.001***

表9. 不同發想形式下鏈結類型指數的邊際平均數與標準誤差

發想形式	補充類型鏈結	修改類型鏈結	切向類型鏈結
	<i>M (SE)</i>	<i>M (SE)</i>	<i>M (SE)</i>
文字形式	.192 (.021)	.596 (.017)	.211 (.020)
圖像形式	.190 (.026)	.471 (.024)	.331 (.028)

N=20

4-2.2.3 設計階段主效果

設計階段對三項鏈結類型指數有顯著主效果， $F_{(3, 17)} = 5.657, p=.007, \eta p^2=.500$ 。單變量顯示：在補充鏈結， $F_{(1, 19)}=12.654, p=.002, \eta p^2=.400$ ，交付階段（ $M=.230, SE=.022$ ）顯著高於發展階段（ $M=.152, SE=.017$ ）。在修改鏈結， $F_{(1, 19)}=2.068, p=.167, \eta p^2=.098$ ，兩個設計階段無顯著差異。在切向鏈結， $F_{(1, 19)}=2.151, p=.159, \eta p^2=.102$ ，兩個設計階段無顯著差異。不同設計階段下鏈結類型指數的單變量變異數分析見表10，邊際平均數與標準誤差見表11。

表10. 不同設計階段下鏈結類型指數的單變量變異數分析

變異來源	<i>df</i>	<i>F</i>	<i>p</i>	ηp^2
補充鏈結	1, 19	12.65	.002**	.400
修改鏈結	1, 19	2.07	.167	.098
切向鏈結	1, 19	2.15	.159	.102

N=20 **p*<. 05* *p*<. 01** *p*<.001***

表11. 不同設計階段下鏈結類型指數的邊際平均數與標準誤差

設計階段	補充類型鏈結	修改類型鏈結	切向類型鏈結
	<i>M (SE)</i>	<i>M (SE)</i>	<i>M (SE)</i>
發展階段	.152(.017)	.552 (.018)	.291 (.021)
交付階段	.230 (.022)	.516 (.021)	.251 (.022)

N=20

4-2.2.4 交互作用效果

協作類型與設計階段有顯著交互作用效果， $F_{(3, 17)}=4.746, p=.014, \eta p^2=.456$ 。在修改面向達到統計顯著， $F_{(1, 19)}=5.857, p=.026, \eta p^2=.236$ 。邊際平均數顯示：發展階段人機小組（ $M=.600$ ）>人類小組（ $M=.504$ ）差距較小；交付階段人機小組（ $M=.626$ ）>人類小組（ $M=.405$ ），有比較明顯的差距，如圖4所示。

協作類型與發想形式無顯著交互作用： $F_{(3, 17)}=.614, p=.615, \eta p^2=.098$ 。發想形式與設計階段無顯著交互作用， $F_{(3, 17)}=.741, p=.542, \eta p^2=.116$ 。三階交互作用亦無顯著效果， $F_{(3, 17)}=.148, p=.930, \eta p^2=.025$ 。

