

國立臺灣師範大學藝術學院設計學系

博士論文

Department of Design, College of Arts
National Taiwan Normal University
Doctoral Dissertation

生成式 AI 輔助下敘事影像創作的人機互動研究：

專業背景與工具熟悉度交互作用下的創作探討

Human-AI Interaction in Narrative Digital Animation

Creation: Exploring the Impact of Professional
Background and Tool Familiarity

孔垂暉

Kung, Chuei-Huei

指導教授：梁桂嘉 博士

Advisor : Liang, Kuei-Chia, Ph.D.

中華民國 114 年 7 月

July 2025

謝誌

逾六年的博士學習旅程，對我而言，不僅是追求學術知識的歷程，更是一段深刻的自我探索與成長之路。自 2019 年入學以來，我在職場與校園之間不斷穿梭，曾於業界擔任 3D 美術與產品經理，參與數位藝術創作與產品開發等多元專案。2023 年底，我決心重返校園，專注於博士研究，並在過程中逐步累積研究與教學的實務經驗。這些經歷與轉折，每一段歷程與挑戰，皆成為我博士學習與人生成長中不可或缺的重要養分。

在此，我首要感謝我的指導教授梁桂嘉老師。求學期間，老師始終給予我充分的信任與空間，讓我能依循自身興趣，探索學術與創作交會的領域。面對研究上的疑問與困惑，老師總能適時提供更高維度的視野與洞見，幫助我在理論與實務之間找出前行的方向。

同時，也感謝黃心健老師與曹筱玥老師的指導，讓我有機會參與師大元宇宙動態捕捉實驗室的相關工作。透過實作、參訪接待與工作坊教學等多元任務，我得以在實踐與研究之間建立更緊密的連結。在不同角色與任務中的轉換，雖充滿挑戰，卻也帶來豐富的啟發，深化我對應用層面的理解。

此外，誠摯感謝我的口試委員：陳淳迪老師（國立臺北教育大學藝術與造形設計學系）、許言老師（大同大學設計科學研究所）、陳潔瑩老師（國立臺北商業大學創意科技與產品設計系）、詹仕鑑老師（銘傳大學數位媒體設計學系）。感謝您們所提供的寶貴建議與專業指導，使本研究在論述與方法上更臻完善。

特別感謝葉碧華助教在各項事務上的協助。無論是在課務安排、畢業條件掌握，或行政流程細節的提醒上，都在關鍵時刻給予我即時的支持，使我能穩健完成各階段任務，順利推展學習歷程。

最後，謹向始終無條件支持我的家人致上最深的感謝。正因有你們的理解與陪伴，我才能無後顧之憂地專注於這段求學旅程，並堅持走完這最後的歷程。

值此人工智慧蓬勃發展之際，我深信，博士學位的完成並非學習的終點，而是通往「學無止境」旅程的全新篇章。謹以此文，致謝所有在我生命與學術歷程中曾給予啟發與支持的師長、同儕與朋友們。

孔垂暉 謹誌

2025 年 6 月 30 日

摘要

生成式人工智慧（generative artificial intelligence，GAI）技術迅速發展，特別是在生成對抗網絡（GAN）、變分自編碼器（VAE）與基於 Transformer 的模型（如 GPT、DALL·E）等技術突破下，促使 GAI 廣泛應用於各種領域。此類工具在創作情境中展現出降低技術門檻、提升創作效率與促進個性化敘事的潛力。然而，GAI 的應用亦引發創意同質化與創作者主體性受限等問題，其對不同創作者在人機互動層面的實質影響，仍有待深入探討。本研究以數位敘事影像創作為核心任務，讓創作者實際操作多種生成式 AI 工具，並採用混合方法設計，結合質性與量化資料，以影像創作專業背景與 AI 工具熟悉度為分類依據，將參與者劃分為四類創作者（專熟組、專生組、非熟組、非生組）。研究透過創作行為觀察、問卷調查與半結構式訪談等方式，分析各組在創作策略、操作模式與成果表現上的差異。研究結果顯示：專熟組展現出高度的創作自主性與流程調整能力，能有效結合 AI 工具進行複雜敘事建構；專生組雖操作經驗有限，但具備明確的專業素養與自我要求，能在過程中快速適應並取得良好成果；非熟組雖具操作直覺性與流暢性，卻因缺乏系統化創作理解，在敘事深度上受限；非生組則多依賴 AI 預設內容，作品易呈現樣式同質化。整體而言，創作專業背景與自我要求是影響創作成果品質的關鍵因素，而 AI 工具的易用性在一定程度上能彌補經驗不足，使各類創作者皆能完成基本創作任務。進一步分析也指出：專家組多將 AI 視為輔助性工具，重視生成結果與預期構想的一致性，並強調細節修正與流程掌控；非專家組則展現更高的開放性與彈性，傾向從 AI 意外生成中尋求靈感與創意激發。綜合上述實證結果，本研究根據 Wallas 的創作四階段模型，建構出一套 AI 輔助影像創作的心智模型，描繪創作者在創作不同階段中與 AI 互動的思維與決策機制，作為理解人機協作邏輯的參考依據。此外，亦進一步提出一個基於創作專業背景與 AI 工具熟悉度所劃分的四象限人機協作框架，以利未來教育者與創作者辨識不同創作主體之特性，並據以規劃適切的 AI 協作策略與教學設計，促進創作實踐與 AI 應用的有效整合。

關鍵詞：生成式人工智慧、數位影像創作、影像敘事、人機互動、想像力

Abstract

Generative artificial intelligence (GAI) technologies have rapidly evolved, particularly through advancements in GANs, VAEs, and Transformer-based models such as GPT and DALL·E. These tools are increasingly applied across domains and exhibit strong potential in creative fields by reducing technical barriers, improving efficiency, and enabling personalized narrative video expression. However, concerns have emerged regarding creative homogenization and the erosion of authorial agency. The influence of GAI on creator–AI interaction in narrative video and animation production remains insufficiently explored. This study investigates digital narrative video creation through hands-on engagement with multiple generative AI tools. Using a mixed-methods approach, participants were classified into four creator types based on their experience in digital animation creation and familiarity with AI tools: expert creators familiar with AI (E-AI+), expert creators unfamiliar with AI (E-AI-), non-expert creators familiar with AI (N-AI+), and non-expert creators unfamiliar with AI (N-AI-). Data were collected through behavioral observations, surveys, and semi-structured interviews to examine creative strategies, tool usage patterns, and characteristics of the generated content. Results indicate that expert-skilled creators exhibited high autonomy and effectively used AI to construct complex narratives, while expert-novices adapted using domain knowledge despite limited tool experience. Non-expert-skilled creators demonstrated fluent tool operation but lacked structural depth in their outputs, whereas non-expert-novices tended to rely on default settings, leading to more homogenized results. Professional background and intrinsic motivation emerged as key determinants of output quality, and user-friendly design helped bridge experience gaps. Further analysis revealed that expert creators utilized AI for precision and control, while non-experts valued the generative unpredictability of AI as a source of inspiration. Based on these findings, this study proposes a cognitive model of AI-assisted creation grounded in Wallas’ four-stage theory, describing creator engagement across the phases of ideation, incubation, illumination, and verification. Additionally, a four-quadrant collaboration framework is introduced to guide educators and practitioners in identifying creator types and developing appropriate AI integration strategies.

Keywords: generative artificial intelligence, digital animation creation, visual narrative, human–AI interaction, imagination

目錄

謝誌.....	i
摘要.....	ii
Abstract.....	iii
目錄.....	iv
表目錄.....	xiv
圖目錄.....	xx
第壹章 緒論.....	1
第一節 研究背景與範疇.....	1
一、生成式人工智慧的發展.....	1
二、生成式人工智慧與敘事數位影像創作.....	3
三、生成式人工智慧與創作型態.....	4
（一）技術門檻的降低.....	5
（二）人機互動模式的重塑.....	6
（三）個性化內容的生成.....	6
第二節 研究動機.....	8
一、生成式人工智慧與人機互動的改變.....	8
二、生成式人工智慧對想像力的影響.....	10
三、生成式 AI 工具於不同創作者背景視角的探討	11
第三節 研究目的.....	13
一、創作歷程中人機互動樣態與策略差異.....	13
二、創作階段與想像力互動的探討.....	14
三、創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估	15
四、創作者對 AI 工具使用的使用體驗	17

第四節 研究預期貢獻.....	19
一、建構生成式 AI 工具在人機互動歷程中的應用模型	19
二、彙整不同創作者類型，並提供教育與應用建議.....	19
三、彙整 AI 工具對想像力的潛在影響	19
四、技術優化與應用策略建議.....	20
第五節 研究範圍與限制.....	21
一、研究範圍.....	21
（一）技術與創作層面.....	21
（二）創作者類型.....	21
（三）創作流程與想像力互動.....	21
二、研究限制.....	21
（一）實驗對象與樣本代表性.....	21
（二）工具功能與平台差異.....	22
（三）環境與干擾因素.....	22
（四）主觀評估的侷限.....	22
第貳章 人工智慧於敘事影像創作中人機互動相關理論.....	24
第一節 人工智慧與人機互動.....	24
一、人機互動的演進與使用者經驗導向的轉型.....	24
二、人工智慧驅動下的人機互動模式.....	26
三、人機互動模式的演進與心智模型.....	28
四、創造性歷程與人機互動之整合觀點.....	29
第二節 創作者背景對人機互動工具體驗的影響.....	32
一、創作者專業知識背景對工具使用認知模式的影響.....	32
二、創作者工具熟悉度對操作流暢性與學習負荷的影響.....	34

三、創作者背景分類維度與其在人機互動研究中的應用效益.....	34
第三節 人工智慧下的創作：從知識論到人機共創.....	36
一、理性主義與經驗主義：創作知識的哲學基礎.....	36
二、歸納問題與原創性的哲學挑戰.....	37
三、圖靈測試與中文房間：創作智能的認定困境.....	37
四、AI 時代中的創作再思與人機共創的可能	38
第四節 數位影像創作的創作邏輯與結構特性.....	39
一、數位影像創作的模組化特性.....	40
二、數位影像創作的虛擬-實在特性	41
三、數位影像創作的生成特性.....	42
四、數位影像創作的跨媒體整合特性.....	43
第五節 創作的認知過程與想像力的相互形構.....	45
一、創作本質的哲學反思與生成式 AI 的角色定位	45
二、創作歷程中想像力的階段性特徵與 AI 工具的對應比較	47
三、數位影像創作中的想像力歷程與 AI 工具的協作對應：以 Wallas 的創作四階段模型為基礎.....	48
第叁章、研究設計與實施.....	53
第一節 研究方法.....	54
一、研究階段.....	54
（一）第一階段.....	54
（二）第二階段.....	55
（三）第三階段.....	56
二、AI 創作工具	57
（一）AI 繪圖工具	57

(二) AI 影像生成工具	58
(三) AI 3D 模型生成工具	58
三、研究對象與交叉比較類型.....	59
(一) 研究對象的雙維度分類框架.....	61
(二) 交叉類型的預期比較結果.....	65
(三) 訪談專家的定義.....	71
四、研究的條件定義.....	73
五、研究假定與研究目的之關聯.....	76
六、創作組別與假定的對應關係.....	80
七、研究工具.....	84
(一) 生成式 AI 在數位影像創作中對創作動機與心流狀態的影響	84
(二) 創作者對生成式 AI 在數位影像創作中的反饋與評估	86
(三) 創作者對生成式 AI 的使用體驗	88
(四) 創作者與執業專家對生成式 AI 的質性觀點	89
八、資料分析.....	90
(一) 內在動機量表 (IMI) 與心流狀態量表 (FSS)	90
(二) 科技接受模型量表 (TAM)	91
(三) 使用者體驗問卷 (UEQ)	92
(四) 訪談分析.....	92
(五) 觀察法.....	94
第二節 混合方法設計與資料收集邏輯說明	96
第肆章、研究結果與討論.....	102
第一節 量表結果.....	102

一、內在動機量表（IMI）與心流狀態量表（FSS）結果.....	102
（一）內在動機量表.....	102
（二）心流狀態量表.....	109
二、科技接受模型量表（TAM）結果.....	118
三、使用者體驗問卷（UEQ）結果	122
第二節 交叉類型訪談結果.....	129
一、專熟組訪談紀錄.....	129
（一）背景：專熟組創作者的使用背景與創作目標.....	129
（二）行動：實際創作過程與應對策略.....	130
（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議	131
二、專生組訪談紀錄.....	134
（一）背景：專生組創作者的使用背景與創作目標.....	134
（二）行動：實際創作過程與應對策略.....	136
（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議	137
三、非熟組訪談紀錄.....	140
（一）背景：非熟組創作者的使用背景與創作目標.....	140
（二）行動：實際創作過程與應對策略.....	141
（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議	143
四、非生組訪談紀錄.....	146
（一）背景：非生組創作者的使用背景與創作目標.....	146
（二）行動：實際創作過程與應對策略.....	147
（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議	148
五、交叉類型人機互動模式之比較分析.....	152

第三節 業界專家訪談結果.....	155
一、3D 產業從業者訪談紀錄.....	155
(一) 背景：3D 專家的使用背景與創作目標.....	155
(二) 行動：實際創作過程與應對策略.....	156
(三) 結論：AI 的潛力、限制與改進建議	158
二、影像工作室創作者訪談紀錄.....	161
(一) 背景：影像創作專家的使用背景與創作目標.....	161
(二) 行動：實際創作過程與應對策略.....	162
(三) 結論：AI 的潛力、限制與改進建議	164
三、音樂編曲專家訪談紀錄.....	168
(一) 背景：音樂編曲專家的使用背景與創作目標.....	168
(二) 行動：實際創作過程與應對策略.....	169
(三) 結論：AI 的潛力、限制與改進建議	171
四、業界專家在 AI 工具運用上之比較分析	175
第四節 研究交叉類型觀察結果.....	179
一、專熟組觀察紀錄.....	179
(一) 行為模式與操作細節.....	180
(二) 想像力運作的視覺產出分析.....	183
二、專生組觀察紀錄.....	192
(一) 行為模式與操作細節.....	192
(二) 想像力運作的視覺產出分析.....	195
三、非熟組觀察紀錄.....	203
(一) 行為模式與操作細節.....	203

(二) 想像力運作的視覺產出分析.....	207
四、非生組觀察紀錄.....	215
(一) 行為模式與操作細節.....	215
(二) 想像力運作的視覺產出分析.....	217
第伍章、研究結果討論.....	225
第一節 A1 之驗證結果與分析	225
一、A1 之驗證結果.....	225
(一) 觀察法分析.....	225
(二) 訪談分析.....	226
二、A1 驗證結果歸納.....	228
第二節 A2 之驗證結果與分析	230
一、A2 之驗證結果.....	230
(一) 觀察法分析.....	230
(二) 科技接受模型量表 (TAM) 分析.....	231
二、A2 驗證結果歸納.....	233
第三節 A3 之驗證結果與分析	235
一、A3 之驗證結果.....	235
(一) 觀察法分析.....	235
(二) 使用者體驗量表 (UEQ) 分析	237
二、A3 驗證結果歸納.....	239
第四節 A4 之驗證結果與分析	241
一、A4 之驗證結果.....	241
(一) AI 工具熟悉者提示詞優化次數	241
(二) 專家提示詞調整精確度.....	244

二、A4 驗證結果歸納.....	248
第五節 A5 之驗證結果與分析	250
一、A5 之驗證結果.....	250
(一) 心流體驗量表 (FSS) 分析	250
(二) 內在動機量表 (IMI) 分析	252
(三) 訪談分析.....	254
二、A5 驗證結果歸納.....	255
第六節 A6 之驗證結果與分析	257
一、A6 之驗證結果.....	257
(一) 觀察法分析.....	257
(二) 使用者體驗量表 (UEQ) 分析	259
二、A6 驗證結果歸納.....	261
第七節 A7 之驗證結果與分析	263
一、A7 之驗證結果.....	263
(一) AI 工具熟悉者提示詞構思次數	263
(二) 專家提示詞組合性.....	267
二、A7 驗證結果歸納.....	270
第八節 A8 之驗證結果與分析	272
一、A8 之驗證結果.....	272
(一) 科技接受模型量表 (TAM) 分析.....	272
(二) 使用者體驗量表 (UEQ) 分析	274
(三) 訪談分析.....	276
二、A8 驗證結果歸納.....	277
第九節 整體假定驗證結果彙整	280
第陸章、研究結果與結論.....	284

第一節 敘事影像創作中人機互動模式方法建構.....	284
一、四組創作者於影像創作歷程中之人機互動樣態比較.....	284
(一) 準備階段：目標導向與參數設定所展現之專業差異.....	284
(二) 醞釀階段：提示詞優化策略分化，驅動創意深化.....	285
(三) 靈感階段：提示詞組合與探索性操作激發創意.....	285
(四) 驗證階段：多輪微調與品質控管策略呈現專業差異.....	286
二、理論框架整合與創作模式建構.....	288
(一) 前期：廣蒐靈感.....	288
(二) 中期：醞釀聚焦.....	289
(三) 後期：加速實現.....	290
(四) 人機共創的動態平衡.....	291
第二節 生成式 AI 與影像創作者的協作理論模型.....	293
一、不同創作者於數位影像創作中之人機互動行為差異彙整.....	293
(一) 影像專業背景維度：專家組 vs. 非專家組.....	293
(二) AI 工具熟悉度維度：AI 工具熟悉組 vs. 非熟悉組.....	294
二、AI 工具於數位影像創作中對不同創作者的應用差異彙整.....	295
(一) 操作體驗：專家強調控制精度，非專家追求直觀簡便.....	295
(二) 效率提升：專熟組追求精緻效能，非專家群體重視快速完成....	296
(三) 創作模式轉變：從工具輔助走向創意共構.....	297
三、生成式 AI 與影像創作者的協作理論模型.....	299
第三節 AI 工具於創作歷程中對想像力運作之潛在影響.....	302
一、AI 工具降低認知負荷與促進心流體驗之成效探討.....	302
二、同質化效應對創作多樣性之影響探討.....	303
三、想像力驅動的創作者主體性.....	304

第四節 未來研究建議與改進方向	306
一、AI 工具功能強化與多模態創作拓展	306
二、創作場域擴展與使用者情境深化.....	307
三、創作倫理與版權議題.....	308
參考文獻.....	310
中文部分.....	310
英文部分.....	310



表目錄

表 1-1 本研究背景與動機之關聯說明.....	12
表 1-2 創作四階段中與 AI 工具介入觀察重點	14
表 1-3 創作歷程中想像力運作面向與 AI 互動	15
表 1-4 不同創作者背景下對生成式 AI 工具的主觀體驗評估層面	16
表 1-5 研究動機、研究目的與預期貢獻對應.....	20
表 2-1 人類想像力與 AI 工具的差異彙整	48
表 2-2 創作階段與 AI 應用的對應關係.....	51
表 2-3 想像力與 AI 的關係彙整	52
表 3-1 創作者招募渠道.....	54
表 3-2 AI 生成工具	55
表 3-3 學生樣本科系分配表	60
表 3-4 研究對象的分類標準	62
表 3-5 研究對象的交叉比較類型與樣本數量分配	63
表 3-6 交叉比較類型的簡稱	65
表 3-7 影像創作專家群體的預期優勢與挑戰	66
表 3-8 非影像創作專家群體的預期優勢與挑戰	67
表 3-9 AI 工具熟悉群體的預期優勢與挑戰	69
表 3-10 非 AI 工具熟悉群體的預期優勢與挑戰.....	70
表 3-11 業界專家的資訊	72

表 3-12 研究條件的定義與理論依據	74
表 3-13 研究假定與研究目的對應關係總表	76
表 3-14 本研究八項假定之研究目的與理論依據對應表	77
表 3-15 學生組別定義與對應假定	81
表 3-16 分組與假定對應矩陣	82
表 3-17 訪談框架.....	94
表 3-18 本研究的資料收集方法	96
表 3-19 本研究八項假定與對應資料收集方法	97
表 4-1 IMI 的信度分析	103
表 4-2 IMI 的區別效度	104
表 4-3 IMI 的敘述性統計	105
表 4-4 IMI 的常態性檢驗結果彙整表	107
表 4-5 IMI 各構面 ϵ^2 計算結果	108
表 4-6 FSS 的信度分析	110
表 4-7 FSS 的區別效度	111
表 4-8 FSS 的敘述性統計	113
表 4-9 FSS 的常態性檢驗結果彙整表	114
表 4-10 FSS 各構面 ϵ^2 計算結果	116
表 4-11 TAM 的信度分析	118
表 4-12 TAM 的區別效度	119
表 4-13 TAM 的敘述性統計	120
表 4-14 TAM 的常態性檢驗結果彙整表	121

表 4-15 TAM 各構面 ϵ^2 計算結果	121
表 4-16 UEQ 的信度分析	123
表 4-17 UEQ 的區別效度	123
表 4-18 UEQ 的敘述性統計	125
表 4-19 UEQ 的常態性檢驗結果彙整表	126
表 4-20 UEQ 各構面之群體間差異分析與效果解釋	127
表 4-21 專熟組訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	134
表 4-22 專生組訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	139
表 4-23 非熟組訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	145
表 4-24 非生組訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	150
表 4-25 四類創作者在 AI 人機互動中的共通與差異分析	153
表 4-26 3D 產業從業者訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	160
表 4-27 影像工作室創作者訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	167
表 4-28 音樂編曲專家訪談彙整：比較矩陣法分析結果.....	175
表 4-29 三組專家在 AI 工具運用上的異同比較	177
表 4-30 專熟組的角色創作紀錄.....	181
表 4-31 專熟組的創作紀錄.....	182
表 4-32 提示詞優化的成果範例.....	186
表 4-33 專熟組場景分類與象徵意涵範例	188
表 4-34 專熟組生成的場景範例.....	188
表 4-35 專熟組創作者想像力運作模式分析.....	190
表 4-36 專生組的角色創作紀錄.....	193
表 4-37 專生組的創作紀錄.....	194

表 4-38 專生組場景分類與象徵意涵範例	199
表 4-39 專生組創作者想像力運作模式分析.....	202
表 4-40 非熟組的角色創作紀錄.....	204
表 4-41 非熟組的創作紀錄.....	206
表 4-42 非熟組生成的場景與元素範例.....	211
表 4-43 非熟組創作者想像力運作模式分析.....	213
表 4-44 非生組的角色創作紀錄.....	216
表 4-45 非生組的創作紀錄.....	216
表 4-46 非生組提供的範例與實際成果.....	219
表 4-47 非生組生成的場景範例.....	221
表 4-48 非生組創作者想像力運作模式分析.....	223
表 5-1 A1 觀察結果彙整.....	226
表 5-2 A1 訪談結果彙整.....	227
表 5-3 A1 驗證結果總結表.....	228
表 5-4 A2 觀察結果彙整.....	231
表 5-5 A2 TAM 結果彙整	233
表 5-6 A2 驗證結果總結表.....	234
表 5-7 A3 觀察結果彙整.....	236
表 5-8 A3 UEQ 結果彙整	238
表 5-9 A3 驗證結果總結表.....	239
表 5-10 A4 觀察結果彙整.....	242
表 5-11 A4 訪談結果彙整.....	244

表 5-12 A4 觀察結果彙整.....	246
表 5-13 A4 訪談結果彙整.....	248
表 5-14 A4 驗證結果總結表.....	249
表 5-15 A5 FSS 結果彙整	251
表 5-16 A5 IMI 結果彙整	253
表 5-17 A5 訪談結果彙整.....	255
表 5-18 A5 驗證結果總結表.....	256
表 5-19 A6 觀察結果彙整.....	259
表 5-20 A6 UEQ 結果彙整	261
表 5-21 A6 驗證結果總結表.....	262
表 5-22 A7 觀察結果彙整.....	265
表 5-23 A7 訪談結果彙整.....	266
表 5-24 A7 觀察結果彙整.....	268
表 5-25 A7 訪談結果彙整.....	270
表 5-26 A7 驗證結果總結表.....	271
表 5-27 A8 TAM 結果彙整	273
表 5-28 A8 UEQ 結果彙整	275
表 5-29 A8 訪談結果彙整.....	277
表 5-30 A8 驗證結果總結表.....	278
表 5-31 A1–A8 假定驗證結果比較	280
表 5-32 A1–A8 假定驗證結果說明	282
表 6-1 四組創作者於各創作階段之人機互動特徵比較.....	286

表 6-2 四組創作者於創作歷程中之操作差異與共通需求統整.....	287
表 6-3 人機共創模式彙整.....	292
表 6-4 影像創作專業背景對生成式 AI 工具應用特性的差異彙整	294
表 6-5 AI 工具熟悉度對生成式 AI 工具應用特性的差異彙整	295
表 6-6 不同創作者組別操作體驗比較.....	296
表 6-7 不同創作者組別在效率層面的表現比較.....	297
表 6-8 不同創作者組別在創作模式轉變上的比較.....	298
表 6-9 AI 與創作者類型「分層互動模式」(四象限)	300



圖目錄

圖 1-1 本研究架構圖	23
圖 2-1 創作過程與 AI 工具應用之對應關係	52
圖 3-1 實驗流程圖	53
圖 4-1 專熟組角色模型示意.....	181
圖 4-2 AI 協助增強的專熟組 storyboard 範例	187
圖 4-3 專生組角色模型示意.....	193
圖 4-4 專生組的手繪草圖到 AI 繪圖歷程範例	196
圖 4-5 AI 協助增強的專生組 STORYBOARD 範例	198
圖 4-6 專生組的敘事場景範例.....	200
圖 4-7 專生組的場景草圖範例.....	200
圖 4-8 專生組的敘事內容範例.....	201
圖 4-9 非熟組角色模型示意.....	205
圖 4-10 AI 協助增強的非熟組 storyboard 範例	210
圖 4-11 非生組角色模型示意.....	216

第壹章 緒論

第一節 研究背景與範疇

在人工智慧技術迅速發展的背景下，生成式人工智慧（generative artificial intelligence，GAI）已逐漸成為數位創作的重要工具，其應用範圍涵蓋影像、文字、音樂等多媒體創作形式。本研究聚焦於以敘事為導向的數位影像創作，探討生成式 AI 在特定創作情境中的適用性與價值。以下將介紹本研究的背景與相關脈絡。

一、生成式人工智慧的發展

近年來，生成式人工智慧（GAI）在人工智慧領域中迅速發展，其核心目標在於模擬與生成類似人類創作的內容。生成式 AI 的進步得益於深度學習技術的突破，特別是生成對抗網絡（generative adversarial networks，GANs）和變分自編碼器（variational autoencoders，VAEs）等模型的發展，這些技術使得自動化生成高質量的圖像、文本、音樂及 3D 模型成為可能。隨著計算資源的提升與數據集規模的擴大，生成式 AI 在創意產業中展現了顯著的應用潛力，同時也為傳統設計流程提供了新思維與工具。例如，AI 工具能大幅減少設計過程中的重複性工作，使設計師將更多精力投入創意構思。此外，這類技術在加速內容生成的同時，亦開創了多樣化與個性化的設計可能性。

在當前日常工作的應用上，文本到文本（Text-to-Text）、文本到圖像（Text-to-Image）、文本到影片（Text-to-Video）等多模態生成技術的應用日益普及，展現出強大的創作能力和廣泛的應用潛力。

在文本生成領域，2022 年 11 月 30 日由 OpenAI 推出的 ChatGPT 成為重要代表，其自然語言處理與機器對話生成能力獲得廣泛關注與應用，進一步促使語言生成技術在各領域中的投入與創新不斷增加。除此之外，其他具代表性的聊天機器人還包括 Google 的 Gemini、Anthropic 的 Claude，以及 Meta 的 Llama 等，這些工具各自採用不同的語言模型架構，具備不同的應用特點，進一步豐富了文本生成技術的多樣性與實際應用場景。

在文本到圖像的生成方面，DALL·E 3、Stable Diffusion 與 MidJourney 等工具展現出卓越的圖像創作能力，讓使用者得以透過自然語言生成多樣化的視覺內容。其中，DALL·E 3 為 OpenAI 開發，能將文字描述轉化為高品質圖像，並與 ChatGPT 整合，提升了使用者的互動體驗；Stable Diffusion 則由 Stability AI 開發，作為開源模型，其彈性高，支援本地部署與自定義調整，適合進行客製化創作；而 MidJourney 則以夢幻、奇幻風格的藝術圖像見長，深受設計師與藝術家喜愛。儘管這些工具皆能將文字轉譯為圖像，但在生成風格、控制精細度與應用情境方面各具特色。同時，其他開發者與研究機構也持續推出具有不同技術特點與視覺風格的圖像生成工具，進一步豐富了生態系統，並推動數位創作、廣告設計與視覺內容生產等行業的發展。例如，AI 圖像生成技術可協助創作者快速產出原型圖或設計草圖，縮短創意設計的迭代週期，應用於廣告投放、電商產品展示及品牌視覺設計等場景，有效提升產業效率並降低成本。

在文本到影片的生成方面，這一領域的發展同樣展現出巨大潛力與快速成長的趨勢。例如，於 2024 年 12 月 9 日推出的 Sora，便能根據自然語言輸入自動生成動態影片內容，大幅拓展了生成式 AI 的應用範疇。此外，Runway 等平台也提供高品質的影像生成工具，廣泛應用於數位行銷與內容製作領域，可用於自動產出短影片與廣告素材，顯著降低小型企業與個人創作者的製作門檻。使用者能以 Runway 快速製作影片素材進行簡易剪輯，並配合社群平台需求投放，有效提升短影音的製作效率。

隨著應用技術的快速推進，AI 的工作流正在各產業中逐漸形成。例如，2024 年 11 月 27 日，Elon Musk 在社群平台上提到未來將積極探索 AI 在遊戲開發中的應用，顯示 AI 正逐步嵌入創意產業之中。根據 Riedl、Zook（2013）所指出，程式化內容生成（procedural content generation，PCG）技術可透過演算法自動產出遊戲關卡、角色、地形等元素，為開發者提供更大的創作自由。在 AI 的輔助下，遊戲開發從角色設計、場景建模到劇情生成等多個面向皆可實現高度自動化，除能有效縮短開發週期外，也使小型開發團隊具備與大型遊戲公司競爭的能力。

整體而言，無論是語言生成、圖像創作、影片製作，乃至未來的遊戲開發，生成式 AI 所帶來的工具與平台皆展現出高度的靈活性與創造力。隨著這些技術持續發展，其應用已不再局限於技術研究，而是快速滲透至實際產業工作流程中，

為各行各業帶來嶄新的創新契機與商業價值。

二、生成式人工智慧與敘事數位影像創作

數位影像在當代敘事中扮演著關鍵的角色。隨著創作工具的演進與觀眾互動模式的變化，數位影像不斷推動敘事及表達方式的革新，使之成為人類溝通與表達的核心形式之一。Chung（2006）指出，數位影像突破了傳統媒介的限制，重新定義了敘事形式，並深刻影響了創作者的表達方式與觀眾的體驗模式；吳俊憲（2022）進一步說明，數位敘事是一種運用文字、聲音、影像、照片、地圖、動畫與遊戲等多元媒體手段來講述故事的方式，強調了跨媒介整合的重要性與潛在影響。

在此脈絡下，Nilsson（2010）認為，數位敘事不僅是技術元素的堆疊或整合，更是創作者表達複雜情感與思想的重要工具。由於數位技術可打破以往單一媒介的限制，現今的數位敘事正朝向多層次、跨媒體的創作過程發展。Stogner（2014）也強調，數位敘事在互動性與多層次發展方面所帶來的革新，已超越了傳統單向訊息傳遞的框架，進而提供創作者與觀眾更多的參與自由與連結可能，使故事情節與情感元素能夠更動態且多元地展現。

當數位技術持續快速演進，敘事與影像之間的互動方式也隨之多樣化。這種演化不僅突破了傳統影像在靜態與線性表現上的限制，更賦予創作者更靈活且多元的表達空間。康台生（2004）指出，數位影像顛覆了過往「擬真性」的侷限，賦予創作者在影像構成與敘事結構上更高的自由度，使情感與意象能被更充分地釋放與表達。因為數位影像與觀眾之間能形成更直接且高互動性的關係，故事不再只是一個「被動呈現」的過程，而是激發受眾深度參與與想像，進一步擴張了敘事邊界與感官體驗。

在這樣的框架下，多模態技術（multimodality）扮演了重要的角色。Manovich（2013）從技術與藝術融合的角度指出，數位媒體具有模組化與可擴展性的特質，為當代敘事開啟了全新的可能性。Perry（2020）進一步提出，透過文字、圖像、聲音、動作與互動等多模態要素的有機整合，創作者能打造高感染力的立體敘事模式。這種多層次整合不僅能增強情感表達的深度與沉浸感，更能使觀眾在多感官層面投入故事情境。

基於此，數位影像創作所具備的「模組化特性」與生成式 AI 的技術優勢展現出高度契合。模組化概念將創作過程拆解為多個明確且可獨立運作的操作單元，例如影像生成、文字敘事與聲音設計等，每個單元既可獨立完成，又能協同整合。這種結構特性與生成式 AI 的跨模態生成能力與模態轉換能力相輔相成，共同提升了創作的靈活性與效率。

此外，Candy、Edmonds 等（2010）指出，數位影像創作需要高度的客製化，以因應創意構想與情感表達的多樣化需求。這一需求恰與生成式 AI 的生成特性高度契合。生成式 AI 能根據各模組的特定需求，提供客製化的內容生成。例如，AI 可根據創作者文字描述的風格或情節，自動生成不同類型或風格的影像。透過機器學習與演算法的應用，這些自動化與客製化機制有望為創作者在創作效率與內容品質之間帶來理想的平衡。

最後，模組化特性也促進了不同創作單元之間的無縫整合，使生成式 AI 能高效執行「跨模態協同作業」，進一步提升創作的靈活性與表現力。Nisi、Nunes（2024）指出，生成式 AI 大幅提升了故事的視覺表達能力，使敘事內容更加生動且具象化。具體而言，創作者只需輸入一段文字描述，生成式 AI 即能即時生成對應的影像，並搭配適合情境的音效與背景音樂，營造出更強烈的氛圍與沉浸感。這種多模態整合的協同運作，不僅有助於簡化複雜的創作流程，還為創作者提供了更自由多元的表達空間，從而進一步加深觀眾對故事與情感的投入與共鳴。

整體而言，數位影像創作結合模組化架構與生成式 AI 的技術優勢，在跨媒介整合、內容生成及情感傳遞等層面展現出強大的發展潛力。透過多模態要素的整合來回應創作者的敘事需求，不僅提升創作效率，還能呈現更精緻的細節與更深層次的情感表達，進一步拓展數位影像敘事的可能性。

三、生成式人工智慧與創作型態

生成式 AI 的應用在數位生產流程中展現了顯著的影響，其範圍涵蓋內容創作、設計流程與生產效率等多個層面。生成式 AI 不僅改變了傳統以人工創作為主的設計模式，還開啟了人工智慧與創作者協同操作的新模式。這一變革顯著提升了數位內容的生產效率，同時降低了對專業技能的高度依賴，使更多非專業創作者能夠參與數位創作過程，從而拓展了創作的可及性與多樣性。

以往，創作者的構思與專業工具是數位內容創作的核心，而生成式 AI 則引入了一種新型態的創作方式：創作者只需輸入關鍵字、草圖或範例數據，即可自動生成符合需求的內容，實現流程的高度自動化與智能化。這種人機協作模式不僅有效降低了創作門檻，還促進了個性化內容的快速生成，能靈活滿足多元化的市場需求。相關學者認為，生成式 AI 與創作者之間的互動模式在以下幾個方面產生了顯著變化。

（一）技術門檻的降低

生成式 AI 技術顯著降低了數位創作的技術門檻，使非專業人士能夠輕鬆參與創作，從而促進創作的普及化並擴大創作群體。Ångström (2023) 指出，生成式 AI 工具如 DALL·E 和 ChatGPT 能夠自動生成圖像和內容，減少了對複雜工具的依賴，讓創作者專注於創意表達，而不需具備專業技能。Prasetyo 等 (2025) 進一步探討了生成式 AI 在開放創新項目中的應用，發現該技術不僅簡化了圖像生成與內容生產的操作，還降低了跨領域合作的技術門檻，促使來自不同背景的創作者共同參與，從而拓展了創作的多樣性與創新可能性。

在不同應用領域中，生成式 AI 的影響同樣深遠。在建築設計領域，Hyvönen (2024) 的研究表明，AI 生成的照片寫實圖像不僅激發了建築設計師的創意，還讓缺乏專業知識的創作者能夠參與設計過程，實現跨學科合作，並提升設計過程的透明度與溝通效率。在藝術創作領域，Anyatasia (2023) 指出，生成式 AI 工具大幅降低了藝術創作的門檻，使學生和業餘愛好者等非專業人士也能創作出具有價值的作品，這不僅擴大了藝術創作的參與群體，也促進了創意文化的多樣化發展。

此外，生成式 AI 在其他創意產業中也展現了巨大的潛力。Panchanadikar、Freeman (2024) 探討了 AI 在遊戲開發中的應用，認為 AI 技術能夠加速遊戲資產的生成，並降低開發成本。Wu 等 (2023) 則研究了生成式 AI 在時尚設計中的角色，指出 AI 能夠快速生成設計草圖，幫助設計師探索更多創意可能性。Keith 等 (2023) 則強調，AI 在音樂產業中的應用不僅降低了創作門檻，還促進了更多人參與音樂創作，從而改變了音樂生態的結構。

在教育領域，Habib 等 (2024) 指出，生成式 AI 在學習支持環境中展現出降

低創作門檻與激發創意的潛力，特別能協助非專業學習者更容易參與內容創作。這為教育公平性和創意教育的普及提供了新的可能性。總體而言，生成式 AI 不僅改變了傳統創作模式，還為各領域帶來了更廣泛的參與機會與創新潛力，進一步推動了創意生態的轉型與發展。

（二）人機互動模式的重塑

Bozkurt（2024）認為，生成式 AI 與創作者之間的互動呈現輔助與協作的模式。通過簡化技術操作與加速靈感激發，創作者得以專注於更高層次的概念設計與敘事策略，不僅深化了創意流程，還提升了創作自主性。例如，Messer（2024）指出，AI 生成的圖像能有效激發藝術家的靈感，並加速設計概念與原型的實現，從而為創作者提供更靈活的探索空間。這種模式減少了傳統創作過程中對技術技能的依賴，同時增強了作品的多樣性與創新性。

在這一架構下，Huang（2024）引用 Ben Shneiderman 的 HCAI（Human-Centered AI）模型，強調生成式 AI 應作為創意的「擴展器」與「啟發者」，而非獨立的「生成者」。具體而言，AI 應在「選擇」與「篩選」過程中支持創作者，協助其做出關鍵決策，以確保創作的原創性。這一觀點與 Chen 等（2025）的研究相呼應，他們指出，在生成式 AI 的協助下，設計者能對 AI 輸出進行批判性評估，進而做出更深入的判斷與創意發展。此一現象反映出，在人機協作的情境中，創作者不僅保有決策權，更逐漸展現出「創意導向者」與「審美判斷者」的角色特質。這樣的角色轉變亦可被視為對創作流程中角色分工與價值定位的重新界定。

（三）個性化內容的生成

生成式 AI 在個性化敘事中的應用展現出顯著的靈活性與適應性。透過結合創作者的偏好、背景與具體需求，AI 能自動生成專屬的影像內容，從而提升敘事效果並促進情感連結的建立。Pesovski 等（2024）指出，這些 AI 模型能根據創作者提供的指示或範本，自動生成涵蓋圖片、文字、音樂與 3D 模型在內的多種創作形式，並可針對特定領域或情境進行細緻的調整與定制，從而實現高度個性化的結果。

此外，生成式 AI 的個性化敘事能力還體現在其對創作者意圖的細緻捕捉上。透過分析創作者提供的範例或輸入內容，AI 能夠動態調整生成的內容風格或主

題，以更精確地呼應創作者的構想與目標。這種動態調整能力不僅提升了生成內容的相關性，還使創作者能夠更有效地實現其敘事意圖。

整體而言，生成式 AI 工具的引入正在改變傳統的創作模式。這些工具不僅降低了創作的專業門檻，還重新定義了人機互動方式，並實現了內容的高度個性化，為創作過程帶來新的可能性與挑戰。然而，生成式 AI 的迅速發展也引發了對其創意性限制的深入反思。雖然 AI 具備快速生成內容的能力，但其作品往往缺乏人類創作所蘊含的情感層次與文化脈絡，這可能導致視覺內容的同質化現象，進而影響創作的長期價值。

在此背景下，如何運用生成式 AI 有效促進並拓展創作者的想像力，成為當前研究的重要課題之一。特別值得關注的是，創作者背景與 AI 工具熟悉程度的差異，是否會在創作過程中引發不同的互動模式與影響層次。相關探討有助於全面理解生成式 AI 在創作活動中的應用潛力與限制，並為未來創作工具的優化與多元創作生態的構建提供重要參考。



第二節 研究動機

基於前述，生成式 AI 在數位影像創作中展現了多重潛力，包括降低技術門檻、改變人機互動模式以及實現個性化創作。然而，若要更深入探討創作的核心，不應僅聚焦於技術層面，更需從人機互動（human-computer interaction, HCI）的視角出發，檢視創作者與 AI 工具之間如何建構意圖、產生回饋與調整策略，進而影響想像力的展現。特別是當 AI 不再只是單向回應的工具，而是能夠根據創作者輸入即時生成內容、提供回饋建議的「互動主體」，此一人機協作機制將重新定義創作歷程與創作主體性。

新型態的人機互動，已從單向的工具使用逐步演變為更深入的協作與靈感互動過程。當生成式 AI 能夠主動回應創作者的輸入、即時提供建議，甚至結合龐大資料庫生成具有創新性或高度契合需求的內容時，創作者的想像力將因這些新刺激而被重新激發。這種雙向靈感互動促使創作者突破既有框架，從多元視角重新詮釋與塑造影像作品，拓展創作邊界。

因此，研究的關鍵不僅在於「機器能執行什麼任務」，更在於「人與機器如何互動並共同促進創意內容的生成」。生成式 AI 的角色正逐步從單純的工具，轉變為創作過程中的協作夥伴；這種人機協作的模式，正重新定義創作的運作流程，並為數位內容的多樣化發展開啟更廣闊的探索空間。基於此，本研究旨在探討生成式 AI 如何透過人機互動影響創作者的創作模式，並進一步分析在不同創作者背景與 AI 工具熟悉程度交織下，於數位影像創作中所展現的人機互動特徵與創作行為差異。以下將進一步說明本研究的動機與背景脈絡。

一、生成式人工智慧與人機互動的改變

隨著生成式 AI 快速發展，人機互動的模式與思維邏輯正持續演變與重塑。傳統的人機互動設計強調介面的直觀性與操作效能，如 Norman (1988) 所指出，優良的工具應具備可理解性、可預測性與即時回饋，以降低使用者的學習負擔與操作錯誤。然而，生成式 AI 所引入的自然語言處理與模糊輸入推理能力，促使人機互動從過往以命令為主的單向操作，演進為強調意圖詮釋與共創參與的雙向互動機制。

在此轉變中，使用者的角色已不再僅僅是「操作者」，而是與 AI 協商與共構

內容的「共同創作者」。特別是在文本生成、圖像創作與敘事影像構思等創意領域中，生成式 AI 不再只是回應指令的工具，而被視為具備主動生成能力的參與者，能提供靈感、素材與策略性建議。

更進一步地，人機互動的認知模式也隨之改變。根據 Sweller (1988) 的認知負荷理論，複雜的操作程序會佔用創作者的心智資源，干擾創意的發展與概念的形成。而 Muller 等 (2020) 指出，生成式 AI 具備從資料中主動學習與回應的能力，可參與「構想 (ideate)」、「調整 (adapt)」與「評估 (assess)」等高層次創作行為，使使用者得以將心智能量聚焦於策略性決策與概念發展，而非工具操作本身。這不僅提升創作效率，也強化了人機間的協作性與互補性。

此外，Csikszentmihalyi (1990) 的心流理論指出，維持心流狀態仰賴工具操作的直觀性與流暢性，過於繁瑣的流程將中斷創作者的最佳體驗。而 Clark、Chalmers (1998) 所提出的延展心智理論 (extended mind theory) 則進一步指出，外部工具是人類認知歷程的延伸，應能有效輔助創作者的思考、記憶與決策歷程。從此觀點出發，生成式 AI 不僅可視為認知的延伸，更逐漸成為創作歷程中的「協同代理人」(co-agency)，參與構念形成、意象詮釋與美感判斷等過程。

整體而言，生成式 AI 展現出擴展想像力與支援創作流程的潛力。如 Park (2024) 所指出，此類技術能有效突破創作瓶頸與專業門檻，推動創意表達的民主化發展。透過動態調整與即時回饋的互動模式，AI 不僅減輕使用者的認知負荷，也協助其維持心象的清晰度與概念精準度，進而提升創作品質與心流體驗。從人機互動的觀點來看，生成式 AI 工具不僅是心智的延伸，更是「交互參與者」(interactive participant)，在創作歷程中與使用者形成不斷調整與解讀的互動關係。這種共構歷程促成了更具開放性與彈性的創意實踐，也為探討想像力的運作機制提供了全新視角。

在上述脈絡下，如何有效運用生成式人工智慧以提升創作靈活性與激發潛在創造力，成為值得深入探討的議題。有鑑於此，本研究首項研究動機旨在探究生成式 AI 於數位影像創作中所展現的人機互動特徵，並進一步分析其在創作流程中所扮演的角色與潛在應用價值。

二、生成式人工智慧對想像力的影響

生成式 AI 的出現，為創作者的想像力帶來了嶄新的轉變與挑戰。一方面，AI 具備客製化內容生成與提升生產效率的能力，透過語言與圖像的協作輸出，協助創作者更迅速地實現其創意構想。根據 Ward（1994）提出的結構化想像理論，外部提示與線索能夠有效組織並豐富心象內容，為創意生成提供結構基礎。此觀點亦與 Arnheim（1969）所提出的可視化思維理論相呼應，強調視覺感知在創造性思維中的核心角色。透過生成圖像與影像，AI 可協助創作者將抽象概念具象化，進一步推進創作構想的發展。

此外，Kosslyn（1980）的心象具體化理論指出，心象具有空間結構，類似於視覺圖像的表徵形式。生成式 AI 可透過調整潛在空間特徵，在圖像生成過程中模擬心象建構的邏輯運作，強化創作者對空間結構的理解與掌握。而從語言與圖像的整合角度來看，Pylyshyn（1973）所強調的命題理論與 Paivio（1986）的雙重編碼理論提供了有力支撐。前者認為心象具有符號與命題結構，後者則指出語言與視覺表徵之間具有互補關係。AI 結合語言提示與視覺輸出，能促進語言與視覺心象的交互整合，強化創作者對心象內容的詮釋與表現能力。

然而，隨著生成式 AI 廣泛導入創作實務中，其對想像力的負向影響也逐漸浮現。Sajjad（2024）指出，AI 模型的訓練資料多來自網路，其中包含許多未經授權的作品，導致生成內容的版權歸屬與合法性產生疑慮，進一步挑戰人類創作的獨特性與專業價值。當生成內容過於接近既有資料時，創作者對創作成果的信任可能受到動搖，並損及其原創聲譽。

研究指出，生成式 AI 高度依賴既有資料，容易產生內容的「同質化效應」，對創作多樣性與原創性帶來實質風險。Manovich（2017）認為，AI 美學中的自動化特徵會降低圖像的變異性，影響當代創作的審美豐富性。Lin 等（2024）亦分析文化創意產品的風格同質化問題，指出缺乏鮮明特色的產品將不利於市場接受度。Moon 等（2024）指出，當大型語言模型重複使用語料進行生成時，語言風格與觀點易趨一致，而 Miltner、Highfield（2024）更進一步指出，這樣的結構性趨同性將削弱文化與創意內容的多樣發展。Zhang（2024）也指出，當創作者普遍依賴相似的 AI 工具時，整體數位創作的視覺風格亦會趨於一致，限制創作空

間的多元性。

更進一步來看，創作過程中的主體性與表現自由也面臨重新界定。McCormack 等（2019）從內在動機理論出發，指出當 AI 介入創作決策並扮演主導角色時，創作者的風格與原創性可能遭到稀釋，甚至使「作者」的身份界線趨於模糊。Zhu 等（2024）研究發現，AI 參與程度愈高，創作者越傾向接受 AI 建議，削弱了原本基於直覺與經驗的創意判斷。從人機互動角度而言，當使用者過度依賴 AI 預設選項與輸出結果，將導致角色由「能動調節者」轉為「被動接受者」，改變人機互動的權力關係與決策模式，這也是當前人機共創實踐中亟需關注的現象。

最後，Creely、Blannin（2025）從創作認同的角度指出，AI 作為創作參與者或建議來源，其與創作者之間的主導權分配將直接影響創作者對作品原創性與歸屬感的認知。

綜合來看，生成式 AI 在擴展心象表徵、具象化抽象概念與提升視覺整合上，對想像力具有明顯的促進作用；但其過度自動化與資料依賴性也可能導致風格趨同、創作主體性削弱等負面影響。因此，本研究的第二個動機即在於進一步探討生成式 AI 對創作者想像力的正負向影響，分析 AI 在激發與限制創意表現上的雙重作用機制，並進一步釐清 AI 與創作者之間的互動關係，期望為未來 AI 工具設計與創作教育提供具體建議與實踐方向。

三、生成式 AI 工具於不同創作者背景視角的探討

生成式 AI 在數位影像創作中的應用，不僅有效降低了創作門檻，也逐漸重塑創作者與工具之間的互動關係。既有研究顯示，創作者的學科背景與經驗程度會顯著影響其在創作歷程中的想像力表現與問題解決策略。黃俊儒（2008）認為，具備專業知識背景的創作者，在解讀資訊時較能整合社會脈絡、細節知識與價值判斷，展現出更高層次的想像力運作；相較之下，經驗較少者多半仰賴個人直覺與表面特徵進行詮釋，較難掌握宏觀脈絡與概念深度。

陳慧霞與游萬來（2007）亦指出，專業創作者傾向採取「擴大篩選」的搜尋策略，能迅速聚焦關鍵問題並提出高品質構想；而初學者或非專業創作者則多採用「平行波動」或「線性」的探索模式，容易受限於初期構想，進而影響創意發

展與設計表現。

除了專業背景之外，創作者對 AI 工具的熟悉程度亦是影響創作表現的關鍵因素。熟悉工具的創作者通常能有效掌握系統功能與操作邏輯，發揮其輔助潛能，並依據創作需求進行策略性應用；相對地，對工具不熟悉者則較易依賴預設功能或直觀介面，導致創作歷程受限於系統提示與操作慣性。

綜合上述觀點，創作者在專業背景與工具熟悉程度的不同組合下，可能展現出差異化的人機互動模式與創作策略。對這些差異進行系統性觀察與分析，不僅有助於釐清想像力被激發或受限的機制，也能作為 AI 工具設計者與創作教育者制定差異化設計與教學策略的參考依據，以避免「一體適用」的設計盲點，進而提升工具的實用性與普及性。

基於上述脈絡，本研究的第三項研究動機在於探討生成式 AI 如何影響不同專業背景與工具熟悉程度創作者的創作歷程，並透過觀察其操作歷程與人機互動行為，進一步釐清促進或抑制想像力的潛在機制。期望本研究結果能為 AI 工具開發與創作教學提供具體參考，強化生成式 AI 於多元創作情境中的應用效能與可行性。本研究的實驗背景與動機架構如表 1-1 所示。

表 1-1 本研究背景與動機之關聯說明

研究背景主題	對應研究動機	銜接說明
生成式人工智慧的發展	生成式 AI 與人機互動的改變	隨著生成式 AI 技術發展，使用者已不僅是被動操作工具的角色，而轉向與 AI 互動與共構內容的主體，進而促成重新檢視「人機互動機制」的必要性。
生成式 AI 與敘事數位影像創作	生成式 AI 對想像力的影響	敘事數位影像重視情感、構想與沉浸表達，生成式 AI 雖可提供刺激與加速創作，但也可能造成創作風格同質化，因此需探討其對「想像力」的雙面影響。
生成式 AI 與創作型態	不同創作者背景與工具熟悉度的影響	創作者的專業背景與工具熟悉程度可能影響其創作流程與人機互動模式，因此需從使用者的背景出發，探討此類差異對「創作策略與表現形式」的潛在影響。

資料來源：本研究彙整。

第三節 研究目的

生成式 AI 與創作者之間的互動關係，於當代創作環境中展現出諸多機遇與挑戰，特別是在以敘事為核心的數位影像創作領域中，AI 所具備的多模態整合與內容生成能力，不僅有效提升創作效率，也保留創作者在主題設定、風格建構與情感表達上的主觀掌控。隨著生成式技術快速演進，人機互動的模式亦從傳統的線性操作轉向更為動態的對話式協作，重新定義了創作者與工具之間的關係與互動邏輯。不同創作者對 AI 工具的適應與使用策略存在顯著差異，尤其牽涉到其專業背景與工具熟悉度的交互影響，進而作用於其創作歷程中的想像力運作與策略選擇，形成多元化的人機互動樣態。

在此脈絡下，本研究聚焦於生成式 AI 工具於創作歷程各階段的介入方式，並分析其如何影響創作者在概念激發、素材轉化與作品實現等關鍵環節的思考邏輯與操作策略。為獲得更精確的觀察，本研究依創作者專業背景與工具熟悉度將其分類，探討各類創作者面對 AI 時所展現的互動特徵與創作型態，進而建構以「創作者心理模式」為核心的系統性解釋架構。

因此，本研究旨在揭示不同創作者於數位影像創作中運用生成式 AI 工具時，在人機互動歷程中呈現的行為變化與使用體驗。研究聚焦於創作者在操作、調整與整合 AI 工具輸出內容的過程中所形成的互動模式，並進一步分析該歷程如何影響整體創作流程與作品成果。為更具體呈現人機互動歷程之特徵，研究將從多個面向進行探討，包括：

一、創作歷程中人機互動樣態與策略差異

創作者在策略選擇上的差異，可由其知識組織方式與問題解決傾向加以理解。根據 Chi 等（1988）的研究，不同知識背景與工具熟悉程度的創作者在處理問題時展現出顯著的認知特徵：具備豐富專業知識與操作經驗者，傾向以系統化與抽象化的方式整合新資訊，並納入既有知識架構進行分析；相對而言，經驗較少的創作者則較依賴直覺判斷與表層特徵，對問題核心的掌握相對有限。

創作者與生成式 AI 之間的互動，不僅是操作層面的技術行為，更涉及創作者在創作歷程中對工具的理解、依賴程度與調控能力等心理層面的運作。為具體

分析此互動關係，本研究參考 Wallas（1926）所提出的「創作四階段模型」（four stages of the creative process），作為解析創作歷程中人機互動樣態的理論基礎。該模型包含準備（preparation）、醞釀（incubation）、靈感（illumination）與驗證（verification）四個階段，提供結構化觀察創作者與 AI 工具互動行為的依據，亦有助於辨識 AI 在不同階段中所扮演的角色與功能。本研究依據此模型，觀察與分析以下四個階段中 AI 工具的導入情形，如表 1-2 所示。

表 1-2 創作四階段中與 AI 工具介入觀察重點

創作階段	創作歷程描述	AI 工具導入的觀察重點
準備階段	設定創作方向、選擇工具與素材來源	創作者是否依據自身知識架構規劃創作流程，或仰賴 AI 提供的初始建議與範本。
醞釀階段	思考與整合階段，發展初步構想	創作者是否整合 AI 生成內容與個人經驗進行延伸與重組，或僅直接採用輸出結果。
靈感階段	概念突然清晰、靈感出現	AI 生成內容是否具備啟發性，能否激發創作者發展出新構想與視覺語彙。
驗證階段	成果檢視與修正階段	創作者是否透過 AI 工具進行細節優化與品質修正，或僅進行基本修改完成作品。

資料來源：本研究彙整。

透過上述階段性的分析，本研究旨在釐清不同創作者背景如何影響其與生成式 AI 工具之間的互動關係，並進一步理解 AI 工具在各創作階段中所展現的實際功能與限制。相關發現將有助於針對不同創作者類型提出具體的工具設計與使用訓練策略建議，以促進人機協作的效率與創作品質的提升。

二、創作階段與想像力互動的探討

在前述人機互動分析框架之下，本研究進一步觀察創作者於創作歷程各階段與生成式 AI 工具之間的互動樣態，並嘗試辨識其中可能涉及的想像力運作機制。根據 Vygotsky（2004）的理論，想像力的生成奠基於「經驗提取」、「心理重組」與「情感融入」等心理歷程。Glăveanu（2013）則指出，創造力並非憑空產生全新概念，而是對既有經驗與文化資源的重組與再詮釋；此觀點亦可呼應 Barron（1995）所主張，新的創作形式往往源自舊形式的個人化重構。由此觀之，生成式 AI 作為一種文化工具，可能協助創作者重新組構個人經驗、建構意義，並在創作過程中激發新的創意表達。

為檢視 AI 工具在各創作階段如何影響「經驗提取」「概念重組」與「情感融入」，本研究從下列三個面向出發，觀察創作者在互動過程中是否展現促進或限制創造性思維的跡象，並將其對應至 Wallas（1926）所提出的創作四階段模型，如表 1-3 所示。

表 1-3 創作歷程中想像力運作面向與 AI 互動

想像力運作面向	對應創作階段	觀察重點
經驗提取與分解	準備階段、醞釀階段	創作者是否在接收 AI 生成內容後，主動進行素材刪減、重組或與其他素材融合，進而激發新概念或創意構想。
概念重組與情感參與	靈感階段	創作者是否透過反覆試驗與參數調整，整合 AI 輸出與個人風格、敘事需求，並展現高度的情感參與與創作投入。
外化呈現	驗證階段	創作者是否進行作品微調、跨工具整合或補強，以提升作品整體性，並檢視成果與初始構想之間的契合程度與表達品質。

資料來源：本研究彙整。

透過上述觀察，本研究旨在補充對創作歷程中人機互動過程的理解，進一步歸納不同創作者類型在與 AI 工具協作過程中，於創意生成與表達轉化上的潛在差異，並探討生成式 AI 在提升創作效率與支持創意發展方面的應用潛力與可能限制。

三、創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估

在人機互動領域中，使用者對系統操作歷程的主觀體驗與回饋評估，被視為理解互動品質與設計效能的重要依據。Shneiderman（1992）指出，有效的互動系統除了需具備穩定的功能性之外，更應重視使用者在操作過程中的感知經驗、掌控感與整體滿意度。此外，國際標準 ISO 9241-210 亦強調「以使用者為中心的互動系統設計」（human-centered design），主張透過反覆設計與實際使用者參與，持續提升系統的互動品質與可用性。

其中，Norman（2013）進一步提出多項與互動設計相關的原則，包括可用性（usability）、可發現性（discoverability）、可理解性（understandability）與可視性（visibility）、回饋性（feedback）等概念，為理解使用者與系統互動經驗提供具

體理論基礎。結合 Dreyfus、Dreyfus(1980)所提出的技能習得模型與 Davis(1989)的科技接受模型(TAM)，本研究將操作體驗、互動參與、成果感知與創作主導性作為評估重點，進一步分析創作者背景與操作策略之間的關聯，並實證檢驗其對工具效能的評價差異。具體而言，本研究聚焦於以下幾個層面，如表 1-4 所示。

表 1-4 不同創作者背景下對生成式 AI 工具的主觀體驗評估層面

評估層面	理論依據	觀察與分析重點
操作體驗與認知負荷	Shneiderman (1992)、 Norman (2013)	探討創作者對工具之可用性、可發現性、可理解性等主觀感受，分析不同創作者對操作直觀性與學習負擔的評價差異，並評估其對使用動機與參與意願的影響。
互動參與及控制策略	ISO 9241-210、 human-centered design、 Norman (2013)、 Dreyfus & Dreyfus (1980)	分析創作者在調整指令與參數時的行為，評估其在人機互動歷程中的投入深度、操作彈性與主導性。為說明不同行為差異，引入技能習得模型作為理論依據，比較各類創作者在素材蒐集、參數調整與成果修飾等環節的行為模式，藉以揭示其策略靈活性與對工具的依賴程度。
成果滿意度與價值感知	Norman (2013)	評估創作者對AI生成成果的主觀滿意度，包括視覺表現、敘事完整性與實用性，進一步比較不同背景者對成果價值的重視面向。
自主性與工具依賴的平衡感	human-centered design、 使用者主導互動觀點	探討創作者如何在自主創作與系統輔助之間取得平衡，觀察經驗是否影響其對AI的依賴傾向，評估AI對創作主導權的支持或削弱。
工具效能與認知評估	Davis (1989) 科技接受模型 (TAM)	從易用性、有用性與使用意圖出發，比較不同創作者在操作介面理解、參數設定靈活度與生成品質上的主觀評價，並進

資料來源：本研究彙整。

綜合以上分析，本研究期望進一步理解不同創作者群體在使用生成式 AI 工具時的行為模式與評估準則，藉此提出具建設性的設計與應用建議，以促進此類工具於多層次創作場域的擴展與持續優化。

四、創作者對 AI 工具使用的使用體驗

人機互動歷程中所形成的使用經驗，是影響創作者參與深度與創作成果的關鍵因素。生成式 AI 工具的創作形式不僅承載技術操作的功能，更構成創作者進行構思、試驗與表達的互動場域。使用者對系統的可理解性、控制感與操作負擔的主觀感受，將直接影響其對工具的接受程度與使用動機，進而形塑其在創作流程中的參與模式與策略運用。此現象呼應人機互動設計所強調的原則，即系統應具備良好的可用性與使用者感知控制力，以提升互動品質與創作意願（Shneiderman，1992；Norman，2013）。

本研究透過使用體驗測試，探討創作者之專業背景與工具熟悉度的交互影響，並評估生成式 AI 工具對多元創作者需求的適切性與互動友善性。對經驗較少的創作者而言，體驗測試可揭示工具是否具備良好的可發現性與直覺性操作邏輯，是否能有效降低學習門檻、減少認知負荷，並提升其參與創作的意願；而對具備實務經驗者，則著重於系統在支援創作控制、提升工作效率與提供進階功能等層面的實用性與彈性。

此外，體驗測試結果亦有助於揭示不同創作者群體對互動品質的期待差異，進一步呈現創作者於實際人機互動歷程中所面臨的挑戰與可感知的支持機制。這些經驗層面的觀察，不僅有助於深化對創作者與 AI 工具之間互動關係的理解，也可作為未來工具介面優化與功能設計的實證依據，並為教育推廣與應用實踐提供具體參考，促進生成式 AI 工具在人機協作創作場域中的實用性與普及潛力。

從應用層面而言，本研究亦評估生成式 AI 工具在數位影像創作中的效率與品質表現，具體探討其在縮短創作時間、降低學習門檻與提升影像品質等方面的

潛在貢獻。此評估依據 Goodhue、Thompson（1995）提出的「任務科技適配理論」（task-technology fit theory），指出當工具特性與創作需求高度契合時，將有助於提升整體創作效能與成果品質。

最後，依循「以使用者為中心的設計」（user-centered design，UCD）原則（Norman，2013），本研究亦將根據體驗測試所揭示的實證結果，提出具體的技術優化建議。例如，提升操作界面的可視性與易用性、強化系統回饋的清晰度、增加參數調整的彈性等，皆可作為未來人機互動設計的重要參考，從而因應不同創作者的操作需求與使用習慣，促進生成式 AI 技術在創作流程中更高效、友善且具延展性的應用潛力。



第四節 研究預期貢獻

本研究聚焦於生成式 AI 在數位影像創作流程中的應用特性，結合理論探討與實務觀察，從人機互動、想像力影響與使用者差異三個層面進行歸納與分析，旨在探討其於創作歷程中的功能表現與潛在意涵。

本研究預期透過探討生成式 AI 在創作流程中的互動角色，並比較不同創作者類型的使用行為與經驗，建構人機互動歷程分析模型，並彙整實務案例，以釐清 AI 介入的模式與影響機制，進而為技術設計、教學應用與創作實踐提供具體參考。除此之外，本研究亦關注生成式 AI 對創作者想像力運作的影響，進一步探討其在創作主體性形構上的多重作用。綜合而言，本研究的預期貢獻可歸納為以下四個面向：

