結合雙重編碼理論與CDIO教育框架—探討AI生成3D模型對學生空間能力提升之影響

孔垂暉

國立台灣師範大學設計學系

80768003t@ntnu.edu.tw

摘　要

本研究探討人工智慧（AI）於 3D 模型生成中的應用，聚焦其促進空間能力發展的可行性與成效。隨著生成式 AI 技術進展，3D 建模逐漸趨於直覺化與高效率，然而在傳統教學情境中，學生仍常面臨空間能力不足與軟體學習門檻高等問題。本研究結合雙重編碼理論（Dual Coding Theory）與 CDIO 教育架構，針對 34 位非 3D 設計背景學生進行實驗，評估其心理旋轉與空間視覺化能力，並輔以使用者經驗評估。此外，本研究透過對 10 位學生與 5 位 3D 設計專家的半結構式訪談，分析其對 AI 工具的差異觀點。研究結果顯示，學生空間能力呈現顯著提升，且使用者經驗問卷在吸引力與操作可靠性上呈現正向評價。訪談進一步揭示學生與專家之間的認知差異。AI 生成模型在可控性、動態結構與幾何複雜度方面仍有待提升，但在激發學習興趣與輔助空間能力發展上展現潛力；相較之下，專業設計師更重視透過模型拆解與重構深化空間理解。本研究結果可作為 AI 應用於設計教育整合不同學習族群之參考。

關鍵詞：生成式人工智慧、3D 建模、空間能力、雙重編碼理論、CDIO 教育框架

論文引用：孔垂暉（2026）。結合雙重編碼理論與 CDIO 教育框架—探討 AI 生成 3D 模型對學生空間能力提升之影響。*設計學報，31*（1），67-90。

一、前言

3D 模型在現代設計和製造過程中至關重要。透過 3D 建模，3D 設計師能夠在虛擬環境中創建和測試他們的作品，這不僅有助於提高設計的精確度，還能減少樣品的製作成本和時間。此外，3D 模型還可以幫助團隊增進溝通設計概念，提供比傳統 2D 圖像更豐富的視覺和空間資訊。

然而，對學生而言，學習 3D 建模並不容易。首先，3D 建模需要良好的空間能力，這對部分學生而言是一大挑戰。根據 Sorby（2009）的研究，學生在培養空間技能的過程中常面臨多重困難，例如心智旋轉與空間視覺化能力，而這些技能對於將 2D 圖像轉化為 3D 模型至關重要。儘管學生可能在這方面遇到障礙，但研究顯示，透過適當訓練仍能有效提升相關能力。因此，設計專業化課程與實作練習對幫助學生克服困難具有重要價值。此外，學生在學習 3D 建模時，還需面對複雜的建模工具與軟體，如 Blender、Autodesk Maya、3ds Max 等。這些工具雖然功能強大，但複雜的介面與操作難度往往令初學者

感到困惑。熟練掌握這些工具需要大量時間與練習，增加了學生的學習負擔。

在傳統學習中，三視圖（three-view drawing）由前視圖、俯視圖與側視圖構成，常用來輔助學生理解 2D 圖像並轉換為 3D 模型。然而，此方法存在局限性。正如 Huang 與 Lin（2017）所指出，三視圖僅提供有限的視角資訊，難以完整呈現空間結構。學生必須依賴自身空間能力推測模型的其他角度，這對空間能力較弱的學生而言，可能帶來極大挑戰。為克服這些困難，Šafhalter et al.（2013）提出，3D 列印的實體模型是一種有效的教學輔助工具。透過觸摸與旋轉實體模型，學生能更直觀地理解立體結構，減少從 2D 圖像轉換為 3D 模型所需的心智推理負擔。這種互動式學習方式有助於提升學生的空間能力，彌補三視圖教學的不足，使學生能更全面地掌握 3D 建模技能。

近年來，生成式人工智慧（generative artificial intelligence, GAI）快速發展，尤其是基於文本的 ChatGPT 對話生成技術，以及 Stable Diffusion 和 DALL·E 等圖像生成技術，讓人們與生成式 AI 的互動變得更加便捷且實用。在 3D 模型領域，Poole 等人（2022）提出的 DreamFusion，結合 AI 圖像生成能力與神經輻射場（neural radiance fields, NeRF），實現了基於文字敘述的即時 3D 模型生成，提升建模效率與操作直觀性。例如，輸入「一隻孔雀站在衝浪板上的照片」這樣的自然語言描述，即可快速生成對應的 3D 模型。之後，Long 等人（2023）提出 Wonder3D 技術，能將單視角 2D 圖像轉換為 3D 模型，提升建模的靈活性與便利性。

這些 AI 生成技術不僅降低了 3D 模型製作的門檻，還顯著縮短操作時間，使 3D 模型能依據需求即時調整與生成。Tetzlaff 等人（2021）研究指出，當學生使用個性化且動態調整的學習資源時，學習成效能顯著提升。這與 AI 生成 3D 模型的即時性與個性化特徵相呼應，能依據學生需求量身製作模型，發揮協同效應。

總體而言，AI 生成 3D 模型技術的應用為克服 3D 建模學習中的挑戰提供了潛在解方。透過 AI 工具，非 3D 設計專業的學生可根據 2D 圖像或文字描述，快速生成個性化的 3D 模型，進而有效提升空間理解能力。基於此，本研究旨在探討 AI 生成 3D 模型對學生空間能力提升的影響及使用體驗，並從以下幾個層面展開探討：

1. 探討 AI 生成 3D 模型工具在學生空間能力訓練中的潛在作用，尤其是在縮小或消除心智旋轉與空間視覺化能力差異方面的影響。
2. 探討 AI 生成 3D 模型工具是否能降低非 3D 設計專業學生在學習 3D 領域知識時的認知負荷，並分析其對學習效率的影響。
3. 探討非 3D 設計專業學生與 3D 設計師在 AI 生成 3D 模型工具中的使用行為與空間認知策略差異，以及其對學習效果與專業實務優化的影響。

二、文獻探討

本節從 AI 生成 3D 模型的技術特性、學生空間能力發展、空間能力評估指標和學習理論四個面向，構建該技術在空間能力教學中的應用架構。首先，分析 AI 技術對現行 3D 建模流程的影響，說明其在建模速度、個性化設計等方面的優勢；接著，討論 3D 模型在促進學生空間能力發展中的作用，並說明評估指標；最後，從雙重編碼理論的視角，探討 AI 生成 3D 模型如何整合語言與視覺訊息，並結合即時互動與個性化支持，從而提升空間能力的學習成效。

2-1 AI 技術對現有 3D 建模流程的影響

隨著人工智慧（artificial intelligence, AI）的迅速發展，AI 技術已廣泛應用於設計領域，為 3D 建模帶來全新可能。Bebeshko 等人（2021）指出，透過卷積神經網路（convolutional neural network, CNN），AI 能從 2D 圖像擷取資訊並轉換為 3D 模型。Akman 等人（2020）亦運用變分自編碼器（variational autoencoder, VAE），成功將 2D 草圖轉換為 3D 人體模型。這些自動生成的 3D 模型不僅簡化開發流程，也大幅提升設計與製作效率。

此外，在操作層面，Hunde 與 Woldeyohannes（2022）提出「生成式設計」（generative design），讓 AI 在預設參數範圍內自由探索設計空間，快速產出多樣且具特色的模型，並篩選出最佳方案。整體而言，AI 生成 3D 模型的流程大致包括三個階段：首先是輸入關鍵詞（prompt），使用者以自然語言描述目標物件特徵，作為 AI 的指引；接著，透過如擴散模型或生成對抗網路（generative adversarial network, GAN）等預訓練文本至圖像模型，將文字描述轉換為 2D 圖像；最後，根據生成的 2D 圖像與幾何先驗，運用深度估計與神經輻射場（NeRF）等技術完成 3D 重建，確保模型在幾何結構與視覺品質上均達到精確且一致的標準。

然而，AI 驅動的 3D 建模技術仍存在侷限。以卷積神經網路（CNN）從 2D 圖像生成 3D 模型為例，若追求高解析度與理想品質，通常需較長處理時間，且生成結果的整體品質仍有提升空間（Bebeshko et al., 2021）。此外，AI 在拓撲結構與網格數量優化方面仍面臨挑戰，生成模型未必符合專業標準。儘管如此，相較於傳統 3D 建模流程，AI 生成模型仍展現以下優勢：

1. **個性化（customization）：**AI 工具能根據使用者提供的參數，快速生成多樣化的設計變體，涵蓋不同風格、形狀與細節。Wu 等人（2016）指出，生成對抗網路（GAN）能在潛在空間（latent space）中生成多樣的 3D 物體，展現出創建高真實感且具多變性模型的能力，而無需完全依賴參考圖像或電腦輔助設計（computer aided design，CAD）模型，使 3D 設計師能靈活應對多變需求，並透過個性化設計快速回應市場變化。
2. **高效（efficiency）：**相較於手工建模的費時過程，AI 工具能在極短時間內生成多個 3D 模型版本，顯著縮短設計與迭代週期。Karras 等人（2019）指出，生成式 AI 技術在原型設計與開發中展現出顯著的速度優勢，使 3D 設計師能快速完成多次迭代。
3. **自動化生產（automated production）：**AI 工具具備大規模自動生成設計選項的能力，有助於在遊戲開發、動畫製作和虛擬場景建構等領域實現設計流程的自動化，從而提升生產效率並回應龐大的設計需求。State（2023）指出，AI 可同時提供多樣化設計方案，支援大批量生產流程，進一步促進生產的靈活性與效率。

2-2 3D 模型對學生空間能力發展的影響

3D 模型對於學生空間能力發展的影響一向備受關注。Lohman（1979）指出，空間能力包含在心中建構、保持與轉換抽象視覺影像的能力；Blikstein 等人（2017）則強調，3D 設計時的圖形選擇、拼接、組合與旋轉過程，皆是學生空間能力的展現。Kyllonen 等人（1984）進一步將空間能力細分為空間視覺化（spatial visualization）與心智旋轉（mental rotation）等具體項目。

空間視覺化指的是在心中建構並操作物體或場景的能力。French（1965）指出，其涉及折疊與轉換等複雜的空間資訊；McGee（1979）進一步描述，這種能力包含對物體的移動、扭轉或折疊進行心理模

擬的過程。Suh 與 Cho（2020）指出，空間視覺化具多元面向，能在心智上操控空間佈局，並從多視角呈現；（Gobert, 1999; Linn & Petersen, 1985）指出，空間視覺化能力在理解 3D 圖像，以及將概念設計轉化為草圖的過程中具有關鍵作用。

另一方面，心智旋轉則是將物體在心中由一視角旋轉至另一視角的能力。Shepard 與 Metzler（1971）的研究顯示，人類能在心智中以類似實際操控的速度旋轉物體，證實此種內在模擬的潛能。心智旋轉對從事 3D 設計、工程設計及其他涉及空間操作的領域極為重要。