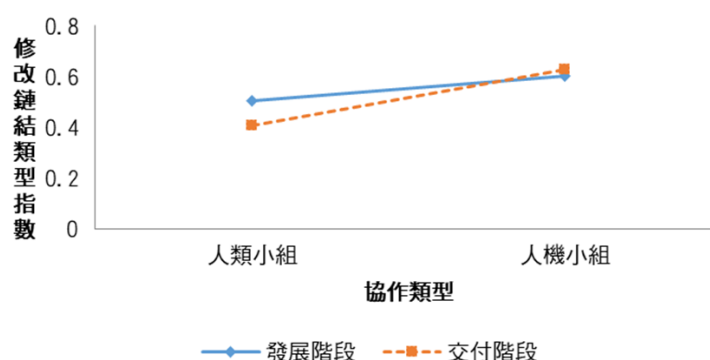


圖 4. 協作類型與設計階段對鏈結類型指數的交互作用圖

4-3 小結

綜合以上結果，本研究在文字與圖像兩種發想形式與定義、發展、交付三階段中，比較人類小組與人機小組的構思表現與協作特徵。構思數在兩種形式皆呈階段性遞減，然而於圖像發想下，人類小組整體顯著優於人機小組，且出現協作×階段之交互作用，兩組差距隨階段縮小。鏈結層面，AI 鏈結與鏈結密度及補充與修改之鏈結類型指數呈正相關；人機小組較傾向修改，人類小組較傾向補充；文字在修改較強、圖像在切向較強。重點彙整如表 8。

表 8. 各構面分析結果彙整

構面	自變項	結果
構思數 (文字)	協作類型	人類≈人機
	設計階段	定義>發展>交付
	協作類型×設計階段	交付階段人機略高
構思數 (圖像)	協作類型	人類>人機
	設計階段	定義>發展>交付
	協作類型×設計階段	差距隨階段遞減
鏈結表記 (相關)	—	AI鏈結與LD以及補充、修改LTI呈正相關；與切向LTI無顯著相關
鏈結表記 (MANOVA)	協作類型	補充：人類>人機； 修改：人機>人類；切向不顯著
	發想形式	修改：文字>圖像； 切向：圖像>文字；補充不顯著
	設計階段	補充：交付>發展；其餘不顯著
	協作類型×設計階段	發展：人機≥人類； 交付：人機≥人類

五、討論

本研究以設計思考雙鑽石模型之架構，探討生成式 AI 融入設計思考流程中的輔助情形。研究發現，在發散思考為主的「發展」階段與收斂思考為主的「定義」與「交付」階段，生成式 AI 對人類造成不同影響。

5-1 AI 人機協作在不同發想形式下的構思數量差異

在文字形式下，兩組構思量幾乎相等，顯示 AI 並未額外提升文字發想產量；在圖像形式下，人類小組構思量顯著高於人機小組，突顯 AI 在視覺協作情境的產量侷限。此差異應可歸因於人機小組須投入額外提示設計、評估與修正，增加發想時間成本，於圖像創作尤為明顯。雖然整體構思量隨流程遞減，人機小組呈現適應曲線，文字條件下在交付階段趨近人類小組；圖像條件下差距亦逐步縮小。

在本研究中設計師握有最終決策權，決定哪些構思得以採用，因此除了發想流暢性外，決策過程的認知與判斷也極其重要。Sreenivasan 與 Suresh (2024) 透過系統性文獻回顧指出，AI 與設計思考的結合有助於加速原型迭代流程，設計師可藉由 AI 進行大規模使用者資料分析與回饋整合，不僅提升設計效率，也能更敏捷地回應市場變化。AI 以資料驅動分析分擔判斷負荷，但若生成建議過於龐雜又缺乏過濾，反而造成資訊過量並增加認知負荷 (Hao, Demir, & Eysers, 2024)。或許正是構思數量隨階段逐漸下降之故，使人類在決策時得以免除過多資訊帶來的負擔，讓 AI 的輔助效用得以浮現。因此，要使 AI 成為設計流程中的有效協作夥伴，關鍵在於是否能精準提供數據支持，以降低決策摩擦，並避免過度增加人類的認知負荷。

5-2 AI 人機協作下的思維鏈結模式

研究結果顯示，AI 協作與鏈結密度以及補充和修改鏈結類型指數有顯著正相關，然而人類小組在補充鏈結上顯著高於人機小組，顯示人類的構思多屬於對既有想法的微幅增補；人機小組則在修改鏈結上占優勢，顯示生成式 AI 協作能驅動較深層的概念重塑。協作類型與設計階段的交互作用進一步指出，人機小組的修改優勢在交付階段更為明顯，此結果呼應 AI 擅長資料整合與模式辨識的特質，可在收斂任務中提供更有效的結構化支持。