一、建構生成式 AI 工具在人機互動歷程中的應用模型

本研究結合理論基礎與實務觀察，建構一套生成式 AI 導入數位影像創作歷程中的人機互動分析模型。此模型以創作歷程為核心，旨在描繪 AI 於各創作階段中所扮演的功能角色，包括操作流程、回饋機制與預期產出，協助創作者理解並靈活應用 AI 工具，進行更有策略性與結構性的創作實踐。透過該模型，可系統性地分類並分析 AI 與創作者之間的互動邏輯與階段特徵，進一步作為創作流程規劃、教育訓練設計與工具優化之參考架構。

二、彙整不同創作者類型，並提供教育與應用建議

本研究透過具體案例分析，並從工具介面直觀性、學習曲線與操作回饋等面向進行觀察，探討不同背景創作者在使用生成式 AI 工具時所展現的互動行為與操作策略，並歸納其使用特徵。根據觀察結果，進行初步的創作者類型分類與對應策略規劃，作為理解 AI 工具於創作流程中應用情境與使用需求的參考，亦可為課程設計與實務應用提供基礎資料。

三、彙整 AI 工具對想像力的潛在影響

本研究探討生成式 AI 工具在數位影像創作流程中的介入，對創作者想像力運作所產生的影響。相關理論指出，生成式 AI 可能有助於延展創作靈感與拓展

視覺表達的多樣性，然其基於提示與範本輸出的生成邏輯，亦可能對創意表現形成某種程度的限制。針對此一雙重現象，本研究進行初步分析，旨在理解 AI 工具於創造力激發與可能箝制之間所形成的動態關係，並為後續有關 AI 與創作心理之理論發展與工具設計提供參考依據。

四、技術優化與應用策略建議

本研究結合理論分析與實務觀察，提出生成式 AI 工具於數位影像創作領域之應用優化方向。相關討論涵蓋技術功能強化、使用情境延展與倫理規範建構三個層面，旨在為創作工具設計、跨域應用發展及創作制度探討等領域提供理論依據與實務參考。

上述研究動機、研究目的與預期貢獻之間的關聯彙整如表 1-5 所示，旨在呈現本研究脈絡的邏輯架構與各構面之對應關係。

表 1-5 研究動機、研究目的與預期貢獻對應

研究動機 (為什麼要做)	對應研究目的 (要解決什麼)	對應研究預期貢獻 (能帶來什麼)
生成式AI逐漸成為創作的互動參與者，需釐清其在創作流程中的角色與功能。	探討AI導入創作階段的方式，建構人機互動分析架構。	建構AI導入創作流程之應用模型，作為工具設計與理論研究之基礎。
創作者背景與工具熟悉度影響其互動策略與表現，需辨識其行為差異。	比較不同創作者在AI互動與創作表現上的差異。	歸納創作者類型與特徵，提供教育與應用策略建議。
AI具備激發靈感的潛力，也可能造成創意侷限，需理解其對想像力的雙重作用。	探討AI對創作四階段中想像力運作的影響。	彙整AI對想像力的促進與限制，作為創作心理與設計依據。
使用體驗影響創作參與與認同，需從操作與評價層面了解互動品質。	探討創作者對AI工具的主觀體驗與成果評價。	提出介面優化與功能改進建議，促進工具普及與實用性。

資料來源：本研究彙整。

第五節 研究範圍與限制

本研究聚焦於生成式 AI 工具在敘事導向數位影像創作中的應用，並比較不同類型創作者在使用此類工具時所呈現的行為差異與影響。研究將從技術與創作層面、創作者類型、以及創作流程與想像力互動三個面向，界定研究範圍並建立研究脈絡。

一、 研究範圍

（一）技術與創作層面

生成式 AI 工具作為一種具備多模態整合能力的技術，可結合文字、影像與音訊等多種資料形式，為創作者開啟全新的創作可能性。本研究以生成式 AI 工具為核心，探討其在敘事導向數位影像創作中的實際應用特性，重點關注其在故事構思、內容產出與細節調整等環節的應用情境，並以敘事結構為主要分析視角，探討其對創作流程與最終成果的具體影響。

（二）創作者類型

為比較不同層級創作者的使用差異，本研究將創作者分為「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩個維度。具體而言，「影像創作專業背景」將以創作者的专业經驗與作品產出為衡量標準，而「AI 工具熟悉度」則以創作者對生成式 AI 工具的操作經驗與技術理解為評估依據。此分類可作為後續技術改進與應用策略制定的實證基礎。

（三）創作流程與想像力互動

本研究依據創作四階段模型（Wallas，1926）與想像力運作的心理歷程（Vygotsky，2004），觀察生成式 AI 在各階段中對創作者行為、思維模式與作品成果的影響，並進一步比較不同創作者類型在各階段的差異表現。

二、 研究限制

（一）實驗對象與樣本代表性

根據 Cohen 等（2018）的研究，樣本規模與代表性是影響研究結果可靠性的

關鍵因素。為確保研究結果的嚴謹性，本研究依據「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩個維度進行交叉分類分析，以系統性地探討不同群體創作者的行為特徵。透過此方法，本研究能更精確地比較專業與非專業創作者、高熟悉度與低熟悉度創作者在創作行為上的差異，從而增強研究結果的解釋力與應用價值。

（二）工具功能與平台差異

根據 Abernathy、Utterback（1978）提出的技術生命週期模型（technology life cycle theory）強調，技術在早期發展階段具有快速變化與高度不確定性的特徵。鑑於生成式 AI 工具仍處於快速迭代的階段，其功能與性能的持續更新可能對研究結果的時效性與可推廣性產生影響。為確保研究的嚴謹性與透明度，本研究將明確記錄所選用工具的版本與功能特性，並在結論中討論研究發現的可推廣性限制。此外，本研究將結合技術生命週期理論與技術接受模型（TAM），探討工具迭代對創作者行為的潛在影響，從而為生成式 AI 工具的設計與應用提供更具時效性與針對性的建議。

（三）環境與干擾因素

根據 Campbell、Stanley（1963）的實驗設計理論，外部干擾因素可能影響研究結果的內部效度（internal validity）。為此，本研究將盡量控制實驗環境的一致性，並透過問卷調查與深度訪談釐清外部因素的潛在影響，以確保研究結果的可靠性。

（四）主觀評估的侷限

根據 Bryman（2012）的混合研究方法理論，單一研究方法可能導致研究結果的偏差。為降低此限制，本研究將結合量化數據（如創作時間、參數調整頻率等）與質化資料（如訪談內容、創作反思等），透過三角驗證法（triangulation）提升研究結果的客觀性與可靠性。

最後，本研究之整體架構如圖 1-1 所示，綜整各階段之研究設計與執行流程，呈現本研究從問題形成至資料分析與結論推導的系統脈絡。



圖 1-1 本研究架構圖
資料來源：本研究繪製。

第貳章 人工智慧於敘事影像創作中人機互動相關理論

本章文獻探討由人機互動（human-computer interaction, HCI）理論出發，探討 AI 技術如何重新形塑人機互動模式，進而擴展至創作者背景與工具熟悉度對操作行為與使用體驗的關鍵影響，突顯「人主導、AI 輔助」的人機協作邏輯。接著，透過哲學與知識論視角探討 AI 創作的本質與限制，釐清 AI 雖具生成能力但不具創作主體性，應定位為認知輔具。隨後進一步分析數位影像創作的模組化、虛實整合與生成性特徵，說明 AI 工具在視覺表達與敘事結構中的應用潛力。最後，結合 Wallas 創作四階段模型，統整 AI 在創作歷程各階段的功能定位，建構人機共創的認知流程框架，以支持本研究實驗的應用探討。

第一節 人工智慧與人機互動

人機互動（HCI）作為一門跨領域學科，旨在探討人類與計算系統之間的互動關係，涵蓋設計、使用與評估的完整循環。本節將根據 HCI 的核心特性，從定義與範疇、設計目標、心理基礎與互動方式等面向，回顧其理論發展脈絡，並說明 HCI 如何協調人與機器的能力，以降低認知落差、支援目標達成，同時回應社會與文化脈絡的需求。

一、人機互動的演進與使用者經驗導向的轉型

自國際電腦協會（Association for Computing Machinery, ACM）旗下人機互動特別興趣小組（Special Interest Group on Computer-Human Interaction, SIGCHI）於 1992 年首次對人機互動（HCI）進行系統性定義以來，該領域即被視為一門涵蓋設計、使用與評估完整歷程的整合性學科，並強調跨領域觀點在理解人機互動過程中的關鍵角色。Preece 等（2015）更進一步擴展 HCI 的邊界，主張其研究不應僅侷限於技術層面的硬體與軟體設計，而應囊括使用情境及社會文化因素。相較於早期將設計焦點置於「使用者錯誤」的預防與修正，當代 HCI 更關注如何從人類需求出發，重新思考互動設計核心理念。此一轉向凸顯 HCI 的包容性與人本導向，促使設計者在追求功能實現的同時，更加重視多元使用者的生理條件、認知結構與文化背景，進而確保系統能與人類價值相互契合。

在設計目標方面，HCI 從「易用性（usability）」與「有用性（usefulness）」

兩大核心展開，並逐步發展出涵蓋「情感體驗（user experience，UX）」的概念。Nielsen（1994）所提出的可用性五大構面，包括可學習性、效率、易記性、錯誤率與滿意度，構成了互動系統評估的基本框架，也為後續的 UX 評估提供了明確的標準。這些構面不僅強調操作上的直觀性與高效性，更試圖降低使用障礙與錯誤，進而提升整體滿意度。

隨著技術應用情境日趨多元，設計目標亦從單純的功能性延伸至心理與情感層面。Hassenzahl（2010）指出，優良的互動體驗不應僅止於任務完成，而應涵蓋使用者對科技所建構的情感連結與價值詮釋。例如，介面設計若能喚起愉悅感、歸屬感，甚至支持個人認同，則能滿足人類更深層的心理需求，超越單一功能導向的使用。

在心理基礎層面，HCI 亦受認知心理學與認知科學影響，特別是針對人類如何感知、理解與推理計算系統的運作。Card 等（1983）提出「心智模型」概念，強調使用者會根據先前經驗與內隱預期推測系統反應，因此設計者需確保系統行為與使用者的預期保持一致，以降低學習門檻與操作負擔。「認知負荷理論」則強調，介面應盡可能減少對工作記憶的佔用，避免認知資源過度耗損，例如簡化訊息呈現、明確引導使用流程，均有助於提升操作效率與使用意願（Sweller, 1988）。Hollan 等（2000）進一步從「分散式認知」視角指出，知識並非僅存在於個體內部，而是分布於人、工具與環境之間。此一觀點顯示，互動設計須同步關注情境、物件與社會實踐，進而擴大了人機互動的理解範疇，也強化了對情境適應性與文化敏感度的設計要求。

互動形式的演變則體現了技術與觀念雙重層面的進化歷程，從早期結構化的命令列操作逐步發展為今日高度自然化與沉浸化的互動模式。Shneiderman（1983）所提出的「直接操作」概念，奠定了 WIMP（視窗、圖示、選單、指標）介面設計的基礎，透過即時回饋與可視性，縮短使用者意圖與行動結果之間的距離。Weiser（1991）進一步以「普適計算（ubiquitous computing）」構想，預示技術裝置將日益隱形、無縫融入日常生活，實現背景化與無縫互動的目標。Benford 等（1998）則關注沉浸式 XR（擴增與虛擬實境）互動中所帶來的多感官參與經驗，顯示新型態互動正朝向高度身體化、即時性與具象表達邁進。此一互動邏輯的持續演化，不僅提升了系統的直觀性與掌控感，也使 HCI 更接近自然語境下的人

類溝通與行動模式。

在評估方法方面，HCI 亦展現出由任務導向向多層次經驗導向的評估進程轉變。Lazar 等（2017）整理出多項常用評估技術，包括實驗室可用性測試、田野調查與啟發式評估等。其中，前者著重於控制情境下的精準測量，而後兩者則強調對實際使用情境的深入觀察，特別有助於捕捉使用行為背後的情感與脈絡因素。傳統以效率與錯誤率為中心的評估標準，已難以完整呈現當代使用者對互動系統的期待（Hassenzahl, 2010）。因此，情感價值、主體詮釋與社交意涵等層面，也應納入評估架構，以更貼近使用者在現實世界中的真實需求與心理反應。

整體而言，回顧 HCI 的發展脈絡可窺知，其核心在於協調人類與機器之間的能力關係，藉由良好的互動介面設計，降低認知落差、提升使用效率，並協助使用者達成目標。此外，HCI 的發展已從早期以任務導向與技術導向為主，逐步轉向強調以人為中心的設計思維，重視文化脈絡與使用經驗的詮釋。展望未來，隨著人工智慧、生成式介面與跨文化應用的持續演進，如何在自動化與人類自主性之間取得平衡，並於全球化架構下實現文化包容與在地化適應，將成為關鍵課題。唯有持續調整設計、人文與科技的視角，HCI 方能持續作為連結人類與科技之間的橋梁。

二、人工智慧驅動下的人機互動模式

隨著 AI 技術的迅速發展，不僅改變了數位內容的生成方式，也透過新型態的互動介面重新定義了人與系統之間的關係，系統從被動操作的工具轉向具備主動推理、學習與參與能力的協同夥伴。為進一步探討 AI 如何重塑 HCI 的設計邏輯與實踐樣貌，本節從輸入方式、系統角色、回饋機制等面向切入，並回顧近年新興的互動關係理論架構，以探討在 AI 驅動下的 HCI 理論轉向與未來展望。

AI 技術首先顯著革新了 HCI 的輸入方式，從早期以鍵盤與滑鼠為主的符號式指令，轉向自然語言、視覺與動作等多模態語義互動。Oviatt、Cohen（2015）指出，多模態交互結合自然語言處理（NLP）、電腦視覺（computer vision, CV）與跨模態融合技術，使使用者能透過語音、手勢甚至視覺內容進行直覺互動，降低了人與系統之間的溝通門檻。Zhang 等（2024）提出一種跨模態概念學習與推論方法（cross-modal concept learning and inference, CCLI），透過視覺語言模型

(vision-language models, VLM) 同時處理圖像與文字輸入，建構語義概念層次的表示，提升跨模態語義推論能力，進而縮短使用者意圖與系統理解之間的落差，更加貼近人類自然的溝通模式。

隨著輸入方式的進化與人工智慧技術的發展，AI 不再僅是被動回應指令的工具，而逐漸轉變為主動參與互動流程的協同夥伴。Horvitz (1999) 所提出的「混合主動性互動 (mixed-initiative interaction)」強調，人與 AI 系統應能共同發起行動，並依情境動態調整控制權限與互動時機，以確保任務的協作性與持續性。然須注意的是，Horvitz 所指的 AI 並非當前具有生成能力的生成式人工智慧，而是具備推理能力與決策支援功能的智慧代理系統，重點在於如何在不確定情境中進行有效的行動規劃與協同互動。

此一關注「主動性共享」與「控制權調節」的觀點，對於後續人機協作設計思維具有深遠影響。Amershi 等 (2019) 提出 18 項人機協作設計準則，系統性地針對 AI 系統在互動歷程中的角色進行規範，並明確指出自適應與個人化設計的實作原則。透過機器學習技術與使用者模型的整合，AI 系統能預測個別使用者的需求，並於適當時機主動提出建議，有效提升互動效率與使用者體驗。

然而，這種從被動工具邁向主動夥伴的角色演進，同時也對設計者提出更高層次的挑戰。在賦予 AI 主動性與預測能力的同時，亦須審慎調控其自主程度，確保使用者仍保有足夠的控制感與決策權限。唯有在系統設計中妥善平衡自主性與透明性、主動性與可控性，AI 才能真正發揮「輔助」與「增能」(augmentation) 之功能，成為支持人類決策與協作的有效夥伴，而非取而代之的主導者。

在回饋機制方面，AI 推動 HCI 從靜態的預設回應，邁向具備即時生成與解釋能力的動態互動模式。生成式 AI 技術的發展，使系統能依據上下文動態產出多樣化內容，包括自然語言回應、圖像生成與互動式視覺化呈現等形式，進一步提升系統對使用情境的適應能力。與此同時，可解釋 AI (explainable AI, XAI) 領域亦同步推進：Gunning 等 (2019) 提出 XAI 概念，強調模型運作的透明性與可理解性，而 Ribeiro 等 (2016) 所提出的 LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) 框架，則提供具體技術實作，使 AI 系統能在提出建議的同時，清楚說明其推理依據與判斷過程。這類回饋機制的進化，不僅提升系統的即時性與適應性，更有助於建立使用者對 AI 的信任與主體性，從而支援更為穩健與知情

的決策行為。

在創意研究領域中，Lubart 等（2021）所提出的人機共創互動模式，實質呈現了創作歷程中的反覆循環特徵，涵蓋表達、生成、回饋與重構等階段。其「humbot」概念進一步將互動單位從傳統的「使用者與系統」擴展為「人與 AI 的共同創作體」，凸顯創作過程中的協同本質，並為藝術與設計領域提供了新型協作模式的理論依據。隨著 AI 能力的不斷演進，這類人機共創形式不僅提升創作效率與靈活性，也促使設計思維朝向價值導向轉型，回應創意控制權、公平性與倫理責任等核心議題。

總體而言，AI 的發展正推 HCI 從傳統的工具導向，邁向更具智慧性、協同性與價值導向的互動體驗。其核心在於透過多模態輸入與即時生成的回饋機制，降低使用者的認知負擔，提升操作效率與互動流暢度。同時，AI 工具的設計者也愈加關注透明性、公平性與責任性等關鍵價值，確保 AI 系統的回應能滿足使用者期待，並符合社會倫理規範。隨著生成 AI、跨模態模型與高自主性系統的持續進展，HCI 將面臨更複雜的挑戰，特別是在控制與自主、在地需求與普世原則之間的设计平衡上，持續尋求適切的回應策略。

三、人機互動模式的演進與心智模型

基於前述，在過往的人機互動（HCI）設計中，研究重心長期聚焦於介面的可用性、效率與學習性，強調以任務為導向的操作流程。早期 HCI 多依賴圖形化介面（GUI）與固定操作路徑，主要目標在於降低使用者的認知與操作負荷，同時提升整體操作效率。例如，Nielsen（1994）在其廣泛應用的可用性啟發式原則中，明確指出「系統狀態可見性」、「使用者控制與自由」、「錯誤預防」等準則對於提升介面易用性的重要性。同樣地，Shneiderman 等（2016）所提出的「直接操作介面」概念強調，透過直觀的視覺呈現與可預測的操作流程，可有效縮短學習曲線並提升互動效率，奠定人機互動設計的基石。

然而，隨著人工智慧技術的迅速發展，特別是自然語言處理（NLP）與多模態生成模型的應用興起，HCI 的互動模式已逐步由傳統的「工具性操作」轉向 Grudin（2017）所描述的、更具語境理解與主動參與特性的動態互動架構。此一轉變促使 HCI 研究不再侷限於介面優化，而是進一步關注使用者如何理解系統

行為、建立信任關係，以及調整互動策略，呈現出更為複雜且動態的人機互動樣貌。據此可推論，AI 系統的角色亦已從過去的被動工具，轉化為能主動參與對話、理解語境，甚至協助決策的互動代理者。面對此一新興互動模式，HCI 領域亟需從傳統介面設計的技術視角，擴展至對使用者內在心理結構與心智模型（mental models）的深入探索（Amershi 等，2019），以因應日益複雜的人機互動需求。

根據 Norman（1983、2013）的定義，心智模型是「使用者根據過去經驗與互動歷程，對外部系統運作方式所形成的內部推論架構」，它不僅能幫助使用者預測系統反應、理解操作結果，更能引導其調整行為策略。Johnson-Laird（1983）進一步指出，心智模型本質上是一種簡化、主觀且具建構性的心理模擬，在人類的決策與問題解決過程中扮演關鍵角色。這些對系統的內隱理解，往往比外顯介面更深刻地影響使用者的互動模式與信任判斷（Norman，1983；Grudin，2017）。此外，研究亦指出心智模型的建構可能受多重因素影響。例如，Kulesza 等（2012）發現，若提供使用者結構性知識，能有助於其建立較為完整且精確的心智模型，進而提升操作效率與系統使用的滿意度。

在 AI 自然語言互動中，由於語義的彈性與系統回應的不確定性，使得傳統介面預期常常失效，使用者必須透過動態調整心智模型以理解系統行為。Hoffman 等（2018）認為，提供透明且可解釋的系統行為說明，有助於使用者建立正確的心智模型，進而提升其對系統的理解與信任。

整體而言，當前 AI 互動設計應跳脫以介面為中心的傳統思維，轉向結合介面設計、心理建模與信任管理的三位一體架構。如 Shneiderman（2020）所強調，設計者應更深入地整合使用者心理歷程、文化脈絡與互動行為，透過可解釋設計、互動引導與持續學習支援，協助使用者建立可理解、可預測且可信任的 AI 心智模型，進而實現穩定且高效的人機協作。

四、創造性歷程與人機互動之整合觀點

Wallas 所提出的創作四階段模型，雖屬早期理論，仍因其對創作歷程內在變化的系統化描述，在當代創意研究中持續具有高度參考價值。該模型強調創作歷程的階段性、非線性與動態轉換特性，為理解創作者在面對問題、激發靈感與修

正成果等過程中所經歷的心理機制，提供一個具操作性的結構框架。儘管近年來各階段內涵已被賦予多元詮釋，然而如 Lubart (2001) 與 Sawyer (2012) 所指出，其歷程導向的邏輯與階段間的轉化結構，仍為當前多數創造力理論模型的重要參照依據。

在生成式 AI 技術融入創意實踐的當代脈絡中，人機互動歷程展現出更為複雜的共構 (co-constructive) 特質，已超越傳統工具操作的侷限。此類互動所呈現的知識協調與目標共享特性，亦可呼應 Hutchins (1995) 所提出的分散式認知 (distributed cognition) 觀點。雖其原始研究著重於人類在操作環境中如何透過工具與社會系統共同完成認知任務 (如航海情境)，但其理論亦為理解生成式 AI 與使用者如何於創作歷程中共同建構意義與認知歷程，提供重要見解。

AI 作為認知輔助 (cognitive augmentation) 之角色，可呼應 Engelbart (1962) 關於電腦如何增能人類思維的經典構想。儘管當時尚未出現今日意義上的人工智慧，Engelbart 所提出的「人機協同」理念，已預示電腦不應僅為被動工具，而應積極參與人類解決問題與知識建構的歷程。於此脈絡下，創作者與 AI 的互動更深層地涉及心智模型的建構、情境理解的調適，以及生成內容的選擇與意義判斷。此一動態而非線性的互動關係，與 Wallas 所揭示之創作歷程特性高度契合。Shi 等 (2023) 亦指出，AI 系統可透過提供多樣的創意參考與輸出，協助設計者跳脫設計固著 (design fixation)，促進發散性思考，並支持在不確定或模糊設計需求下的創作探索。

進一步而言，根據人機共創 (human-AI co-creation) 與混合主動式系統 (mixed-initiative systems) 相關研究可見，AI 的角色已從傳統被動工具，逐漸轉化為在特定互動情境中能夠參與、回饋，甚至引導使用者認知歷程的主動協作者。混合主動性互動架構強調系統具備主動提供建議、支援決策與引導創作方向的能力，這一觀點與過往以使用者完全掌控為核心的設計思維形成對比 (Horvitz, 1999)。Frich 等 (2019) 亦指出，創意支持工具 (creativity support tools, CSTs) 的發展已展現出提供多樣化創意提案、自動化任務執行以及支援反饋評估的能力。這些工具不僅促進創意思維與協作歷程，還展現出在數位化創意過程中作為積極支持者的潛力。

上述觀點提供了 Wallas 的創作四階段模型納入人機互動研究架構的可能性。

此一整合不僅有助於解析使用者於創作歷程中，面對 AI 輸出結果所產生的行為轉變與心智調，亦可作為探討創作階段性策略（例如 AI 在發散與收斂思維階段中扮演之不同角色）及其心理歷程的理論基礎，呼應當代 HCI 對於認知與行為層面日益深化之關注。

因此，若將 Wallas 的四階段模型作為分析生成式 AI 與使用者互動歷程的核心架構，將能提供一套結構化視角，協助理解創作歷程的動態特徵，並回應當前 HCI 研究所強調之系統主動性、認知支援與協同互動等議題。該架構亦有助於釐清在人機共創環境中，AI 作為認知協作者（**cognitive collaborator**）而非單一工具的角色轉變。基於此，本研究擬以創造性階段特性為理論依據，進一步建構 AI 在人機互動歷程中之角色功能對應模型，以作為分析使用策略與創作模式差異之基礎，並期望為人機共創領域的後續發展提供相關見解。



第二節 創作者背景對人機互動工具體驗的影響

在探討 AI 工具使用經驗時，區分創作者的背景具有關鍵意義。不同背景的創作者在技能熟練度、認知模式與工具適應性等層面，往往呈現顯著差異。依據 Bandura (1977) 提出的社會學習理論 (social learning theory)，個體的學習行為受既有經驗、專業知識與環境因素的交互影響，因此，創作者的專業訓練與技術熟悉度將直接形塑其對 AI 工具的操作方式與使用成效。進一步而言，心流理論 (flow theory) 亦指出，當個體的技能水準與任務挑戰相符時，更容易進入專注且高效的創作狀態 (Csikszentmihalyi, 1990)。若研究未能適切區辨使用者背景，將可能忽略不同群體間的重要差異，進而影響研究結果的外部效度與解釋力。

基於此，在 AI 工具的應用研究中，辨識創作者背景不僅有助於深入理解其行為差異，亦能為工具設計與效能評估提供更具針對性的參考依據。若將所有使用者視為同質性群體，將可能忽略其心智模型的異質性對操作行為與認知策略所產生的深遠影響。例如，Li 等 (2024) 發現，經驗豐富的 UX 設計專業人士多將生成式 AI 工具視為輔助性工具 (assistive tool)，藉以強化設計流程中的迭代效率與內容生成能力，並延伸其既有技能；而 Stige 等 (2024) 指出，生成式 AI 的導入正迅速改變設計師的思維模式與工作流程，促使其重新建構心智模型並調整操作策略，以因應與 AI 協同創作的嶄新互動樣態。為確保創作歷程中的專業性與主體性，應強調以設計師為主導的人機共創機制 (human-in-the-loop)，並進一步探討不同設計背景與經驗程度對 AI 工具使用行為所產生的影響。

因此，針對創作者背景差異進行分析，不僅有助於揭示工具潛在的效用與侷限，亦呼應人機協同研究中所強調的「情境適配」原則 (Amershi 等, 2019)，進一步提升 AI 工具在實務應用與教育推廣上的精準度與價值。

一、創作者專業知識背景對工具使用認知模式的影響

區分不同創作者類型對於理解人機互動的複雜性具有關鍵意義，因為創作者在問題解決、知識建構與工具使用等面向上，展現出多層次且異質的影響。

首先，專業知識背景會形塑創作者的認知模型與問題解決策略，進而影響其與工具互動的模式。Swales (1990) 指出，專業社群具有特定的溝通慣例與知識

組織模式，這些學科文化將導引創作者聚焦於與其任務相關的工具功能與操作習慣。若將此觀點應用於當代 AI 工具之使用情境可見，來自視覺設計領域的創作者（如 UI/UX 設計師）通常偏好具備視覺回饋與直覺操作的系統，並期望 AI 功能（如 Figma 或 Adobe XD 中的輔助模組）能即時呈現視覺效果，以支持快速的創意迭代；相對地，具備工程或計算機科學背景的創作者則偏好可程式化、模組化與高參數控制度的工具，常透過命令列介面操作，如 Stable Diffusion 或 TensorFlow。

Lea、Street（2006）進一步指出，學科背景深刻影響創作者的思維模式與操作傾向。延伸此理論觀點可推論，具備量化訓練的創作者多傾向使用 Python 或 R 進行資料分析與模型建構，將 AI 工具視為提升數據處理效率與優化工作流程的手段；反之，來自質性研究背景的使用者則偏好如 NVivo 或 MAXQDA 等具備語義分析與主題標註功能的工具，並更注重詮釋深度與語義理解。此一差異反映出學科文化對創作者在工具選擇與認知投入上的深層影響。

此外，Hyland（2004）指出，不同學科具有各自獨特的語篇結構與知識實踐方式，進而影響個體在閱讀、寫作與技術操作上的策略選擇。根據此觀點進一步推論，具備跨學科訓練的創作者（如同時涉獵設計與資料科學者）往往展現較高的工具適應力與整合彈性。然而，他們亦可能因面對多種工具之間操作邏輯與介面設計的落差，而增加學習與切換的負擔。在快捷鍵配置、介面結構與思維模式之間頻繁轉換的需求，對人機互動（HCI）工具設計者提出更高挑戰，特別是在 AI 應用開發中，已成為人機互動設計的重要課題。

最後，Bazerman（1988）強調，專業社群的知識實踐與價值體系將深刻影響成員對工具與方法的選擇取向。根據此理論可推論，來自業界的創作者（如產品經理）通常著重於工具的實用性與效率導向，強調其在團隊協作、快速原型開發與專案流程中所發揮的即時效能；相對地，學術領域的創作者則更看重資料的深度與分析的嚴謹性，並關注 AI 工具於探索未知問題或驗證理論假設方面的潛力。因此，專業背景不僅影響創作者對工具操作邏輯的理解，也深刻形塑其對「效能」與「價值」的認知標準與評估基準。

二、創作者工具熟悉度對操作流暢性與學習負荷的影響

除了專業知識之外，創作者對工具的熟悉程度亦是影響其互動行為與創作體驗的關鍵因素。Flower、Hayes（1981）在其認知過程理論中指出，工具操作的流暢性會顯著影響創作者的認知負荷與任務執行效率。根據此理論，熟悉數位工具的使用者能以較低的心智資源完成高效率的操作。例如，熟練掌握 Photoshop 或 VS Code 的創作者，能在創作過程中迅速調用既有技能、降低認知干擾，進而專注於更高層次的創意發展。

相對地，對工具尚不熟悉的使用者而言，初期往往需花費大量心力以適應功能架構與操作邏輯，從而產生較高的認知負荷與挫折感。例如，首次接觸 MidJourney 等生成式 AI 工具的創作者，若缺乏提示工程（prompt engineering）相關知識，便可能難以有效掌控生成內容，進而影響創作流暢性與信心建立。基於此認知原則，Flower、Hayes 的理啟示 HCI 工具設計應強調易於入門的教學引導與互動提示，以降低學習門檻並提升整體使用體驗，此原則對於操作結果具不確定性的 AI 工具尤其重要。

進一步而言，工具熟悉度與專業背景之間呈現顯著的交互作用。創作者對工具的掌握程度，可能放大亦可能限制其學科專長的實際發揮（Lea、Street，2006）。舉例而言，即便質性研究者具備精深的語義分析能力，若對數位工具操作不熟悉，便可能無法充分發揮 AI 工具在深層編碼與語義詮釋上的潛能；反之，具工程背景的創作者若結合高度熟練的工具操作技巧，則可進一步提升其在資料處理與模型建構上的效率與精準度。此一交互機制凸顯了工具熟悉度在將抽象的專業知識轉化為具體創作成果過程中所扮演的關鍵橋樑角色。

三、創作者背景分類維度與其在人機互動研究中的應用效益

綜合上述分析，創作者背景可從「專業知識背景」與「工具熟悉度」兩大面向進行系統性探討。前者關乎創作者所內化的認知模型與功能期待，影響其對工具的理解方式與價值評估依據；後者則涉及實際操作的流暢性與信任感建立，決定其是否能順利進入創作流程、產生正向的使用經驗。

從技能發展與人機互動的理論視角來看，Ericsson、Charness（1994）所提出

的「刻意練習理論」(deliberate practice)指出，專業技能的發展需仰賴長期且有目標性的訓練歷程，創作者在不同專業領域所累積的訓練與實作經驗，將形塑其在工具操作上的優勢與策略模式。這有助於理解影像創作背景的創作者與其他學科創作者在 AI 工具使用上的差異。

此外，根據 Dreyfus、Dreyfus (1980) 提出的技能獲得模型 (skill acquisition model)，使用者在技能學習上會歷經從新手到專家的多階段歷程，其對工具的依賴程度、操作策略與決策模式亦隨之變化。在這一觀點下，工具熟悉度不僅影響操作效率，更反映創作者在認知層面的能力轉變與互動信心建立。因此，將工具熟悉度納入背景分類的核心指標，能更具體掌握創作者在實際使用生成式 AI 工具時的行為差異與認知負荷。

採用這兩個向度作為分類基礎，亦為人機互動研究帶來具體益處：首先，有助於釐清不同類型創作者在 AI 工具使用中的策略選擇與學習障礙；其次，能避免過度簡化使用者群體的多樣性，進而揭示隱含於背景異質性中的操作邏輯與認知風格。透過交叉分析，也可建構具延展性的使用者模型，作為未來設計 AI 工具介面與教學模組的重要參考。

因此，本研究將創作者區分為兩個獨立但互補的分類維度：「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」。此分類不僅奠基於技能發展的認知理論，也為後續實驗設計與使用行為分析提供清晰的理論依據與操作指標，並有助於落實 AI 工具「情境適配」(Amershi, 2019) 的設計原則，提升人機互動系統的實用性與教育推廣的精準度。

第三節 人工智慧下的創作：從知識論到人機共創

隨著人工智慧 (AI) 技術的迅猛發展，當其被設計以模擬乃至拓展人類認知能力時，關於 AI 創作產出之本質，遂成為一項值得探討的哲學提問：AI 所生成的作品，其本質為何？此一問題可追溯至理性主義與經驗主義之間的經典論辯，並延伸至當代 AI 設計邏輯，以及其在創作實踐中的應用與驗證機制。

一、理性主義與經驗主義：創作知識的哲學基礎

Descartes (1641) 在其哲學經典《第一哲學沉思》(*Meditations on First Philosophy*) 中提出「我思故我在」(*Cogito, ergo sum*) 的命題，主張理性思考是通往確定知識的起點，其理性主義思想強調以邏輯推理為知識建構的核心依據。這一觀點深刻影響了後世對知識與心智的理解框架，並在 AI 發展初期留下重要痕跡。正如 Russell、Norvig (2020) 所述，早期的 AI 系統，特別是專家系統 (expert systems)，多依賴形式邏輯、明確規則與推理機制進行決策與知識建構，此一邏輯導向的設計亦可視為理性主義思想的工程實踐。

在創作領域中，理性主義則體現於對美學法則、形式結構與創作規範的遵循。例如，音樂中的調性系統、視覺藝術中的黃金比例，或文學作品的語法與修辭結構，皆可視為理性思維的延伸。當創作者運用 AI 完成具備規則性的圖形設計或模仿特定風格時，即是在實踐一種以邏輯與結構為主軸的理性主義創作觀。

與此相對，Locke (1689) 在《人類理解論》(*An Essay Concerning Human Understanding*) 中主張經驗主義，認為心靈如同一張白紙 (*tabula rasa*)，所有知識皆來自感官經驗 (*sensation*) 與內在反思 (*reflection*)。此一觀點為近代知識論奠定了以經驗為基礎的理論架構，並機器學習模型的運作邏輯高度契合。AI 系統透過大量資料進行訓練，以識別模式與建構推論能力，不依賴預設規則，其學習機制正體現知識由經驗累積的過程。

進一步而言，深度學習技術透過感官類型的輸入資料，如影像、語音與文字，構築模型的表徵結構與生成能力，實質上模擬了人類透過觀察與模仿所進行的學習歷程。此種技術不僅呈現了 AI 從經驗中建構知識的潛能，更突顯其在創作實踐中可作為創作者觀察延伸與靈感激發之輔助角色。

二、歸納問題與原創性的哲學挑戰

然而，Hume（1739）對經驗主義提出了進一步的批判。他在《人性論》（*A Treatise of Human Nature*）中指出，即使經驗為我們提供了過去的規律，我們也無法合理地推論未來必然與過去一致，這即是著名的「歸納問題」（*problem of induction*）。他認為，因果關係的認知並非來自理性推演，而是源於習慣性聯想，因而缺乏邏輯上的必然性。

這一哲學困境對當代 AI 的創作機制構成挑戰。AI 系統主要依賴從大量歷史資料中歸納模式以進行學習與生成，當面對未曾出現的創作情境或語境偏移（*distribution shift*）時，其產出往往難以維持一致性與可預測性，甚至可能偏離既有規律。

若 AI 的創作僅建立於過往資料的重組與變形，其作品是否具備真正的原創性便成為關鍵議題。AI 是否能突破統計分布的邊界，產出超越既有經驗框架的新內容，抑或僅能在有限範圍內進行模仿式變異，仍需進一步探討。此一問題亦關涉人類想像力的功能，即人類能否透過非經驗性的思維運作，跳脫資料重組的侷限，成為真正引領創新與創意的主體。

三、圖靈測試與中文房間：創作智能的認定困境

AI 的發展願景可追溯 1956 年 McCarthy 等人在達特茅斯會議中所提出的假設，認為智能的特徵原則上皆能被形式化，並由機器加以模擬。此一假設為人工智慧奠定了兩條主要發展路徑，即邏輯規則導向的推理系統，以及仰賴大量資料訓練的數據驅動模型。與此相關，Turing（1950）在其論文〈*computing machinery and intelligence*〉中提出「圖靈測試」，以機器是否能與人類在對話中無法被區辨為智能的判準。

在創作領域中，當 AI 所生成的內容與人類作品難以辨識差異時，是否被視為具備創作智能，成為一項值得探討的問題。然而，AI 是否僅止於形式上的模擬，抑或能夠達成真正的語義理解，仍是當代哲學上的爭議焦點。Searle（1980）在其著名的「中文房間論證」中指出，即使一位不懂中文的人能根據語法規則操作符號，對外呈現出理解的表現，實際上仍未具備對語義的真正理解。這說明，

純粹的符號操控與真正的意義建構之間存在本質差異。

四、AI 時代中的創作再思與人機共創的可能

在 AI 技術快速演進的當代，創作的本質正面臨一場深刻的再思。Goodfellow 等 (2014) 提出的生成對抗網絡 (GAN)，透過生成器與判別器的對抗訓練機制，使得逼真數據的生成成為可能。Kingma、Welling (2013) 所提出的變分自編碼器 (VAE)，則運用概率模型與變分推斷，學習資料的潛在分布，用於資料生成與重構。Vaswani 等 (2017) 發展的基於 Transformer 架構的模型 (如 GPT、BERT)，透過自注意力機制有效處理長距離依賴，推動自然語言處理與圖像生成的重大突破。這些技術結合對抗訓練、潛在空間建構與語義處理能力，不僅提升了生成內容的品質，也使 AI 成為參與創意生產的強大工具。

在這樣的技術基礎之上，AI 是否具備創作主體性，成為當代創作論述中亟需正視的核心課題。雖然當前 AI 已能重組資料、模仿風格並生成多樣形式，其產出是否真正蘊含意圖、情感與意義，仍難以確立。這顯示創作行為並非僅止於形式的產出，更涉及創作者在意義建構與情感表達上的主觀投入。若 AI 僅止於資料與符號的運算與重組，而缺乏對創作內涵的理解與回應，其參與即難以構成真正的創意生成。

因此，AI 時代中的創作不應被簡化為人與機器的二元競爭，而應重新理解為「人機共創」的合作模式。在此框架下，AI 不再被視為創作者的替代者，而是作為人類想像力的延伸與輔助。人類負責提出問題、設定方向與賦予意義，AI 則支援資料處理、形式擴展與生成操作，協助創作者實現其創意構想。這種互補關係有助於拓展創作的邊界，促使創作行為由單一個體的表達轉化為跨技術的人機協同實踐。

整體而言，從理性主義的邏輯推演，到經驗主義的資料學習，再到對原創性與語義理解的本質反思，共同推動我們重新思索「創作」的定義與邊界。在這樣的脈絡中，唯有在人類持續主導意圖與意義的前提下，並有效運用 AI 於形式與技術層面的潛力，才能實現真正以人為本的創意擴展，開啟人機共創的未來可能。

第四節 數位影像創作的創作邏輯與結構特性

數位影像創作工具以其多樣化的素材、特效與操作方式，使創作者得以超越傳統媒材的限制，開拓全新的藝術表現形式。例如，數位繪畫軟體如 Photoshop、Procreate，以及 3D 建模工具 Blender，不僅提供了無限的修改與拼貼可能性，更允許創作者融合圖像、影像、聲音等多種媒材，創造出跨媒介的整合藝術。這種技術驅動的創作方式，不僅擴展了藝術形式的操作維度，也重塑了作品的製作邏輯與審美體系。

Benjamin (1936) 在《機械複製時代的藝術作品》(*The Work of Art in the Age of Mechanical Reproduction*) 中，深入分析了複製技術對藝術「靈韻」(aura) 的影響。他指出，藝術品的「靈韻」源自其獨特性與歷史脈絡，而機械複製技術的普及則削弱了這種神聖性。在數位影像創作的語境下，這種轉變進一步深化：數位技術不僅使影像得以無限複製，更打破了實體媒材的單一性，使作品能在創作過程中被持續修正、拼接與擴展。這種「去物質化」特質，讓作品以數據形式存在，徹底改變了藝術的載體與傳播方式，並為理解數位影像創作中的可編輯性與可複製性提供了相關理論基礎。

Deleuze (1994) 在《差異與重複》(*Difference and Repetition*) 中提出「虛擬」(virtual) 與「現實化」(actualization) 的觀念，指出虛擬性是一種內含創造潛能的生成狀態，而非僅是未完成的實體。在數位影像創作中，這一概念尤為貼切：創作者可透過建模、動畫、合成等技術，逐步將概念化的視覺想法實作為多感官的呈現內容。從空間構圖、材質細節到時間的動態演繹，數位工具提供創作者極高的操控自由，使作品具備可變性與流動性，並得以在不同階段持續演進與更新。

數位影像不僅作為創作者的創作媒介，更透過開源社群與數位平台轉化為共享的文化資源與知識載體。開源軟體如 Blender 與 GIMP，以及平台如 ArtStation 與 Behance，促進全球創作者的互動與協作，形成去中心化的創作網絡。此種網絡型態呼應 Deleuze 所提出的「根莖」(rhizome) 結構，強調非線性、非階層的創作路徑與知識傳遞。數位影像作品往往不再具有單一作者或固定版本，而是在不斷轉譯與再製過程中生成多重意義與形式。

此外，Baudrillard (1981) 在《擬象與模擬》(*Simulacra and Simulation*) 中

所提出的「超真實」(hyperreality)概念，也為理解當代影像創作的敘事特性提供了有力視角。在媒體高度發達的環境中，數位影像創作不再只是對現實的反映，而是構建出一種「比真實更真實」的視覺經驗。例如，電影《阿凡達》中的潘朵拉星球或遊戲中的虛擬環境，皆為擬象技術的具體展現。創作者透過數位手法組構虛構場景與角色，運用視覺與聲音語言重新定義觀者的認知經驗，從而模糊了真實與虛構的界線。

Manovich (2001) 在《新媒體的語言》(*The Language of New Media*) 中從媒體技術的角度指出，數位影像具有模組化(modularity)、可變性(variability)與自動化(automation)等特徵，使創作過程更具彈性與複製性。基於其論點，本文認為隨著技術演進，當代生成式 AI 工具(如 DeepDream、DALL·E)可視為自動化特徵的延伸發展。這類工具透過演算法進行影像風格遷移、內容生成與視覺元素的自動補全，不僅降低創作門檻，也進一步強化了數位影像的操作靈活性與再現潛能。儘管此類 AI 應用並未出現在 Manovich 當時的討論中，其功能本質卻與其所界定的「自動化」概念高度一致，顯示出生成式 AI 工具可作為當代數位影像創作語言之合理延伸。

整體而言，數位影像創作不僅延續了藝術對形式與內容的追求，也透過數位技術的結構特性與平台機制，開啟了跨媒介、多層次的創作實踐。其操作自由度與結構彈性，不僅挑戰傳統藝術的邊界，也構築了當代表現語彙中一個高度模糊、持續生成的新場域。

一、數位影像創作的模組化特性

數位影像創作之所以展現出高度的表現力與應用彈性，主要來自其在技術與形式上的可塑性與模組化特徵。數位媒材提供極高的操作自由度，使創作者能對影像素材進行切割、融合、扭曲與疊合，實現多層次的組合與重構。Manovich(2005)指出，數位媒體的模組化(modularity)特性，使作品能被拆解為不同層級的構成單元，如背景、物件、角色與特效等，使創作者能針對各模組進行獨立調整、重組或再利用，而無須自零開始。這種創作模式類似於積木式操作，讓創作者能根據需求自由組合素材，快速衍生出全新的視覺內容。

模組化設計不僅提升了創作效率，也促進了數位藝術中的協作與再創作風氣。

Yoo (2012) 指出，模組化突破了傳統設計中「由上而下」的結構邏輯，轉而激發出更多元、分散與彈性的創作方式。當創作者能將影像元素拆分為可獨立操作的模組後，便能更精確地針對局部進行優化或替換，而不影響整體架構，特別適用於動畫製作、角色設計或互動場景建構等需要反覆編輯的應用情境。這種結構亦與當代數位藝術中的「重混文化」(remix culture) 密切相關，讓創作者能在原有素材基礎上進行延伸創作，進而拓展影像語言的表達方式。

整體而言，模組化不僅降低了創作門檻，亦賦予影像製作更大的靈活性與擴展性。透過模組化操作，數位影像創作逐漸擺脫傳統線性與整體式設計的限制，轉向可調整、可重構、可互動的創作形式，不僅強化了製作流程的效率，也開啟了更多跨域整合與實驗性表達的可能性。

二、數位影像創作的虛擬-實在特性

數位影像創作的一大特徵，在於其於虛擬與現實之間展現出高度的流動性與整合性。透過將實拍影像資料與電腦生成的三維圖像、特效或合成技術結合，創作者能夠模糊現實與虛擬之間的界線，打造出兼具真實感與視覺衝擊力的多維場景。這種技術結構使得數位創作突破了物理現實的限制，擴展了影像敘事與視覺構成的手法。

Bolter、Grusin (2000) 指出，新媒體的核心特性在於「重新媒介化」(remediation)，即在各類媒介之間進行再結構與再演繹的過程。他們進一步提出「直接性」(immediacy) 與「超媒介性」(hypermediacy) 的雙重邏輯：前者透過去除媒介痕跡來營造無縫式的沉浸體驗，例如虛擬實境中的擬真呈現；後者則強調媒介層層堆疊、資訊繁複與視覺感官的高度刺激，如互動式介面或多螢幕裝置，使觀者清楚意識到其所處的媒介環境。這兩種操作方式不僅為影像創作帶來不同層次的體驗設計，也促使觀眾在虛實交錯之間建構多重意義的感知結構。

延續此一脈絡，Slater (2009) 提出的「場所幻覺」(place illusion, PI) 與「可信性幻覺」(plausibility illusion, Psi)，則揭示了沉浸體驗的心理機制。前者使觀者感覺自己身處於一個虛擬建構的空間之中，後者則透過場景的敘事邏輯與互動回饋，增強觀者對該空間真實性的信任感。這兩種幻覺相輔相成，使

觀者在觀看或參與數位影像時，不僅產生如臨其境的空間感受，亦可能因內容設計而觸發情緒起伏或行為反應，進一步提升整體沉浸強度與感官參與度。

整體而言，數位影像創作透過虛實整合的操作邏輯與感知設計，打破了傳統媒材對空間、時間與真實性的限制，開啟了更具互動性與沉浸感的視覺創作場域。這種高度可塑與多層次的呈現形式，不僅改變了觀者對影像內容的認知模式，也促使當代數位藝術走向跨界整合與深度感知的新階段。

三、數位影像創作的生成特性

數位影像創作的一大特徵在於其生成性，展現出高度開放與持續變動的創作機制。Manning（2009）指出，創作歷程中的虛擬生成力量代表了一種未定型且持續演化的潛能。她以「生成」（becoming）的概念說明，數位媒體與虛擬技術並非單純的創作工具，而是積極參與於創作與經驗形構的媒介。這類生成性使得數位影像創作成為一種非線性、實驗性與過程導向的實踐，而非朝向單一成果的封閉流程。

在此脈絡下，數位媒體的創作價值不再侷限於再現預設概念或表達固定意圖，更關鍵的是其促發「關係的形成」與「形式的突現」。Manning 所提的「預加速」（pre-acceleration）與「彈性運動」等概念，即指出數位創作的動態本質與生成過程中不確定性所構成的潛在可能。此一創作模式強調不斷試探、調整與重構，使創作者得以在創作中探索未知，回應環境變化與素材特性，開展持續推進的藝術實驗。

此外，Boden（2004）所區分的三種創造力模型亦可進一步說明數位影像創作的生成機制：其一，「組合型創造力」（combinational creativity）強調在既有元素中重新排列與拼接，產生嶄新組合；其二，「探索型創造力」（exploratory creativity）著重於在特定創作邏輯下延伸與深化形式語彙；其三，「轉化型創造力」（transformational creativity）則在於徹底改變原有範式，開創前所未見的表達可能。這三種創造歷程在數位影像中常交錯並行，反映出創作並非單一路徑，而是多重生成力量的綜合運作。

因此，數位影像不應被視為固定不變的靜態成果，而是具備持續演化潛能的動態系統。作品可隨著創作者的構想調整、媒介條件更新或觀眾參與互動而不斷

重組，體現出數位創作的變動性與開放性。此一生成特性使數位影像在當代藝術與媒體實踐中扮演關鍵角色，不僅重塑創作者的工作邏輯，也為觀者提供更多元且流動的體驗形式，推動創作從「完成品導向」走向「過程導向」的創新轉向。

四、數位影像創作的跨媒體整合特性

數位影像創作展現出其在跨媒體與跨領域整合上的獨特潛力，成為當代藝術與科技融合的重要實踐場域。邱誌勇（2019）指出，數位媒體藝術模糊了傳統媒體之間的界線，透過對數據與資訊的重組與再結構，發展出多元文化語境中的創作手法與互動表達。數位影像不僅是技術應用的結果，更是突破傳統創作邏輯的平台，能有效整合圖像、聲音、動畫、互動界面等多種媒介，創造出複合式的藝術體驗。

與傳統媒材相較，數位影像具備更高的整合彈性與表現層次。賴玉釵（2015）指出，數位影像創作在多媒體整合方面展現出顯著潛能，特別是在重構敘事邏輯與擴展故事空間的實踐中。這種跨媒介的整合能力不僅拓寬了藝術家的創作手法，也為複雜概念與情感的視覺化提供了更具層次的表現路徑，使得藝術創作能在內容與形式上同步創新。

Vesna（2001）則從知識系統與方法論的層次強調，數位媒體已成為連結科學與藝術的重要橋樑。她指出，數位創作所依賴的，不僅是電腦與影像處理等工具層面的技術支撐，更涉及科學作為一種理性架構與系統思維的介入。透過數位媒體，藝術家能進入跨領域的對話場域，開展與科學家、設計師與工程師的協作實踐，共同構築融合實證與創造的「第三文化」，推動創作進入一種綜合性、互補性的新文化模式。

在此基礎上，Hayles（2002）提出「技術文本」（technotexts）概念，進一步指出數位媒體作品不僅融合了文字、圖像、聲音與動畫等符號系統，其創作本質也深受媒介技術與操作結構影響。這些作品往往透過連結性、動態演算與程式性互動建構敘事邏輯，超越傳統文學所能涵蓋的分析框架。Hayles 強調，媒介與物質性不再僅是表現的工具，而是創作的核心元素，促使讀者或觀者在媒介與文本之間的交錯中，重新思考內容的建構邏輯與意義產生方式。這種多媒介的整合特性，拓展了藝術表現的深度與寬度，也推動跨學科創作成為當代文化實踐的重要

趨勢。

整體而言，數位影像創作憑藉其高度的技術可塑性、虛實整合能力、動態生成邏輯與跨媒介操作性，不僅為創作者提供了多層次的創作平台，也促成藝術與科技的深度融合。這種跨領域的整合實踐，重新定義了文化生產與藝術創作的邊界，為當代媒體藝術注入更廣闊的想像空間與創新可能。



第五節 創作的認知過程與想像力的相互形構

創作（creative production）不僅是知識與技藝的展現，更關乎人們如何建構新的意義，並生成尚未存在於現實中的內容。創作是一種「產生原先未曾出現、具有文化價值成果的歷程」，其核心在於打破常規，提出嶄新的觀點或形式（Boden, 2004）。Craft（2005）亦指出，創作並非模仿或單純重組，而是一種「針對未知問題提出獨特回應的過程」。此一過程充滿不確定性與開放性，需仰賴創作者內在的想像力與判斷力，持續進行探索與創新。

若回到創作的動力來源，想像力（imagination）則可被視為創作歷程的核心推進機制。根據 Egan（1992）的觀點，想像力是一種結合認知與情感的心智能力，使人能超越眼前所見，建構可能性世界；而這正是創作所需的「超越現實」能力。Wittgenstein（1953）也曾強調語言與創作中的「語境想像」，指出人類能在有限的語言或圖像中體會無限可能，其基礎正來自於想像力在意義建構中的作用。由此可見，創作行為不僅依賴邏輯與技能，更深層地建立於對「可能世界」的預見與構想，亦即想像力的運作。

此外，從發展心理學的觀點來看，創作離不開想像力的驅動（Vygotsky, 2004）。Vygotsky 指出，創造的起點在於將既有的經驗與熟悉的元素重新組構為全新的概念，而這種重組能力正是想像力的核心表現。此一觀點凸顯出，創作並非僅是訊息的傳遞或技術的操作，更是一種涉及意義轉化與感知重構的複合歷程；而推動這一歷程的關鍵，正是想像力所賦予的能動性。

整體而言，在創作的脈絡中，想像力不僅是一種心理能力，更是一項結合認知運作、情感投射與文化詮釋的多維功能。它既是創作者回應問題的方式，也是一座實現創作意圖的內在橋樑，支撐創作從想法生成到具體實踐的全過程。

一、創作本質的哲學反思與生成式 AI 的角色定位

創作一直是藝術與哲學領域持續探討的核心議題，其內涵不僅涉及技術的展現，更深刻關聯到人類主體如何構思、轉化與表達世界。在生成式 AI 快速發展的當代，創作的本質面臨前所未有的挑戰與重構。當機器能夠產出語言、圖像、音樂等內容，我們不得不重新思考：創作是否僅是形式上的再現與排列，抑或是

一種根植於主體經驗、目的意識與情感流動的生成行為？

自古以來，哲學家即試圖理解創作行為的內在結構與其背後的心理運作。Plato（1992）透過「模仿」（mimesis）概念，將藝術視為對理念的再現，認為藝術作品僅是「模仿的模仿」，偏離真理的本質。從這角度來看，生成式 AI 所產出的作品，同樣可被視為對現實資料模式的再現，其創作行為更貼近模擬而非原創。

與此不同，Kant（1781）則在《純粹理性批判》（*Critique of Pure Reason*）中指出，創作離不開「想像力」的先驗綜合作用。他認為，想像力是結合感性經驗與知性概念的關鍵能力，能主動統合知識，使創作成為一種具能動性的理性建構。此處的「想像力」不僅是一種心理活動，更是一種創造性行動的基礎條件。相比之下，生成式 AI 的「創作」則基於機率分布與模式重組，缺乏人類在面對不確定情境下主動統整與建構意義的能力。

在現象學與存在主義的脈絡中，創作被進一步理解為一種與世界建立關係、探索本質的過程。Husserl（1913）認為想像力可用於「本質直觀」，幫助意識擺脫具象束縛，進行抽象思維；Merleau-Ponty（1962）則將創作視為對世界重新命名與賦義的過程。而 Sartre（1948）則強調，想像力的運作代表著人類自由意志的展現，是對現實的超越與可能性的實現。這些觀點皆指向創作不僅是結果的產出，更是一種源自自我意識、情感與目的導向的存在實踐。

進一步而言，若將創作定義為「在特定脈絡中，跳脫固有範式與規則，進而產出具意義與價值的表達形式」，則生成式 AI 是否具有真正創作能力，尚存在爭議。一派觀點認為，只要作品具備新穎性與價值，即可視為創造行為；但也有論者主張，創作必須涵蓋情感投入、目的意識與自我反思，這是 AI 尚難以具備的條件。

因此，生成式 AI 雖能模擬人類的創作過程，並在某些情境中為創作者提供靈感或內容草案，但其角色更適合定位為「創作輔助者」而非主體創作者。AI 所提供的選項與組合，能協助人類突破創意瓶頸，開啟新的探索路徑，但最終的創作判斷與價值建構，仍須回歸人類本身。

總結而言，創作作為一種人類特有的心理與文化實踐，融合了感知、情感、理性與價值判斷等多重面向，非單靠資料重組所能完全取代。在生成式 AI 日益

進入創作場域的當下，重新理解創作的核心條件，釐清人機之間的分工與界限，不僅有助於提升創作效率，更是維護創作倫理與主體性的關鍵所在。

二、創作歷程中想像力的階段性特徵與 AI 工具的對應比較

在探討人類創作歷程時，想像力扮演關鍵性的中介角色，其運作並非單一、線性的過程，而是一個涉及知識積累、潛意識加工、靈感生成與具體實現的複合機制。多位學者從不同理論觀點出發，描繪出想像力在創作中所展現的階段性特質，進而揭示創作歷程中認知與文化交互作用的動態結構。

Finke 等（1992）所提出的「創造性認知理論」（creative cognition approach）指出，創意產出源於對既有知識的結構化操作，而非純然的靈光乍現。他們提出「結構化想像力」（structured imagination）的概念，強調創作歷程始於對知識的系統性建構與組織，並進一步經歷潛意識加工與生成探索的循環。此理論將創作視為一種可分析的認知活動，突顯了知識基礎與思維結構對創造力的支持作用。

Hadzigeorgiou（2016）則從科學教育視角出發，補充指出想像力的發揮仰賴知識與潛意識的交互運作。他強調，知識的深度與靈感品質密切相關，而潛意識歷程則有助於突破意識邏輯的限制，促使概念重組與創新構想的浮現。這些過程也廣泛存在於藝術創作中，藝術家藉由熟稔媒材與表達語彙，得以在靈感乍現時迅速轉化為具象形式。

從社會文化觀點切入，Vygotsky 指出，想像力的發展深受文化環境與社會互動的影響（Vygotsky，2004）。他認為，兒童透過與成人與同儕的互動，內化社會行為模式與認知結構，逐漸形成具創造潛力的想像能力。這一理論亦可推及成人創作者，說明創作能力是在文化與經驗脈絡中不斷重塑與深化的結果。特別是在藝術或敘事實踐中，創作者往往透過想像力重組現實經驗，賦予其新的意義與詮釋。綜合上述觀點，人類創作中的想像力展現出以下幾項主要特性，如表 2-1 所示。

表 2-1 人類想像力與 AI 工具的差異彙整

階段	人類想像力的創作特性	對應生成式AI的能力特徵
知識積累	透過學習與經驗構建深層次知識結構，形成創作素材庫。	AI 依靠大量標訓資料訓練語言與圖像模式，知識來源外部依賴性高。
潛意識加工	於無意識層進行自由聯想與資訊重組，促進創新概念生成。	無主觀潛意識歷程，依賴演算法模型自動推演可能性組合。
靈感閃現	新概念突然浮現，常與情境、情緒或象徵意涵緊密相連。	無情境感知與情感觸發，生成結果來自統計抽樣。
結構化想像	在認知框架內建構具意義的創意構想，結合美學、倫理與目的性。	可模擬創作結構，但缺乏意圖與價值判斷的自覺性。
現實轉化	以想像方式重構現實經驗，賦予其新的意義與表達形式。	可生成變異結果，但不具備經驗導向與意義建構能力。
社會文化內化	創作歷程深受文化、語境與互動經驗形塑。	無文化內化與互動經驗，輸出受限於既有資料語境。
結果評估與再修正	對創作成果進行批判性思考、反覆修正與精煉。	可透過人類介入引導修正，但 AI 本身不具自我評估與調整能力。

資料來源：本研究彙整。

透過上述對比可以發現，人類的想像力具備主動性、能動性與文化情境適應性，能在不確定條件下進行創造性重構，並融合個體經驗與情感動機；而生成式 AI 雖在資料整合與樣式模擬上具備高效能力，但其創作行為仍受限於機率運算與資料結構，缺乏真正的創作意圖與主體性。

因此，在創作應用中，生成式 AI 更適合被視為「外部認知輔具」，其作用在於提供內容生成的參考素材與啟發方向，而非完全取代人類的創造行為。唯有透過理解人類想像力的本質特徵與生成式 AI 的機制限制，方能合理配置兩者的互補關係，進而提升創作實踐的深度與多樣性。

三、數位影像創作中的想像力歷程與 AI 工具的協作對應：以 Wallas 的創作四階段模型為基礎

在數位影像創作中，想像力作為核心驅動力，促使創作者探索超越現實的視覺可能性，並將抽象概念轉化為具體可感的視覺形式。Manovich 指出，數位技術的模組化與可變性賦予創作者更大的創作自由，使複雜場景得以模擬與實現

(Manovich, 2001); Treadaway (2004) 亦強調，數位工具支援創作者建構自然界難以觀察的景象，促進視覺語言的延伸與跨媒介表現的發展。

隨著 AI 技術的融入，數位影像創作的可能性進一步擴展。AI 不僅作為創新工具，更通過生成式方法重新塑造創作流程，從而影響創作者與技術之間的互動模式 (McCormack 等, 2019)。為探討 AI 與人類如何在想像力運作中協作，本研究結合 Wallas 所提出的創作四階段模型，以進一步探討 AI 工具於數位影像創作中的功能定位，並對應創作歷程中各階段的想像力發展。

在準備階段 (preparation)，創作者透過知識的累積，為後續的創意歷程奠定認知基礎。此階段對應於想像力歷程中對資訊與素材的吸收與整理，強調觀察、學習與資料彙整的過程。根據 Smith、Ward (2012) 所指出，個體透過系統性的學習、觀察與經驗累積，得以建構豐富的知識庫，成為想像力發揮的重要依據。此外，Finke 等所提出的「生成探索模型」(geneplore model) 亦強調，知識素材的豐富性是創意生成的前提，為後續階段提供必要的參考與靈感來源 (Finke 等, 1992)。

在此階段，AI 工具可作為資料收集與整理的輔助者。例如 Krizhevsky 等 (2012) 展示了深度卷積神經網絡 (CNN) 在大規模影像分類中的應用，顯著提升了資料的分析與分類效率，為視覺資料庫的建構奠定基礎。實務上，創作者可透過此類 AI 工具 (如基於 CNN 的影像搜尋系統)，快速取得符合特定主題或風格的參考影像。例如，輸入「復古科幻城市」等關鍵詞，AI 即可自資料庫中提取相符圖像，並附加標籤、解析其構圖與視覺元素，協助創作者整理並拓展其視覺語彙。此一過程能有效補足記憶與經驗的不足，並提供多樣化的創作素材。然而，其應用成效仍可能受限於資料庫的規模與內容多樣性。

在醞釀階段 (incubation)，創作歷程進入無意識處理的階段，個體在潛意識層面重新組合既有知識，進行概念聯想，逐步形成新的創意雛形或聯結 (Smith、Ward, 2012)。此一潛意識中的概念重組與非線性思考，有助於打破慣性思維，激發具創新性的連結 (Wallas, 1926)。AI 模型如生成對抗網絡 (GAN)，透過學習大量資料特徵，自動生成嶄新的視覺內容，為創作者提供靈感來源。Goodfellow 等所提出的 GAN 架構，透過生成器與鑑別器的對抗訓練，可產生高度真實感的圖像 (Goodfellow 等, 2014)；後續如 Radford 等 (2015) 所發展的深度卷積 GAN

(DCGAN)，則進一步提升了生成圖像的創意性與結構多樣性。在此階段，創作者的角色偏向於與 AI 共同探索與篩選潛在的視覺可能性。例如，輸入「海洋」、「金屬」、「透明」等概念後，AI 可能生成一幅呈現透明金屬結構的水下城市圖像，展現資料重組後的視覺表現。這樣的過程體現了創作者與 AI 之間初步協同探索的關係，雖然 AI 所提供的內容尚非最終成果，卻為創作思路的開展提供了初步基礎。

