

AI 生成與人工繪圖對視覺設計專家與非視覺 設計專家的圖像創作之比較分析

AI Generation Versus Manual Drawing: A Comparative Analysis Using Images Created by Professional and Non-Professional Visual Designers

* 梁桂嘉 Kuei-Chia Liang

** 孔垂暉 Chuei-Huei Kung

* 國立臺灣師範大學設計學系 教授

* Professor / Department of Design, National Taiwan Normal University

** 國立臺灣師範大學設計學系 博士生

** Doctoral Student / Department of Design, National Taiwan Normal University

有關本文的意見，請聯繫通訊作者孔垂暉

For correspondence concerning this paper, please contact Chuei-Huei Kung

Email: 80768003t@ntnu.edu.tw

摘要

人工智慧（artificial intelligence，AI）圖像生成技術對數位圖像創作領域產生了顯著的影響，不僅改變了產業的工作流程，也讓更多創作者能夠進行高品質的數位圖像創作。本研究從視覺元素與視覺傳達的角度探索 AI 生成與人工繪圖的特性，邀請 5 位視覺設計專家以及 5 位非視覺設計專家共同參與 AI 生成與人工繪圖的創作，並透過 32 份問卷調查和文本相似度比較方法，對 8 項視覺元素以及 20 幅 AI 生成與人工繪圖進行了評估。研究結果顯示：AI 繪圖在形狀、比例以及線條等視覺元素上的體驗評價較高，但在傳達節奏與韻律元素上的評價較差。此外，AI 生成與人工繪圖在傳達創作意象的效果上並無顯著差異。專家可透過優化提示詞提升 AI 的輔助效果，但整體仍未超越人工繪圖；對非專家而言，AI 繪圖效果有限，且在個別組別中人工繪圖的表現更佳。

關鍵詞：人工智慧、生成式 AI、AI 圖像生成、視覺元素

Abstract

Artificial intelligence (AI) image generation technology has significantly impacted the field of digital image creation, transforming industry workflows and enabling more creators to produce high-quality digital artwork. This study explores the characteristics of AI-generated images and manual drawings in terms of visual elements and visual communication. It involved five visual design experts and five non-experts in both manual and AI-assisted creation. Using 32 survey responses and text similarity comparison, the study evaluated eight visual elements and assessed 20 AI-generated and manually drawn images. The results indicate that AI-generated images received higher ratings for visual elements such as shape, proportion, and line quality but performed less effectively in conveying abstract concepts like rhythm and harmony. Additionally, there was no significant difference in the effectiveness of conveying creative imagery between AI generation and manual drawing. Experts were able to enhance the auxiliary effect of AI through optimized prompts, though overall, AI generation did not surpass manual drawing. For non-experts, the effectiveness of AI-generated images was limited, and in specific cases, manual drawing demonstrated superior results.

Keywords: artificial intelligence, generative AI, AI image generation, visual elements

壹、緒論

一、研究動機與目的

自 2022 年以來，生成式人工智慧（generative artificial intelligence，GAI）技術逐漸引起廣泛關注並快速發展。DALL·E、Midjourney 和 Stable Diffusion 等圖像生成工具相繼問世，掀起了全球範圍內 GAI 圖像創作的熱潮。這些工具透過使用者輸入的提示詞（prompt）生成高品質圖像，展現了人工智慧（artificial intelligence，AI）在視覺藝術領域的創作潛力，為創作者提供了更多元的選擇。Torricelli 等（2024）研究顯示，GAI 對參與式網路文化及藝術創作的影響深遠，進一步呼應了 Anderson（2007）提出的觀點，即 GAI 是繼 Web 2.0 以來最具顛覆性與影響力的變革之一，尤其以視覺藝術領域為甚。

AI 繪圖技術的出現，讓更多非視覺設計專家也能進入數位圖像創作的領域。Lyu 等（2022）研究指出，AI 模糊了專業訓練的界限，使非專家也能夠突破技術限制，釋放創意潛能。在圖像構成方面，Cetinic、She（2022）強調 AI 技術，特別是卷積神經網絡（convolutional neural networks，CNNs），能通過學習視覺元素進行風格分類與語義分析，對藝術作品的理解與檢索具有重要意義。Kumar、Naaz（2023）的研究指出，AI 技術通過量化分析視覺元素，生成更符合需求的圖像。而在藝術教育領域，AI 生成圖像技術也展現出廣泛的應用潛力。Zawacki-Richter 等（2019）與 Ke（2023）指出，AI 技術能根據學生的學習方式提供個性化支持，並即時對作品進行評估與反饋，有效提升學習成果與創造力。

隨著 AI 技術的進步，創作者過去僅能依賴人工繪圖來呈現創作意象的方式正逐步演變，AI 有望成為未來創作過程中的重要工具之一。這一趨勢也為藝術教育帶來了創新應用的可能，使創作者能夠透過文字描述，以全新的方式進行圖像創作。儘管 AI 圖像生成技術仍在持續發展，然其創作流程已初具雛形，並展現出多樣化的視覺風格和快速生成能力。這項技術的應用，有望為跨學科學習創造新的契機，結合視覺藝術與數位技術，提供全新的創意表達途徑，成為藝術教育中的有益工具。

基於此，本研究目的在探討 AI 繪圖技術如何提升視覺元素的表現，並比較視覺設計專家與非專家在應用 AI 技術後於視覺傳達效果上的差異。根據研究目的，提出下列研究問題：

1. 探討 AI 生成與人工繪圖於視覺元素之表現差異。
2. 探討 AI 生成與人工繪圖在創作意象傳達效果上的表現，並比較視覺設計專家與非專家之間的傳達效果差異。

二、研究範圍與限制

本研究的主要限制包括研究對象範圍、工具選擇及實驗設計條件。首先，本研究邀請了五位專家和五位非專家，比較其不同背景的使用體驗。儘管樣本規模較小，但符合觀察兩類群體互動差異的研究目標。其次，研究聚焦於文本生成圖像的 AI 工具，未涵蓋其他類型的 AI 圖像生成技術。最後，本研究基於現有資源進行實驗設計，雖與真實創作環境略有差距，但聚焦於圖像創作的核心過程，並以精簡規模模擬其基本流程，為相關領域提供參考及支持後續研究的發展。

貳、文獻探討

一、AI 圖像生成

深度學習的發展得益於 Goodfellow 等（2016）和 Russell、Norvig（2021）及 Sutton、Barto（2018）等學者的研究成果，這些基礎性研究大力推動了 AI 技術在日常生活中的應用。AI 通過分析大量數據，並利用模式識別、神經網絡和演算法的優化，學會辨識數據中的規律和特徵，展現出強大的學習能力。而生成對抗網絡（generative adversarial networks，GANs）作為 AI 圖像生成的核心技術之一，為 AI 創作領域帶來了突破性進展。Reed 等（2016）指出，文本生成圖像的挑戰在於如何精確捕捉關鍵的視覺細節，並透過自然語言生成符合預期的圖像，使描述內容能夠清晰地轉化為具體的視覺效果。

OpenAI 的 CLIP（contrastive language-image pre-training）模型是一種跨模態學習模型，能將自然語言與圖像進行對應，實現兩者之間的整合。Radford 等（2021）指出，CLIP 模型將圖像和文本嵌入同一向量空間，讓相似的圖像和文本對應到相近的位置。該模型使用大量的圖像與文本配對資料進行訓練，並在圖像檢索和視覺問答等任務中表現出色，在對話系統中具備更直觀的應用潛力。CLIP 模型的運作原理，如圖 1 所示。

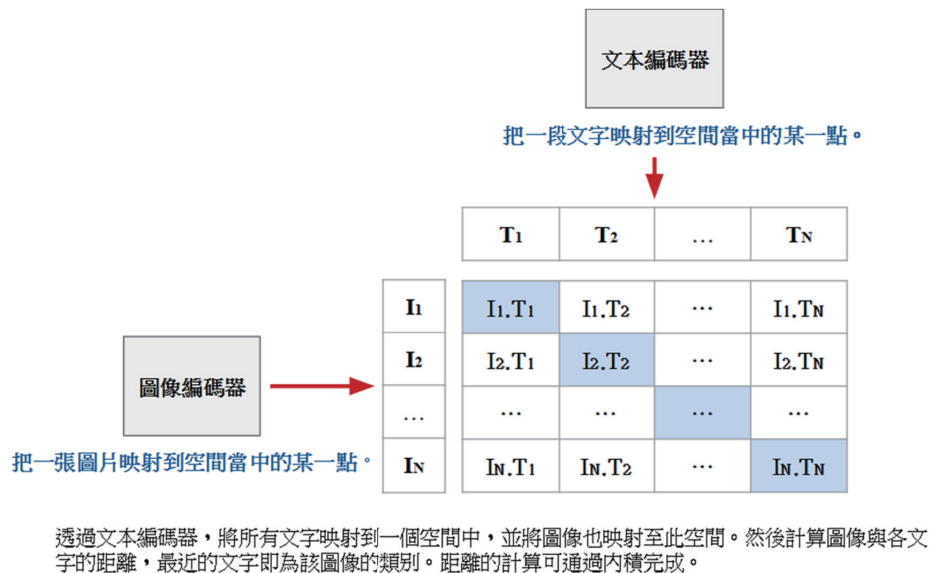
雖然 CLIP 模型並非直接用於圖像生成，但與 GANs 的結合展現了以文本描述實現精確圖像生成的潛力。Patashnik 等（2021）指出，這種結合使得系統能夠處理更為複雜的圖像生成任務，適用於創意設計、產品開發及虛擬場景生成等應用，能快速生成符合需求的視覺效果。

此外，Stability AI 開發的 Stable Diffusion 是一款基於潛在擴散模型（latent diffusion model，LDM）的開源圖像生成系統，能執行文字生成圖像（text-to-image）和圖像轉換（image-to-image）任務。Ho 等（2020）指出，去噪擴散概率模型（denoising diffusion

probabilistic models，DDPM）通過神經網絡、解碼器及去噪模塊等機制生成圖像，使用者可調整去噪步驟以精確控制圖像質量，如圖 2 所示。擴散模型還可應用於圖像修復等特定任務，為使用者提供高度客製化的圖像生成體驗。