為了提升學生的空間視覺化與心智旋轉能力，Uttal 與 Cohen（2012）提出可透過實際操縱模型、繪製圖像及應用 3D 建模軟體來強化相關技能。3D 模型作為可自由觀察、操作與旋轉的參照物，有助於強化學生對物體結構與空間關係的理解（Shepard & Metzler, 1971）。Kali 與 Orion（1996）則指出，即時互動與視覺回饋可促進空間推理與學習效率。在此基礎上，AI 生成的 3D 模型有望進一步提升學習的靈活性與效率。透過 AI 工具快速生成多樣化的模型並即時提供視覺回饋，學生能在更短的時間內強化空間視覺化與心智旋轉能力。此外，AI 生成模型的高度個性化特性，能根據不同的學習需求創建專屬的設計，從而促進對空間關係的理解，並提升推理的精準度。藉由結合 AI 工具的動態學習情境，AI 生成的 3D 模型不僅能豐富學習資源，還具備增強學生空間能力的潛力。

2-3 空間能力的衡量指標

在衡量空間能力的多項指標中，「心智旋轉」（mental rotation）被視為一個重要的項目。Shepard 與 Metzler（1971）設計的「心智旋轉測驗」（mental rotation test, MRT）是評估此能力的經典工具，要求受試者透過內在思維旋轉三維物體，判斷兩者是否為同形異向。研究發現，受試者的反應時間隨物體旋轉角度增加而線性增長，證實 MRT 能有效量化空間操作的難度與時間成本。隨後，Vandenberg 與 Kuse（1978）對 MRT 進行改良，使其更適合群體施測，並進一步提升了測試的穩定性與實用性。MRT 的設計簡單直觀，無需專業背景支持，能靈活應用於各年齡層和多個專業領域，並成為 STEM 教育（Science−Technology−Engineering−Mathematics）與認知研究中廣泛使用的測試工具。

除心智旋轉測驗（MRT）外，「普渡空間視覺化測驗」（Purdue Spatial Visualization Test: Rotation, PSVT: R）也是公認的標準化空間能力測評工具。該測驗由 Guay（1976）設計，著重於二維與三維物體的視覺化與心智旋轉操作。Yoon（2011）對其進行修訂，優化測驗結構與題目內容，透過難度遞進的排列與更清晰的視覺呈現，提升測驗效度與適用性，使其能更好地適應不同背景的受試者並強化結果的可靠性。

此外，MRT 和 PSVT:R 在科技輔助學習中的效果也獲得實證支持。Cheng 與 Mix（2014）探討空間訓練對兒童數學能力的影響，並透過 MRT 評估其心智旋轉能力的變化。結果顯示，接受訓練的兒童在 MRT 與數學測驗中的表現均顯著提升，進一步驗證了空間能力與學習成效之間的關聯。類似地，Alias 等人（2002）使用 PSVT: R 評估多媒體輔助教學的效果，結果顯示接受輔助的學生在空間能力上顯著提升，展現出 PSVT: R 在科技輔助學習中的應用價值。

然而，僅依賴量化測驗可能忽略使用者在操作過程中的主觀感受。Norman（2004）在《情感化設計》中提出，情感在使用者與工具互動中扮演重要角色。正向情感不僅能增強學習動機，還有助於促進認知技能發展，提升工具的有效性。同時，Davis（1989）提出的科技接受模型（technology acceptance model, TAM）指出，使用者對科技的接受度主要取決於「感知有用性」與「感知易用性」，這兩者共同影響使用態度與行為意圖。基於上述理論，工具的情感層面與操作感受對學習成效有著重要影響。據此，使用者體驗問卷（user experience questionnaire, UEQ）作為輔助評估工具，能量化使用者對吸引力、明確性、

效率、可靠性、刺激性與新穎性等多元面向的感知體驗，與 TAM 理論相呼應，有助於補充空間能力測試中對主觀體驗的不足。

2-4 AI 生成 3D 模型在雙重編碼理論中的應用潛力

雙重編碼理論（dual coding theory, DCT）由 Paivio（1971）提出，強調人類的認知歷程同時依賴語言系統（verbal system）與非語言系統（visual system），兩者相互協作以增強記憶與理解。Clark 與 Paivio（1991）進一步指出，透過語言與視覺雙重編碼，大腦能更有效地處理與記憶訊息。值得注意的是，這兩種系統的訊息形式不僅限於文字與圖像，也涵蓋多種感官訊息與符號化表徵。雖然雙重編碼理論（DCT）核心聚焦於語言與視覺訊息的整合，但亦強調其他感官通道（如聽覺與觸覺）在訊息處理中的輔助作用，這些感官訊息經由非語言系統處理，與語言訊息互補，進一步強化記憶與學習效果。

此外，Mayer（1997）以及 Shams 與 Seitz（2008）指出，根據訊息處理理論，人類透過多感官刺激感知世界，並透過多元刺激深化知識鞏固，提升學習成效。因此，在運用 AI 工具提升空間能力的學習過程中，雙重編碼理論提供了重要的理論依據。AI 能生成 3D 模型、圖像及各類視覺素材，對應學生的非語言系統，進一步促進對空間概念的理解。具體機制如下：

1. **圖像和語言的雙重支持：**在 AI 生成 3D 模型的流程中，學生可同時接收文本描述（語言系統）與 3D 模型（非語言系統）兩種訊息。這種雙重編碼的教學方式，使學生不僅能透過文字理解空間結構的概念，還能透過視覺感知具體的空間布局、形狀與比例。雙重訊息的交互作用有助於鞏固學生的記憶，亦可深化其對空間結構的理解，並提升其在空間操作上的流暢性。
2. **具體化空間概念：**過去的空間能力教學通常依賴抽象的文字描述，學生需透過想像來構建空間關係。然而，AI 工具可生成具象的 3D 模型，將抽象概念實體化，使學生能更直觀的理解空間中的物體及其關係。這種具象化的過程符合雙重編碼理論的原理，透過將抽象訊息轉換為具體視覺，增強學習效果並促進理解的深度。
3. **動態交互與即時反饋：**AI 生成的 3D 模型允許學生進行即時互動，例如旋轉、縮放或拆解模型。這種互動不僅強化了非語言表徵系統的作用，還促進語言系統與非語言系統之間的聯繫。透過動態互動，學生能將語言描述，如空間關係、角度變化等，與實際的 3D 操作結果相結合，從而加深對空間概念的理解，並培養更穩固的空間能力。
4. **AI 工具的個性化學習支持：**AI 工具可根據學生的學習需求，生成個性化的 3D 模型，並結合雙重編碼理論，提供視覺和文字訊息的雙重支持，以滿足多樣化的學習需求。透過這種方式，學生能依據自身的認知進程，逐步提升對空間概念的掌握，實現個性化的學習體驗。

整體而言，結合雙重編碼理論，AI 生成 3D 模型的流程可視為一種多感官、多重表徵的學習工具，幫助學生同時運用語言與視覺資訊理解概念。透過這種協同作用，學生能更直觀地掌握複雜的空間結構，並在操作中提升創造力與問題解決能力。基於此理論架構，AI 生成的 3D 模型可依學生需求進行個性化設計，進一步強化多模態學習效果，提升學習參與度與效率。此學習模式有助於增進學生的空間理解與操作能力，並為後續學習與設計實踐拓展更多發展空間。

三、研究方法

本研究結合雙重編碼理論與 CDIO 教育框架的四個階段，旨在探討 AI 生成 3D 模型對學生空間能力提升的影響。本實驗設計透過課程引導，協助學生學習並掌握 AI 生成 3D 模型的操作方法，評估其在促進學生對三維空間的理解與操作上的效能，並檢測學生對 AI 工具的使用體驗。研究內容將從研究對象、研究流程、研究工具及資料分析等面向進行說明。整體研究流程如圖 1 所示。

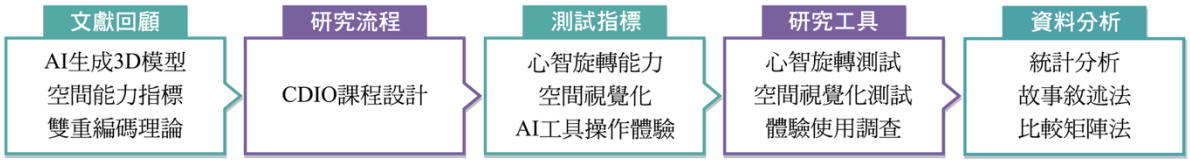

圖 1. 本研究的實驗流程框架

（資料來源：本研究整理）

3-1 研究對象

本研究在實驗室與相關學程的支持下，結合學生助理與合作專案成員的協助，透過課程宣傳與參與者推薦，招募了 34 名來自不同學科背景、非 3D 設計專業的大學生參與本研究。這些參與者在學術訓練中較少接觸空間推理或視覺化相關課程，且在實驗開始前未曾接受過正式的 3D 建模訓練或操作相關軟體，因此屬於初學者水準。儘管樣本中有少數學生具備平面設計或程式設計背景，並具有參數式建模（parametric modeling）基礎經驗，但根據 Shea、Aish 與 Gourtovaia（2005），參數式建模因其自動化特性降低了對使用者操作技術與空間思維的要求，對整體樣本基線的一致性影響有限。

根據 Ku 與 Mahabaleshwarkar（2011）的研究，非專業學生在學習 3D 建模時面臨多重挑戰，包括導航與介面的複雜性，以及空間感與視覺化能力的不足。Merchant 等人（2012）也指出，缺乏專業背景的學生在操作 3D 軟體時，常因介面複雜與專業術語繁多而降低學習效率。基於此，本研究以非 3D 設計專業學生為測試對象，旨在評估 AI 生成 3D 模型工具對初學者空間能力的提升效果，並探討其在 3D 建模學習中減輕認知負荷的作用，進一步分析該工具對無相關背景學習者的應用潛力與學習成效。參與學生的背景資料，如表 1 所示。

表 1. 受測者資訊

科系	人數	建模經驗
表演藝術學士學程	7	參與測試的學生普遍缺乏使用 Blender、Maya 等主流 3D 建模軟體從空場景開始進行建模的經驗。經交流確認，少部分學生曾接觸過參數式建模軟體，例如 VRoid 或 Character Creator 等工具。這些工具主要依靠參數調整生成 3D 模型，而非手動創建，因此即使具備相關經驗，其建模操作仍屬於初學者水平。
企業管理學系	7	
國文系、英文系、歐洲語文學系等	6	
美術系、設計學系（平面組）	5	
社會教育學系	4	
資訊工程學系、生命科學系等	4	
體育與運動科學系	1	