當創意思考逐步深化並進入靈感階段 (illumination)，AI 可協助將內在心象具體化與視覺轉化。在此階段，創作者原本模糊的概念逐漸清晰，並轉化為初步的視覺草圖或構圖方案，展現直覺與想像力的交互運作，促使心象逐步成形。內在的視覺表徵與抽象概念日益具體，進而發展為明確的心智圖像或創意輪廓 (Finke 等，1992)。AI 透過即時生成與風格遷移等技術，能有效將創作者的抽象構想視覺化，並提供即時回饋以促進構想的具體化。Gatys 等 (2016) 所提出的風格遷移技術，可將特定藝術風格套用至目標圖像，產生具有新意的視覺效果。例如，當創作者試圖融合自然景觀與現代藝術風格時，AI 可迅速呈現多樣化的色彩與構圖方案，進而啟發創作思路。這類工具提供一個具備即時互動的創作平台，使創作者得以不斷調整方向與驗證構想；ControlNet 等進階工具，更支援對姿勢、構圖線條與細節的細緻控制，使 AI 生成內容能更貼近創作者心中的視覺藍圖。

當創作進入驗證階段 (verification)，AI 則轉為擔任後製優化與成果實作的技術輔助者。此階段的關鍵在於將心象轉化為具體形式，如藝術作品或問題解決方案，從而完成整體創造歷程 (Ward 等，1997)。Runco、Chand (1995) 進一步指出，此階段不僅包含將構想付諸實踐，亦涵蓋對創作品質的審視與修正。AI 技術在此發揮實作支援的功能，例如 Huang、Belongie (2017) 指出，AI 可應用於影像風格轉換與細節增強，協助完成影像修復、渲染與調色等任務。例如，當創作者輸入草圖後，AI 可透過智慧上色與自動補足細節的方式，迅速生成接近最終成果的圖像；若需進一步調整光影或色調，AI 亦能即時回應，協助完成視覺優化。此類功能大幅提升創作效率，然而創作者仍需掌握參數設定與風格方向，以維持對作品的主導權，確保最終成果忠實呈現其創作初衷。

整體而言，AI 在數位影像創作中參與了想像力歷程的各個階段：在知識累

積階段擔任資料整合者，在潛意識醞釀階段作為靈感觸發者，在心象成形階段協助視覺具象化，在成果實現階段則扮演技術執行者的角色。此一協作機制不僅呼應了 Wallas 所提出的創作四階段模型，也體現了創作過程中「人主導、機輔助」的核心原則。

然而，誠如前述所探討，儘管 AI 可有效提升創作效率並拓展靈感，其創意貢獻仍受限於資料基礎與使用者輸入的品質。因此，AI 應被視為創作歷程中具有潛力的協同工具，而非創作者本身。為更清楚呈現 AI 在各階段中的角色定位與功能應用，相關對應關係詳見表 2-2 與圖 2-1 所示。

表 2-2 創作階段與 AI 應用的對應關係

階段	內容說明	AI 應用的對應關係
知識積累	透過學習和經驗累積知識，為想像力提供素材。	● AI 技術協助快速獲取並整理視覺資料。 ● 用深度卷積神經網絡（CNN）分析與分類影像，為資料庫應用奠基（Krizhevsky 等，2012）。 ● 提供結構化影像參考與標籤，支援視覺語彙擴展。
無意識處理	在潛意識中重新組合已獲得的知識，形成新的聯想。	● 生成對抗網絡（GAN）基於數據生成新影像，提供創意可能性（Goodfellow等，2014）。 ● 通過深度卷積GAN生成新穎視覺組合，供創作者篩選靈感（Radford等，2015）。
心象形成	創意突然浮現在意識中，形成具體的構想。	● 即時圖像生成與風格遷移技術提供視覺回饋，將抽象概念轉化為具體影像（Gatys等，2016）。 ● 透過文本生成圖像模型結合 ControlNet，可提升圖像生成的視覺準確性。
想像力實現	將想像轉化為具體的作品或產出。	● AI 支援影像修復、渲染與調色等操作，提升技術效率（Huang、Belongie，2017）。 ● 創作者通過軟體工具提升效率與創作自由度。

資料來源：本研究彙整。

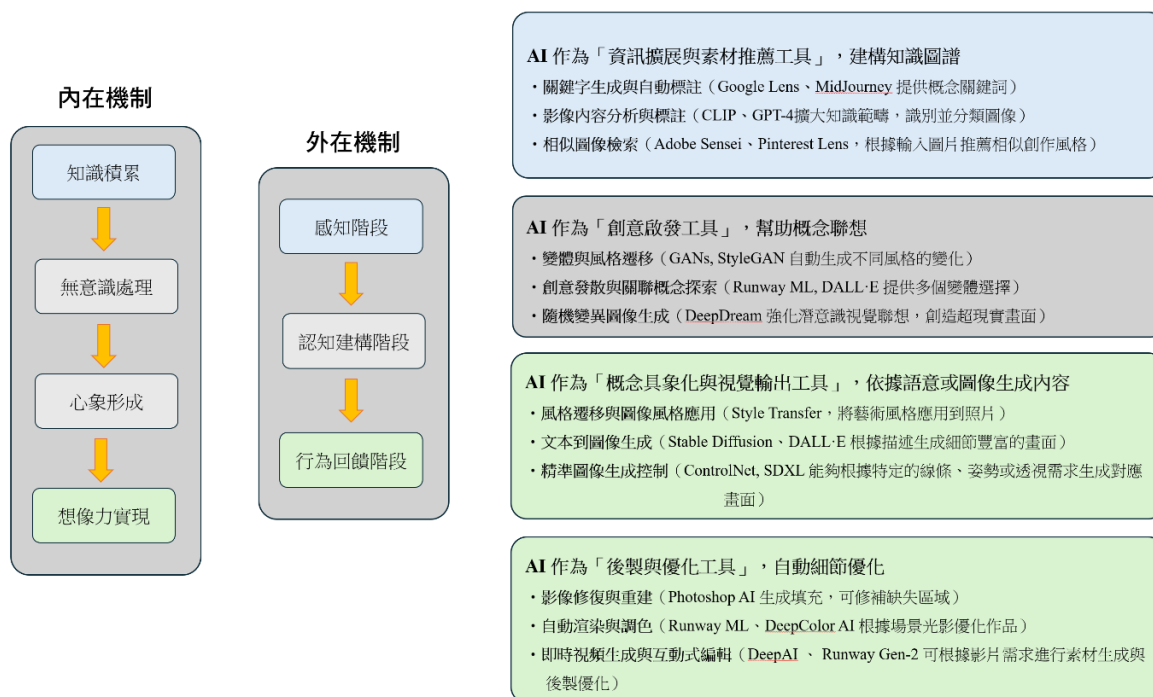


圖 2-1 創作過程與 AI 工具應用之對應關係

資料來源：本研究繪製。

另外，為探討 AI 與創作者在整體創作系統中的角色定位與功能分工，本研究歸納想像力歷程與 AI 工具之間的功能對應，如表 2-3 所示：

表 2-3 想像力與 AI 的關係彙整

分類	想像力歷程觀點	AI 工具對應角色
核心關注點	• 內在心象生成與主觀體驗。 • 人類創造力的內在歷程。 • 支援創意生成與問題解決。 • 豐富內在心象、提升創作效率。	• 激發並豐富內在心象。 • 協助轉化抽象概念為具體成果。 • 支援不同階段的視覺實踐。
相似階段	• 知識累積。 • 無意識處理。 • 心象形成。 • 想像力實現。	• 提供資料與參考。 • 生成內容。 • 激發靈感。 • 協助具象化與作品完成。
功能分工	• 著重內在創造歷程 (如心象建構與意象表達)。 • 創作者負責構思、風格判斷與主體詮釋。	• 作為輔助工具提供外部支持 (技術、資料、效率)。 • 不取代創作者主體性，而是協助其轉化與優化。

資料來源：本研究彙整。

第叁章、研究設計與實施

本研究旨在探討生成式 AI 技術於數位影像創作中，對不同創作者在人機互動與想像力表現上的影響差異，並進一步分析 AI 工具在創作歷程中的定位與價值。實驗流程的設計與實施，如圖 3-1 所示。



圖 3-1 實驗流程圖

資料來源：本研究繪製。

第一節 研究方法

本研究之設計與流程安排，將依序說明研究階段劃分、AI 創作工具設定、研究對象類型與交叉分組方式、研究條件設定、研究假定建構，以及資料收集與分析方法等面向，以系統性呈現本研究整體設計架構與執行脈絡。

一、研究階段

(一) 第一階段

本研究透過「實驗室參訪」、「實驗室實習課程」及「AI 創作工作坊」三種途徑招募創作者，共計招募 35 位來自不同領域的大學生與研究生參與。招募流程與知情同意溝通策略詳見表 3-1。

表 3-1 創作者招募渠道

渠道	分類標準
實驗室參訪導引	透過實驗室參訪活動，現場實機演示 AI 工具與專業設備的實際應用案例，系統性地向潛在參與者闡述「探討 AI 協作對跨領域創作影響」的研究目標，並提供完整的研究簡介手冊與相關影像紀錄供參閱，以確保參與者充分理解研究內涵。
實習課程整合	與相關學院合作開設為期一學期的實習課程，在課程初始階段由研究者進行兩場次的研究說明會，詳細闡述實驗各階段任務（包含 AI 繪圖、影像生成、音樂創作及 3D 建模等工具之應用）、預期研究成果，以及實習成果的具體應用方式與學術價值。
工作坊培訓機制	舉辦系列 AI 創作工作坊，內容包含：(1) AI 工具於跨領域創作中的創新應用、(2) 實驗室專業設備的操作、(3) 現場體驗，讓參與者能夠實際接觸並理解 AI 在不同創作領域的潛力與可能性。

資料來源：本研究彙整。

本研究的招募流程設計，參考 Kolb (1984) 所提出的經驗學習理論與 Deci、Ryan (1985) 的自我決定理論 (self-determination theory, SDT)，透過多元沉浸式學習活動，如實驗室參訪、實習課程與創作工作坊，幫助參與者在實作中理解研究目的，進而激發其內在動機與創造力表現。

此外，為確保研究倫理的遵循，本研究依據 Beauchamp、Childress (2013) 提出的研究倫理四原則，在招募過程中實施完整且清楚的知情溝通，確保參與者基於充分理解與自願意願下參與，從而建立具備高度投入度的創作者群體。

（二）第二階段

本階段透過與創作者的深度討論，引導其依據個人興趣與想法發展具備獨特性的影片內容。根據 Bruner（1986）所提出的「敘事建構理論」，敘事是人類理解世界與表達自我的重要方式，透過故事創作能有效激發創作者的內在動機與想像潛能。McAdams（1993）進一步指出，個人敘事有助於深化自我認知，並促進創造性思維的展現。透過開放且多元的敘事創作模式，創作者得以從自身經驗出發，發展具個人風格的內容，進而降低創作門檻、提升投入感與創作品質。

為確保實驗數據的一致性與可比較性，本研究統一設定創作主題為「個體的獨特性與群體的同一性」。此主題回應 Erikson（1968）在其「心理社會發展理論」中所指出的關鍵命題：個體在社會環境中經常面臨身份認同與角色衝突的挑戰，這些挑戰是心理發展的核心歷程之一。透過此主題，本研究引導創作者反思個體如何在群體中維持獨特性，同時建構對集體的認同與適應，呼應 Erikson 對於個體與社會互動關係的觀點。另一方面，Jung（1959）的「集體無意識」理論則指出，個體的心理狀態與群體所共享的集體記憶密切相關，為創作者提供了從個人經驗中探索群體聯繫的靈感來源。因此，本研究鼓勵創作者以故事形式整合情節、角色與環境等元素，強化其聯想能力與發散性思維，同時維持主題上的一致性。

在創作工具選擇方面，為維持實驗過程的公平性與數據分析的準確性，本研究原則上限制可使用的 AI 工具範圍，以避免不同工具對創作歷程與成果產生干擾。考量參與學生的經濟條件不一，且多數 AI 工具需付費，研究者將主動提供必要資源，並協助協調功能與操作流程相近的替代工具，確保所有參與者皆能順利完成創作。同時，亦需確保所使用工具之生成邏輯與輸出品質不會對實驗結果造成顯著偏差，相關 AI 工具的使用範圍與分類標準如表 3-2 所示。

表 3-2 AI 生成工具

類別	工具	分類標準
圖像	DALL·E 3	提供影片中的視覺素材。
文字腳本	ChatGPT	協助發展故事架構與文字腳本。
動態影像	Runway	支援動態影像的生成與後期處理。
3D 模型	Meshy	提供 3D 模型的快速生成與編輯功能。
音樂生成	Suno	提供背景音樂與音效的生成與調整。

資料來源：本研究彙整。

在技術支援層面，研究者將根據創作者提出的主題與內容構想，評估其在數位影像製作中的可行性，並提供必要的技術協助。此設計理念參照 Vygotsky(1978) 所提出的「最近發展區」(zone of proximal development, ZPD) 理論，強調在適切支持與引導下，學習者得以突破原有能力限制，發展出更高階的創作表現。

因此，研究者在本研究中僅扮演「促進者」角色，避免直接介入創意構思過程，讓創作者得以在自主探索中逐步強化其創作能力與工具應用技巧。

此外，本研究亦參考 Amabile (1983) 所提出之「創造力構成要素理論」(componential theory of creativity)，該理論指出，當創作者處於具備高度自主性且無外在壓力的環境中，更能激發原創性，並產出高品質的創意成果。基於此，本研究設定為期兩個月的創作期，期間創作者可自由與研究者討論技術層面的問題，惟研究者不涉入其創意發想與內容決策。此一安排亦參照 Deci、Ryan (1985, 2000) 提出的「自我決定理論」(self-determination theory, SDT)，強調當創作者感受到自主性與勝任感時，其內在動機將顯著提升，進而促進創造力的展現。因此，本研究的指導策略將聚焦於技術支援，避免對創作內容產生干預，以維持創作者在整體創作歷程中的主動性與表現自由。

總體而言，為確保實驗結果的可靠性與效度，本研究原則上採取主題統一與工具限制策略，以利控制研究變因。然而，在不影響創作流程與數據一致性的前提下，亦彈性開放功能與操作方式相近的替代工具。此設計不僅提升參與者的可及性與創作彈性，也有助於觀察不同創作者在相對公平且自主的環境中，如何運用技術資源展開創作，進而分析其創作歷程與能力成長。

(三) 第三階段

本研究的資料蒐集涵蓋量化與質化兩個面向。在量化部分，邀請參與數位影像創作的學生填寫量表，並透過 Google 表單進行資料回收，以系統化方式彙整其回饋意見，作為後續分析之基礎。

質化部分則採取多元策略，包含創作歷程的現場觀察，以及針對學生創作者與業界專家的半結構式訪談。為提升質性資料之深度與代表性，研究者特別邀請八位學生創作者進行半結構式訪談，並進一步納入來自數位影像創作領域之業界專家，以蒐集更多具實務性與專業性的觀點。此類訪談設計採「適度引導、保留

自由表達空間」原則，期能兼顧資料的深度與多樣性。

此外，本研究亦運用觀察法，直接記錄學生於創作過程中的行為、操作方式與工具互動情形，藉此具體掌握其創作模式與可能遭遇的挑戰。觀察結果將與問卷資料與訪談內容交叉參照，以建構更立體、綜合性的分析視角。

有關量表選擇、信效度評估方法，以及半結構式訪談之實施流程與觀察重點，將於後續「研究工具」一節中詳加說明。

二、AI 創作工具

（一）AI 繪圖工具

DALL·E 3 作為當前生成式 AI 繪圖工具的代表工具之一，其主要生成模式包含文字生成圖像（Text-to-Image）與圖像生成圖像（Image-to-Image）。在文字生成圖像模式下，使用者僅需輸入具描述性的文字提示，模型便能依據提示生成視覺上連貫且細節豐富的平面圖像，尤其適合不具備專業繪圖基礎的使用者。圖像生成圖像功能則允許使用者上傳參考圖像，並結合文字提示進行創意修改，能在保留原圖基本結構的基礎上調整細節或風格。此外，部分工具（如 Stable Diffusion 的 Inpainting 功能）支持對生成圖像進行局部編輯，讓使用者能針對指定範圍進行精細的修改，提升圖像品質與創作靈活度。

這些工具的操作界面設計簡單直觀，使用者能以自然語言進行創作，並透過即時生成的圖像反饋進行多次迭代調整，同時內建的多樣化風格選項（涵蓋如藝術風格、攝影風格等多種視覺呈現）亦能滿足不同設計需求。然而，這類生成工具的應用亦伴隨一定風險，諸如生成結果可能因模型對抽象概念或複雜空間關係的文字提示理解能力有限而出現不一致性。此外，模型可能因參考訓練數據中來源複雜的素材而涉及潛在的版權爭議，對於商業應用或公開展示需謹慎考量。硬體需求則是另一潛在限制，特別是本地運行工具如 Stable Diffusion，可能對具備一定影片隨機存取記憶體（VRAM）的高性能獨立 GPU 依賴較高，進一步影響普通使用者的使用體驗。

本研究原則上採用文字生成圖像模式，其選擇原因在於能有效降低創作參與的專業門檻，相較於手繪等操作，創作者僅需具備語言表達能力，即可完成創作。

此外，文字生成圖像的操作過程快速，且提示詞可精確記錄，便於後續的實驗重複與結果比較，從而確保研究的可靠性與再現性。此模式亦能使研究更精確地聚焦於語言提示與圖像生成之間的相關性，進一步探討如何透過語言有效地傳達創作意象，切合本研究以創作意象傳達效果為核心的研究目標。

（二）AI 影像生成工具

Runway 是一款專注於影像與動態媒體創作的生成式 AI 工具，以其即時影像生成與多樣化的編輯能力著稱，尤其適合敘事性內容的快速視覺化。其功能涵蓋文字生成影片（Text-to-Video）、圖像生成影片（Image-to-Video），並提供風格轉換、物件編輯、運動效果等多種 AI 工具，為使用者提供了極大的便利性與創作潛能。在文字生成影片模式下，使用者僅需輸入清晰且具體的文字提示，系統即可根據描述生成初步的影片片段，適用於快速創建宣傳短片、故事板、動畫草稿或實驗性的視覺敘事。圖像生成影片功能則允許使用者上傳靜態圖片，並透過 AI 賦予其連續的動態效果，有效增強靜態圖像的表現力，例如將照片轉換為緩慢移動的視覺片段。

然而，Runway 的應用同樣存在潛在風險與限制。生成影片的品質和符合程度高度依賴輸入提示的清晰度、具體性以及關鍵詞的選擇，模糊或多義性的提示可能導致生成結果偏離預期。此外，AI 生成內容的版權歸屬仍是複雜的法律議題，生成影片可能涉及使用訓練數據中的影像素材，商業應用需謹慎評估潛在的版權風險。生成高分辨率、長時間或包含複雜視覺效果的影片可能需要大量的運算資源，考驗硬體性能和生成時間。此外，目前 AI 在生成複雜敘事時，影片的連貫性、邏輯性和物理真實性可能仍有待提升。

本研究原則上採用文字生成影片模式，其選擇原因在於此模式能顯著降低影片創作的技術門檻，創作者僅需透過語言表達創意構想，即可快速生成初步的視覺化結果，無需掌握專業的影片剪輯、特效製作或動畫技能，更專注於概念的視覺呈現與敘事探索。

（三）AI 3D 模型生成工具

Meshy 作為 AI 驅動的 3D 建模工具，提供多樣化且直觀的功能，能透過文

字或圖像提示生成基礎 3D 模型，為使用者創作 3D 資產提供了便捷且高效的解決方案。其操作主要涵蓋文字生成 3D 模型（Text-to-3D）與圖像生成 3D 模型（Image-to-3D）兩種方式，適應不同創作者的需求。在文字生成 3D 模型模式中，使用者僅需輸入簡潔的文字描述，例如「一把木製椅子」或「帶屋頂的簡易房屋」，Meshy 即可生成符合描述的 3D 模型，並自動完成基本的拓撲結構與 UV 貼圖設定，適合快速創作概念模型或進行初步設計。而圖像生成 3D 模型功能則允許使用者上傳參考圖像，工具將根據圖像外觀生成相應的 3D 模型，適合將 2D 設計或草圖轉換為三維形式，滿足更細緻的設計需求。

Meshy 的操作介面設計直觀，使用者可直接通過文字輸入框或拖放圖片開始創作，並支援即時預覽生成的模型。此外，Meshy 提供基本的模型編輯功能，例如調整比例、簡單變形與材質更改，讓使用者能進一步完善模型細節。對於初學者而言，其學習曲線平緩，能快速上手並專注於創意表達，無需掌握繁瑣的建模軟體操作。

然而，Meshy 在應用中也存在潛在的局限性。生成模型的細節豐富度和幾何精度可能受到輸入描述的清晰度以及工具內建模型庫的限制，難以滿足高度專業化或需要精確工程細節的建模需求。其次，其自動生成的 UV 貼圖與拓撲結構雖適合基礎應用，但在進行高品質渲染或遊戲引擎導入時，可能需進一步優化。此外，生成模型可能涉及訓練數據中的素材，需注意可能的版權風險。同時，對於大型或複雜模型，生成時間可能較長，甚至出現運算瓶頸。本研究原則上採用文字生成 3D 模型方式，主要是因為此模式能夠顯著降低 3D 創作的技術門檻，使得非專業人士也能僅憑語言描述參與到 3D 模型的生成過程中，更側重於概念的可視化和創意的快速表達。

三、研究對象與交叉比較類型

本研究以大學生與研究生為研究對象，涵蓋來自大學表演藝術研究所、實驗室工作坊及微學程實習的學生，樣本總計 35 人。為全面探討生成式 AI 在創作過程中的影響，所有參與者將分組進行影像創作，共分為 4 組，每組成員皆涵蓋不同背景與經驗程度的學生，以確保研究的多樣性與代表性。

首先，樣本的多樣性是確保研究結果外部效度的關鍵因素(Cohen 等,2018)。

本研究納入表演藝術類、語文教育類及傳播與設計類學生，透過多元的專業背景，全面反映生成式 AI 在不同領域中的應用效果。根據 Biggs (2003) 的學科分類理論，不同學科背景的學生在創作過程中會展現獨特的思維模式與技能應用，這不僅豐富了研究視角，也有助於深入評估生成式 AI 的影響。

其次，團隊合作在跨領域創作中扮演重要角色。Kirschner 等 (2006) 指出，團隊合作能促進知識共享與技能互補，特別是在跨領域的情境中。因此，本研究將學生分為四組，每組皆混合不同背景與經驗程度的成員，以模擬真實的跨領域創作環境。此外，認知負荷理論亦支持此設計，Sweller (2011) 指出，異質性成員的組合有助於降低個體的認知負荷，並能激發更多創意發想與問題解決策略。

在技術工具的應用層面，Amabile (1996) 的創意組成理論指出，技術工具對創意歷程與成果品質具有關鍵影響。本研究引入生成式 AI 工具，評估其在不同經驗背景學生中的應用效益。另根據 Bandura (1977) 自我效能理論 (self-efficacy theory)，技術熟練度與專業知識的結合可顯著提升個體的創作效能。因此，本研究特別關注生成式 AI 在專業與非專業學生間的應用差異，探討技術工具如何補足或強化不同背景學生的創作能力。

最後，在樣本設計方面，依據 Cohen (1988) 所提出的統計功效分析，35 人的樣本規模足以檢測中等效應大小，提升研究結果的信度。此外，Pallant (2020) 亦強調，詳實呈現樣本背景資訊有助於強化研究解釋力與完整性。本研究綜合上述原則設計樣本，並提供實證資料，作為未來創作教育與技術應用的參考依據。研究樣本基本資料如表 3-3 所示。

表 3-3 學生樣本科系分配表

系所類別	細分系所	人數	百分比	性別分佈 (男/女)
表演藝術類	表演藝術學系	10	28.6%	3 / 7
語文與教育類	語文學系	6	17.1%	2 / 4
	語文教育學系	6	17.1%	3 / 3
傳播與設計類	傳播設計學系	5	14.3%	2 / 3
	視覺傳達學系	4	11.4%	2 / 2
	數位媒體設計學系	4	11.4%	1 / 3
總計		35	100%	13 / 22

資料來源：本研究彙整。

（一）研究對象的雙維度分類框架

為確保研究設計的嚴謹性與分類標準的明確性，本研究參照刻意練習理論（Ericsson、Charness，1994）與技能獲得模型（Dreyfus、Dreyfus，1980），將創作者依據「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩個獨立維度進行交叉分類，以探討背景與技術熟悉度對敘事影像創作中人機互動模式的影響，並降低單一變項所帶來的混淆效應。

首先，「影像創作專業背景」指個體在影像創作領域中所接受的正式教育、專業訓練與相關實作經驗。其核心能力包含：Lupton（2011）對視覺敘事之探討（即運用視覺元素建構故事的能力）、Wong（1993）對構圖與光影運用的分析、Brown（2009）對創意思維的詮釋、Norman（2013）對視覺傳達的機制理解，以及影像處理軟體（如 Photoshop、After Effects）之操作技能等。

根據 Ericsson、Smith（1991）的觀點，專業創作者憑藉深厚的領域知識與問題解決能力，能有效整合經驗進行創意表達。Bransford 等（2000）亦指出，專業知識需透過長期教育與實踐累積，非短時間內可快速習得；Mumford 等（1997）則發現，具專業背景者通常傾向採取結構化策略進行問題建構與資訊整合，有助於提升創作成果的原創性與品質。

相對地，「AI 工具熟悉度」則指個體對生成式 AI 工具（如 MidJourney、DALL·E）之操作熟練程度與使用經驗，具體涵蓋提示詞優化、參數設定、風格控制與生成結果的迭代調整等技能。根據科技接受模型（TAM）（Davis，1989），技術接受度主要取決於其「易用性」與「有用性」，而非使用者的專業背景。Lankshear、Knobel（2008）亦指出，數位工具操作能力可獨立發展，與學科知識不具必然關聯；當工具功能與使用者技能匹配時，創作表現將顯著提升（Goodhue、Thompson，1995）。

由此可見，影像創作能力與 AI 工具操作能力本質上屬於獨立而互補的面向。前者著重於創意構思與視覺語言的專業表達，後者則強調生成技術的掌握與參數調控。因此，熟悉 AI 工具者未必具備影像創作能力，具影像專業背景者亦未必擅長 AI 工具操作。

進一步而言，Harrison、Rouse（2014）指出，未受專業訓練者因缺乏既定框

架，反而可能展現更具發散性的創意思維；而專業創作者則多仰賴過往經驗進行有系統的創作規劃，此亦反映不同背景創作者在與 AI 工具互動過程中的策略差異。

此外，創意成分理論（componential theory of creativity）亦提供理論支持。該理論指出，創意表現源自三項構成要素：領域相關技能（domain-relevant skills）、創意相關過程（creativity-relevant processes）與任務動機（task motivation）。其中，領域技能包括知識與技術基礎；創意過程涵蓋問題定義、發散性思維與解決策略；任務動機則強調內在驅動力對創作成果的影響（Amabile, 1983, 1996）。此理論與生成式 AI 輔助創作的場域高度契合，說明即便技術可提供支援，創作本質仍根基於創作者的認知策略與動機狀態。

綜合上述觀點可推論，「影像創作專業背景」可能顯著影響創作者對視覺語言、構圖與敘事的掌握程度；而「AI 工具熟悉度」則可能影響其對工具功能的依賴程度、創作方法的選擇，以及對 AI 生成內容的適應與應用策略。

因此，為明確掌握這兩種能力交織下的人機互動特性，本研究依據「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩項指標，將研究對象區分為四種類型，並針對每一類別進行明確定義。各類型創作者的分類依據與界定詳見表 3-4。

表 3-4 研究對象的分類標準

分類維度	定義	分類標準
影像創作專家	具備數位影像創作相關的專業學習與實作經驗，符合刻意練習理論與技能獲得模型。	● 修讀至少兩年數位影像創作、視覺敘事、動態影像或多媒體創作等課程。 ● 參與過專業影像創作專案或展示作品（如短片、攝影展、動畫作品等）。
非影像創作專家	未接受系統性數位影像創作訓練，缺乏專業學習與實作經驗。	● 未修讀相關課程。 ● 僅有基礎的影像編輯或多媒體工具使用經驗（如簡單的影像剪輯或修圖）。
AI 工具熟悉者	對生成式 AI 工具（如 MidJourney、DALL·E 等）有較高熟悉度，能熟練運用於創作。	● 經常性使用生成式 AI 工具，具備高度操作熟練度。 ● 能獨立完成進階功能設定、參數調整與創作流程最佳化，具備實務應用能力。

非 AI 工具熟悉者	對生成式 AI 工具不熟悉，僅有基礎或無使用經驗。	● 沒有或僅極少使用 生成式 AI 工具，應用範圍受限。 ● 主要依賴傳統多媒體工具進行創作，對 AI 生成技術的應用尚屬初步階段。

資料來源：本研究彙整。

進一步的，依據前述的「任務科技適配模型」(task-technology fit model)，使用者的技能與技術工具之間的匹配程度，會顯著影響其創作表現與滿意度 (Goodhue、Thompson, 1995) 當個體的能力與工具功能高度契合時，創作流程更為順暢，成果亦較具品質與效率；反之，若兩者不符，則可能導致操作低效或產生挫折感。

本研究據此理論出發，將「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩個維度，透過交叉分類方式建構四種類型之創作者群體。此四類型不僅對應能力與技術高低的不同組合，也能具體驗證本研究關注之核心議題：即生成式 AI 工具在不同創作者條件下，如何影響其創作行為、人機互動策略與成果表現。各分類維度與樣本分布如表 3-5 所示。

表 3-5 研究對象的交叉比較類型與樣本數量分配

分類維度	驗證面相	樣本數量	個別學生人數
影像創作專家+ AI 工具熟悉者	驗證「具備影像專業背景且熟悉 AI 工具」者，是否能在創作歷程中有效結合人機互補優勢，展現高品質創意成果。	8	傳播設計學系：3 人 視覺傳達設計系：2 人 數位媒體設計系：2 人 表演藝術學系：1 人
影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者	驗證「有影像專業但 AI 操作不熟」者，在創作歷程中是否受限於技術門檻，造成創作策略轉變，進一步觀察 AI 介面對其學習或創作效率的影響。	7	傳播設計學系：2 人 視覺傳達設計系：1 人 數位媒體設計系：2 人 表演藝術學系：2 人
非影像創作專家+ AI 工具熟悉者	驗證「缺乏影像背景但熟悉 AI 工具」者，是否能藉由 AI 技術輔助進行視覺敘事創作、補足構圖或故事結構能力。此組有助於檢視「AI 是	7	語文學系：2 人 語文教育學系：2 人 視覺傳達設計系：1 人 表演藝術學系：2 人

	否能降低非專業者創作門檻」的假設。		
非影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者	驗證「無影像背景也不熟 AI 工具」者，在 AI 協作創作任務中面臨的挑戰與需求，揭示其可能需要的介面設計支援、教育訓練或教學引導。	13	語文學系：4 人 語文教育學系：4 人 表演藝術學系：5 人

資料來源：本研究彙整。

首先，樣本來源的多樣性是提升研究外部效度不可或缺的因素（Cohen 等，2018）。本研究的「非影像創作專家 + 非 AI 工具熟悉者」組別，能夠反映缺乏專業知識與技術熟練度的學生在創作過程中可能面臨的挑戰，從而提供更全面的數據支持。

其次，依據統計功效分析結果，針對中等效應量（Cohen's $d = 0.5$ ），每組至少需配置 7 至 8 名樣本，方能達到統計功效值 0.8 的基本標準（Cohen，1988）。本研究各組樣本數介於 7 至 13 人之間，已符合上述標準，具備檢測組間差異之基本能力。此外，根據 Kraemer、Thiemann（1987）對於樣本規模之建議，探索性研究中每組 5 至 10 人已屬合理範圍，足以支撐初步分析與趨勢觀察。因此，本研究的樣本量設計符合對比分析與初步探索的需求。

就研究設計的角度而言，Maxwell、Delaney（2004）指出，在實務研究中，不平衡樣本設計並不罕見，特別是當某些組別在研究主題中具有相對代表性時。在本研究中，「非影像創作專家 + 非 AI 工具熟悉者」組別的人數相對較多，主要係因招募過程中該類學生比例較高，反映實際教學環境中的常見結構。該組別的創作挑戰亦較具觀察價值，因此其樣本比例雖略高，仍有助於呈現生成式 AI 在不同背景學生中的應用狀況，提供更具多樣性的分析基礎。

綜合上述，本研究的樣本設計參考統計理論與探索性研究的建議原則，力求在實務可行性與比較分析需求之間取得平衡，有助於確保後續資料分析的可行性與結果的初步解釋基礎。為便於後續分析與陳述，本研究將四種交叉分類類型簡化為英文縮寫，對應關係如表 3-6 所示。

表 3-6 交叉比較類型的簡稱

名稱與簡稱	英文簡稱	簡稱說明
影像創作專家+ AI 工具熟悉者 (專熟)	E-AI+	Expert (影像創作專家) + AI+ (熟悉 AI)
影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者 (專生)	E-AI-	Expert (影像創作專家) + AI- (不熟悉 AI)
非影像創作專家+ AI 工具熟悉者 (非熟)	N-AI+	Non-expert (非影像創作專家) + AI+ (熟悉 AI)
非影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者 (非生)	N-AI-	Non-expert (非影像創作專家) + AI- (不熟悉 AI)

資料來源：本研究彙整。

(二) 交叉類型的預期比較結果

本研究基於「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩個維度，探討不同創作者群體在創作行為、策略、工具適應性及作品品質上的差異與研究價值。透過將創作者劃分為四種類型：專熟組 (E-AI+)、專生組 (E-AI-)、非熟組 (N-AI+) 和非生組 (N-AI-)，本研究進一步分析不同群體在創作過程中的表現與挑戰，以理解專業知識與技術熟練度對 AI 創作應用的影響。

1. 數位影像創作專業背景的影響

(1) 影像創作專家群體 (E-AI+/E-AI-) 的預期優勢與挑戰

影像創作專家群體 (E-AI+與 E-AI-) 具備系統性的專業訓練與實作經驗，預期在創作過程中能展現結構化思維、技術掌握與創意深度。此一優勢源自其長期累積的領域知識與技能，亦與多項創造力與設計理論相呼應。相關預期如表 3-7 所示。

表 3-7 影像創作專家群體的預期優勢與挑戰

預期優勢	優勢內容	相關文獻
系統化創作規劃	影像創作專家具備長期訓練與系統化背景，預期能有效拆解創作流程並規劃執行步驟。若同時熟悉 AI 工具，專熟組 (E-AI+) 應可靈活整合草圖生成、參數調整與後製優化，使 AI 操作自然融入整體創作節奏。 對尚不熟悉 AI 的專生組 (E-AI-) 而言，雖在操作上可能面臨適應挑戰，其原有的結構化思維仍有助於理解並逐步掌握 AI 工具的運作邏輯。	「創造力組成理論」，強調創造力來自於三大構成要素，其中「領域相關技能 (domain-relevant skills)」是創作能力的基礎 (Amabile, 1983)。 「認知負荷理論」則指出，熟練者因擁有內化的操作規則，其認知資源可有效集中於問題解決，而非基本操作，提升整體處理效率 (Sweller, 2011)。
技術掌控能力	在影像創作的細節修正與品質控管階段，專家預期能展現較高的掌控能力。專熟組 (E-AI+) 可憑藉其心理模型快速辨識 AI 生成內容中的常見問題 (如構圖失衡、細節模糊)，並透過參數微調或後製工具進行修正。 相較之下，專生組 (E-AI-) 雖具備傳統技術能力，得以維持基本品質，但在 AI 輸出的調整與整合上，可能因操作經驗不足而面臨挑戰，需較長時間建立有效的使用策略。	心智模型理論中指出，專家擁有完整而精確的心理模型，有助於預測系統行為並迅速做出判斷 (Norman, 2013)。 「領域特定知識 (domain-specific knowledge)」理論指出，專業表現來自長期有意識的練習，能建立高效的任務執行策略與領域特定知識 (Ericsson、Smith, 1991)。
創意深度與一致性	影像創作專家，特別是專熟組 (E-AI+)，預期能將 AI 生成圖像視為創作流程的一部分，並有效融入既有概念架構中進行敘事延伸與風格整合，展現高度的轉化性創意。他們關注的不僅是圖像完成	創意可分為探索性 (exploratory) 與轉化性 (transformational) 兩種類型，專家憑藉其深厚的知識基礎，往往能夠實現轉化性創意 (Boden, 2004)。 「聯想理論 (associative theory)」

度，更重視其符號與敘事層次的表現。	指出，創意來自不同概念之間的新組合，而專家因知識結構豐富，能更快速形成新聯結（Mednick，1962）。
相較之下，專生組（E-AI-）多傾向依循既有流程，對 AI 輸出內容的創意延伸與意義轉化較為保守，在跨工具整合與應用上可能面臨一定的適應限制。	

資料來源：本研究彙整。

（2）非影像創作專家群體（N-AI+/N-AI-）的預期優勢與挑戰

非影像創作專家群體（N-AI+與 N-AI-）相較於具備影像專業者，其知識體系可能較少受到既有框架約束，預期在創作過程中展現較高的探索性與發散性，並有機會透過 AI 工具加速學習。這些特徵與發散思維與學習理論相呼應。預期優勢詳見表 3-8。

表 3-8 非影像創作專家群體的預期優勢與挑戰

預期優勢	優勢內容	相關文獻支持
靈活探索 AI 可能性	非影像專業創作者，特別是具備 AI 操作經驗的非熟組（N-AI+），由於不受專業訓練框架限制，預期能以更直觀的方式操作工具，嘗試跨界或非傳統的應用。他們可能將 AI 輸出靈活運用於陌生媒介或情境中，進而開展具實驗性的創作嘗試。 即便是尚未接觸 AI 的非生組（N-AI-），在面對開放性高的生成工具時，也可能因低門檻特性展現出較高的探索動機，進行創意發掘與試驗。	「發散性思維理論」，指出創意的關鍵特質包括流暢性（fluency）、變通性（flexibility）與獨創性（originality），而這些特質常在未受限於特定學科框架者中展現較高潛能（Guilford，1967）。 「創意探索(creative exploration)」概念，強調透過嘗試與錯誤的歷程，非專業創作者可在缺乏預設標準的情況下發現新可能（Runco，2014）。
創意發散性	非專業創作者的創作傾向更具發散性，非熟組（N-AI+）預期可藉由 AI 工具快速生成大量異質素	「盲變異與選擇保留理論（blind variation and selective retention，BVSRR）」，認為創意常來自於無特

	材，並進行跨媒材、跨風格的自由組合，如將科幻圖像與現實攝影融合，形塑獨特的視覺語言。 相較之下，非生組（N-AI-）雖操作經驗有限，但在探索初期可能透過直觀方式進行圖像拼接與風格混搭，展現不同於專業框架的創意路徑。操作熟悉度將影響其創意表現的廣度與成熟度。	定方向的嘗試，經由選擇性保留有效成果而逐步構築（Simonton，1999）。 「結構映射理論」（structure-mapping theory）說明，缺乏既有知識結構限制的創作者，更容易將來自不同領域的概念進行嵌合，促進新穎組合的出現（Ward，1994）。
學習效能	非專業創作者在學習 AI 創作工具時，若介面設計直觀、操作門檻較低，預期能快速進入創作狀態。非生組（N-AI-）雖為初學者，但可藉由預設模板與簡易引導，自圖像生成中逐步建立對構圖與色彩等基礎概念的理解。 相較之下，非熟組（N-AI+）因熟悉操作邏輯，預期能更有效將工具功能轉化為創作策略，促進技能內化與自我評估。工具熟悉度不僅影響其學習進度，也有助於提升創作信心與參與動機。	「近側發展區」（zone of proximal development，ZPD）理論，指出學習者在適當支援下可達成高於現有能力的表現（Vygotsky，1978）。 「反思性實踐理論」（reflective practice theory）強調，創作過程中的即時回饋有助於使用者調整策略並加速技能內化（Schön，1983）。 「自我效能理論」，指出工具操作熟練度與信心感提升有助於促進學習動機與持續投入（Bandura，1977）。

資料來源：本研究彙整。

2. AI 工具熟悉度的影響

（1）AI 工具熟悉群體（E-AI+/N-AI+）的預期優勢與挑戰

熟悉 AI 工具的創作者（E-AI+與 N-AI+）因掌握技術特性，預期在創作效率與適應性方面具有優勢，無論是否具備專業背景。這些特徵與技術接受與創意效率理論相呼應。預期優勢詳見表 3-9。

表 3-9 AI 工具熟悉群體的預期優勢與挑戰

預期優勢	預期優勢內容	相關文獻支持
適應 AI 介面與功能	熟悉 AI 工具的創作者，無論是否具備影像專業背景，預期皆能有效適應介面與功能操作。專熟組（E-AI+）可運用其結構化知識建構輸出策略，例如透過 MidJourney 語法快速生成符合意象的草圖，並進行光影與細節微調。 非熟組（N-AI+）雖缺乏專業術語與流程理解，仍能透過直覺操作、風格模仿與樣式調整來彌補技術落差。儘管背景不同，兩者在工具適應方式上略有差異，但操作熟悉度普遍有助於提升 AI 的可用性認知與實際創作成效。	「技術接受模型」指出，工具的有效性（perceived usefulness）與易用性（perceived ease of use）是影響使用者效能與接受度的關鍵因素（Davis，1989）。 「行動週期理論」（action cycle theory）提出，熟練使用者能快速形成目標、執行操作並評估結果，操作流程更為流暢（Norman，2013）。
作品產出速度	熟悉 AI 操作的創作者預期能善用工具的高效率特性，迅速完成作品雛型。專熟組（E-AI+）可有計畫地調整參數、篩選草圖，於短時間內產出具品質水準的初稿。 非熟組（N-AI+）雖缺乏專業評估框架，仍能透過試錯與批次生成策略，快速進行圖像比較與構圖選擇。兩者皆因操作熟練度展現時間效率優勢，惟產出內容的深度與整合層次仍可能受到專業背景的影響。	根據對創造力機制的探討指出，工具在創造歷程中扮演輔助角色，影響創意的展現與實現方式（Boden，2004）。 「平行線索處理」（parallel idea processing）策略強調，透過批量生成內容，創作者能夠更快速地進行創意比較與選擇，從而加速創意發展的過程（Goldschmidt，2014）。
對 AI 產出的評估與調整能力	專熟組（E-AI+）具備專業知識與操作經驗，預期能迅速辨識 AI 生成影像中的構圖問題或風格偏差，並有效進行再生成、微調或後製加工以提升整體品質。 非熟組（N-AI+）雖熟悉操作流程，	「認知負荷理論」指出，對工具的熟練操作能夠降低外在認知負荷，使創作者能夠將更多注意力集中於創意決策層面（Kirschner 等，2006）。

但其評估標準較依賴直覺與個人偏好，較少進行結構性修改與優化。工具熟悉度雖有助於提升操作效率，然其評估與調整策略仍深受專業背景與知識結構所影響。

熟練操作可減少「外在認知負荷 (extraneous cognitive load)」，使注意力集中於高層次的策略與創意決策 (Kirschner 等，2006)。

「美學體驗模型」(model of aesthetic experience)指出，非專業創作者在評估圖像時，常基於直觀與情感回應，而非形式與構成原則 (Leder 等，2004)。

資料來源：本研究彙整。

(2) 非 AI 工具熟悉群體 (E-AI-/N-AI-) 的預期優勢與挑戰

非熟悉 AI 工具的創作者 (E-AI- 與 N-AI-) 因缺乏操作經驗，預期在適應期與功能探索上面臨挑戰，可能依賴預設選項並減少進階操作，這些特徵與技術複雜性與認知負荷理論相關。預期優勢與挑戰詳見表 3-10。

表 3-10 非 AI 工具熟悉群體的預期優勢與挑戰

預期挑戰	預期挑戰內容	相關文獻支持
適應期與認知摩擦	缺乏 AI 工具經驗的創作者預期將面臨較長的適應期與顯著的學習摩擦。專生組 (E-AI-) 雖具專業背景，但因慣用傳統設計軟體 (如 Photoshop、Illustrator)，在面對 AI 提示詞操作時可能出現理解落差，並產生抗拒或信任不足的態度。	「創新擴散理論」指出，新技術的「複雜性」(complexity) 與「可試用性」(trialability) 是影響其接受度的關鍵因素 (Rogers, 2003)。
	非生組 (N-AI-) 則同時缺乏設計知識與工具經驗，對創作流程與 AI 功能皆感陌生，學習動機易受挫折，探索過程亦可能中斷。此類群體通常需要更多引導與介面簡化，否則容易因操作困難或負面情緒降低持續使用意願。	技能習得模型指出，在初學階段 (cognitive stage)，使用者的操作負荷與錯誤率皆為最高，效率最低 (Fitts、Posner, 1967)。
		外在認知負荷會顯著降低學習成效與參與動機 (Sweller, 2011)。
		專家因既有熟練工具與工作流程，可能對新工具產生抗拒心理 (Oreg, 2003)。

依賴預設與路徑限制

非生組(N-AI-)常傾向依賴 AI 工具的預設功能(如快速生成或範本模組),缺乏主動調整參數與進行進階操作的意願與能力,創作內容易受模板邏輯限制,較難展現個人風格或創意延伸。

專生組(E-AI-)雖具創作經驗,但若對 AI 操作信任度偏低,亦可能傾向以傳統方式完成作品,減少對 AI 功能的實際應用。這類因心理模型不完整、情緒抗拒或流程斷裂所引發的「路徑依賴」與「創意壓縮」現象,是非熟悉群體中較常出現的行為特徵。

「使用者心理模型」中指出,初學者缺乏完整的系統理解,傾向於選擇可預測、簡單的操作策略(Norman, 2013)。

架構性創新理論中指出,熟悉既有系統的專業者在面對新工具時,因核心流程被打斷而可能產生整合困難(Henderson、Clark, 1990)。

「情感計算」(affective computing theory)觀點指出,操作不熟悉的使用者在遭遇失敗後易產生挫折,進而避免探索進階功能(Picard, 1997)。

「機會主義問題解決」(opportunistic problem solving)理論則說明,非專業創作者可能隨機點選工具選項,導致效率與方向性不足(Kirsh, 1995)。

資料來源：本研究彙整。

(三) 訪談專家的定義

為強化本研究對生成式 AI 於數位影像創作中人機互動模式的理解,特別是在專業創作脈絡下的實務應用與操作經驗,本研究亦邀請 8 位業界專家進行深度訪談,涵蓋 4 位 3D 產業從業者、3 位影像創作者與 1 位音樂編曲專家,藉此獲取不同專業場域中 AI 工具操作行為、使用策略與互動經驗的觀點。

根據 Collins (2004) 的專家知識理論 (expert knowledge theory), 專業能力的形成並非僅仰賴正式教育,而是在長期實踐中累積,並於特定情境中發展出直覺性的判斷與決策能力。透過訪談具備實務經驗的創作者,有助於揭示生成式 AI

在實際工作流程中的應用模式，進一步理解 AI 系統如何被納入創作節奏、發揮工具效能，以及其在構圖決策、視覺修正與風格導引等互動歷程中的角色與限制。

此外，從 Eraut（2000）提出的非正式學習理論（informal learning theory）觀點來看，專業知識的習得往往並非來自系統化課程，而是透過實踐操作、反覆試驗與與社群互動所逐步內化。專家在與 AI 系統互動過程中所展現的策略選擇與經驗回饋，能補足學生樣本中較為缺乏的熟練使用者心智模型與情境式操作特徵，進一步填補學術研究與產業實踐之間的知識落差（knowledge gap）。

進一步而言，根據 Flyvbjerg（2006）對案例研究中知識深度（depth of knowledge in case studies）的論述，專家訪談不僅能提供生成式 AI 技術應用的第一手資料，更有助於從具體實踐經驗中發現創作流程、工具控制與審美判斷等人機互動環節中所潛藏的問題與轉化潛力。透過這些觀察與分析，本研究得以構建更為全面的人機協作探討框架，以進一步檢視生成式 AI 對創意產業的應用價值與未來發展方向，並強化研究在學術與實務間的連結。

本研究選擇涵蓋 3D 產業、影像創作與音樂編曲等不同創作場域的專家，目的在於比較生成式 AI 技術在不同專業領域中的應用樣態與接受程度。3D 產業從業者提供 AI 融入專業流程的觀察，影像創作者則可反映其作為輔助工具時的操作優勢與限制，而音樂編曲專家則有助於理解在非視覺導向領域中，創作者如何調適與接受新型生成工具。透過不同技術熟悉度與創作背景的對照分析，本研究進一步探討專業者在與 AI 互動時的認知模式與操作策略，驗證 AI 輔助創作的潛力與挑戰。各類專家訪談對象與角色定位彙整如表 3-11 所示。

表 3-11 業界專家的資訊

專家類型	人數	專業背景	熟悉度具體說明
3D 產業從業者	4 人	3D 建模、 動畫製作	這些專家多數任職於 3D 軟體開發公司，經常進行競品分析，並能與傳統 3D 建模軟體（如 Maya、Blender、ZBrush）整合，對 AI 生成的拓撲結構、UV 展開、面數控制等技術具有深入理解，並思考如何導入產品化的製作流程。

影像工作室創作者	3 人	影像設計、 多媒體創作	這些專家運用 AI 工具（如 Luma、Runway、Nim 等）進行影像合成與特效創作，應用範疇涵蓋插圖生成、影片素材製作與風格轉換等，並與傳統製作工具結合，建立起系統化的創作工作流程。
音樂編曲專家	1 人	音樂創作與編曲	該專家具備音樂編曲的專業背景，熟悉 AI 作曲工具（如 Suno）的運作機制與參數調整，實際創作時則主要依賴傳統數位音樂工作站（如 Logic Pro、Ableton Live）進行製作。他將 AI 作為創作流程中的輔助環節，並透過 DAW 優化段落結構與聲音細節，以符合對品質與風格一致性的需求。

資料來源：本研究彙整。

四、研究的條件定義

在創作相關研究中，研究條件可區分為背景條件（contextual conditions）、探究焦點（focus of exploration）與潛在影響因素（potential influencing factors）。這些條件的設定有助於釐清影像創作背景與 AI 工具熟悉度對創作過程與成果的影響，並提升整體研究的詮釋深度與邏輯一致性。Lincoln、Guba（1985）於自然主義探究中指出，質性研究應透過明確的條件設定與詮釋框架來建立推論基礎；Patton（2015）亦認為，有效的條件辨識有助於強化情境化理解與厚實描述。以下為本研究所設定之各項條件的基本定義：

1. 背景條件（contextual conditions）：指研究者所辨識之前置條件，用以分析其對創作行為與歷程的潛在影響。本研究包含「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩項背景條件。

2. 探究焦點（focus of exploration）：代表研究關注的核心面向，包含創作者在創作階段中的策略差異、創作成果品質、創作效率、創作自主性以及 AI 互動體驗等五個面向。

3. 潛在影響因素（potential influencing factors）：指可能對探究焦點產生作用但非主要研究關注的次要條件，包括創作者的學習年級與創作類型等，需納入分析以減少外部干擾，確保詮釋之準確性與合理性。

具體而言，本研究依據「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩項背景條件，將創作者分為四組類型，並透過條件組合的比較，觀察不同背景創作者在人機互動體驗、創作歷程與決策上的表現差異，進而釐清背景條件與創作歷程之間可能存在的關聯與詮釋脈絡。各項條件的定義與理論依據如表 3-12 所示。

表 3-12 研究條件的定義與理論依據

條件類型	潛在影響因素	定義	相關理論
背景條件	影像創作專業背景	指創作者是否具備數位影像創作相關的專業知識與實作經驗，區分為專業背景(具設計訓練)與非專業背景兩組，用以理解創作者在創作策略、人機互動與想像力歷程中的表現差異。	專家與新手差異理 (Chi 等, 1981); 領域特定知識理論 (Ericsson、Smith, 1991); 認知負荷理論 (Sweller, 1988)。
	AI 工具熟悉度	指創作者對生成式 AI 創作工具的理解與操作經驗，區分為熟悉(具實際操作與調參經驗)與不熟悉(以傳統流程為主)，以探討工具熟悉程度如何影響其人機互動行為與創作選擇。	科技接受模型 (Davis, 1989); 創新擴散理論 (Rogers, 2003); 使用者經驗理論 (Hassenzahl、Tractinsky, 2006)。
探究焦點	創作階段中的策略差異	指創作者在生成式 AI 參與下展現的創作歷程特徵，涵蓋備、醞釀、靈感與驗證四階段，著重比較各階段中的行動策略與認知處理差異，並輔以觀察其在經驗提取、概念重組、情感連結與視覺外化等想像力活動上的表現。	創作四階段模型 (Wallas, 1926); 雙過程理論 (Kahneman, 2011); 聯想理論 (Mednick, 1962)。
	創作成果品質	觀察最終作品在創意性、技術完成度與整體協調性上的表現，作為理解 AI 輔助創作過程與結果之間關聯的參照點，並探討人機共創如何影響作品風格與表達方式。	創造力評估模型 (Besemer、O'Quin, 1986); 設計品質理論 (Norman, 1988); 美學反應理論 (Leder 等, 2004)。
	創作效率	探討創作者使用 AI 工具進行創作時，其流程是否更加順	任務科技適配模型 (Goodhue、Thompson, 2004)。

	暢與聚焦，並分析其在時間感知、修改節奏與構圖調整上的實務經驗，以反映 AI 對創作流程的介入效益。	1995)； 效率-效果理論(Drucker，1967)； 時間管理理 (Macan，1994)。
創作自主性	指創作者在 AI 輔助下對於創作主導權與表達自由的感知程度，涵蓋對創意控制、意圖實現與決策空間的詮釋，反映 AI 是否促進或削弱其創作主體性。	自我決定理論 (Deci，Ryan，1985)； 控制感理論 (Rotter，1966)； 內在動機理論 (Deci，1975)。
AI 互動體驗	描述創作者與 AI 互動時的整體經驗感受，包含科技接受度、創作投入程度與情感連結，進一步反映 AI 系統是否為創作者帶來流暢、愉悅或富有動機的創作歷程。	心 流 理 論 (Csikszentmihalyi，1990)； 科技接受模型 (Davis，1989)； 使 用 者 體 驗 理 論 (Hassenzahl，Tractinsky，2006)； 情感計算理論 (Picard，1997)。
學習年級	指創作者所處的教育階段，可能影響其對 AI 工具的接受態度與創作策略理解。為掌握不同教育背景對人機互動與創作歷程的潛在影響，本研究參考其學習年級(大學生／研究生)作為詮釋參照。	認知發展理論 (Piaget，1954)； 學習階段理論 (Fitts、Posner，1967)； 學 術 成 熟 度 理 論 (Chickering、Reisser，1993)。
潛在影響因素		
創作類型	指創作者所從事的創作形式(如 2D 或 3D 設計)，不同的媒材與創作邏輯可能影響 AI 工具的操作方式與適配經驗，故納入此條件以理解其對人機互動行為與創作策略的可能影響。	媒體豐富性理論 (Daft、Lengel，1986)； 多模態理論 (Kress、Van Leeuwen，2001)； 設計模式理論 (Alexander 等，1977)。

資料來源：本研究彙整。

五、研究假定與研究目的之關聯

本研究所提出的分析架構，係依據兩項背景條件（影像創作專業背景與 AI 工具熟悉度）與多個探究焦點（如創作階段中的策略差異、創作效率與互動體驗），並結合相關理論基礎，包括創作四階段模型（Wallas，1926）、社會文化觀點下的想像力互動（Vygotsky，2004）、創作動機與表現理論（Amabile，1983）、自然情境下的決策行為模式（Klein，1998），以及使用經驗與心流理論（Norman，2013；Csikszentmihalyi，1990）等核心觀點。

基於上述理論脈絡與觀察指標，本研究擬定八項假定（assumptions），作為理解創作者背景與工具熟悉度在創作過程中產生差異樣態的分析依據。這些假定涵蓋創作歷程中的準備、靈感與驗證階段，並延伸至創作結果層面的效率、品質、自主性與互動體驗等面向。各項研究假定與研究目的之對應關係如表 3-13 所示。

表 3-13 研究假定與研究目的對應關係總表

編號	對應研究目的	對應邏輯說明
A1	（一）創作歷程中人機互動樣態與策略差異	探討不同背景創作者在準備階段如何設定目標與分解視覺元素，揭示人機互動樣態與分解策略差異，亦對應準備階段的想像力運作特徵。
	（二）創作階段與想像力互動的探討	
A2	（一）創作歷程中人機互動樣態與策略差異	比較熟悉與不熟悉 AI 的創作者在醞釀階段修改生成的行為效率，揭示操作策略差異，亦反映想像力重組過程中的效率差異。
	（二）創作階段與想像力互動的探討	
A3	（三）創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估	探討專家與非專家在創作成果品質（技術性與創意性）上的差異，回應使用 AI 後對作品評價的差異與反思。
A4	（一）創作歷程中人機互動樣態與策略差異	探討提示詞調整頻率與精準度的差異，揭示創作中介面操作行為與工具掌控程度，反映人機互動細節與使用體驗差異。
	（四）創作者對 AI 工具的使用體驗	

A5	(三) 創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估	探討不同群體在心流體驗與內在動機的感受差異，呈現 AI 工具在情感與心理層面的使用體驗與反饋。
	(四) 創作者對 AI 工具的使用體驗	
A6	(二) 創作階段與想像力互動的探討	探討驗證階段中細節微調的行為差異，揭示外化階段的想像力實踐與創作品質把關的深度。
A7	(一) 創作歷程中人機互動樣態與策略差異	探討靈感階段中提示詞的設計行為與語彙組合差異，呈現人機互動中創造力激發的過程與重組策略的差異。
	(二) 創作階段與想像力互動的探討	
A8	(三) 創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估	探討非專家對 AI 降低創作門檻的感受與滿意度，回應 AI 工具在技術支持與學習友善度上的正向體驗與主觀評價。
	(四) 創作者對 AI 工具的使用體驗	

資料來源：本研究彙整。

此外，表 3-14 整理各項研究假定與研究目的所依據之理論基礎，旨在強化本研究設計的理論一致性與推論有效性。

表 3-14 本研究八項假定之研究目的與理論依據對應表

編號	假定內容	條件關係與研究目的對應	理論依據與詮釋意涵
A1	準備階段中，專家花費更多時間設定目標與參數，非專家傾向依賴 AI 預設選項。	對應研究目的：(一) 創作歷程中人機互動樣態與策略差；	根據專家知識理論 (Chi 等, 1988)，專業創作者具備高度組織化的知識結構，能將任務有效拆解並制定具體目標；而刻意練習理論 (Ericsson 等, 2006) 指出，專家可透過條件化知識快速分析任務需求。非專業者則可能因缺乏詮釋經驗與判斷策略，傾向依賴 AI 預設流程，缺乏主動設定與分解能力。此假定有助於說明 AI 系統如何在創作起始階段形成「專業導向」與「系統依賴」兩種使用策略，
		(二) 創作階段與想像力互動的探討。本假定聚焦於創作初期的「準備階段」，探討不同專業背景創作者如何設定創作目標與分解視覺元	

		素，揭示其人機互動樣態與分解策略的差異，亦反映想像力運作的起始特徵。	亦為創作工具介面設計與分層教學提供依據。
A 2	醞釀階段中，AI 工具熟悉者的提示詞修改時間短於非熟悉者，修改次數亦更少。	對應研究目的：(一) 創作歷程中人機互動樣態與策略差； (二) 創作階段與想像力互動的探討。本假定聚焦於「醞釀階段」的提示詞調整行為，透過比較熟悉與不熟悉 AI 工具的創作者在重組探索過程中的修改時間與次數差異，揭示操作策略與認知資源調度的不同，亦反映創作歷程中想像力重組階段的效率變異。	根據 Norman (2013) 之可用性理論，系統操作熟悉度能顯著降低使用者的認知負荷與操作時間；UTAUT 模型 (Venkatesh 等，2003) 亦指出，使用經驗會提升感知易用性與效能預期，進而提升使用效率與行為持續性。在創作脈絡中，熟悉者能更快速調整提示詞參數，聚焦創意組合與生成探索；而不熟悉者則需投入較多時間理解介面與輸出邏輯，操作流程更迂迴。此假定有助釐清熟悉度如何影響創作歷程中的「認知節奏」，並為非專業創作者的工具訓練與介面引導設計提供優化建議。
A 3	專家在操作上的技術性優於非專家，創意性兩者則無顯著差異。	對應研究目的：(三) 創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估，本假定針對創作成果的品質進行分析，探討專業背景如何影響使用 AI 後的成果表現，尤其在技術性與創意性兩個維度的表現差異，進而理解創作者對創作結果的自我評估與反思。	根據創意成分理論 (Amabile, 1983)，專業知識構成創作成果的技術基礎，能提升其精確性與整體品質；然而，創意性除技術外亦仰賴靈感生成與情境觸發等因素。Runco (2014) 指出，AI 工具提供的創意輔助可協助非專業者跳脫既有框架，發揮創意潛能。因此，即使非專家在技術層面較弱，於 AI 輔助下仍可能表現出與專家相近的創意性。本假定揭示 AI 工具在成果外化中可能產生的「創意平衡效應」，說明專業知識對技術性有顯著提升，而創意性則因 AI 介入而趨近一致，為 AI 應用於創作教學與產業實務提供實證依據。
A 4	熟悉 AI 工具者提示詞調整頻率較高，專家提示詞調整精準	對應研究目的：(一) 創作歷程中人機互動樣態與策略差異； (四) 創作者對 AI 工	根據自我效能理論 (Bandura, 1997)，熟悉度提升使用者對工具操作的信心與控制力，進而強化創作中的主動調整行為；科技接受模型 (Davis, 1989) 亦指

	度較高。	具的使用體驗。此假定聚焦於創作歷程中的參數調整行為，探討創作者對 AI 介面的操作頻率與結果掌控能力，呈現出人機互動策略與使用者主觀體驗的差異。	出，感知易用性與感知控制力密切相關，能提升操作參與感與工具適應意願。此外，專家因具備結構化知識與領域經驗（Chi 等，1988），在參數調整時能更精確地達成預期效果，反映更高層次的工具掌控能力。此假定說明熟悉度與專業背景如何交互影響創作策略與系統操作，並提供強化 AI 介面設計與使用者教學的實證基礎。
A 5	非專家在心流體驗與內在動機得分上高於專家，且對 AI 創意啟發的滿意度更高。	對應研究目的：（三）創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估；（四）創作者對 AI 工具的使用體驗。本假定探討不同創作者背景在心理層面（心流與動機）上的感知差異，呈現 AI 工具對創作情境下情感反應與互動滿意度的影響。	根據 心流理論（Csikszentmihalyi，1990），當任務難度與能力相匹配時，個體更易進入心流狀態。AI 工具降低了創作門檻，使非專家更易掌握任務進程，因此更可能進入心流。進一步而言，自我決定理論（SDT）中的 認知評價理論（Ryan、Deci，2000）指出，內在動機建立於對『勝任感』與『自主感』的感知基礎上。AI 工具透過降低技術要求與提供創意引導，提升非專家在創作中的信心與參與感，進而增強其動機與滿足感。此假定有助於揭示生成式 AI 在創作過程中對情感參與與心理支持的作用，並為教育應用與系統設計提供實證參考。
A 6	驗證階段中，專家細節微調次數明顯高於非專家，非專家傾向直接採用生成結果。	對應研究目的：（二）創作階段與想像力互動的探討。本假定聚焦於創作最後階段的内容驗證與品質調整行為，分析不同背景創作者在想像力外化與成果修正上的策略差異。	根據 Wallas(1926)的創作四階段模型，驗證階段強調對創意的批判性反思與細節優化；而 自然決策模型(Klein，1998)認為專家具備強化的模式辨識能力，能快速察覺偏差並進行針對性修正。本假定指出，專家傾向透過反覆修正以確保創作品質，非專家則可能缺乏足夠標準進行深度調整。此推論揭示了想像力外化在操作行為上的細緻層次，亦有助於未來針對不同使用者設計更適配的驗證介面或回饋機制。
A 7	靈感階段中，AI 工具熟悉者的提示詞構思次數顯著較	對應研究目的：（一）創作歷程中人機互動樣態與策略差異；（二）創作階段與想	根據想像力重組理論(Vygotsky，2004)，創作靈感源於對既有符號的分解與再組合。AI 工具熟悉者透過頻繁輸入與修改提示詞，引導 AI 生成新的視覺內容，體