Kim 與 Maher (2023) 發現，當 AI 依概念相近度提供靈感圖像時，大學生參與者產生的構思新穎度、數量及多樣性皆大幅提升，且衰減速度較慢，顯示概念匹配的 AI 刺激在維持發想動能上具顯著效益。本研究參與者雖為專業設計師，但同樣可以看到 AI 協作情境下類似的趨勢。印證 AI 在收斂性任務中的相對強勢，這與 AI 擅長資料整合與模式辨識的本質相符 (Cambria, Mao, Chen, Wang, & Ho, 2023)。

發想形式則突顯人機協作的情境依賴。文字形式下，修改鏈結的產生顯著多於圖像形式，而在圖像媒介中，切向鏈結較為活躍，代表設計師更容易在視覺提示的旁枝上展開聯想。van der Lugt (2000) 比較利用文字與圖像發想時，同樣發現圖像刺激雖減少構思總量，卻顯著提高切向與修改鏈結比例，但本研究僅在切向鏈結上觀察到類似之增幅，修改鏈結在文字條件反而較高。此差異可能源於本研究情境納入生成式 AI，而實驗結果文字類 AI 對修改鏈結有增益之故。Paay 等人 (2023) 進一步指出，在小組草圖繪製過程加入情境圖像提示，可促使設計師跳離原思路、生成更多橫向構思，佐證本研究中圖像形式促進構思水平發展的發現。圖像刺激雖未增加構思量，卻能顯著提升構思的稀有度與非顯而易見性；反之，文字刺激則維持最高產量，顯示文字與圖像兩種型式在設計構思中各司其職，可相互補強 (Borgianni, Maccioni, Fiorineschi, & Rotini, 2020)。

5-3 AI 人機協作的分配機制

由於在定義和發展階段，AI 對人類構思的數量與鏈結沒有增強效果，因此對於本身發散能力較佳的設計師而言，在發展階段直接利用 AI 進行發散思考或許不是一個最佳的選擇。在進行評估和實施時既需要發散思考，也需要收斂思考 (Mumford, 2001)，因此設計師在進行發散思考時，可利用 AI 協助進行

收斂詮釋，以減輕人類需來回切換兩種模式的負擔（Tan & Luhrs, 2024）。電腦比人類更擅長將資料分類並找出模式，因此能在交付階段給予人類更多支持。

Eisenreich、Just、Gimenez-Jimenez 和 Füller（2024）的研究指出，在創新過程中，AI 適用於創意發想階段以擴展視野與提升多樣性，而在概念評估階段則需專家介入，以確保市場適配性與技術可行性。此與本研究的發現看似有些衝突，然而該研究的參與者為永續包裝（sustainable packaging）的專家，與本研究所採用之高發散思考能力設計師有本質上之差異。不過，該研究也建議應避免 AI 直接干預專家創意，但可透過交叉創意啟發的方式提供靈感，降低專家對 AI 生成內容的抗拒感。

現有研究顯示，即便最具創造力的人類在創意生成上仍優於 AI，但相較於尋找既具高創造力又能隨時積極參與的討論對象，向聊天機器人提問更為便捷（Haase & Hanel, 2023）。此外，Ivcevic 與 Grandinetti（2024）的研究指出，生成式 AI 能縮短高創造力者與低創造力者的表現差距，進而強化團隊與組織的整體創造力，而本研究更進一步發現生成式 AI 在高創造力人類上的增強表現。

AI 擅長資料整合與模式辨識，使其成為設計思考中有效的輔助工具，幫助人類擴展創意邊界。然而，在利用 AI 促進創意發想的同時，也須關注潛在風險。過度依賴 AI 可能導致創意同質化（Doshi & Hauser, 2024），影響集體創造力的多樣性。AI 生成內容也可能涉及智慧財產權爭議，或因模型內建偏見與數據侷限產生幻覺（AI hallucination）等負面問題（Ray, 2023）。因此，本研究建議採行多重來源的提示以維持構想多樣化、要求 AI 呈現推理路徑供人類檢核，並在輸出階段加入版權與倫理審查，確保 AI 得以真正成為人類創新過程的助力。