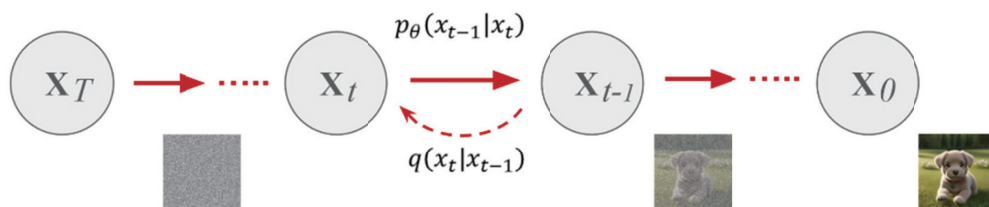
CLIP 和 DDPM 模型在跨模態理解與圖像生成方面相輔相成。CLIP 模型通過大規模圖像與文本的預訓練，能精確辨識物體並深入理解場景、情感等複雜概念；而 DDPM 模型則藉由去噪步驟生成高質量的圖像並進行精細修復，使生成內容更加細膩。這兩類模型的結合為 AI 系統奠定了強大的理解與創作基礎，不僅推動 AI 朝向通用化應用（artificial general intelligence，AGI）發展，也使人機溝通變得更直觀且深度融合。

圖 1
CLIP 模型流程



資料來源：Radford 等（2021，頁 2），本研究重新繪製。

圖 2
AI 圖像生成流程



DDPM模型的核心目標是學習如何從噪聲的圖片中去除噪聲，逐步恢復出清晰的原始圖片。這個學習的過程是通過階段改善模型的損失函數來達成的

資料來源：Ho 等（2020，頁 2），本研究重新繪製。

二、視覺元素

在當今資訊快速傳播的時代，圖像已成為重要的訊息傳遞媒介。Goldschmidt（1991）指出，人工繪圖能以直觀的方式呈現創作概念，省略繁瑣細節，在快速傳遞訊息方面發揮關鍵作用。關於人工繪圖的構成原則，不同學者提供了多元見解。Do、Gross（2001）探討了人工繪圖中的視覺元素，包括線條、形狀與比例，認為這些元素不僅有助於傳達設計概念，還促進設計師對空間與功能關係的理解。Tversky（2002）則指出，人工繪圖的視覺元素通常由簡單幾何圖形與符號構成，進一步組合成更大的結構，如線條、形狀、比例與對比，增強了訊息傳遞的精確性。此外，Purcell、Gero（1998）強調，人工繪圖中的形狀與比例有助於表現空間關係、物體角度及尺寸等視覺特徵。Marshall、D'Adamo（2011）則認為，視覺元素如線條和形狀不僅劃分空間，還能產生美學與概念效果，有助於傳達複雜的思想或情感。

基於上述觀點，為進一步精簡圖像的構成，本研究歸納出八項視覺元素，包括線條、形狀、平衡、比例、統一、對比、主導性與從屬性，以及節奏與韻律。這些元素相互關聯，有助於展現圖像創作的整體結構與視覺表現力。首先，線條與形狀作為基礎元素，最直接地傳達設計意圖；平衡與比例則確保作品的和諧與穩定，幫助創作者合理配置元素的位置與大小，進而影響視覺感知與作品的結構完整性。

其次，統一性與對比是創造視覺張力與協調感的關鍵工具。統一性確保元素之間的連結性，營造整體和諧感；對比則突顯視覺焦點，吸引觀者注意。兩者的相互作用被視為一種平衡技巧，有助於增強視覺表現力。最後，主導性與從屬性、節奏與韻律賦予畫面層次感與動態性，確立視覺焦點的強弱，引導觀者的視覺自然流動。這些視覺元素透過圖像表達，不僅能傳遞視覺訊息，還能增強觀者對內容的理解，提升溝通效果。

三、視覺傳達

視覺傳達是評估視覺元素品質及創作意象呈現的重要指標。線條、形狀、比例等視覺元素，不僅是訊息傳遞的核心工具，也是創作意象的關鍵載體。Dondis（1974）指出，這些元素在訊息傳遞過程中發揮了重要作用，例如圓形象徵無限與完整，方形代表穩定與秩序，這些符號能直觀地與觀者交流，提升傳達效率。Kress、van Leeuwen（2020）進一步認為，構圖、形狀及色彩可反映語義及文化意象，傳遞社會文化的內涵。Nicholson-Cole（2005）則強調，象徵性元素能引發情感回應，帶來有意義的體驗。Lester（2013）探討了視覺元素在廣告及媒體中的應用，強調其在傳達品牌理念中的重要性。Ware

（2008）也指出，訊息設計的主要目的在於創造一種能快速且準確支援認知任務的展示方式，使視覺元素能有效幫助使用者理解和處理訊息。

然而，色彩在視覺傳達中雖具有顯著影響力，但其主要作用在於激發情感體驗並增強畫面的層次感。多位學者如 Wilms、Oberfeld（2018）、Yang 等（2020）以及 González-Martín 等（2022）皆指出，色彩的主要功能是透過對比色凸顯焦點，而非直接改變圖像的結構或形態。江學滢、程威儒（2023）也強調，色彩與感受的表達息息相關，但在溝通中並非扮演決定性的因素。Zhang、Hao（2021）進一步指出，色彩的作用在於建立視覺層次與強調關鍵訊息，但不會影響形狀與線條等視覺元素的基本特徵。

在圖像的構成中，線條與形狀等視覺元素具有更為核心的作用。Lauer、Pentak（2011）指出，這些元素不僅直接定義圖像結構，還引導視覺焦點。Ware（2019）進一步說明，人類視覺系統在識別形狀和模式時，主要依賴結構性特徵，如邊緣、輪廓和形狀；而色彩作為輔助元素，則可提升辨識的效率。因此，即使在缺少色彩的情境下，觀者仍能透過其他視覺元素有效的解讀視覺訊息。

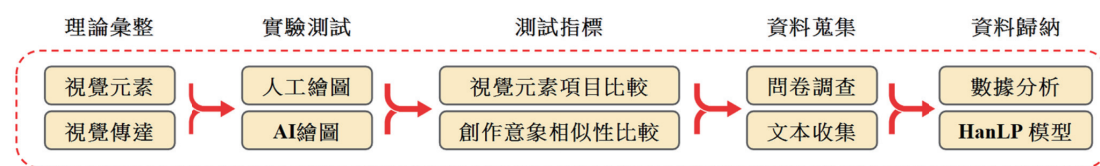
承接上述觀點，觀者可通過線條、形狀等視覺元素來理解創作者的創作意象。在視覺傳達過程中，這些基本元素發揮了關鍵作用，而色彩則主要起輔助效果，對訊息本身的影響相對較小。因此，即使缺少色彩，視覺訊息依然能透過線條與形狀等元素清晰呈現。另外，在圖像創作中，視覺傳達也扮演著關鍵角色，使創作意象得以具體地呈現。Josephson 等（2020）表示，視覺傳達提升了學生對視覺素養的理解與應用，使他們更能運用視覺元素表達思想與情感。在學習與創作過程中，掌握將抽象思維轉化為具體圖像的能力，有助於深化藝術表達並提升視覺溝通的效果。隨著圖像在多元媒體中的廣泛應用，創作者需靈活運用視覺元素來有效傳達訊息，從而在視覺傳達中展現出創意與深度。

參、研究設計與實施

本研究旨在探討視覺設計專家與非專家在使用 AI 生成與手工繪圖時，於線條、形狀、平衡、比例、統一性、對比、主導性與從屬性、節奏與韻律八項視覺元素上的表現，並比較兩種創作方式在貼近創作意象上的效果。研究首先透過問卷調查，評估 AI 生成與手工繪圖在視覺元素中的表現。接著，使用文本相似度分析，比較這兩種繪圖方式在傳達創作意象的效果，並分析專家與非專家在兩種繪圖方式下的呈現差異。研究流程如，如圖 3 所示。

圖 3

研究流程



資料來源：本研究繪製。

一、研究流程

為探討視覺設計專家與非專家在使用 AI 生成與人工繪圖時的成果差異，本研究採用了多因素實驗設計（factorial design），如 Gay 等（2012）所述，這種設計方式允許同時研究多個自變量及其交互作用，能比較不同群體在相同流程中的表現，並檢驗是否存在顯著差異，從而深入分析群體與流程之間的交互作用，全面理解各流程對不同群體的影響。

（一）主題確定

在實驗開始時，研究者首先與每位創作者進行主題討論，激發創作意象並確立創作主題。這些創作者包括視覺設計專家與非專家。主題確定後，研究者後續僅根據創作者對 AI 工具的熟悉程度提供技術指導，但不干涉創作內容的具體呈現。

（二）人工繪圖階段

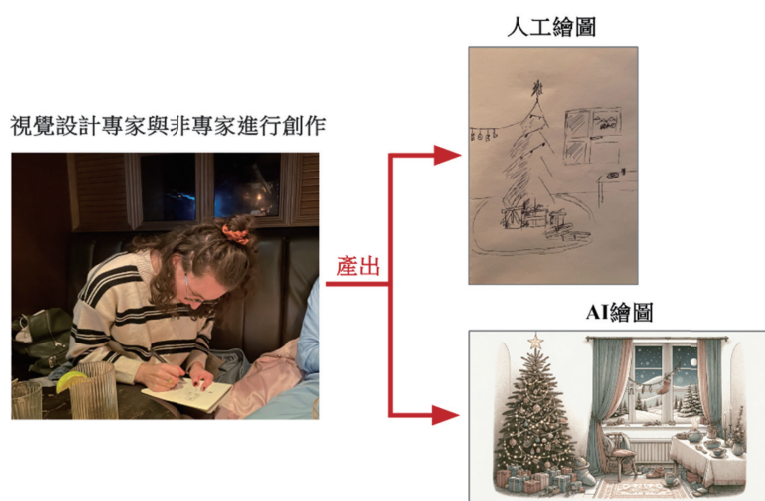
本研究首先從人工繪圖開始創作。創作者根據先前討論確定的主題，使用紙筆作為主要工具，並根據作品需求自由選擇適合的構圖方式與表現技法。預計創作時間為 15 分鐘，但創作者可根據作品的完成度靈活調整時間，無論提前結束或延長，皆以充分表達其創作意象為前提。

（三）AI 繪圖階段

進入第二階段後，本研究選擇 Stable Diffusion 和 DALL·E 3 作為主要的 AI 圖像生成工具。與手繪過程不同，創作者通過輸入描述性關鍵詞、場景或特定視覺元素來生成圖像，並根據需要調整提示內容，直至生成的 AI 圖像符合其創作意象。此階段與手繪階段相同，沒有固定的時間限制，創作者可持續調整，直到對生成結果感到滿意為止。AI 生成與人工繪圖的整體流程，如圖 4 所示。