	多，專家的提示詞組合則呈現更高多樣性。	像力互動的探討，此假定聚焦於靈感階段的提示詞設計與語彙組合策略，分析不同熟悉度與專業背景的創作者在人機互動歷程中的主動性與重組能力。 現其主動探索與創意生成的能力。另一方面，根據 Shneiderman (2007) 創意支持工具模型，熟悉度高的使用者更能觸發創意槓桿，靈活應用工具功能。再者，創意認知理論 (Finke 等，1992) 與專家理論 (Ericsson 等，1993) 均指出專家擁有較高的概念組織能力與策略性語彙運用，因此在提示詞組合中展現出更高的多樣性與風格整合能力。透過此假定可揭示創作者在靈感階段與 AI 協作中的語言設計策略與創造性觸發機制，進一步推動創意工具設計的優化，如引導式提示詞建議、自動語義聯想功能等。
A 8 非專家對 AI 降低創作門檻的感知強度高於專家，對技術支持的正面評價亦更為明顯。	對應研究目的：(三) 創作者對 AI 工具使用後的反饋與評估；(四) 創作者對 AI 工具的使用體驗，此假定聚焦於非專家對 AI 工具所帶來的創作門檻降低之主觀感受，評估 AI 技術支援在降低技術進入障礙與提升創作自信上的成效。	根據 鷹架理論 (Vygotsky, 1978)，AI 工具可作為認知輔具，有效協助非專業創作者跨越技術障礙，觸及原本難以實現的創作目標。此外，Shneiderman (2003) 提出以人為本的設計原則，強調科技應提升使用者可及性與自我實現。此假定亦與自我效能理論 (Bandura, 1997) 呼應：非專家在獲得 AI 技術支援後，可能因任務勝任感提升而對工具給予更高滿意評價。驗證此假定將有助於理解 AI 工具在教育與創意產業中降低進入門檻的潛能，亦能作為通識教育與跨領域創作課程推廣 AI 工具應用的實證依據。

資料來源：本研究彙整。

六、創作組別與假定的對應關係

依據前述，本研究將 35 名學生依據「影像創作專業知識」與「AI 工具熟悉度」兩個維度劃分為四組，並透過各組的影片成果，探討專業背景與 AI 工具熟悉程度對創作過程與結果的影響。然而，研究設計面臨三項核心挑戰，分別涉及分組邏輯的有效性、組內異質性的潛在干擾，以及創作成果與分類維度之間的對應性。

首先，分組邏輯的有效性是支持假定檢驗的前提。分組設計需明確對應研

究假定所聚焦的比較維，以確保所蒐集的資料能有效反映各組別的行為差異，並具備統計與理論解釋的效力。

其次，組內異質性可能對跨組比較產生干擾。即便分組依據特定條件進行，每組學生在專業背景或 AI 操作經驗上仍可能存在程度不一的差異，進而影響組內的創作歷程與成果表現，對跨組比較的效度構成潛在影響。

此外，創作成果能否充分反映分類維度的差異亦是重要考量。本研究將產出四部影片作為各組的代表性成果，呈現其不同維度下的創作特徵，並作為檢驗假定之參考依據。各組的創作歷程則透過圖像生成紀錄與小組討論進行觀察與分析，並至少以一部具代表性的影片呈現該組特色。

綜上所述，實驗設計理論為本研究提供了理論基礎，特別在分組邏輯、內部效度與外部效度的掌握上（Campbell、Stanley，1963）。為因應前述挑戰，本研究從分組邏輯的設計、組內異質性的處理與創作成果的評估三方面進行系統性規劃，並以表格方式清晰對應研究假定的驗證需求。

具體而言，為確保分組邏輯能有效支撐假定檢驗，本研究依據「影像創作專業知識」與「AI 工具熟悉度」兩個維度，採交叉分類方式將學生劃分為四組。此分類方式屬於準實驗設計（quasi-experimental design），參與者非由隨機分派而來，而是依據其實際背景條件進行分組。透過此種基於能力與經驗的自然分組方式，有助於各組呈現具代表性的行為特徵，並準確對應研究假定的核心比較面向。整體設計詳見表 3-15。

表 3-15 學生組別定義與對應假定

組別	交叉類型	學生類型	組別與假定說明
專熟組	影像創作專家+ AI 工具熟悉者	傳播設計學系、視覺傳達設計系、數位媒體設計系、表演藝術學系。 (3:2:2:1)	可觀察具專業背景且熟悉 AI 工具者的行為特徵，如參數調整精準度與修改效率。
專生組	影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者	傳播設計學系、視覺傳達設計系、數位媒體設計系、表演藝術學系。 (2:1:2:2)	可觀察專業背景者在缺乏 AI 工具熟悉度下的表現，如準備階段的時間分配差異。

非熟組	非影像創作專家+ AI 工具熟悉者 (非熟)	語文學系、語文教育學系、視覺傳達設計系、表演藝術學系。 (2:2:1:2)	可觀察非專業背景但熟悉 AI 工具者的行為特徵，如心流體驗與提示詞設計策略。
非生組	非影像創作專家+ 非 AI 工具熟悉者 (非生)	語文學系、語文教育學系人、表演藝術學系。 (4:4:5)	可觀察無專業背景與 AI 經驗者的行為特徵，如主觀感受與技術支持的滿意度。

資料來源：本研究彙整。

為進一步降低組內異質性對結果的潛在干擾，本研究結合半結構式訪談，以進一步瞭解各組創作者的決策歷程與創作策略。Denzin (1978) 強調質性與量化方法的互補性，認為整合兩者有助於提升研究解釋力；Creswell、Plano Clark (2018) 亦指出，質性資料能補足量化分析無法揭示的行為動機與背景脈絡。藉由質性補充，本研究不僅提升對創作歷程的理解，也加強研究結論的深度與整體說服力。

此外，為強化研究假定與分組邏輯之間的結構關聯，本研究進一步建構如表 3-16 所示的分組與假定對應矩陣。該設計參考 Yin (2018) 所提出的邏輯矩陣法，藉由系統性對照研究問題、假定與資料來源，提升研究設計的透明度與可追溯性。同時，Miles、Huberman (1994) 指出，矩陣分析有助於梳理複雜資料並清晰呈現研究邏輯。本研究透過矩陣視覺化對應，強化研究架構的邏輯性與可解釋性，亦為後續資料分析建立清晰的分析框架。

表 3-16 分組與假定對應矩陣

組別	核心比較維度	對應分組比較	比較設計說明
A 1	專家 vs 非專家	組 1+組 2 vs 組 3+組 4	組 1+組 2：影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。 組 3+組 4：非影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
A 2	AI 工具熟悉者	組 1+組 3	組 1+組 3：熟悉 AI 工具的學生（無論是否為專家）。
	vs 非 AI 工具熟悉者	vs 組 2+組 4	組 2+組 4：不熟悉 AI 工具的學生（無論是否為專家）。

A 3	專家 vs 非專家	組 1+組 2	組 1+組 2：影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。	
		vs	組 3+組 4：非影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。	
		組 3+組 4		
提示詞調整頻率：				
A 4	非 AI 工具熟悉者	提示詞調整頻率：	組 1 +組 3	組 1 +組 3 vs 組 2+組 4：比較 AI 工具熟悉者與非熟悉者，分析參數調整頻率。
		AI 工具熟悉者	vs	
		vs	組 2+組 4	
A 5	非專家 vs 專家	提示詞精確度：	組 1+組 2	組 1+組 2 vs 組 3+組 4：比較專家與非專家中，分析參數調整精確度。
		專家 vs 非專家	vs	
			組 3+組 4	
A 6	專家 vs 非專家		組 3+組 4	組 1+組 2：影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
			vs	組 3+組 4：非影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
			組 1+組 2	
			vs	組 1+組 2：影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
			組 3+組 4	組 3+組 4：非影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
提示詞設計次數：				
A 7	非 AI 工具熟悉者	提示詞設計次數：	組 1 +組 3	組 1 +組 3 vs 組 2+組 4：比較 AI 工具熟悉者與非熟悉者，設計提示詞的次數。
		AI 工具熟悉者	vs	
		vs	組 2+組 4	
A 8	非專家 vs 專家	提示詞複雜度：	組 1+組 2	組 1+組 2 vs 組 3+組 4：比較專家與非專家中，提示詞的複雜度。
		專家 vs 非專家	vs	
			組 3+組 4	
A 9	非專家 vs 專家		組 3+組 4	組 1+組 2：影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
			vs	組 3+組 4：非影像創作專家（無論是否熟悉 AI）。
			組 1+組 2	

資料來源：本研究彙整。

七、研究工具

本研究結合量化與質性資料的收集與分析，旨在全面理解不同創作者背景與 AI 工具熟悉程度交織下，創作者於各創作階段中運用生成式 AI 工具的行為特徵與人機互動模式。考量人機互動歷程涵蓋心理感受、認知過程與主觀體驗等多重層面，單一量表難以充分捕捉其複雜性，因此本研究選用四種具代表性的量表進行量化分析，分別為「內在動機量表」(intrinsic motivation inventory, IMI)、「心流體驗量表」(flow state scale, FSS)、「科技接受模型」(technology acceptance model, TAM) 與「使用者體驗問卷」(user experience questionnaire, UEQ)。這些量表分別對應於動機激發、沉浸參與、技術接受與主觀體驗等人機互動核心面向，建構出一套涵蓋互動歷程各階段的綜合評估架構，有助於深入描繪創 AI 工具應用中的認知評估與操作反應。

為進一步補足量化調查所難以揭示的情境脈絡與主觀詮釋，本研究亦納入質性方法，包括半結構式訪談與觀察法。半結構式訪談能深入探討創作者對生成式 AI 工具的經驗與觀點，揭示其在互動過程中的想像力運作、使用策略與心理感受。觀察法則補充創作過程中即時的行為反應與操作習慣，捕捉潛在的互動特徵與工具使用脈絡。以下將進一步說明本研究所採用之各項研究工具與其在人機互動分析中的對應角色。

(一) 生成式 AI 在數位影像創作中對創作動機與心流狀態的影響

在探討創作者於數位影像創作過程中運用生成式 AI 工具時，內在動機與心流體驗是理解其人機互動行為與心理歷程的兩項關鍵因素。這些心理變項不僅影響創作者對創作流程的投入深度與穩定性，也與其對工具的接受態度、互動模式及創作策略的調整密切相關，最終將反映於創作成果的品質與創新表現。特別在專業背景與 AI 工具熟悉度交互影響下，動機與沉浸經驗的變化可作為解析人機行為差異的重要線索。

因此，本研究以 Wallas 提出的創作四階段模型為理論依據，並選用「內在動機量表」(IMI) 與「心流狀態量表」(FSS) 作為核心評估工具，藉以捕捉創作者在不同創作階段中，與 AI 工具協作所引發的心理歷程與行為特徵。

IMI 與 FSS 可互為補充，分別對應創作歷程中的「動機形成」與「沉浸體

驗」，能有效辨識創作者在不同創作階段與互動情境中，因背景與經驗差異而展現出的心理反應與策略調整特徵。在準備階段，IMI 可用於評估創作者在設定目標與選擇工具時所展現的自主性（autonomy）與內在動機（intrinsic motivation），反映生成式 AI 工具是否對不同背景的創作者具有吸引力與導入潛力；而在醞釀階段，IMI 可透過勝任感（competence）與投入程度（engagement）等構面，評估創作者在整合 AI 所生成素材與其既有知識或風格時的自信與參與感，進一步揭示 AI 工具在降低操作障礙或激發創作主動性方面的作用。

當創作進入靈感成形與創意實踐階段，FSS 可用以分析 AI 工具所提供的視覺提示或生成內容是否促進心流體驗，特別觀察「挑戰與技能平衡」與「專注度」等指標對不同背景創作者的影響；對於工具熟悉度較高者而言，AI 可能成為創作節奏的加速器；而對不熟悉者而言，心流體驗可能因介面不熟或產出不穩而受限。此外，驗證階段則可運用 FSS 檢視創作者對 AI 回饋的控制感（sense of control）及成果完成後的滿意度，並探討 AI 協作是否建構出正向互動歷程。

IMI 建構於自我決定理論（SDT）之上，包含七個核心構面：興趣/享受（interest/enjoyment）、感知能力（perceived competence）、努力/重要性（effort/importance）、壓力/緊張（pressure/tension）、感知選擇（perceived choice）、價值/有用性（value/usefulness）與關聯性（relatedness）。

這些構面可有效對應人機互動中的動機來源、控制感、參與傾向與壓力反應，亦有助於辨識不同創作者類型在創作啟動階段的心理落差與需求差異。該量表具備良好的心理計量特性，各子構面之標準化因子負荷量普遍高於 0.6，內部一致性信度（Cronbach's α ）均達 0.7 以上，其中「興趣/享受」等核心構面更超過 0.8。McAuley 等（1989）與 Ryan 等（1983）透過驗證性因素分析與行為指標實證，證實其結構效度與效標關聯性。Ryan、Deci（1991）則進一步指出，不同構面的動機整合程度亦反映個體在自我認同建構過程中的心理成熟程度，對於理解創作者是否 AI 視為有意義的創作輔助工具具有重要的指標性。

FSS 則由 Jackson、Marsh（1996）依據 Csikszentmihalyi 的心流理論建構，涵蓋九個構面，包括挑戰與技能平衡（challenge-skill balance）、行動與意識融合（action-awareness merging）、清晰的目標（clear goals）、明確的回饋（unambiguous feedback）、專注於任務（concentration on the task at hand）、控制感（sense of control）、

自我意識消失 (loss of self-consciousness)、時間感變形 (transformation of time)、內在獎勵體驗 (autotelic experience)，全面對應創作者在互動歷程中是否進入高沉浸、低分心、具正回饋的創作狀態。該量表具備良好的信效度，九個構面 Cronbach's α 平均值達 0.83，驗證性因素分析結果亦支持其九因素模型 (CFI > 0.90, RMSEA < 0.08)，呼應心流作為創作過程整體心理狀態的理論定位。

整體而言，IMI 可有效解析不同專業背景與工具熟悉程度創作者在使用 AI 工具時，內在動機、自主性與壓力等心理狀態的變化；FSS 則可進一步描繪其在實作過程中是否進入心流狀態，並評估 AI 工具對於沉浸感、控制感與創作愉悅度的影響。兩者結合不僅能全面刻劃創作者在各階段的心理歷程，亦能辨識人機互動中潛在的個體差異與適配問題，為後續 AI 工具的教育推廣與介面設計提供理論依據與實證支持。

(二) 創作者對生成式 AI 在數位影像創作中的反饋與評估

為探討影像創作專業背景與 AI 工具熟悉度之交互作用下，創作者在使用生成式 AI 工具時所展現的行為模式與評估標準，本研究採用「科技接受模型」(TAM) 作為人機互動分析中量化資料的收集工具，旨在揭示使用者於接觸新興技術過程中，主觀認知與行為決策之間的關聯機制。相較於傳統僅聚焦於操作績效或介面設計的人機互動評估方式，TAM 所提出的「感知有用性」(perceived usefulness, PU) 與「感知易用性」(perceived ease of use, PEOU) 兩大構面，能有效反映使用者對工具功能價值與操作負擔的主觀認知。此一強調認知經驗的評估觀點，有助於補足以系統效率為導向的設計邏輯，進一步深化對使用者在實際應用情境中心理感受與採納意圖之理解。

在生成式 AI 工具的創作應用脈絡中，TAM 能有效捕捉創作者對工具於創作任務中實用性 (PU) 的評價，以及其於操作歷程中所體驗之流暢性與易用性 (PEOU)，進而建構一套連結人機互動感知與實際使用行為的理論架構 (Davis, 1989)。在模型建立初期，Davis 以 IBM 加拿大多倫多開發實驗室的技術人員與波士頓大學 MBA 學生為對象，進行 TAM 量表之信效度驗證。結果顯示「感知有用性」之 Cronbach's α 為 0.97、「感知易用性」為 0.91，展現出高度的內部一致性。後續研究亦廣泛應用多特質多方法分析 (multitrait-multimethod, MTMM)

與主成分分析（principal component analysis，PCA）等統計方法，以驗證其構面之收斂效度、區辨效度與獨立性。

此外，Venkatesh、Davis（2000）進一步提出 TAM 2 模型，將科技接受的影響因素擴展至社會規範與個體認知歷程，強化了 TAM 的理論深度與解釋力，使其廣泛應用於人機互動、數位科技與創新系統之接受行為研究，成為探討科技採納的代表性理論之一。

本研究結合 TAM 模型，聚焦於下列三個構面，探討在影像創作專業背景與 AI 工具熟悉程度交織下，創作者於生成式 AI 工具中的人機互動體驗與行為反應之差異：

1. 感知易用性（perceived ease of use）：此構面聚焦於創作者與 AI 工具進行操作互動時的流暢程度與心理負荷，涵蓋介面理解、功能掌握與錯誤處理等主觀感受。研究關注具備影像創作專業背景且熟悉 AI 工具者，是否能快速理解操作邏輯並靈活應用進階功能，展現更順暢的互動行為；相對地，背景與熟悉度較低者，是否在操作過程中更容易中斷流程、依賴預設選項，或仰賴外部引導與說明。透過對錯誤辨識與修正行為的觀察，本研究亦嘗試揭示使用者在互動歷程中可能面臨的挑戰，並提出介面設計與操作支援之優化建議。

2. 感知有用性（perceived usefulness）：此構面著重於創作者對 AI 工具在整體創作歷程中所帶來支持與效益的評價，作為其人機協作意願與持續使用傾向的重要指標。研究將從任務效率、成果品質與創意生成三個層面進行分析，探討不同背景與熟悉度組合下的互動認知差異。例如，具備專業訓練與技術熟練者，是否傾向將 AI 工具視為強化流程與優化品質的創作助力；而缺乏專業背景與操作經驗者，是否更將其視為補足能力落差、降低創作門檻的替代性資源。研究亦關注不同使用者是否傾向以整體直覺體驗或結構性評估方式，形成其對工具效能的主觀判斷。

3. 使用意圖與實際行為（behavioral intention and actual use）：除感知構面外，本研究亦納入使用過程中的整體互動感受與回饋意願作為輔助觀察指標，探討創作者是否因互動過程中的流暢性、理解性與可控性，影響其使用態度與策略選擇。進一步而言，亦將分析創作者在多次使用後，是否出現策略調整、自主探

索與人機互補等高層次互動行為，作為人機互動深化歷程的指標性表現。

透過上述三構面的綜合探討，TAM 模型不僅有助於解釋創作者在操作與評估生成式 AI 工具時的主觀經驗與行為邏輯，更能深入描繪其人機互動中的感知歷程與策略傾向，為後續的設計優化與教育應用提供理論依據與實務參照。

(三) 創作者對生成式 AI 的使用體驗

本研究針對影像創作專業背景與 AI 工具熟悉程度交織下，創作者在使用生成式 AI 工具過程中的人機互動經驗進行調查，並採用「使用者體驗問卷」(UEQ) 作為量化資料的收集工具。UEQ 由 Laugwitz 等 (2008) 設計，包含 26 對語義相反的形容詞對，採七點量表進行評估，能有效捕捉使用者在實際互動歷程中對系統在不同面向上的主觀感受，並降低集中趨勢偏誤所可能帶來的影響。UEQ 涵蓋六大構面，分別對應人機互動過程中的關鍵心理反應與操作經驗：

1. 吸引力 (**attractiveness**)：反映創作者與系統互動後的整體情感回應與主觀滿意度，評估生成式 AI 工具在視覺介面、回饋設計等層面是否帶來正面互動印象。

2. 清晰性 (**perspicuity**)：衡量系統介面的學習曲線與操作邏輯是否易於理解，評估創作者在初次或短期使用下能否快速建立人機互動的操作模型。

3. 效率 (**efficiency**)：評估使用者在與系統協作時是否能快速完成任務目標，進一步反映 AI 工具在人機分工互動中所扮演的執行輔助角色。

4. 依賴性 (**dependability**)：探討使用者在互動過程中對系統穩定性與可預測性的信任程度，包含對系統行為一致性的心理預期與操作安全感。

5. 刺激性 (**stimulation**)：評估系統是否能在互動歷程中激發創作者的參與感與創作動機，提升與 AI 工具持續互動的意願與深度。

6. 新穎性 (**novelty**)：反映使用者對生成式 AI 工具的新奇感與技術創新性之主觀評價，評估其在人機互動中帶來的突破性體驗與探索動機。

UEQ 能從情感反應、操作流程與認知判斷等多層次，全面描繪使用者在與系統互動過程中的主觀體驗，特別適合用於比較不同影像創作專業背景與 AI 工具熟悉程度下的互動感知差異。透過 UEQ 所蒐集的數據，本研究將能更具體掌

握創作者在實際使用過程中產生的人機互動需求、回饋與調適反應，進而為生成式 AI 工具在介面設計、互動機制與創作支援功能的優化提供實證依據。

(四) 創作者與執業專家對生成式 AI 的質性觀點

本研究旨在透過訪談與觀察創作者的實際創作過程，收集其於各創作階段中運用生成式 AI 工具時所展現的行為特徵與人機互動模式。為確保資料的多樣性與全面性，本研究結合訪談法與觀察法兩種質性研究方法，以掌握創作者在實踐歷程中所展現之內在價值觀與意義建構歷程。

1. 訪談法：根據 DiCicco-Bloom、Crabtree (2006) 以及 Kallio 等 (2016) 的研究，半結構式訪談兼具靈活性與深入性，能有效促進研究者與創作者之間的互動對話，進而揭示其觀點與經驗細節。因此，本研究採用半結構式訪談作為質性資料的收集方法，旨在補充量化數據無法揭露的細節層面，進一步理解不同創作者如何根據其專業背景與技術熟悉程度，調整與生成式 AI 工具之互動行為與創作策略。在本研究脈絡中，此方法不僅能補足量化問卷難以呈現的動機脈絡與情感評價，亦有助於深入探究創作者如何理解 AI 工具在創作不同階段（如構思、實作、修正）中所扮演的角色與意義。

此外，Edwards、Holland (2013) 指出，半結構式訪談具備高度情境適應性，能捕捉個體於特定創作脈絡中建構意義的歷程。透過此方法，可揭示人機互動中的主觀詮釋與深層心理模式，提供更貼近創作者視角的理解框架，進而豐富對使用行為與創作經驗之質性詮釋。

為確保研究資料的多樣性與代表性，本研究自 35 名學生中篩選出 10 位自願參與者，並額外邀請 8 位具備豐富實務經驗的專業創作者，組成總計 18 人的訪談樣本。此樣本設計旨在涵蓋不同經驗層次的創作者群體：學生組代表新興創作者視角，專業創作者則提供專業實務觀點，二者互補有助於全面理解生成式 AI 工具在不同經驗背景下的應用情境。訪談採用一對一深度訪談形式，強化研究者與受訪者間的深入互動，並確保資料的豐富性與真實性。

2. 觀察法：為進一步補充訪談資料並檢證創作者所述經驗與實際行為的一致性，本研究同時採用實驗觀察法，記錄創作者於操作生成式 AI 工具進行數位影像創作的實際歷程。觀察重點包括：操作路徑選擇、介面互動行為、錯誤反應

與修正策略、情緒表現與非語言反應等。根據 Kawulich(2005)與 Angrosino(2016)之研究，觀察法能提供高度情境化的資料，捕捉使用者與工具互動中即時產生的策略判斷與調整反應，並揭示難以口述的操作慣性與非意識性行為。

綜上所述，透過半結構式訪談與觀察法的交互補充，本研究得以從多角度、多層次理解創作者與生成式 AI 工具之間的互動機制，具體收集創作者在不同背景與工具熟悉情境下的決策歷程、情感反應與創作策略。訪談法提供主觀詮釋與語義脈絡，觀察法則補足行為細節與非語言反應，兩者整合將使研究結果更具立體性與深度，進而為生成式 AI 工具於數位影像創作中的角色定位與實務設計提供實證支撐。

八、資料分析

（一）內在動機量表（IMI）與心流狀態量表（FSS）

內在動機量表（IMI）包含興趣／享受、知覺能力、努力、價值／重要性等子構面；心流狀態量表（FSS）則評估專注程度、挑戰與技能匹配等構面。分析流程涵蓋信度分析、效度分析、敘述統計與群體間推論性比較。

在信度分析方面，本研究採用 Cronbach's α 係數評估 IMI 與 FSS 各構面的內部一致性， α 值高於 0.7 則視為具有良好信度。效度方面，區別效度檢驗則依據 Fornell、Larcker (1981) 之建議，透過比較構面平均變異抽取量（average variance extracted, AVE）之平方根與構面間相關係數，若前者大於後者，即表示構面之間具備良好之區辨性。例如，「興趣／享受」構面之 AVE 平方根為 0.8，高於其與「知覺能力」之相關係數 0.6，顯示構面間具有清楚界線與獨立性。

敘述統計彙整各構面之平均數（mean）、標準差（standard deviation）與中位數（median），以掌握資料分布的集中與離散情形，作為後續推論分析的基礎。為確認資料的分布特性，本研究根據 Howell (2013) 建議，進行常態性檢驗以選擇適當統計方法。具體檢定包含 Shapiro、Wilk (1965) 提出的 Shapiro-Wilk 檢定，與 Kolmogorov (1933) 發展的 Kolmogorov-Smirnov 檢定，雙重檢測可提升結果穩健性與檢定力。

然而，考量本研究總樣本數為 35 人，且四組分別為 8、7、7 與 13 人，呈現

樣本數小且分組非平衡之特性。依 Field (2013) 與 Glass 等 (1972) 指出，小樣本與非平衡分組下使用 ANOVA 可能違反常態性與變異數同質假設，導致檢定結果不穩定。Howell (2013) 亦提醒，當單一組別樣本數少於 10 時，應審慎採用母數法，以免低估實際差異。

因此，本研究統一採用 Kruskal、Wallis (1952) 發展的 Kruskal-Wallis 檢定，進行四組群體間的構面差異比較。此非母數方法不受常態與變異數同質假設限制，根據 Siegel、Castellan (1988)，尤適用於小樣本與分組不均之設計，可提升結果的穩定性與解釋力。

儘管部分構面未達顯著水準 ($p > 0.05$)，本研究不將其簡化為「無差異」結論。Cohen 指出，小樣本研究常因統計檢定力 (statistical power) 不足，導致潛在實質差異未被偵測出 (Cohen, 1988)。為補足此限制，本研究進一步依 Tomczak、Tomczak (2014) 建議，計算 Kruskal-Wallis 檢定對應之效果量 epsilon squared (ϵ^2)，以補充顯著性檢定的解釋力。該指標可透過下列公式計算：

$$\epsilon^2 = \frac{H - k + 1}{n - k}$$

其中， H 為 Kruskal-Wallis 統計量， k 為群體數， n 為總樣本數。至於效果量之解釋標準，根據 Lakens (2013) 的說明，Cohen 所提出的效果量解釋基準中 (Cohen, 1988)， η^2 (亦可延伸至 ϵ^2) 約為 0.01 可視為小效果 (small effect)、0.06 為中等效果 (medium effect)、0.14 以上則為大效果 (large effect)。因此，即便統計檢定結果未達顯著，若 ϵ^2 效果量達中等甚至更高水準，仍應審慎評估並討論潛在的群體差異；反之，若 ϵ^2 接近 0，則可作為支持「實質上無差異」(practically no effect) 結論的佐證之一。

(二) 科技接受模型量表 (TAM)

科技接受模型 (TAM) 分析首先檢驗「知覺有用性」、「知覺易用性」、「使用意圖」等構面的內部一致性，使用 Cronbach's α 係數， $\alpha > 0.7$ 表示良好信度

效度分析聚焦區別效度，比較各構面 AVE 平方根與構面間相關係數。例如，「知覺有用性」構面 AVE 平方根為 0.75，與「知覺易用性」的相關係數為 0.5，

因 $0.75 > 0.5$ ，顯示兩構面具良好區別效度。

敘述統計部分，彙整各構面之平均、標準差，與中位數，以掌握創作者整體回應趨勢。在群體間差異分析方面，本研究統一採用 Kruskal-Wallis 檢定 (Kruskal、Wallis, 1952) 作為主要比較方法，以因應樣本數偏少且分組不均的研究設計，提升結果的穩健性與適切性 (Field, 2013; Howell, 2013)。

此外，為補充資料分布之描述與支持研究資料完整性，亦執行 Shapiro-Wilk 與 Kolmogorov-Smirnov 常態性檢定，惟檢定結果僅供參考，不作為選擇統計方法之依據 (Howell, 2013; Shapiro、Wilk, 1965; Kolmogorov, 1933)。

(三) 使用者體驗問卷 (UEQ)

使用者體驗問卷 (UEQ) 包含吸引力、清晰性、效率、依賴性、刺激性、創新性六個構面。信度分析使用 Cronbach's α 係數評估各構面內部一致性， $\alpha > 0.7$ 為良好標準。效度分析包括收斂效度與區別效度：收斂效度要求 $AVE > 0.5$ ；區別效度則比較 AVE 平方根與構面間相關係數。例如，「吸引力」構面 AVE 平方根為 0.8，與「清晰性」的相關係數為 0.6，因 $0.8 > 0.6$ ，顯示良好區別效度。

本研究亦以平均數、標準差與中位數描述六個構面之基本統計指標，呈現整體量表數據分布概況。群體間差異分析方面，如前述統一採 Kruskal-Wallis 檢定 (Kruskal、Wallis, 1952) 作為主要統計方法，以提升分析結果的穩健性與解釋力 (Field, 2013; Howell, 2013)。此外，本研究亦執行 Shapiro-Wilk 與 Kolmogorov-Smirnov 常態性檢定，以補充資料分布特性之描述，但該結果不作為統計方法選擇之依據。

(四) 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創作者 (包括專家與非專家學生) 及執業專家對使用生成式 AI 工具進行數位影像創作的經驗與觀點，旨在揭示不同訪談群體的使用反饋與關鍵差異。

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，適用於挖掘訪談群體對事件的意義建構。Polkinghorne (1995) 指出，故事敘述法不僅聚焦於

敘述內容，還重視敘述的結構與情境，以展現訪談群體行動的邏輯及情感背景。Riessman (2008) 進一步提出，敘述由背景 (context)、行動 (action) 與結論 (resolution) 構成，能夠有效呈現對研究議題的深層理解。

在本研究中，故事敘述法被用於整理訪談資料，並依據上述結構進行分析：「背景」部分記錄訪談群體的使用需求與創作目標，進一步探討他們在應用生成式 AI 工具時的差異；「行動」部分聚焦於他們在實際操作過程中的使用體驗，分析其操作中的感受、挑戰與應對策略；「結論」部分綜合訪談群體對工具的整體評價與改進建議，藉由敘事結構挖掘生成式 AI 工具在特定場景中的潛在價值。

2. 比較矩陣法：為系統化比較不同訪談群體在生成式 AI 工具使用中的異同，本研究採用比較矩陣法進行分析。矩陣分析有助於有效組織訪談數據，提升分析條理性與可視化效果 (Miles、Huberman, 1994)；Patton 亦指出，該方法特別適用於多樣化受訪者群體間的差異比較 (Patton, 2015)。基於此，本研究聚焦於四個核心分析維度：工具使用目的、工具優勢、工具限制與應用潛力。

工具使用目的方面，旨在揭示訪談群體於創作過程中的需求與目標。根據 TAM 2 模型，創作者對工具的接受程度取決於其感知有用性與易用性，其中感知有用性為影響行為意圖的關鍵因素 (Venkatesh、Davis, 2000)。

工具優勢則聚焦於評估生成式 AI 工具在技術層面的表現。Rogers (2003) 的創新擴散理論指出，技術的相對優勢 (relative advantage) 是促使創作者採用新工具的重要驅動力。

針對工具限制，本研究分析技術操作過程中的挑戰及其對使用體驗的影響。Venkatesh、Bala (2008) 認為，技術操作上的困難可能影響使用者的情感反應與行為意圖，進而左右對工具的接受度。

最後，在應用潛力層面，探討生成式 AI 工具於多元情境下的適用性與拓展可能性。根據 Straub (2009) 的觀點，技術能否廣泛應用，需視其在不同場景中的適應性與實際價值而定。

為全面呈現上述分析維度，本研究以訪談數據為基礎，結合故事敘述法中的語境化內容，強調背景、行動與結論的結構化分析。同時，矩陣法所建立的核心維度亦與訪談群體的細緻比較相輔相成，使分析框架更為清晰完整。上述框架如

表 3-17 所示。

表 3-17 訪談框架

核心維度	相關理論	探討面向
工具的使用目的	科技接受模型 (Venkates、Davis， 2000)	探討訪談群體在使用AI工具時的目的是否具有一致性，並分析其需求與目標的差異性。
工具的優勢	創新擴散理論 (Rogers，2003)	探討AI工具的快速生成、多樣性與直觀性等特點，是否對訪談群體產生相同的吸引力與價值。
工具的限制	TAM延伸模型 (Venkatesh、Bala， 2008)	探討訪談群體在使用AI工具過程中，是否面臨相同的限制，以及其對科技接受度的影響。
應用潛力	技術採用與擴散理論 的綜合討論 (Straub，2009)	評估AI工具在訪談群體中的應用潛力是否相同，並探討其可能的應用價值。

資料來源：本研究彙整。

(五) 觀察法

為進一步豐富並驗證訪談資料的深度與廣度，本研究採用 Pink (2007) 提出的多感官參與式觀察框架與 Banks、Zeitlyn (2015) 建立的反身性視覺分析架構，作為視覺民族誌方法論的理論基礎。透過 Pink 強調的「體現化互動」(embodied interaction) 概念，記錄創作者在使用生成式 AI 工具時與介面的即時互動行為，包括調整提示詞過程中的肢體動作、情緒反應與眼神變化等細節，從而捕捉其人機互動歷程中的情感流動與決策轉換。

同時，本研究援引視覺敘事三重分析模型（生產－影像－接收），系統性分析創作者所產出的視覺內容，包含 AI 生成前後的草圖修訂痕跡與 storyboard 結構的變化，以拆解創作決策與視覺語義的轉換邏輯（Banks、Zeitlyn，2015）。此方式不僅能揭示創作者在使用 AI 工具過程中的感官經驗與互動模式，也能進一步理解其創意表徵結果的視覺符號轉化過程，完整呈現生成式 AI 工具介入後對創作行為與想像力歷程的多層次影響。這亦回應 Glăveanu (2020) 於「分布式想像力」理論中對工具中介性與創作互動歷程的關注。觀察設計包含以下兩大途徑：

1. 行為與情感觀察：本研究透過實地參與與紀錄，觀察創作者在創作任務中操作生成式 AI 工具的即時行為與心理反應，特別關注其提示詞調整頻率、平台

介面切換、生成圖像的迭代嘗試等互動特徵，並與傳統創作流程進行比較。觀察亦涵蓋創作者的操作過程中所展現的情緒變化與表達姿態，以理解 AI 工具如何介入其創作節奏、情緒投入與主體性掌控。此途徑參考 Csikszentmihalyi (1996) 提出的創造力概念，強調創作行為是一種與情境深度互動的動態歷程。

2. 視覺資料收集與分析：為兼顧創作者在表達習慣與認知風格上的差異，本研究於任務開始前請參與者以圖像、文字或口語方式表達其初始構想，並記錄 AI 工具生成後創作者的修改與再創作歷程。比對生成前後的圖像變化，包括構圖複雜度、視覺元素的重組或刪減、畫面焦點的轉移，分析 AI 工具對原始構想的延展性與干擾性。分析參考 Goldschmidt (1991) 提出的「圖像思考」理論，理解圖像在創作歷程中所扮演的認知中介角色，以及 AI 生成圖像如何重新建立創作者的視覺語彙與心象圖譜。

此外，針對故事導向的創作任務，本研究特別收集創作者在 AI 工具介入前後所製作的分鏡圖 (storyboard) 版本，進行角色動態、情節邏輯與場景安排之對照分析。參考 Kress、van Leeuwen (2006) 所提出的視覺語法理論，進一步探討 AI 生成圖像是否促使創作者重新組構其敘事邏輯與視覺連貫性，並觀察 AI 所提供的視覺刺激是否能激發創作者發展出更具延展性與創造性的故事內容。

此分析亦回應人機互動中的「創作者主導／AI 輔助」協作邏輯，旨在檢視創作者是否在工具操作過程中產生新的敘事策略與視覺想像，進而深化對生成式 AI 在故事創作歷程中作用機制的理解。

第二節 混合方法設計與資料收集邏輯說明

為有效測量與理解上述互動現象，本研究採取混合研究設計（mixed methods design），整合量化量表調查與質性訪談／觀察法兩種資料類型，以提升資料來源的互補性（complementarity）與三角驗證（triangulation）。量化資料可提供標準化與可比性的心理狀態評估與系統使用回饋；質性資料則補充創作者互動行為、操作策略與創作思維等語境脈絡，兩者交叉印證，有助於強化研究推論的信度與效度。

在量化層面，依據研究目的與八項假定內容，選用四項具代表性的量表工具，用以評估參與者的動機、沉浸程度、科技接受度與使用體驗。質性層面則結合半結構訪談與觀察法，分別掌握創作者的主觀感受與實際操作行為，補足量化資料所無法揭示的深層意義。本研究之整體資料收集策略整理，如表 3-18 所示。

表 3-18 本研究的資料收集方法

資料類型	方法	測量變數與目標
量表（問卷法）	內在動機量表（IMI）	測量創作者在 AI 輔助情境中的內在動機、自主性、投入與壓力反應，辨識人與 AI 工具互動初期的動機傾向與心理參與差異。
	心流體驗量表（FSS）	評估創作者在使用生成式 AI 工具進行創作時的沉浸程度、專注感、挑戰與技能平衡，反映互動歷程中是否產生高流暢性與深度參與的心理狀態。
	科技接受模型（TAM）	測量創作者對 AI 工具的人機互動接受度，評估其對工具「易用性（PEOU）」與「有用性（PU）」的認知，反映不同背景與熟悉度下的互動適應策略與採用傾向。
	使用者體驗量表（UEQ）	評估 AI 工具在人機互動中的整體使用者體驗，包括吸引力、操作效率、直覺性、控制感與情感反應，反映工具介面與互動設計對創作行為的影響。
訪談與觀察	半結構訪談	探討不同創作者背景與工具熟悉度條件下，AI 工具如何影響其創作策略、互動決策與想像力運作，補充量化資料難以揭示的動機詮釋與主觀意義建構。
	觀察法	記錄創作者在各創作階段與 AI 工具之間的即時互動行為、操作反應與策略選擇，補足訪談與問卷資料，呈現完整的人機互動樣貌。

資料來源：本研究彙整。

此外，為驗證本研究所提出之八項研究假定，並對應創作歷程中各階段（如準備、醞釀、靈感、驗證）與創作者特性（專業背景與 AI 工具熟悉度）所展現之操作差異，各假定所採用之分析資料，皆依其觀察層面與驗證重點進行有機配置。例如，針對涉及心理動機或沉浸經驗之假定，採用如內在動機量表（IMI）或心流量表（FSS）等標準化工具；若假定聚焦於互動行為與操作策略，則以觀察法為主要資料來源，並輔以訪談法，以深入解析創作者之認知歷程。

為提升研究架構之清晰度與各假定間對應關係之可讀性，表 3-19 整理八項研究假定內容，並標示其對應之資料收集方法與選用依據。

表 3-19 本研究八項假定與對應資料收集方法

假定編號	假定內容	對應資料收集方法		方法選擇說明
A 1	準備階段中，專家花費更多時間設定目標與參數，非專家傾向依賴AI預設選項	觀察法		
		- 記錄目標設定與參數調整的時間與次數。 - 追蹤提示詞或參數設定的修改頻率與複雜度。 - 比較專家與非專家的行為差異。	能量化專家與非專家在目標設定與參數調整上的行為差異，通過記錄時間、頻率與策略，揭示操作傾向(Angrosino、Rosenberg ，2011) 。	
		訪談法		
		- 探討設定目標與參數的策略與決策動機。 - 了解非專家依賴預設選項的原因。 - 補充觀察法無法捕捉的認知過程。	適用於挖掘參數設定與依賴預設選項背後的認知動機，補充行為觀察的內在視角（Rubin 、 Rubin ，2012）。	
A 2	醞釀階段中，AI工具熟悉者的提示詞修改時間短於非熟悉者，修改次數亦更少	觀察法		
		- 記錄提示詞修改的總次數與單次耗時。 - 比較各組別熟悉者與非熟悉者的修改模式與效率。	能量化提示詞修改的次數與時間，揭示AI 熟悉者與非熟悉者在操作效率上的行為差異（Angrosino 、Rosenberg ，2011）。	
		TAM		

		• 量化創作者對 AI 工具的「認知有用性」、「認知易用性」、「行為意願」。 • 比較熟悉者與非熟悉者在效率感受上的主觀差異，為行為觀察提供心理層面的解釋。	適用於評估熟悉者與非熟悉者對 AI 工具有用性與易用性的認知差異，補充行為觀察的認知解釋力 (Davis, 1989)。
A 3	專家在操作上的技術性優於非專家，創意性兩者則無顯著差異	觀察法	
		• 記錄技術操作流程與工具使用情況。 • 評估成果的技術完整性與執行效率。 • 觀察素材組合與構思多樣性，評估創意性。	能直接捕捉技術操作的行為細節與策略，適於比較專家與非專家的技術熟練度及成果完整性 (Angrosino、Rosenberg, 2011)。同時，通過觀察素材運用與構思方式，可評估創意性表現。
		UEQ	
		• 測量操作效率、系統清晰性與依賴性，反映技術應用能力。 • 補充使用者對系統操作的體驗感知。 • 創意性評估依賴觀察法。	量表適用於量化技術操作的效率與系統掌握程度，有助於比較專家與非專家在技術應用上的差異 (Laugwitz 等, 2008)。因 UEQ 無法直接衡量創意性，需由觀察法補足。
A 4	AI 工具熟悉者提示詞優化次數多，專家調整精準度高	觀察法	
		• 記錄提示詞優化次數與調整頻率。 • 評估調整精準度 (效果達成率、偏差修正能力)。 • 比較熟悉者與專家的操作模式差異 (如多輪微調 vs. 單次精準修改)。	能量化提示詞優化頻率與精準度，通過記錄操作行為與效果，比較 AI 熟悉者與專家的策略差異 (Angrosino、Rosenberg, 2011)。
		訪談法	

		• 探討提示詞調整的策略與決策動機。 • 了解創作者對調整效果與預期差距的認知。 • 補充行為觀察的認知過程。	適用於挖掘調整策略背後的認知動機與經驗，揭示專家精準度的思考基礎，補充觀察法的行為數據（Rubin、Rubin，2012）。
A 5	非專家在心流體驗與內在動機得分上均高於專家，對AI創意啟發持更高滿意度	FSS	
		• 測量心流體驗的核心構面（如沉浸感、挑戰與技能平衡）。 • 比較非專家與專家在任務沉浸感上的差異。	適用於量化心流體驗，通過測量沉浸感與專注力，比較非專家與專家在AI任務中的心流差異（Csikszentmihalyi，1990）。
		IMI	
		• 測量內在動機指標（如興趣/享受、價值/有用性）。 • 比較非專家與專家對AI工具創作價值的認知。	能量化內在動機，通過興趣與價值感等指標，分析非專家是否因創意啟發表現更高動機水平（Deci、Ryan，1985）。
		訪談法	
		• 探討對AI創意啟發的主觀滿意度與感受。 • 補充量化數據未揭示的心理體驗。	適合挖掘對AI創意啟發的主觀感受，補充量表無法捕捉的心理細節（Rubin、Rubin，2012）。
A 6	驗證階段中，專家對生成結果的細節微調次數多，非專家傾向直接採用生成結果	訪談法	
		• 記錄驗證階段的微調次數 • 比較專家與非專家的調整策略（多輪微調 vs. 一次性接受）。 • 評估創作者對生成結果的精細要求與操作策略差異。	能量化微調次數與操作策略，揭示專家與非專家在驗證階段的行為差異（Angrosino、Rosenberg，2011）。

		UEQ	
		● 測量操作效率與品質感知（如效率、清晰性）。 ● 比較專家對品質控制的重視與非專家對效率的傾向。	適用於評估操作效率與品質感知，檢視專家對結果品質的重視與非專家接受初始結果的偏好（Laugwitz等，2008）。
A 7	靈感階段中，AI工具熟悉者提示詞構思次數多，專家提示詞組合多樣性高	觀察法	
		● 記錄靈感階段提示詞構思的次數。 ● 分析提示詞組合多樣性（如關鍵詞層次與多樣性）。 ● 比較不同組別（AI 熟悉與否、專業背景）之操作行為差異。	能量化提示詞構思次數與多樣性，揭示 AI 熟悉者與專家在靈感階段的行為差異（Angrosino、Rosenberg，2011）。
		訪談法	
		● 探討提示詞設計的策略與決策過程。 ● 了解構思頻率與多樣性背後的動機。 ● 補充觀察法無法捕捉的認知過程。	適用於挖掘提示詞設計的思考邏輯與策略，補充行為觀察的認知視角（Rubin、Rubin，2012）。
A 8	非專家對AI降低創作門檻的感知強度高於專家，對技術支持的正面評價亦更為明顯	TAM	
		● 記錄靈感階段提示詞構思的次數。 ● 分析提示詞組合多樣性（如關鍵詞層次與多樣性）。 ● 比較不同組別（AI 熟悉與否、專業背景）之操作行為差異。	適用於量化 AI 工具在創作門檻降低與技術支持上的接受度，揭示非專家與專家的認知差異（Davis，1989）。
		UEQ	

		● 測量效率、清晰性與吸引力，反映技術支持的體驗。 ● 比較非專家與專家對 AI 工具的正面評價。	能量化操作效率與正面體驗，檢視非專家對技術支持的更高評價（Laugwitz等，2008）。
		訪談法	
		● 探討對 AI 降低創作門檻與技術支持的主觀感受。 ● 補充量表無法捕捉的個人化體驗與認知。	適合挖掘主觀感受與認知，補充量表數據的質性視角（Rubin、Rubin，2012）。

資料來源：本研究彙整。



第肆章、研究結果與討論

本研究共產出四部以敘事為主題的影像作品，透過創意發想與實務製作歷程，探討不同創作者群體在人機互動過程中的表現差異與互動特徵。在量化分析部分，採用內在動機量表（IMI）評估創作者在使用 AI 工具時展現的自主性與內在動機；運用心流狀態量表（FSS）檢視 AI 生成提示是否引發沉浸式心流經驗；透過科技接受模型（TAM）測量創作者對 AI 工具之易用性與有用性的主觀評價；並以使用者體驗問卷（UEQ）分析其在互動過程中的整體使用感受與介面體驗。

在質性分析部分，結合半結構訪談與觀察法兩種方式：前者收集創作者與業界專家對 AI 工具應用的主觀感受與經驗回饋，並進行語義與內容層面的文本分析；後者記錄創作者實際操作 AI 工具的行為模式與決策歷程，補充其策略運用與互動細節。最終，透過量化數據與質性發現之交叉分析，系統性檢視 AI 工具對創作歷程所產生的影響與潛在意涵。以下將依據各量表指標與質性資料進行統整說明與詮釋。

第一節 量表結果

為評估問卷的內部一致性信度，本研究採用 Cronbach's α 係數作為指標。根據 Nunnally（1978）的建議，Cronbach's α 值大於 0.7 時，信度可接受；若超過 0.8，則信度良好。此外，依據 Hulland（1999）的建議，因素負荷量（factor loadings）應高於 0.7，以有效反映潛在構念。根據 Hair 等（2011）的標準，組合信度（CR）值應高於 0.7，以確保測量模型的內部一致性。最後，根據 Bagozzi、Yi（1988）的建議，平均變異抽取量（AVE）應高於 0.5，以證明潛在變數能充分解釋觀測變數的變異。此外，根據 Fornell、Larcker 的觀點，區別效度的建立需通過比較收斂效度與構面間的相關性來驗證（Fornell、Larcker，1981）。具體而言，若每個構面的 AVE 平方根大於構面間的相關係數，即表示具備區別效度。

一、內在動機量表（IMI）與心流狀態量表（FSS）結果

（一）內在動機量表

內在動機量表（IMI）整體量表之 Cronbach's α 值為 0.735，達可接受標準（ $\alpha > 0.7$ ）（Nunnally，1978）。各構面之信度係數介於 0.776 至 0.910，其中以「感知

選擇」($\alpha = 0.910$) 與「價值／有用性」($\alpha = 0.886$) 之信度表現最為良好。

組合信度 (CR) 方面，各構面之 CR 值介於 0.850 至 0.929，皆高於學者建議之門檻值 (Hair 等, 2011)，顯示本測量模型具有良好的內部一致性與可靠性。

在收斂效度部分，所有構面之平均變異抽取量 (AVE) 介於 0.515 至 0.651，符合標準建議值 (Bagozzi、Yi, 1988)。其中「感知選擇」(AVE = 0.651) 與「價值／有用性」(AVE = 0.596) 兩構面之收斂效度表現尤佳，進一步支持量表之建構效度。相關數據如表 4-1 所示。

表 4-1 IMI 的信度分析

整體信度	IMI 構面	Cronbach's α	CR	AVE
0.735	興趣/享受	0.87	0.9	0.563
	感知能力	0.839	0.883	0.56
	努力/重要性	0.783	0.853	0.542
	壓力/緊張	0.776	0.85	0.535
	感知選擇	0.91	0.929	0.651
	價值/有用性	0.886	0.911	0.596
	關聯性	0.865	0.895	0.515

資料來源：本研究彙整。

在區別效度的檢驗標準方面，結果顯示量表七個構念均達到良好的區別效度要求。各構念的平均變異抽取量 (AVE) 平方根值介於 0.847 至 0.898 之間，均明顯高於該構念與其他構念間的相關係數，此結果證實各構念均具有充分的區辨效度。進一步分析構念間的相關性矩陣發現，僅「感知選擇」與「價值有用性」構念之間呈現統計上顯著的負相關 ($r = -0.395$, $p < 0.05$)。然而，此相關係數的絕對值仍低於兩構念各自的 AVE 平方根值 (分別為 0.898 與 0.879)，因此不影響區別效度的建立。其餘構念間的相關係數絕對值大多低於 0.2，且未達統計顯著水準 ($p > 0.05$)，進一步顯示各構念間具備良好的區辨性。相關數據如表 4-2 所示。

表 4-2 IMI 的區別效度

IMI 構面	興趣/ 享受	感知能力	努力/ 重要性	壓力/ 緊張	感知選擇	價值/ 有用性	關聯性
興趣/享受	0.866	-0.070	0.028	0.012	0.109	0.131	0.243
感知能力	-0.070	0.865	0.096	-0.213	0.069	0.136	0.058
努力/重要性	0.028	0.096	0.858	0.024	0.096	-0.046	-0.131
壓力/緊張	0.012	-0.213	0.024	0.855	-0.175	-0.168	-0.028
感知選擇	0.109	0.069	0.096	-0.175	0.898	-0.395*	-0.029
價值/有用性	0.131	0.136	-0.046	-0.168	-0.395*	0.879	-0.004
關聯性	0.243	0.058	-0.131	-0.028	-0.029	-0.004	0.847

資料來源：本研究彙整。

從內在動機量表 (IMI) 的統計結果來看，不同組別在使用 AI 工具時的動機特徵呈現顯著差異。專熟組 (E-AI+) 在感知能力 (Mean=4.73, SD=1.14) 和價值/有用性 (Mean=4.50, SD=1.41) 表現最為突出，顯示該組具有高度的自我效能感並清楚認知 AI 工具的實際價值。此外，其壓力/緊張程度 (Mean=3.68, SD=0.97) 為四組中最低，表明熟練使用 AI 工具能有效降低心理負擔。興趣/享受 (Mean=4.54) 和感知選擇 (Mean=4.29) 得分也相對較高，但內部差異較大 (IQR 分別為 1.61 和 1.99)，可能因不同創作者對自主性和趣味性的個人偏好而產生差異。

專生組 (E-AI-) 在興趣/享受 (Mean=4.71, SD=0.96) 和感知選擇 (Mean=4.74, SD=1.79) 上得分最高，但極高的內部差異 (IQR=3.43) 反映出該群體內部對使用自主性評價的顯著分歧。相較專熟組，其感知能力 (Mean=4.00, SD=1.50) 較低且波動較大，壓力/緊張程度 (Mean=4.14) 則較高，顯示初次接觸 AI 工具的專業創作者雖感到興趣，但也經歷較明顯的能力不確定性和操作壓力。此外，關聯性 (Mean=3.98) 為專業組最低，暗示其尚未完全認識工具對專業工作的實際關聯。

非熟組 (N-AI+) 在努力/重要性 (Mean=5.31, SD=1.37) 得分最高，反映非專業創作者為掌握 AI 工具投入大量精力。其關聯性 (Mean=4.43) 和價值/有用性 (Mean=4.35) 亦相對突出，表明該組能清晰感知 AI 工具對自身領域的實際價

值。然而，該組的壓力/緊張程度(Mean=4.26)明顯偏高，且感知能力(Mean=3.98)較低，揭示非專業但熟悉工具的創作者在高投入下伴隨著較大的心理壓力和能力不足感。

非生組(N-AI-)在多數構面均呈現較低水平，興趣/享受(Mean=3.66)、價值/有用性(Mean=3.94)和努力/重要性(Mean=3.71)得分最低，特別是價值/有用性中位數明顯偏低(Median=3.29)，顯示多數非專業且缺乏 AI 經驗的創作者難以明確感知工具的實際價值。該組的壓力/緊張程度(Mean=4.52)最高，感知選擇(Mean=3.89)最低，突顯其在使用 AI 工具時同時面臨高壓力與低自主感的困境，但關聯性(Mean=4.22)表現相對較佳，可能因其認可 AI 工具與日常生活的潛在關聯。

整體而言，專業群體(E-AI+與 E-AI-)呈現出「高能力認知-高價值感知-低壓力」的模式，其中專生組更凸顯對趣味性與自主性的需求；非專業群體則面臨「高努力投入-高壓力-低掌控感」的挑戰，尤其非熟組試圖透過高投入彌補能力不足，而非生組則普遍缺乏動機且心理負擔更重。這些結果提示，AI 工具設計者可著重降低非專業使用者的操作複雜性以減輕心理負擔，同時為專業使用者提供更多自主控制與趣味互動功能，以提升其整體使用動機與滿意度。相關數據如表 4-3 所示。

表 4-3 IMI 的敘述性統計

IMI 構面	平均 (Mean)	標準差 (SD)	中位數 (Median)	四分位距 (IQR)
(專熟) E-AI+				
興趣/享受	4.54	1.04	4.22	1.61
感知能力	4.73	1.14	4.58	1.79
努力/重要性	4.20	0.66	4.30	1.05
壓力/緊張	3.68	0.97	3.90	1.35
感知選擇	4.29	1.42	4.50	1.99
價值/有用性	4.50	1.41	4.58	2.07
關聯性	4.16	1.34	4.25	2.53
(專生) E-AI-				
興趣/享受	4.71	0.96	4.57	2.15

感知能力	4.00	1.50	3.83	1.84
努力/重要性	4.00	1.37	3.80	3.00
壓力/緊張	4.14	1.95	4.20	3.60
感知選擇	4.74	1.79	4.00	3.43
價值/有用性	4.18	1.54	4.29	2.71
關聯性	3.98	0.95	4.25	0.75
(非熟) N-AI+				
興趣/享受	4.30	0.81	4.14	1.14
感知能力	3.98	1.01	3.83	2.17
努力/重要性	5.31	1.37	4.60	2.60
壓力/緊張	4.26	1.05	4.00	1.80
感知選擇	4.14	1.41	4.43	2.86
價值/有用性	4.35	1.22	4.57	2.43
關聯性	4.43	1.17	4.25	1.63
(非生) N-AI-				
興趣/享受	3.66	1.67	3.43	3.43
感知能力	4.10	1.43	3.50	2.50
努力/重要性	3.71	1.18	3.40	1.70
壓力/緊張	4.52	1.077	4.20	1.40
感知選擇	3.89	1.20	3.86	2.14
價值/有用性	3.94	1.34	3.29	1.71
關聯性	4.22	1.45	4.00	2.62

資料來源：本研究彙整。

在統計分析中，檢驗數據是否符合常態分布是選擇適當檢驗方法的關鍵步驟。本研究的常態性檢驗採用 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 檢驗和 Shapiro-Wilk (S-W) 檢驗，其中 K-S 檢驗適用於大樣本但對極端值敏感，而 S-W 檢驗更適合小樣本 ($n < 50$) 且精確度較高。判斷標準為若 $p > 0.05$ 則接受數據符合常態分布的假設，若 $p \leq 0.05$ 則拒絕常態性假設。相關數據如表 4-4 所示。

表 4-4 IMI 的常態性檢驗結果彙整表

IMI 構面	組別	Kolmogorov-Smirnov (K-S) p 值	Shapiro-Wilk (S-W) p 值	是否符合常態
興趣/享受	專熟	0.006	0.020	否 (K-S & S-W $p < 0.05$)
	專生	0.200*	0.274	是
	非熟	0.200*	0.940	是
	非生	0.200*	0.117	是
感知能力	專熟	0.200*	0.944	是
	專生	0.200*	0.618	是
	非熟	0.200*	0.409	是
	非生	0.153	0.151	是
努力/重要性	專熟	0.200*	0.785	是
	專生	0.200*	0.310	是
	非熟	0.130	0.097	是 (接近顯著)
	非生	0.200*	0.052	是 (接近顯著)
壓力/緊張	專熟	0.200*	0.485	是
	專生	0.200*	0.560	是
	非熟	0.200*	0.425	是
	非生	0.200*	0.642	是
感知選擇	專熟	0.200*	0.415	是
	專生	0.182	0.158	是
	非熟	0.200*	0.725	是
	非生	0.200*	0.715	是
價值/有用性	專熟	0.200*	0.737	是
	專生	0.200*	0.602	是
	非熟	0.200*	0.488	是
	非生	0.069	0.014	否 (S-W $p < 0.05$)

關聯性	專熟	0.200*	0.357	是
	專生	0.200*	0.552	是
	非熟	0.200*	0.894	是
	非生	0.081	0.181	是

註：* 是實際顯著性水準的下限值。

資料來源：本研究彙整。

本研究針對內在動機量表（IMI）七個構面進行 Kruskal-Wallis 群體差異分析，並計算效果量 ϵ^2 （epsilon squared），以評估各構面群體差異的實質程度。結果顯示，僅「努力／重要性」達到大效果（ $\epsilon^2 = 0.141$ ），「興趣／享受」為小效果（ $\epsilon^2 = 0.012$ ），其餘「感知能力」（ $\epsilon^2 = -0.020$ ）、「壓力／緊張」（ $\epsilon^2 = -0.029$ ）、「感知選擇」（ $\epsilon^2 = -0.052$ ）、「價值／有用性」（ $\epsilon^2 = -0.058$ ）與「關聯性」（ $\epsilon^2 = -0.087$ ）皆為無實質效果，表示四組在多數內在動機構面上評價趨於一致，惟在任務投入動機上顯現顯著差異。相關數據如表 4-5 所示。

表 4-5 IMI 各構面 ϵ^2 計算結果

構面	H 值 (Chi-Square)	ϵ^2 效果量	效果解釋	結果說明與推論
興趣/享受	3.383	0.012	無顯著效果	各組在使用過程中皆表現出一定程度的興趣與愉悅感，略有差異，但整體差距不大。
感知能力	2.366	-0.020	無實質效果	不同背景使用者對自我操作 AI 的能力感知趨於一致，未形成明顯差異。
努力/重要性	7.370	0.141	大效果	顯示不同組別在投入程度或任務重視程度上存在顯著差異，可能反映對任務價值認知有所不同。
壓力/緊張	2.103	-0.029	無實質效果	四組對操作 AI 時的壓力感受無顯著差異，顯示系統整體壓力感較低或體驗普遍穩定。
感知選擇	1.398	-0.052	無實質效果	使用過程中對自主性選擇的感受未顯現顯著群體差異，顯示系統操作具一致性與預設導向性。

價值/有用性	1.210	-0.058	無實質效果	各組對工具價值認知評價接近，顯示 AI 工具之任務相關性與實用性獲得普遍肯定。
關聯性	0.308	-0.087	無實質效果	對任務與自身興趣或目標的關聯性感受無顯著差異，顯示 AI 創作任務具有一定的普適性。

資料來源：本研究彙整。

具體而言，「努力／重要性」的群體差異達大效果，顯示不同背景創作者在操作 AI 工具時，對任務重要性與個人投入程度的認知存在顯著落差。根據 Eccles、Wigfield（2002）提出的期望-價值理論，個體對任務的投入取決於其完成任務的期望與所賦予的主觀價值。具備相關專業背景的創作者，可能因 AI 技術與其專業創作實踐相關，因而更認為這項技術值得投入時間與精力學習，進一步提升其主觀任務重要性，對 AI 工具操作展現更高程度的參與與投入。相對地，非專業背景者則可能僅視 AI 工具為完成指定任務的工具性資源，缺乏深入探究的內在動機，導致在「努力/重要性」構面上的得分相對較低。

此外，自我決定理論（Deci、Ryan，1985）亦指出，當任務具備高度內在動機特質時，個體更可能展現主動參與與持續投入專熟組或專生組的創作者，可能因對 AI 技術在未來創作應用的期待與興趣而認為任務具意義性，因此願意投注較多努力與資源；反之，對非熟或非生組而言，此任務可能缺乏足夠的個人關聯與吸引力，進而影響其參與程度。

整體而言，本研究結果顯示，AI 工具的操作雖能在情緒愉悅、控制感與壓力認知上提供一致性體驗，但任務的價值感知與內在投入仍受使用者背景影響。未來在教學或推廣應用時，建議可透過任務設計與目標轉化，強化工具與個人興趣、學習目標之連結，以提升多元背景使用者的主動參與意願與動機品質。

（二）心流狀態量表

心流狀態量表（FSS）整體量表之 Cronbach's α 值為 0.714，達可接受標準（ $\alpha > 0.7$ ）（Nunnally，1978）。各構面之信度係數介於 0.738 至 0.857，其中「自我意識喪失」（ $\alpha = 0.848$ ）、「時間感變形」（ $\alpha = 0.857$ ）與「專注於任務」（ $\alpha = 0.834$ ）等構面表現相對較佳。

在組合信度（CR）評估方面，各構面之 CR 值介於 0.838 至 0.905，皆高於學者建議之門檻值（Hair 等，2011），顯示本測量模型具有良好的內部一致性。其中「時間感變形」（CR = 0.905）、「自我意識喪失」（CR = 0.898）與「專注於任務」（CR = 0.890）之 CR 值相對較高，顯示其測量結果穩定。

在收斂效度部分，所有構面之平均變異抽取量（AVE）介於 0.568 至 0.705，均高於標準建議值（Bagozzi、Yi，1988），顯示具備良好的收斂效度。其中「時間感變形」（AVE = 0.705）、「自我意識喪失」（AVE = 0.688）與「專注於任務」（AVE = 0.669）之 AVE 值相對較高。相關數據如表 4-6 所示。

表 4-6 FSS 的信度分析

整體信度	FSS 構面	Cronbach's α	CR	AVE
0.714	挑戰與技能平衡	0.823	0.883	0.654
	行動與意識融合	0.815	0.88	0.649
	清晰的目標	0.738	0.838	0.568
	明確的回饋	0.748	0.842	0.574
	專注於任務	0.834	0.89	0.669
	控制感	0.742	0.84	0.572
	自我意識消失	0.848	0.898	0.688
	時間感變形	0.857	0.905	0.705
	內在獎勵體驗	0.751	0.843	0.574

資料來源：本研究彙整。

在區別效度的檢驗標準方面，結果顯示 FSS 量表的九個構念均達到良好的區別效度要求。各構念的平均變異抽取量（AVE）平方根值介於 0.868 至 0.917 之間，均明顯高於該構念與其他構念間的相關係數，此結果證實各構念均具有充分的區辨效度。進一步分析構念間的相關性矩陣發現，「挑戰與技能平衡」與「行動與意識融合」構念之間呈現統計上顯著的高正相關（ $r = 0.811$ ， $p < 0.01$ ），此外，「挑戰與技能平衡」與「享受體驗」之間也存在顯著正相關（ $r = 0.437$ ， $p < 0.01$ ）。然而，這些相關係數的絕對值仍低於兩構念各自的 AVE 平方根值（例如「挑戰與技能平衡」為 0.899，「行動與意識融合」為 0.897，「內在獎勵體驗」為 0.870），因此不影響區別效度的建立。其餘構念間的相關係數絕對值大多低於 0.3，

且多數未達統計顯著水準 ($p > 0.05$)，例如「時間感變形」與「享受體驗」的相關係數為 0.054 ($p = 0.757$)，進一步顯示各構念間具備良好的區辨性。值得注意的是，「行動與意識融合」與「明確的回饋」之間呈現較高的負相關 ($r = -0.812$ ， $p < 0.01$)，雖然仍滿足區別效度要求，但此現象可能反映兩者在概念或測量上的某種對立關係。相關數據如表 4-7 所示。