六、結論與建議

本研究目的為探討生成式 AI 融入設計思考不同階段中，對設計師參與者的構思產出數量以及構思間連結性之影響，結果顯示 AI 在發散與收斂性思考中的表現存在顯著差異。以發散思考為主的發展階段，生成式 AI 在「發展」階段並未能給予高創造能力設計師增強輔助；在收斂為主的「定義」階段同樣無增益效果，然而在「交付」階段能輔助設計師精煉構思，快速整合想法並進行迭代。

AI 的效用在不同設計階段與發想形式上會有所差異，因此應依任務特性、專案目標與組員能力動態調整 AI 的介入深度與角色，而非固定使用模式。本研究提出以下設計實務中的人機分工建議：（1）以發散思考為主的發展階段，高發散思考能力的設計師應保持創意發想的主導權，充分發揮人類在開放性思考上的優勢；而 AI 則可作為靈感觸媒，基於初始構思生成多種變體，或是發揮其優勢進行收斂式輔助，在大量發散構思後，協助分類整理與初步評估。（2）以收斂思考為主的交付階段，應善用 AI 進行精煉，協助深化設計方向，並輔助進行技術可行性評估，快速驗證設計概念的實施可能性；而人類則必須保持對設計方向的最終決策權，確保符合專案目標與使用者需求。

本研究揭示了生成式 AI 融入設計思考中的複雜作用，然而還有許多本研究未慮及的因素以及細緻差異。隨著 AI 工具的使用習慣逐漸多樣化，AI 熟練度差異的影響會是未來研究的重點；此外，本研究發現收斂思考與 AI 操作上亦具有其影響，進一步的探討亦有其必要性。而以雙鑽石模型為框架的設計思考流程也與設計實務不盡相同，未來更探討設計師在真實專案中的人機協作模式，並深入了解團隊溝通模式與合作氛圍與 AI 介入效果之關聯性。在人機協作中，重點不在比較誰優誰劣，而在於擬定互補且彈性的協作策略。本研究為此提供了初步理論框架與實證基礎，期盼能為後續研究與產業應用之參考。

誌謝

本研究承蒙台灣設計研究院設計科技研發暨產研共創計畫 112-EC-17-A-24-1729 經費與場地支援，得以順利推動工作坊與資料蒐集；並感謝所有研究參與者全程投入並完成實驗。對於在研究執行與分析上提供協助之團隊成員，亦謹此致謝。