圖 4

AI 生成與人工繪圖流程



資料來源：AI 繪圖由 Stable Diffusion (Black Technology Ltd. , n.d.) 生成，照片與人工繪圖由本研究拍攝整理。

二、研究對象

為探討 AI 生成與人工繪圖在視覺元素表現及創作意象傳達上的效果，本研究將研究對象分為「創作者」與「參與者」兩個群體，並透過參與者對創作者作品的評估來收集數據，以下分別說明各群體的定義。

（一）創作者

本研究選擇「視覺設計專家」與「非視覺設計專家」兩個不同背景的創作者群體作為獨立研究對象。通過對比分析兩者在 AI 生成與人工繪圖中的圖像表現，以探討視覺元素的表現以及創作意象傳達效果的差異。

根據佐口七朗（1979 / 1990）的分類，視覺設計涵蓋二次元、三次元和四次元設計，二次元設計包括符號、文字、編輯、廣告、攝影與插畫等。Easton、Djumaieva（2018）指出，平面設計師對創造力的需求顯著高於其他職業，為醫生的 20 倍、管理顧問的 13 倍、研發經理的 4 倍，凸顯出視覺設計對創意的高度要求。因此，本研究中的「視覺設計專家」包含平面設計師、插畫家及平面設計專業的研究生，他們通常具備較高的創意能力與豐富的手繪經驗。

相對而言，「非視覺設計專家」指的是未從事相關專業工作且缺乏手繪經驗的大眾群體，在表達創作意象時經驗相對有限。儘管他們並無專業訓練，這些群體對創作仍具一定興趣，有助於從非專業視角補充研究樣本的多樣性。

本研究透過同儕網絡進行招募與篩選，選出符合條件的創作者。最終確定的兩組創作者中，5 位專家具備豐富且熟練的手繪經驗，而 5 位非專家則不具備相同程度的手繪背景。兩組的資訊，詳見表 1 和表 2。

表 1

視覺設計專家的背景資料表

代碼	所屬單位	職稱	性別	年齡	專長領域	年資
A	大學	博士生兼講師	男	37	平面設計、課程與教學	8
B	互動廣告工作室	平面設計師	女	30	專案視覺形象設計	4
C	自由插畫家	插畫師	男	45	手繪插畫、商業插畫創作	20
D	大學	博士生	女	31	平面設計、設計理論研究	4
E	3D 軟體科技公司	平面設計師	男	28	產品視覺形象設計	7

資料來源：本研究整理。

表 2

非視覺設計專家的背景資料表

代碼	所屬單位	職稱	性別	年齡	專長領域	年資
F	外語補習班	外語教師	女	28	外語教學、教材開發	3
G	外商會計	財務分析師	女	31	財務與大數據分析	6
H	藥廠	製藥研究員	男	39	製藥研究與開發	12
I	長照中心	安養照護主任	男	40	長期照護、安養管理	7
J	外語補習班	外語教師	女	32	外語教學、教材開發	2

資料來源：本研究整理。

（二）參與者

本研究選擇一般大眾為作為參與者，旨在獲取對視覺元素表現及創作意象傳達效果的普遍看法。參與者透過同儕網絡招募，並由他們推薦其他合適人選，經研究者篩選確認後達到所需人數。最終，研究樣本包含 32 名參與者，其中男性 15 名、女性 17 名，年齡介於 20–50 歲之間，職業背景多樣。參與者的職業分布為 44% 為學生，涵蓋大學部與研究所學生；其餘 56% 為社會人士，職業包括教保員、教職員、自由業、保險員、餐飲業者等。

樣本的多樣性有助於提供更具廣泛適用性的見解。根據 Johnson、Onwuegbuzie（2004）的研究，多樣化的樣本組成能擴展研究結果的應用範圍。同時，Patton（2002）指出，針對一般大眾進行的研究更能真實反映日常生活情境。因此，本研究透過多元職業組成來收集具代表性的觀點，以提升研究結果的信效度。

另一方面，Gall 等（1996）認為，儘管量化研究通常需要較大的樣本量，但在研究對象於關鍵變項上具高度同質性時，較小的樣本規模亦能產生具有價值的見解。為確保統計結果的穩定性與可靠性，Gay、Airasian（2000）建議相關性研究的樣本量至少應包含 30 名參與者。

三、研究工具

（一）以問卷調查 AI 生成與人工繪圖在視覺元素上的差異感受

本研究的第一階段旨在比較 AI 生成與人工繪圖在不同視覺元素上的表現，以評估視覺設計專家與非專家的創作成果。另外，為確保比較的公正性，根據兩種繪圖方式的不同特性，研究在視覺元素的篩選上進行了相應的調整，詳述如下。

首先，AI 生成與人工繪圖在核心概念上存在差異。人工繪圖作為視覺傳達工具，透過簡單的線條、符號和幾何圖形，快速勾勒出創作者的意象，幫助思考與解決設計問題（Do、Gross，2001；Tversky，2002）。其次，兩者在表現方式和創作流程上也有顯著不同。在表現方式上，人工繪圖多以黑白線條為主，強調簡潔與快速傳達概念；而 AI 繪圖則具有豐富的色彩與細節，呈現更複雜的視覺效果。在創作流程上，手繪依賴創作者的手眼協調與即時思維；相對地，AI 生成依賴演算法和數據處理，創作者僅需輸入提示詞即可快速生成多樣化圖像，大幅提升生產效率。為避免核心概念、技術與流程差異影響比較的公平性，本研究聚焦於兩者在基本結構與組成上的共通點。

在 AI 生成與人工繪圖的共同結構中，線條、形狀和平衡等視覺元素具有構建清晰結構、引導視線和提升訊息傳遞效率的特性（Ware，2019）。線條能表現物件之間的關聯，在 AI 生成與人工繪圖中皆能有效傳達意象；形狀作為定義物件特徵和布局的核心元素，有助於構建辨識度高的畫面；平衡則通過對稱與穩定性，營造和諧的視覺效果，以確保訊息的清晰呈現。此外，Arntson（2012）指出，比例、統一性、對比、主導性與從屬性及節奏與韻律等視覺元素也顯著增強了圖像的結構性與可讀性，是圖像建構的共同基礎。比例是突顯關鍵元素的重要性；統一性是整合多樣元素，形成易於理解的整體；對比是吸引觀者注意力；主導性與從屬性是建立畫面的層次感；而節奏與韻律則營造視覺上的連續性與流暢性，增強圖像的條理性和引導性。另外，Pei 等（2024）指出，AI 繪圖通常依賴演算法調整細節和色彩，但這些豐富的色彩與細節未必能完全反映創作者的視覺表達能力。因此，本研究將比較重點聚焦於經篩選的八項視覺元素，避免形式和技術差異的干擾，以確保評估的公正性與可靠性。

在資料收集上，本研究採用問卷調查法，邀請參與者瀏覽每組作品，並評估 AI 生成

與人工繪圖在八項視覺元素上的表現。問卷使用 SurveyCake 雲端問卷平臺進行設計，並採用李克特量表進行評分，範圍從「非常不同意」至「非常同意」，分數設定為 1–5 分。問卷中附有所有視覺元素的明確定義，以幫助參與者正確理解並評估這些元素的呈現效果。八項視覺元素的定義，如表 3 所示。

表 3
八項視覺元素定義

視覺元素	視覺元素的定義	參考文獻
線條	線條勾勒物體輪廓，定義形狀並建立結構；同時引導視線，傳達情感與動態。	Dondis (1974)、Ware (2008)
形狀	由線條邊界或色塊定義的二維空間，代表物體的外觀或輪廓，分為幾何形與有機形。	Lauer、Pentak (2012)、Do、Gross (2001)
平衡	元素的均衡分布賦予作品視覺穩定與和諧感，包含對稱與平衡。	Ocvirk 等 (2006)、Ware (2008)
比例	元素之間的相對大小關係影響作品的整體印象與和諧度，良好的比例能突顯關鍵元素。	Wong (1972)、Arntson (2012)
統一性	元素的視覺協調與一致性，透過重複、節奏和對比實現，形成完整的整體。	Dondis (1974)、Arntson (2012)
對比	透過元素間的顯著差異，強調特定部分，增強視覺興趣並吸引注意力。	Lauer、Pentak (2012)、Arntson (2012)
主導性與從屬性	作品中最突出的主導元素及其從屬元素，用以引導觀者注意力，呈現訊息層次。	Ocvirk 等 (2006)、Arntson (2012)
節奏與韻律	透過元素的重複與排列，創造動感與流暢性，引導視線，建立連續性，使訊息更條理分明。	Wong (1972)、Ware (2008)

資料來源：本研究整理，參考相關學術文獻。

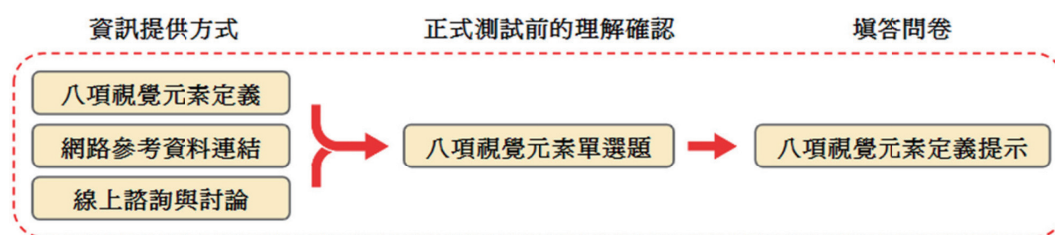
為確保參與者充分理解各項視覺元素，本研究除了在正式問卷中附上八項視覺元素的定義外，還在正式測試前通過通訊軟體與每位參與者聯繫，提供範例圖像和輔助說明的相關資源，例如小學美術教材等網頁資訊，以幫助參與者掌握相關概念。此外，問卷初期設計了理解確認機制，通過單選題檢視參與者對各視覺元素定義的理解，並要求答對所有題目後方可進行正式測試。此過程旨在確保參與者對視覺元素有充分的理解，從而提升問卷結果的有效性與可靠性。相關流程設計，如圖 5 所示。

（二）以文本調查 AI 生成與人工繪圖的視覺傳達感受

本研究的第二階段旨在檢驗 AI 生成與人工繪圖是否能有效傳達創作者的創作意象。參與者描述他們從 AI 生成與人工繪圖中所感知的主要訊息或概念，並將其與創作者的創作意象進行對比。若參與者的感受與創作者的意象高度相符，即可視為視覺傳達效果良好。然而需注意的是，個人的語義處理可能受到其知識結構和經驗的影響。根據