表 4-7 FSS 的區別效度

FSS 構面	挑戰與技能平衡	行動與意識融合	清晰的目標	明確的回饋	專注於任務	控制感	自我意識消失	時間感變形	內在獎勵體驗
挑戰與技能平衡	0.899	0.811**	-0.240	-0.674	0.158	0.012	0.251	-0.188	0.437**
行動與意識融合	0.811**	0.897	-0.320	-0.812	0.141	0.117	0.054	-0.215	0.296
清晰的目標	-0.240	-0.320	0.868	0.208	0.115	-0.099	0.251	0.059	0.081
明確的回饋	-0.674	-0.812	0.208	0.870	-0.436	-0.104	-0.214	-0.181	-0.170
專注於任務	0.158	0.141	0.115	-0.436	0.904	-0.047	-0.151	-0.048	0.067
控制感	0.012	0.117	-0.099	-0.104	-0.047	0.869	-0.117	0.096	-0.140
自我意識消失	0.251	0.054	0.251	-0.214	-0.151	-0.117	0.910	-0.090	0.101
時間感變形	-0.188	-0.215	0.059	-0.181	-0.048	0.096	-0.090	0.917	0.054
內在獎勵體驗	0.437**	0.296	0.081	-0.170	0.067	-0.140	0.101	0.054	0.870

註： ** 表示相關性在 0.01 水平顯著 (2-tailed)。

資料來源：本研究彙整。

從心流狀態量表 (FSS) 的統計結果來看，四組創作者在 AI 工具操作過程中的心流體驗呈現明顯差異。專熟組 (E-AI+) 在多數構面表現穩定，其中專注於任務 (Mean=3.34)、內在獎勵體驗 (Mean=3.38) 和明確的回饋 (Mean=3.22) 得分相對較高，顯示熟練創作者能較好地維持注意力並從中獲得滿足感。但整體分

數集中在中等範圍，且挑戰與技能平衡（Mean=3.09）僅略高於理論中點，反映出即使頻繁使用 AI 的專業創作者，也可能因習慣於操作流程而未能達到更深層的心流狀態。控制感（IQR=1.94）和行動與意識融合（SD=0.65）的數據離散程度較大，暗示專熟組內成員在熟練度與個人操作風格上存有較明顯差異。

專生組（E-AI-）展現出更極端的心流特徵，行動與意識融合（Mean=3.50，Median=4.00）和挑戰與技能平衡（Median=3.75）的中位數為四組最高，但自我意識消失（Mean=2.75）和時間感變形（Mean=2.86）卻最低，呈現高度認知投入但難以達到忘我境界的狀態。這種矛盾現象可能反映出專業背景初學者需要有意識地掌控 AI 工具的操作細節，從而降低了其沉浸感。此外，其內在獎勵體驗（Mean=2.86）亦低於專熟組，顯示專業背景創作者在初次接觸 AI 工具時，難以立即感受到操作的愉悅感。

非熟組（N-AI+）呈現獨特的心流障礙模式，自我意識消失（Mean=3.64）異常突出，但專注於任務（Mean=2.75）和控制感（Mean=2.79）得分卻較低，配合較高的挑戰與技能平衡（Median=3.50），顯示非專業但有操作經驗的創作者可能處於「假性心流」狀態，即看似沉浸實則因缺乏專業技能，難以持續專注與掌控。此外，明確的回饋（Mean=3.25）與清晰目標（Median=3.50）表現良好，反映工具介面本身設計合理，但非專業創作者仍需進一步提升專業技能以達到更穩定的心流體驗。

非生組（N-AI-）的心流體驗最為破碎，行動與意識融合（Mean=2.88）和內在獎勵體驗（Median=2.50）均較低，僅時間感變形（Mean=3.15）略高於其他組別，顯示該群體可能因缺乏工具使用經驗而無法有效投入，導致低內在激勵但卻產生被動的時間感知失真。控制感（Median=2.75）與專注於任務（Mean=3.10）表現平庸，加上挑戰與技能平衡（Mean=3.04）貼近理論中值，整體描繪出非專業初次使用者因缺乏技能支持而難以投入深層心流的「機械式操作」狀態。

綜觀四組結果可發現兩項重要趨勢：首先，專業背景顯著提升心流體驗的品質，專業創作者在控制感與行動融合等核心構面明顯優於非專業群體。其次，AI 工具熟悉度影響心流的深度與穩定性，熟練群體較能維持穩定但可能因熟悉感而缺乏深度沉浸，而初學群體則呈現出認知負荷較高且不易達到忘我境界的過渡狀態。這些發現建議 AI 工具的設計應考量專業與非專業使用者間的需求差異，透

過調整挑戰性與提供即時回饋，以提升各類型使用者的心流體驗品質。相關數據如表 4-8 所示。

表 4-8 FSS 的敘述性統計

FSS 構面	平均 (Mean)	標準差 (SD)	中位數 (Median)	四分位距 (IQR)
(專熟) E-AI+				
挑戰與技能平衡	3.09	0.82	3.00	1.50
行動與意識融合	3.19	0.65	3.13	1.25
清晰的目標	3.09	0.44	3.13	0.75
明確的回饋	3.22	0.65	3.38	1.19
專注於任務	3.34	0.85	3.75	1.56
控制感	3.28	0.99	3.13	1.94
自我意識消失	3.00	0.78	3.00	1.38
時間感變形	3.19	0.64	3.38	1.31
內在獎勵體驗	3.38	0.64	3.63	1.13
(專生) E-AI-				
挑戰與技能平衡	3.21	0.78	3.75	1.25
行動與意識融合	3.50	0.99	4.00	2.00
清晰的目標	3.00	0.63	3.25	1.25
明確的回饋	3.00	0.76	3.25	1.50
專注於任務	3.25	0.66	3.50	0.75
控制感	3.14	0.84	3.25	1.50
自我意識消失	2.75	0.54	2.50	0.75
時間感變形	2.86	0.85	2.75	1.50
內在獎勵體驗	2.86	0.56	3.00	1.00
(非熟) N-AI+				
挑戰與技能平衡	3.18	0.61	3.50	0.75
行動與意識融合	3.07	0.61	3.00	1.00
清晰的目標	3.14	0.97	3.50	1.50
明確的回饋	3.25	0.50	3.50	1.00
專注於任務	2.75	0.48	2.75	1.00

控制感	2.79	0.62	2.50	1.25
自我意識消失	3.64	0.83	3.75	1.00
時間感變形	2.89	0.54	2.75	1.25
內在獎勵體驗	3.00	0.50	3.00	0.75
(非生) N-AI-				
挑戰與技能平衡	3.04	0.70	3.00	1.25
行動與意識融合	2.88	0.55	2.75	1.00
清晰的目標	3.17	0.63	3.25	0.88
明確的回饋	3.04	0.72	3.00	1.00
專注於任務	3.10	0.74	3.25	1.00
控制感	3.04	0.88	2.75	1.50
自我意識消失	3.10	0.62	3.25	1.00
時間感變形	3.15	0.81	3.00	1.50
內在獎勵體驗	2.85	0.77	2.50	1.38

資料來源：本研究彙整。

常態性檢驗標準與前述一致（採用 Kolmogorov-Smirnov 與 Shapiro-Wilk 檢驗， $p > 0.05$ 視為符合常態分布），結果如表 4-9 所示。

表 4-9 FSS 的常態性檢驗結果彙整表

FSS 構面	組別	Kolmogorov-Smirnov (K-S) p 值	Shapiro-Wilk (S-W) p 值	是否符合常態
挑戰與技能平衡	專熟	0.200*	0.337	是
	專生	0.025	0.118	否
	非熟	0.124	0.074	是
	非生	0.105	0.429	是
行動與意識融合	專熟	0.200*	0.292	是
	專生	0.148	0.122	是
	非熟	0.200*	0.484	是
	非生	0.200*	0.094	是
清晰的目標	專熟	0.015	0.009	否 (K-S & S-W)

				$p < 0.05$
	專生	0.200*	0.047	否 (S-W $p < 0.05$)
	非熟	0.200*	0.236	是
	非生	0.200*	0.404	是
	專熟	0.200*	0.446	是
明確的回饋	專生	0.200*	0.572	是
	非熟	0.155	0.252	是
	非生	0.200*	0.604	是
	專熟	0.014	0.003	否 (K-S $p < 0.05$)
專注於任務	專生	0.200*	0.384	是
	非熟	0.200*	0.380	是
	非生	0.200*	0.553	是
	專熟	0.200*	0.704	是
控制感	專生	0.200*	0.665	是
	非熟	0.200*	0.203	是
	非生	0.200*	0.651	是
	專熟	0.184	0.235	是
自我意識消失	專生	0.200*	0.178	是
	非熟	0.145	0.206	是
	非生	0.200*	0.536	是
	專熟	0.200*	0.047	否 (S-W $p < 0.05$)
時間感變形	專生	0.200*	0.438	是
	非熟	0.200*	0.189	是
	非生	0.023	0.045	否 (S-W $p < 0.05$)
	專熟	0.200*	0.234	是
內在獎勵體驗	專生	0.200*	0.482	是
	非熟	0.200*	0.780	是
	非生	0.112	0.110	是

註： * 是實際顯著性水準的下限值。

資料來源：本研究彙整。

本研究以心流狀態量表(FSS)九個構面進行 Kruskal-Wallis 群體差異分析，並計算效果量 epsilon squared (ϵ^2)，以評估實質差異程度。結果顯示，僅「自我意識消失」達到中等效果 ($\epsilon^2 = 0.077$)，「專注於任務」($\epsilon^2 = 0.040$)、「行動與意識融合」($\epsilon^2 = 0.005$)與「內在獎勵體驗」($\epsilon^2 = 0.024$)為小效果，其餘構面皆為無實質效果，包括「挑戰與技能平衡」($\epsilon^2 = -0.084$)、「清晰的目標」($\epsilon^2 = -0.079$)、「明確的回饋」($\epsilon^2 = -0.063$)、「控制感」($\epsilon^2 = -0.056$)與「時間感變形」($\epsilon^2 = -0.044$)，顯示四組在大多數心流構面上的評價趨於一致，惟「自我意識消失」構面呈現較為明顯的群體差異。相關數據如表 4-10 所示。

表 4-10 FSS 各構面 ϵ 計算結果

構面	H 值 (Chi-Square)	ϵ^2 效果量	效果解釋	結果說明與推論
挑戰與技能平衡	0.382	-0.084	無實質效果	各組在挑戰程度與自身技能匹配的體驗上評價相近，未見明顯感受落差。
行動與意識融合	3.163	0.005	無顯著效果	有微幅差異，顯示部分組別在操作中略感更能進入沉浸狀態，但整體仍屬趨同。
清晰的目標	0.535	-0.079	無實質效果	各組對目標設定清晰度的評價一致，反映 AI 工具在任務提示上表現穩定。
明確的回饋	1.052	-0.063	無實質效果	顯示 AI 工具的回饋機制對不同創作者皆提供類似感受，無群體差異。
專注於任務	4.226	0.040	無顯著效果	專熟組或熟悉工具者可能更能專注於操作，惟差異幅度不大。
控制感	1.271	-0.056	無實質效果	各組對操作掌控度的評價無明顯差距，可能因工具本身介面設計簡明。
自我意識消失	5.375	0.077	無顯著效果	顯示在部分組別中，AI 工具能有效引導創作者進入高度沉浸狀態，減少自我意識干擾，可能反映創作投入程度。

時間感變形	1.641	-0.044	無實質效果	各組在使用過程中對時間流動的感知未出現顯著差異。
內在獎勵體驗	3.748	0.024	無顯著效果	少數組別可能更強烈地感受到使用過程中的滿足與動機激發，但整體偏低。

資料來源：本研究彙整。

此結果指出，AI 創作工具能在多數心流經驗上提供一致的沉浸體驗，可能來自其設計上兼具高互動性與視覺化回饋的特性，使不同背景使用者皆能迅速進入操作情境，並感受到明確目標與即時反饋所帶來的控制感與信心（Csikszentmihalyi, 1990）。此外，根據從 Garrett（2011）提出的人機互動領域的「使用經驗五要素」（five elements of user experience）理論觀之，AI 工具透過視覺介面（surface）、互動設計（interaction design）與資訊架構（structure）的高度整合，使不同經驗背景的使用者能在相同的操作脈絡中獲得穩定且順暢的使用經驗。此外，「可感知可用性（perceived affordance）」與「即時回饋（immediate feedback）」等設計原則（Norman, 2013），亦有助於減少操作疑慮與中斷狀態，促進專注與沉浸的形成。

特別值得注意的是，「自我意識消失」為唯一達到中等效果的構面，顯示不同組別在進入「忘我」狀態的程度上有較明顯的差異。此可能與部分組初次操作 AI 工具時產生的新鮮感與高度專注有關，使其更容易進入暫時忘卻自我、沉浸於任務中的狀態。相對地，對於已有創作經驗或熟悉技術流程的組別而言，因操作屬於預期與可控的範疇，自我意識可能不如其他組明顯淡化。此結果顯示「自我意識消失」構面或許可視為辨識 AI 創作體驗中背景差異的潛在敏感指標。

綜上所述，AI 工具整體具備情境中立性與認知支援性，使各組創作者於 FSS 心流構面中展現高度趨同的沉浸體驗，而「自我意識消失」的中等效果則提供進一步理解不同背景創作者心流感受差異的線索。

二、科技接受模型量表（TAM）結果

科技接受模型量表（TAM）之整體 Cronbach's α 值為 0.732，符合可接受的信度標準（ $\alpha > 0.7$ ）（Nunnally, 1978）。各構面之信度係數介於 0.794 至 0.803，其中以「行為意願」（ $\alpha = 0.803$ ）與「認知有用性」（ $\alpha = 0.799$ ）表現相對較高。組合信度（CR）方面，各構面之 CR 值介於 0.855 至 0.872，皆高於學者所建議之判準值（Hair 等，2011），顯示本量表具備良好的內部一致性與整體信度。

在收斂效度方面，各構面之平均變異抽取量（AVE）介於 0.501 至 0.630，其中「行為意願」（AVE = 0.630）之收斂效度最佳，符合建議標準（Bagozzi、Yi, 1988）。雖然「認知有用性」（AVE = 0.501）與「認知易用性」（AVE = 0.502）略低於理想值 0.5，但仍接近可接受範圍，表示本量表具有適切的收斂效度。相關數據如表 4-11 所示。

表 4-11 TAM 的信度分析

整體信度	TAM 構面	Cronbach's α	CR	AVE
0.732	認知有用性	0.799	0.857	0.501
	認知易用性	0.794	0.855	0.502
	行為意願	0.803	0.872	0.63

資料來源：本研究彙整。

在區別效度的檢驗方面，結果顯示 TAM 量表中的三個構念均符合良好的區別效度標準。各構念的平均變異抽取量（AVE）平方根值介於 0.841 至 0.891 之間，皆顯著高於該構念與其他構念之間的相關係數，顯示各構念具有良好的區辨效度。進一步檢視構念間的相關性矩陣結果，「認知有用性」與「認知易用性」之間呈現顯著正相關（ $r = 0.744$ ， $p < 0.01$ ）、「認知易用性」與「行為意願」之間則呈現顯著負相關（ $r = -0.457$ ， $p < 0.01$ ），而「認知有用性」與「行為意願」之間則為較低程度的負相關（ $r = -0.335$ ， $p < 0.05$ ）。儘管構念間部分相關性達顯著水準，其相關係數的絕對值皆低於各自的 AVE 平方根值（「認知有用性」為 0.841、「認知易用性」為 0.842、「行為意願」為 0.891），顯示該等相關性未削弱構念間的區辨效果。此外，其他構念間之相關係數絕對值皆低於 0.5，亦符合區別效度之判準，整體結果進一步支持本研究量表構念間具備良好的區辨性。相關數據如表 4-12 所示。

表 4-12 TAM 的區別效度

TAM 構面	認知有用性	認知易用性	行為意願
認知有用性	0.841	0.744**	-0.335*
認知易用性	0.744**	0.842	-0.457**
行為意願	-0.335*	-0.457**	0.891

資料來源：本研究彙整。

在科技接受模型（TAM）量表的分析中，不同組別在 AI 工具使用上的情況呈現出顯著差異。首先，專熟組（E-AI+）在認知有用性上的平均得分最高（Mean=3.46，SD=0.58），中位數為 3.67，顯示該組對 AI 工具的有用性評價較高，且意見較為一致（IQR=0.92）。然而，其認知易用性（Mean=3.14，SD=0.43）和行為意願（Mean=3.13，SD=0.77）的平均得分略低，尤其是行為意願的四分位距較大（IQR=1.63），可能是因為該組成員雖然認可 AI 工具的效用，但實際應用時需考量其專業流程的適配性，導致使用意願有較大的個體差異。

專生組（E-AI-）在認知易用性（Mean=3.24，SD=0.47）和行為意願（Mean=3.25，SD=0.54）上的表現優於專熟組，且標準差較低，顯示該組對 AI 工具的易用性與實際使用的意願較為集中。然而，其認知有用性（Mean=3.14，SD=0.43）略低於專熟組，可能與該組在缺乏操作經驗下，對 AI 工具潛在效益的評估較為保守，需經過進一步實踐驗證。

非熟組（N-AI+）在認知有用性（Mean=3.24，SD=0.68）和認知易用性（Mean=3.26，SD=0.73）上的得分與專生組相近，但行為意願（Mean=2.75，SD=0.46）明顯偏低，且中位數為 2.75，顯示該組雖然具備 AI 工具操作經驗，但由於缺乏專業背景，對於 AI 工具的實際應用價值認同較低，進而影響其持續使用意願。

非生組（N-AI-）的認知有用性（Mean=2.92，SD=0.63）和認知易用性（Mean=3.01，SD=0.72）為四組中最低，尤其是認知有用性的中位數（Median=3.17）與平均數差距較大，表明該組對 AI 工具效用的認知分歧較大。然而，其行為意願（Mean=3.23，SD=0.80）卻高於非熟組，甚至接近專生組，可能反映初次接觸 AI 工具的創作者受到工具創新性或社會影響的吸引，儘管實際效用認知較低，但仍抱有嘗試意願。

整體而言，影像專業背景與 AI 使用經驗對 TAM 構面的影響明顯。專業組別（E-AI+與 E-AI-）對於 AI 工具的認知有用性整體較高，而非專業組別（N-AI+與 N-AI-）則在行為意願的評價上呈現較大波動，顯示專業知識與使用經驗對實際工具的應用認同有重要影響。此外，認知易用性在各組間的差異較小，說明 AI 工具在設計上普遍具備一定易用性，但工具的實際價值感知與使用意願則因組別而異。這些結果可為後續研究提供方向，例如深入探討非專業組別行為意願與認知評價脫鉤的原因，或專業組別實際使用中遭遇的整合性障礙。相關數據如表 4-13 所示。

表 4-13 TAM 的敘述性統計

TAM 構面	平均 (Mean)	標準差 (SD)	中位數 (Median)	四分位距 (IQR)
(專熟) E-AI+				
認知有用性	3.46	0.58	3.67	0.92
認知易用性	3.14	0.43	3.17	0.33
行為意願	3.13	0.77	3.13	1.63
(專生) E-AI-				
認知有用性	3.14	0.43	3.17	0.50
認知易用性	3.24	0.47	3.33	0.67
行為意願	3.25	0.54	3.25	1.00
(非熟) N-AI+				
認知有用性	3.24	0.68	3.17	1.16
認知易用性	3.26	0.73	3.50	1.33
行為意願	2.75	0.46	2.75	0.75
(非生) N-AI-				
認知有用性	2.92	0.63	3.17	1.17
認知易用性	3.01	0.72	2.67	1.42
行為意願	3.23	0.80	3.25	1.38

資料來源：本研究彙整。

常態性檢驗標準與前述一致（採用 Kolmogorov-Smirnov 與 Shapiro-Wilk 檢驗， $p > 0.05$ 視為符合常態分布），結果如表 4-14 所示。

表 4-14 TAM 的常態性檢驗結果彙整表

TAM 構面	組別	Kolmogorov-Smirnov (K-S) p 值	Shapiro-Wilk (S-W) p 值	是否符合常態
認知有用性	專熟	0.190	0.433	是
	專生	0.200*	0.087	是
	非熟	0.200*	0.957	是
	非生	0.113	0.047	否 (S-W $p < 0.05$)
認知易用性	專熟	0.176	0.367	是
	專生	0.200*	0.228	是
	非熟	0.013	0.116	否 (K-S $p < 0.05$)
	非生	0.084	0.085	是 (接近顯著)
行為意願	專熟	0.200*	0.098	是
	專生	0.200*	0.949	是
	非熟	0.200*	0.529	是
	非生	0.200*	0.765	是

註：* 是實際顯著性水準的下限值。

資料來源：本研究彙整。

本研究針對使用者體驗問卷 (TAM) 三個構面進行 Kruskal-Wallis 群體差異分析，並計算效果量 epsilon squared (ϵ^2)，以評估實質差異程度。結果顯示，僅「認知有用性」達到小效果 ($\epsilon^2 = 0.033$)，其餘「認知易用性」($\epsilon^2 = -0.064$) 與「行為意願」($\epsilon^2 = -0.018$) 皆為無實質效果，顯示四組在 TAM 構面上的評價整體趨於一致。相關數據如表 4-15 所示。

表 4-15 TAM 各構面 ϵ^2 計算結果

構面	H 值 (Chi-Square)	ϵ^2 效果量	效果解釋	結果說明與推論
認知有用性	4.023	0.033	無顯著效果	各組在感知 AI 工具的實用性上略有差異，可能與實際操作經驗與任務導向認知有關。
認知易用性	1.012	-0.064	無實質效果	多數使用者對於 AI 工具的操作介面感受類似，顯示其設計具備

				高度直覺性與普遍易用性。
				各組在未來使用 AI 工具的意願
行為意願	2.428	-0.018	無實質效果	評估趨於一致，可能代表短期體驗未形成顯著行為傾向差異。

資料來源：本研究彙整。

具體來看，「認知有用性」的結果顯示部分組別可能對 AI 工具在提升工作效率或支援創作任務的實用價值稍有感受差異，惟效果量偏小，並未形成明顯優勢；而在「認知易用性」與「行為意願」兩構面上，各組評價幾乎一致，代表創作者普遍認為該工具容易理解、操作直覺，且使用意圖趨同。

上述結果可能源因於當系統介面設計符合使用者直覺且功能明確時，往往能降低使用者間的個體差異（Venkatesh 等，2003）。推測可能反映該 AI 工具在操作流程與功能設計上已達到相當程度的簡化，使得不同經驗背景的創作者皆能快速掌握其核心功能與流程，進而形成一致的使用體驗。這種現象不僅與科技接受模型的易用性原則相符，也呼應了 Shneiderman (2022) 在《Human-Centered AI》中提出的觀點。他認為以人為中心的 AI 設計應確保系統直觀且易於上手，讓使用者無論背景如何都能獲得一致的體驗。因此，本研究的數據可能反映了近年 AI 工具發展趨勢，即透過提升操作便捷性來降低使用門檻。

三、使用者體驗問卷（UEQ）結果

使用者體驗問卷（UEQ）整體量表之 Cronbach's α 值為 0.72，達可接受標準（ $\alpha > 0.7$ ）（Nunnally, 1978）。各構面之信度係數介於 0.763 至 0.856，其中以「吸引力」（ $\alpha = 0.856$ ）與「新穎性」（ $\alpha = 0.855$ ）之信度表現較為優異。

組合信度（CR）方面，各構面之 CR 值介於 0.849 至 0.902，皆高於學者建議之門檻值（Hair 等，2011），顯示本量表在各構面皆具良好之內部一致性與可靠性。

在收斂效度部分，各構面之平均變異抽取量（AVE）介於 0.582 至 0.698，均符合標準建議值（Bagozzi、Yi, 1988）。其中「新穎性」（ $AVE = 0.698$ ）與「依賴性」（ $AVE = 0.694$ ）之收斂效度表現較佳，進一步支持本量表之建構效度。相關數據如表 4-16 所示。

表 4-16 UEQ 的信度分析

整體信度	UEQ 構面	Cronbach's α	CR	AVE
0.720	吸引力	0.856	0.893	0.582
	清晰性	0.763	0.849	0.585
	效率	0.786	0.862	0.61
	依賴性	0.851	0.900	0.694
	刺激性	0.816	0.88	0.648
	新穎性	0.855	0.902	0.698

資料來源：本研究彙整。

在區別效度的檢驗方面，UEQ 量表的六個構念均符合良好的區辨效度標準。各構念的平均變異抽取量（AVE）平方根值介於 0.873 至 0.914 之間，皆高於該構念與其他構念之間的相關係數，顯示各構念彼此具有足夠的區辨性。進一步檢視構念間的相關矩陣可發現，「吸引力」與「依賴性」之間的相關係數為 0.662，達到統計顯著水準（ $p < 0.01$ ）。然而，該相關係數低於「吸引力」與「依賴性」構念各自的 AVE 平方根值（分別為 0.874 與 0.913），顯示兩構念之間仍具區別效度。此外，其餘構念間的相關係數大多未達統計顯著水準（ $p > 0.05$ ），且多數絕對值低於 0.3。例如，「刺激性」與「新穎性」的相關係數為 0.118（ $p = 0.500$ ），顯示兩者間的關聯性較低。整體而言，結果支持 UEQ 量表六個構念之間具有良好的區辨效度。相關數據如表 4-17 所示。

表 4-17 UEQ 的區別效度

UEQ 構面	吸引力	清晰性	效率	依賴性	刺激性	新穎性
吸引力	0.874	-0.105	0.191	0.662**	-0.135	0.144
清晰性	-0.105	0.875	-0.024	-0.039	-0.210	-0.074
效率	0.191	-0.024	0.884	0.062	-0.013	0.194
依賴性	0.662**	-0.039	0.062	0.913	0.057	0.280
刺激性	-0.135	-0.210	-0.013	0.057	0.897	0.118
新穎性	0.144	-0.074	0.194	0.280	0.118	0.914

資料來源：本研究彙整。

在使用者體驗問卷（UEQ）的分析中，不同組別對 AI 工具的使用體驗呈現

出多樣化的差異。首先，專熟組 (E-AI+) 在吸引力 (Mean=4.48, SD=1.25)、效率 (Mean=4.47, SD=1.47) 和刺激性 (Mean=4.47, SD=1.85) 的平均得分較高，顯示該組對 AI 工具的整體印象和互動體驗較為正面，但刺激性的四分位距較大 (IQR=3.50)，表明組內成員對 AI 工具的興奮感評價差異較大。此外，其新穎性得分較低 (Mean=3.69, SD=1.49)，可能由於長期熟練使用 AI 工具，將其視為既有流程的一部分，使新鮮感有所減弱。

專生組 (E-AI-) 在清晰性 (Mean=4.75, SD=0.88)、效率 (Mean=4.93, SD=0.66) 和依賴性 (Mean=4.29, SD=0.86) 上的表現尤為突出，尤其是效率的中位數達 5.00 (IQR=0.75)，顯示該組對 AI 工具的操作流暢性和可靠性有高度認可。然而，其刺激性 (Mean=3.68, SD=1.43) 低於專熟組，可能是由於初次接觸 AI 工具的認知負荷較高，導致創作者感受到一定壓力或不適應，降低了興奮感；但其新穎性 (Mean=4.57, SD=1.30) 卻明顯更高，可能與其較少的 AI 使用經驗相關，使得工具的新奇感更為突出。

非熟組 (N-AI+) 的吸引力 (Mean=3.50, SD=1.39) 和效率 (Mean=3.79, SD=1.20) 得分為四組中最低，尤其是效率的中位數僅 3.25 (IQR=2.25)，顯示該組在操作 AI 工具時可能遇到較多困難，這可能源於缺乏專業知識而無法有效評估及調整 AI 生成結果。然而，其刺激性 (Mean=4.68, SD=0.77) 和新穎性 (Mean=4.46, SD=1.47) 表現優異，表明儘管實用性評價較低，但非專業創作者仍對 AI 工具抱持高度的探索興趣與新奇感。

非生組 (N-AI-) 的吸引力 (Mean=4.27, SD=1.28) 和依賴性 (Mean=4.29, SD=0.88) 表現良好，但清晰性 (Mean=3.69, SD=1.67) 得分明顯偏低，中位數僅 3.00 (IQR=2.75)，反映該組在理解 AI 工具的功能和介面設計上可能存在障礙。此外，其新穎性 (Mean=4.17, SD=1.54) 與刺激性 (Mean=4.06, SD=1.33) 仍高於專生組，顯示初次使用者可能因 AI 工具的直觀介面或基本功能的趣味性設計，保持了一定程度的新鮮感。

整體而言，專業群體 (E-AI+ 和 E-AI-) 因具有明確的專業標準與任務導向，在效率、清晰性、依賴性等實用性面向表現突出。非專業群體 (N-AI+ 和 N-AI-) 則更傾向以工具的新鮮性與互動趣味性作為主要評價依據，顯示 AI 工具的創新特質對於此類使用者更具吸引力。然而，非熟組的效率偏低可能因缺乏專業判斷

能力，儘管遭遇操作障礙，但仍願意探索並享受 AI 工具帶來的新奇體驗。對工具設計者而言，可針對不同群體的特性進行差異化設計，專業創作者可加強功能的整合性與深度，而非專業創作者則可提升介面的易學性與趣味性，以優化整體使用體驗。相關數據如表 4-18 所示。

表 4-18 UEQ 的敘述性統計

UEQ 構面	平均 (Mean)	標準差 (SD)	中位數 (Median)	四分位距 (IQR)
(專熟) E-AI+				
吸引力	4.48	1.25	4.09	2.37
清晰性	4.19	1.11	4.25	1.63
效率	4.47	1.47	5.25	2.63
依賴性	3.98	0.60	4.05	0.98
刺激性	4.47	1.85	4.75	3.50
新穎性	3.69	1.49	3.50	1.25
(專生) E-AI-				
吸引力	4.45	1.44	4.33	3.00
清晰性	4.75	0.88	4.75	1.00
效率	4.93	0.66	5.00	0.75
依賴性	4.29	0.86	4.42	0.75
刺激性	3.68	1.43	3.75	2.75
新穎性	4.57	1.30	5.00	2.50
(非熟) N-AI+				
吸引力	3.50	1.39	3.50	2.67
清晰性	4.61	0.99	4.75	1.50
效率	3.79	1.20	3.25	2.25
依賴性	3.98	0.94	3.92	1.83
刺激性	4.68	0.77	4.75	1.25
新穎性	4.46	1.47	3.50	2.50
(非生) N-AI-				
吸引力	4.27	1.28	4.50	2.50

清晰性	3.69	1.67	3.00	2.75
效率	3.87	1.54	4.00	2.25
依賴性	4.29	0.88	4.42	1.33
刺激性	4.06	1.33	4.25	2.50
新穎性	4.17	1.54	4.75	2.63

資料來源：本研究彙整。

常態性檢驗標準與前述一致（採用 Kolmogorov-Smirnov 與 Shapiro-Wilk 檢驗， $p > 0.05$ 視為符合常態分布），相關數據如表 4-19 所示。

表 4-19 UEQ 的常態性檢驗結果彙整表

UEQ 構面	組別	Kolmogorov-Smirnov (K-S) p 值	Shapiro-Wilk (S-W) p 值	是否符合常態
吸引力	專熟	0.186	0.083	是
	專生	0.200*	0.699	是
	非熟	0.200*	0.605	是
	非生	0.084	0.104	是
清晰性	專熟	0.200*	0.913	是
	專生	0.200*	0.925	是
	非熟	0.200*	0.954	是
	非生	0.008	0.092	否 (K-S $p < 0.05$)
效率	專熟	0.011	0.058	否 (K-S $p < 0.05$)
	專生	0.200*	0.847	是
	非熟	0.200*	0.407	是
	非生	0.200*	0.875	是
依賴性	專熟	0.200*	0.937	是
	專生	0.200*	0.534	是
	非熟	0.200*	0.198	是
	非生	0.116	0.378	是

刺激性	專熟	0.200*	0.552	是
	專生	0.200*	0.524	是
	非熟	0.200*	0.774	是
	非生	0.200*	0.694	是
新穎性	專熟	0.033	0.053	否 (K-S $p < 0.05$)
	專生	0.200*	0.538	是
	非熟	0.034	0.064	否 (K-S $p < 0.05$)
	非生	0.089	0.083	是

註：* 是實際顯著性水準的下限值。

資料來源：本研究彙整。

本研究針對使用者體驗問卷（UEQ）六大構面進行 Kruskal-Wallis 群體差異分析，並進一步計算效果量 ϵ^2 （epsilon squared），用以評估不同構面下群體間差異的實質程度。結果顯示，僅「清晰性」（ $\epsilon^2 = 0.046$ ）與「效率」（ $\epsilon^2 = 0.031$ ）達到小效果，其餘構面如「吸引力」（ $\epsilon^2 = -0.019$ ）、「依賴性」（ $\epsilon^2 = -0.037$ ）、「刺激性」（ $\epsilon^2 = -0.033$ ）與「新穎性」（ $\epsilon^2 = -0.042$ ）皆呈現負值，屬無實質效果，顯示四組創作者多數使用者體驗構面上的評價大致趨於一致。相關數據如表 4-20 所示。

表 4-20 UEQ 各構面之群體間差異分析與效果解釋

構面	H 值 (Chi-Square)	ϵ^2 效果量	效果解釋	結果說明與推論
吸引力	2.410	-0.019	無實質效果	各組對工具的視覺與情感吸引力感受無明顯差異，呈一致性體驗。
清晰性	4.441	0.046	小效果	可能因部分組別具備較高介面理解能力，略顯操作順暢，但差異幅度仍小。
效率	3.966	0.031	小效果	顯示部分創作者（如專熟組）可能較能有效完成任務，但整體差異不大。
依賴性	1.849	-0.037	無實質效果	創作者在對工具穩定性與可靠性

				的感受上無顯著群體差異。
刺激性	1.960	-0.033	無實質效果	AI 工具引發創作動機或感官刺激的評價各組趨同，無明顯分歧。
新穎性	1.686	-0.042	無實質效果	各組對工具的創新性認知相對一致，顯示 AI 工具對不同背景使用者皆具新奇印象。

資料來源：本研究彙整。

此結果反映，儘管創作者的背景與操作經驗不同，使用該 AI 工具時所產生的主觀體驗在群體間並未出現明顯分歧。推測其原因，可能與該 AI 工具在介面設計上具備高度直觀性與操作簡易性有關，使用者即便缺乏專業背景，亦能迅速熟悉系統功能並進行操作。因此，在「清晰性」與「效率」等構面上，未出現顯著群組差異，顯示大多數使用者均認為工具易於理解、操作順暢；而在「吸引力」與「依賴性」構面亦呈現相近評價，則進一步說明該工具在情感吸引力與穩定性方面表現均衡，未因背景差異而造成顯著分歧。

上述現象亦呼應人機互動領域中的「普適設計」(universal design) 理念。該概念由 Mace (1985) 提出，強調系統設計應具有高度適應性與可近性，使不同能力與背景的使用者皆能獲得一致性體驗。在當前生成式 AI 工具發展趨勢下，「低學習門檻、高介面直觀性」已成為核心設計特徵之一。本研究 UEQ 數據所顯示的低組間差異，或可視為該工具已成功實踐普適設計原則的證據之一，並突顯其在創作應用場域中促進廣泛接受度的潛力。

第二節 交叉類型訪談結果

一、專熟組訪談紀錄

專熟組 (E-AI+) 受訪者為具備影像創作專業背景，且熟悉 AI 工具操作的創作者。研究採用故事敘述法與比較矩陣法進行質性分析，聚焦其在運用生成式 AI 進行數位影像創作過程中，對人機互動的體驗與工具使用的主觀感受。

(一) 背景：專熟組創作者的使用背景與創作目標

專熟組創作者將 AI 視為結構化的創作夥伴，旨在深化視覺風格與敘事結構，實現高品質且具一致性的創作成果。他們不僅將 AI 作為圖像素材的提供者，更靈活整合 AI 工具於專業創作流程中，強化視覺元素與敘事策略的整合，提升作品整體表現與風格協調性。

1. 風格基調與敘事預設的精準建構：創作者傾向透過 AI 來加強作品的整體風格與敘事結構的連貫性，並在生成階段即設定明確的視覺基調與故事走向。一位創作者提及：「我那時候是想做一個有神社跟小巷子的場景啦，但整體氛圍不是那種傳統日式的，我比較想要帶點西方奇幻的感覺。」其透過 AI 生成草圖並進行光影與構圖的手動調整，展現對魔幻寫實風格的掌控能力，反映其創作初期即具備明確視覺與敘事預期。

2. 角色視覺與敘事功能的高度對應：專熟組強調角色設計需與劇情功能緊密連動，並結合 AI 生成與手動調整進行精細控制。例如：「我想做一個反派角色，他跟主角長得有點像，一樣是藍色系的，但我會希望他在神情啊或是細節看起來比較陰沉一點、有那種邪氣感。」此創作者透過 AI 試驗生成多版本後再微調細節，強調角色外觀與敘事轉折的同步性，體現對敘事節奏與視覺語義一致性的高敏感度。

3. 以視覺空間層次為導向的結構性規劃：創作流程中，專熟組傾向先建立結構化視覺構圖，再進行後期精修。「我有點想要做一個背景是 2D 的場景，不是真的 3D 那種，但畫面上還是希望有景深。因為我前面的整體風格比較扁平，但我不想讓整個畫面太平，我會希望 AI 在構圖上先幫我抓一些層次，然後我再用後製去加強。」這反映其對視覺空間具有明確的構想，並將 AI 作為初步視覺規

劃的輔助工具，藉由其生成結果建構構圖邏輯與景深配置，後續再結合專業軟體進行細部修飾與風格調整，以強化整體畫面的一致性與表現力。

4. 分鏡結構與敘事節奏的整合應用：AI 在初期分鏡生成中亦發揮關鍵角色，成為協助敘事視覺化與節奏掌控的重要工具。一位創作者指出：「透過 AI 輔助生成的 storyboard，可以在初期就幫助我整合畫面節奏與敘事重點，讓視覺與文字之間的關聯更明確，也有利於規劃整體節奏與場景分布。」顯示其將 AI 視為結構化分鏡規劃的介面工具，不僅協助畫面分配，也強化文字與圖像間的邏輯對應，有助於整體故事架構的前期確認。

5. 對視覺品質與風格統一性的高標準要求：專熟組對畫面一致性與風格統整性高度敏感。例如某位創作者認為「AI 生成的角色動作空間感不足」，顯示其不僅關注角色動作本身，更重視其與空間場景的整體融合，突顯其以整體畫面連貫為核心的創作審美標準。

總體而言，專熟組將 AI 視為具操作彈性與結構邏輯的協作夥伴，嵌入既有專業流程，強化創作效率與品質控制，展現高度主動性與結構化創作思維。

（二）行動：實際創作過程與應對策略

專熟組創作者在實際創作中展現系統化工作流程與技術掌控力，能靈活整合多種 AI 工具並搭配專業技能，透過策略性調度有效克服生成式 AI 的技術限制，維持創作品質與敘事完整性。

1. 建構式創作流程與跨工具整合邏輯：創作者普遍採用由概念生成到實作輸出的結構化流程，並根據目的彈性切換 AI 工具以測試最適輸出條件。一位創作者描述：「我一開始是用 ChatGPT 去生成一些關鍵字跟基本描述，然後把這些丟到那個圖像生成網站裡面試一下效果……後來又想說試試看 Grok，看它能不能更準確。」此策略展現其工具選擇的機動性與問題導向的測試邏輯。

2. 視覺細節調整與動態編輯能力：專熟組善於在生成結果的基礎上進行精細化調整，確保視覺內容與創作意圖一致。一位創作者提到：「Grok 的圖你可以點進去改細節，我那時候想要加一些什麼東西……像是我想要那個魔法陣跟旁邊的紙可以發亮，它就生成下面那一張給我參考。」另一位更具體描述整合流程：「從 Grok 或 ChatGPT 生成初步構圖與角色設定後，再用 Meshy 建立初步模型，

最後進 Unity 裡去錄製場景動畫」，展現其 AI 與專業工具接軌的能力。

3. 生成激發與敘事視覺整合：AI 工具也被視為創意刺激的來源，透過出人意表的生成結果引發創作者進一步的敘事與視覺整合。一位創作者表示：「我那時候是想要讓它那個魔法陣跟旁邊的紙可以發亮，結果他就生成下面那一張，就還滿符合我原本預期的感覺。」此外，有創作者表示，AI 所生成的概念拼圖有助於串聯角色、物件與場景背景，促進敘事流暢性與整體構圖的協調，引導其重新審視角色定位與劇情安排。

4. 限制與挑戰：創作者對 AI 生成技術的不足也有明確評估，特別是在語義掌握與風格一致性方面。一位指出：「我想要的那種風格……它沒辦法生成……他的理解沒有到那麼符合我期待。」另一位則反映 AI 生成結果可能出現與情節不符的元素，如「角色抱著袋子」等冗餘資訊，造成敘事干擾並增加後期修正成本，顯示創作者對生成內容的語義與風格適配度有高度敏感。

5. 應對策略：為因應 AI 的不足，創作者發展出多元化的補強策略。如一位在反派角色設計中，先以 AI 生成基礎視覺，再進入 3D Painter 進行手繪強化，以突顯角色辨識度與情緒表達。另一位則提及，在 Unity 無法實現特定消失效果時，改以合成爆炸 GIF 搭配音效進行模擬，展現其對視覺節奏與觀眾感知的掌控力。此外，創作者也善用現有資源進行創作快速整合，如使用 Sketchfab 場景結合 AI 生成圖像進行素材再設計，確保敘事與視覺語境一致。

整體而言，專熟組創作者採用「AI 生成 + 人工調整」的雙層策略，強調創作過程中的主導性與彈性調度，並透過專業知識回應生成式 AI 在理解語義、掌握風格與結構連貫性上的限制，展現較高的創作控制與技術適應力。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

專熟組創作者普遍肯定 AI 在創作流程中的價值，尤其是在激發想像力與提供視覺規劃支援方面。然而，由於 AI 語義理解能力與風格掌控仍有限，對風格敏感度高、標準嚴謹的創作者而言，AI 的應用同時伴隨挑戰與期待。

1. AI 促進創意生成與結構規劃的潛力：專熟組創作者認為 AI 可有效促進視覺構想的成形，並支援創作初期的結構規劃。一位創作者提到：「其實越能預先掌握風格與視覺情況，才能知道之後是否應該繼續作。」這顯示 AI 所提供的即

時視覺回饋，有助於創作者評估創作方向，實踐「預設規劃 + 即時應變」的雙軌創作模式。另一位則分享：「AI 意外生成完整場景」，使其從角色設計延伸至整體場景佈局，顯示 AI 具有推進視覺邏輯與敘事連結的潛在價值。

2. 語義與風格精準度不足的技术限制：雖然 AI 具備創意激發潛力，但在語義理解與風格一致性方面的不足，仍對創作流程造成干擾。一位創作者指出：「邪靈角色的那個態度好像可能有點太友善…我本來希望它是比較讓人有距離感的那種感覺。」此處反映 AI 無法精準掌握角色氣質與情緒設定，導致視覺氛圍偏差。此外，AI 常產生多餘元素或失衡場景，需仰賴後製修正，進一步拉長創作時程，增加技術整合成本。

3. 技術優化的建議：根據專熟組創作者訪談結果，歸納以下三項主要需求：

1. 提升語義理解與控制性：創作者期待 AI 能更準確掌握使用語境與敘事意圖，降低生成誤差與修正負擔，提升創意輸出的準確度與一致性。
2. 深度整合專業工具：建議開發與現行專業軟體（如 Unity、3D Painter 等）相容的插件，支援生成內容的即時導入與編輯，強化技術連續性與工作效率。
3. 導入進階互動介面：期望 AI 介面具備動態模組功能，支援即時調整角色姿態、光影層次或鏡頭配置，以突破文字提示的侷限，滿足高複雜度場景的創作需求。

4. 理論觀點：根據創造力組成理論（Amabile, 1996），創造力來自於領域技能、創造性思維與動機的互動。具備專業背景與創作經驗的創作者，在操作生成式 AI 工具時，能有效結合既有技能與創造性目標，進一步拓展其視覺表現與敘事層次。另一方面，設計思維（design thinking）所強調的「原型－測試－迭代」流程，亦為 AI 生成應用提供實踐基礎；AI 生成結果可視為初步原型，透過創作者的判斷進行後續優化與結構調整，展現創意探索與系統性思維的融合實踐。

5. 雙層創作模式：專熟組形成「AI 輔助 + 人工調整」的流程，善用 AI 在效率與靈感觸發上的優勢，同時透過專業技能確保視覺品質與敘事一致性。AI 在此模式中不僅是工具，更被視為嵌入創作節點中的合作夥伴，扮演創意構想的觸媒與視覺規劃的助力，彰顯創作者的主導性與應變力。

綜合專熟組訪談結果顯示，AI 工具在專熟組的創作實踐中，已從單純的素材生成器逐步轉化為具備互動性與回饋能力的創作夥伴。此一轉變不僅改變了工具在創作流程中的定位，更顯示 AI 在視覺邏輯與敘事結構推進上的潛在價值，促使創意發展從單一元素延伸至整體敘事空間的系統性建構。隨著 AI 操作介面逐漸具備即時回應與調整的能力，人機協作的互動層次亦趨向深化，使創作者在畫面設計、節奏安排與敘事統整等多層次創作任務中，擁有更高的主導性與創造自由。

專熟組創作者具備豐富的專業知識與技術背景，能善用 AI 工具觸發創意思考、提升產出效率，並透過人機協同完成更具深度與一致性的創作內容。然而，創意生成並非單由個體能力驅動，亦受到 AI 系統本身特性所影響，包括語義理解的準確度、生成結果的控制性與介面操作的彈性等，都將直接形塑人機互動品質與創作成果。

另一方面，專熟組的創作實踐亦反映設計思維所強調的使用者導向、原型化與迭代特性。AI 生成內容常被視為初步草圖，創作者則藉由不斷調整與修正，將模糊構想轉化為具體畫面，逐步貼近敘事目標。此過程展現出創作者主動調控 AI 工具並導引互動方向的能力，也進一步凸顯 AI 系統需具備即時回應與彈性調整的特性，方能真正發揮人機共創的潛力。

然而，訪談中也指出，AI 在語義辨識與風格生成上仍存在不穩定性。例如當生成結果未能精準對應角色性格或敘事氛圍時，將影響視覺邏輯的銜接與創作效率，增加後製負擔並干擾創作節奏。針對此一挑戰，後續工具發展可聚焦於兩項優化方向：首先，在系統整合面，應強化 AI 與專業創作軟體如 Unity 與 3D Painter 之間的連動性，建立支援即時編修與敘事調控的混合式創作流程；其次，在介面設計面，建議導入模組化操作邏輯，支援即時調整角色動態、光影層次與鏡頭構圖，使 AI 能更有效回應創作者需求，強化其在創作歷程中的參與角色。

總結而言，專熟組所展現的「AI 輔助 + 人工調整」雙層創作模式，不僅提升創作效率與品質控制力，也形塑出高度互動、結構清晰的人機協作機制。相關比較矩陣分析結果，如表 4-21 所示。

表 4-21 專熟組訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	專熟組的觀點	專熟組的觀點佐證
工具的使用目的	專熟組創作者將生成式 AI 作為結構化創作夥伴，用於深化視覺風格與敘事結構，提升創作效率與一致性，並整合至既有專業流程中。	「我會先讓 AI 生成一些草圖，然後再去調整構圖和光影，抓出我要的那個平衡。」； 「透過 AI 輔助生成的 storyboard，可以在初期就幫助我整合畫面節奏與敘事重點。」
工具的優勢	AI 能快速生成視覺素材，刺激想像力並提供結構化視覺參考，協助創作者整合元素、提升效率並深化敘事表現。	「AI 能快速組合我需要的元素，然後有協調感，我覺得也是一個很好的刺激。」； 「魔法陣跟旁邊的紙可以發亮，結果他就生成下面那一張，就還滿符合我原本預期的感覺。」
工具的限制	AI 在語義理解與風格精準性上仍有不足，生成內容偶有偏差，影響細節控制與想像力的完整實現。	「我想要的那種風格……它沒辦法生成……它的理解沒有到那麼符合我期待。」； 「我不太確定為什麼 ChatGPT 會讓這個角色抱著袋子，感覺這個設定好像不是那麼必要。」
應用潛力	AI 具備激發創意與結構化創新的潛力，能促進視覺與敘事整合，並在未來技術提升後進一步深化專業創作表現。	「原本只是想試試看 AI 能不能把角色的神情和氛圍生出來，結果它連背景跟場景的感覺也一起出來了，效果其實滿完整的。」； 「越能預先掌握風格與視覺情況，才能知道之後是否應該繼續作。」

資料來源：本研究彙整。

二、專生組訪談紀錄

專生組（E-AI-）訪談對象為具影像創作專業背景，但不熟悉 AI 工具操作的創作者。研究透過故事敘述法與比較矩陣法進行質性分析，聚焦其在使用生成式 AI 工具進行數位影像創作時，對創作想像力的影響及工具使用的主觀感受。

（一）背景：專生組創作者的使用背景與創作目標

專生組創作者普遍將 AI 視為深化視覺風格與實現結構化創作意圖的輔助工具，其使用需求不僅限於快速生成視覺素材，更期望透過 AI 提升創作效率與精

度，探索複雜場景建構與視覺敘事的多元可能。

1. 視覺結構意識的提升：專生組創作者將 AI 視為輔助視覺構圖的工具，有助於提升畫面安排的結構感與邏輯性。一位創作者提到：「我覺得透過 AI 輔助生成視覺的關係，你又能夠更注意到你的畫面的比例，不會像以前那樣只是靠感覺構圖。」此經驗顯示 AI 不僅是素材生成器，更能在創作初期引導創作者反思比例關係與構圖邏輯，強化對空間設計與視覺節奏的敏感度。

2. 抽象概念的具象轉譯：在創意構思階段，AI 被視為能協助將抽象角色概念轉化為視覺原型的合作對象。一位創作者描述與 AI 長時間互動的過程：「我就跟它（AI 工具）講超久，然後它終於生成這個，這隻也不錯耶，感覺很接近我想要的那種角色風格。」此處突顯出 AI 具備透過語義對話與視覺回饋進行反覆調整的潛能，促成概念具象化的歷程。

3. 風格偏好實現與視覺實驗：專生組創作者亦透過 AI 進行風格化探索與審美測試，一位提到：「我好喜歡這種幾何風，我試過很多方法才終於調出這個效果。」這反映其將 AI 視為一種視覺試驗平台，在不斷嘗試中找出符合個人風格語彙的表現方式，提升風格一致性的掌控與表達深度。

4. 敘事節奏與視覺邏輯的整合困境與期望：專生組創作者在視覺敘事規劃上展現高度結構敏感度，並意識到 AI 生成內容與敘事節奏間的落差。例如，一位表示：「但是就是畫完才發現，好像這樣子的效果不是很好，就是看不太出來那個主角消失的那個場景，觀眾會覺得有點跳接。」另一位補充：「因為原本是從第三人稱到第一人稱，真的就會有點太神秘，觀眾可能會搞不清楚發生什麼事。」這些經驗揭示專生組不僅關注畫面品質，也期望 AI 能配合劇情節奏、視角轉換等敘事需求，進行更深入的畫面設計與邏輯輔助。

整體而言，專生組創作者雖在初期對 AI 操作不甚熟悉，然能有效將其納入既有創作邏輯，展現 AI 於視覺構圖、風格試驗與敘事設計等面向的輔助潛能。其創作策略多採「專業主導、AI 輔助」的合作模式，將 AI 視為創作結構規劃中的輔助參與者，藉由技術導入以提升作品的一致性與敘事精度。此一模式反映出創作者對創作掌控力的高度重視，並顯示其對 AI 工具深度整合與精準應用的期待。

(二) 行動：實際創作過程與應對策略

專生組創作者雖對 AI 工具操作尚不熟悉，卻展現出積極探索、多平台整合與主動修正的創作行動策略。他們藉由建立工作流程、實驗風格生成、回應技術挑戰與進行人工補強，形成具彈性的創作模式，並維持創作想像力與視覺品質的掌控。

1. 建立跨平台的系統化創作流程：創作者不僅單一使用某項 AI 工具，而是建立從文字生成到 3D 建模的系統化流程。例如，使用 ChatGPT 生成視覺概念與敘事文本，轉化為 AI 圖像生成平台的提示詞，再利用 Meshy 等 3D 工具進行建模與視覺轉換。一位創作者描述：「我是丟圖，然後丟圖之後變幾何，我就跟它說，你模仿這個風格，試試看能不能生成一個類似的角色。」此行動顯示其以視覺素材為起點，透過與 AI 互動引導美學生成，建構具有個人風格的創作結果，展現系統性操作思維。

2. AI 作為風格探索與構圖實驗的介面：創作者將 AI 視為「風格試驗場」，透過反覆輸入圖像與調整提示詞，探索多樣化視覺表現。一位創作者分享：「我想要有點積木的感覺，所以這兩隻其實我覺得都算是還蠻精確的，AI 給的結果滿符合我腦中的樣子。」這類回饋反映 AI 能即時轉化心像為視覺草圖，協助創作者在風格建構與圖像精度之間取得平衡。

3. 靈感擴展與意外生成的轉化能力：專生組在創作歷程中展現接受意外輸出的彈性，並能從中挖掘新的敘事或角色設計方向。一位創作者指出：「這個狐獴角色的設計，ChatGPT 給的設計有種邪惡的狐狸的感覺，雖然一開始不是我要的方向，但後來覺得也滿有趣的。」這說明 AI 的生成偏差不僅是挑戰，也可能成為創意轉折點，使創作過程轉變為動態協商與重構的過程。

4. 挑戰與限制：多位創作者反映 AI 在 3D 模型、透視構圖與語義提示上存在明顯限制。例如：「我就不知道為什麼生成出來的模型會有不預期的凸起，而且它那個形狀跟比例整個都怪怪的，完全跟我想像中的不一樣。」在提示詞撰寫與視覺調控方面也充滿困難：「我從七點講到凌晨一點，那真的花很多時間耶，就是一直改、一直丟、一直看。」更有創作者提到鏡頭構圖難以控制角色與背景的空間關係：「因為現在是用透視角去看觀看場景，所以那個鏡頭構圖就變得很

麻煩，有時候沒辦法控制角色跟背景的關係。」這些挑戰突顯 AI 工具尚未能有效支援創作中對比例、空間與視角流暢性的需求。

5. 應對策略：面對上述困難，創作者普遍採取反覆試驗與人工修正的策略，確保創作成果與預期一致。一位分享：「我真的是花很多時間跟 ChatGPT 溝通，雖然那個大嘴鳥的嘴巴，它也都能夠幫你抓到大致的外觀，但是我還是自己再修圖，把嘴巴改得更像我想要的那樣。」另一位則談到語言學習與經驗累積的重要性：「我要先實驗過很多次，我才可以知道我大概講怎麼樣的文字，他才會知道我要的實際上是什麼東西。剛開始真的會講不清楚，然後生成結果就很奇怪。」這些回饋反映出專生組透過逐步摸索與專業介入，形成一種兼顧效率與品質的「人機共創」實作框架。

整體而言，專生組創作者雖不具 AI 技術背景，卻能以專業視覺敏感度與系統化思維主導創作流程。他們透過「探索→試錯→調整」的循環，不僅掌握 AI 作為輔助工具的操作節奏，也逐步建構出因應 AI 技術限制的彈性創作模式，體現出專業導向下的實務應變能力與創意轉化力。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

專生組創作者整體肯定 AI 在創作歷程中對想像力的刺激潛力，特別是在促進視覺聯想與結構化思考方面，但其實現效果受限於技術限制，例如語義理解不精確、生成畫面風格不一致及指令操作彈性不足，影響想像力的具體化程度。

1. AI 加速心像轉化並促進跨領域實踐：專生組創作者認為 AI 具備促進視覺構思具象化與激發新創意的潛能。一位創作者提到：「如果能夠透過 AI 工具來快速進入實作，就可以去看那個實際上視覺的結合你的想像是不是契合的。」AI 提供即時視覺生成，有助於創作者進行構想驗證與視覺試驗，同時也能透過非預期的生成結果帶來靈感觸發，支持創作歷程的發散探索與動態調整。

2. 比例控制、視角構圖與語義對應不穩定的限制：儘管 AI 具備快速生成與視覺表現多樣的優勢，專生組創作者仍指出其在比例掌控、視角轉換與語義理解等關鍵層面存在明顯限制，導致生成結果與原始創作目標產生落差。為達成預期效果，創作者往往需投入大量時間進行提示詞調整與後續修正，進而影響創作節奏與情緒流暢性。其中一位創作者便指出，模型在透視控制與生成穩定性方面的

不足，使得構圖難以如預期展現角色與場景之間的空間邏輯，進而削弱敘事的連貫性與畫面的說服力。

3. 技術優化的建議：根據專生組創作者訪談結果，歸納以下三項主要需求：

1. 語義控制的細緻化：創作者期望 AI 能支援更具條件性與結構化的提示詞輸入，或提供可調整的生成參數，以提升圖像生成的準確度與創作自由度，降低語義偏差對成果的干擾。
2. 模組化與圖像互動介面：建議開發支援場景導向的生成模組，如草圖上傳、參考圖指定等視覺導入方式，以減少對文字提示的依賴，強化圖像構成的可控性與創作流程的效率。
3. 與傳統工具整合：建議開發可與 Photoshop、Blender 等主流創作軟體相容的外掛程式，使 AI 生成圖像能無縫導入既有工作流程中，協助創作者在後製階段保留對創意雛形的掌控與細節調整的彈性。

4. 理論觀點：根據「中介工具理論」（Vygotsky, 1978），AI 作為認知延伸工具，幫助創作者將直覺式設計轉為精確的系統化流程。「創造力組成理論」（Amabile, 1983）則顯示，AI 作為外部刺激，促進創意生成與風格探索，但技術限制可能阻礙想像力從發散性構思到具體呈現的轉化。

5. 混合創作模式：專生組創作者展現出良好的學習動機與調適能力，採取「AI 輔助 + 人工補強」的混合創作模式，在充分使用 AI 效率與生成潛力的同時，保留創作主導權與細節控制能力。他們不將 AI 視為替代者，而是可調節與重構的技術資源，使人機互動轉化為創意生成的合作過程，並透過後製與修正機制確保成果品質與敘事完整性。

綜合專生組訪談結果顯示，生成式 AI 在創作初期階段雖具備視覺刺激與風格探索的潛力，但在轉化想像為具體畫面的過程中，仍存在互動效率與精準性上的瓶頸。特別是在比例控制、視角轉換與語義理解方面的限制，常導致生成結果偏離預期，進而影響創作者對敘事節奏與視覺邏輯的掌控。這些互動瓶頸不僅干擾創意具象化的節奏，也提高創作者在後製與提示修正上的負擔，削弱 AI 作為協作夥伴的實用性與信任基礎。

為回應上述挑戰，未來 AI 工具可朝強化人機互補性與操作適配性兩大方向

優化。首先，在系統整合層面，可借鏡專熟組的創作模式，發展與 Photoshop、Blender 等既有專業工具相容的工作流程，使創作者能於 AI 生成後即時進行比例、構圖與視角的微調，進一步整合既有創作習慣與創意控制邏輯。此種混合式流程不僅降低 AI 介面使用門檻，也提升創作成果的整體一致性與專業度。

其次，在互動機制設計上，應導入模組化生成介面與圖像參照支援功能，減輕文字輸入對創意傳達的依賴。透過草圖上傳、構圖框架指定或風格模板套用等方式，AI 可更有效地理解創作者的視覺意圖與敘事需求，提升生成內容的方向準確性與視覺貼合度。此舉有助於 AI 從「素材提供者」進化為「視覺共構者」，協助創作者於創作初期即建立起穩固的風格基調與敘事邏輯架構。

整體而言，專生組在創作過程中展現出強烈的學習動機與調適能力，能夠積極回應 AI 生成結果中的偏差與限制。創作者多透過反覆試錯與手動修正的方式，逐步校準視覺呈現與敘事邏輯，形塑出具有彈性與可調整性的創作流程。

這種結合 AI 生成與人工補強的混合模式，如同專熟組的實踐方式，顯示創作者在互動過程中保有高度的主導權，同時也突顯出 AI 系統需具備更進階的互動設計與邏輯理解能力，才能有效支援創作者於創作初期將抽象構想具象化，並協助完成視覺風格與敘事內容的整合規劃。相關比較矩陣分析結果，如表 4-22 所示。

表 4-22 專生組訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	專生組的觀點	專生組的觀點佐證
工具的使用目的	將 AI 視為深化視覺風格、實現結構化創得意圖的協作工具，追求提升效率、精度與視覺敘事的多元可能性。	「我覺得透過 AI 輔助生成視覺的關係，你又能夠更注意到你的畫面的比例，不會像以前那樣只是靠感覺構圖。」； 「我就跟它（AI 工具）講超久，然後他終於生成這個…感覺很接近我想要的那種角色風格。」
工具的優勢	AI 提供即時視覺回饋與靈感刺激，幫助具象化抽象構想、驗證想像，並促進視覺一致性與風格實驗的實現。	「AI 給的結果滿符合我腦中的樣子…強化了創作信心。」； 「這個狐獴角色的設計…雖然一開始不是我要的方向，但後來覺得也滿有趣的。」；

		「AI 輔助強化 storyboard 跟草圖也是有幫助…比較能用你的視覺去驗證原本的想像。」
工具的限制	AI 在技術層面存在語義理解不精確、比例與構圖控制不穩定、視角轉換困難等問題，影響創作想像的具體實現。	「生成出來的模型會有不預期的凸起…形狀跟比例整個都怪怪的，完全跟我想像中的不一樣。」； 「我覺得它還是沒有辦法很精確地抓到我要的那個風格…從七點講到一點，那真的花很多時間。」； 「透視角去看角色…沒辦法控制角色跟背景的關係。」
應用潛力	AI 促進進階思考與跨領域實踐，加速視覺轉化並驗證構想，若改善語義控制與模組化功能，可提升創作精度與效率。	「如果能夠透過 AI 工具來快速進入實作，就可以去看那個實際上視覺的結合你的想像是不是契合的。」；「如果能下更多指令的話，也許可以得出我們真正滿意的結果。」； 「我希望能有把我手繪圖像轉成良好 3D 模型的快速方法。」

資料來源：本研究彙整。

三、非熟組訪談紀錄

非熟組（E-AI+）訪談對象為非影像創作專業背景，但熟悉 AI 工具操作的創作者。研究透過故事敘述法與比較矩陣法進行質性分析，聚焦其在使用生成式 AI 工具進行數位影像創作時，對創作想像力的影響及工具使用的主觀感受。

（一）背景：非熟組創作者的使用背景與創作目標

非熟組創作者將 AI 視為創意探索的工具，創作目標偏向實驗性與隨興性，強調靈感激發與想像力的延伸，而非追求精準的成品或嚴謹的敘事結構。

1. 靈感驅動的創作取向：非熟組創作者具有高度的工具操作自信，能透過提示詞精準控制視覺輸出方向。一位創作者表示：「這些工具我用過類似的，其實差不多，只要知道提示詞怎麼寫，大概就能控制出來什麼感覺。」這顯示其將 AI 視為主要創作平台，透過語義操作快速實現心像轉化，並將創作焦點放在靈感激發與即時反饋上。

2. 視覺實驗與風格變化探索：多數非熟組創作者將 AI 當作視覺實驗室，進行風格混搭與圖像探索。例如一位創作者提到：「我想用 ChatGPT 弄些怪怪的背景，像我會加一些形容詞或調一下參數，生成出科幻與自然元素交融的那種感覺，隨便試試看能不能酷一點。」其創作方式強調隨機性、突變性與風格融合，展現強烈的遊戲性與開放態度。

3. 接受不確定性：非熟組創作者樂於接受 AI 的生成不確定性，將其視為創作樂趣與靈感來源。一位指出：「我想讓 AI 幫我生成一些隨機的東西，像什麼彩色霧氣、破碎的建築，或是怪怪的符號之類的。我不太確定要什麼，反正丟幾個詞進去，看看它給我什麼。」此類行為突顯其創作方式以試錯、探索與機緣為主，鼓勵從意外結果中衍伸創意。