參考文獻

1. Alcaide-Marzal, J., & Diego-Mas, J. A. (2025). Computers as co-creative assistants. A comparative study on the use of text-to-image AI models for computer aided conceptual design. *Computers in Industry*, 164, 104168. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2024.104168>.
2. Auernhammer, J., & Roth, B. (2021). The origin and evolution of Stanford University's design thinking: From product design to design thinking in innovation management. *Journal of Product Innovation Management*, 38(6), 623-644. <https://doi.org/10.1111/jpim.12594>.
3. Borgianni, Y., Maccioni, L., Fiorineschi, L., & Rotini, F. (2020). Forms of stimuli and their effects on idea generation in terms of creativity metrics and non-obviousness. *International Journal of Design Creativity and Innovation*, 8(3), 147-164. <https://doi.org/10.1080/21650349.2020.1766379>.
4. Brophy, D. R. (2001). Comparing the attributes, activities, and performance of divergent, convergent, and combination thinkers. *Creativity Research Journal*, 13(3-4), 439-455. https://doi.org/10.1207/S15326934CRJ1334_20.
5. Brown, A., Goldstein, M. H., Clay, J., Demirel, H. O., Li, X., & Sha, Z. (2024). A study on generative design reasoning and students' divergent and convergent thinking. *Journal of Mechanical Design*, 146(031405). <https://doi.org/10.1115/1.4064564>.
6. Cai, Y., Lin, J., & Zhang, R. (2023). When and how to implement design thinking in the innovation process: A longitudinal case study. *Technovation*, 126, 102816. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102816>.
7. Cambria, E., Mao, R., Chen, M., Wang, Z., & Ho, S.-B. (2023). Seven pillars for the future of artificial intelligence. *IEEE Intelligent Systems*, 38(6), 62-69. <https://doi.org/10.1109/MIS.2023.3329745>.
8. Chen, Q., Beaty, R. E., Cui, Z., Sun, J., He, H., Zhuang, K., Ren, Z., Liu, G., & Qiu, J. (2019). Brain hemispheric involvement in visuospatial and verbal divergent thinking. *NeuroImage*, 202, 116065. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.116065>.
9. Design Council. (2005). *A study of the design process*. Retrieved from https://www.designcouncil.org.uk/fileadmin/uploads/dc/Documents/ElevenLessons_Design_Council%2520%25282%2529.pdf
10. Design Council. (2019). *Framework for innovation*. <https://www.designcouncil.org.uk/our-resources/framework-for-innovation/>
11. Design Council. (2021). *Systemic design framework*. <https://www.designcouncil.org.uk/our-resources/systemic-design-framework/>

12. Design Council. (2023). The double diamond design process- Still fit for purpose? *Design Council*. <https://medium.com/design-council/the-double-diamond-design-process-still-fit-for-purpose-fc619bbd2ad3>
13. Dorst, K. (2011). The core of 'design thinking' and its application. *Design Studies*, 32(6), 521-532. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2011.07.006>.
14. Doshi, A. R., & Hauser, O. P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances*, 10(28), eadn5290. <https://doi.org/10.1126/sciadv.adn5290>.
15. Eisenreich, A., Just, J., Gimenez-Jimenez, D., & Füller, J. (2024). Revolution or inflated expectations? Exploring the impact of generative AI on ideation in a practical sustainability context. *Technovation*, 138, 103123. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103123>.
16. Gao, Y., Wu, X., Yan, Y., Li, M., Qin, F., Ma, M., Yuan, X., Yang, W., & Qiu, J. (2023). The unity and diversity of verbal and visuospatial creativity: Dynamic changes in hemispheric lateralisation. *Human Brain Mapping*, 44(17), 6031-6042. <https://doi.org/10.1002/hbm.26494>.
17. Goldschmidt, G. (1990). Linkography: Assessing design productivity. *Cybernetics and Systems '90* (pp. 291-298). Singapore: World Scientific.
18. Goldschmidt, G. (2016). Linkographic evidence for concurrent divergent and convergent thinking in creative design. *Creativity Research Journal*, 28(2), 115-122. <https://doi.org/10.1080/10400419.2016.1162497>.
19. Gryskiewicz, S. (1980). *A study of creative problem solving techniques in group settings* (Unpublished doctoral dissertation). London: University of London.
20. Guilford, J. P. (1950). Creativity. *American Psychologist*, 5(9), 444-454. <https://doi.org/10.1037/h0063487>.
21. Guilford, J. P. (1956). The structure of intellect. *Psychological Bulletin*, 53(4), 267-293. <https://doi.org/10.1037/h0040755>.
22. Guilford, J. P. (1967). Creativity: Yesterday, today and tomorrow. *The Journal of Creative Behavior*, 1(1), 3-14. <https://doi.org/10.1002/j.2162-6057.1967.tb00002.x>.
23. Guzik, E. E., Byrge, C., & Gilde, C. (2023). The originality of machines: AI takes the Torrance Test. *Journal of Creativity*, 33(3), 100065. <https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100065>.
24. Haase, J., & Hanel, P. H. P. (2023). Artificial muses: Generative artificial intelligence chatbots have risen to human-level creativity. *Journal of Creativity*, 33(3), 100066. <https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100066>.
25. Habib, S., Vogel, T., Anli, X., & Thorne, E. (2024). How does generative artificial intelligence impact student creativity? *Journal of Creativity*, 34(1), 100072. <https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100072>.
26. Hao, X., Demir, E., & Eysers, D. (2024). Exploring collaborative decision-making: A quasi-experimental study of human and generative AI interaction. *Technology in Society*, 78, 102662. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102662>.
27. Hubert, K. F., Awa, K. N., & Zabelina, D. L. (2024). The current state of artificial intelligence generative language models is more creative than humans on divergent thinking tasks. *Scientific Reports*, 14(1), 3440. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53303-w>.