圖 5

視覺元素定義理解驗證流程圖



資料來源：本研究繪製。

Collins、Loftus（1975）的理論，語義記憶以網絡形式儲存，節點代表概念或詞彙，節點之間的連接則代表語義關係。當某個概念被激活時，會沿著連結擴散，觸及相關概念。他們指出，這些知識結構的形成與個人經歷及文化背景密切相關，尤其在不同情境下進行分類和判斷時，記憶中的經驗和聯想會影響推論過程。

為減少個人知識結構與經驗對語義處理的影響，本研究選擇使用段落和句子層級作為參與者回饋的主要形式。Grice（1975）的會話含義理論指出，人類溝通不僅依賴詞語的字面意思，還涉及語境、意圖與推理過程。即使詞彙不同，這些因素仍能幫助傳遞相似的含義。Lyons（1977）的語義場理論進一步支持此觀點，認為詞彙並非孤立存在，而是位於某個語義範疇或「語義場」中，因此，只要詞彙屬於同一語義場，其傳遞的概念或含義仍然相似。此外，Halliday、Matthiessen（2004）的功能語法理論強調，語言的核心功能在於表達意圖並促進溝通。即使詞彙和句法結構不同，語言仍可透過意圖的傳達實現有效交流。Gumperz（1982）也指出，不同語言社群的詞彙與句法結構雖然各異，但這些差異可以透過語境線索和適當的溝通技巧來彌補，從而實現跨文化溝通。

綜析前述觀點，語境、語義結構與溝通意圖在訊息傳遞中具有核心作用。詞彙差異並不妨礙有效溝通，關鍵在於透過語境與推理來傳達訊息。因此，本研究採用段落和句子層級進行比較，更精確地捕捉參與者對視覺訊息的理解與回饋，並減少個人知識與經驗對語義處理的影響，從而有效評估創作意象的傳達效果。

四、資料分析

（一）問卷結果分析

本研究透過 Cronbach's α 檢驗八項視覺元素的評分是否具備足夠的內部一致性外，並計算各構面的合成信度（composite reliability, CR）和平均變異抽取量（average variance extracted, AVE），以評估測量模型的可靠性與收斂效度。根據 Hulland（1999）

的建議，因素負荷量應高於 .7；Hair 等（2011）則建議組成信度和 Cronbach's α 應高於 .7，而 Bagozzi、Yi（1988）建議 *AVE* 應高於 .5，以確保量表的信度與效度。

接續，本研究採用主成分分析（principal component analysis，PCA）探討八項視覺元素的關聯性及潛在結構。Jolliffe（2002）指出，PCA 不僅能有效降低數據維度，還有助於識別變數間的潛在關聯性，提升分析的解釋力。本研究透過 PCA 識別可能的視覺元素組合，以揭示 AI 生成與人工繪圖在視覺表現上的異同。最後，利用敘述性統計比較參與者對各視覺元素的感受強烈程度。

（二）文本相似度分析

本研究選擇 HanLP（han language processing）作為中文文本相似度辨識工具，基於以下三點理由。首先，HanLP 採用了多種先進的多語種自然語言處理技術（natural language processing，NLP），特別是預訓練模型 BERT（bidirectional encoder representations from transformers）和 ELECTRA（efficiently learning an encoder that classifies token replacements accurately）。這些模型經過大量中文語料的微調，在中文分詞、詞性標註（part-of-speech tagging，POS）、命名實體識別和依存句法分析等任務中表現優異，顯著提升文本理解的精確性與效率。其次，BERT 作為一種雙向變換器模型，具備強大的語義分析能力，能自動計算句子間的相似度，廣泛應用於機器翻譯和文本摘要等任務，有效提升文本內涵的一致性。Devlin 等（2019）指出，BERT 能充分利用上下文資訊來理解單詞語義，特別適合中文等高度依賴語境的語言。透過雙向編碼，BERT 能更準確地捕捉語境訊息，為語義分析提供了先進的解決方案。

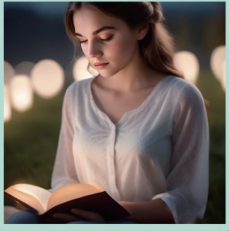
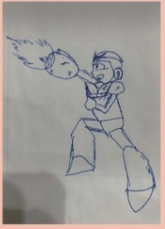
最後，BERT 結合雙向長短期記憶（long short-term memory，LSTM）網路與條件隨機場（conditional random field，CRF）模型，在多種 NLP 任務中展現出穩定性與高準確性。LSTM 能處理序列數據中的長期依賴訊息，而 CRF 則利用全局上下文進行精確標記，使 BERT 在文本標記任務中的表現優於傳統方法。例如，在 POS 任務中，BERT 達到 97.55% 的準確率；在 CoNLL 2000 分塊任務中，其 F1 分數達到 94.40，展現出對名詞短語和動詞短語的卓越識別能力。F1 分數綜合了精確率和召回率，得分越高代表模型在這兩方面的表現越均衡。因此，BERT 與 LSTM 和 CRF 的結合在多種 NLP 任務中顯著提升了效果，為語言處理提供了強有力的技術支持。

基於前述 BERT 的雙向語義理解能力，HanLP 在段落和句子層級的文本相似度比對中，能有效提升語義分析的精確性。通過 BERT 模型，HanLP 可以同時考慮上下文語境及詞語間的語法關聯，進一步強化文本比對結果，從而更好地滿足段落和句子層面的語義分析需求。

肆、研究結果與討論

在 AI 生成與人工繪圖的創作部分，共計有 5 位視覺設計專家（A、B、C、D、E）與 5 位非視覺設計專家（F、G、H、I、J）參與，成果列於表 4。

表 4
視覺設計專家與非專家的編號與創作

編號／人工繪圖／ AI 繪圖		編號／人工繪圖／ AI 繪圖		
A			F	
B			G	
C			H	
D			I	
E			J	
				
				
				
				
				

資料來源：AI 繪圖由 Stable Diffusion (Black Technology Ltd., n.d.) 生成，人工繪圖由本研究拍攝整理。

一、AI 繪圖視覺表現分析

為比較「視覺設計專家」與「非視覺設計專家」在 AI 生成與人工繪圖中八項視覺元素的表現差異，本研究邀請了 32 位參與者針對這兩個群體的圖像作品進行評估。為確保參與者充分理解八項視覺元素的定義，設計了單選題進行兩輪測驗驗證。在第一輪中，26 位參與者正確回答了所有配對題目；第二輪中，其餘參與者也通過測驗，確保對視覺元素的定義達到一致理解。在整理問卷數據後，本研究採用 PCA 並運用最大方差正交旋轉（varimax）來簡化因子結構，以進一步探討視覺元素間的相互關係。此方法有助於強化各視覺元素在特定因子上的載荷，從而更清晰地揭示其相關性。

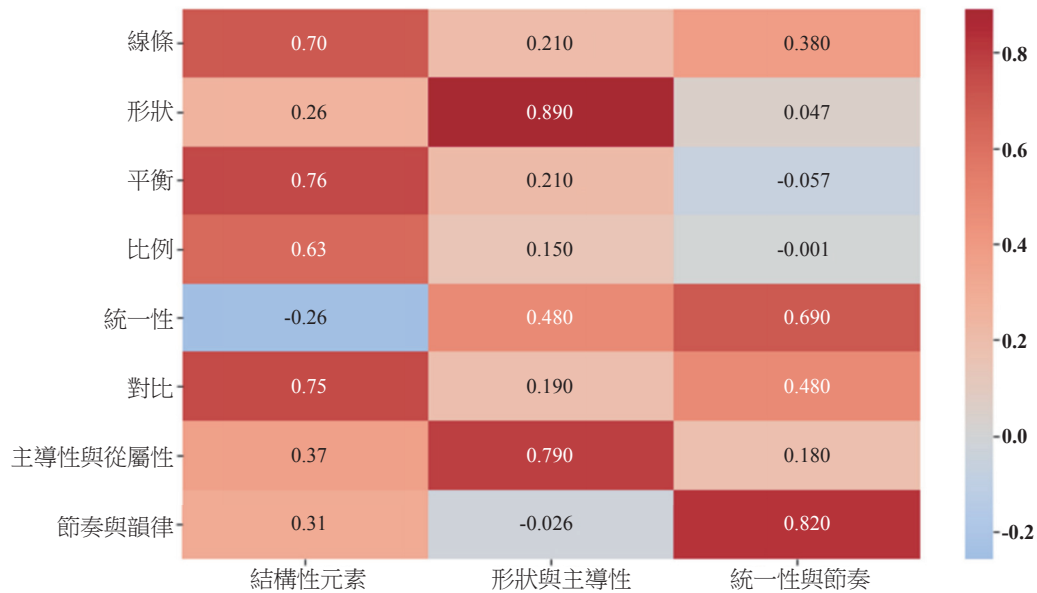
（一）視覺設計專家組

首先，根據「視覺設計專家組」的旋轉後成分矩陣，視覺元素依高載荷因子進行解釋與標籤化。根據高載荷視覺元素的共同特徵，每個因子被賦予描述性名稱。視覺設計專家的旋轉成分矩陣及因子載荷熱圖，如圖 6 所示。整體而言，這些因子的組合反映了參與者在比較 AI 生成與人工繪圖後，對各項視覺元素表現的感受。具體可分為以下三類：

1. 結構性元素：高載荷的視覺元素包括線條（.702）、平衡（.761）、比例（.634）和對比（.752），主要涉及圖像的結構層面，如線條的運用、整體平衡、比例調整和對比應用，這些要素共同構成了穩定有序的構圖基礎。結構性元素在視覺設計中通過建立穩定感和平衡感來組織和傳達視覺訊息（Dondis, 1974）。此外，視覺語言可通過構圖傳遞複雜資訊，與訊息的價值、顯著性以及框架相關，確保訊息的傳達具有意義且一致（Kress、van Leeuwen, 2020）。
2. 形狀與主導性：高載荷的視覺元素包括形狀（.890）以及主導性與從屬性（.787），主要聚焦於形狀的運用及其中的層次關係，強調形狀在視覺傳達中的核心作用。圖像中的形狀因其規則性與穩定性而展現不同的視覺權重或主導性。規則形狀如正方形、圓形和等邊三角形，通常傳達平衡與穩定感，而複雜或不穩定的形狀則增加視覺壓力，吸引更多注意力，從而強化其主導性（Dondis, 1974）。
3. 統一性與節奏：高載荷的視覺元素包括統一性（.695）以及節奏與韻律（.821），主要強調圖像中的協調與一致性，有助於營造視覺上的統一感。元素的重複與節奏排列注入了動感與流暢性，同時創造視覺變化與趣味。規律的重複進一步增強作品的和諧感與視覺流動性。Hoffman（2019）指出，統一的視覺訊息幫助大腦在複雜場景中快速識別重要模式與訊號。因此，統一性與節奏共同作用，既符合人類視覺系統的需求，也是視覺處理的核心機制，幫助觀者更高效地理解設計的整體性。