4. AI 作為創作主平台：相較於專熟組與專生組強調結構化與品質一致性，非熟組創作者更直接依賴 AI 生成內容，並將 AI 的輸出結果作為創作決策的基礎。他們多採用「試錯→回饋→延伸」的循環流程，透過生成結果啟動下一步構想，形成以靈感觸發為導向的動態創作邏輯，減少對嚴格敘事或畫面結構的依附。

總體而言，非熟組創作者展現出以 AI 為中心的「生成驅動創作模式」，在操作熟練度支撐下，開展具備高自由度與高實驗性的創作風格。他們偏好發散性思考、靈感流動與風格試驗，強調視覺上的新奇與個人感知的直覺反應，與其他偏向控制精度與敘事邏輯的組別構成明顯對比。

（二）行動：實際創作過程與應對策略

非熟組創作者憑藉對 AI 工具操作的熟練度與開放性態度，採取直觀、試錯與拼貼導向的創作方式。他們以即時生成的視覺回饋為創作推進動能，並透過反覆調整與靈感轉化，建立具實驗性與即興性的創作節奏，展現出與專業導向創作者截然不同的風格特質。

1. 直觀操作與試錯以逐步靠近心像：非熟組創作者習慣以直觀操作方式與 AI 互動，將提示詞調整與反覆嘗試視為常態化創作策略。一位創作者分享：「我就直接用 ChatGPT，丟幾個單詞進去，像『霓虹廢墟』、『森林光點』，有時候加個『abstract』。它第一次給我的東西有點亂，跑出一堆人，我根本沒要人！後來我就再多試幾次，跟它說『不要人，加點霧氣』，慢慢就出現一些還不錯的

畫面。」這顯示其透過反覆調整提示詞，逐步逼近理想效果，將試錯視為創作一部分。

2. 轉化非預期結果並靈活再構：面對 AI 生成與原始構想不符的情況，非熟組創作者展現較高的適應力與創造性轉化能力。一位提到：「有一次我想弄個發光的樹，結果它給我一堆奇怪的線條，完全不像樹。我就懶得調了，直接拿那個線條當背景，反正跳舞的時候看起來也還可以。」這反映其不拘泥於原先計畫，並能將偏離預期的生成結果納入創作脈絡，展現拼貼式構成與彈性應變的視覺策略。

3. 靈感驅動的創作：非熟組創作者傾向在生成過程中尋找靈感，將 AI 當作概念激發的資源庫，而非僅為實現預設圖像。一位創作者表示：「它給我很多有趣的點子，像我從來沒想過用破碎玻璃當背景，結果試了超有感覺。」此經驗說明創作者透過 AI 生成內容展開視覺組合與敘事編排，展現以「靈光乍現」為核心的創作邏輯。

4. 限制與挑戰：非熟組創作者對於 AI 生成結果的偏差容忍度相對較高，展現出一定的彈性與適應力，然而在實際操作中仍面臨多項挑戰。其中，生成參數調整所帶來的不可預測性並非僅限於特定使用者，而是目前生成式 AI 工具的普遍性限制，導致操作過程常伴隨高度隨機性。創作者形容其使用經驗如同「瞎子摸象」，難以精確掌握生成結果，進而影響創作節奏與方向。此外，非熟組在處理素材格式、解析度或圖層結構等技術不相容問題時，亦因缺乏相關專業知識而增加後製處理的難度，對整體創作流程造成潛在干擾。

5. 應對策略：面對生成限制與影像專業的不足，非熟組創作者偏好採取組合式應對策略，以保持創作節奏與靈感連續性。一位提到：「AI 不太聽話的時候，我會再找替代的方案，可能也會上網看看有沒有其它素材可以用。」這展現其創作模式以快速反應、視覺拼貼與資源整合為主，較少進行細緻修整或後製優化，而是追求整體氛圍與視覺敘事的感受性傳達。

整體而言，非熟組創作者在實際創作中展現出以試錯、拼貼與靈感轉化為核心的創作模式。他們較不拘泥於嚴格構圖或敘事邏輯，而是透過反覆互動與即時

生成推進構想，重視創作過程的流動性與探索性，並發展出具實驗性、感官導向與彈性應變力的視覺表現策略。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

非熟組創作者普遍肯定 AI 在激發靈感與引導創意探索上的角色，視其為一種「視覺觸媒」，能夠促進發散性思考與即興式創作。他們偏好以試錯與組合為核心策略，展現出對生成偏差的高度包容與再詮釋能力。然而，由於影像專業技術門檻與操作繁瑣等限制，創作流程中的流暢性與可持續性仍有待提升。

1. AI 為靈感觸發與即興創作的驅動引擎：非熟組創作者傾向將 AI 視為創作過程中的靈感生成器與構想推動力，而非精準控制的技術工具。一位創作者指出：「過程挺好玩的，像在挖寶。有時候它跑出來的東西根本不是我要的，但反而讓我想到另一個故事。」這類經驗反映 AI 生成的不確定性成為創作驅動的催化劑，促使創作者開啟新的敘事方向或視覺組合，展現創作的遊戲性與流動性。

2. 操作複雜與後製障礙降低使用意願的限制：雖然非熟組創作者對 AI 生成的非預期結果持開放態度，但其在操作層面仍遭遇明顯障礙。一位創作者直言：「有時候調來調去有點麻煩，要是能直接點幾下就出東西就好了。」這說明參數設置與生成結果間缺乏直覺性連結，導致操作疲勞與效率下降。此外，生成素材若格式不符或解析度不一，對缺乏專業圖像處理知識的使用者而言，也造成後續應用與拼接的困難，影響創作節奏。

3. 技術優化的建議：根據非熟組創作者訪談結果，歸納以下三項主要需求：

1. 強化直觀操作介面：建議導入快速預覽、隨機生成與一鍵拼接等功能，以降低提示詞調整的操作門檻，提升使用過程中的流暢性與趣味性，強化創作參與感。
2. 支援內容延伸與擴充：期望系統能提供直覺式的「內容延伸模組」，例如從生成圖像中選取偏好元素進行局部放大、延展或變體生成，以強化以視覺驅動為核心的探索性互動流程。
3. 整合後製工具與資源平台：建議內建基礎後製功能（如色彩調整、圖層管理、動畫疊加）與素材資源庫，並支援自動格式轉換，協助創作者於

單一平台內完成初步編輯與整合，降低對專業後製軟體的依賴與學習負擔。

4. 理論觀點：根據 Sawyer（2000）提出的即興創作理論（improvisational creativity），非熟組的創作模式依賴於 AI 提供的即時回饋與不確定生成結果，展現高度發散性與情境調適能力；創作過程具有開放結構、即時決策與動態調整等特徵。Deterding 等（2011）提出的遊戲化設計理論（gamification design）指出，遊戲元素可提升使用者參與動機與互動性。在 AI 創作情境中，非熟組的創作體驗常帶有類似「挖寶」的探索心理，透過隨機性與回饋機制激發靈感流動與參與熱情，此現象亦可視為遊戲化心理的一種體現。

5. 即興創作模式：非熟組創作者建立起以靈感激發、素材組合與彈性應變為核心的創作模式。他們傾向透過 AI 生成啟動構想，進一步以拼貼與轉化方式組構畫面內容，並將不確定生成結果視為創作素材而非錯誤輸出。此模式不追求畫面精度與結構邏輯，而是強調創作過程的即時性與感受性，體現創作主體對工具的高度適配與重新詮釋能力。

綜合非熟組訪談結果顯示，相較於專熟組與專生組對生成內容的精準控制與結構一致性較為重視，非熟組創作者則展現出截然不同的互動風格與創作期待。他們普遍將 AI 視為靈感激發的平台，更看重使用過程中的趣味性與視覺刺激，而非工具的精確性與技術穩定度。創作者偏好以「直覺操作」與「試錯探索」的方式與 AI 互動，將生成偏差視為創意延伸的契機，並積極轉化為個人風格與敘事語彙的一部分。這樣的互動模式顯示，非熟組創作者對 AI 的角色定位更傾向「創意促發者」而非「視覺實現者」。

為回應此類創作習慣與互動特性，未來 AI 系統設計可聚焦於提升使用流程的直觀性與創作延展的自由度。具體而言，建議開發支援即時內容延伸與自由拼貼的模組化工具，讓創作者能快速整合意外生成的圖像元素，進一步衍生具有個人特色的創作內容。同時，系統可提供偏好元素的篩選與延伸建議功能，回應創作者在即興操作中對「靈感流動」的高度期待。此外，為降低操作技術門檻並保持創作節奏，建議整合基本後製功能（如色彩調整、透明度控制、簡易動畫編輯）與線上素材庫，並支援常見格式自動轉換，提升素材應用的靈活性與整體操作的流暢性。

整體而言，非熟組創作者以高度開放與感性導向的互動方式與 AI 協作，展現出不同於其他群體的創作動態與技術需求。未來 AI 工具若能結合即興特質與輕量化操作邏輯，將更能貼近此類創作者的使用情境與創作思維。相關比較矩陣分析結果，如表 4-23 所示。

表 4-23 非熟組訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	非熟組的觀點	非熟組的觀點佐證
工具的使用目的	非熟組將 AI 視為創意探索與靈感激發的工具，追求實驗性與發散性思考，而非精準成品，重視過程中的想像延伸。	「我想用 ChatGPT 弄些怪怪的背景，像我會加一些形容詞或調一下參數，搞出科幻混自然的那種感覺，隨便試試看能不能酷一點。」；「我想讓 AI 幫我生成一些隨机的東西…反正丟幾個詞進去，看看它給我什麼。」
工具的優勢	AI 提供高度想像力刺激與即時回饋，促進靈感觸發與彈性創作，成為創意流程的主動參與者。	「它給我很多有趣的點子，像我從來沒想過用破碎玻璃當背景，結果試了超有感覺。」； 「過程挺好玩的，像在挖寶…有時候它跑出來的東西根本不是我要的，但反而讓我想到另一個故事。」
工具的限制	AI 生成結果常偏離預期(如多餘元素或不符合構想)，操作流程繁瑣且缺乏直覺性，影響快速實驗效率。	「它第一次給我的東西有點亂，跑出一堆人，我根本沒要人！」； 「有時候調來調去有點麻煩，要是能直接點幾下就出東西就好了。」
應用潛力	AI 具備遊戲化與啟發性潛力，能推動即興創作與靈感轉化，適合創意教育與普及性實踐。	「要是它能多給我一些怪東西，像什麼會動的彩虹碎片之類的，那就更好玩了。」； 「我有時會看別人的 MV 來想像畫面…用 Kling AI 或 Sora 做一些動畫生成，最後搭配起來也還不錯。」

資料來源：本研究彙整。

四、非生組訪談紀錄

非生組 (N-AI-) 訪談對象為非影像創作背景，且缺乏 AI 工具操作經驗的創作者。研究透過故事敘述法與比較矩陣法進行質性分析，聚焦其在使用生成式 AI 工具進行數位影像創作時，對創作想像力的影響及工具使用的主觀感受。

(一) 背景：非生組創作者的使用背景與創作目標

非生組創作者普遍將 AI 視為一種進入創作流程的「能力中介」，透過 AI 生成內容激發靈感、產生視覺素材，支援本身無法完成的視覺任務，從而拓展原先受限的想像空間。

1. AI 作為技術補充：非生組創作者將 AI 應用於劇情與角色設定的延伸，使其創作歷程能跨越文字與視覺的界線。一位創作者分享：「我寫劇本的時候，然後我會跟它溝通，然後問它這個故事可以怎麼發展，或者是這個角色還有什麼衝突點可以發生。」這說明 AI 工具被視為內容生成的對話夥伴，不僅填補視覺執行的空缺，也在敘事層面啟動創意思考，強化內容結構與角色張力。

2. 克服繪圖與技術障礙：缺乏繪圖與影像處理能力是非生組創作初期的主要瓶頸，他們曾因無法產出足夠視覺素材而陷入創作停滯。一位創作者提到：「我們一開始最難的問題，我們沒有人會畫畫，那時候就覺得怎麼辦，只能畫一條路讓角色走，畫面就這樣一直過去。」另一位則說：「我們之前做不出恐龍動畫，有 AI 就能完成了」這些經驗顯示生成式 AI 在解決圖像創作困難上扮演關鍵角色，協助他們突破「只能用簡單手段」的侷限，進一步豐富視覺表現與敘事可能。

3. 靈感驅動的創作目標：非生組創作者以靈感探索為導向，使用 AI 工具的目的是快速觸發想像，而非追求高完成度或風格一致性。他們強調 AI 在降低門檻、快速生成素材上的實用性，並樂於在生成過程中獲得創作信心與方向感。例如，有創作者期待 AI 能「快速激發想像力」，或將難以手工完成的內容轉化為視覺成果，進而在創作流程中產生參與感與成就感。

整體而言，非生組創作者展現出以 AI 為創作入口的高度依賴性與學習動能。他們將 AI 視為補足視覺技能不足的「創作跳板」，並透過 AI 的內容生成功能有效啟動創意與敘事。相較於其他組別重視結構規劃與風格控制，非生組更強調創作的「可及性」與「實現感」，將 AI 應用於降低門檻與支援創作流程的基礎建構。

(二) 行動：實際創作過程與應對策略

非生組創作者雖缺乏影像創作背景與 AI 技術基礎，但展現出強烈的學習意願與高適應力。他們透過跨平台整合、簡易介面操作與反覆試錯，不斷優化提示詞使用與創作流程，並結合手機濾鏡、剪輯工具等非 AI 技術，採取混合式策略務實應對創作過程中的各種限制。

1. 跨平台創作流程：非生組創作者傾向運用多平台串接方式完成創作任務，如透過文字生成平台與影像動畫平台的結合來完成視覺構圖與動態效果。一位創作者描述：「我們用了 ChatGPT 生成圖片之後，然後再匯入那個 Pixverse，那個讓他動起來。」這展現其整合式工作流程，突破原先「基本上應該做不到」的創作困境，例如恐龍動畫等動態敘事的實現。

2. 直觀介面操作：非生組創作者對 AI 介面操作的接受度高，認為簡單明瞭的操作模式有助於快速進入創作狀態。一位創作者表示：「介面不會複雜，你知道點這按鈕就對了。」顯示即便缺乏專業技術背景，也能因為操作直觀而降低進入障礙，進而提高工具的使用頻率與信心。

3. 靈感觸發與試錯：創作者藉由 AI 生成的多樣化結果，進行創作探索與內容延伸。一位提到：「它就會列了很多，但不一定都有用，但是有一些可能是我真的沒想過。」這反映 AI 在創作早期階段扮演靈感觸發與視覺參照角色，有助於打破原有思考慣性，促進新的構想與構圖。

4. 挑戰與限制：雖然操作直觀，但非生組創作者仍面臨語義理解落差與平台限制的挑戰。一位指出：「因為學生資源比較匱乏，所以我們就沒有買那個 Pro 或 Plus，所以我們一個帳號一天就只能生成兩張。」另有創作者表示：「很常失敗其實，失敗一次一天可能就沒有了。」此外，生成畫面的風格不一致也造成敘事落差，如：「那個路是長這樣，然後下一個地方的圖，那個路又是變另外一個風格，畫面風格一下變掉，那就會很奇怪。」這些挑戰突顯風格連貫與生成效率對於視覺創作的重要性。

5. 應對策略：非生組創作者以反覆試錯的方式強化提示詞表達能力，嘗試逐步掌握與 AI 的語義對話規則。一位指出：「我們訓練了怎麼講清楚的文字，讓 ChatGPT 理解我們要的是什麼東西。」此外，也透過手機濾鏡、手動剪輯等方式

進行外部補強：「我們後來使用手機的濾鏡功能進行後製，這樣子影片的秒數就會變長，然後又風格能統一。」顯示其擅於結合可用資源，維持風格一致與作品完整度，體現彈性實作與務實思維。

整體而言，即使在操作經驗不足與資源受限的情況下，仍展現出高度的學習動機與實踐力。他們將 AI 視為進入創作場域的學習橋梁，並透過多元工具的搭配使用與不斷的試誤歷程，逐步建立對影像創作流程與 AI 操作邏輯的理解，發展出具備適應性與持續學習特質的創作模式。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

非生組創作者普遍肯定生成式 AI 在降低創作門檻、激發靈感與提升效率上的潛力，但也實際遭遇語義理解不精準、風格穩定性差與免費版資源限制等挑戰。面對操作與內容產出間的落差，他們透過直觀操作與輔助工具進行混合式補強，逐步建立創作信心與能力，並提出具體的系統性優化需求。

1. AI 能提升創作信心與多面向發想效率：非生組創作者將 AI 視為推動進入創作場域的重要工具，不僅加快製作流程，也增強跨域實踐的信心。一位創作者表示：「現在敢接視覺案子了。」另一位也指出：「整體創作的速度變得比較快。」特別是在劇本構思階段，AI 能快速提供內容選項，如：「它會快速列出多劇本中的衝突點選項，有些真的沒想過。」這些回饋顯示 AI 在早期創意階段的高效支援功能，促進靈感延伸與視覺化可能性，強化非專業創作者的自我效能感。

2. 語義偏差、風格不穩與生成長度的限制：雖然 AI 工具能快速產出成果，但生成邏輯的不穩定仍對非生組創作造成困擾。創作者提到：「一天只能生成兩張圖，投影還變超糊」另一位也說：「畫面只能五秒，要自己再生成一段銜接上去，但是新畫面的風格又會換。」這些經驗顯示免費版的生成次數與時間限制，使創作者難以連貫敘事與統一畫面風格，也暴露在語義控制與畫質維度上的落差。

3. 改進建議：根據非生組創作者訪談結果，歸納以下四項主要需求：

1. 直觀介面設計：建議介面提供更清晰的操作指引與視覺化選項，協助新手用戶以較少步驟完成生成與輸出流程，降低進入門檻，提升整體可用性。

2. 提升語義理解：應強化 AI 對中文語境與複合指令的理解能力，減少生成內容與原意偏離的情況，進一步降低反覆試錯所需時間與認知負擔。
3. 場景導向模組：建議針對動畫製作、劇場設計等應用場景開發專屬模組，支援從劇情框架、對話文本或情境描述自動生成對應畫面，協助創作者跨越文字書寫與視覺構圖的落差。
4. 功能擴展：使用者期望增加免費版本的生成次數，並提供風格一致性控制等進階選項，同時支援更長秒數的動畫輸出，以提升敘事完整性與素材運用的靈活性。

4. 理論觀點：根據創新擴散理論（Rogers，2003），非生組創作者對 AI 工具展現出複合性的使用態度，一方面肯定其在創作便利性與成果延展上的貢獻，另一方面亦對其操作門檻與系統不穩定性所引發的挫折感抱持保留態度。根據認知負荷理論（Sweller 等, 2011），當使用者同時面對工具操作的不熟悉與任務內容的新奇性時，容易產生額外的外在認知負荷，進而影響創作效率與成果品質。

5. 混合式補強模式：非生組創作者透過生成式 AI 延伸想像力，並逐步建立跨域創作的自信。面對工具限制，傾向以直觀操作與混合式方法靈活調整，他們在 AI 生成之後，透過手機濾鏡、簡易剪輯、外部素材拼貼等方式進行內容延展與風格統整，展現務實應變能力與創作節奏掌握。例如，一位創作者提及透過手機後製延長影片秒數並統一視覺調性，反映其在受限條件下仍能靈活調整、維持作品完整性與風格一致性。

綜合非生組訪談結果顯示，AI 對於缺乏影像創作背景與技術經驗的創作者而言，確實有效扮演了「進入創作」的敲門磚角色。AI 不僅協助突破繪圖技術與素材製作的門檻，也在靈感激發與創作信心建立方面展現明顯效益。然而，在實際操作歷程中，非生組創作者對 AI 工具的互動感受呈現出高度的兩極性。一方面，他們肯定 AI 在草圖生成與構思階段的實用性，能快速拓展想像空間並刺激視覺聯想；另一方面，對於生成結果的不穩定性、語義理解的不精準，以及免費資源的使用限制，則普遍表達出困擾與不滿。

從人機互動角度來看，非生組創作者面臨的挑戰主要集中在「語言表達與 AI 理解落差」與「生成內容與創作預期不一致」兩大問題。部分創作者甚至以「必

須罵 AI 它才聽得懂」來形容提示詞操作的挫折，突顯 AI 系統在中文語境下對自然語言解析的能力仍有明顯不足。此外，在文字轉圖或情緒表達方面，AI 雖能快速產生多樣內容，但輸出的語義層次較為表面，缺乏內在邏輯與情感深度的轉換能力，使其難以支援更細緻的敘事或風格一致性的需求。

儘管如此，多數非生組創作者仍選擇發展出彈性且務實的創作策略。他們普遍採取「跨平台整合 + 語言優化 + 外部補強」的混合式工作模式，透過手機濾鏡、影片剪輯或多平台拼接，調整畫面風格與敘事節奏，以彌補 AI 工具在生成長度、畫面一致性或後製功能上的不足。

因此，針對非生組的使用特徵與創作需求，AI 工具的後續發展建議可從三方面著手優化：第一，在介面設計上應強化引導性與直覺性操作流程，協助使用者快速理解操作邏輯與步驟，降低初學門檻；第二，應針對中文語境優化自然語言處理模組，提升語義辨識的準確度與對話的彈性，改善創作者與系統溝通的流暢性；第三，建議導入場景導向的專用模組，支援情境式圖像生成與敘事邏輯的連續性，讓創作者能以非文字的方式（如上傳草圖、選擇風格、指定場景範例）與系統互動，進一步減輕語言輸入的認知負擔。

總體而言，非生組展現出強烈的學習意願與創作動機，AI 工具若能依據其實際互動經驗與操作需求進行優化，不僅能提升其在創作歷程中的效能與接受度，也將推動生成式 AI 在人機共創場景中的應用深度與廣度。相關比較矩陣分析結果，如表 4-24 所示。

表 4-24 非生組訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	非生組的觀點	非生組的觀點佐證
工具的使用目的	將 AI 視為創作的輔助工具，主要應用於激發創意、補充視覺素材，	「我寫劇本的時候，我會跟他溝通，問他這個故事可以怎麼發展，或者是這個角色還有什麼衝突點可以發生。」；
	並作為克服技術門檻的手段，協助創作者在構思劇情或發展視覺敘事時更有效率地進行發想與執行。	「我們一開始最難的問題，是我們沒有人會畫畫。」；
		「那時候就覺得怎麼辦，只能畫一條路讓角色走，畫面就這樣一直過去。」

工具的優勢	AI 提供快速生成與低門檻的操作環境，介面直觀易用，能促進靈感流動與創作速度，並支援原本難以完成的視覺內容，對於非專業創作者而言，是有效突破素材不足與技能限制的重要協助。	「我們用了 ChatGPT 生成圖片之後，再匯入那個 Pixverse，讓它動起來。」 「它會列出很多點子，有些是我真的沒想過的。」； 「介面不會複雜，你知道點這按鈕就對了。」； 「我們之前做不出恐龍動畫，有 AI 就能做到了。」； 「整體創作經驗，我覺得蠻棒的。」
工具的限制	系統的生成次數與長度有限、風格難以一致、提示語撰寫需反覆嘗試、語義理解不穩定，導致創作流程斷裂、情感表達貧乏，且在創作自由度與成品質感上仍有所不足。	「我們沒有買 Pro 帳號，一天就只能生成兩張圖。」； 「畫面只有五秒，下個畫面又換風格，很難接起來。」； 「那條路在一張圖是這樣，下一張又變另一個風格，會很奇怪。」； 「我要先試很多次，才知道怎麼說他才聽得懂我要什麼。」； 「雖然都是講悲傷的情緒，但只是換詞，語義都一樣。」； 「失敗一次，今天就不能再用了。」
應用潛力	AI 適用於創作初期構想或短秒數影像生成，與人工創作具有互補可能性；未來若能改善語言理解、風格控制與操作彈性，將有機會進一步應用於完整敘事與跨領域創作場景中。	「我們後來用手機濾鏡讓畫面秒數變長，風格也比較一致。」； 「我們自己剪接影片，把 AI 生成的東西和其他素材疊起來補足不足。」； 「現在覺得好像可以開始接一些視覺設計的案子了。」； 「動畫可以交給 AI 做，節奏跟整體還是我們控制。」； 「如果能用圖像或場景說明，不用一直打指令就好了。」

資料來源：本研究彙整。

五、交叉類型人機互動模式之比較分析

本研究根據訪談資料與比較矩陣法的分析結果，探討四類創作者：專熟組、專生組、非熟組與非生組在生成式 AI 工具介入下的人機互動模式，進而分析其如何形塑創作行為、想像運作歷程與應用策略。

整體而言，AI 被四組創作者普遍視為創作歷程中的協作夥伴，特別在初期階段扮演「靈感觸發器」的角色。多數創作者認為 AI 具備快速生成素材的特性，有助於活化視覺構思、拓展創作視野，並期待未來能提升 AI 的創意支援能力，突顯其在人機互動初始階段的普遍性價值。

然而，專業背景與創作經驗的差異，明顯影響創作者與 AI 互動時的想像力運行模式。具備影像創作經驗的專熟組與專生組，傾向將 AI 視為結構化的創作夥伴。專熟組重視 AI 在深化視覺風格與敘事邏輯方面的應用，例如創作者指出：「透過 AI 輔助生成的 storyboard，可以在初期就幫助我整合畫面節奏與敘事重點。」，顯示其以 AI 作為鞏固敘事架構的工具。專生組則更強調 AI 在提升創作效率與敘事多樣性上的助益，例如：「AI 幫我驗證想像，促進視覺一致性。」，反映其運用 AI 以支援目標導向創作的傾向。

相對而言，非熟組與非生組則展現出較高的探索性與應變彈性。非熟組多將 AI 視為發掘靈感的創作遊戲場，重視其在生成過程中的趣味性與偶發性，例如：「過程挺好玩的，像在挖寶。」；非生組則主要將 AI 作為技術替代與操作支援的工具，用以克服其在繪圖與視覺處理上的限制，如：「我們沒人會畫畫，AI 幫我們生成恐龍動畫。」，說明其以 AI 彌補技術落差並進行創作實踐。

在互動歷程中所面臨的挑戰亦有所區分。四組創作者皆提及 AI 生成結果的不穩定性會干擾創作流程，但觀察重點各異。專熟組與專生組著重語義理解與風格掌控的精準性，對生成內容的結構性與邏輯一致性要求較高，例如：「AI 理解不到我期待的風格。」、「比例構圖不穩。」，此反映專業創作者在與 AI 互動時，期待其具備更高程度的預測性與可控性。相較之下，非熟組與非生組則較常反映介面操作困難與平台限制，如「調來調去有點麻煩。」、「一天只能生成兩張圖。」，顯示其更關注操作便捷性與資源可得性，突顯人機互動中使用門檻與工具效能的差異化需求。

在對 AI 未來發展的期待上，四組皆肯定其在人機協作創作中的潛力。專熟組與專生組期望 AI 能進一步提升視覺敘事整合能力與語義控制精度，以支援結構化創作與風格一致性的實踐；非熟組與非生組則關注其在創意激發與跨域應用上的開放性，如：「如果它能多給一些怪東西更好玩。」，展現其以 AI 為創意引擎、協助突破創作限制的想像。

總結而言，AI 在各類創作者的人機互動歷程中皆扮演促進創意與想像力運作的關鍵角色，但實際的互動模式與應用策略則因專業背景與創作經驗而顯著分化。專熟組與專生組發展出以結構與精度為導向的系統性創作流程，而非熟組與非生組則展現以彈性探索與實用導向為核心的人機互動特徵。隨著 AI 技術不斷演進，此種互動差異將持續影響創作者對工具的期望與適應策略，並有望推動更具包容性與多樣性的創意實踐環境。上述比較與分析結果彙整，如表 4-25 所示。

表 4-25 四類創作者在 AI 人機互動中的共通與差異分析

面向	相同之處	相異之處
互動起點與角色認知	所有組別皆視 AI 為靈感觸發與創作起始階段的協作對象，強調其快速生成與激發想像力的功能。	● 專熟組與專生組傾向將 AI 納入結構化創作流程，視為強化敘事與視覺控制的夥伴。 ● 非熟組與非生組則偏向以 AI 作為靈感來源與創意遊戲場，強調即興與偶發探索。
互動方式與創作策略	四組皆透過 AI 介面進行視覺構思與內容產出，強調互動過程中的創意流動。	專熟組與專生組以系統化方式進行運作： ● 專熟組強調敘事節奏與視覺邏輯整合，如「整合畫面節奏」。 ● 專生組著重效率與構圖控制，如「注意畫面比例」。 非熟組與非生組則表現出更高的彈性與實驗性： ● 非熟組偏好風格實驗與創意混搭，如「混合自然與科幻元素」。 ● 非生組則利用 AI 彌補繪圖限制，發展具情節性的構想。
使用挑戰與操作限制	所有組別皆遭遇 AI 生成結果不穩定與控制不精準的問題，顯示當前技術仍具改善空間。	● 專熟組與專生組關注風格與比例的精準性，如「風格不符」、「比例不穩」。

	● 非熟組與非生組則受限於操作效率與生成資源，如「操作繁瑣」、「一天兩張圖」。
未來應用與技術想像	四組皆認為 AI 具備持續發展潛力，期望其在創作輔助與互動表現上有所提升。 ● 專熟組與專生組則期望 AI 在結構化創作方面持續創新，例如強化視覺敘事的整合能力，並提升語義控制的精確性，以更有效支援創作目標的實現。 ● 非熟組與非生組則看好 AI 在跨領域應用上的潛力，例如用於隨興的創意探索，或透過人機互補的方式激發更多創意可能性。

資料來源：本研究彙整。



第三節 業界專家訪談結果

一、3D 產業從業者訪談紀錄

專家訪談對象為具 3D 美術與動畫專業背景者，討論重點為 AI 生成 3D 模型在即時渲染遊戲與動畫製作中的應用潛力。評估指標包含「多邊形數量與基礎拓撲」、「UV 佈局」與「模型的可編輯性」三項。其中，「多邊形數量與基礎拓撲」關注模型的面數與結構規劃，影響其在即時渲染中的效能與動畫表現；「UV 佈局」指模型表面展平後貼附材質的方式，關係到紋理的準確性與視覺品質；「模型的可編輯性」則評估生成模型在匯入 3D 軟體後是否易於修改與整合至製作流程中。

（一）背景：3D 專家的使用背景與創作目標

3D 專家由於具系統性與專業化訓練背景，聚焦於提升創作效率與產出品質，期望 AI 生成符合產業標準的 3D 資產，特別強調拓撲結構、UV 佈局與可編輯性的技術要求，視 AI 為系統化創作流程的輔助工具，而非僅快速生成素材的手段。

1. 專業導向的創作需求：專家強調 AI 應協助提供可用的模型結構基底，使創作人員能集中資源處理動畫與細節設計。一位專家指出：「AI 生成的模型如果能快速給我一個基礎結構，我就能專注在細節調整上，像關節和面部的動畫表現是我最在意的。」這顯示其對 AI 功能的期待，並非僅是靈感啟發，而是需產出可直接進入動畫修飾流程的結構性資產。

2. 高標準的技術品質要求：在模型結構與貼圖設計上，專家對 AI 生成內容有高度的準確度要求。另一位提到：「我需要模型的多邊形數量合理，不能浪費資源，UV 也要乾淨，不然貼圖一拉伸就全毀了。」這反映他們對效能優化（如面數控制）、UV 展開（避免貼圖變形）等關鍵技術品質的高度敏感，期望 AI 生成模型能直接符合遊戲與動畫中的視覺與效能標準。

3. 拓撲與動畫邏輯整合：專家不僅考量靜態結構的合理性，更重視模型能否支援後續動畫製作。一位強調：「硬表面模型得有明確的邊線感，有機模型則要考慮肌肉運動方向，這是動畫的基本要求。」此觀點揭示對拓撲設計（如 edge loop 分布）與結構功能性的關注，尤其在骨架綁定與動畫變形時，拓撲設計與視

覺邏輯需密切對應。

4. 整合式流程思維：專家將 AI 視為需與現有製作流程（如 Maya、Blender、ZBrush）高度整合的技術協作平台。他們期望 AI 不只是快速生成，而是產出具備可編輯性與實用性的模型，使其可順利進入貼圖、動畫、綁定與導入引擎的多階段流程。這種整合需求涵蓋從拓撲清晰度、UV 展開邏輯到匯入後的修改彈性等層面。

總體而言，3D 專家多以產業標準作為參照，將 AI 工具定位為支援結構化創作流程與高品質輸出的技術協作夥伴。他們重視 AI 與既有專業流程間的整合性，強調實務應用中的可控性與品質穩定性。相較於將 AI 視為單純的加速工具，此類創作者更關注其是否能有效融入產業鏈條，並在創作深度與細節發展上發揮實質作用。

（二）行動：實際創作過程與應對策略

3D 專家在 AI 輔助創作過程中採取系統化測試與專業修正策略，透過模型分析與後製調整確保 AI 輸出符合實務需求。他們不依賴 AI 生成的即時成果，而是將其納入結構化流程中，檢視拓撲、UV 與可編輯性，並以專業工具進行優化，確保模型能實際應用於遊戲與動畫製作。

1. 系統化測試與檢視：一位專家分享：「我用 AI 生了一個角色模型，丟了低面數角色（low-poly character）進去，結果多邊形數量還可以，但關節部位的網格太亂，動起來變形很怪。」此經驗顯示其具備判讀模型拓撲品質的能力，能根據動畫需求檢測網格密度與結構完整性，辨識模型在骨架綁定與變形時的潛在問題。

2. UV 佈局與貼圖對應的專業修正：另一位專家指出：「UV 佈局沒有按照角色的外觀進行配置，後期要修正不太可能。」這反映其在檢視 AI 生成模型時，能即時辨識 UV 展開的問題，尤其關注接縫位置與材質拉伸，並根據製作標準採取修正行動，以維持貼圖的視覺準確性與整體品質。

3. 效率提升與場景應用的可能性：一位具場景建模經驗的專家表示：「它生成的速度很快，像我丟幾個詞，3 分鐘左右就有個基礎模型，這對場景填充很方

便。」此經驗顯示專家將 AI 用於快速建立背景建築或道具雛形，有助於節省前期提案或視覺規劃時間，提升整體流程效率。

4. 挑戰與限制：根據 3D 領域專家的訪談結果，可歸納出五項主要挑戰，反映 AI 生成模型在專業應用上的結構性限制：

1. 拓撲結構缺陷：多位專家指出，AI 生成模型雖具備良好的表面視覺效果，但實際拓撲結構混亂、不具備邏輯性，無法滿足動畫製作或即時運算所需的結構標準。如一位專家表示：「硬表面 (hard surface) 模型看起來不錯，但去掉貼圖後，網格完全沒結構，細節全靠表面遮蔽過去。」
2. 動態應用限制：AI 生成角色模型常缺乏骨架分離與面部機構設計，無法支援臉部表情、口型動作等動畫需求。一位專家指出：「動畫上用起來很吃力，眼球和嘴巴沒獨立結構，張嘴動作根本做不了。」
3. UV 與貼圖問題：生成模型的 UV 佈局常出現拉伸與接縫錯誤，尤其當瑕疵出現在角色臉部時，需投入大量後製時間處理。一位專家提及：「UV 拉伸和接縫太明顯，尤其接縫出現在角色臉部，我得花很多時間處理，成本太高。」
4. 可編輯性不足：拓撲雜亂不僅降低模型穩定性，也使後續編輯與細節調整變得困難。一位創作者指出：「模型改起來很麻煩，內部拓撲一堆小洞，想調關節密度都無法著手修改。」
5. 資源管理問題：生成模型內部面數分布不均、重疊面過多，不僅影響模型效能與運算效率，甚至可能導致系統渲染錯誤或崩潰。一位專家表示：「模型雖然表面看起來有視覺效果，但內部面數分布不均、重疊面太多，導致系統資源浪費，甚至可能造成渲染崩潰。」

5. 應對策略：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下兩項：

1. 專業修正：專家普遍將 AI 生成模型視為初步素材，進一步透過專業工具進行重拓撲、UV 重建與貼圖烘焙，以提升模型品質與動畫可用性。例如一位專家表示：「我可能用 Blender 重做拓撲，把 AI 模型的貼圖烘焙上去，不然目前模型的動畫變形根本不行。」另有專家提及：「UV 部分可以手動重拆。」

2. 結構化流程：專家透過系統性檢測與調整流程，確保 AI 輸出內容符合產業標準。他們結合 Blender 等工具建立修正節點，強化模型品質控管，並維持創作流程的穩定性與可控性。

總體而言，專家能有效運用專業知識彌補 AI 生成模型的結構性不足，展現其對技術細節的掌控與流程優化能力。然而，修正過程仍耗費大量時間與人力成本，顯示目前 AI 生成技術在專業 3D 創作場域的應用實用性仍有進一步提升空間。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

3D 專家認可 AI 在提升創作效率與靈感觸發的潛力，特別在快速原型與前期構想階段，但其結構缺陷與技術限制導致無法直接融入專業製作流程，需大量人工修正。他們提出改進建議，期望 AI 更符合專業需求。

1. AI 的潛力：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下兩項：

1. 快速原型與靈感觸發：AI 能在短時間內生成多樣化角色與場景雛形，有助於前期構想與風格探索。一位專家指出：「它生成的速度很快…這對初步的角色創建很方便，能提供多種風格或樣板讓我參考。」
2. 場景填充效益：AI 生成的建築與道具模型可有效縮短場景設計與布局時間，提升創作效率與視覺多樣性。另一位專家表示：「我丟個提示詞，大概十分鐘就有幾個基礎模型…對場景填充很方便。」

2. 技術限制：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下四項結構性限制：

1. 結構缺陷：一位專家指出：「模型外觀看起來很不錯，但移除貼圖後，模型的結構有很多問題。」AI 生成模型拓撲雜亂、邊線斷裂、面數堆疊，無法支援骨架綁定或表情動畫，如「你根本抓不到該從哪裡下手，整個模型就是看得出來不是為後製設計的。」。
2. 動態應用不足：AI 生成模型缺乏獨立結構（如眼球、口腔），導致無法支援臉部表情或對嘴動畫，限制於動畫製作中的應用性。
3. UV 與貼圖問題：AI 生成模型的 UV 佈局經常出現拉伸與接縫錯誤，特別當瑕疵位於角色臉部時，會顯著增加後製處理成本，無法直接應用於專業

流程。

4. 可編輯性與效能：拓撲結構混亂與面數分布不均，造成模型難以編輯與優化，並可能引發渲染錯誤或系統資源浪費。

3. 改進建議：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下四項改進方向：

1. 結構化生成：建議 AI 在生成階段即考量動畫應用需求，優化關節與面部區域的網格密度，以提升模型的動畫可用性。一位專家表示：「要是能針對關節和面部優化網格密度，動畫變形就不會那麼怪了。」
2. UV 優化：建議 AI 能依據視覺焦點與運動區域進行合理貼圖分配，如在臉部區域保留較高的解析度，避免明顯拉伸。一位專家指出：「UV 佈局要能符合運動規則以及視覺焦點的比例配置，像臉部多留貼圖空間，避免拉伸。」
3. 自動化功能：專家建議 AI 系統整合自動拓撲優化功能，以降低手動重建的負擔：「希望有自動修拓撲優化的功能，不然手動改太累了。」
4. 專業整合：建議 AI 工具與如 Blender、Unity 等主流 3D 軟體深度整合，支援模型的無縫導入與動態編輯，提升整體技術效率與應用便利性。

4. 應對模式：專家形成「AI 參考 + 人工重建」的混合模式，即將 AI 生成結果作為創作草圖或概念雛形，並透過專業工具（如 Blender）進行拓撲重建與 UV 重新佈局，以確保最終模型符合產業標準。此模式雖可彌補 AI 生成的技術缺陷，卻亦伴隨高昂的修正成本，抵銷部分自動化所帶來的效率優勢。

5. 潛在價值：AI 在快速原型開發、靈感觸發與場景填充等前期流程中展現實質效益，特別有助於加速視覺探索與創作起步。然而，其在拓撲邏輯、UV 品質與編輯穩定性上的不足，限制了其於後期製作流程的直接應用。一位專家指出：「如果只是看效果圖，這些模型勉強能看；但只要進入實作，就完全沒辦法直接應用。」未來若能強化生成模型的結構品質與編輯彈性，AI 將具備成為專業創作流程中高效輔助工具的潛力。

綜合 3D 專家的訪談結果顯示，儘管目前 AI 生成的 3D 模型尚無法直接應用於高度專業化的製作流程，專家普遍肯定其在創作前期的潛在價值，特別是在快

速原型建立與風格探索階段。從人機互動的角度來看，專家已不再將 AI 視為單一的素材產出工具，而是納入整體製作流程中、用以輔助構想展開與技術測試的互動節點。其互動模式多呈現為「AI 輸出 + 專業檢視 + 人工重建」的階段性操作策略，反映專業創作者對 AI 生成內容具備高度篩選與調整的能力與習慣。

值得注意的是，專家並未一味要求 AI 達成完整交付，而是期待 AI 工具能朝向更高階的結構整合與流程適配邁進。當前 AI 在拓撲結構、UV 佈局與可編輯性等面向仍存在明顯技術斷層，這些問題雖可透過專業修正彌補，但也使創作流程的整體效率與穩定性受到一定影響。因此，專家建議未來 AI 工具若能針對 3D 製作的技術邏輯進行優化，如自動拓撲修正、關鍵區塊網格密度強化、以及與 Blender、Unity 等軟體的深度整合，將有助於減少人機溝通落差與重工負擔，使 AI 真正成為專業流程中可依賴的技術協作夥伴。

整體而言，AI 目前在 3D 創作中扮演的是靈感與構思階段的輔助角色，但若欲邁向專業製作流程的深層整合，仍需加強在結構精度、語義對應與後製相容性上的技術設計。未來若能有效提升 AI 在生成邏輯與人機互動層面的專業適配性，其應用價值將從視覺參考進一步擴展為高效的製程輔助工具。以上訪談資料依據比較矩陣法整理，結果如表 4-26 所示。

表 4-26 3D 產業從業者訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	專家的觀點	專家的觀點佐證
工具的使用目的	專家組將 AI 視為提升創作效率與品質的輔助工具，期望生成符合產業標準的 3D 資產，強調拓撲結構、UV 佈局與可編輯性。	「AI 生成的模型如果能快速給我一個基礎結構，我就能專注在細節調整上，像關節區域和面部的動畫表現是我最在意的。」； 「我需要模型的多邊形數量合理，不能浪費資源，UV 也要乾淨，不然貼圖一拉伸就全毀了。」
工具的優勢	AI 在快速生成基礎模型與靈感觸發上具實用價值，能加速前期構圖與場景填充，提升效率並支援視覺提案。	「它生成的速度很快，像我丟幾個詞，3 分鐘左右就有個基礎模型，這對場景填充很方便。」； 「我丟個提示詞，大概十分鐘就有幾個基礎模型…對場景填充很方便。」

工具的限制	AI 生成模型在拓撲結構、UV 佈局與可編輯性上存缺陷，面數分布不均、接縫明顯，難以直接用於專業流程。	「硬表面模型看起來不錯，但去掉貼圖後，網格完全沒結構，細節全靠表面掩飾過去。」； 「UV 拉伸和接縫太明顯，尤其接縫出現在角色臉部，我得花很多時間處理，成本太高。」
應用潛力	AI 在原型製作與初期發想具潛力，若改善結構品質與技術一致性，可進一步融入專業流程，提升創作深度與效率。	「它生成的速度很快，雖然細節還不行…但當參考還不錯。」； 「要是能針對關節和面部優化網格密度，動畫變形就不會那麼怪了。」

資料來源：本研究彙整。

二、影像工作室創作者訪談紀錄

專家訪談對象為具影像創作專業背景且熟悉 AI 工具操作的影像工作室創作者，討論重點為 AI 工具生成影像與影片在商業創作中的應用潛力，結合傳統工具（如 Photoshop、After Effects）進行後期優化。評估指標包含系統化創作規劃、技術掌控能力、創意深度與一致性。

（一）背景：影像創作專家的使用背景與創作目標

影像創作專家將 AI 工具視為整合進既有製作流程的輔助手段，目標不僅是快速生成內容，更著重提升創作效率、確保風格一致性與符合商業製作標準的高品質輸出。

1. 系統化與商業導向的創作目標：專家傾向將 AI 定位為加速前期作業的工具，協助快速產出具特定風格的視覺草稿，縮短提案準備時間，並維持風格一致性以符合商業需求。一位專家指出：「我用 Runway 主要是想快速生成特定風格的影片片段給客戶，節省前期動態草稿的時間。我期待它能保持畫風的一致性。」此發言反映其將 AI 工具明確嵌入於服務客戶與製作前期提案的專業流程中。

2. 高頻率製作需求的產能期待：專家普遍面臨高頻率的內容生產壓力，因此對 AI 工具的輸出速度、規模化能力與控制性有更高期待。另一位專家提到：「Nim 對我來說是全新的 AI 影片生成神器，我希望它能將文字轉成影片…我想創作 60 部短影片。」此顯示其對 AI 生成能力於高產出場景中的應用潛力有明確需求，

並期望 AI 能穩定承接大量製作任務。

3. 專業標準下的流程整合與品質控管：與非專業創作者以創意探索為導向的使用方式不同，專家更重視 AI 是否能穩定融入既有製作流程，並維持輸出的風格一致性與畫面品質，作為提高製作效率與控管水準的關鍵。一致性的生成結果與結構化流程的兼容性，是其評估 AI 實用性的重要依據。

4. 對技術能力與控制性的高度要求：專家強調 AI 工具必須具備進一步的可控性與技術回應能力，才能真正融入專業創作場域。他們期望 AI 生成內容不僅具視覺吸引力，更能符合專業標準、具有連貫性，並能順利銜接 Photoshop、After Effects 等專業後製工具。「精準操作」與「後期整合」能力成為其判斷 AI 價值的**核心**。

總體而言，影像創作專家傾向將 AI 定位為一種「可整合、可控、可標準化」的協作工具，在系統化流程中發揮輔助效能，提升產出效率並穩定視覺風格，最終實現具備商業價值的專業內容生成。

（二）行動：實際創作過程與應對策略

影像創作專家展現高度系統化的操作能力，善於將 AI 工具嵌入完整的創作流程中，涵蓋從構想發展、素材生成至後期編修的各階段。相較於一般創作者以靈感探索為主，專家更傾向策略性運用 AI 進行初步輸出，並以專業工具加以優化，確保生成內容符合商業製作的品質與敘事需求。

1. 系統化操作與後期修正：專家熟悉如何透過剪輯與動態設計軟體補強 AI 生成片段，使其符合動畫流暢性與節奏需求。一位專家提到：「Runway 生成影片很快，像我輸入『讓人物往前跑』，幾秒就有結果。但動作看起來很僵硬…我還是得把影片丟進剪輯軟體，加幀數、做過渡處理，讓它比較順一點。」他會使用 Premiere 或 After Effects 進行幀率補足、轉場處理與速度曲線調整，以修正 AI 輸出在連貫性與節奏上的不足。

2. 圖文轉影片應用：AI 影片生成工具如 Nim 在快速構成敘事段落上具備潛力，能迅速整合角色、場景與鏡頭節奏，但仍存在邏輯不一致的問題。一位專家說：「Nim 用『文字轉影片』功能真的很方便，輸入提示詞後，幾秒內就能看到一段影片誕生，流暢度其實還不錯。」他認為初步生成具一定水準，但也指出「動

作邏輯有時怪怪的，像是人物會忽然轉頭但背景完全沒變，感覺有點跳。」，因此透過素材篩選、重製與剪接，補足敘事連貫與動態邏輯的破碎感。

3. 創意激發與分鏡調整：有專家將 AI 工具如 Luma 視為創作靈感的觸發器，特別是在構圖與運鏡節奏方面帶來意外驚喜。一位創作者分享：「Luma 真的很驚艷，它的運鏡方式有時候比我原本想的還有創意，尤其是圖片轉影片的功能，穩定度比純文字好很多。」他進一步依據 AI 生成片段調整劇本與分鏡設計，並在後期進行剪輯補強，確保風格與節奏一致。

4. 挑戰與限制：根據影像創作專家的訪談結果，歸納以下五項技術挑戰：

1. 動作邏輯不足：生成角色動作常出現不協調或卡頓問題，例如：「Nim 在生成動畫時，人物跑步時手腳不太協調，有時候還會忽然停一下又動起來。」導致動作節奏不自然。
2. 缺乏動態感與鏡頭推進邏輯：另一位提到 Luma 的限制：「Luma 沒抓到移動感…結果看起來就像一張靜態畫面被掃過去。」生成內容缺乏空間移動感與物件推進邏輯，無法營造鏡頭深度與動態張力。
3. 場景細節缺乏動態生命力：一位專家指出：「我用 AI 生成一段在花園裡的動畫，場景做得蠻漂亮的，但幾乎沒有什麼動態感，看起來像是靜止插畫拼起來的動畫。」這顯示生成的內容雖視覺構圖完整，卻無風景移動、光影變化等細節，缺乏細部動態，影響視覺敘事生命感。
4. 風格銜接不良：另一位提到 Nim 的風格轉換問題：「轉場銜接不夠自然，會突然變成另一個風格，但中間沒有過渡，觀眾會覺得跳 Tone。」風格切換缺乏漸變，造成畫面衝突，需後期調整。
5. 提示語義模糊導致輸出品質不穩：一位專家表示：「Nim 生成影片時，如果提示詞不夠具體，像『角色在霓虹城市跳舞』這種指令，生成結果的動作就會變得很隨機，有時候手腳還會跑錯位置。」若提示詞描述不夠具體，會產生動作錯誤或語義偏差，導致動作不自然或扭曲。

5. 應對策略：根據影像創作專家的訪談結果，歸納以下兩項：

1. 素材整合與拼貼：專家篩選 AI 生成片段，透過 Photoshop、Premiere、After

Effects 等後製工具進行片段篩選與重組，修補動作邏輯斷裂、視覺轉場不順等問題，確保敘事節奏與視覺風格的一致性。

2. 創意轉化：部分專家將 AI 生成的粗糙動作視為創意素材，轉化其不完美之處為實驗性表現元素。一位專家指出：「這些粗糙的動作反而啟發我以慢動作與音樂節奏處理，做出一種奇異的節奏感。」透過節奏調整、音效搭配與鏡頭重構，賦予原始素材嶄新風格，展現創作者對 AI 生成內容的再詮釋能力。

整體而言，影像創作專家已發展出一套系統化的 AI 應用策略，將 AI 視為「初步素材生成器」，並以專業技能與後製工具進行優化補強。儘管目前仍面臨動態邏輯、視覺銜接與語義解析等挑戰，他們已展現出高度的流程整合與問題解決能力，唯整體修正成本仍偏高，顯示 AI 尚未能完全取代專業創作流程中關鍵的人工調控角色。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

影像創作專家肯定 AI 在提升影片創作效率與激發創意的潛力，特別是在構想與快速提案階段展現實質價值。然而，由於目前 AI 在動作邏輯、鏡頭運動與視覺一致性上的表現仍不穩定，仍需人工調整與結構補強。

1. AI 可加速原型提案與強化視覺發想：根據影像創作專家的訪談結果，歸納以下三項：

1. 快速原型與提案：AI 有助於快速視覺化初步概念，提升構想與提案效率。一位專家表示：「AI 生成真的很快，畫質 1248x800 也夠用，至少可以先做概念提案。」另一位也提到：「輸入提示詞後，幾秒內就看到影片誕生，有時候還能直接拉來當提案草稿用。」此類工具大幅縮短創意發想至初步呈現的時間，利於系統化創作流程的建立。
2. 創意刺激：AI 工具常帶來意想不到的表現效果，能引發觀眾新鮮感，提升作品趣味性與傳播性。一位專家分享：「我用 Nim 的功能讓靜態照片會動、會說話，客戶覺得很新奇，拿來做開場短片剛剛好。」
3. 視覺發想：AI 的圖片轉影片功能有助於生成具參考價值的動態構圖，可

作為分鏡設計與團隊討論的工具。另一位專家指出：「我覺得 Luma 的圖片轉影片比純文字輸入還穩定，至少能掌控你給的畫面基礎，有些推鏡或拉鏡也比我想像中自然。」

2. 技術限制：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下四項：

1. 動作與邏輯不足：AI 生成角色動作常出現不協調現象，影響劇情連貫性。一位專家指出：「Nim 在生成動畫時，人物跑步時手腳不太協調，有時候還會忽然停一下又動起來。」
2. 鏡頭運動與動態節奏缺乏：AI 工具難以正確生成具空間推進感的運鏡節奏，削弱敘事張力。專家提到：「Luma 沒抓到移動感…結果看起來就像一張靜態畫面被掃過去。」
3. 場景細節缺乏動態生命感：靜態風格過強導致畫面缺乏生動性。一位專家說：「我用 AI 生成一段在花園裡的動畫，場景做得蠻漂亮的，但幾乎沒有什麼動態感，看起來像是靜止插畫拼起來的動畫。」
4. 轉場與風格銜接不良：缺乏漸變導致畫面風格迥異，干擾觀賞流暢性。
5. 語義解析能力有限：AI 對提示語的理解常出現偏差，動作與場景邏輯錯亂。

3. 改進建議：根據 3D 專家的訪談結果，歸納以下四項：

1. 動態與轉場優化：提升動作流暢度與過場自然度，降低使用者後製負擔。一位專家表示：「如果動作可以再流暢一點，轉場自然一點，客戶就不用再等我修來修去。」
2. 語義理解與指令精準度提升：強化 AI 對動作與場景指令的語義解析能力，避免出現不合理動作或語境錯誤。
3. 專業工具整合：建議開發與 Premiere、After Effects 等專業後製軟體相容的插件，實現無縫導入與即時編輯，提升實務應用效率。
4. 風格一致性：優化風格轉換與過場銜接的漸變處理，確保整體視覺統一與敘事連貫性。

4. 應對模式：多位影像創作專家普遍採用「AI 生成＋人工後製」的混合模

式，結合 Photoshop、After Effects 等工具進行剪輯、特效補強與風格統整，以提升畫面品質與敘事一致性。一位專家說明其操作方式：「我用 Nim 內建的簡單影片編輯工具，先修剪掉不自然的片段，再加一些特效、模糊和濾鏡，整段就好多了。」這顯示即便 AI 生成結果不盡完善，透過後製處理仍能顯著提升整體觀感。

此外，不少創作者將 AI 生成的粗糙片段視為具潛力的實驗素材，透過剪接與視覺轉化創造獨特風格。另一位專家指出：「Luma 生成的成品看起來還可以，但要真的能用，還是得靠後期剪輯來加動態軌跡。我會用 After Effects 去補一些鏡頭運動的感覺，像是搖鏡、跟拍，這樣才不會太死板。」這類做法不僅彌補了 AI 在動態設計上的不足，也展現專業創作者在後製調度與風格重構上的主導能力，使最終作品更具張力與整體性。

5. 潛在價值：AI 在快速原型製作、分鏡草圖生成與創意發想階段展現出顯著優勢，特別適用於短格式內容的設計與提案初期的溝通。一位專家分享：「我用 Nim 的功能讓靜態照片會動、會說話，客戶覺得很新奇，拿來做開場短片剛剛好。」也有專家指出：「有些片段我甚至拿來跟團隊討論，當作動態分鏡用。」這類具新奇感與視覺吸引力的生成內容，有助於提升簡報與提案的吸引力。

此外，也有專家將 AI 生成片段作為團隊溝通的工具，指出：「有些片段我甚至拿來跟團隊討論，當作動態分鏡用。」說明其在創作前期構想與團隊討論中具有實用價值。若未來 AI 系統能進一步優化動作邏輯、運鏡節奏與細節穩定性，將具潛力成為商業製作流程中提升創作效率與視覺表現力的有效輔助工具。

綜合影像創作專家的訪談結果顯示，儘管生成式 AI 在當前尚無法直接產出符合專業標準的可交付成果，專業創作者仍高度肯定其在構想階段、素材雛形產出與視覺提案等環節的應用潛力。AI 被視為創作流程中的輔助節點，而非可取代整體製程的終端工具。實務上，創作者會依據不同 AI 平台的生成特性進行篩選與應用，並透過 Photoshop、Premiere、After Effects 等傳統後製工具進行素材整合與節奏補強，展現其系統化調度與內容審美的技術整合能力。

從人機互動的角度來看，這類創作者已發展出一套「AI 生成 + 人工後製」的結構性操作模式。他們不僅具備判斷生成內容可用性的能力，也熟悉如何針對動作不協調、運鏡不自然或風格突變等問題進行有效修正。AI 提供的，是創作

前期快速視覺化的可能性，以及激發創意發想的工具基底；但若要滿足專業製作在敘事邏輯、視覺節奏與品質一致性上的要求，仍需透過人工補強與系統性處理加以完成。

專業創作者普遍認為，AI 工具目前的最大價值在於加速早期視覺設計的構思歷程。透過輸入簡要提示，即可快速產出風格雛形與動畫草稿，使創作者能在極短時間內初步確認畫面氛圍與故事動線，提升前期企劃效率與跨部門溝通的流暢性。然而，AI 在動作邏輯、鏡頭連貫性與細節處理上的不穩定性，則被視為進入專業生產流程的主要技術障礙。

因此，若未來 AI 工具能於生成階段即內建動作流暢性控制、轉場銜接模組與風格漸變機制，並提供與主流剪輯與合成軟體的無縫整合介面，將有望大幅降低後製修正成本，強化 AI 在高標準影像創作流程中的實務可行性。此類優化不僅能減少人機溝通負擔，也將重塑 AI 在專業視覺設計中的角色定位，從輔助素材產出者進一步轉化為創意構成的合作夥伴。

整體而言，AI 影片生成工具的潛力在於其快速試錯與多樣化視覺構圖能力，特別適用於草圖發想、動態 storyboard 製作與視覺提案的初期階段。未來若能進一步提升其在敘事節奏控制、視覺一致性與細節處理方面的技術穩定性，將可有效拓展其於商業影像製作流程中的實際應用場景。以上訪談資料依據比較矩陣法整理，結果如表 4-27 所示。

表 4-27 影像工作室創作者訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	專家的觀點	專家的觀點佐證
工具的使用目的	專家組將 AI 視為提升創作效率與商業價值的輔助工具，期望整合進專業流程，實現風格一致與品質穩定的內容。	「我用 Runway 主要是想快速生成特定風格的影片片段給客戶，節省前期動態草稿的時間。我期待它能保持畫風的一致性。」； 「我想創作 60 部短影片，希望它能將文字內容自動轉換成影片。」
工具的優勢	AI 在快速生成素材與創意激發上具優勢，能加速前期構想與提案，提供視覺樣式與動態參考。	「Nim 真的超實用…幾秒內就看到影片誕生，流暢度不錯，對快速提案來說非常有效率。」； 「Luma 的運鏡方式有時候比我原本想的還有創意，尤其是圖片轉影片的功能。」

工具的限制	AI 在動作邏輯、轉場連貫性與細節品質上不足，難以滿足專業敘事與一致性需求，需大量後製調整。	「動作邏輯有時怪怪的，像是人物會忽然轉頭但背景完全沒變，感覺有點跳。」； 「轉場銜接不夠自然，會突然變成另一個風格，但中間沒有過渡。」
應用潛力	AI 在原型製作與靈感觸發具潛力，若改善動作流暢性與結構邏輯，可進一步融入專業流程，提升創作深度。	「Nim 的『風格轉換功能』讓作品變得比較有特色…整個畫面突然有種藝術展的感覺。」； 「如果動作可以再流暢一點，轉場自然一點，客戶就不用再等我修來修去。」

資料來源：本研究彙整。

三、音樂編曲專家訪談紀錄

專家訪談對象為具音樂編曲專業背景且熟悉 AI 工具操作的音樂編曲專家，討論重點為 AI 工具（如 Suno）生成旋律與伴奏在商業音樂創作中的應用潛力，結合傳統工具（如 Logic Pro、Ableton Live）進行後期優化。評估指標包含創作效率提升、音樂結構控制、風格表現力與情感共鳴。

（一）背景：音樂編曲專家的使用背景與創作目標

音樂編曲專家期望藉由 AI 工具加速創作流程、生成高品質旋律與和聲素材，作為前期構思與提案的輔助工具，同時維持風格一致性與音樂邏輯，以符合商業製作的專業標準。

1. 商業與效率導向目標：專家將 AI 視為節省構思與編曲時間的重要工具，期望快速完成旋律初稿以支援商業提案。他表示：「我的目標是用它來快速生成旋律和 demo，省下前期構思和編曲的時間。我希望它能保持音樂風格的一致性。」可見其重視 AI 在創作初期的提效作用與風格穩定性。

2. 風格延展與結構控制：AI 生成的音樂片段需具備風格統一與段落延展性，才能支援後續創作決策。專家指出：「像是幫我快速生成一段和弦進行配上旋律線，甚至能用相同風格再變化出兩三段，也都能保持風格一致，這樣我就能馬上決定走向。」這反映其對 AI 生成內容的期待不僅限於速度，更強調音樂的邏輯性與結構完整。

3. 快速提案與客戶溝通：AI 亦被運用於初步 demo 的產出，作為與客戶溝通的媒介，加速創作決策流程。他說明：「像是要做廣告配樂時，我可以先用 Suno 生出幾個主旋律搭配和聲，讓客戶挑喜歡的，再根據他選的版本做細修。」此舉提升提案效率並促進創意共識，強化 AI 作為前期對話工具的實用性。

4. 可控性與專業規格導向：為符合專業製作流程，AI 需具備高度可控性與預測性，生成內容應能依據設定的風格參數（如 BPM、調性、和弦進行）產出具邏輯性的音樂片段。專家強調，AI 的價值應建立在其能被系統性操作，而非僅憑靈感驅動。

總體而言，音樂編曲專家將 AI 視為結構化、效率導向的創作夥伴，不僅用以加速前期構思與 demo 產出，更強調其在音樂風格一致性、邏輯性與可控性上的專業應用價值，體現其對 AI 輔助創作流程的整合性期待。

（二）行動：實際創作過程與應對策略

音樂編曲專家在實際創作過程中展現出高度系統化的操作策略與技術掌控能力，將 AI 工具納入從旋律生成到後期優化的完整製作流程。他們將 AI 視為高效率的素材生成器，並搭配傳統音樂製作工具進行編配與混音，靈活應對 AI 生成內容的限制，確保成品品質符合商業製作標準。

1. 快速生成與效率提升：AI 工具在旋律與節奏基礎的快速生成上，顯著提升創作效率。專家分享：「Suno 生成的速度快得離譜，輸入幾個提示詞，幾秒內就出一整段旋律或主歌段落。」他補充：「我有時就在草坪上用手機操作和弦派，配上旋律就能弄出個 demo，真的省了不少時間。」這說明 AI 工具能取代部分傳統 MIDI 編排，簡化前期構思與試作流程。

2. 靈感觸發與創意延伸：AI 生成的旋律不僅可作為素材來源，也啟發創作者進行結構與情緒層次的延展。他提到：「有一首 AI 生成的結果其實還蠻打動我的，我後來自己加了一段橋段，還轉了調，變得更完整。」AI 生成旋律啟發其添加橋段（bridge）與轉調（modulation），豐富音樂結構與情感層次，這顯示 AI 具有激發靈感的潛力，並能作為創意起點進行深化處理。他進一步補充：「我用 Suno 做了一首 remix，雖然旋律很簡單，但客戶聽完覺得蠻有趣的。」說明 AI 在風格提案與客戶溝通中亦具實用價值。

3. 挑戰與限制：根據音樂編曲專家的訪談結果，歸納以下三項：

1. 和聲邏輯不穩定：專家指出：「Suno 在生成和聲的時候有點隨機，感覺它不太懂音樂邏輯，像是把一些不搭的和弦硬湊在一起。」此問題涉及和弦功能(主屬下屬)轉換不順與調性不明，導致旋律進行缺乏張力與邏輯性。
2. 風格詮釋不精準：他說：「我點了『激情搖滾』，結果出來像重金屬，電吉他的音色太爆、鼓也太吵，完全不是我要的。」AI 對於子風格的辨識與詮釋模糊，導致輸出與預期落差大，影響風格一致性。
3. 人聲輸出品質：專家反映：「我試過一些歌，但裡面人聲咬字超不自然，有些地方根本聽不清楚詞是什麼。」他補充：「我有生成一首歌，聽起來就只有旋律在重複，層次很單調。」這顯示 AI 在人聲表現、語義清晰度與段落結構，如前奏(intro)、主歌(verse)、副歌(chorus)與橋段(bridge)等設計上仍待加強。