28. Ivcevic, Z., & Grandinetti, M. (2024). Artificial intelligence as a tool for creativity. *Journal of Creativity*, 34(2), 100079. <https://doi.org/10.1016/j.jjoc.2024.100079>.
29. Johansson-Sköldberg, U., Woodilla, J., & Çetinkaya, M. (2013). Design thinking: Past, present and possible futures. *Creativity & Innovation Management*, 22(2), 121-146. <https://doi.org/10.1111/caim.12023>.
30. Kim, J., & Maher, M. L. (2023). The effect of AI-based inspiration on human design ideation. *International Journal of Design Creativity and Innovation*, 11(2), 81-98. <https://doi.org/10.1080/21650349.2023.2167124>.
31. Kimbell, L. (2011). Rethinking design thinking: Part I. *Design and Culture*, 3(3), 285-306. <https://doi.org/10.2752/175470811X13071166525216>.
32. Kirton, M. J. (1984). Adaptors and innovators- Why new initiatives get blocked. *Long Range Planning*, 17(2), 137-143. [https://doi.org/10.1016/0024-6301\(84\)90145-6](https://doi.org/10.1016/0024-6301(84)90145-6).
33. Koivisto, M., & Grassini, S. (2023). Best humans still outperform artificial intelligence in a creative divergent thinking task. *Scientific Reports*, 13(1), 13601. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40858-3>.
34. Laursen, L. N., & Haase, L. M. (2019). The shortcomings of design thinking when compared to designerly thinking. *The Design Journal*, 22(6), 813-832. <https://doi.org/10.1080/14606925.2019.1652531>.
35. Lu, R., Zhang, Y., Bao, N., Su, M., Zhang, X., & Shi, J. (2022). Visuospatial, rather than verbal working memory capacity plays a key role in verbal and figural creativity. *Thinking & Reasoning*, 28(1), 29-60. <https://doi.org/10.1080/13546783.2021.1911848>.
36. Mumford, M. D. (2001). Something old, something new: Revisiting Guilford's conception of creative problem solving. *Creativity Research Journal*, 13(3-4), 267-276. https://doi.org/10.1207/S15326934CRJ1334_04.
37. Paay, J., Kjeldskov, J., Bønnerup, M., & Rasenthiran, T. (2023). Sketching and context: Exploring creativity in idea generation groups. *Design Studies*, 84, 101159. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2022.101159>.
38. Palmiero, M. (2015). The effects of age on divergent thinking and creative objects production: A cross-sectional study. *High Ability Studies*, 26, 1-12. <https://doi.org/10.1080/13598139.2015.1029117>.
39. Palmiero, M., Nakatani, C., Raver, D., Belardinelli, M. O., & van Leeuwen, C. (2010). Abilities within and across visual and verbal domains: How specific is their influence on creativity? *Creativity Research Journal*, 22(4), 369-377. <https://doi.org/10.1080/10400419.2010.523396>.
40. Ray, P. P. (2023). ChatGPT: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, 3, 121-154. <https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.04.003>.
41. 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(041411). <https://doi.org/10.1115/1.4056799>.
42. Sreenivasan, A., & Suresh, M. (2024). Design thinking and artificial intelligence: A systematic literature review exploring synergies. *International Journal of Innovation Studies*, 8(4), 227-248. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2024.05.001>.
43. Tan, L., & Luhrs, M. (2024). Using generative AI midjourney to enhance divergent and convergent