資料來源：本研究彙整

本研究邀請了 5 位任職於 3D 科技公司的專業 3D 設計師進行訪談，其職位涵蓋 3D 建模、技術美術、動畫製作及產品開發等領域，皆具備豐富的實務經驗。他們日常從事 3D 產品開發與競品分析，熟稔傳統建模工具及 AI 生成 3D 模型的技術機制、輸入參數影響與標準，能從工具適用性、產出品質、設計流程整合及空間認知策略等角度提供專業評估。此外，為確保測試條件一致，研究者提供相同的 AI 生成

3D 模型工具，讓 3D 設計師實際操作並回饋使用經驗。

此外，本研究核心目標聚焦於非 3D 設計專業學生，探討 AI 生成 3D 模型工具對初學者學習成效與空間能力發展的影響。因此，未對 3D 設計師進行 MRT 或 PSVT:R 測驗，儘管依職業背景顯示其具備良好的空間能力，但本研究未將 AI 工具對 3D 設計師空間能力的影響納入直接測量範圍。未來研究可納入 3D 設計師的量化測驗，比較學生與 3D 設計師在使用 AI 工具後的空間能力與認知策略差異，以補充研究限制並深化 AI 工具在專業領域的應用探討。

3-2 研究流程

本研究依據 CDIO 教育框架（Conceive−Design−Implement−Operate）設計課程，透過完整的實務流程，引導學生實踐與應用學習成果。CDIO 強調從概念構思（conceive）、設計（design）、實作（implement）及操作（operate）的全程參與，培養學生整合知識、創新思考、團隊合作與解決問題的能力。在教學策略上，本研究結合雙重編碼理論與多感官學習方式，以提升學生的學習成效。根據 Kanellopoulou 等人（2019）的研究，雙重編碼理論能透過多媒體設計減輕認知負荷，強化訊息處理與記憶效果。多感官通道的同步運用，亦有助於補充不完整的資訊，進一步增進學習理解與長期記憶。

此外，課程設計也參考分散學習（distributed practice）的效益。根據 Cepeda 等人（2006）的研究，適當的學習間隔有助於知識內化與長期記憶保存。因此，本研究的課程設計為期兩週，每週安排一次一小時 的會面。這種間隔式的教學方式旨在幫助學生逐步消化內容，同時提供時間反思和整理所學，為後續的 知識吸收做好準備。

基於上述學理基礎，結合雙重編碼理論與 CDIO 框架，旨在提升非 3D 設計專業學生對 3D 建模知識的理解與應用能力，特別強調空間認知能力的培養。課程設計著重於引導學生掌握 AI 生成 3D 模型工具的基本操作與原理，並進一步探索該技術在促進空間認知發展及日常應用中的潛力。

為評估課程成效，本研究於課程實施前後分別進行心智旋轉測試（MRT）與空間視覺化測試（PSVT:R），透過量化分析學生空間能力的變化幅度，為教學效果提供實證支持。以下將進一步說明本研究中 各階段 CDIO 教育框架的實施流程。

3-2.1 第一週：構思與設計階段

在「構思階段」，於第一週課程中，研究者與學生進行個別交流，旨在深入了解學生對 3D 建模的需求與興趣，並協助他們初步明確個人設計方向。例如，有些學生對動漫或卡通角色特別感興趣，或擁有平面設計與插畫創作的背景。這些互動不僅有助於設計更貼近學生需求的課程內容，亦能有效激發學習動機，促使學生進一步探索創意發想的可能性。

此階段的目標是幫助學生建立三維空間的基本概念，並透過範例展示 AI 工具的個性化功能，讓學生了解如何依據需求生成專屬的 3D 模型。課程設計著重於降低技術門檻，讓學生即使缺乏專業的 3D 建模知識，也能輕鬆體驗 3D 建模的創作過程。同時，鼓勵學生從日常生活中的場景或物體中汲取靈感，構思創意方案，為後續的設計與實施階段奠定基礎。

在「設計階段」，本研究採用 Meshy 和 CSM 作為 AI 建模工具，這些工具提供文本生成（Text-to-3D）與圖像生成（Image-to-3D）功能，並配備局部模型修飾的輔助工具。研究者首先向學生介紹 AI 建模工具的基本架構，並指導學生根據個人興趣進行模型生成的初步探索。例如，圖 2 中學生透過文本輸入「鮮嫩多汁的牛排」（A tender and juicy steak.）生成 3D 模型，或者使用知名動漫角色圖片進行建模嘗試。

圖 2. 學生使用 AI 生成 3D 模型的流程

（資料來源：本研究整理）

該階段的目標是透過實際操作，培養學生熟練運用 AI 工具的能力，進行 3D 模型的規劃與設計，最終產出具體的設計方案。此階段的提示詞（prompt）敘述較為簡單，重點在於提供 3D 模型生成的體驗，幫助學生理解 AI 工具的創作流程。受限於工具需消耗點數，為了平衡資源分配與學習需求，本階段將每位學生的生成體驗次數限制為 1 至 2 次。此外，由於本研究不涉及 3D 模型的實際應用，因此未對網格數量或貼圖等技術規格進行限制，旨在降低學習門檻並確保生成體驗的順利進行。

透過 AI 工具的即時呈現特性，學生可以快速觀察輸入的文字描述或圖像在三維空間中的具體呈現，並在此基礎上進行探索。學生無需掌握繁瑣的建模技術，而是透過 AI 工具提供的模板或指令，便能設計出符合需求的 3D 模型。過程中，學生從簡單的模型設計入手，透過旋轉模型並從不同角度觀察，逐步提升對空間結構的理解。本階段生成的模型類型包含靜態物品，例如電競滑鼠和極地水壺，以及簡單角色設計，如動漫人物和摺耳貓，且整體模型的複雜度較低，成果如圖 3 所示。

圖 3. 學生初次生成的 AI 3D 模型範例：（a）電競滑鼠 （b）極地水壺 （c）摺耳貓

（資料來源：3D 模型經學生授權，本研究整理）

3-2.2 第二週：實施與運行階段

在「實施階段」，於第二週課程中，學生運用 AI 工具，依據各自的構思目標實際建構 3D 模型。課程未對模型內容或技術規格設限，細節與完成度均由學生自行決定，並以對作品的滿意度作為主要評估標準。針對具平面設計專長的學生，研究者鼓勵他們以自身圖像作品為基礎，將角色設計或插畫轉換為 3D 模型；對其他學生，則引導其撰寫更具體的文字描述，以明確表達創作目標。此階段亦進一步優化提示詞敘述，以提升模型生成的準確性與細節表現，成果如圖 4 所示。

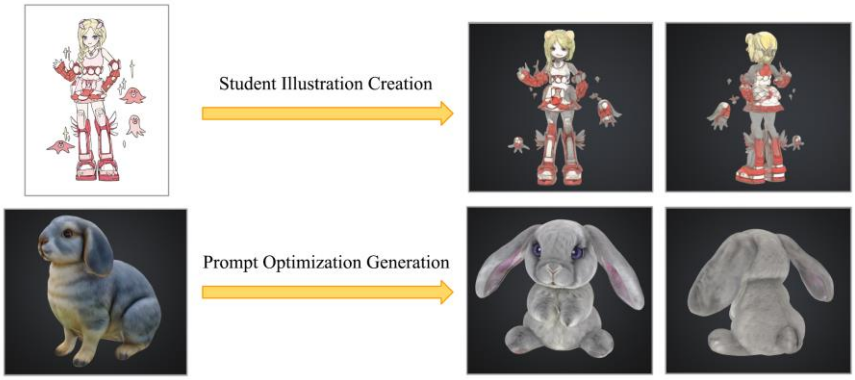

圖 4. 學生插畫與提示詞優化生成 3D 模型

（資料來源：3D 模型經學生授權，本研究整理）

另外，考量學生能力與表達方式各異，為統一提示詞結構並降低個人表達差異的影響，課程設計提供了標準化描述框架。學生需從物件名稱、材質與顏色、姿勢與環境描述三個層面撰寫提示詞，確保輸入內容清晰完整。例如，原始描述「灰色的垂耳兔」（A gray lop-eared rabbit）可依標準化結構拓展如下：

- **物件名稱**：*A fluffy gray lop-eared rabbit.*
- **材質與顏色**：*Soft, velvety fur with a mix of light and dark gray tones, round, shiny black eyes.*
- **姿勢與環境描述**：*Sitting peacefully in a lush green meadow, large floppy ears drooping gracefully on either side of its head, exuding calmness.*

在生成過程中，學生運用 AI 工具的局部修飾功能優化模型細節，使作品更符合個人需求與設計構想。同時，研究者與學生討論並說明，AI 生成模型存在一定程度的不可控性，圖像或提示詞的精確度未必能完全反映於生成結果中，如圖 5 所示。在生成次數方面，每位學生的嘗試次數同樣限制為 1 至 2 次，旨在鼓勵學生於有限資源內制定有效策略，但生成次數仍可視實際需求適度調整，生成次數結果，如表 2 所示。最終，所有生成的 3D 模型均以「.fbx」格式匯出，以利後續 3D 視覺化展示與檢測分析。

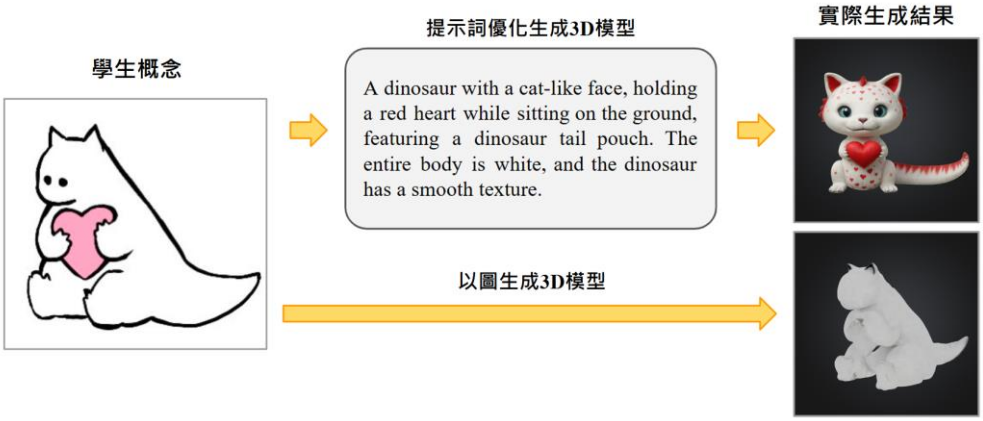

圖 5. 經由插畫與提示詞優化方法生成的 3D 模型，與學生原始設計概念之間的差異

（資料來源：3D 模型經學生授權，本研究整理）

表 2. 學生使用文字生成與圖像生成的各別次數分佈

生成類型	平均數（*M*）	使用1次的人數與比例	使用2次的人數與比例	使用3次（包含以上）的人數與比例	備註
文字生成（Text-to-3D，27人）	2.04	5人（19%）	16人（59%）	6人（22%）	因不可控性調整至3次以上
圖像生成（Image-to-3D，7人）	1.71	3人（43%）	3人（43%）	1人（14%）	因圖像精確度調整至3次以上