5. 應對策略：根據音樂編曲專家的訪談結果，歸納以下四項：

1. DAW 後製補強：專家分享其在 AI 音樂生成後的後製策略：「我用 Ableton Live 剪輯 Suno 生成的片段，後來加了弦樂和低頻墊音，整體聽起來就更有厚度。」此處所提的 Ableton Live，為廣泛應用於音樂創作與即時演出的數位音樂工作站(Digital Audio Workstation, DAW)，具備 MIDI 編曲、音訊處理與音色疊加等完整功能。專家利用 AI 工具快速生成旋律與節奏基礎，再透過 DAW 加入弦樂(strings)以提升樂曲的情感張力，並加入低頻墊音(bass pad/pad)進行旋律補強與空間層次調整。此策略能有效強化整體音色的厚度與情緒表現，使作品更貼近專業製作的品質標準。
2. 人聲微調與重生成：他提到：「我後來進編輯樂譜，加了一個『耶』的音符，然後再用男生(male vocal)這個聲線重生一次，感覺自然多了。」透過微調與重生成修復語音不自然問題，提升表演表現力。
3. 混音與整合處理：專家補充說明：「如果你使用數位音訊工作站，就能進行更深入的音訊處理，不僅是調整旋律，還包括 EQ(等化器)、混音，甚至可以加入自製的 loop。」此處所稱的「數位音訊工作站」即為 DAW(Digital Audio Workstation)平台，常見如 Logic Pro、FL Studio、Ableton

Live 或 Cubase 等，為現代專業音樂製作的核心工具。DAW 不僅整合音軌、效果器與虛擬樂器，亦提供完整的音訊編輯、處理與創作彈性。此策略涵蓋從旋律調整、音色修飾到音效疊加的全流程，展現專業混音技術對於音質穩定性與創作表現的關鍵作用。

4. 結構化修正與創意重編：專家將 AI 生成內容作為草稿，透過 DAW 重新排列段落、補強編配與節奏結構，提升音樂邏輯性與聽覺張力，彌補 AI 在結構與層次設計上的不足。

音樂編曲專家透過結合 AI 生成與專業工具的混合流程，有效提升創作效率與靈感延展，同時運用 DAW 等後製平台進行技術補強與結構優化。儘管 AI 在音樂邏輯、風格詮釋與人聲處理方面仍存挑戰，但透過人機協作策略，專家展現了高度的修正能力與創作主導性，唯修正成本仍為目前應用的主要負擔。

（三）結論：AI 的潛力、限制與改進建議

音樂編曲專家普遍肯定 AI 在創作初期具備提升效率與激發靈感的潛力，尤其在旋律構思與快速提案階段展現實用價值。然而，目前 AI 在和聲邏輯、風格詮釋與人聲表現等技術層面仍存不足，限制其於專業製作流程中的直接應用，需仰賴後製修正以確保品質。

1. **AI 可支援構思與快速提案：**根據音樂編曲專家的訪談結果，歸納以下三項：

1. 快速原型與提案支持：專家表示：「Suno 能快速給靈感，像我平常可能要花半天想旋律，但它五分鐘就給我一段，雖然我不會直接用，但省力很多。」顯示 AI 可快速產出旋律片段與主歌段落，作為創作起點或草圖，大幅縮短前期構思時間。
2. 伴奏生成效率：他補充：「生成和弦走向和伴奏方面真的很快，有時候我自己彈琴抓和弦還要試半天，這個直接就跑出來。」說明 AI 具備快速建構常見和弦進行（如 C-Am-F-G）的能力，使創作者可將重心放在旋律與音色設計，提升整體工作效率。
3. 創意觸發與結構延伸：「有一首 AI 生成的結果其實很棒，我後來自己加了

一段橋段，還轉了調，變得更完整。」此引述顯示 AI 可作為創意催化劑，觸發新的段落構思與結構調整，豐富音樂發展層次。

2. 技術限制：根據音樂編曲專家的訪談結果，歸納以下三項：

1. 和聲邏輯不足：專家指出，AI 在生成和聲時經常出現不符合樂理規則的跳接，影響整體音樂的連貫性與情緒表現。他表示：「它的和聲有時候亂跳，像從 C 接到 Eb 這種不太合理的轉換，聽起來怪怪的，我還是得花時間重排。」亦提到：「Suno 在生成和聲的時候有點隨機，感覺它不太懂音樂邏輯，像是把一些不搭的和弦硬湊在一起。」

AI 在進行歌曲伴奏生成時，通常會自動配置和弦進行（即伴奏中的和聲結構），但實際結果常見未遵循調性邏輯與功能和聲原則，例如忽略「主和弦—屬和弦—下屬和弦」的常規進行，導致和聲之間出現突兀跳接與調性不穩的現象。此類問題不僅破壞旋律發展的方向感，也削弱情緒張力的構築。對於依循編曲邏輯、重視和聲功能性的專業創作者而言，這種不具系統性的和聲編排在實務應用上難以接受，需耗費額外時間進行重編與修正。

2. 風格不精準：目前 AI 對於風格模板的理解仍偏粗略，缺乏對不同子風格（如搖滾與金屬）間細緻差異的掌握與表現能力。對於高度重視風格一致性的專業創作者而言，這不僅削弱 AI 作為「可控風格模組」的應用價值，也不利於創作中整體調性的維持。
3. 人聲與段落結構不完整：專家表示：「AI 唱的旋律還可以，但人聲太扁平，還有配器細節都要我自己去補，不然真的沒辦法交件。」人聲語氣平板、結構單調，缺乏段落層次與情感表現。AI 生成內容常出現語氣平板、段落層次不明，表情與動態處理不足，導致作品容易缺乏情緒張力與結構清晰度。

3. 改進建議：根據音樂編曲專家的訪談結果，歸納以下四項：

1. 和聲與段落結構優化：專家表示：「要是能生成有和聲合理的旋律，像 pop rock 這種風格會有明確的走向，主歌走向哪、進副歌有個 IV（下屬和弦）— V（屬和弦）— I（主和弦）的期待感，我就不用修那麼多了。」他指出，

目前 AI 所生成的旋律與和弦配置常缺乏清晰的和聲推進（harmonic progression）與段落邏輯，無法呈現常見曲式中的結構起伏與情緒張力，導致成品聽感平板、段落銜接鬆散，最終仍需創作者手動重構架構，增加製作負擔。

2. 配器層次提升：「配器真的還太單調，很多生成結果都只是主旋律加個低音，沒有什麼空間感或情緒層次。」目前 AI 配器功能普遍僅限於基礎旋律與低頻，缺乏多聲部協作與空間層次設計。專家建議，可進一步支援弦樂、打擊與空間效果等多層次配器表現，以強化情緒張力與音樂立體感。
3. 語義控制與生成精準度：專家指出，AI 在提示詞理解與表現控制上仍具侷限：「希望輸入提示詞能更精準控制像咬字、節奏、語氣這些，像我明明寫『輕快小步走』，結果生成的節奏還是像在跳街舞。」顯示目前 AI 在語義解析、情緒傳達與節奏掌握上的理解仍有落差，可強化生成邏輯與表現精度。
4. DAW 整合支援：專家建議開發與主流數位音訊工作站（DAW）如 Logic Pro、Ableton Live 的整合插件，支援分軌輸出、MIDI 編輯與音色替換功能，以減少格式轉換障礙，提升後製效率並強化專業音樂製作流程的連貫性。

4. 應對模式：面對 AI 生成內容的限制，專家多採用「AI 生成 + DAW 後製」的混合工作流程，以維持音樂品質與表現力。他將 AI 產出的旋律與伴奏素材匯入 Ableton Live 等平台後，進行分軌重組與補強處理。例如：「我會把旋律和伴奏分軌丟進數位音訊工作站（DAW）裡面，然後用自己的音源重配。」常見調整方式包括加入弦樂、低頻墊音、EQ 處理與情緒動態設計，使最終成品具備商業交付水準。

5. 潛在價值：AI 在旋律構思、和聲初稿與短期提案上具有顯著優勢，特別適合用於創作早期的草圖製作與靈感延展。專家表示：「AI 現在做不到的是創意本身，它像是很快幫你拉一個草圖的人，但畫還是你自己收尾。做音樂就像是指揮一個交響樂團，AI 就是幫你演奏幾個片段，但整體怎麼聽、怎麼編排，還是得靠人來主導。」可見創意判斷、段落控制與情緒鋪陳仍需仰賴專業經驗與直覺。

綜合音樂編曲專家的訪談結果顯示，生成式 AI 已逐漸在音樂創作流程中嶄露實務價值，尤其在旋律構思、節奏草稿生成與快速提案等初期階段，展現出加速創意流程與擴展靈感空間的潛力。然而，AI 工具並未取代專業創作者對音樂結構、情感張力與風格控制的整體掌握，反而更凸顯出人機互動中「工具適配」與「創作者主導」的重要性。若要作為專業創作流程中的核心工具，仍須仰賴創作者的技術補強與後製整合，才能確保作品品質、風格一致性與情感傳遞深度，達到真正可用於商業與專業場域的標準。

從實務操作觀點來看，AI 生成內容的可用性建立於創作者的主觀判斷與後製調整能力之上。訪談顯示，音樂編曲專家傾向採取「AI 生成+DAW 後製」的混合操作模式，將 AI 視為具備創意觸媒功能的草稿生成器，並透過數位音訊工作站（如 Ableton Live、Logic Pro）進行結構重組、音色補強與混音修正，使生成素材更貼近商業製作的品質要求與聽覺邏輯。此一流程反映出創作者並非被動接受 AI 結果，而是積極運用其高效率生成能力，加以整合、修飾與擴展，形塑出具創作彈性與風格一致性的音樂作品。

值得注意的是，專業創作者面對 AI 系統在和聲邏輯、段落結構與語音自然度上的不足，並未全然否定其價值，而是透過專業知識與技術手段進行差異化應對。這種動態補強的互動形式，不僅展現出高度的適應能力與技術掌控，也反映了人機協作的實際操作策略：AI 提供初步草圖，人類進行結構建構與表現深化。

整體而言，AI 音樂工具在創作流程中的角色正朝向「前期構想輔助者」與「靈感延伸節點」轉變，其生成特性與快速實驗機制，已成為音樂專業者實踐創意與提升效率的重要資源。未來若能進一步優化其結構邏輯、語義對應與 DAW 整合性，將有望從輔助素材工具演進為可深度參與創作決策的協作夥伴。以上訪談資料依據比較矩陣法整理，結果如表 4-28 所示。

表 4-28 音樂編曲專家訪談彙整：比較矩陣法分析結果

核心維度	專家的觀點	專家的觀點佐證
工具的使用目的	專家將 AI 視為提升創作效率與提案速度的輔助工具，期望生成風格一致且具結構邏輯的旋律與伴奏素材。	「我的目標是用它來快速生成旋律和 demo，省下前期構思和編曲的時間。我希望它能保持音樂風格的一致性。」； 「可以先用 Suno 生出幾個主旋律搭配和聲，讓客戶挑喜歡的。」
工具的優勢	AI 在快速生成 demo 與靈感觸發上具優勢，能加速前期構思並提供創意延伸素材，提升工作效率。	「Suno 生成的速度快得離譜，輸入幾個提示詞，幾秒內就出一整段旋律或主歌段落。」； 「有一首 AI 生成的結果其實還蠻打動我的，我後來自己加了一段橋段，還轉了調。」
工具的限制	AI 在和聲規則、風格精準性與人聲自然度上不足，生成內容單調且難以滿足專業情感與結構需求。	「Suno 在生成和聲的時候有點隨機…像是把一些不搭的和弦硬湊在一起。」； 「人聲咬字超不自然，有些地方根本聽不清楚詞是什麼。」
應用潛力	AI 在原型製作與創意激發具潛力，若改善結構邏輯與配器層次，可進一步融入專業流程，提升創作深度。	「要是能生成和聲合理的旋律，像 pop rock 這種風格會有明確的走向…我就不用修那麼多了。」；「我會把旋律和伴奏分軌丟進數位音訊工作站（DAW）裡面，然後用自己的音源重配。」

資料來源：本研究彙整。

四、業界專家在 AI 工具運用上之比較分析

本研究根據訪談資料與比較矩陣法的分析結果，探討 3D 產業從業者、影像工作室創作者與音樂編曲專家三組專業創作者在使用生成式 AI 工具時的應用差異與共通性，聚焦於他們如何將 AI 融入人機協作流程，並歸納其對 AI 工具功能、優勢、限制及未來應用潛力的看法。

研究結果顯示，儘管三組專家在專業背景上存在差異，但他們普遍將 AI 視為創作流程中的互動型輔助夥伴，不僅用以提升效率與品質，亦藉由調整參數、反覆試驗生成結果，實踐「創作者主導、AI 適配」的互動原則。他們期望 AI 生

成內容能符合產業標準，順利整合至既有工作流程中，呈現出在「效率提升」與「專業應用」上的共同期待。

在具體應用上，三組專家的重點各有所異。3D 產業從業者強調 AI 生成模型應具備可編輯的拓撲結構與實用性，例如：「AI 生成的模型如果能快速給我一個基礎結構，我就能專注在細節調整上。」他們著重於 3D 模型的結構品質，期待 AI 能快速生產可用的 3D 資產（3D asset）。影像工作室創作者則期待 AI 生成具備風格一致性與商業價值的動態影像，如：「我用 Runway 主要是想快速生成特定風格的影片片段給客戶。」他們將 AI 視為前期素材構圖與客戶提案的加速器，特別重視視覺呈現的連貫性。音樂編曲專家則聚焦於旋律與伴奏的快速生成，作為創作起點與提案工具，如：「我的目標是用它來快速生成旋律和 demo。」他們多在初步階段運用 AI 探索靈感，接著以手動編輯方式調整細節，建立「人機輪替」的創作流程。

此外，三組專家普遍認可 AI 在前期構思階段的即時性優勢。3D 從業者提到：「它生成的速度很快…對場景填充很方便。」影像創作者表示：「Nim 真的超實用…幾秒內就看到影片誕生。」音樂專家則說：「Suno 生成的速度快得離譜。」這些回饋顯示，生成式 AI 在素材生成階段所提供的即時回饋，不僅具高度價值，也有助於激發創意並降低構思階段的認知負擔，成為人機協作流程中關鍵且富有潛力的互動節點。

然而，三組專家也都指出 AI 工具在技術層面仍存在明顯限制。3D 從業者批評：「網格完全沒結構，細節全靠表面掩飾過去。」影像創作者表示：「動作邏輯有時怪怪的…轉場不夠自然。」音樂專家則指出：「Suno 在生成和聲的時候有點隨機。」這些回饋反映出 AI 在回應精確度、結構合理性與情感掌控能力上仍需提升，特別是在創作後期階段，創作者多需介入進行人為微調或修正，顯示目前的人機互動仍偏向以人為主、AI 為輔的模式。

關於未來發展潛力，三組專家皆認為 AI 在原型製作與創意激發方面具高度價值，並指出其應持續強化生成內容的結構合理性與風格控制力，以提升人機協作的整合程度。3D 從業者期望 AI 能「改善 3D 模型的結構品質」，影像創作者則期待「動畫的流暢性與運鏡邏輯能夠提升」，而音樂專家則表示：「要是能生成和聲合理的旋律，就更實用了。」這些建議顯示未來 AI 若能進一步提升其互動

靈敏度與可控性，將能與創作者建立更緊密與高效的關係。

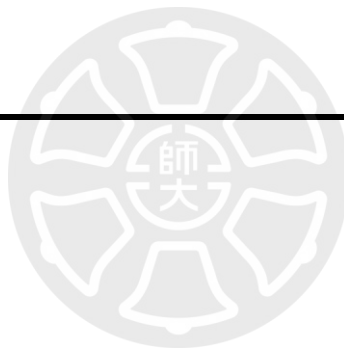
整體而言，三組專家對 AI 運作的應用指向「輔助專業創作」，實際的人機互動模式卻因專業屬性與創作需求而展現出些許差異：3D 創作者關注結構的可用性與細節編輯空間，影像創作者強調風格一致性與視覺敘事，音樂編曲者則重視旋律結構的邏輯性與情感起伏。這些差異不僅反映專業背景對 AI 應用方式的理解與建構，也展現出人機互動在不同創作領域中所扮演的關鍵角色。上述比較與分析結果彙整如表 4-29 所示。

表 4-29 三組專家在 AI 工具運用上的異同比較

面向	相同之處	相異之處
工具使用目的	三組受訪者普遍將生成式 AI 視為一種可提升創作效率與內容品質的輔助工具，並期望其能有效整合進現有的專業製作流程，產出符合產業標準的成果。	● 3D 專家強調結構實用性（如「生成符合拓撲結構與 UV 佈局的 3D 資產」）。 ● 影像專家注重風格一致性（如「實現風格一致的影片片段」）。 ● 音樂專家追求音樂製作輔助功能（如「生成旋律、和聲與伴奏，提升整體提案效率」）。
工具的優勢	三組均肯定 AI 在快速生成素材與激發靈感方面的價值，有助於提升創作前期的構思與提案效率。	● 3D 專家偏好運用於靈感討論與靜態物件製作（如「前期構圖」、「場景填充」）。 ● 影像專家多用於視覺構想與提案製作（如「視覺樣式」、「動態參考」）。 ● 音樂專家傾向用於快速生成 demo 與創意素材（如「旋律打動我，可加橋段轉調」、「生成主歌段落與伴奏」）。
工具的限制	三組亦共同面臨 AI 生成內容在結構邏輯與精準度上的不足，往往需經由後製修正以符合專業需求。	● 3D 專家關注拓撲與 UV 缺陷等（如「運動結構有問題」、「UV 拉伸和接縫太明顯」）。 ● 影像專家指出動作與轉場不自然

	(如「轉場不連貫」、「鏡頭銜接感不足」)。 ● 音樂專家挑戰在於和聲與人聲處理(如「人聲咬字不自然」、「和聲混亂」)。
應用潛力 三組皆認為 AI 在原型製作與創意激發方面具有高度潛力，並期待未來技術持續精進，能進一步融入專業工作流程。	● 3D 專家期待結構優化與製程對接(如「針對拓撲網格與 UV 進行優化」)。 ● 影像專家期望強化視覺品質與穩定性(如「風格轉換與動作有穩定的流暢度」)。 ● 音樂專家希望提升音樂製作的支援度(如「生成具邏輯性的和聲與配器，提升音色替換與音軌重編效率」)。

資料來源：本研究彙整。



第四節 研究交叉類型觀察結果

本研究依據「分層目的性取樣」策略（Patton，2015），將 35 名實驗對象分為專熟組、專生組、非熟組及非生組四類群體，並從每組選取 2 至 4 名具觀察價值的創作者（例如創作行為具典型性或多樣性者）進行實地觀察。Creswell、Poth（2018）指出，質性研究強調深度與豐富描述，透過精選樣本能有效掌握研究主題的核心內涵。透過此取樣方式，本研究確保涵蓋各類別間的經驗差異，以全面理解不同背景下的創作歷程。

根據 Maxwell（2013）的觀點，質性研究重視的是理論代表性（theoretical representativeness），透過策略性選樣能夠取得深入且具解釋力的資料，而不依賴大規模樣本數來支持研究結果。此外，多重個案研究注重對多樣性案例的深入理解，而非樣本量的多寡（Yin，2018）。透過選取不同背景類別的參與者進行觀察，本研究得以呈現群體內部的異質性與潛在共通性。選擇典型或關鍵案例能提供對整體現象的高度洞察（Flyvbjerg，2006），本研究據此選取具代表性的成員，以深化對創作行為的理解。

一、專熟組觀察紀錄

為驗證訪談資料的深度與廣度，研究設計納入實驗觀察法作為輔助取徑，於 2025 年 2 月下旬至 3 月期間，針對三位具備影像創作背景且熟悉 AI 工具操作之「專熟組」創作者進行實地觀察。觀察場域設於研究者所屬之實驗室內，藉以確保觀察過程中創作者行為的自然性與情境脈絡的真實完整。

本研究採用結構化觀察流程，觀察重點聚焦於生成式 AI 工具介入後，「專熟組」創作者在創作歷程中所展現的「想像力運作機制」，並以可量化的標準記錄其行為細節與操作頻率。相關觀察資料將與訪談內容進行交叉驗證，以提升整體研究之信效度。

觀察內容主要分為兩大面向：「行為模式與操作細節」以及「想像力運作的視覺產出分析」。參考 Angrosino、Rosenberg（2011）之觀察法理論，研究採納事件取樣（event sampling）與時間取樣（time sampling）等策略，進行具系統性之資料紀錄，以強化資料分析的結構性與深度，進一步支撐對非生組創作者與生成式 AI 工具互動歷程的整體理解。

（一）行為模式與操作細節

首先，在「行為模式與操作細節」的過程中，研究者原則上採用非介入式觀察法，結合計時器與行為頻率記錄表，系統性記錄創作者使用生成式 AI 工具時的具體操作行為。此過程旨在量化創作者與想像力運作相關的操作模式及心理動態。具體觀察指標包括：

1. 提示詞修改頻率與時間：為探討專熟組創作者在使用生成式 AI 工具進行角色設計時，如何透過提示詞調整以提升創作成果，本研究觀察其面對生成結果與原有構想之間差距時的應對行為，並分析其在修改歷程中的思考節奏與操作熟練度。

在角色設計與提示詞設定過程中，創作者會依據角色的性格特徵與敘事功能，系統性地設計並優化提示詞，以確保 AI 所生成的圖像能準確傳達角色形象與場景氛圍。以角色「白悠」為例，為強化其「純潔」與「弱小」的角色印象，創作者於初始提示詞中加入「*fantasy atmosphere*」（奇幻氛圍）與「*cute style*」（可愛風格），並搭配如「*a glowing ghost wearing a cloak*」（發光的披風幽靈）等描述，以營造神秘而柔弱的視覺特質。在色彩設定上，則選用「*gray tones with pinkish-red eyes*」（灰色基調並帶有粉紅色眼睛），進一步具體描繪角色的視覺特徵與氣質氛圍。

在後續的調整過程中，創作者共進行約三次提示詞優化，總耗時約 20 分鐘，其中專注於提示詞微調的時間約為 12 分鐘。調整重點主要集中於角色個性、細節呈現與整體風格的統一性，顯示創作者能在有限時間內展現對視覺細節與敘事一致性的高度掌握。相關操作紀錄與角色示意圖，彙整如表 4-30 與圖 4-1 所示。

此一創作歷程揭示專熟組創作者的兩項明顯特徵：首先，在「精細調控」方面，創作者能根據角色設定與敘事需求，運用具體且具風格性的形容詞（如淺色調、柔和光影），透過多次微幅調整以確保角色形象與預設意圖之間的高度一致；其次，在「敘事契合」方面，創作者能針對角色功能與主題內涵，巧妙融入隱含的視覺寓意，使視覺細節與情節氛圍緊密呼應，展現其專業背景下對視覺語言的敏銳理解與整合應用能力。

表 4-30 專熟組的角色創作紀錄

項目	數值/描述	項目	數值/描述
修改次數	約 3 次	總耗時	約 20 分鐘
修改重點	角色個性與細節（如個性與色調等資訊的內涵連結）	細節關注度	偏高（如光影、色調、輪廓清晰度）
生成滿意度	中等（細節仍有落差）	提示詞修改耗時	約 12 分鐘

資料來源：本研究彙整。



圖 4-1 專熟組角色模型示意

資料來源：本研究彙整。

2. 平台使用與流程間隔：本研究記錄專熟組創作者於不同平台之間的操作行為、單次操作所需時間，以及各工作平台的應用策略。此指標有助於分析創作者在創作流程中所依賴的主要 AI 工具，以及各平台之間的串接方式與整體作業流程。為進一步探討專熟組創作者如何運用生成式 AI 工具進行角色設計與場景的構建，本研究觀察並彙整其創作歷程，涵蓋從初期構想到最終成品製作的完整過程。觀察結果顯示，專熟組創作者的流程可劃分為四個主要階段：提示詞精煉、圖像生成與微調、3D 建模，以及後製與動畫錄製。

具體而言，創作者首先透過 Grok 與 ChatGPT 撰寫並優化提示詞，完成初步描述後，再進一步利用 AI 工具調整語句，以提升生成結果的準確性與表現效果，此階段約於 10 秒內完成。接續，創作者使用 AI 工具生成視覺圖像（如角色與場景概念圖），生成時間約為 2 至 5 分鐘。隨後，透過 Meshy 等工具，將優化後的文字描述與概念圖轉換為 3D 模型，使設計具體化為立體視覺形象，此階段約需 5 至 10 分鐘，角色骨架配置亦於相近時間內完成。

最終，創作者採用 Unity 作為整合平台，結合即時動態捕捉與影像錄製功能，完成動畫場景的製作與呈現。例如，在 Unity 中進行角色動作錄製時，創作者需

整合 3D 模型、動作設計與場景佈局，以具象化「守護者」角色形象及其「擊退惡鬼」的敘事情境。整體流程顯示創作者對多平台操作具備一定熟練度，能根據各工具的技術特性(如 AI 工具的生成效率與 Unity 的整合能力)進行有效協調，連貫各階段任務，產出兼具視覺表現與敘事邏輯的作品。相關流程與工具應用如表 4-31 所示。

進一步而言，從創作者於腳本規劃階段對場景運鏡與角色動態細節的設計，可觀察其對影像敘事邏輯已有初步掌握。創作者運用攝影棚設備進行即時動態捕捉，並結合 AI 工具與實驗室資源，以支援創作流程中各階段的技術需求。此歷程顯示，專熟組創作者能有效整合影像製作知識與生成式 AI 工具，並運用如 Unity 與 Adobe Premiere 等整合型軟體，完成具敘事完整性的數位影片創作，體現其在技術應用與創作實踐上的整合能力。

表 4-31 專熟組的創作紀錄

流程階段	所需時間	說明
提示詞精煉	約 10 秒內	使用 Grok 與 ChatGPT 撰寫並優化提示詞，調整語句以提升生成準確性與表現效果。
圖像生成與微調	約 2 - 5 分鐘	透過 AI 工具生成角色與場景設計，快速建立視覺概念圖。
討論與評估	約 15 分鐘	檢視生成結果，討論角色與場景的畫面氛圍與視覺重點是否符合預期，並決定是否需要調整提示詞或重新生成素材。
圖像再生成與提示詞修改	約 10 - 15 分鐘	當生成結果未達預期，創作者會針對提示詞進行調整並重新生成圖像，整體流程時間約為 10 至 15 分鐘。
3D建模與骨架配置	約 15 分鐘	運用 Meshy 等工具將文字描述轉換為 3D 模型，模型生成時間約為 5 分鐘，骨架設定與生成約需 10 分鐘。
後製與動畫錄製	未列入計算	使用 Unity 整合 3D 模型與場景佈局，搭配即時動態捕捉與影像錄製，完成動畫場景製作。

資料來源：本研究彙整。

綜合觀察可見，創作者採用「提示詞細化」與「工具嵌套」的策略，有效降低生成過程中的不確定性，並強化對整體創作流程的掌控力。面對生成式 AI 對語言描述高度依賴的特性，創作者在提示詞撰寫階段展現出謹慎而細緻的操作態

度，透過 AI 工具優化語句以精準表達設計需求，使生成結果更加貼近預期效果。創作者對提示詞細節的高度重視，反映其對提示詞與視覺輸出之間關聯性的清晰理解，不僅有助於減少生成過程中的偏誤與重複調整，也有助於提升初步素材生成的效率與品質。

此外，專熟組創作者能清晰理解各工具在創作流程中的功能定位，並靈活地將多種生成工具嵌入自身熟悉的工作流程之中。整體創作流程以傳統數位設計工具作為核心整合平台，輔以各類 AI 工具支援不同階段的任務執行，形塑出明確分工且高效協作的作業模式。此策略不僅體現創作者對工具功能的深入理解，也展現其靈活調配資源的能力，使生成式 AI 工具與傳統工具之間能夠形成互補協作，進一步提升整體創作效率與流程的連貫性。

（二）想像力運作的視覺產出分析

進一步的，在「想像力運作的視覺產出分析」部分，為進一步探討並量化生成式 AI 工具對創作者想像力運作歷程之具體影響，本研究聚焦於分析具影像創作背景之創作者於創作過程中所產出的概念圖（concept sketch）與設計細節（design details）。

1. 概念圖與角色設計分析：以下將透過心像構成思維、視覺元素調整歷程與設計時間進行說明。

（1）心像組成思維

專熟組創作者在角色設計中展現出清晰的心像組成思維。他們以腳本《人死為鬼，鬼死為顰》為基礎，將內心對故事的想像，透過角色設計轉化為具體的視覺語言。核心劇情中的「偏見與誤解」與「友情」兩大主題，在創作者的心像中被轉化為能量體的形象，象徵鬼魂世界中「個體獨特性」與「群體同一性」之間的張力。創作者運用這種比喻性的思考方式，讓角色不僅僅承擔劇情功能，同時成為抽象理念的具象化載體。

以白悠的設計為例，這角色充分體現了創作者的心像思維。創作者將白悠定位為尚未成熟、純淨而脆弱的存在，因此在設計過程中選擇了前述的提示詞進行生成：「*Fantasy atmosphere, cute style, a glowing ghost wearing a cloak, gray tones with pinkish-red eyes, floating in the air.*」來生成角色初步形象。這一過程本身，

正是心像思維與工具運用相結合的具體體現。隨後，創作者進一步以淺色調、圓弧與柔和的造型語彙，形塑出「純潔」與「弱小」的視覺印象，強化角色心像的表達。

此外，角色的結構感不僅是視覺語言的選擇，更是對角色內在性格與原則性的視覺化詮釋，展現出創作者對角色形像的明確理解與把握。綜觀整體設計，專熟組創作者不僅透過角色外觀呈現集體性與個體性的象徵意義，更透過深層的心像思維，將內在想像中的角色性格、情感轉變與故事張力具體化，形塑出具有強烈視覺感染力與敘事深度的角色系統。

（2）視覺元素的調整歷程

在設計過程中，專熟組創作者並未完全依賴初步生成的圖像成果，而是透過多輪提示詞優化與圖像審視，對角色的各項視覺要素進行細緻調整。初始提示詞雖已涵蓋「奇幻氛圍」、「可愛風格」與「穿斗篷的發光幽靈」等基礎設定，生成了角色的概念雛形。然而，隨著創作者持續優化，角色各項視覺元素均經歷了顯著變化。

具體而言，調整過程主要聚焦於角色造型結構與視覺層次兩個方面。首先，在造型結構上，雖然初步生成的角色已具備大致輪廓，但在面部表情、姿態及斗篷造型等細節方面，仍與創作者心中的理想形象存在落差。透過進一步細化提示詞，例如補充「*rounded shape*」、「*light and natural posture*」、「*friendly expression with a slight smile*」等描述，創作者有效提升了角色輪廓的流暢度與姿態自然度，進一步貼近預期設計。

其次，在色彩配置與視覺氛圍方面，初始生成圖像色調偏於單一，未能呈現創作者所追求的「低飽和但富有層次」效果。為此，創作者進一步補充如「*gray semi-transparent material*」、「*pinkish-red eyes*」、「*subtle light and shadow layering*」等語句，針對角色的材質質感與光影層次進行優化調整，使角色的整體視覺效果更為豐富與立體。

這樣的調整歷程呈現出專熟組創作者對視覺元素有意識且層層遞進的調整策略。不僅體現創作者對角色完成度的高度要求，也反映出生成式 AI 工具在初始階段僅能提供概念性基礎，仍需依賴創作者持續優化文字描述與審核視覺成果，

才能逐步塑造出符合預期的角色形象。

(3) 修改與設計時間

專熟組創作者在設計初期，通常會先透過精準設定的描述詞來建立角色概念，並傾向進一步細化提示詞，以強化 AI 生成成果與自身內心想像的契合度。當初步提示詞未能生成滿意的角色形象時，創作者會進行更細緻的詞句優化。例如，基於原先的提示詞基礎，他們使用：「*Fantasy atmosphere, cute style, a glowing ghost wearing a cloak, with a rounded shape and light, natural posture, gray semi-transparent material, featuring pinkish-red eyes and a friendly expression with a slight smile, floating in the air, subtle light and shadow layering enhances the form, creating depth within the gray tones, soft internal glow illuminating the character, overall presenting a gentle and charming appearance.*」等更具體的描述來精準引導生成效果。

這一階段的提示詞優化，主要由創作者先提出初步構想，再輔助以 ChatGPT 進行語句潤飾，使提示詞更貼近 AI 理解邏輯與生成邊界。然而，即便經過 AI 協助修飾後，創作者仍需親自審視與校正提示詞內容，以避免新增的補充說明中出現不符合原意的元素。AI 對提示詞的語句修飾時間約為 2 至 5 秒，而創作者的審視與調整則相對更為耗時。進入模型生成階段後，單次圖像生成約需 5 分鐘左右。上述提示詞優化的生成範例，如表 4-32 所示。

整體而言，創作者展現出以「細緻化文字作為生成控制核心」的策略，透過文字層層細化來精準掌握 AI 的生成輸出，進一步體現人機協作下創作者對設計主導權掌握的需求。然而，仍需注意的是，即使投入大量文字細化描述，AI 生成的結果依然存在不穩定性。部分情況下，即便提示詞描述更加詳盡，生成結果反而可能出現與預期相距更遠的情況，顯示目前以文字為驅動的生成模式仍存在不可控的變異性。

表 4-32 提示詞優化的成果範例

提示詞	成果
原始提示詞 <i>Fantasy atmosphere, cute style, a glowing ghost wearing a cloak, gray tones with pinkish-red eyes, floating in the air.</i>	
優化提示詞 <i>Fantasy atmosphere, cute style, a glowing ghost wearing a cloak, with a rounded shape and light, natural posture, gray semi-transparent material, featuring pinkish-red eyes and a friendly expression with a slight smile, floating in the air, subtle light and shadow layering enhances the form, creating depth within the gray tones, soft internal glow illuminating the character, overall presenting a gentle and charming appearance.</i>	

資料來源：本研究彙整。

2. 視覺敘事邏輯分析：在本研究設計中，邀請創作者繪製 storyboard，旨在促進其對內在心像的梳理與具象化，進一步強化想像力的運作效能。視覺化的表達不僅是一種溝通形式，更是思考過程中的核心工具(Arnheim, 1969)。Storyboard 作為視覺化創作的方式，有助於創作者將抽象的敘事概念與場景構想轉化為具體可視的圖像結構，進一步鞏固故事邏輯與視覺節奏的安排。此外，Scaife、Rogers (1996) 指出，外部化的視覺表徵能強化人類的認知處理歷程，提供外部記憶支持，並促進新的推理方式。透過手繪 storyboard，創作者能在構圖初期即進行場景設計與角色動態的可視化思考，及早發現敘事邏輯中的潛在問題並加以調整，這不僅提升了構圖的完整性，也有效促進內在想像向外部圖像的轉化。

在視覺敘事邏輯的分析部分，本研究聚焦於專熟組創作者於角色與場景設計上的整合運用。創作者並非單純地堆砌場景元素，而是透過角色與場景的有機配置，將這些具體元素轉化為抽象概念的視覺載體，使 storyboard 成為內在心像轉譯為視覺語言的重要橋樑。本研究以創作者的手繪草圖為基礎，並經由 AI 圖像生成工具加以增強，形成如圖 4-2 所示的 storyboard 範例。不僅展現角色與場景設計的視覺化成果，也體現固定場景中內在心像具體化的過程。



圖 4-2 AI 協助增強的專熟組 storyboard 範例

資料來源：本研究彙整。

（1）敘事場景設計

專熟組創作者依據故事的場次規劃不同的場景，並撰寫各場景的空間特徵與情境氛圍，將影片中的抽象敘事轉化為具象化的文字描述。透過這樣的場景設計策略，結合 storyboard 的應用，創作者不僅能清晰梳理各場次的故事邏輯，也促使團隊在有限場景條件下進行更深層次的串聯思考與敘事布局，進一步強化場景之間的邏輯連貫與情感層次。相關場景分類與象徵意涵規劃如表 4-33 所示。

表 4-33 專熟組場景分類與象徵意涵範例

場次	場景與描述
酒館內的傳聞	破舊的鬼魂酒館，斑駁木牆映著搖曳燭火，鬼魂低聲交談氣氛壓抑。
酒館外的圍堵	燈籠牆，燈籠微晃映照濃霧，朦朧光暈渲染神秘氛圍。
不斷的偶遇	無人街道，薄霧中鬼魂匯聚，沉默凝視帶來壓迫感。
懸念與高潮	鳥居廣場，紅色鳥居下主角被鬼魂圍困，氣氛緊繃、充滿懸疑。

資料來源：本研究彙整。

同時，AI 工具的引入有效提升了場景設計的多樣性與表現力。雖然原始場景數量有限，但藉由 AI 生成圖像的視覺變體，創作者能在同一場景中探索不同的光影效果與細節變化，進一步拓展各場景的敘事潛力，如表 4-34 的場景範例所示。這不僅激發了創作者對故事節奏與情境氛圍的更深入理解，也使從概念草圖到最終視覺成果的轉化過程更加順暢而具體，同時凝聚了團隊的創作共識。這樣的創作流程展現出 AI 工具對創作過程的有效支援，使創作者得以突破場景設計中的成本限制，成功拓展敘事的深度與廣度，並進一步提升視覺敘事的一致性與製作效率。

表 4-34 專熟組生成的場景範例

夜色小祠	鳥居廣場
	
燈籠牆	無人街道
	

資料來源：本研究彙整。

（2）提示詞特性

專熟組在場景提示詞的使用上展現出高度的系統性與一致性。他們傾向透過具體而細緻的描述來構建場景氛圍，善於運用豐富的环境細節與材質描寫，例如霧氣瀰漫的街道、發光的燈籠、斑駁的石板路面或閃爍的符文光芒。這些元素不僅豐富了畫面的層次感，也進一步強化場景的沉浸效果與故事性表現。此外，專熟組特別重視光影效果的運用，透過昏暗的燈光、蠟燭及發光物件等設計，營造出富有戲劇張力的視覺氛圍，有效提升畫面的敘事深度。

在風格取向方面，專熟組普遍維持視覺表現的統一性，例如採用「*anime style*」作為主要風格設定。無論是小祠堂、街道、鳥居廣場等場景，皆保持一致的視覺語言，反映出專熟組對視覺敘事邏輯的高度重視。透過統一且穩定的視覺語彙，專熟組能夠強化作品整體的辨識度與風格統一性，確保故事敘事過程中的場景轉換流暢且具連貫性。

同時，專熟組普遍選擇無人場景，透過「*no humans*」、「*no people*」等提示詞，將焦點集中於環境本身的敘事功能。場景不再僅僅作為故事的背景存在，而是成為故事情節的重要承載體，使觀者能夠聚焦於場景細節與氛圍營造，進一步推演潛在的故事發展脈絡。這種設計策略展現出專熟組對環境敘事力的深刻理解與靈活應用。

綜上所述，專熟組在提示詞上的特性可歸納為：具體細緻的環境描寫、強烈的氛圍營造、一致的視覺風格設定，以及強化場景敘事功能。這些特徵共同展現出專熟組創作者對視覺敘事邏輯的主導能力，進一步體現其專業創作中的深度思考與策略運用。

（3）生成結果評分

為了評估 AI 所生成圖像與創作者原始構想之間的契合程度，本研究採用基於李克特五點量表（*five-point Likert scale*）的評分機制，衡量整體視覺表現是否符合創作者的原始描述。其中，0 分代表完全不一致，5 分則代表高度一致。根據評估結果，整體平均得分約為 3.4 分，顯示對三位專熟組創作者而言，即便運用精緻化提示詞策略，透過文字生成素材的方式，最終成果仍未完全符合其創作期待。這一結果反映出，文字描述所固有的不確定性與模糊性，對於專業創作者

而言，容易導致創作成果出現偏差，使原先精細的構想無法準確呈現。

專業創作者對視覺品質的要求通常更為嚴格，這與其長期累積的視覺經驗與對細節高度敏感有關。根據 Tversky（2001）對圖像認知的研究，專業創作者在處理視覺訊息時，對構圖中的空間布局、元素間關係與細節精度有著更高層次的期待。因此，即使 AI 圖像生成技術能提供多樣化的視覺參考，文字提示詞所造成的語義模糊，仍限制了生成成果的精準呈現，難以完全符合專業創作者對視覺品質的要求。

最後，根據對專熟組創作者的觀察，研究者歸納其想像力運作展現出「精細化提示詞驅動」的特徵。在準備階段，創作者憑藉專業背景，迅速建構明確且細緻的視覺設計目標；進入醞釀階段，則透過循序漸進的提示詞微調與 AI 工具輔助，不斷優化文字描述，以追求更為精準的視覺效果；在靈感階段，AI 生成的視覺素材持續拓展創作者對視覺元素與敘事細節的探索，進一步深化場景與角色的表現力。然而，到了驗證階段，即使創作者採取高標準的視覺審核，專注於光影、材質與姿態等關鍵視覺要素的精準掌控，仍難以完全彌合生成結果與原始設計構想之間的差距。這種落差主要源自文字驅動生成的內在侷限，即便投入大量提示詞優化，生成結果仍存在不確定性與模糊性，反映出當前技術階段下，AI 與創作者想像力之間仍存有明顯鴻溝。以下依據創作四階段模型（Wallas，1926），對專熟組創作者的想像力運作模式進行歸納，如表 4-35 所示。

表 4-35 專熟組創作者想像力運作模式分析

階段	主要特徵與觀察重點	想像力運作特質總結
準備階段	● 具備專業視覺創作背景，熟悉 AI 操作，能精準設定角色性格、視覺風格與敘事氛圍等細節。	以專業的敘事與視覺經驗，快速建構精緻的視覺與敘事目標，並明確設定細緻的視覺語言。
	● 善於運用豐富且明確的提示詞。	
	● 借助 Grok、ChatGPT 等工具迅速優化提示詞，建立具體且連貫的視覺基礎。	

醞釀階段	●透過多次微調提示詞，提升視覺品質，並聚焦於角色個性、視覺細節與色彩氛圍的細緻調整。 ●善用 AI 工具，逐步精細化提示詞內容。 ●當初步成果未達預期時，循序優化文字描述，逐步接近理想中的視覺標準。	善於運用多層次提示詞微調與 AI 工具，逐步細化視覺表現，持續調整以達到視覺與敘事的高度契合。
靈感階段	●運用 AI 強化的 storyboard 與圖像，激發更多敘事細節，深化創作者對視覺元素的共識，從初步概念草圖逐步發展至具體場景與角色形象。 ●AI 所生成的視覺素材持續刺激創作者的視覺聯想，推動概念從草圖邁向具體場景與角色形象，進一步強化敘事的深度與廣度。	AI 生成結果提供視覺刺激，促進想像力即時轉化與延伸，激發更豐富的場景設計與敘事構思。
驗證階段	●整體生成滿意度偏低(平均 3.4 分)，顯示即便投入大量提示詞優化，生成結果與創作期待仍有落差，反映文字驅動生成存在的不確定性與模糊性。 ●採取高標準視覺準則進行成果驗證，強調生成結果與原始設計構想的一致性，並注重光影、材質、姿態等視覺要素的精準掌控。	以高標準驗證 AI 生成成果，凸顯視覺隱含資訊對敘事內容的重要性，強調生成視覺與原始設計之間的精準契合。

資料來源：本研究彙整。

二、專生組觀察紀錄

本研究於 2025 年 3 月期間，針對四位具備影像創作背景但缺乏 AI 工具操作經驗的專生組創作者，於研究者所屬實驗室進行實地觀察。研究設計採用結構化觀察流程，聚焦於生成式 AI 工具介入後，專生組創作者「想像力運作歷程」的展現方式，並透過量化指標記錄其行為細節與操作頻率，同時輔以訪談資料進行交叉驗證。本次觀察亦依據「行為模式與操作細節」以及「想像力運作的視覺產出分析」兩個面向展開探討。

（一）行為模式與操作細節

首先，在「行為模式與操作細節」階段，研究者依據計時器與行為頻率記錄表，針對創作者的具體操作行為進行紀錄，結果如下：

1. **提示詞修改頻率與時間：**創作者從動畫主題出發，選擇以鶴鳥作為群體動物之一，象徵台灣社會中常見的「集體性」符號。基於此構想，創作者初步設定的提示詞為：「幾何鶴鳥、低多邊形風格、柔和的色彩」，並選擇 ChatGPT 作為生成平台，期望藉由其對幾何風格與低多邊形（low-poly）設計的高適配性，有效呈現鶴鳥的幾何輪廓，以體現群體機械化場景的氛圍。

首次生成的圖像基本符合創作者對幾何風格的期待，角色的幾何切面與低多邊形輪廓已具備初步的視覺效果。然而，創作者發現生成結果仍與預期存在多處落差。首先在色彩方面，整體色調偏向木質單色系，缺乏原本期望的「低飽和但富有層次」的色彩變化，導致畫面氛圍略顯單調，難以凸顯群體場景的層次感。

根據創作者描述，為了建立理想的生成模板，她在家中約花費了 4 小時持續與 ChatGPT 互動。由於對理想畫面的構想十分明確，她希望透過多次嘗試，生成出更貼近預期風格的結果。期間，她不斷調整提示詞，並透過 ChatGPT 的多輪對話過程，逐步接近內心預設的視覺目標。相關操作紀錄與角色示意圖，彙整如表 4-36 與圖 4-3 所示。

此一創作歷程揭示專生組創作者的兩項特徵：其一，「目標導向」，即創作者以心中理想的角色外觀作為明確設計目標；其二，「調整型探索」，即創作者為了實現預設的角色形象，願意投入時間進行多輪嘗試與微調，耐心探索生成結果與預期之間的最佳契合點。

表 4-36 專生組的角色創作紀錄

項目	數值/描述	項目	數值/描述
修改次數	約 10 次以上（多輪調整）	總耗時	約 4 小時
修改重點	整體風格（幾何感、角色輪廓、色彩層次）	細節關注度	偏高（創作者關注模型材質等）
生成滿意度	滿意（接近預設風格與角色形象）	提示詞修改耗時	平均每次約 5~10 分鐘

資料來源：本研究彙整。

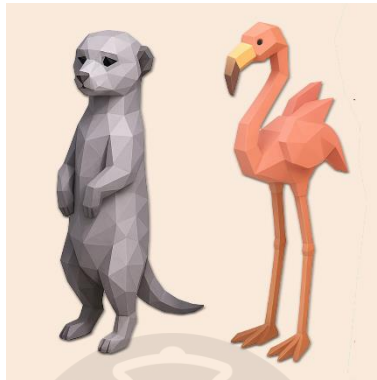


圖 4-3 專生組角色模型示意

資料來源：本研究彙整。

2. 平台使用與流程間隔：為了改善初步生成圖像在色彩與姿態表現上的不足，創作者進一步優化提示詞，嘗試加入更具體的描述詞彙，以期提升畫面的色彩層次與角色的動態感。然而，經過多次提示詞調整與測試後，生成結果仍未能達到創作者理想中的視覺效果。基於此情況，創作者決定調整策略，從單純依賴提示詞輸入，轉為結合手繪草圖稿作為生成基礎，藉由主動提供更具視覺引導性的參考素材，期望更有效引導 AI 生成符合內心構想的目標圖像。具體而言，創作者先完成初步的手繪草圖，再透過 ChatGPT 輔助，對手繪草圖進行細化與修飾，強化對構圖、色彩與動態效果的引導。

接著，創作者選擇使用 Meshy 平台，嘗試將 AI 繪圖轉換為 3D 模型。初步生成結果雖成功呈現 3D 立體效果，並重現部分視覺元素的輪廓與姿態，然而模型外觀與原始設計圖仍存在明顯落差，例如模型比例略顯失衡，身體與四肢的比例分配不夠精準，且在網格結構上出現不預期的幾何錯誤或破面問題，未能完全滿足創作者的需求。

為了更接近創作者心中的設計構想，經過與研究者共同討論後，創作者進一

步採用多種 AI 生成模型工具進行測試，包括 Tripo 以及 TRELIS 平台。這些平台不僅同樣能根據圖像生成 3D 模型，在視覺效果與模型結構方面更是相較先前成果有明顯提升。生成的模型能更精準地還原 AI 繪圖中的比例與姿態，使成品與創作者的原始構想高度契合，最終達成理想的視覺效果。具體流程如表 4-37 所示。

表 4-37 專生組的創作紀錄

流程階段	所需時間	說明
初步構想與圖像生成	約 3 - 5 分鐘	依據創作者初步構想，以鶴鳥、狐獴等群體動物為主題，設定提示詞如「幾何」、「低多邊形風格」、「柔和色彩」等，進行 AI 圖像生成。單次生成作業平均約需 3 至 5 分鐘。
討論與評估	約 7 - 10 分鐘	檢視生成結果，討論角色與場景的畫面氛圍與視覺重點是否符合預期，並決定是否需要調整提示詞或重新生成素材。
提示詞優化與再生成	約 4 小時 (多輪調整)	初步生成效果未能完全符合預期，創作者透過 ChatGPT 多次優化提示詞（累計逾 10 次以上調整），每次調整與生成平均約需 5 至 10 分鐘不等。
手繪草圖製作與細化	約 20 - 30 分鐘	因單憑提示詞生成效果仍有限，創作者改採手繪草圖輔助，並結合 ChatGPT 進行構圖、色彩層次與動態感的細化處理，作為更具視覺指引性的參考素材。手繪草圖依複雜度約 20 至 30 分鐘不等。
初次 3D 模型生成	約 5 - 10 分鐘	將 AI 繪圖成果輸入 Meshy 平台生成 3D 模型，初步呈現低多邊形鶴鳥的輪廓與姿態。然而，模型仍存在比例失衡與網格破面等問題。
3D 模型生成優化	約 5 - 10 分鐘	採用 Tripo 與 TRELIS 平台進行進階模型生成與優化測試，強化模型對鶴鳥比例與姿態的還原，使最終成果更符合創作者構想。

資料來源：本研究彙整。

綜合觀察可見，創作者採用「圖像導向」與「跨平台分工」的策略，有效實現預設的視覺目標，並為各生成工具劃明確職能，使其在創作流程中發揮互補作用，逐步具體化設計構想。這種以圖像為核心的操作模式，不僅有助於貼近創

作者的創意想像，也有效降低提示詞撰寫的門檻與生成變數，提升素材生成的精準度。即使是對 AI 工具操作尚不熟悉的創作者，也能透過簡單的手繪草圖作為視覺引導，整合多種生成工具協同運作，完成高度個性化的作品元素。整體流程展現出 AI 工具對專業創作者的輔助價值，特別是在運用手繪草圖精準傳遞視覺意象、反映內心構想方面。透過圖像導向與跨平台分工的策略，創作者能有效結合自身專業能力，快速將構想具體化，並靈活轉化為多種媒材，如圖像與 3D 模型，豐富作品的表現形式與層次。

（二）想像力運作的視覺產出分析

進一步地，在「想像力運作的視覺產出分析」部分，為具體探討並量化生成式 AI 工具對創作者想像力運作歷程的影響，本階段將聚焦於分析專生創作者在創作過程中所產出的概念圖與設計細節，以呈現其視覺表現與變化。

1. 概念圖與角色設計分析：以下將透過心像構成思維、視覺元素調整歷程與設計時間進行說明。

（1）心像組成思維

專生組創作者在角色設計過程中展現了明確的心像組成思維，特別是以鶴鳥、狐獴等作為群體動物的象徵，反映台灣社會中的「集體性」符號。創作者透過幾何造型與低多邊形設計，將上述動物的形體簡化為幾何切面，不僅營造出機械化群體場景的氛圍，更透過這種視覺語言突顯「社會同質性」的意象。幾何化的動物群體以統一的造型與結構呈現，象徵集體性中個體被規範化的特徵，同時透過低多邊形風格的簡約線條，強化視覺上的秩序感與符號化表達。創作者在設計鶴鳥時，選擇柔和的木質色調與低飽和色彩，試圖在視覺上呈現一種低調卻具層次感的群體氛圍，進一步呼應集體性中和諧但略顯單一的社會特性。

此外，創作者的心像構成亦體現在對細節的關注上。創作者提到，希望透過 AI 能生成出具有「積木感」與「機械感」的視覺效果，這樣的心像不僅展現了他們對幾何結構與視覺秩序的追求，同時也隱喻社會中個體被模組化與標準化的現象。

（2）視覺元素的調整歷程

根據前述觀察，專生組創作者在角色設計過程中，多採用「手繪草圖結合 AI 生成」的策略進行調整，而非單純依賴提示詞優化。具體而言，在初步生成階段，創作者通常已預設角色的視覺特徵，如「簡約且幾何化的造型」，並以此作為創作基礎。進一步地，創作者透過手繪草圖將初步構想具體化，並輔以 AI 繪圖工具進行後續生成與優化。透過手繪草圖導入生成的 AI 圖像，在整體品質上展現出顯著提升。隨後，創作者依據角色設計的細節需求，針對結構與色彩兩個層面持續進行優化與調整，使成果更精確地對應原始設計構想。

在結構方面，創作者傾向直接修正 AI 生成圖像的細節，以確保符合設計意圖。例如，當發現初步生成的松鼠角色出現腳趾數量過多或尾巴外型不符預期時，創作者選擇透過手工修正而非反覆調整提示詞，以提升修改效率並精準控制角色結構。此方式不僅有效縮短修正時間，也能更準確地對齊原始設計構想。

在色彩方面，初始生成的角色多以木質單色系為主，色調偏重於單一棕色，未能展現創作者期望的「低飽和但富有層次」效果。經過手繪草圖的細化與提示詞優化後，後續生成的角色逐步加入橘紅色（耳朵）、咖啡色（尾巴）與橙色（身體）等多色搭配，從單色調過渡為更具層次的色彩配置，體現創作者對視覺層次感的追求。整體視覺風格的演變流程，如圖 4-4 所示。



圖 4-4 專生組的手繪草圖到 AI 繪圖歷程範例

資料來源：本研究彙整。

（3）修改與設計時間

觀察結果顯示，專生組創作者在場景創作過程中的時間分配，充分展現對視覺一致性與流程化設計的重視。創作者以群體動物為主題，透過提示詞進行初步

AI 圖像生成，單次作業約需 3 至 5 分鐘。然而，初步視覺成果如未達預期，創作者遂反覆優化提示詞，歷經約 4 小時多輪嘗試。此階段顯示創作者具有明確的「視覺目標導向」與「調整型探索」創作思維，透過持續與 AI 深度互動，不斷優化生成效果，體現對視覺一致性的高度追求。

由於單靠提示詞生成的效果有限，創作者進一步採用手繪草圖作為生成主軸，並輔以提示詞輔助，作為更具視覺指引性的參考素材。依據草圖複雜度，繪製時間約需 20 至 30 分鐘。此策略有效降低生成過程中的不確定性，並體現「以人工為主、AI 為輔的混合創作模式」特徵。

最終，創作者選擇 Tripo 與 TRELIS 平台進行進階模型生成與優化，以確保生成模型能高度還原 AI 繪圖成果，單次流程約需 5 至 10 分鐘。此階段顯示創作者對模型精準度與視覺效果的高度關注。整體而言，專生組創作者展現出高度要求且結構化的創作策略，並投入大量時間進行探索與優化，以確保最終成果符合預期目標。

2. 視覺敘事邏輯分析：在視覺敘事邏輯的分析中，為探討專生組創作者如何結合生成式 AI 工具構建視覺敘事，本研究以創作者繪製的 storyboard 為基礎，觀察其如何運用 AI 工具強化故事板的資訊層次，並進一步拓展敘事場景。在以「個體的獨特性與群體的同一性」為主題的敘事架構下，創作者透過不同動物與動作的場景設計，呼應前述「機械感」的視覺效果。此類心像不僅展現創作者對幾何結構與視覺秩序的追求，也隱喻社會中個體被模組化與標準化的現象。創作者根據各類動物所代表的意象與動態設計進行場景規劃，並同步考量合理的運鏡方式，以完善敘事的視覺表達。創作者透過 AI 增強的 storyboard 範例，如圖 4-5 所示。

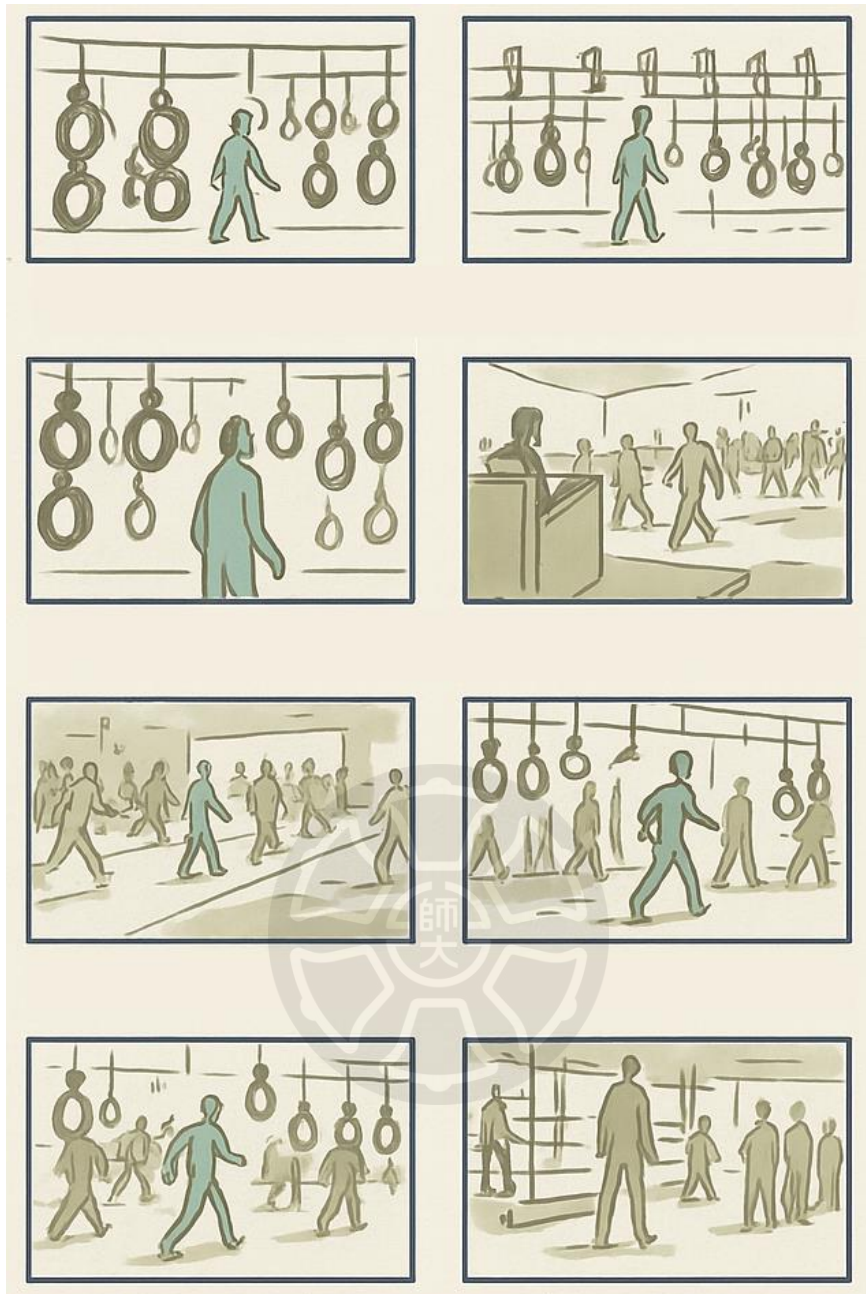


圖 4-5 AI 協助增強的專生組 storyboard 範例

資料來源：本研究彙整。

(1) 敘事場景設計

在 storyboard 分鏡規劃完成後，創作者能更具體地探討故事場景的數量與安排，以完善視覺敘事的節奏與邏輯結構。觀察結果顯示，創作者採用「一種動物對應一個場景」的設計邏輯，使每個場景均圍繞特定動物形象展開，從而強化視覺主題的辨識度與故事進程的清晰性。在此基礎上，創作者不僅考慮場景的類型與主題，還進一步細化動物角色的風格設定、數量配置及與場景氛圍的整合方式，

使整體視覺敘事更具邏輯連貫性與層次感，同時也反映出創作者藉由視覺化過程持續推進內在想像的建構與深化。

創作者透過與 ChatGPT 的互動問答過程，運用結構化的方式與 AI 工具進行討論，逐步歸納並明確界定每一個場景的具體內容與隱含意涵。過程中，創作者不僅釐清場景空間的設定，也對應到各場景所反映的群體行為模式，使敘事邏輯與視覺設計更加精準且富有層次。具體歸納，如表 4-38 所示。

表 4-38 專生組場景分類與象徵意涵範例

場景空間	群體行為（隱含的具體對應內容）
書房	群體短暫抬頭後迅速低頭，持續投入考試，隱喻重複機械化的學習壓力。
畫室	自我驚醒後瞬間回歸原狀，反映創作過程中的迷失與重啟。
咖啡廳	整齊排隊等候，象徵日常規律秩序與群體自律行為。
街道	集體步伐加快，暗示生活節奏加快與內在焦慮感。

資料來源：本研究彙整。

透過這樣的創作流程，創作者將最初規劃的三個主要場景有效擴展至六個，使整體敘事脈絡更加完整，視覺呈現更富層次變化，進一步強化了故事的流暢性與視覺吸引力。這種由 storyboard 規劃推進至 AI 批量生成與素材編排的創作模式，不僅顯著提升了製作效率，也展現創作者對於故事整體結構與視覺層次性的高度重視，讓 AI 工具在創意發想與設計執行中發揮出關鍵輔助作用。更重要的是，這一創作過程亦充分體現出，創作者如何透過工具輔助，將內在想像逐步轉化為具象化的具體文字紀錄，並在反覆操作與調整中不斷激發新的構思與視覺聯想，形塑出一種動態循環且層層推進的想像力運作模式，使創作歷程成為持續探索與深化創意的過程。場景範例，如圖 4-6 所示。

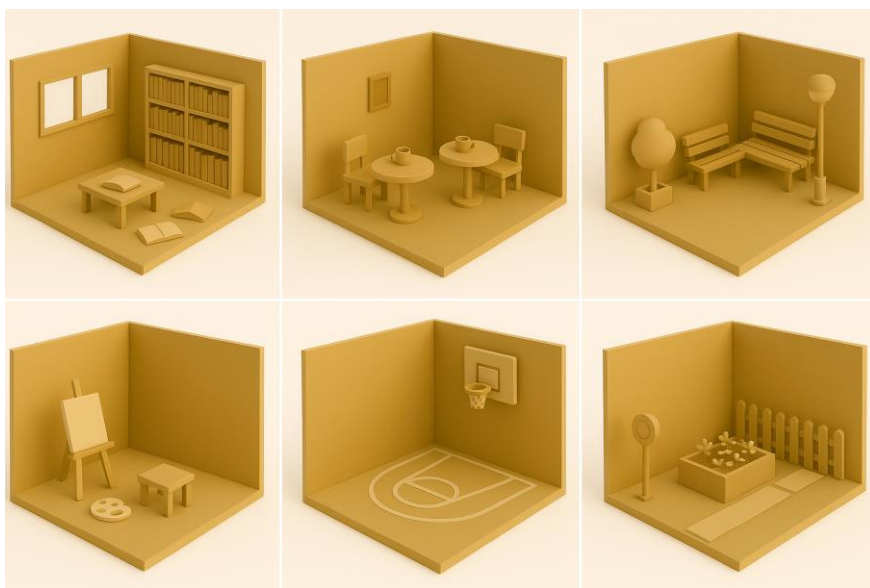


圖 4-6 專生組的敘事場景範例

資料來源：本研究彙整。

(2) 提示詞特性

由於創作者對於場景設計已有相當明確的內在心象，創作過程初期便選擇以手繪方式進行場景內容的描述與規劃。透過這種方式，創作者將腦海中對場景氛圍、物件配置與角色互動的初步想像具體化，並形成視覺化藍圖作為後續創作的基礎。此階段的手繪草圖不僅描繪空間布局與主要視覺要素，同時也結合文字說明，如圖 4-7 所示。之後，創作者延續前期角色設計階段的製作流程，將手繪場景草圖作為生成階段的核心參考，結合提示詞進行視覺素材的具體實現。透過這樣「草圖輔以文字說明」的模式，創作者能有效引導 AI 理解其視覺需求，使生成結果更符合原始構想。