- thinking in an architect's creative design process. *The Design Journal*, 27(1), 1-23. <https://doi.org/10.1080/14606925.2024.2353479>.
44. van der Lugt, R. (2000). Developing a graphic tool for creative problem solving in design groups. *Design Studies*, 21(5), 505-522. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(00\)00021-1](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(00)00021-1).
 45. van der Lugt, R. (2003). Relating the quality of the idea generation process to the quality of the resulting design ideas. In *DS 31: Proceedings of ICED 03, the 14th International Conference on Engineering Design, Stockholm* (pp. 601-602). Glasgow: The Design Society.
 46. Wang, X., Hommel, B., Colzato, L., He, D., Ding, K., Liu, C., Qiu, J., & Chen, Q. (2023). The contribution of divergent and convergent thinking to visual creativity. *Thinking Skills and Creativity*, 49, 101372. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2023.101372>.
 47. Webb, M. E., Little, D. R., Cropper, S. J., & Roze, K. (2017). The contributions of convergent thinking, divergent thinking, and schizotypy to solving insight and non-insight problems. *Thinking & Reasoning*, 23(3), 235-258. <https://doi.org/10.1080/13546783.2017.1295105>.
 48. 馬敏元、謝辰甫、遲家琦、黃品賀（2022）。設計思考驅動革新的軟實力。載於劉世南（主編），*設計與科技：跨域整合驅動創新研究與實踐*（頁 13-21）。台北市：台灣設計研究院。
Ma, M. Y., Hsieh, E. C. F., Chih, J. C., & Huang, P. H. (2022). The soft power of design thinking to drive innovation. In S. N. Liou (Eds.), *Design and technology: The research and practice of interdisciplinary integration driven innovation* (pp. 13-21). Taipei: Taiwan Design Research Institute. [in Chinese, semantic translation]

The Impact of Generative Artificial Intelligence on Designers' Divergent and Convergent Thinking Processes in Design Thinking

Yu Han Chiu* Chun Ching Chen**

* College of Design, National Taipei University of Technology
simiwis@outlook.com

** Department of Interaction Design, National Taipei University of Technology
cceugene@ntut.edu.tw

Abstract

In the design thinking process, divergent and convergent thinking serve as the core drivers of innovation. Divergent thinking involves exploring a broad spectrum of creative possibilities, whereas convergent thinking entails the filtration and refinement of the most valuable solutions. The advent of generative artificial intelligence (AI), underpinned by machine learning and natural language interaction, has introduced a new dimension to this paradigm by facilitating the generation of text and image content, thereby offering novel forms of support for creative thinking. However, extant research has predominantly centered on the application of AI in divergent thinking, with limited systematic investigation into its role in convergent thinking. This study adopts the Double Diamond model of design thinking as its theoretical framework. Recognizing the distinct cognitive processes and resources involved in verbal and visuospatial creativity, this research incorporates two types of generative AI: text-based AI (GPT-3.5) and image-based AI (Midjourney and Niji) into a series of design thinking workshops. Through analyses of idea generation, selection, and collaboration among professional designers, the study examines the impact of generative AI at different stages of the design process. Generative AI did not significantly increase idea quantity in either the definition or development process. Conversely, in the delivery process human-AI teams showed a significantly higher modification-link index, indicating enhanced concept refinement that supports the final design solution. Future research may explore the integration of AI-assisted convergence mechanisms in early divergent stages and examine the evolving role of next-generation generative AI across

various design contexts to achieve a balance between creative diversity and conceptual precision, ultimately supporting more effective human-AI collaboration.

Keywords: Generative Artificial Intelligence (GAI), Human-AI Interaction, Design Thinking, Divergent Thinking, Convergent Thinking.