資料來源：本研究彙整

在此階段，學生將構思中的創意付諸實踐，並藉助 AI 工具補足單一視角或文字描述中不足的空間資訊。基於正面圖像，學生透過 AI 工具自動生成背面、側面等缺失視角，以全面理解作品在三維空間中的結構與形態。隨後，學生運用旋轉、縮放與多角度檢視功能，動態觀察模型的整體外觀，更清晰地掌握其空間配置與結構特徵。本階段旨在協助學生將創意構想轉化為具體的 3D 模型，驗證設計概念的可行性，並提升其空間思維與創作能力。

最後，在「運行階段」，延續前一階段學生完成個人作品的成果，本階段旨在進一步探索 AI 生成 3D 模型於解決實際問題或應用於特定場景的可能性。例如，學生希望將插畫作品轉化為 3D 列印實體，或應用於虛擬直播主（VTuber）與數位影像創作中的角色及場景建構。受限於課程規劃，本次實驗未能進行後續應用的實作。為彌補此階段的實作不足，研究者透過課堂講解與案例說明，提供相關應用需求的具體示例，幫助學生理解相關技術於實際情境中的應用潛力，並為未來進一步探索提供參考方向。

在未來的潛在應用中，學生可透過了解 3D 列印的轉化過程，更清晰地掌握三維結構的實體化方式，深化對空間比例與結構完整性的理解。在 VTuber 設計與數位影像創作領域，學生亦可思考如何在虛擬空間中佈局角色與場景，進一步培養空間配置能力，並強化對物件間距與互動關係的掌握。透過這些活動，學生能逐步銜接設計與應用，拓展技術於實際情境中的應用可能性，為未來實作奠定知識基礎。

3-3 研究工具

本研究之探討主題，研究者選用以下研究工具進行資料蒐集，具體內容如下。

3-3.1 心智旋轉與空間視覺化能力的測量

本研究選用「心智旋轉測驗」（mental rotation test, MRT）和「修訂版普渡空間視覺化測驗」（Revised Purdue Spatial Visualization Test: Visualization of Rotations, Revised PSVT:R）進行前後測比較。心智旋轉測驗（MRT）採用 Vandenberg 與 Kuse（1978）開發的版本。該測驗包含 24 道題目，每道題目由一個目標立體圖形及四個選項組成，其中兩個選項為旋轉後的目標圖形，另外兩個為不同的圖形。學生需在限時 10 分鐘內判斷並選出與目標圖形相符的兩個選項。該測驗旨在評估個體的三維心智旋轉能力與空間視覺化能力，為空間能力的測量提供有效依據。測驗題目的示意圖，如圖 6 所示。

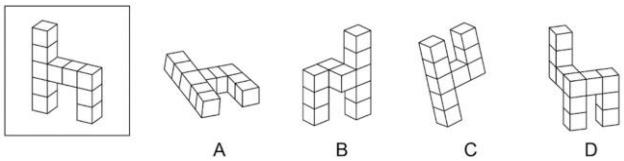

圖 6. 心智旋轉測試題目範例（資料來源：Vandenberg & Kuse，1978，本研究重新繪製）

修訂版普渡空間視覺化測驗（Revised PSVT:R）採用 Yoon（2011）設計的版本作為題目來源。該測驗包含 2 道練習題及 30 道測驗題，題目由 13 個對稱物體和 17 個非對稱物體組成，所有三維物體均以二維等角投影形式呈現。學生需在限時 20 分鐘內完成對三維物體的旋轉判斷。該測驗旨在評估個體的三維心智旋轉能力，並提供對空間視覺化能力的有效測量指標。測驗題目的示意圖，如圖 7 所示。

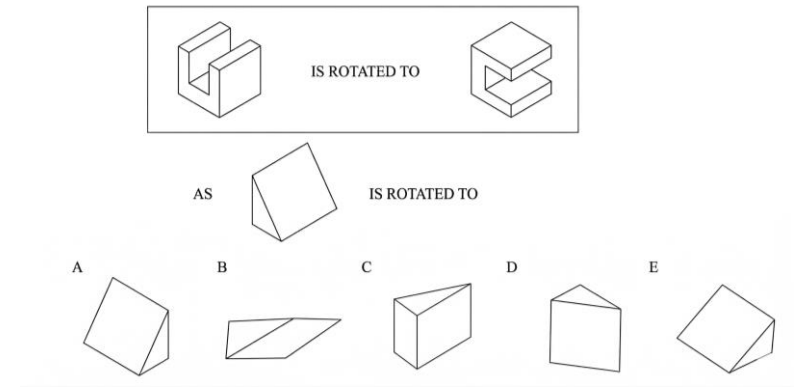

圖 7. 修訂版普渡空間視覺化測試題目範例（資料來源：Yoon, 2011，本研究重新繪製）

3-3.2 學生對 AI 工具使用體驗的評估

本研究採用「使用者體驗問卷」（User Experience Questionnaire, UEQ）來評估學生對 AI 生成 3D 模型工具的使用體驗。UEQ 為一種標準化體驗評估問卷，廣泛應用於軟體與數位工具的體驗評估，涵蓋吸引力（attractiveness）、明確性（perspicuity）、效率（efficiency）、可靠性（dependability）、刺激性（stimulation）及新穎性（novelty）六大構面，用以收集學生在使用 AI 工具過程中的操作體驗，特別聚焦於操作流程的直觀性、學習負擔與介面友善性等關鍵因素。透過 UEQ 數據，研究者能進一步檢視 AI 工具對學生學習過程的支持效果，並評估其在降低學習門檻與激發學習興趣方面的表現。另外，UEQ 由 26 對語義相反的形容詞組成，這些形容詞對用於衡量產品的特定屬性，並量化使用者的體驗評估。每對反義詞之間設有 7 個評分等級，評估工具在該屬性上的表現，並藉由七點量表減少集中趨勢偏差。該問卷基於六大構面與衡量指標，如表 3 所示。

表 3. UEQ 量表的構面與衡量指標

構面	衡量指標
吸引力	評估使用者對工具的整體印象，著重於其喜愛程度與滿意水平，作為一項綜合性評價，涵蓋其他面向的影響因素。
明確性	測量工具是否易於理解與操作，特別是在首次使用時，體現其易用性與學習曲線的平滑程度。
效率	評估使用者在達成目標過程中的效率，強調工具功能與操作的高效性。
可靠性	衡量使用者對工具的信任程度，檢視操作過程中系統的穩定性以及介面回饋的可預測性。
刺激性	評估工具是否能有效激發使用者的興趣並維持其動機，體現其創新性與吸引力。
新穎性	測量工具是否具備創新性與獨特性，是否能帶來不同的使用體驗，著重於其原創性與差異化特徵。

資料來源：Laugwitz et al, 2008，本研究彙整

3-3.3 AI 工具在不同群體中的使用差異探討

本研究採用半結構式訪談作為質性資料的收集方法，透過了解不同群體在使用 AI 生成 3D 模型工具時的經驗與觀點，以補充量化資料所無法揭示的細節。Edwards 與 Holland（2013）指出，半結構式訪談因其靈活性與情境適應性，能有效捕捉參與者的獨特經驗與主觀感受。為確保資料的多樣性與全面性，本研究從 34 名學生中徵選 10 位有意願的參與者，以及前述 5 位 3D 設計師，分別進行一對一訪談。

訪談設計聚焦於以下兩個核心方向：（1）工具的優勢與限制，探討 AI 生成模型在不同使用場景的適用性，以及對實際工作或學習過程的助益與挑戰；（2）工具對設計與學習歷程的影響，評估其是否有助於促進空間結構理解、優化設計流程，或減輕學習負擔。

同時，為支援故事敘述法的分析，訪談特別關注參與者的個人經驗與背景情境。問題設計引導參與者描述具體的使用場景、操作流程及其思考與決策邏輯，深入探討工具對其價值與意義的影響。此外，訪談亦鼓勵參與者分享使用過程中的情感反應與挑戰，捕捉特定情境下的真實體驗。透過「背景—行動—結論」的結構化整理，這些資料不僅呈現 AI 工具對參與者的影響，也為比較矩陣法中的對比分析提供具體的情境說明與補充。

3-4 資料分析

本研究採用了以下分析工具，以衡量各項研究數據的效果與影響，具體內容如下。

3-4.1 心智旋轉與空間視覺化能力分析

本研究透過信度與效度檢驗，以確保測試工具的穩定性與一致性。信度部分採用 Cronbach’s α 檢驗內部一致性，評估 MRT 與 PSVT:R 的題目同質性與結果可靠性。效度上，透過相關係數分析變項間的關聯性：高相關係數顯示良好的收斂效度，反映測量同一概念的一致性；低相關係數則代表良好的區辨效度，能有效區分不同概念。此檢驗方式有助於確認測試工具能有效評估空間能力，並辨識不同能力層面。

完成上述檢驗後，本研究進行描述性統計分析，透過均值、標準差與分布指標，了解學生在 MRT 與 PSVT:R 測驗中的表現，並識別群體趨勢與個體差異。為進一步檢視變化情形，採用配對樣本 t 檢定（paired sample t-test），比較前測與後測成績，分析學生在使用 AI 建模工具後空間能力的進步幅度及其統計顯著性。

3-4.2 使用者體驗問卷分析

為確保 UEQ 量表的可靠性與效度，本研究進行信度與建構效度檢驗，以驗證量表的穩定性與測量準確性。信度部分，除計算各構面的 Cronbach's α 外，亦採用組合信度（composite reliability, CR）評估內部一致性。建構效度方面，透過平均變異抽取量（average variance extracted, AVE）檢驗收斂效度，並以區別效度分析構面間的相關性，確保各構面具備良好區辨性。最後，進行描述性統計分析，計算各構面的均值與標準差，了解學生對 AI 工具的整體感知，並比較各測試項目的差異。UEQ 各構面均設有對應題項，所得數據可進一步反映學生的情感回應與認知體驗（Laugwitz et, al 2008）。

3-4.3 專家訪談分析

本研究採用故事敘述法（narrative analysis）與比較矩陣法（comparison matrix）作為主要的質性分析方法，以結構化和語境化的方式分析專業 3D 設計師與非專業學生在使用 AI 生成 3D 模型工具時的經驗與觀點差異。