圖 6

視覺設計專家的旋轉成分矩陣與因子載荷熱圖



資料來源：本研究整理。

計算結果顯示，結構性元素的 CR 為 .805， AVE 為 .510，均符合建議標準，表示此構面的信度與收斂效度達到要求。形狀與主導性的 CR 為 .827， AVE 為 .706，表現出更高的信度與收斂效度。統一性與節奏的 CR 為 .732， AVE 為 .579，同樣符合建議標準。整體信度為 .807，所有構面的 CR 和 AVE 均符合理論標準，如表 5 所示。

表 5

視覺設計專家組的整體信度與構面的 CR 與 AVE

構面	CR	AVE
結構性元素	.805	.510
形狀與主導性	.827	.706
統一性與節奏	.732	.579
整體信度	.807	—

資料來源：本研究整理。

此外，因子解釋變異量的結果顯示，三個因子共解釋了 71.89% 的總變異量，表示這些因子能有效代表影響圖像中主要視覺元素的關鍵因素。具體而言，結構性元素因子在旋轉後解釋了 29.99% 的變異，形狀與主導性因子解釋了 22.29%，統一性與節奏因子則解釋了 19.61%。顯示當參與者比較視覺設計專家的 AI 生成與人工繪圖作品時，對於 AI 繪圖中的結構性元素感受最為強烈，進而影響其對圖像整體性的認知；形狀與主導性因

子則影響參與者對圖像焦點和視覺層次的感知；統一性與節奏因子則關聯於圖像的連貫性和流動感。視覺設計專家組對各視覺元素的評分結果，詳見表 6。

表 6
視覺設計專家組的視覺元素平均值與標準差（依平均值高低排列）

視覺元素	平均值 (M)	標準差 (SD)
形狀	4.50	0.62
比例	4.25	0.67
平衡	4.00	0.57
對比	3.72	0.58
線條	3.62	0.55
主導性與從屬性	3.62	0.66
節奏與韻律	2.75	0.62
統一性	2.72	0.58

資料來源：本研究整理。

根據平均值與標準差結果，參與者認為相較於視覺設計專家的人工繪圖，專家的 AI 繪圖在形狀、比例和平衡等視覺元素上表現較佳，展現出精確度、比例平衡和視覺穩定性的優勢。此外，專家的 AI 繪圖在對比、線條以及主導性與從屬性上也表現良好，顯示出在視覺層次強調和細節處理方面的能力。然而，在節奏與韻律及統一性這兩個較為抽象的整體性視覺元素上，專家的 AI 繪圖的表現相對較弱，需進一步優化以提升動態感、流動性和整體協調性。

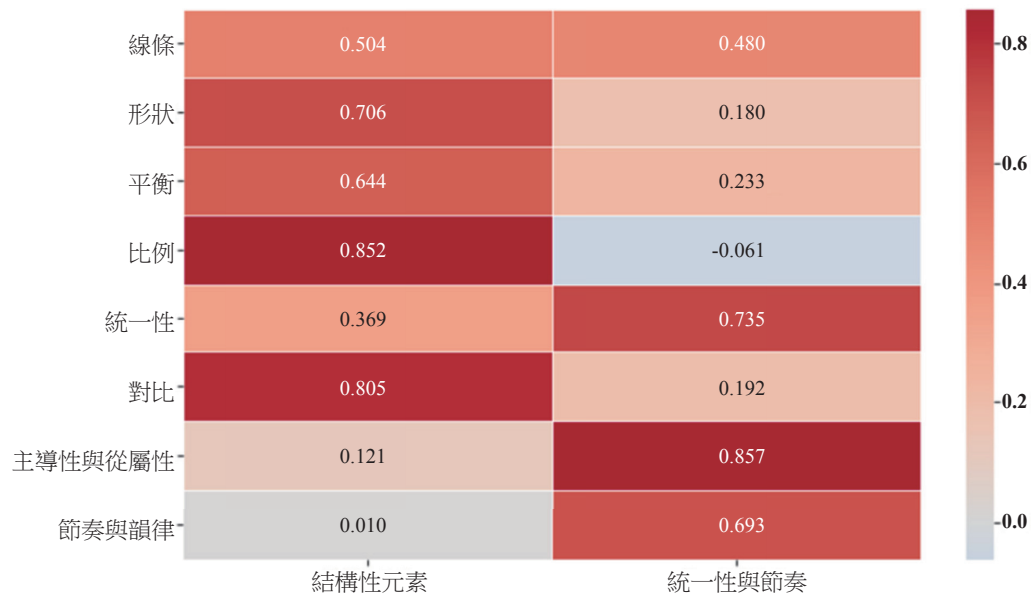
（二）非視覺設計專家組

根據「非視覺設計專家組」的旋轉成分矩陣與因子載荷熱圖，如圖 7 所示。依據旋轉後成分矩陣，這些因子可以分為：

1. 結構性元素：高載荷視覺元素包括比例（.852）、形狀（.706）、平衡（.644）、對比（.805）、線條（.504）。如前所述，這些元素主要涉及圖像的結構層面，包括線條的運用、整體平衡的掌握、比例的調整以及對比的應用。
2. 統一與動感：高載荷的視覺元素包括統一性（.735）、主導性與從屬性（.857）以及節奏與韻律（.693），主要強調圖像的協調性與流動感，增強作品的一致性，並通過層次和節奏引導視線，提升視覺吸引力。Wagemans 等（2012）指出，格式塔心理學的核心理念「整體大於部分之和」能解釋視覺元素的相互作用。接近性、相似性、閉合性和連續性等原則協調視覺元素的排列，形成統一感，並通過有機排列和動態組合增強作品的動感與和諧性，使其在動態變化中保持穩定，創造流暢而富有生命力的視覺效果，自然引導觀者視線，達成穩定與活力的平衡。

圖 7

非視覺設計專家的旋轉成分矩陣與因子載荷熱圖



資料來源：本研究整理。

計算結果顯示，結構性元素的 CR 為 .834， AVE 為 .508，均符合建議的標準，表示該構面具備足夠的信度與收斂效度。統一性與動感的 CR 為 .777， AVE 為 .542，同樣達到所需的信度與收斂效度要求。整體信度為 .803，所有構面的 CR 和 AVE 均符合理論標準，如表 7 所示。

表 7

非視覺設計專家的旋轉成分矩陣

構面	CR	AVE
結構性元素	.834	.508
統一性與動感	.777	.542
整體信度	.803	—

資料來源：本研究整理。

此外，因子解釋變異量的結果顯示，兩個因子共解釋了 60.06% 的總變異量，其中結構性元素因子在旋轉後解釋了 33.65% 的變異，而統一與動感因子解釋了 26.41%。顯示當參與者比較非視覺設計專家的 AI 生成與人工繪圖時，對 AI 繪圖中的結構性元素感受尤為明顯。這些元素增強了設計的穩定性與組織感，使圖像內容更易於理解；統一與動感因子則影響設計的整體和諧性與流動性，提升圖像的視覺吸引力與動態效果。非視覺設計專家組對各視覺元素的評分結果，詳見表 8。

表 8
非視覺設計專家組的視覺元素平均值與標準差（依平均值高低排列）

視覺元素	平均值 (M)	標準差 (SD)
統一性	4.34	0.70
線條	4.31	0.78
形狀	4.28	0.89
比例	4.06	0.91
主導性與從屬性	4.00	0.88
對比	3.78	1.18
平衡	3.75	0.88
節奏與韻律	2.59	0.80

資料來源：本研究整理。

根據平均值與標準差結果，參與者認為相較於非視覺設計專家的人工繪圖，非專家的 AI 繪圖在統一性、線條、形狀、比例以及主導性與從屬性等視覺元素上表現較佳，展現了一致性、精確度、比例平衡和層次管理的優勢。然而，在對比和平衡等一般視覺元素上，非專家的 AI 繪圖仍有提升空間，尤其是在節奏與韻律等較為抽象的元素上表現相對較弱，可能需進一步優化以增強畫面的動態感與流動性。

二、人工繪圖視覺表現分析與 AI 繪圖之差異比較

本研究邀請 5 位視覺設計專家與 5 位非視覺設計專家提供創作意象的文本描述，並請 32 位參與者在觀賞 AI 生成與人工繪圖作品後記錄其理解與感受，作為文本回饋。創作者的文本描述詳見表 9。由於參與者的反饋量龐大，包含 AI 生成與人工繪圖各 32 份，因此僅擷取部分文本反饋展示於表 10。

本研究以前述 10 位創作者提供的創作意象文本描述為基準，運用 HanLP 中文語言模型對 32 位參與者的回饋文本進行相似度分析。相似度比對的平均結果，如表 11 所示。

另，為進一步比較 AI 生成與人工繪圖在創作意象上的傳達差異，本研究採用成對樣本 t 檢定 (paired sample t -test)。根據 Cohen (1988) 的研究，成對樣本 t 檢定可用於評估相同個體在不同條件下的平均差異是否具統計顯著性，並通過效應量衡量差異大小。Field (2013) 指出，該方法適合比較同一受試者在不同情境下的表現。本研究中的 32 位參與者分別對 AI 生成與人工繪圖進行評估，兩組數據均來自相同參與者的評分，符合成對樣本 t 檢定的應用條件。檢定結果見表 12。

t 統計值用於衡量 AI 生成與人工繪圖兩組數據之間的差異，正值表示 AI 繪圖優於人工繪圖，負值則表示人工繪圖更佳。雙尾 p 值檢驗兩組間差異的顯著性，通常以 $p < .05$

表 9

視覺設計專家與非專家的創作意象文本描述

編號	專家的創作意象文本描述
A	在無垠的虛空中，禪意縈繞，窗外淅瀝著細雨，獨自坐在窗前，指尖輕觸著玻璃，在虛實之間進行著冥想。
B	一隻虎面人身的生物，上半身赤裸，散發著野性與冷冽，卻又華麗的氛圍。
C	一隻犀牛騎著威風凜凜的重機，身著酷炫的騎士皮衣，肆意行駛在街道上。
D	一個人靜靜地坐在月光下，手中捧著一本書，沉浸在閱讀的世界裡，享受著靜謐的夜晚。
E	有著七隻眼睛的怪物，胸前長著章魚的觸手，四隻腿像狼，身體則像蜥蜴，背上長著龍的翅膀，能吐出腐蝕的液體。
編號	非專家的創作意象文本描述
F	戴著聖誕帽的松鼠在冬天的樹枝上，正想要拿樹上的橡子，畫面上寫著 Joyeux Noël。
G	一隻花紋貓倚靠在牆壁上，牠的姿態優雅可愛，彷彿正在搜尋著什麼。
H	一位身穿鎧甲的機器人，靈感來自知名遊戲角色洛克人，正準備展開決戰。
I	兩隻拉布拉多犬在那裡，前面的拉布拉多平躺著，臉上帶著親切的笑容；後面的拉布拉多則顯得友好又放鬆，讓人感覺溫馨愉悅。
J	屋裡有一棵裝飾著星星的聖誕樹，樹下堆滿了禮物，桌子上擺滿了好吃的，窗外是一片寒夜中的山峰和樹林。

資料來源：本研究整理。

表 10

參與者對創作者 AI 生成與人工繪圖作品的感受之文本描述節錄

圖像編號	參與者對專家作品的回饋文本
手繪 A	- 想像中的山景在客廳裡，茶香瀰漫，電視靜靜陪伴著（參與者 16）。 - 人在房子裡，坐姿的點點光影交錯，形成一種靜謐感（參與者 23）。
AI 圖 A	- 一個人坐姿穩定，仰望著宇宙，心中充滿對未知的渴望（參與者 7）。 - 男生在外太空中翻閱書籍，探索行星的奧秘（參與者 14）。
手繪 B	- 咆哮的老虎展現出一位肌肉男的上半身威嚴（參與者 11）。 - 老虎面具下的身體打哈欠，展現出乾扁的形象（參與者 19）。
AI 圖 B	- 肌肉男披著虎皮，在霧濛濛的背景中顯得格外突出（參與者 2）。 - 老虎套頭的男人展現出強壯的胸肌，背景的燈光增添了戲劇性（參與者 12）。
手繪 C	- 機車上有犀牛的身影，線條中繪製著國旗的元素（參與者 18）。 - 犀牛騎著摩托車，無色的單調卻顯得獨特（參與者 30）。
AI 圖 C	- 機車上的犀牛先生背著書包，坐在酷炫的摩托車上，形象幽默（參與者 25）。 - 犀牛的機車展現出牛仔風格，讓人感受到野性與自由（參與者 32）。
手繪 D	- 坐在屋頂上的女人，背後是又大又圓的月亮，周圍只有高樓，讓人感到孤單（參與者 2）。 - 在高樓的危險邊緣，小女生靜靜看著大月亮，心中充滿幻想（參與者 24）。
AI 圖 D	- 在夜晚的燈光下，像艾瑪·華森的外國人專心讀著書（參與者 1）。 - 這位外國人文靜地坐著，書本在她手中彷彿成為了她的世界（參與者 6）。
手繪 E	- 不知名的動物流著鼻涕，擁有翅膀與長長的指甲（參與者 8）。 - 怪獸從鼻子流出不明物體，身上長滿奇怪的疣，形象讓人難以理解（參與者 19）。

表 10

參與者對創作者 AI 生成與人工繪圖作品的感受之文本描述節錄（續）

圖像編號	參與者對專家作品的回饋文本
AI 圖 E	● 龍般的怪物看起來像章魚，翅膀的存在讓人感到抑鬱（參與者 14）。 ● 恐怖的龐大身軀具備想法，令人不寒而慄（參與者 28）。
圖像編號	參與者對非專家作品的回饋文本
手繪 F	● 英文字母和怪異的松鼠在樹上戴著帽子，形成獨特的視覺效果（參與者 18）。 ● 小巧可愛的松鼠展現出迷你的形象，充滿愛心（參與者 27）。
AI 圖 F	● 在下雪的日子裡，松鼠戴著毛帽，形象令人喜愛（參與者 9）。 ● 松鼠在聖誕樹旁，手中拿著果實，為節日增添了色彩（參與者 29）。
手繪 G	● 抽象的黑色線條勾勒出一隻貓的形象，站立在畫面中央（參與者 1）。 ● 這幅作品建議隨便以兒童風格的呈現，顯得輕鬆有趣（參與者 31）。
AI 圖 G	● 白色的貓可愛地站立在雪中，讓人忍不住想要靠近（參與者 6）。 ● 細緻的畫風讓白色的冷感與貓咪的可愛形象完美融合（參與者 30）。
手繪 H	● 猴子手持火把在戰鬥中，呈現出抽象化的風格（參與者 17）。 ● 火箭人發射的瞬間，超人的服裝在畫面中展現出動感（參與者 29）。
AI 圖 H	● 洛克人的站姿在色彩與線條的交織中展現出活力（參與者 18）。 ● 全身充滿藍色的機器人浩克展現出勇敢及正義的特性（參與者 26）。
手繪 I	● 這幅作品以粗糙的紙和線條描繪出一隻醜陋的異形狗（參與者 1）。 ● 無色的狗狗在畫面中形象模糊，看不懂的樣子讓人思考（參與者 32）。
AI 圖 I	● 狗的流線型線條和舌頭的動作展現出活潑的個性（參與者 11）。 ● 狗狗的和藹與開心展現了溫柔的性格，令人喜愛（參與者 27）。
手繪 J	● 這幅畫描繪了聖誕樹、窗戶和桌子上的禮物，形成了溫馨的氛圍（參與者 17）。 ● 素描中，聖誕樹與禮物之間的搭配，展現出細緻的細節（參與者 22）。
AI 圖 J	● 飄著雪的窗外映襯出聖誕節的氛圍，漂亮的客廳內放著一個杯子（參與者 2）。 ● 禮物堆滿聖誕樹下，窗戶外的景色讓人心情愉悅（參與者 24）。

資料來源：本研究整理。

表 11

創作者文本與人工繪圖、AI 繪圖回饋文本之間的相似度平均值比對結果（單位：%）

手繪 A	AI 圖 A	手繪 B	AI 圖 B	手繪 C	AI 圖 C	手繪 D	AI 圖 D	手繪 E	AI 圖 E
7.03	5.78	4.17	4.86	30.31	29.52	22.25	19.13	8.15	5.90
手繪 F	AI 圖 F	手繪 G	AI 圖 G	手繪 H	AI 圖 H	手繪 I	AI 圖 I	手繪 J	AI 圖 J
22.22	25.00	24.89	19.93	7.94	13.30	0.42	0.98	11.30	13.36

資料來源：本研究整理。

為顯著標準。皮爾森相關係數則評估兩變量之間的線性相關性，範圍介於 -1-1。結果顯示，在創作意象的傳達上，專家組中僅組別 E 達到顯著差異（ $p = .0344$ ），為 AI 繪圖優於人工繪圖；而非專家組中僅組別 H 呈現顯著差異（ $p = .0073$ ），則為人工繪圖優於 AI 繪圖。其餘組別的 p 值均高於 .05，表示 AI 生成與人工繪圖在這些組別中無顯著差異。

表 12

創作者文本與各組創作的 t 檢定結果

專家組	t 統計值	自由度	p 值（雙尾）	皮爾森相關係數
A	1.2830	31	.2090	-.0658
B	-0.9601	31	.3444	.1830
C	0.3721	31	.7124	.5697
D	1.1921	31	.2423	.2831
E	2.2127	31	.0344	.5152
非專家組	t 統計值	自由度	p 值（雙尾）	皮爾森相關係數
F	-0.8858	31	.3825	.1853
G	1.4167	31	.1665	-.1997
H	-2.8696	31	.0073	.2519
I	-1.8442	31	.0747	.7108
J	-1.2760	31	.2114	.2099

資料來源：本研究整理。

基於前述的檢定結果得知，雖然在特定組別中，AI 生成與人工繪圖表現出顯著差異，但這些顯著性僅限於個別組別情境。整體而言，AI 生成與人工繪圖在創作意象傳達上的表現無顯著差異，檢定結果未顯示任一圖像創作方式在各組別中具有普遍優勢。

三、討論

AI 透過提示詞生成圖像，並以文字控制圖像構成，這一過程與人類傳統的創作方法顯著不同。無論創作形式為實體或數位，若創作者的思維過程未經文字記錄，通常呈現為隱性特徵。在相關研究中，Wang（2022）指出，AI 技術能顯著提升網頁設計中視覺元素的辨識與優化效率；Huo、Wang（2022）進一步強調了 AI 在自動識別與優化視覺元素位置上的應用價值。然而，這些研究主要集中在技術層面與簡易視覺元素的探討。本研究從藝術教育的角度對視覺元素作進一步分類，並量化比較 AI 生成與人工繪圖在八項視覺元素上的表現。結果顯示，AI 在形狀、比例和線條等視覺元素上表現較佳，但在節奏感與流動性等元素上相對不足，可能因這些元素涉及主觀表達和抽象思維，在 AI 訓練中難以精確定義。此外，當處理如「建築」這類範疇廣泛的詞彙時，若缺乏精確描述，AI 也難以準確呈現具體類型，從而增加視覺結果的不確定性。因此，視覺元素測量結果顯示了 AI 在圖像創作中的限制，並揭示出創作者與 AI 在不同創作層面的互補性，突顯了人類在圖像創作中的獨特價值。

另外，為比較 AI 生成與人工繪圖在創作意象上的傳達差異，本研究導入 HanLP 語義分析模型進行文本相似度比對，以檢驗參與者對兩種創作方法所傳達意象的感知程度。

在其他研究中，Bartlett 等（2024）透過五點量表評估線條平滑度、比例準確性及可理解性，以探討 AI 生成與人工繪圖在可理解性上的差異。相較於五點量表的主觀評分，本研究透過用語義分析模型來獲取參與者文本反饋中的潛在訊息，減少主觀偏差。語義分析工具能解析文本中的語義關聯，提供傳統量表難以量化的資訊，並通過自動化處理增強分析的準確性。由於 AI 繪圖依據文字描述生成，語義分析模型也能實現文本與圖像間的逆向驗證。多樣化工具的應用有助於從不同角度探討圖像生成技術與人類創作意象的潛在關聯。