1. **故事敘述法：**故事敘述法強調受訪者的個人經驗與敘事邏輯，適用於揭示參與者對事件的意義建構。根據 Polkinghorne（1995），故事敘述法不僅關注敘述內容，亦重視其結構與情境，藉此展現參與者行動的邏輯與情感脈絡。Riessman（2008）進一步指出，敘事由背景（context）、行動（action）與結論（resolution）構成，能呈現參與者對研究議題的深層理解。本研究採用故事敘述法整理訪談資料，並依據上述結構進行編排。「背景」部分涵蓋參與者的使用需求與目標，並探討 3D 設計師與學生在運用 AI 工具時的差異;「行動」部分聚焦於實際操作過程與使用體驗，分析兩者在操作中的感受與挑戰；「結論」部分則綜合參與者的整體評價與改進建議，透過敘事結構分析，挖掘更深層的使用意涵。
2. **比較矩陣法：**本研究採用比較矩陣法，系統性比較 3D 設計師與學生使用 AI 工具的異同。根據 Miles 與 Huberman（1994），矩陣分析有助於組織訪談資料，提升分析的條理性與可視化效果；Patton（1990）亦指出，該方法特別適用於多樣化受訪者群體之間的比較。矩陣分析聚焦於四個核心維度：工具使用目的、優勢、限制與應用潛力。首先，「工具使用目的」反映使用者在特定情境中的需求與目標。依據 Venkatesh 與 Davis（2000）提出的 TAM 2 模型，使用者對工具的接受程度取決於其感知有用性與易用性，其中感知有用性為行為意圖的直接影響因素，進而左右實際使用行為。其次，「工具優勢」是評估技術價值的重要指標。根據 Rogers（2003）的創新擴散理論，技術的相對優勢（relative advantage）是推動使用者採用新工具的主要驅動力。

   另外，「工具限制」對使用者體驗與接受度具有顯著影響。根據 Venkatesh 與 Bala（2008）

對 TAM 模型的延伸研究，技術的易用性與操作挑戰會影響使用者的感知有用性與情感反應，進而直接或間接影響其行為意圖，促進或阻礙技術採用。最後，「應用潛力」則著重評估技術於多元場景中的適用性。依據 Straub（2009），技術的採用與擴散屬於社會性且漸進的過程，當技術於多元情境中廣泛應用時，其影響力與實際價值將隨社會互動與經驗共享而提升。整體而言，本研究以需求為起點，並依序涵蓋價值實現、操作挑戰與應用潛力，構建四個核心維度作為訪談資料的分析架構。

四、結果與討論

4-1 MRT 與 PSVT：R 測量結果

本研究結合雙重編碼理論與 CDIO 框架設計課程，邀請 34 位非 3D 設計專業大學生參與心智旋轉與空間視覺化能力的前後測，評估 AI 生成 3D 模型工具對空間能力的影響，測試結果見表 4 至表 6。

表 4. MRT 與 PSVT:R 前後測得信度與相關性檢查

	Cronbach's α	項目數	相關係數	顯著性（*p*值）
MRT前測 – MRT後測	0.867	2	0.767	$p<0.001$
PSVT:R前測 –PSVT:R後測	0.893	2	0.808	$p<0.001$

資料來源：本研究彙整

MRT 測驗的信度檢測顯示，Cronbach's α 為 0.867，表明內部一致性良好，題目同質性高，能穩定測量空間旋轉能力。項目數為 2，包含前測與後測，信度仍維持高水準，反映結果在不同時間點具有一致性。相關係數為 0.767，顯示前測與後測呈高度正相關，參與者表現趨勢穩定。統計檢定結果顯示 $p<0.001$，表示兩者之相關達統計顯著水準，支持測驗工具在不同時間點對空間旋轉能力的穩定測量。

而 PSVT:R 測驗的信度結果顯示，Cronbach's α 為 0.893，表示測驗亦具有較高的內部一致性。兩個測試項目間的相關係數為 0.808，顯示前後測結果高度一致，且統計檢定結果 $p<0.001$，顯示兩者之相關達統計顯著水準。此結果支持 PSVT: R 測驗具有良好的測量效度，能有效且穩定地評估空間視覺化能力。

表 5. MRT 與 PSVT:R 前後測得描述性統計結果

	平均數（*M*）	中位數（*Mdn*）	標準差（*SD*）	偏度	峰度	95% 信賴區間（CI） Lower	Upper
MRT前測	15.56	17.5	4.11	-0.79	-0.56	14.12,	16.99
MRT後測	19.29	20.5	4.32	-1.19	1.06	17.79,	20.80
PSVT:R前測	18.82	20	5.51	-0.64	-0.73	16.90,	20.75
PSVT:R後測	23.88	25	5.42	-0.58	-0.55	21.99,	25.77

資料來源：本研究彙整

表 6. MRT 與 PSVT:R 前後測得配對樣本 t 檢定結果

	平均差異	標準差（*Sd*）	標準誤差（*SE*）	*t*值	自由度（*df*）	95% 信賴區間（CI) Lower	Upper	顯著性（*p*值）
MRT前測–MRT後測	-3.74	2.88	0.49	-7.55	33	-4.74,	-2.73	$p<0.001$
PSVT:R前測–PSVT:R後測	-5.06	3.39	0.58	-8.694	33	-6.24,	-3.87	$p<0.001$

資料來源：本研究彙整

從 MRT 描述性統計結果來看，前測平均數（*M*）為 15.56（*Mdn*=17.5，*SD*=4.113），後測平均數（*M*）提升至 19.29（*Mdn*=20.5，*SD*=4.317），顯示學生的測驗成績有顯著進步，且分數變異程度在前後測相近，學習效果影響趨勢一致。偏度（skewness）分別為-0.785 和-1.193，顯示分數分佈均呈左偏（tail extends toward lower scores），後測左偏更明顯，表示更多學生獲得較高分數。峰度（kurtosis）分別為-0.558 和 1.055，表明前測分佈較平坦（platykurtic），數據分散；後測分佈較尖峰（leptokurtic），數據集中於較高分數區間。整體而言，這些數據顯示學生在 MRT 後測中的整體表現有所提升，且分數分布趨於集中。

另外，MRT 前後測得配對樣本 t 檢定結果顯示，前後測得平均差異為-3.735（*SE*=2.885），表示學生在後測中的表現顯著優於前測。*SE* 為 0.495，佔標準差的 17.16%，顯示平均差異的估計具有較高精度，且接近母群體的真實平均數。t 值為-7.55（*df*=33，*p*<0.001），表明前後測得平均數（*M*）差異顯著，超出了隨機變異能解釋的範圍。此外，95%信賴區間為[-4.742, -2.729]，區間不包含零且全為負值，進一步支持後測分數顯著高於前測。信賴區間範圍為 2.013，相對於平均差異（*MD*）和標準差（*SD*）而言較窄，顯示數據變異性低且結果穩定，進一步確保結論的可靠性與精確性。

而從 PSVT:R 的描述性統計結果來看，前測平均數（*M*）為 18.82（*Mdn*=20，*SD*=5.513），後測平均數（*M*）提升至 23.88（*Mdn*=25，*SD*=5.420），顯示學生的測驗成績亦有顯著進步，變異程度略微下降，表示學生的成績分布在後測時稍微趨於穩定。偏度分別為-0.639 和-0.576，同樣顯示分數分佈均呈左偏，且後測偏度絕對值略減，表示測驗成績更均衡，較多學生得分集中在較高分數區間。峰度分別為-0.734 和-0.547，表明前後測分佈均較平坦，尾部較長，數據相對均勻，未呈現明顯的尖峰。整體而言，這些結果顯示學生在 PSVT:R 後測中的表現有所提升，且分數分布趨於穩定。

最後，PSVT:R 前後測得配對樣本 t 檢定結果同樣顯示，學生的後測表現優於前測，且具有統計上的顯著性。平均差異（*MD*）為-5.059（*SD*=3.393），標準誤差（*SE*）為 0.582，約佔標準差（*SD*）的 17.15%，顯示測量結果具備良好精度。t 值為-8.694（*df*= 33，p<0.001），表明兩次測驗的成績差異達高度顯著水準。95%信賴區間為[-6.243, -3.875]，區間範圍為 2.368，與平均差異（*MD*）和標準差（*SD*）相比較小，顯示數據變異性低，結果穩定，進一步強化結論的可信度。

4-2 UEQ 測量結果

使用者體驗問卷（UEQ）的信度結果可以從整體信度與個別信度兩個層次來說明。根據 Cronbach（1951）提出的信度評估標準，當 Cronbach's α 值高於 0.7 時，表示信度尚可；高於 0.8 則表示信度良好。問卷整體的 Cronbach's α 值為 0.727，而在個別信度方面，各構面的 Cronbach's α 亦高於 0.7 以上。表示問卷整體具有可接受的內部一致性，能夠穩定的反映學生們的體驗。另根據 Hulland（1999）建議，因素負荷量應高於 0.7；Hair 等人（2011）建議組合信度和 Cronbach’s α 應高於 0.7；Bagozzi 與 Yi（1988）則建議 AVE 應高於 0.5。結果顯示，本研究具有良好的收斂效度，具體數據如表 7 所示。

表 7. UEQ 的信度分析

整體信度	UEQ構面	Cronbach's α	CR	AVE
0.727	吸引力	0.862	0.899	0.598
	明確性	0.779	0.859	0.605
	效　率	0.806	0.875	0.637
	可靠性	0.825	0.886	0.66
	刺激性	0.704	0.817	0.533
	新穎性	0.800	0.846	0.579

資料來源：本研究彙整

在此次使用者體驗評估中，所有項目的均值皆為正數，這表示受測者對問卷題項的理解正確。根據 Fornell 與 Larcker（1981）的觀點，區別效度需同時考量收斂效度與構面間的相關性。具體而言，若每個構面的平均變異數抽取量（AVE）平方根大於構面間的相關係數，即表示具備區別效度。本研究結果符合此標準，具體數據如表 8 所示。

表 8. UEQ 的信度分析區別效度

構面	吸引力	清晰度	效率	可靠性	刺激性	新穎性
吸引力	**0.773**	0.015	0.069	0.318	-0.083	-0.129
明確性	0.015	**0.778**	-0.132	0.002	0.022	0.090
效　率	0.069	-0.132	**0.798**	0.229	0.128	0.053
可靠性	0.318	0.002	0.229	**0.813**	0.187	0.114
刺激性	-0.083	0.022	0.128	0.187	**0.730**	-0.074
新穎性	-0.129	0.090	0.053	0.114	-0.074	**0.761**

資料來源：本研究彙整

表 9. UEQ 各構面的敘述統計表

構面	平均值（*M*）	標準差（*SD*）	偏度	峰度	95% 信賴區間（CI） Lower	Upper
吸引力	4.83	0.596	-0.811	0.887	4.63,	5.04
明確性	4.54	0.726	0.105	-1.199	4.28,	4.79
效　率	4.52	0.641	0.55	0.466	4.30,	4.75
可靠性	4.78	0.679	-0.035	-0.254	4.54,	5.02
刺激性	4.18	0.641	0.922	1.163	3.96,	4.41
新穎性	4.51	0.657	0.358	-0.067	4.29,	4.74

資料來源：本研究彙整

數據顯示，所有構面的平均值皆高於 4.0，顯示學生對 AI 生成 3D 模型工具的評價普遍正向，如表 9 所示。其中，「吸引力」與「可靠性」平均值分別達 4.83 與 4.78，獲最高肯定，偏度與峰度顯示評分高度集中且一致。「效率」平均值（*M*）為 4.52，整體評價良好，多數學生認可其處理速度與操作流暢性，但偏度略呈正偏，表明少數學生期待更快速直觀的生成體驗。相較之下，「明確性」平均值（*M*）為 4.54，雖屬正向，但標準差（*SD*）爲 0.726，較其他數值高且峰度偏低，顯示意見分歧較大。部分學生熟悉工具操作，另一些則認為介面與指引不夠清晰，導致對可用性的認知存有差異。同時，「效率」整體評價佳，但部分學生對操作速度與功能回饋有更高期待。這類需求差異可能與學生在軟體操作經驗、工作流程和產出期待的認知不同有關，進而影響評價的一致性。

在「刺激性」構面中，平均值（*M*）為 4.18，顯示相較其他構面略顯不足。評分的正偏度與明顯集中於中等區段的情形代表此工具在互動性、參與深度與創作樂趣上仍有相當的改善空間，未能使大多數學生在長期使用中保持足夠的興趣與探索動機。「新穎性」平均值（*M*）為 4.51，雖屬高分區間，但評價略呈正偏，顯示部分學生期望功能或介面具備更多的互動性與多樣化設計。而「明確性」與「效率」的評價分歧反映學生對 AI 工具需求的差異：部分學生需更直觀的指引與功能標示以快速上手，另一些則盼更即時的回饋與生成速度以滿足進階需求。為縮小此差距，建議提供適當教學，並依使用者經驗與情境調整功能設計，以提升效率並增強長期黏著度。此策略亦回應學生對「新穎性」期待，透過優化介面互動性與功能多樣性，進一步激發探索動機與創作潛能，提升使用體驗。

整體而言，AI 工具在操作流程與介面設計上的「吸引力」與「可靠性」表現較為出色，學生給予高度認同。然而，「刺激性」評價相對較低，顯示部分學生對探索樂趣與參與深度的期待未獲滿足。這可能因工具多採「輸入參數→生成結果」的單向流程，限制了創作過程中的參與度。此外，僅限「一鍵生成」的操作模式，缺乏多元交互與輔助功能，難以長期激發學生的創作動機與探索意願。建議新增局部編輯或動態參數回饋功能，透過豐富的交互體驗與可調操作，提升參與感並增強長期使用穩定性。

4-3 AI 生成 3D 模型工具的操作體驗訪談

本研究邀請了 5 位 3D 設計專業人員（expert），編號為 E1 至 E5，及 10 位非 3D 設計專業的學生（student），編號為 S1 至 S10，進行訪談分析，以下為分析結果。

4-3.1 故事敘述法分析結果

首先，在「背景」部分，本研究探討兩個群體的使用需求與目標差異，並檢視對空間能力的潛在影響。對 3D 設計師而言，他們主要關注視覺輔助資訊的補充及初期模型快速生成的效率。例如，3D 設計師 E3 表示：「AI 以圖生成 3D 模型，能補足三視圖中不足的視覺資訊，幫助視覺概念溝通，並快速檢視多角度，如 45 度或底部視角。」這項快速生成的特性，縮短了初期模型製作時間，特別有助於需要視覺驗證的設計流程。

相比於 3D 設計師，學生則更關注於學習過程中的探索體驗。學生 S5 提到：「AI 以圖生成 3D 模型讓我快速建模，雖然有些部位模糊，但能幫助我理解模型在 3D 環境中的樣貌。」學生對 AI 工具有高度好奇，尤其對其將文字或圖像快速轉換為 3D 模型的直觀操作方式感到興趣。這種直觀性不僅增添學習樂趣，也降低認知負擔，幫助學生更快掌握 3D 建模的基本概念與空間結構。透過生成 3D 模型，學生能即時觀察多角度變化，進一步理解其在三維空間中的呈現方式。

其次，在「行動」部分，本研究聚焦於兩個群體的實際操作過程與使用經驗，以探討 AI 工具在設計中的優勢與挑戰。3D 設計師普遍認為，AI 工具能快速補充視覺資訊，並有效提升設計過程中的溝通效率。例如，3D 設計師 E1 表示：「AI 以圖生成的 3D 模型能快速幫助我們檢視產品，提供即時的靜態模型反饋。」3D 設計師 E4 則補充：「AI 以文字生成的 3D 模型，多樣且大量，不僅有助於初期討論，甚至能產生我們沒預期的型態。」

然而，目前生成結果在穩定性與細節準確度方面仍有不足。3D 設計師 E3 指出：「因為演算法的變數，每次生成結果都不同，可能需要多次嘗試才能接近理想效果。」這反映出，儘管 AI 工具在促進 3D 設計師討論與快速迭代上具有價值，但在外觀細節與結果可控性上仍待提升。

另一方面，學生對 AI 工具生成結果的直觀性與趣味性高度認同。學生 S6 表示：「AI 以文字生成的 3D 模型感覺很好玩，我能直接旋轉模型，不用經過 2D 轉 3D 的步驟。」顯示 AI 工具具備降低學習門檻與激發學習興趣的潛力。然而，生成結果與預期間的落差仍限制了應用的深度。學生 S2 提到：「有時候文字生成的 3D 模型與我想像的差距太大，無法進一步討論空間問題。」他也補充：「圖像生成的模型有時與原圖外觀不同，只能完成部分的 3D 效果。」

基於此，AI 工具在促進概念討論、提升效率與降低操作門檻方面展現顯著價值，能協助 3D 設計師與學生更有效探索 3D 模型的空間運用與呈現。然而，生成結果在視覺穩定性與精確性上的不足，限制了其在細節討論與高精度應用中的效益，多數情況下僅能作為輔助參考，難以滿足 3D 設計師對深入設計與修改的需求。此外，若生成模型與預期不符，部分學生認為會削弱後續使用意願，例如未能準確反映圖稿或想像時，其三維空間探索的動機容易受影響。

最後，在「結論」部分，本研究綜合兩個群體的整體評價與對 AI 工具的改進建議，呈現出 3D 設計師與學生在工具需求與應用場景上的差異與互補。對 3D 設計師而言，AI 工具在初期創意探索與靜態模型設計中發揮良好輔助效果，但在模型結構拆分、細節設計、動畫製作與機械動作處理方面仍顯不足。例如，3D 設計師 E2 表示：「AI 工具在初步設計時的輔助效果還不錯，但在細節設計時就顯得力不從心，特別是面對複雜的結構和動畫製作時。此外，角色的腳會連在一起，身體的各部分結構也缺乏明確的區分。」3D 設計師 E5 則提到：「角色手上的武器跟手經常連在一起，沒有區分開來」

3D 設計師期望 AI 工具有能力涵蓋從基礎空間感知到高階空間推理與結構協調，以處理複雜結構中的合理性與功能性問題。他們要求生成模型呈現完整的空間層次與局部與整體的邏輯關聯，並具備可控性。為此，3D 設計師經常透過觀察或拆解模型細節，檢視結構的合理性與連貫性，以確保整體協調。

相較之下，學生更重視建模的便捷性與空間探索的靈活性，認為工具的直觀操作與即時生成不僅增添學習樂趣，也減輕負擔。例如，學生 S1 表示：「AI 透過文本或圖像生成 3D 模型的功能，能幫助我省去了學習建模的負擔。」學生 S3 也提到：「AI 建 3D 模型能把我的個人插畫作品變成實體公仔。」學生的回饋顯示，AI 工具為初學者提供了探索三維空間的新途徑。研究觀察發現，當模型還原度較高且符合學生興趣時，他們的投入度明顯提升，並對角度旋轉操作表現出更大興趣。這顯示，個性化 3D 模型有助於激發探索動機，並促進基礎空間感知的培養。

整體而言，AI 工具在不同群體中的應用情境與深度各異。對 3D 設計師而言，它有效輔助初期視覺概念溝通，但需改進結構拆解與細節設計功能，以滿足高階空間推理與結構協調的需求。對學生而言，AI 工具通過個性化 3D 模型激發探索興趣並支援學習。為提升學習成效與基礎空間感知，增強穩定性與精準度至關重要。故事敘述法彙整結果，如表 10 所示。

表 10. 故事敘述法結果彙整

受訪者群體	背景	行動	結論
3D設計師	透過補充不足的角度資訊，提升溝通效率。	運用AI工具的高效生成能力，促進初期的視覺概念討論。	AI工具在初期探索中展現一定價值，但在處理複雜模型時仍存在局限，難以支援3D模型的拆解與細部空間結構上的討論。
非3D設計專業學生	快速生成3D模型，減輕使用者的認知負擔。	利用AI工具將文字或圖像快速轉換為3D模型，激發學習動機與興趣。	個性化的3D模型有助於教學和理解空間概念，但若生成模型與預期存在差距，可能降低探索樂趣。

資料來源：本研究彙整

4-3.2 比較矩陣法分析結果

為了將上述結果與核心維度進行整合，本研究採用比較矩陣法，將故事敘述法的分析結果與核心維度相結合，以比較 3D 設計師與非 3D 設計專業學生兩個群體的差異。核心維度包括工具使用的目的、工具的優勢、工具的限制及應用潛力。

在「工具使用目的」方面，根據 Venkatesh 等人（2003）的整合型科技接受與使用模型（Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, UTAUT），績效期望與努力期望是影響技術採用的核心因素。3D 設計師運用 AI 工具以提升設計溝通與創新效率，對應績效期望；學生則著重於改善學習體驗，期望降低技術學習成本與認知負荷，對應努力期望。同時，依據 Gibson（1977）與 Norman（1988）的 Affordance 理論，工具的行為可能性不僅取決於其客觀屬性，也受到使用者主觀感知的影響。3D 設計師運用 AI 工具構建初步三維資訊以促進討論，強調其創作輔助功能；學生則看重其簡化建模流程與支援即時空間探索的特性，以提升學習效率並減輕操作負擔。

在「工具的優勢」方面，根據創新擴散理論，相對優勢與相容性是技術採用的關鍵因素（Rogers, 2003）。3D 設計師認為，AI 工具能快速生成多樣化的設計變體，提升初期設計階段的效率與創意探索。學生則認為，該工具能促進個性化學習，並提供直觀且即時的 3D 模型反饋，進一步優化學習體驗。

在「工具的限制」方面，Sweller（1988）的認知負荷理論指出，過多的外在負荷會妨礙學習與任務表現。由於 AI 工具在處理複雜 3D 模型時的局限性，以及生成結果的不穩定性與不一致性，3D 設計師和學生可能需要修復模型或調整操作流程，這些額外的負擔會轉化為外在負荷，干擾任務的進行，從而影響使用體驗並降低工作效率。