伍、結論與建議

一、結論

（一）AI 繪圖在增強形狀、比例以及線條等視覺元素的表現較人工繪圖顯著

AI 繪圖在形狀生成、比例控制和線條掌握等視覺元素上展現出顯著優勢，但在節奏與韻律的視覺元素表達上則不及人工繪圖。無論參與者觀賞的是視覺設計專家或非專家的作品，都普遍認為 AI 在形狀和比例上展現出高度的精確性與處理能力。此外，AI 繪圖在主導性與從屬性、平衡與對比等結構性元素上也獲得中上評價，顯示出其在圖像結構與視覺表達中的輔助作用。然而，相較於人工繪圖，無論是專家或非專家的作品，AI 繪圖在韻律與節奏的表現上帶給參與者的感受相對不明顯。

在非專家的作品中，AI 繪圖在線條和統一性上的提升尤為顯著，參與者給予較高評價，認為 AI 顯著改善了非專家的線條控制與風格一致性，縮小了與專家在圖像表現上的差距。相較之下，這些元素在專家的 AI 繪圖中提升有限，可能由於專家的手繪基礎較高，AI 在這些方面的視覺助益不如在非專家作品中明顯。整體而言，AI 繪圖在形狀、比例和線條等具體視覺元素上展現出顯著優勢，也能有效提升非專家在線條控制和統一性上的視覺質量，顯示其在處理可量化視覺元素方面的精確度與效率。然而，在節奏與韻律等抽象視覺元素的呈現上，AI 繪圖仍難以完整傳達創作意象中的抽象概念，而人工繪圖在此方面更具優勢。因此，創作者仍需持續培養個人風格與創意思維的視覺表達能力。

（二）AI 生成與人工繪圖在創作意象的傳達效果上並無顯著差異。僅在特定組別中，專家使用 AI 繪圖的傳達效果較佳，而非專家則以人工繪圖的傳達效果較好

研究結果顯示，AI 生成與人工繪圖在創作意象的傳達效果上，僅在部分組別中呈現

顯著差異。對於視覺設計專家，只有組別 E 的 AI 繪圖展現出優勢，推測專家可通過優化提示詞來增強視覺傳達效果。而對於非視覺設計專家，只有組別 H 的人工繪圖在傳達效果上顯著優於 AI 繪圖。此外，專家與非專家在其餘組別中的效果差異均未達到顯著水準，因此難以得出 AI 繪圖或人工繪圖在傳達效果上具有全面優勢的結論。

因此，AI 生成與人工繪圖可視為兩種具備不同特性的圖像創作方法，兩者間並無孰優孰劣之分，且在意象傳達上各有不同。例如，AI 繪圖適合滿足創作需求中的多樣化與批量生產，而人工繪圖則更能展現創作者的個人創意，並滿足其對直觀視覺表達的需求。

二、研究建議

（一）感知力、手繪技術與 AI 工具在基礎藝術教育中的融合

儘管 AI 繪圖存在技術限制，但在藝術教育中仍具備作為輔助工具的潛力。建議適度結合 AI 工具與手繪方法，以提升學生的綜合視覺表達能力。由於 AI 在抽象與動態視覺表達上的局限，建議教學以培養學生的感知力和手繪基礎為核心，強化其創作概念與視覺表達能力，同時適度導入 AI 工具輔助創作。讓學生在具備基本視覺傳達能力和敏銳感受力的基礎上，彌補 AI 在抽象與動態表達上的不足，並有效運用 AI 工具的特性來提升創作意象的傳達效果。

（二）運用 AI 工具以促進圖像創意實驗與視覺元素探索

AI 繪圖的高效性為圖像創意實驗帶來了全新的可能。本研究結果顯示，AI 繪圖在形狀、比例和線條等視覺元素的表現上具備一定優勢，適合作為探索圖像結構的輔助工具。教學可透過提示詞引導學生快速嘗試多樣化的視覺組合，並透過實作為圖像創意實驗提供更多探索途徑。未來研究可進一步探討 AI 技術在視覺元素探索與實踐中的應用，特別是在快速迭代和增強視覺表現力方面的發展潛力。

（三）AI 工具在教學中的應用策略

鑑於 AI 繪圖在傳達創作意象上未全面優於人工繪圖，雖然 AI 具備強大的圖像生成能力，但在意象傳達上仍有侷限。而人工繪圖因其直觀性且不受數據訓練框架所限制的特性，仍能有效傳達創作意象。因此，教學策略可根據學生的視覺表達能力與需求，靈活調整 AI 工具的應用方式。對於視覺表達能力較強的學生，AI 可作為激發創意的工具，促進多元化創作；而對於視覺表達能力較弱的學生，AI 則可作為初步的圖像生成輔助，幫助建立信心並提供視覺參考。同時，教學中仍應強調手繪技能的培養，以逐步提升學生的視覺表達能力。未來研究可進一步優化 AI 工具的設計與教學方法，根據學生的需求

提供量身定制的教學內容（Zawacki-Richter 等，2019），並透過學生反饋不斷改進教學成效。

（四）技術創新與藝術教育融合的挑戰與機會

技術創新與藝術教育的融合既充滿挑戰，也蘊藏著機會。除了技術限制，AI 繪圖在創作中亦涉及道德層面的爭議，例如版權與知識產權的問題，以及自動生成內容對原創性和創作者身分的影響。然而，AI 繪圖所具備的快速生成與個性化特性，勢必將大幅改變當前圖像的生產模式。隨著 AI 技術的發展，未來研究可持續探索創作者與 AI 工具之間的互動，在「以人爲本」的理念下，幫助學生在創作過程中提升創新思維與技術應用能力，而非被 AI 工具所限制，從而爲培養兼具創造力與技術素養的新一代藝術人才奠定堅實基礎。

謝誌

本研究衷心感謝創作者們協助 AI 生成與人工繪圖，並感謝所有參與者的支持與投入，尤其是他們在視覺元素定義上所付出的寶貴時間，爲研究提供了重要數據。同時，對於匿名審查委員所提供的寶貴意見，深感受益，謹此致謝。

引用文獻

中文部分：

佐口七朗（1990）。*設計概論*（編輯部譯）。藝風堂。（原著出版於1979年）

Saguchi, S. (1990). *Sheji gailun* (Bianjibu, Trans.). Yi Feng Tang. (Original work published 1979)

江學滢、程威儒（2023）。色彩知覺障礙視覺藝術專業學習者的學習歷程探究。*藝術教育研究*，45，1-33。https://doi.org/10.6622/RAE.202305_(45).0001

Chiang, Shyue-Ying, & Cheng, Wei-Ru (2023). Narrative inquiry into the learning process of visual art learners with color vision deficiency. *Research in Arts Education*, 45, 1-33. https://doi.org/10.6622/RAE.202305_(45).0001

外文部分：

Anderson, P. (2007). *What is Web 2.0? Ideas, technologies and implications for education*. https://21stcenturywalton.pbworks.com/f/What%20is%20Web%202.0.pdf

Arntson, A. E. (2012). *Graphic design basics* (6th ed.). Wadsworth Cengage Learning.

Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94. https://doi.org/10.1007/BF02723327

Bartlett, K. A., Mills, J. E., & Hagins, C. (2024). Comparing understandability of hand sketches versus AI-generated renders for product design. In H. Grierson, E. Bohemia, & L. Buck (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Engineering and Product Design Education (E&PDE 2024)* (pp. 199-204). The Design Society. http://doi.org/10.35199/EPDE.2024.34

Black Technology Ltd. (n.d.). *Stable Diffusion*. https://stablediffusionweb.com

Cetinic, E., & She, J. (2022). Understanding and creating art with AI: Review and outlook. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 18(2), Article 66. https://doi.org/10.1145/3475799

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). L. Erlbaum Associates.

Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, 82(6), 407-428. https://doi.org/10.1037/0033-295X.82.6.407

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In J. Burstein, C. Doran, & T. Solorio (Eds.), *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171-4186). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423

Do, E. Y.-L., & Gross, M. D. (2001). Thinking with diagrams in architectural design. *Artificial Intelligence Review*, 15, 135-149. https://doi.org/10.1023/A:1006661524497

Dondis, D. A. (1974). *A primer of visual literacy*. The MIT Press.

- Easton, E., & Djumalieva, J. (2018). *Creativity and the future of skills*. https://media.nesta.org.uk/documents/Creativity_and_the_Future_of_Skills_v6.pdf
- Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (4th ed.). Sage.
- Gall, M. D., Borg, W. R., & Gall, J. P. (1996). *Educational research: An introduction*. Longman.
- Gay, L. R., & Airasian, P. W. (2000). *Educational research: Competencies for analysis and application* (6th ed.). Merrill.
- Gay, L. R., Mills, G. E., & Airasian, P. W. (2012). *Educational research: Competencies for analysis and applications* (10th ed.). Pearson.
- Goldschmidt, G. (1991). The dialectics of sketching. *Creativity Research Journal*, 4(2), 123-143. <https://doi.org/10.1080/10400419109534381>
- González-Martín, C., Carrasco, M., & Oviedo, G. (2022). Analysis of the use of color and its emotional relationship in visual creations based on experiences during the context of the COVID-19 pandemic. *Sustainability*, 14(20), Article 12989. <https://doi.org/10.3390/su142012989>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. The MIT Press.
- Grice, H. P. (1975). Logic and conversation. In P. Cole & J. L. Morgan (Eds.), *Syntax and semantics* (Vol. 3, pp. 41-58). Academic Press.
- Gumperz, J. (1982). *Discourse strategies*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511611834>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Halliday, M. A. K., & Matthiessen, C. M. I. M. (2004). *An introduction to functional grammar* (3rd ed.). Arnold.
- Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. F. Balcan, & H. Lin (Eds.), *NIPS'20: 34th International Conference on Neural Information Processing Systems* (pp. 6840-6851). Curran Associates.
- Hoffman, D. D. (2019). *The case against reality: Why evolution hid the truth from our eyes*. W. W. Norton & Company.
- Hulland, J. (1999). Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies. *Strategic Management Journal*, 20(2), 195-204. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199902\)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199902)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7)
- Huo, H., & Wang, F. (2022). A study of artificial intelligence-based poster layout design in visual communication. *Scientific Programming*, 2022(1), Article 1191073. <https://doi.org/10.1155/2022/1191073>
- Johnson, R. B., & Onwuegbuzie, A. J. (2004). Mixed methods research: A research paradigm whose time has come. *Educational Researcher*, 33(7), 14-26. <https://doi.org/10.3102/0013189X033007014>
- Jolliffe, I. T. (2002). Principal component analysis for special types of data. In *Principal Component*