最後，在「應用潛力」方面，Engeström（1987）的活動理論（activity theory）強調，工具在主體與客體之間具有中介作用。3D 設計師傾向 AI 工具能更有效的整合到工作與生產流程中，學生則希望這些工具能更廣泛應用於學習與個人創作。兩者的不同期待，體現了兩個群體在 AI 工具應用取向上的差異。

五、結論與建議

根據本研究所探討的核心目標與相關議題，以下將根據研究目的與結論進行逐項說明。

5-1 AI 生成 3D 模型工具提升學生空間能力但未縮小不同層級的能力差距

根據 MRT 與 PSVT:R 的測試結果顯示，學生的後測表現顯著優於前測。MRT 平均分數從前測得 15.56 提高至後測得 19.29（t=-7.55, df= 33, p<0.001）；PSVT:R 平均分數則從前測得 18.82 提升至後測得 23.88（t=-8.694, df=33, p<0.001）。這些結果顯示，在 CDIO 課程中導入 AI 生成 3D 模型工具後，對學生的空間能力改善具有統計上的顯著效果。此外，標準差的變化幅度較小。MRT 標準差從前測得 4.113 略增至後測得 4.317，PSVT:R 則從 5.513 微降至 5.42，顯示測驗結果的離散程度變化不大。這表示 AI 工具的影響在不同能力層級的學生間相對均衡，未顯著改變原有的能力差距，其提升效果普遍適用於所有學生，而非僅對特定群體產生較大助益。

進一步分析分數分布變化，MRT 與 PSVT:R 的偏度與峰度未趨同，顯示學生表現提升的同時，高低分群差異並未明顯縮小。MRT 偏度從-0.785 降至-1.193，表示分數分布左偏加劇；峰度從-0.558 升至 1.055，顯示分數分布更集中於高分區間，學生表現趨於一致；PSVT:R 偏度從-0.639 略減至-0.576，左偏程度變化不大；峰度從-0.734 略升至-0.547，分數分布仍偏左且較均勻，未顯著集中。這表示 AI 工具雖有助提升空間能力，但未縮小能力落差，也未使分布向特定區間收斂。若目標是縮小差距，需搭配個別化訓練，而非僅依賴 AI 工具。

綜合研究結果顯示，在 CDIO 課程中導入 AI 生成 3D 模型工具，有助於提升學生的心智旋轉與空間視覺化能力。數據分析表示，AI 工具能促進學習，且對不同能力層級的學生影響相對一致，顯示其能均衡提升所有學生的表現，而非僅特定群體受益。若目標是縮小能力差距，建議未來結合個別化教學策略，以更有效地因應不同學生的需求。

5-2 AI 生成 3D 模型工具有助於降低非 3D 設計專業學生的認知負荷並提升學習效率

根據 Kolfschoten 等人（2010）的觀點，學習效率（learning efficiency）體現於學生獲取技能與知識的速度，以及迅速應用於解決相關問題的能力。他們指出，設計模式能加速設計過程並提升對問題領域

的理解，從而幫助新手更快掌握設計技能。基於此，學習效率可從三個層面提升：減少認知負荷以降低學習負擔、透過結構化知識優化學習過程，以及提升設計品質以促進學習成果。

在學習負擔與學習過程的優化方面，UEQ 問卷結果顯示，「明確性」構面平均值 4.54，表示學生普遍認為 AI 工具操作直觀易懂，有助於降低技術性操作的學習負擔；「效率」構面平均值 4.52，則反映學生認為 AI 工具能提升建模效率，加快 3D 建模任務的完成速度。此外，訪談結果進一步指出，AI 生成 3D 模型的個性化流程顯著縮短了學生從 2D 概念轉換至 3D 模型的時間，有效降低學習過程中的技術門檻，進一步優化學習體驗；而從外在的學習成果來看，所有學生皆成功生成個性化 3D 模型，顯示 AI 工具有效降低 3D 建模的技術與生產門檻，使學生能更專注於空間能力培養與設計創意實現。進一步的 MRT 與 PSVT:R 測試結果顯示，課程後學生的空間能力顯著提升。這顯示 AI 工具不僅提升了 3D 建模的成效，也促進了空間能力的發展，進一步優化認知學習成果。

另外，在認知負荷的減輕方面，根據 Marr（1982）的理論，人類從 2D 圖像到 3D 視覺表徵的處理過程可分為三個階段：原始草圖（primal sketch）、2½ D 草圖（2½ -D Sketch）及 3D 模型。這一複雜的處理過程對非專業學生構成顯著挑戰，尤其是他們對 2D 圖像與 3D 物件結構關聯的不熟悉，往往影響其在空間旋轉與視覺化轉換方面的表現。此困難也突顯了雙重編碼理論（dual coding theory）的應用價值，透過語言與非語言系統的協作，能幫助學生強化對 2D 與 3D 結構關係的理解。

研究結果顯示，AI 生成 3D 模型工具透過文字與圖像生成機制，讓學生以感興趣的題材作為學習媒介，進而降低 3D 空間概念的學習門檻。過去，學生需先理解陌生的 2D 圖像並想像其對應的 3D 結構，而 AI 工具的應用有效減輕了這一認知轉換負擔，這呼應了認知負荷與學習效果的理論（Sweller, 1988）。未來研究可進一步探討不同學習群體在空間能力發展中的認知負荷差異，以深化 AI 工具在教育領域的應用價值。

5-3 非 3D 設計專業學生與 3D 設計師在 AI 生成 3D 模型工具使用策略上呈現整體與結構導向的差異

在 AI 生成 3D 模型工具的使用上，學生與 3D 設計師展現出顯著差異。學生視該工具為 2D 與 3D 轉換的快速驗證方式，有效簡化從抽象概念到 3D 結構的繁瑣過程。然而，對於長期培養空間感與結構思維的 3D 設計師而言，這種快速可視化功能仍難以完全滿足專業需求。他們在評估模型時，不僅關注外觀，還重視拓撲結構、網格數量及動畫中的穩定性與合理性。例如，學生更重視模型與視覺想像的契合度，若差距過大，通常選擇重新生成而非細部調整；3D 設計師則運用空間思維拆解與重組模型，深入優化各組件，展現更高層次的結構認知與處理能力。此外，3D 設計師在指出 AI 生成 3D 模型的缺陷時，能迅速鎖定運動結構與關鍵組件；相較之下，學生因缺乏相關訓練，較難具體辨識結構問題，主要依賴視覺外觀進行評估。這反映出雙方在空間思維上的核心差異：學生傾向整體視角，關注模型的完整視覺呈現；3D 設計師則從結構角度切入，透過拆解與重組分析模型內部關係，強調可用性與技術標準。

在 3D 設計師的拆解思維中，Biederman（1987）提出的 RBC（recognition by components）理論提供了相關解釋，說明人類如何透過基本幾何成分（geons）分析與識別 3D 結構。Marr 與 Nishihara（1978）則認為，物體形狀的記憶是基於結構化的內部表示，而非單純依賴外觀記憶。Treisman 與 Gelade（1980）的特徵整合理論則主張，物體的識別是透過顏色、形狀與運動等多種特徵的整合來完成。這些研究共同強調了視覺訊息的分解與重組在物體識別中的關鍵作用，並與空間能力的發展密切相關。

整體而言，本研究結果顯示，AI 生成 3D 模型工具有助於學生快速建立空間概念，降低學習門檻。然而，學生在模型調整與結構掌握上仍相對有限，通常僅停留在初步修改，較少進行深入優化。相比之下，3D 設計師能結合專業知識與拆解思維，進一步優化模型並提升其應用性。因此，未來研究可透過眼動追蹤技術，分析 3D 設計師與學生在檢視模型時的視線分佈，深入了解他們對不同組件的注意力焦點。此外，在教學實踐中，亦可引導學生拆解模型並理解其內部結構，以強化空間能力與設計水平，培養對模型組件的觀察力與分析能力。

參考文獻

1. Akman, A., Sahillioglu, Y., & Sezgin, T. M. (2020). Generation of 3D human models and animations using simple sketches. *Graphics Interface*, *25*, 28-36. doi:10.20380/GI2020.05
2. Alias, M., Black, T. R., & Gray, D. E. (2002). Effect of instructions on spatial visualisation ability in civil engineering students. *International Education Journal*, *3*(1), 1-12.
3. Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *16*, 74-94. doi:10.1007/BF02723327
4. Bebeshko, B., Khorolska, K., Kotenko, N., Desiatko, A., Sauanova, K., Sagyndykova, S., & Tyshchenko, D. (2021). 3D modelling by means of artificial intelligence. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, *99*(6), 1296-1308.
5. Biederman, I. (1987). Recognition-by-components: A theory of human image understanding. *Psychological Review*, *94*(2), 115-147. doi:10.1037/0033-295X.94.2.115
6. Blikstein, P., Kabayadondo, Z., Martin, A., & Fields, D. (2017). An assessment instrument of technological literacies in makerspaces and FabLabs. *Journal of Engineering Education*, *106*(1), 149-175. doi:10.1002/jee.20156
7. Cepeda, N. J., Pashler, H., Vul, E., Wixted, J. T., & Rohrer, D. (2006). Distributed practice in verbal recall tasks: A review and quantitative synthesis. *Psychological Bulletin*, *132*(3), 354-380. doi:10.1037/0033-2909.132.3.354
8. Cheng, Y. L., & Mix, K. S. (2014). Spatial training improves children's mathematics ability. *Journal of Cognition and Development*, *15*(1), 2-11. doi:10.1080/15248372.2012.725186
9. Clark, J. M., & Paivio, A. (1991). Dual coding theory and education. *Educational Psychology Review*, *3*, 149-210. doi:10.1007/BF01320076
10. Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, *16*(3), 297-334. doi:10.1007/BF02310555
11. Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319-340. doi:10.2307/249008
12. Edwards, R., & Holland, J. (2013). *What is qualitative interviewing?* (p. 128) London: Bloomsbury Academic.. Bloomsbury Academic. doi:10.5040/9781472545244
13. Engeström, Y. (1987). *Learning by expanding: An activity-theoretical approach to developmental research.* Helsinki: Orienta-Konsultit. doi:10.1017/CBO9781139814744
14. Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables

and measurement error. *Journal of Marketing Research*, *18*(1), 39-50. doi:10.2307/3151312

15. French, J. W. (1965). The relationship of problem-solving styles to the factor composition of tests. *Educational and Psychological Measurement*, *25*(1), 9-28. doi:10.1177/001316446502500102
16. Gibson, J. J. (1977). The theory of affordances. In R. Shaw & J. Bransford (Eds.), *Perceiving, acting, and knowing: Toward an ecological psychology* (pp. 67-82). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
17. Gobert, J. (1999). Expertise in the comprehension of architectural plans: Contribution of representation and domain knowledge. In J. S. Gero & B. Tversky (Eds.), *Visual and spatial reasoning* (pp. 185-205). Sydney: Key Centre of Design Computing and Cognition, University of Sydney.
18. Guay, R. B. (1976). *Purdue spatial visualization test: Rotations.* West Lafayette, IN: Purdue University.
19. 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. doi:10.2753/MTP1069-6679190202
20. Huang, T. C., & Lin, C. Y. (2017). From 3D modeling to 3D printing: Development of a differentiated spatial ability teaching model. *Telematics and Informatics*, *34*(2), 604-613. doi:10.1016/j.tele.2016.10.005
21. 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. Retrieved from https://www.jstor.org/stable/3094025
22. Hunde, B. R., & Woldeyohannes, A. D. (2022). Future prospects of computer-aided design (CAD): A review from the perspective of artificial intelligence (AI), extended reality, and 3D printing. *Results in Engineering*, *14*, 100478. doi:10.1016/j.rineng.2022.100478
23. Kanellopoulou, C., Kermanidis, K. L., & Giannakoulopoulos, A. (2019). The dual-coding and multimedia learning theories: Film subtitles as a vocabulary teaching tool. *Education Sciences*, *9*(3), 210.
24. Kali, Y., & Orion, N. (1996). Spatial abilities of high-school students in the perception of geologic structures. *Journal of Research in Science Teaching*, *33*(4), 369-391.
25. Karras, T., Laine, S., & Aila, T. (2019). A style-based generator architecture for generative adversarial networks. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4401-4410). Long Beach, CA: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2019.00453
26. Kolfschoten, G., Lukosch, S., Verbraeck, A., Valentin, E., & de Vreede, G. J. (2010). Cognitive learning efficiency through the use of design patterns in teaching. *Computers & Education*, *54*(3), 652-660.
27. Ku, K., & Mahabaleshwarkar, P. S. (2011). Building interactive modeling for construction education in virtual worlds. *Electronic Journal of Information Technology in Construction*, *16*, 189-208. Retrieved from https://www.itcon.org/2011/13
28. Kyllonen, P. C., Lohman, D. F., & Snow, R. E. (1984). Effects of aptitudes, strategy training, and task facets on spatial task performance. *Journal of Educational Psychology*, *76*(1), 130-140. doi:10.1037/0022-0663.76.1.130
29. Laugwitz, B., Held, T., & Schrepp, M. (2008). Construction and evaluation of a user experience questionnaire. In A. Holzinger (Ed.), *HCI and usability for education and work: 4th symposium of the Workgroup Human-Computer Interaction and Usability Engineering of the Austrian Computer Society, USAB 2008, Graz, Austria, November 20-21, 2008. Proceedings 4* (pp. 63-76). Berlin: Springer. doi:10.1007/978-3-540-89350-9_6
30. Linn, M. C., & Petersen, A. C. (1985). Emergence and characterization of sex differences in spatial ability:

A meta-analysis. *Child Development*, *56*(6), 1479-1497. Retrieved from https://doi.org/10.2307/1130467

31. Lohman, D. F. (1979). *Spatial ability: A review and reanalysis of the correlational literature.* Stanford, CA: School of Education, Stanford University.
32. Long, X., Guo, Y. C., Lin, C., Liu, Y., Dou, Z., Liu, L., ... & Wang, W. (2023). Wonder3D: Single image to 3D using cross-domain diffusion. *arXiv preprint arXiv:2310.15008*. Retrieved from https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.15008
33. Marr, D. (1982). *Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. San Francisco, CA: W. H. Freeman.
34. Marr, D., & Nishihara, H. K. (1978). Visual information processing: Artificial intelligence and the sensorium of sight. *Technology Review*, *81*(1), 2–23. doi:10.1016/B978-0-08-051581-6.50060-X
35. Mayer, R. E. (1997). Multimedia learning: Are we asking the right questions? *Educational Psychologist*, *32*(1), 1-19. doi:10.1207/s15326985ep3201_1
36. McGee, M. G. (1979). *Human spatial abilities: Sources of sex differences.* New York, NY: Praeger.
37. Merchant, Z., Goetz, E. T., Keeney-Kennicutt, W., Kwok, O. M., Cifuentes, L., & Davis, T. J. (2012). The learner characteristics, features of desktop 3D virtual reality environments, and college chemistry instruction: A structural equation modeling analysis. *Computers & Education*, *59*(2), 551-568. doi:10.1016/j.compedu.2012.02.004
38. Miles, M. B., & Huberman, A. M. (1994). *Qualitative data analysis: An expanded sourcebook* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
39. Norman, D. A. (1988). *The psychology of everyday things.* New York, NY: Basic Books.
40. Norman, D. A. (2004). *Emotional design: Why we love (or hate) everyday things.* New York, NY: Basic Books.
41. Paivio, A. (1971). *Imagery and verbal processes.* New York, NY: Holt, Rinehart & Winston. doi:10.4324/9781315798868
42. Patton, M. Q. (1990). *Qualitative evaluation and research methods* (2nd ed.). Newbury Park, CA: Sage.
43. Polkinghorne, D. E. (1995). Narrative configuration in qualitative analysis. *International Journal of Qualitative Studies in Education*, *8*(1), 5-23. doi:10.1080/0951839950080103
44. Poole, B., Jain, A., Barron, J. T., & Mildenhall, B. (2022). *Dream fusion: Text-to-3D using 2D diffusion.* arXiv preprint arXiv: 2209.14988. Retrieved from https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.14988
45. Riessman, C. K. (2008). *Narrative methods for the human sciences.* Thousand Oaks, CA: Sage.
46. Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). New York, NY: Free Press.
47. Šafhalter, A., Glodež, S., & Vukman, K. B. (2013). Spatial ability, 3D modeling and styles of thinking in relation to brain hemisphere dominance. *Problems of Education in the 21st Century*, *54*, 91-99. doi:10.33225/pec/13.54.91
48. Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, *12*(2), 257-285. doi:10.1207/s15516709cog1202_4
49. Shams, L., & Seitz, A. R. (2008). Benefits of multisensory learning. *Trends in Cognitive Sciences*, *12*(11), 411-417. doi:10.1016/j.tics.2008.07.006
50. Shea, K., Aish, R., & Gourtovaia, M. (2005). Towards integrated performance-driven generative design tools. *Automation in Construction*, *14*(2), 253-264. Retrieved from

https://doi.org/10.1016/j.autcon.2004.07.002

51. Shepard, R. N., & Metzler, J. (1971). Mental rotation of three-dimensional objects. *Science*, *171*(3972), 701-703. doi:10.1126/science.171.3972.701
52. Sorby, S. A. (2009). Educational research in developing 3D spatial skills for engineering students. *International Journal of Science Education*, *31*(3), 459-480. doi:10.1080/09500690802595839
53. State, G. (2023). *Rapidly generate 3D assets for virtual worlds with generative AI*. NVIDIA. Retrieved from https://developer.nvidia.com/blog/rapidly-generate-3d-assets-for-virtual-worlds-with-generative-ai/
54. Straub, E. T. (2009). Understanding technology adoption: Theory and future directions for informal learning. *Review of Educational Research*, *79*(2), 625-649. Retrieved from https://doi.org/10.3102/0034654308325896
55. Suh, J., & Cho, J. Y. (2020). Linking spatial ability, spatial strategies, and spatial creativity: A step to clarify the fuzzy relationship between spatial ability and creativity. *Thinking Skills and Creativity*, *35*, 100628. doi:10.1016/j.tsc.2020.100628
56. Tetzlaff, L., Schmiedek, F., & Brod, G. (2021). Developing personalized education: A dynamic framework. *Educational Psychology Review*, *33*, 863-882. doi:10.1007/s10648-020-09570-w
57. Treisman, A. M., & Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive Psychology*, *12*(1), 97-136. doi:10.1016/0010-0285(80)90005-5
58. Uttal, D. H., & Cohen, C. A. (2012). Spatial thinking and STEM education: When, why, and how? In B. H. Ross (Ed.), *Psychology of learning and motivation* (Vol. 57, pp. 147-181). San Diego, CA: Academic Press.
59. Wu, J., Zhang, C., Xue, T., Freeman, B., & Tenenbaum, J. (2016). Learning a probabilistic latent space of object shapes via 3D generative-adversarial modeling. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *29*, 82-90. Retrieved from https://doi.org/10.48550/arXiv.1610.07584
60. Vandenberg, S. G., & Kuse, A. R. (1978). Mental rotations, a group test of three-dimensional spatial visualization. *Perceptual and Motor Skills*, *47*(2), 599-604. doi:10.2466/pms.1978.47.2.599
61. Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, *39*(2), 273-315. doi:10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x
62. Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, *46*(2), 186-204. doi:10.1287/mnsc.46.2.186.11926
63. Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, *27*(3), 425-478. doi:10.2307/30036540
64. Yoon, S. Y. (2011). *Psychometric properties of the revised Purdue spatial visualization tests: Visualization of rotations (The Revised PSVT: R)* (Doctoral dissertation). Retrieved from Purdue e-Pubs. (http://docs.lib.purdue.edu/dissertations/AAI3480934/)

Integrating Dual Coding Theory and the CDIO Educational Framework: Exploring the Enhancement of Students' Spatial Abilities through AI-Generated 3D Models

Chuei Huei Kung

Department of Design, National Taiwan Normal University
80768003t@ntnu.edu.tw

Abstract

This study investigates the application of artificial intelligence (AI) in 3D model generation, focusing on its feasibility and efficacy in fostering spatial ability development. As generative AI evolves, 3D modeling has become increasingly intuitive and efficient. However, in traditional pedagogical settings, students often face challenges such as underdeveloped spatial skills and steep learning curves for software operations. By synthesizing Dual Coding Theory with the CDIO educational framework, this study conducted an experiment involving 34 non-3D design majors to assess their mental rotation and spatial visualization abilities, complemented by user experience evaluations.

Additionally, semi-structured interviews were conducted with 10 students and 5 3D design experts to explore divergent perspectives on AI tools. The results demonstrated significant improvements in students' spatial abilities, while user experience questionnaires indicated positive feedback regarding the attractiveness and operational reliability of AI-generated tools. The interviews further revealed a perceptual gap between students and experts. While AI-generated models require further refinement in controllability, kinematic structures, and geometric complexity, they exhibit substantial potential in stimulating learning interest and augmenting spatial skills. In contrast, professional designers place greater emphasis on the deconstruction and reconstruction of models to deepen spatial understanding. These findings provide valuable insights for integrating AI into design education across diverse learner groups.

Keywords: Generative AI, 3D Modeling, Spatial Abilities, Dual Coding Theory, CDIO Educational Framework.