- Analysis* (pp. 338-372). Springer. https://doi.org/10.1007/0-387-22440-8_13
- Josephson, S., Kelly, J., & Smith, K. (Eds.). (2020). *Handbook of visual communication: Theory, methods, and media* (2nd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429491115>
- Ke, M. F. (2023). Applications and challenges of artificial intelligence in the future of art education. *Pacific International Journal*, 6(3), 61-65. <https://doi.org/10.55014/pij.v6i3.405>
- Kress, G., & van Leeuwen, T. (2020). *Reading images: The grammar of visual design* (3rd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003099857>
- Kumar, R., & Naaz, S. (2023). Exploring the depth of elements and principles of visual design. *ShodhKosh: Journal of Visual and Performing Arts*, 4(2), 105-127. <https://doi.org/10.29121/shodhkosh.v4.i2ECVPAMIAP.2023.709>
- Lauer, D. A., & Pentak, S. (2011). *Design basics* (8th ed.). Wadsworth.
- Lester, P. M. (2013). *Visual communication: Images with messages* (6th ed.). Wadsworth.
- Lyons, J. (1977). *Semantics* (Vol. 2). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511620614>
- Lyu, Y., Wang, X., Lin, R., & Wu, J. (2022). Communication in human-AI co-creation: Perceptual analysis of paintings generated by text-to-image system. *Applied Sciences*, 12(22), Article 11312. <https://doi.org/10.3390/app122211312>
- Marshal, J., & D'Adamo, K. (2011). Art practice as research in the classroom: A new paradigm in art education. *Art Education*, 64(5), 12-18. <https://doi.org/10.1080/00043125.2011.11519139>
- Nicholson-Cole, S. A. (2005). Representing climate change futures: A critique on the use of images for visual communication. *Computers, Environment and Urban Systems*, 29(3), 255-273. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2004.05.002>
- Ocvirk, O. G. (2009). *Art fundamentals: Theory and practice* (11th ed.). McGraw-Hill.
- Patashnik, O., Wu, Z., Shechtman, E., Cohen-Or, D., & Lischinski, D. (2021). StyleCLIP: Text-driven manipulation of StyleGAN imagery. In T. Berg, J. Clark, Y. Matsushita, & C. J. Taylor (Eds.), *Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 2085-2094). The Institute of Electrical and Electronics Engineers. <https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00209>
- Patton, M. Q. (2002). *Qualitative research & evaluation methods* (3rd ed.). Sage.
- Pei, Y., Wang, L., & Xue, C. (2024). Human-AI co-drawing: Studying creative efficacy and eye tracking in observation and cooperation. *Applied Sciences*, 14(18), Article 8203. <https://doi.org/10.3390/app14188203>
- Purcell, A. T., & Gero, J. S. (1998). Drawings and the design process: A review of protocol studies in design and other disciplines and related research in cognitive psychology. *Design Studies*, 19(4), 389-430. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(98\)00015-5](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(98)00015-5)
- Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askeel, A., Mishkin, P., Clark, J., Krueger, G., & Sutskever, I. (2021). Learning transferable visual models from natural

- language supervision. *Proceedings of Machine Learning Research*, 139, 8748-8763.
- Reed, S., Akata, Z., Yan, X., Logeswaran, L., Schiele, B., & Lee, H. (2016). Generative adversarial text to image synthesis. *Proceedings of Machine Learning Research*, 48, 1060-1069.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). The MIT Press.
- Torricelli, M., Martino, M., Baronchelli, A., & Aiello, L. M. (2024). The role of interface design on prompt-mediated creativity in Generative AI. In L. M. Aiello, Y. Mejova, O. Seneviratne, J. Sun, S. Kaiser, & S. Staab (Eds.), *WEBSCI'24: Proceedings of the 16th ACM Web Science Conference* (pp. 235-240). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3614419.3644000>
- Tversky, B. (2002). *What do sketches say about thinking?* <https://cdn.aaai.org/Symposia/Spring/2002/SS-02-08/SS02-08-022.pdf>
- Wagemans, J., Feldman, J., Gepshtein, S., Kimchi, R., Pomerantz, J. R., van der Helm, P. A., & van Leeuwen, C. (2012). A century of Gestalt psychology in visual perception: II. Conceptual and theoretical foundations. *Psychological Bulletin*, 138(6), 1218-1252. <https://doi.org/10.1037/a0029334>
- Wang, P. (2022). The influence of artificial intelligence on visual elements of web page design under machine vision. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), Article 4328400. <https://doi.org/10.1155/2022/4328400>
- Ware, C. (2008). *Visual thinking for design*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-370896-0.X0001-7>
- Ware, C. (2019). *Information visualization: Perception for design* (4th ed.). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/C2016-0-02395-1>
- Wilms, L., & Oberfeld, D. (2018). Color and emotion: Effects of hue, saturation, and brightness. *Psychological Research*, 82(5), 896-914. <https://doi.org/10.1007/s00426-017-0880-8>
- Wong, W. (1972). *Principles of two-dimensional design*. Van Nostrand Reinhold.
- Yang, H., Li, Y.-N., & Zhang, K. (2020). Interactive influences of color attributes on color perception bias. *The Visual Computer*, 36(5), 925-937. <https://doi.org/10.1007/s00371-019-01706-6>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhang, Z., & Hao, Y. (2021). Research on emotional design of visual interaction based on cognitive psychology. In M. Kurosu (Ed.), *Proceedings of 23rd International Conference on Human-Computer Interaction: Theory, Methods and Tools* (pp. 472-481). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78462-1_36

AI Generation Versus Manual Drawing: A Comparative Analysis Using Images Created by Professional and Non-Professional Visual Designers

Kuei-Chia Liang¹

Chuei-Huei Kung²

Summary

As artificial intelligence (AI)-generated image technology has developed swiftly in recent years, examining its effects on art education and creative practice has become increasingly crucial, particularly concerning applying visual elements and transmitting visual information. With this in mind, this study investigated the differences between hand-drawn sketches and AI-generated images in enhancing visual elements and in the accuracy of communicating visually. The study compared works created by both professional and nonprofessional visual designers.

Since 2022, AI tools such as DALL·E, Midjourney, and Stable Diffusion have dramatically transformed the creating of digital images. These tools have considerably enhanced the efficiency of designers and artists, providing unprecedented capabilities for high-efficiency image generation. AI tools enable the creator to produce high-quality digital images quickly and effortlessly, regardless of their level of expertise. This study quantitatively assessed whether these AI tools can enhance key visual elements in images and explored their potential to improve the accuracy of visual communication among various user groups, particularly between professionals and nonprofessionals.

This study recruited 10 creators—5 professional visual designers and 5 non-professional creators—who each created hand-drawn sketches and produced AI-generated images based on their creative themes. These works served as the basis for subsequent comparisons. In addition

¹ Professor / Department of Design, National Taiwan Normal University

² Doctoral Student / Department of Design, National Taiwan Normal University

to the creators, 32 participants were invited to evaluate the images. Participants filled in a questionnaire to assess how they perceived key visual elements in each image and to analyze the textual descriptions provided by the participants to determine the alignment between the visual messages conveyed by the images and the creators' original intentions.

To ensure a fair comparison between hand-drawn sketches and AI-generated images, this study selected eight visual elements commonly used in image composition: line, shape, balance, proportion, unity, contrast, dominance-subordination, and rhythm. These elements are crucial for conveying information in visual design, aligning with the core function of sketches, and balancing the differences in creative approaches between hand-drawn sketches and AI-generated images. The participants rated each visual element on a Likert scale, which provided a quantitative assessment of their perceptions of the performance of hand-drawn sketches and AI-generated images across these eight visual elements. In addition to these perceptual data, the study applied the HanLP semantic analysis model to compare text similarities; specifically, the creators' original concepts were compared with the participants' textual feedback to evaluate how effectively both hand-drawn and AI-generated images conveyed the creators' intended messages.

The results revealed that the AI-generated images were rated higher than the hand-drawn sketches for shape, proportion, and line. The participants perceived that the AI-generated images exhibited greater precision and clarity in these elements, which can be attributed to the role of AI algorithms in optimizing visual outputs. These algorithms enable AI tools to generate detailed and accurate design elements, particularly where clarity and structure are emphasized. However, the study also revealed that the AI-generated images were less effective in conveying abstract visual elements such as rhythm and harmony, which are crucial for creating a sense of flow and dynamic balance. These abstract elements require a nuanced understanding of visual motion and the interplay between forms, which are complex concepts that AI tools may still be unable to fully grasp because of the constraints of natural language processing and training data.

In terms of overall visual communication accuracy, the study revealed that the AI-generated images did not overwhelmingly outperform hand-drawn sketches. Paired-sample *t*-tests comparing the two media did not reveal any great difference in how accurately the creators' intentions were conveyed. This suggests that although AI-generated images can enhance specific visual elements, they may not necessarily have an advantage in communicating complex or abstract concepts. Hand-drawn sketches remain effective in conveying core ideas through concrete visual elements; this underscores the continued importance of traditional drawing in art education, particularly in fostering students' abstract thinking and creativity.

The results obtained from the comparison of the hand-drawn sketches and AI-generated images revealed the considerable potential of AI-based image generation technology for future integration into art education. For instance, by using AI tools for text-driven creation, students can effectively grasp image structures and explore and apply visual elements more efficiently. AI tools allow students to conduct creative composition experiments faster while engaging in a more intuitive process for learning design principles such as shape, proportion, and line. Additionally, AI-generated images can be customized to meet individual learning needs, providing personalized educational experiences and accommodating varying levels of skill and comprehension. This flexibility is particularly valuable for fostering creative thinking and enhancing students' ability to apply visual design concepts.

AI technology also helps enhance students' visual communication abilities by enabling them to engage deeply through iterative learning processes. With rapid feedback loops, students can observe the interactions of various visual elements and understand how changes in composition affect the overall design, thereby achieving a deeper understanding of visual relationships and improving their ability to convey ideas through their works.

In summary, the ability of AI tools to rapidly generate high-quality images presents new opportunities for creative experimenting, particularly in art education, where they can serve as a valuable resource to help students improve their understanding of visual elements. The application of AI in artistic practice is a promising area for future research and development, providing opportunities to explore new modes of human-machine cocreation. By boosting productivity, AI creates new possibilities for creative activities.