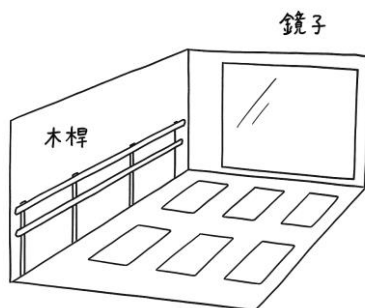


圖 4-7 專生組的場景草圖範例

資料來源：本研究彙整。

整體而言，此階段的創作活動充分體現了創作者在想像力運作中「先內化再外化」的思維模式，創作者先在腦中完成對場景的內在建構與構思，再透過手繪草圖與文字描述將抽象概念外化為具體視覺藍圖，為後續的細節補充與畫面層次豐富化奠定堅實基礎。此流程不僅有助於維持作品的一致性與風格統一性，也展現出創作者如何透過工具輔助，強化內在想像與外部生成結果之間的有效對接，進一步推動創意的落地實現。上述角色與場景整合的範例，如圖 4-8 所示。



圖 4-8 專生組的敘事內容範例

資料來源：本研究彙整。

(3) 生成結果評分

根據李克特五點量表的評估結果，整體平均得分達 4.8 分，顯示對四位專生組創作者而言，透過手繪草圖，結合提示詞輔助進行 AI 圖像生成與 3D 建模的流程，最終成果獲得高度肯定。目前，AI 在文字與圖像整合及輔助生成方面的能力，被視為有效提升創作效率與激發靈感的關鍵因素。不僅促進了創作者與 AI 之間的互動對話，啟發設計思考與靈感交流，亦進一步優化了手繪草圖的視覺表達效果。

然而，值得注意的是，生成結果要完全符合創作者需求，仍需經歷一定程度的反覆調整與優化。例如，在採用手繪草圖作為生成主軸之前，創作者曾投入超過四小時，不斷向 AI 描述所期望的視覺風格與細節，顯示前期探索階段的時間成本相對較高。尤其在涉及非語言化視覺資訊的傳達時，創作者所使用的文字描

述往往難以充分表達其內在視覺目標。對專生組創作者而言，由於其對內在心象實現有高度精準的要求，這類溝通落差更為明顯，使其在生成過程中需投入大量時間進行反覆溝通與細節微調，方能逐步接近理想的視覺效果。

最後，根據對專生組創作者的觀察結果，研究者歸納其想像力運作展現出「精準視覺控制」與「人工主導、AI 輔助」兩項特徵。在準備階段，創作者透過明確的心象構建基礎視覺目標；於醞釀階段，則投入大量時間與耐心，反覆調整提示詞，並進一步採用手繪草圖，以視覺引導強化生成效果，追求高度的視覺一致性。在靈感階段，AI 的互動與生成結果有效激發新的視覺聯想，進一步豐富場景設計與敘事層次；而在驗證階段，創作者則以高標準的視覺準則進行細節檢視，強調生成成果與內在心象之間的高度契合，展現其專業影像創作背景下對視覺效果的精準掌控。以下依據創作四階段模型（Wallas，1926），對專生組創作者的想像力運作模式進行歸納，如表 4-39 所示。

表 4-39 專生組創作者想像力運作模式分析

階段	主要特徵與觀察重點	想像力運作特質總結
準備階段	● 擁有專業視覺創作經驗，但缺乏 AI 操作背景，能明確設定視覺目標，並具備清晰的心象。	以專業視覺基礎出發，透過明確的設計目標積極規劃初步視覺框架。
	● 提示詞簡潔明確，聚焦概念與風格導向，如「幾何鶴鳥」、「低多邊形風格」、「柔和色彩」。	
醞釀階段	● 投入大量時間反覆調整提示詞，以追求理想視覺效果。	結合密集調整與手繪視覺引導，積極投入時間探索理想構想與生成結果之間的最佳契合。
	● 轉而結合手繪草圖細化視覺引導，從單純文字提示轉向視覺輔助。	
	● 跨平台測試以尋求最佳 3D 模型生成效果。	

靈感階段	● AI 生成圖像激發更多場景與角色設計的視覺聯想，原始三個場景擴展至六個，並強化故事與視覺敘事邏輯。 ● 透過與 AI 的互動深化場景象徵意涵與敘事細節。 與 AI 討論場景架構並生成高品質視覺素材，促使創作者主動拓展想像，豐富敘事內容，增強視覺層次與聯想。
驗證階段	● 整體成果滿意度極高（平均 4.8 分），創作者對手繪草圖與 AI 結合方式表達高度肯定。 ● 創作者高度重視細節精準度與視覺一致性，對模型比例、結構與色彩均有嚴格要求，必要時以手工補強 AI 生成之不足。 ● 驗證標準聚焦於最終視覺成果與原始草圖的高度匹配，強調具體視覺細節與整體氛圍的契合。 以高度嚴謹的視覺標準進行成果驗證，注重細節掌控，強調心象與生成結果的高度一致性。

資料來源：本研究彙整。

三、非熟組觀察紀錄

本研究於 2025 年 2 月下旬至 3 月期間，針對兩位無影像創作專業背景且熟悉 AI 工具操作經驗的非熟組創作者，於研究者所屬實驗室進行實地觀察。研究設計採用結構化觀察流程，聚焦於生成式 AI 工具介入後，非熟組創作者「想像力運作歷程」的展現方式，並透過量化指標記錄其行為細節與操作頻率，同時輔以訪談資料進行交叉驗證。本次觀察亦依據「行為模式與操作細節」以及「想像力運作的視覺產出分析」兩個面向展開探討。

（一）行為模式與操作細節

首先，在「行為模式與操作細節」階段，研究者依據計時器與行為頻率記錄表，針對創作者的具體操作行為進行紀錄，結果如下：

1. **提示詞修改頻率與時間：**以生成「藍髮狐狸女孩」為例，觀察期間創作者在約 45 分鐘內進行了 5 次提示詞修改。初始提示詞為「藍髮少女，狐狸尾巴，制服風格」，首次生成的結果中，角色整體輪廓大致符合預期，髮色與服飾設計清晰，但畫面缺乏動漫感的線條表現與活潑氛圍。創作者隨即調整提示詞為「藍髮少女，狐狸尾巴，制服風格，卡通風格，清晰輪廓線」，並在後續數次生成過程中，持續透過補充元素詞彙微調效果。最終，角色呈現出更鮮明的卡通渲染風格，外輪廓線條清晰，整體視覺效果更接近日本動漫的風格語言。

整體過程耗時約 45 分鐘，期間包含提示詞構思、生成結果評估與多輪修改。其中實際進行了約 5 次提示詞調整，每次操作平均耗時 3 至 5 分鐘，此外亦花費相當時間在觀察生成結果與構思下一步調整策略。調整過程中，創作者並未針對細節（如尾巴毛髮層次、光影精緻度）逐一描述，而是採用添加關鍵詞的方式，快速引導整體風格走向。此行為模式顯示，非熟組創作者的提示詞調整策略傾向於「單項概念性補充」，而非逐步精細化修正。他們傾向透過補充角色元素來引導生成，例如強化風格化關鍵詞以塑造動漫感，從而迅速接近預期的視覺效果。相關操作紀錄與角色示意圖，彙整如表 4-40 與圖 4-9 所示。

此一創作歷程揭示非熟組創作者的兩項特徵：其一，「元素混合導向」，即創作者傾向根據角色關鍵元素拆解提示詞，例如「狐狸尾巴」、「制服風格」等，並透過簡單的組合嘗試達成理想效果；其二，「風格感知優先」，創作者注重生成畫面是否呈現出預期的風格氛圍（如動漫感），而不過度拘泥於技術性細節或具體視覺參數。他們以風格辨識作為評估依據，快速調整關鍵詞以達到「接近感覺」的效果，而非精準控制視覺成分。

表 4-40 非熟組的角色創作紀錄

項目	數值/描述	項目	數值/描述
修改次數	5 次	總耗時	約 45 分鐘
修改重點	整體風格（卡通風格、角色元素補充）	細節關注度	未涉及（如尾巴毛髮層次、光影精緻度）
生成滿意度	滿意（接受整體風格與角色感覺）	提示詞修改耗時	平均每次約 3 至 5 分鐘

資料來源：本研究彙整。



圖 4-9 非熟組角色模型示意

資料來源：本研究彙整。

2. 平台使用與流程間隔：在本次觀察中，非熟組創作者採用音樂影片(MV)形式作為主要視覺敘事架構，透過階段性拆解流程整合多種 AI 工具，形成具備靈活性與適應性的創作模式。整體製作流程圍繞三個相互支援的環節展開，並非依賴單一平台或遵循線性操作路徑，而是根據創作需求與素材特性，靈活調整技術應用路徑。此現象顯示，非專業背景的創作者能夠透過策略性流程設計，有效克服技術門檻，發揮多工具互補之優勢。

首先，在構思階段，創作者依據音樂節奏與歌曲氛圍，規劃 MV 各段落所需的場景背景與視覺效果，並選擇與音樂律動相呼應的視覺變化。例如，以角色舞蹈畫面為主體，搭配動態字幕與賽博風格的道路或卡通森林平台等靜態場景，交替呈現以強化整體節奏感與視覺層次。此階段屬於以創意主導的編排工作，尚未大量依賴 AI 工具輔助，而主要依靠創作者對音樂進程的理解進行初步視覺規劃。

進入素材生成階段後，創作者採取多元化素材收集策略，結合 ChatGPT、Kling AI 等工具與網路搜尋，獲取角色背景圖、蝴蝶圖樣或道路視角等靜態素材，並運用 Runway 平台為素材賦予動態效果。例如，將靜態蝴蝶圖像輸入平台進行動畫化處理，使其呈現飛舞效果；或將靜態道路畫面轉化為具推進感的流動畫面。整體而言，AI 生成圖像素材平均約需 3 分鐘，網路搜尋則視過程順利與否約為 5 至 15 分鐘不等；動態化處理則需額外約 5 分鐘，視素材複雜度與提示詞調整次數而定。由於創作者採用片段式敘事結構，且動態轉換相對單純，故較少出現生成資源不足的情況。

此外，為提升畫面層次與豐富度，創作者輔以 AI 建模工具生成小型 3D 模型作為視覺點綴。這些配角雖非畫面主體，卻能有效增強背景的豐富性與視覺活

力。由於創作者對 3D 建模技術掌握有限，主要依賴自動化流程快速生成模型，並套用預設動畫模組。整體而言，3D 模型生成約 5 分鐘，骨架設定與動畫模板套用約需 15 分鐘，後續簡易動畫調整則由研究者輔助完成，故不計入時間成本。具體流程如表 4-41 所示。

表 4-41 非熟組的創作紀錄

流程階段	所需時間	說明
素材收集與初步圖像生成	約 10 – 15 分鐘	結合 ChatGPT、Kling AI 以及網路搜尋進行靜態素材收集。AI 圖像生成平均約需 3 分鐘，網路搜尋則依素材難易度與搜尋過程順利與否，約需 5 至 15 分鐘不等。
討論與評估	約 10 – 15 分鐘	完成素材收集後，創作者檢視既有素材，並討論畫面氛圍與視覺重點是否符合預期，以決定是否需調整提示詞或重新生成素材。
修改提示詞與再生成	約 10 – 15 分鐘	若初步生成結果未能達到預期效果，創作者會針對提示詞進行調整（例如增加光效效果或更換背景風格），並重新生成素材。提示詞調整與再生成圖像的流程時間約為 10 至 15 分鐘。
動態化處理	約 5 分鐘	當素材確認符合需求後，創作者將圖像輸入 Runway 平台進行動畫化處理，生成具有動態效果的影片。若未遇排隊或技術性延遲，該流程平均可於約 5 分鐘內完成。
3D模型生成與 套用預設動畫	約 20 分鐘	創作者運用 AI 建模工具生成小型 3D 模型，並套用預設動畫模組。模型生成時間約為 5 分鐘，骨架設定與動畫模組套用則約需 15 分鐘。

資料來源：本研究彙整。

綜合觀察可見，創作者透過「多階段拆解」與「工具互補」的策略，有效分解創作需求，逐步完成視覺構成。此策略不僅提升素材生成效率，亦降低技術門檻，使即便不具備專業影像製作背景的創作者，亦能透過靈活操作完成富有節奏感與層次感的 MV 敘事作品。此創作過程顯示，AI 工具在非專業視覺創作者手中，不僅發揮技術輔助功能，更成為豐富的「素材庫」，供創作者依需求靈活調配與組合，實現逐步構築的創意實踐。透過此創作策略，創作者有效突破單一工具或技術的限制，使作品不僅於視覺層次上更為豐富，亦展現多平台整合與多工

具互補運用的高度靈活性。

（二）想像力運作的視覺產出分析

進一步地，在「想像力運作的視覺產出分析」部分，為具體探討並量化生成式 AI 工具對創作者想像力運作歷程的影響，本階段將聚焦於分析非熟創作者在創作過程中所產出的概念圖與設計細節，以呈現其視覺表現與變化。

1. 概念圖與角色設計分析：以下將透過心像構成思維、視覺元素調整歷程與設計時間進行說明。

（1）心像組成思維

觀察結果顯示，本次非熟創作者在角色構圖方面，主要受到網路上廣泛流行的動漫角色形象所啟發，特別偏好虛擬偶像角色或二次元視覺風格。創作者的設計目標為「打造專屬角色」，並透過搜尋相似風格的角色作為靈感來源，嘗試在既有偏好風格的基礎上進行元素拆解、再融合與延伸創作。

在場景設計方面，非熟創作者多參考其它 MV 的畫面構成，傾向選用具備節奏感與畫面流動性的視覺素材，例如動態道路或繽紛蝴蝶背景等，並進行簡單的組合與應用。值得注意的是，這些創作者對於場景與物件素材的選擇標準相對務實，著重於視覺效果、音樂節奏與角色舞蹈之間的整體協調性，而非追求高度原創性或複雜性的變化。

在素材運用上，非熟創作者主要依賴網路上現成素材，通常不進行大幅度修改，而是以素材能夠與既有 MV 視覺氛圍保持一致作為創作完成的標準。整體而言，創作者的構圖複雜度屬於中低程度，創作策略以「靈感引用」與「視覺對齊」為主要方式，強調從既有視覺資源中汲取靈感，並透過視覺風格的對應與融合，完成作品的視覺構成。

（2）視覺元素的調整歷程

據前述觀察，非熟組創作者在角色設計過程中，普遍採取「單項概念性補充」的方式調整角色元素，而非採用自根本重構角色整體設定的策略。具體而言，在初始生成階段，創作者通常已明確設定角色的核心屬性，例如「藍髮」、「狐狸尾巴」或「制服風格」等視覺特徵。這些初步設定為角色形象奠定了基礎框架與

辨識依據，使角色在後續修改過程中能夠維持一定的一致性與識別度。

隨著設計進程推進，創作者主要針對視覺風格層面進行補強，例如於提示詞中增加「卡通風格」、「清晰輪廓線」等描述，以進一步強化角色的動漫視覺風格，提升畫面的層次感與完整度。觀察顯示，角色設計中的核心元素，如髮色、尾巴造型及服裝風格等，整體上並未出現大幅度變動或重新定義，呈現穩定且連貫的設計路徑。此種模式反映出，非專業創作者傾向優先穩固角色的主要設定，再透過邊緣層次的微調與細節補強，以優化整體視覺效果。

此外，在場景設計方面，非專業創作者的調整模式亦與角色設計過程相似，變動多集中於局部細節或風格優化，較少涉及場景的大規模重構或完全更換場景類型的情況。整體而言，雖然元素變動比例難以精確量化，然而觀察發現，創作者的調整重點多聚焦於視覺風格的優化與局部細節的補強，較少進行對角色核心元素的重大修改或顛覆性重構。此種創作模式顯示，非專業創作者在操作生成式 AI 工具時，主要優先考量角色辨識度與整體風格一致性的維持，並透過逐步補充與細緻微調，逐漸累積視覺層次與豐富度，最終達成預期的角色與場景呈現效果。

(3) 修改與設計時間

觀察中，非熟組創作者在場景創作過程的時間分配，呈現出階段性且效率取向的特徵。整體而言，創作者進行素材收集與初步圖像生成，平均約耗時 12 至 18 分鐘，當所需元素較為冷門或需特殊氛圍效果時，搜尋與確認適用素材的時間明顯延長，而生成靜態圖像的部分則相對固定，大約 3 分鐘即可完成初步輸出。

完成初步生成後，創作者多花費 5 至 8 分鐘進行檢視與討論，這一階段主要集中在確認畫面氛圍與視覺重點是否符合預期。若初步成果已與構想相近，評估時間相對精簡；反之，若存在明顯落差，則會進入提示詞修改階段。實際操作中，提示詞調整與再生成約需 7 至 10 分鐘，時間取決於修改的幅度與重新生成過程是否順利。一般而言，創作者傾向小幅調整而非大幅重構，因此修改時間維持在可控範圍內，且多以一至兩輪修改達成預期效果，顯示其對生成結果具有一定的容忍度與效率導向的操作習慣。當素材經過必要調整並確認無誤後，創作者投入

約 4 至 6 分鐘進行動態化處理。由於 Runway 的運算效率良好，若無排隊或系統延遲，這一階段通常可快速完成。

3D 模型生成與動畫套用階段則相對耗時，約需 15 至 20 分鐘。時間主要花費在模型建立後的骨架設定與動畫模組應用上，特別是當創作者需對動畫動作進行微調以符合場景氛圍時，該階段的時間會略有拉長。不過，由於非熟組創作者對配角或場景輔助角色多採取輕量化設計，故此階段時間亦能有效控制，不至於過度拖長整體流程。綜合而言，非熟組創作者在場景設計與修改過程中，展現出避免無效重工、追求階段性成果確認的效率思維，也符合其對生成式 AI 工具「快速產出、靈活調整」的期待，最終實現設計目標的同時，合理掌握整體製作時間。

2. 視覺敘事邏輯分析：在視覺敘事邏輯的分析中，為探討非熟組創作者如何結合生成式 AI 工具進行視覺敘事構建，本研究以創作者繪製的 storyboard 作為起點，觀察其如何藉助生成式 AI 工具強化故事板中的資訊量，並進一步擴展敘事場景。觀察結果顯示，創作者首先以手繪分鏡圖規劃整體畫面節奏，依據歌曲歌詞的節奏安排角色動作與字幕出現的時機，初步建構出視覺敘事的藍圖。隨後，透過生成式 AI 工具輔助圖像生成，進一步豐富 storyboard 的視覺資訊層次。創作者普遍認為，AI 工具在強化角色視覺呈現方面表現尤為突出，使 storyboard 呈現出類似連續漫畫的效果，顯著提升了畫面品質，參見圖 4-10。

而在 storyboard 中最重要 MV 的動態與運鏡等細節層面，AI 生成結果則顯現出明顯的侷限性。創作者普遍反映，AI 所產生的畫面中，這些細節常出現資訊模糊或與手繪原稿不符，導致視覺資訊缺失或偏離原構想。此現象顯示，儘管 AI 能有效強化角色視覺元素，但在複雜場景構成與細緻敘事上，仍需創作者自行補充與調整，才能確保敘事邏輯的完整與畫面精準度。

綜合觀察創作者操作行為，可見其在 storyboard 創作中呈現出「階段性想像力運作模式」。首先，透過手繪 storyboard，將抽象構想具體化為畫面藍圖，此階段主要依賴創作者對音樂節奏、畫面結構與角色動作的規劃，奠定視覺敘事基礎。隨後，在 AI 工具輔助下，創作者進一步強化畫面內容，特別是角色視覺效果，使 storyboard 呈現更流暢的漫畫感，提升畫面吸引力。這一階段可視為創作者運用 AI 擴展內在想像，聚焦局部視覺強化與效果優化。

然而，涉及高度運鏡與動態敘事的細節，AI 生成結果仍有限，易出現資訊不全或與原構想不符的情況。說明在構建完整視覺敘事邏輯時，創作者仍須依賴自身想像與經驗進行補充與修正，確保畫面敘事的連貫與邏輯性。整體而言，Storyboard 創作過程展現出「創作者主導之想像構建」與「AI 輔助之視覺強化」相互配合的模式。創作者透過階段性運用 AI 工具，逐步將初步構想由藍圖深化至視覺細化，形成「構想主導、工具輔助」的創作邏輯

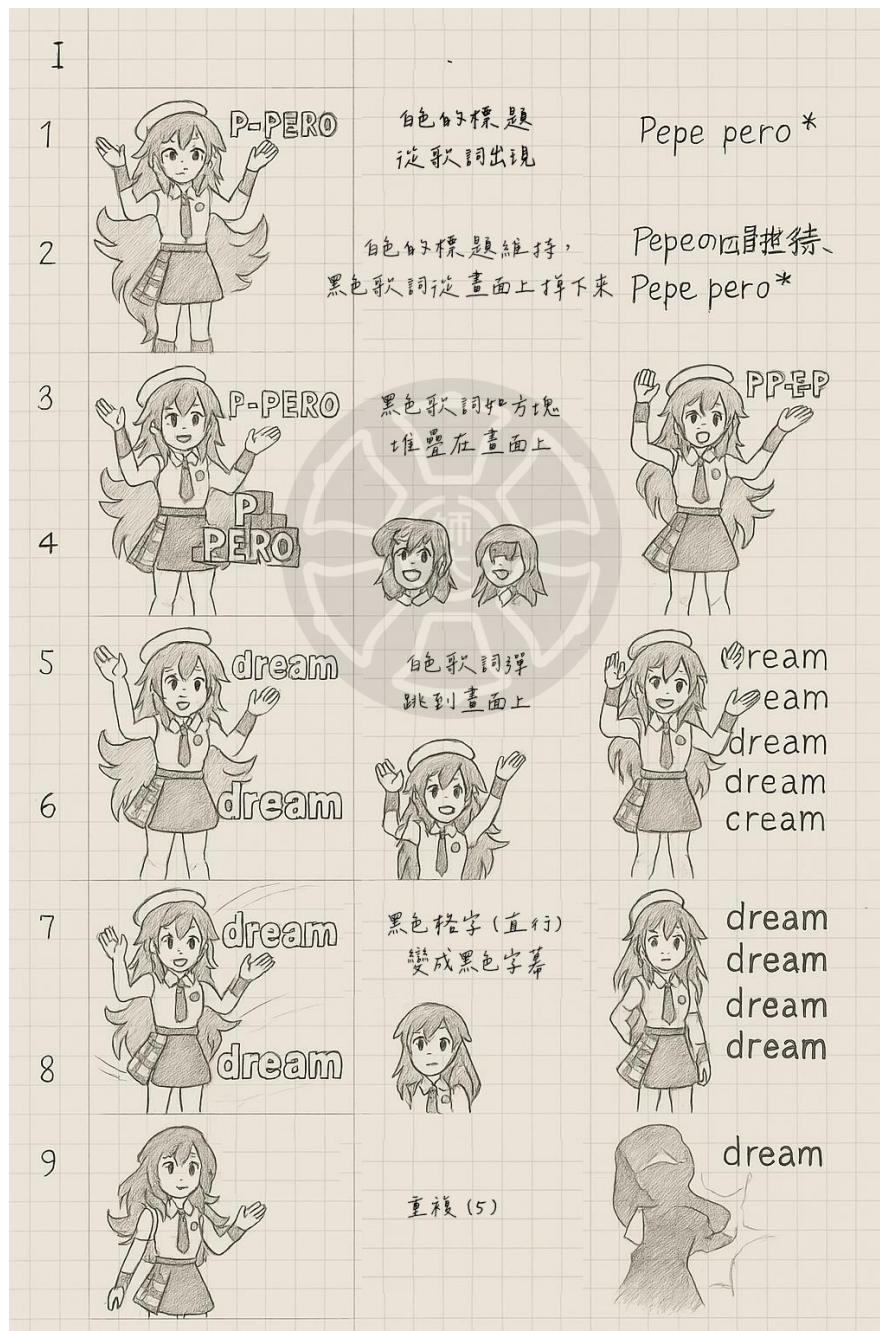


圖 4-10 AI 協助增強的非熟組 storyboard 範例

資料來源：本研究彙整。

(1) 敘事場景設計

在本研究的觀察中，非熟組創作者在建構視覺敘事場景時，採取了「參考既有 MV 場景設計，結合 AI 輔助生成」的策略，以提升敘事場景的具體形象來源。創作者透過參考 MV 中的場景設計與自身視覺記憶，確立具體的視覺目標，再輔以生成式 AI 工具進行二次創作，使敘事場景的數量得以穩定擴展，並能靈活生成。相較於傳統手繪方式受限於技術門檻與素材版權問題，AI 工具不僅提供了更豐富的視覺資源選擇，亦帶來重新詮釋的可能性，使創作者能靈活探索與組合不同風格與元素，進一步拓展視覺敘事的空間感與層次感。

例如，創作者運用「賽博風格道路」、「卡通森林平台」作為主要場景基底，並結合角色表演場景與裝飾元素，如「蝴蝶」、「配角角色」等，進行多層次的畫面構成，以強化整體 MV 敘事的視覺表現。此一創作策略不僅有效突破了手繪 storyboard 原有的場景限制，還使場景數量從原始 storyboard 構想中的 1 至 2 組，擴增至約 3 至 4 組以上，大幅提升敘事張力與畫面變化。場景與元素範例如圖 4-42 所示。

透過這種方式，創作者能夠靈活呼應歌曲節奏與劇情發展，營造出更具動態感與戲劇性的視覺敘事效果。值得注意的是，AI 工具的應用進一步激發了創作者在場景構思過程中的積極性與實驗精神，使其在未大幅增加製作成本的情況下，能更加大膽地探索不同視覺風格的混搭與延伸，進一步突破原有設計的框架，實現更加豐富且完整的視覺敘事布局。

表 4-42 非熟組生成的場景與元素範例

賽博風格道路	卡通森林平台
	

配角	蝴蝶
	

資料來源：本研究彙整。

(2) 提示詞特性

在提示詞的運用方面，非熟組創作者展現出「以圖像二創生成、概念補充」的操作特徵。觀察發現，創作者在初期階段多以文字生成圖像，隨著操作經驗的累積，逐漸由單純的文字指令轉向以圖像作為生成基礎，將既有視覺素材作為二次創作的起點。在此過程中，創作者透過圖像與內在想像之間的「對焦」，直觀地運用所選圖像作為再次生成的基礎，以有效掌握畫面的風格與氛圍，達到快速實現創作意圖的效果。

然而，當視覺的二次創作或延伸效果未能完全符合預期時，創作者通常不傾向採用繁瑣的文字描述來進行精細化微調，而是透過簡單的關鍵詞進行補充調整，甚至選擇其它更貼近創作意圖的圖像作為新的生成基礎。

在 Runway 的圖像生成影片部分，這一策略表現得更為明顯。創作者多以「畫面往前進」、「蝴蝶飛舞」等簡單直觀的動作或運鏡描述，作為影片生成的指令，而不針對光影變化、動態節奏或視覺細節進行精細描述。這種簡化提示詞的運用方式，也反映出目前影像生成技術在動態表達與視覺流動性方面，仍難以透過文字提示達到精準控制。為了有效降低錯誤率，創作者傾向採用更簡單且成功率較高的描述方式，進行影像提示詞的設計。

(3) 生成結果評分

依據李克特五點量表的評分結果，整體平均得分為 4.5 分，顯示對兩位非熟組創作者而言，AI 生成結果與其原有構想之間具有高度的契合度。這代表即便創作者本身對於視覺細節與技術指令的掌握較為有限，AI 工具仍然能夠有效支

援其整體視覺構想的實現，滿足其對畫面氛圍、角色形象與場景配置的基本期待。特別是在角色與場景圖像生成的階段，AI 的輔助能力被創作者視為顯著提升創作效率與靈感延伸的關鍵要素，使其能在短時間內完成初步構想的視覺化轉譯。

值得注意的是，儘管 AI 工具整體表現獲得創作者高度肯定，目前技術層面仍存在一定侷限。具體而言，AI 尚無法完全捕捉 storyboard 中所描繪的細膩動作設計與場景敘事邏輯，當創作者嘗試使用 Runway 進行複雜動態描述時，例如精細動作或場景轉場的流暢銜接，生成結果與創作者內在心像仍然存在明顯落差。即便如此，創作者認為只要 AI 能夠有效完成角色與場景的二次創作基礎，並提供充足的視覺資訊填充作為後續編輯與調整的素材，即能支撐其創作流程的推進。

最後，根據對非熟組創作者的觀察結果，研究者歸納其想像力運作呈現「階段性推進」與「元素混合」兩項特徵。於創作準備階段，創作者藉由參考流行的動漫與 MV 等視覺素材，迅速建構角色與場景的核心概念，並運用簡潔且聚焦的提示詞，清晰界定視覺風格。醞釀階段則透過具體的單項概念提示詞，補充關鍵的視覺與風格資訊，同時靈活運用 AI 工具與網路平台探索新的視覺素材。進入靈感階段後，AI 工具即時生成的視覺回饋有效激發創作者靈感，使初步構想得以迅速拓展為多樣化的敘事場景與更精緻的視覺細節，並增強畫面整體的動態感與層次感。於驗證階段，創作者以整體視覺氛圍與角色辨識度為主要評估依據，對細節瑕疵展現較高的容忍度，並對 AI 工具的不足採取務實妥協，以實現高效率且具視覺吸引力的創作目標。以下依據創作四階段模型（Wallas，1926），對非熟組創作者的想像力運作模式進行歸納，如表 4-43 所示。

表 4-43 非熟組創作者想像力運作模式分析

階段	主要特徵與觀察重點	想像力運作特質總結
準備階段	● 具備 AI 操作經驗但無專業視覺設計背景。	
	● 透過參考現有動漫、MV 等流行視覺素材，確立角色與場景的主要概念元素。	透過視覺參考與概念混合，快速明確建構初始創作藍圖，調整整體視覺風格的設定。
	● 初始提示詞簡單且明確，聚焦於視覺元素與風格設定。	

	● 以單項概念性補充提示詞（如增加「卡通風格、清晰輪廓線」）進行視覺風格調整。	
醞釀階段	● 透過多元渠道收集素材，靈活運用 AI 工具跟網路圖像進行靜態圖像與動態素材的生成。 ● 具階段性節奏的製作流程，以「素材疊加」方式逐步累積視覺層次與豐富性。	以靈活的多平台互補策略進行素材收集與調整，重視元素的視覺混搭與階段性推進。
靈感階段	● AI 生成圖像結果啟發進一步視覺聯想，使敘事場景數量明顯增加，強化視覺敘事的多元性與豐富度。 ● 創作者透過圖像的即時回饋，快速確認視覺概念的可行性，並直覺性地選擇素材與設定敘事場景，強化畫面的整體動態感與層次變化。	透過 AI 提供的即時視覺資訊更新，直觀地拓展敘事場景與角色設定，增強創作的視覺表現力。
驗證階段	● AI 生成結果整體視覺滿意度高（4.5 分），顯示創作者對生成結果具高度認同。 ● 強調整體風格與氛圍契合，容忍細節（如光影精細度、動態流暢度）的缺失，以視覺「整體感覺」與角色辨識度為主要驗證依據。	以整體視覺氛圍與風格為主要驗證依據，在以圖像生成為導向的過程中，能夠容許部分細節上的不足。

資料來源：本研究彙整。

四、非生組觀察紀錄

本研究於 2024 年 11 月至 12 月期間，針對兩位無影像創作專業背景且缺乏 AI 工具操作經驗的非生組創作者，於研究者所屬實驗室進行實地觀察。研究設計採用結構化觀察流程，聚焦於生成式 AI 工具介入後，非生組創作者「想像力運作歷程」的展現方式，並透過量化指標記錄其行為細節與操作頻率，同時輔以訪談資料進行交叉驗證。本次觀察亦依據「行為模式與操作細節」以及「想像力運作的視覺產出分析」兩個面向展開探討。

（一）行為模式與操作細節

首先，在「行為模式與操作細節」階段，研究者依據計時器與行為頻率記錄表，針對創作者的具體操作行為進行紀錄，結果如下：

1. 提示詞修改頻率與時間：以「恐龍角色」的生成任務為例，觀察期間，非生組創作者於約 15 分鐘內進行 2 次提示詞修改。初始生成圖像呈現的是典型的恐龍形象，如暴龍（T-Rex），整體輪廓銳利、身形瘦長，展現出標準化的恐龍外觀。然而，該創作者原本期待的角色造型更接近日本怪獸電影中的「哥吉拉」風格，重視厚實的胸肌、壯碩的體態，以及粗壯的手臂與尾部比例。為了更貼近此一視覺想像，創作者進一步在提示詞中加入「像哥吉拉一樣」等補充描述，期望 AI 能更精準對應其心中所構思的形象。

此一操作歷程顯示，該創作者雖具備明確的視覺期待與概念構想，但在提示詞優化策略上，傾向於「單次大幅修改」，而非多輪次、逐步細化的優化方式。換言之，創作者選擇在生成初稿後，透過一次性的語句補充來迅速拉近生成結果與理想形象之間的距離，而較少針對如皮膚紋理（例如鱗片排列）、色彩層次（如漸層綠或熔岩紅的質感）、或具體細節構造（如爪部鋸齒紋理、尾部動態姿態）進行細緻描述。相關操作紀錄與角色示意圖，彙整如表 4-44 與圖 4-11 所示。

整體而言，此類操作行為反映出非生組創作者在使用生成式 AI 工具時的幾項傾向。首先，在「操作效率導向」方面，創作者偏好以最少的提示詞修改次數與最短時間，快速完成初步構想，著重於流程效率，而非追求視覺細節的極致精細化。其次，在「高接受度與容錯率」方面，創作者對於生成結果在細節層面上的偏差表現出較高的容忍度，只要整體外觀與顯著視覺特徵能與自身概念大致契

合，即視為可接受範圍內的成果。

表 4-44 非生組的角色創作紀錄

項目	數值/描述	項目	數值/描述
修改次數	2 次	總耗時	約 15 分鐘
修改重點	外觀輪廓（如哥吉拉形象）	細節關注度	未涉及（如紋理、色彩）
生成滿意度	滿意（接受大致形象）	提示詞修改耗時	約 3 至 7 分鐘

資料來源：本研究彙整。



圖 4-11 非生組角色模型示意

資料來源：本研究彙整。

2. 平台使用與流程間隔：具體觀察顯示，創作者多以 ChatGPT 或 Kling AI 作為初步場景圖像生成的主要平台。在這一階段，提示詞設計普遍聚焦於場景類型的描述，例如「頒獎典禮場景」或「智能居家空間」，強調的是空間性質而非具體配置、家具擺設或光影細節等層面。這樣的提示詞設計模式，顯示創作者期待 AI 工具能作為「場景雛形」的快速生成器。

從時間配置的角度觀察，平均而言，創作者在約 30 分鐘左右的創作時段內，能夠完成一次完整的場景製作流程，涵蓋圖像生成、圖像評估與調整，以及圖像轉換為影像等步驟。具體流程如表 4-45 所示。

表 4-45 非生組的創作紀錄

流程階段	所需時間	說明
初步圖像生成	約 3 - 5 分鐘	使用 ChatGPT 或 Kling AI 初步輸入提示詞並快速生成圖像。
討論與評估	約 20 分鐘	檢視生成結果，討論畫面氛圍與視覺重點是否符合預期，決定是否修改提示詞或重新生成。

修改提示詞與再生成	約 10 – 15 分鐘	如初稿未達預期，創作者會投入約 10 分鐘調整提示詞，如「增加光暈效果」、「更換科技感背景」，再花約 3 – 5 分鐘重新生成圖像。
動畫生成	約 5 分鐘	圖像確認滿意後，輸入 Runway 平台生成影片。若無排隊或技術性問題，Runway 約可在 5 分鐘內完成輸出。

資料來源：本研究彙整。

然而，隨著創作嘗試次數的增加，系統性限制逐漸浮現。首先，Runway 等平台設有免費使用點數上限，當點數耗盡後，創作者即無法繼續使用相關功能。其次，即便成功生成影片，畫面之間的銜接與動態連貫性仍有所不足，影響整體視覺效果的流暢性。面對這些挑戰，創作者展現出高度的應變能力與積極的問題解決態度。他們通常採取多元策略以維持創作流程，包括切換帳號或平台，例如使用不同的 Runway 帳號，或轉向其它具備類似功能的平台作為替代方案；同時結合輔助工具進行後期優化，如運用濾鏡效果調整長影片的風格，藉此彌補平台生成限制造成的畫面銜接不順問題，提升最終作品的視覺一致性。

這段觀察顯示，當平台本身的生成結果未能完整對應其心中畫面時，創作者會主動尋求新的技術路徑作為刺激來源，反映出其想像力運作上具備「流動性」與「開放性」特質。他們不僅在生成階段構築初步畫面，更在面對限制時，透過平台轉換和素材重組，推進對畫面完整性的追求，使想像力得以在多重技術場域中持續展開與轉化。此現象顯示，創作者的想像力並非靜態的圖像輸出需求，而是一種富有彈性且能隨情境轉向的創作思維。

（二）想像力運作的視覺產出分析

進一步地，在「想像力運作的視覺產出分析」部分，本研究原計劃透過分析非生組創作者在創作過程中所產出的概念圖與設計細節，藉此呈現其視覺表現與變化。然而，研究者觀察到，非生組創作者在創作習慣上與具專業視覺設計背景的創作者存在明顯差異。由於多數非生組創作者較少運用如 storyboard 等工具進行畫面結構規劃，反而傾向透過網路搜尋參考圖像或示意圖，以輔助表達其創作構想。此外，非生組創作者亦多以口述方式補充對畫面動態的描述。

有鑑於此，研究者在觀察設計中，選擇不強制要求非生組參與者繪製

storyboard，以避免因技術門檻造成不必要的創作壓力，並採用更貼近其自然創作習慣的記錄方式，透過結合口述描述與視覺素材收集，作為分析其創作歷程與想像力展現的主要依據。透過此方式，不僅能保留非生組創作者原有的表達模式，也有助於更有效地捕捉其視覺化思考的自然脈絡。

1. 概念圖與角色設計分析：非生組創作者傾向透過示意圖來表達想像，例如從網路搜尋相關場景或角色服裝的圖像，作為視覺參考來輔助說明自身構想。根據圖像思考理論（Goldschmidt，1991），這些視覺素材與參考示意圖作為認知中介物，展現了非生組創作者將抽象想法轉化為具體視覺表達的過程。AI 所生成的內容不僅豐富了設計細節，也促使創作者在視覺控制與接受妥協之間進行調整與取舍。透過創作者提供的概念圖與實際作品成果，研究者從以下三個指標進行分析，以探討非生組創作者的想像力運作模式：

（1）心像組成思維

在過程中觀察到，非生組對構圖複雜度的要求相對較低。他們普遍傾向以網路上的現成範例圖片作為 AI 生成圖像的參考依據，而非從零開始規劃整體畫面結構。此種使用習慣使其在操作 AI 工具時，主要聚焦於滿足初步的「概念性需求」，而非追求高度的畫面複雜性或細節精準度。

舉例來說，當非生組創作者希望生成一位穿著格紋服飾的少女形象時，通常僅輸入如「穿格紋裙子的女孩」等簡單直觀的提示詞，較少針對格紋圖案的細節（如格紋大小、條紋粗細或顏色搭配等）進行進一步具體化的要求。只要生成結果能夠符合其對「格紋」概念的基本印象，即會被視為可接受並納入創作流程。部分創作者甚至表示：「看起來有格子就可以了」，此類回饋顯示，他們更重視整體畫面的氛圍是否與原先構想相符，而非對構圖元素進行嚴格檢視。

類似情況亦可見於場景背景的設定。多數非專業創作者在使用 AI 生成舞台場景時，通常僅輸入如「有燈光效果的舞台」或「金色獎盃在台中央」等概括性描述，而不進一步規範燈光角度、舞台材質或背景層次等細節。當生成結果與其腦中對「舞台」的概念大致相符時，即便部分細節與想像有所出入，仍傾向持開放態度接受。

此種創作習慣一方面反映出，非專業創作者對 AI 工具的期待主要集中於靈

感觸發與快速生成初步畫面的功能，而非視其為需要精細控制的設計工具。另一方面，也顯示其對於生成圖像的細節控制度保持高度彈性，能夠容納部分「不精確」的結果，並專注於整體意象與概念層級的實現。

(2) 視覺元素的調整歷程

透過分析創作者的操作紀錄與生成成果可以觀察到，多數情況下，創作者並不特別依賴 AI 來豐富角色服裝細節。以角色服裝為例，即使 AI 能提供如褶皺質感、面料光澤或配飾變化等進一步的細化設計，但多數創作者僅簡單描述如「穿格紋裙子的女孩」或「戴著皇冠的頒獎者」，便已滿足其對角色造型的基本需求。即便 AI 有潛力進一步增加服裝的複雜度（如細化為「細緻格紋圖案」、「金屬質感的皇冠」），但非生組創作者普遍未主動使用提示詞要求此類細節，顯示服裝元素變動比例相對較低。同樣的，在場景元素方面，雖然理論上 AI 可協助豐富背景細節，例如增加舞台燈光層次、背景觀眾席效果或空間氛圍感（如煙霧、光暈等），但實際應用中，創作者對場景元素的追加或調整動作也呈現保守態度。角色成果如表 4-46 所示。

表 4-46 非生組提供的範例與實際成果

創作者提供範例	實際影像成果	創作者提供範例	實際影像成果
			

資料來源：本研究彙整。（商業廣告範例為後修之示意圖）

整體而言，這樣的使用行為顯示出一種「概念性滿足優先」的創作取向。創作者主要期望 AI 工具能夠快速生成符合大致構想的畫面基底，至於進一步的細節豐富與複雜化，則多依賴參考範例的視覺引導，而非精準提示詞控制或 AI 二次優化。也因此，在元素變動比例的統計數據中，可以發現「服裝細節變動」與「場景元素變動」兩者皆維持在相對較低的範圍內，顯示雖然 AI 技術具備提升局部視覺精緻度的潛力，但創作者在實際使用過程中，仍偏向採取基礎而簡化的

運用策略。

(3) 修改與設計時間

根據統計結果，受訪創作者平均花費約 20 至 25 分鐘完成此階段工作。這段時間包含數個關鍵步驟。首先，創作者需瀏覽 AI 生成的圖像成果，理解 AI 對其原始構想的詮釋方式，判斷哪些元素成功還原了預期效果，哪些則出現偏差或不足。這一過程涉及視覺解讀與比對，創作者通常會進行初步評估，例如：「AI 生出來的舞台還不錯，但背景觀眾席太空，可能需要加入一些裝飾。」

接下來，創作者進入調整與再構想階段。他們透過追加提示詞對 AI 生成結果進行微調，例如：「加上小金人的裝飾」，並輔以網路搜尋範例圖像，以協助構思。最後，創作者需整理其設計脈絡，並以文字形式說明 AI 生成素材如何結合原始構思，同時描述後續可能的修改方向與設計意圖。

整體而言，此流程平均控制在 20 至 25 分鐘內，對於非專業視覺創作者而言，屬於相對高效的創作節奏。此外，這樣的平均時間亦反映出 AI 在創意輔助階段的實用性，它有效為創作者提供多樣化的視覺參考與靈感來源，同時避免因操作複雜或修正負擔而延誤進度。特別是對於非生組創作者而言，儘管缺乏專業視覺設計經驗，但透過簡單直觀的操作與 AI 圖像提示，他們能快速建立初步設計概念並完成構想說明。相較於傳統手繪或全數位繪圖的自製流程，AI 的介入大幅縮短了從構思到初步設計完成的時間成本。

2. 視覺敘事邏輯分析：非生組創作者選擇以口述輔助說明動態畫面，並透過參考圖像表達靜態構想。根據視覺語法理論（Kress、van Leeuwen，2006），即使未提供 storyboard，非生組創作者仍能藉由口述與參考圖像，清晰傳達其視覺敘事邏輯。AI 工具雖然豐富了敘事層次，卻同時帶來風格不一致的挑戰，促使創作者在重構想像中追求連貫性時，必須積極進行協調與調整。

(1) 敘事場景設計

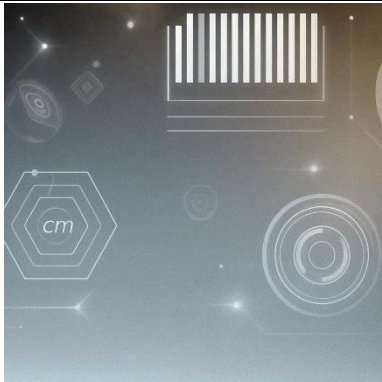
本研究統計了創作者在描述階段中所提及的「場景片段」數量，以評估 AI 工具對場景發想與敘事擴展的影響。在未使用 AI 協助生成之前，創作者的描述普遍較為簡略，平均僅聚焦於 1 至 2 個主要場景，例如「頒獎台」、「街景」、「舞台」等。這類場景多屬單一空間設定，內容相對直觀，主要滿足作品的基礎

情境需求。

然而，在 AI 工具介入後，藉由 AI 初步生成的畫面刺激，原本侷限於單一空間構想的描述，逐漸擴展為 3 至 4 個具有變化性與情境轉換的場景。例如，部分創作者在觀看 AI 生成的草圖後，開始補充更多場景設計，如：「從頒獎台走入幕後的智能家居環境」、「畫面拉遠，變成一個漂浮在意念空間中的舞台」、「街景延伸到未來城市，旁邊有懸浮的互動螢幕」、「舞台場景之後接上觀眾席的大特寫」等。這類變化顯示，AI 工具不僅僅扮演被動生成圖像素材的角色，更進一步激發創作者對場景流動性與敘事豐富度的想像。

從數量來看，AI 介入後的場景數量明顯提升，顯示創作者在受到 AI 初步成果啟發後，能夠主動補充更多場景層次，進一步提升整體視覺敘事的多樣性與豐富性。此結果不僅突顯 AI 工具在「素材生成」上的技術優勢，也間接證明其具備啟發構圖思考的潛在價值。AI 所提供的視覺刺激，能進一步開展多場景敘事，強化畫面的故事性與空間流動感。場景範例如表 4-47 所示。

表 4-47 非生組生成的場景範例

頒獎台	街景
	
智能家居	意念空間
	

資料來源：本研究彙整。

(2) 提示詞特性

非生組在使用 AI 生成影像工具時，提示詞的使用特徵明顯偏向簡單直觀。他們在初次操作時，通常採用非常基礎的敘述方式，例如：「請給我一個頒獎舞台」，僅描述最核心的場景需求，較少加入細節或專業術語。

在生成初步畫面後，非生組創作者會根據視覺結果進行簡單的提示詞調整，主要聚焦於補充具體物件元素，例如：「加上小金人」、「旁邊有聚光燈」、「舞台上紅色地毯」、「背景要有閃爍燈光效果」、「增加一點觀眾席的細節」等。這類提示詞展現出他們的思考特徵：不倚重專業技術語言的描述，而是以生活化、具體化的視覺印象，引導 AI 生成所需內容。

從「文字提示詞」的角度觀察非生組的創作邏輯，可以發現他們傾向以「簡略架構」為基礎發想，但對於具體物件形象則具有明確且個人化的想像。例如，他們雖然不會一次性提出複雜的場景布局，但對於畫面中出現的單一元素，如「小金人」、「聚光燈」、「閃亮舞台感」等象徵性物件，卻有相對清晰的視覺期待。

這樣的使用習慣也間接反映出非生組對 AI 工具的高度接受度。由於他們對畫面細節的掌控要求較為彈性，對生成結果的容忍度也相對較高。只要畫面中的「關鍵物件」能夠被呈現，即使整體風格或結構略有不足，他們仍能從中獲得滿意的創作體驗。

(3) 生成結果評分

依據李克特五點量表的評分結果，整體平均得分約為 3.7 分，顯示對兩位非生組創作者而言，AI 生成結果與其原有構想之間具有一定程度的契合度。AI 的介入雖使畫面整體更加豐富，並提升了細節與層次感，但結果仍顯示在視覺風格的再現方面與創作者的預期存在落差。這些反饋指出，即使非生組創作者相較於專熟組與專生組，對風格一致性的要求相對較低，仍隱含一定的潛在期待。因此，無論創作者背景為何，AI 系統對風格理解與細節掌控的能力，依然是影響創作滿意度的關鍵因素。

最後，根據對非生組創作者的觀察結果，研究者歸納其想像力運作具有「概念性滿足優先」的特徵。在創作準備階段，他們採用簡單、直觀的提示詞與網路視覺參考，以快速建構整體概念。在醞釀階段則透過一次性大幅度修改的方式，

迅速逼近目標形象，並具備靈活的應變策略以解決技術限制。在靈感階段，他們能善用 AI 工具的視覺刺激，從原本單一的想像框架向更豐富的場景與敘事轉化。最終驗證階段則展現出對細節高度的容忍度，強調整體概念的視覺契合性而非細節的精確掌控。以下依據創作四階段模型（Wallas，1926），對非生組創作者的想像力運作模式進行歸納，如表 4-48 所示。

表 4-48 非生組創作者想像力運作模式分析

階段	主要特徵與觀察重點	想像力運作特質總結
準備階段	● 缺乏視覺創作背景，初次接觸 AI 工具前主要透過概念性思考。	
	● 倚賴網路搜尋視覺參考圖像協助發想，對畫面細節要求不高。	創作初期以概念性為主，直觀且簡單的視覺參考作為構想出發點，並以簡化的提示詞準備創作材料。
	● 提示詞簡單直觀，注重整體概念性需求而非細節精準描述。	
醞釀階段	● 初步生成結果出現後，開始透過單次大幅度調整提示詞，例如「像哥吉拉一樣」，快速縮小生成結果與理想形象間的差距。	透過一次性、幅度較大的提示詞調整迅速接近理想，呈現高度彈性與流動性的想像運作模式。
	● 對視覺元素的細節或多輪次調整興趣低，維持整體形象滿足感即可。	
	● 運用平台切換、工具替代策略，靈活應對技術限制，維持創作流動性。	

靈感階段	● AI 工具的即時圖像回饋觸發新的視覺聯想，激發更多場景敘事發想，如從單一場景延伸至多重場景。 ● 當生成結果未達期望，創作者主動進行提示詞或平台的調整，以啟發新的想像路徑，強調概念視覺化而非精細控制。
驗證階段	● 以直觀方式確認 AI 生成結果是否符合原始概念，整體視覺滿意度平均為中高度（約 3.7 分）。 ● 對於細節（如紋理、色彩）接受度高，無明確要求與精細驗證需求，主要強調概念層級的一致性。 ● 通常以視覺評估搭配口述描述來確定 AI 結果與內在構想的契合程度。

資料來源：本研究彙整。

第伍章、研究結果討論

本研究透過實驗方法收集資料並進行分析，以驗證前述研究假定。根據經典實驗設計理論，唯有透過實驗設計有效控制外在干擾因素，所獲得的資料方能成為驗證研究假定之有力證據（Campbell、Stanley，1963）。此外，Creswell（2018）亦指出，實驗研究可提供嚴謹且可信的量化證據，為檢驗假定、確認理論及釐清因果關係之理想途徑。因此，本研究將根據上述觀點，以實驗所獲得的資料針對前述八項假定進行逐一驗證。

第一節 A1 之驗證結果與分析

一、A1 之驗證結果

根據 A1 的定義，即「在準備階段中，專家傾向花費更多時間設定目標與參數，非專家則偏好依賴 AI 預設選項」，本研究旨在探討影像創作歷程中專家與非專家於準備階段的行為差異。

具體而言，此假定檢驗專業創作者是否更常主動設定創作目標並細緻調整視覺元素（如色彩與構圖），而非專業創作者則傾向接受系統預設內容，較少進行參數調整。該假定的驗證依據觀察法與半結構式訪談所得資料，透過實際行為與敘述內容進行交叉分析。

（一）觀察法分析

針對觀察法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之觀察結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據觀察資料，專熟組在準備階段展現出明確的創作目標設定與參數調整行為。他們對 AI 工具生成內容的提示詞進行系統性設計與多次優化，例如在角色「白悠」的創作中，提示詞經過三次調整，總耗時約 20 分鐘，其中優化階段約佔 12 分鐘。此現象顯示專熟組創作者重視細節掌控與整體一致性，並善用 Grok、ChatGPT 等輔助工具，迅速優化提示詞，建立具體且連貫的視覺基礎。

2. 專生組（E-AI-）：根據觀察資料，專生組投入相當時間於目標設定，但

由於缺乏 AI 操作經驗，過程較側重於內在心象的建構與視覺目標的明確化。他們透過手繪草圖具體化場景氛圍與角色互動，並使用簡潔明確的提示詞，且自主設定視覺目標，未依賴 AI 預設選項。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組（N-AI+）：根據觀察資料，非熟組對 AI 工具操作具備基礎操作能力，以單項概念補充創作。提示詞簡明，例如「藍髮少女，狐狸尾巴，制服風格」，聚焦視覺元素與風格設定，少調細節參數，多透過補充元素或強化風格關鍵詞引導生成。

2. 非生組（N-AI-）：根據觀察資料，非生組由於缺乏相關 AI 操作經驗，因此較依賴 AI 基礎功能，傾向使用簡潔直觀的提示詞來聚焦整體概念而非細節參數，調整策略以單次大幅修改為主，較少進行多輪逐步優化。創作時多直接採用預設效果，對提示詞的精細調整關注度低。

最後，綜合上述觀察結果，支持 A1 的成立。觀察資料顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）投入更多時間於目標設定與參數調整，採取結構化規劃或手繪草圖等主動控制策略；而非專家組（N-AI+與 N-AI-）則較依賴 AI 預設選項，僅使用簡單提示詞或概念性需求，呈現被動調整模式。上述觀察驗證結果，如表 5-1 所示。

表 5-1 A1 觀察結果彙整

組別	操作特徵	是否符合A1假定
專熟組 (E-AI+)	明確設定創作目標，進行多次提示詞優化，20 分鐘中有 12 分鐘用於參數細節調整。	符合
專生組 (E-AI-)	主動設定視覺目標，透過手繪草圖與簡潔提示詞來確立創作方向，未依賴 AI 預設選項。	符合
非熟組 (N-AI+)	使用簡短的視覺概念提示詞（如「藍髮少女」）進行創作，鮮少調整細部參數，以即興生成為主。	符合
非生組 (N-AI-)	幾乎完全依賴 AI 工具預設設定，提示詞簡單直觀，缺乏參數細節調整。	符合

資料來源：本研究彙整。

（二）訪談分析

針對訪談法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之訪談結果如下：

1. **專熟組 (E-AI+)**：根據訪談資料，專熟組在創作初期即明確設定視覺風格與敘事一致性目標，並靈活運用 AI 工具策略性優化參數，如先以 ChatGPT 生成描述，再透過 Grok 提升準確度，展現將 AI 視為協作工具的主動優化模式。正如創作者所述：「先用 ChatGPT 生成描述，再試 Grok 提升準度」，這種結構化流程強化了創作效率與成果品質，使 AI 成為實現高標準視覺敘事的重要夥伴。

2. **專生組 (E-AI-)**：根據訪談資料，專生組因 AI 操作生疏，需耗時試驗與修正提示詞（如「從七點到凌晨一點」的反覆調整），結合手繪草圖與多輪生成測試來確保品質，展現強烈的目標導向特質。他們透過跨平台工具整合與持續參數優化，在探索 AI 邏輯的同時堅持專業視覺標準，即使過程耗時仍執著於達成敘事與美學一致性。

接著，彙整非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 之訪談結果如下：

1. **非熟組 (N-AI+)**：根據訪談資料，非熟組高度依賴預設選項與簡單提示詞進行創作（如「霓虹廢墟」），偏好即興生成與快速試錯的創作模式，重視操作效率而非細節調整。他們傾向以簡短關鍵字搭配 AI 預設功能快速獲取素材，將 AI 視為靈感觸發工具，並從隨機生成結果中發展創意，形成以即時回饋驅動的靈活創作節奏。

2. **非生組 (N-AI-)**：根據訪談資料，非生組遵循 AI 預設流程進行創作，較少自訂參數，透過工具標準化流程彌補技術不足。他們依賴系統內建操作邏輯完成從文字到動畫的轉換，將 AI 的直覺介面作為降低技術門檻的關鍵，即使缺乏專業背景仍能快速產出作品，形成以工具預設功能為核心的補償型創作模式。

最後，綜合上述訪談結果，支持 A1 成立。訪談資料顯示，專家組 (E-AI+與 E-AI-) 顯著投入時間優化目標設定與參數調整，追求視覺敘事精準度；而非專家組 (N-AI+/N-AI-) 則普遍依賴 AI 預設功能，形成以操作簡便性與靈感驅動為核心的創作模式，呈現鮮明的組間差異。上述訪談驗證結果，如表 5-2 所示。

表 5-2 A1 訪談結果彙整

組別	操作特徵	是否符合A1假定
專熟組 (E-AI+)	明確設定敘事與視覺目標，採用結構化流程多次調整提示詞與參數，以追求更高的精準度與一致性。	符合

專生組 (E-AI-)	堅持高品質視覺標準，透過草圖與多次提示詞修正反覆測試，即使操作生疏仍積極主動掌控視覺效果。	符合
非熟組 (N-AI+)	以簡單關鍵詞搭配 AI 預設功能，偏好快速即興生成與試錯，將 AI 視為快速獲取素材與觸發靈感的工具。	符合
非生組 (N-AI-)	高度依賴系統預設流程完成創作，較少進行參數調整，透過 AI 直觀操作降低創作技術門檻。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A1 驗證結果歸納

研究結果顯示，A1 成立。專家均展現出顯著的目標導向準備模式，且一致性地避免使用 AI 系統的預設功能；相對地，非專家則呈現出對 AI 預設值的較高依賴性，且極少進行主動參數調整。此差異性不僅證實專業背景與技術經驗對於創作準備階段具有關鍵性影響，更進一步明確區辨出四組創作者在認知運作模式上的結構性差異，從而完整驗證了本研究之理論假定。上述 A1 假定結果總結表，如表 5-3 所示。

表 5-3 A1 驗證結果總結表

假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
專家花費更多時間設定目標與參數	觀察		成立 觀察與訪談資料均支持，專家組投入更多時間設定目標並進行多輪優化，強化視覺敘事一致性；非專家組則傾向依賴 AI 預設功能與簡單提示詞，操作策略以效率為先，組間差異明顯。
	專熟組：多次提示詞優化與細節調整（約 20分鐘）；專生組：手繪草圖輔助、多次測試，耗時明顯。	非熟組：提示詞簡單概念性，少調細節；非生組：依賴預設功能、簡單提示詞，單次大幅修改。	
	訪談		
	專熟組：明確敘事目標、結構化優化流程；專生組：持續跨平台測試，追求視覺品質。	非熟組：偏好即興生成、快速試錯；非生組：高度依賴系統內建流程與預設功能。	
非專家傾向依賴AI預設選項	觀察		成立 觀察與訪談結果一致，非專家組普遍依
	專熟組與專生組：均避免使用AI預設功	非熟組與非生組：高度依賴預設功能，僅	

	能，採取主動調整策略控制品質。	簡單調整或直接使用生成結果。	賴AI預設選項完成創作，尤其非生組明顯依賴系統標準流程以降低操作負擔。整體結果支持假定。
	訪談		
	專熟組：策略性跨工具調整，避免依賴預設；專生組：堅持視覺標準與跨平台整合，不依賴預設。	非熟組：以AI預設為創意起點，即興試錯；非生組：依賴系統內建邏輯，透過預設流程補償技術不足。	

資料來源：本研究彙整。



第二節 A2 之驗證結果與分析

一、A2 之驗證結果

根據 A2 的定義，即「在醞釀階段中，AI 工具熟悉者的提示詞修改時間短於非熟悉者，且修改次數亦較少」，本研究旨在探討創作者於醞釀階段中，因 AI 工具熟悉度不同所展現出的修改行為差異。

具體而言，此假定檢驗熟悉 AI 工具的創作者是否能更有效率地進行提示詞調整，不僅單次修改耗時較短，整體修改次數亦較少；相對而言，對 AI 工具不熟悉的創作者則可能在修改歷程中花費較多時間，並需進行多次嘗試。該假定的驗證依據觀察法與科技接受模型（TAM）量表的資料結果，透過行為紀錄與主觀回饋進行交叉分析。

（一）觀察法分析

針對觀察法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）之觀察結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據觀察資料，專熟組在醞釀階段總修改次數約為 3 次，相較全體平均 5.5 次屬偏低範圍。單次修改耗時約 10 至 15 分鐘，未顯著縮短。初期提示詞優化僅需 10 秒，但後續審視階段投入較多時間，確保視覺品質與敘事邏輯一致。模式為「次數適中、耗時較長」，因重視品質與細節，不符「時間短、次數少」預期。

2. 非熟組（N-AI+）：根據觀察資料，非熟組總修改次數為 5 次，總耗時約 45 分鐘，平均單次調整與生成耗時 3 至 5 分鐘，相較其他組別修改次數偏少、耗時精簡，呈效率導向模式。模式為「修改次數少、每次耗時短」，符合假定預期，展現高效靈活的創作流程。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 專生組（E-AI-）：根據觀察資料，專生組總修改次數超過 10 次，總耗時約 4 小時，修改次數與耗時均偏高。單次提示詞調整平均耗時 5 至 10 分鐘，因操作經驗不足，需多輪試誤逼近理想效果。模式為「修改次數多、單次耗時明顯」，反映高品質要求與操作不熟練的影響。

2. 非生組 (N-AI-)：根據觀察資料，非生組展現修改次數少、耗時短特徵。以「恐龍角色」任務為例，總修改次數約 2 次，總耗時約 20 分鐘，單次調整與生成耗時 3 至 7 分鐘。創作者採一次性大幅提示詞補充，快速引導生成結果，策略簡化直接。

場景設計任務耗時約 30 分鐘，提示詞修改階段僅需 10 至 15 分鐘，單次調整迅速接近目標畫面。模式為「修改次數少、單次耗時短」，注重整體概念契合而非細節精緻。

最後，綜合上述觀察結果，A2 僅部分成立。觀察資料顯示，非熟組符合「修改次數少、耗時短」預期，專熟組因品質導向耗時較長而不符。非熟悉組中，專生組修改頻繁耗時長，非生組則高效簡化，顯示 AI 熟悉者內部策略分化。上述觀察驗證結果，如表 5-4 所示。

表 5-4 A2 觀察結果彙整

組別	修改次數	單次耗時	是否符合A2假定
專熟組 (E-AI+)	約 3 次，次數較少，但每次修改耗時較長。	約 10-15 分鐘，著重品質細節與視覺一致性。	不符合
非熟組 (N-AI+)	約 5 次，修改次數較少且明顯精簡。	約 3-5 分鐘，追求效率與概念快速生成。	符合
專生組 (E-AI-)	10 次以上，修改次數頻繁。	約 5-10 分鐘，因工具不熟練而多次試誤。	不符合
非生組 (N-AI-)	約 2 次，修改次數極少。	約 3-7 分鐘，一次性大幅調整、迅速接近目標。	符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 科技接受模型量表 (TAM) 分析

本研究根據 TAM 量表收集之資料，作為主觀操作體驗的輔助指標。透過比較「認知有用性」（反映 AI 工具帶來的實際效益）、「認知易用性」（衡量操作流程的順暢程度與學習負荷）與「行為意願」（代表未來持續採用的意圖），以間接推論參與者的操作熟練度、效率感受與提示詞調整行為傾向，進而對照各組在提示詞優化策略與執行方式上的差異。分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（包含專熟組 E-AI+ 與非熟組 N-AI+）

之分析結果如下：

1. 專熟組(E-AI+)：根據專熟組在 TAM 量表的分析，「認知有用性」(PU) (Mean=3.46) 表現較佳，且評價一致性高，顯示多數成員認為 AI 工具有實質助益，能快速辨識符合需求的產出；「認知易用性」(PEOU) (Mean=3.14) 反映對操作流程相對熟練，熟悉度有助於提升使用流暢性；「行為意願」(BI) (Mean=3.13, IQR=1.63) 則呈現內部差異較大，可能由於專業流程整合度尚有不足，影響部分成員對持續使用的意願

2. 非熟組(N-AI+)：根據非熟組在 TAM 量表的分析，「認知有用性」(Mean=3.24, IQR=1.16) 屬中等水準但差異較大，顯示在缺乏影像創作專業背景下，對工具價值的看法存在多樣性，評估標準受個人理解與應用情境影響；「認知易用性」(Mean=3.26) 顯示操作被認為相對易用，熟悉度有助於降低使用門檻；「行為意願」(Mean=2.75) 偏低，可能與長期價值認知不足、對專業應用情境掌握有限有關。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組(E-AI-與 N-AI-)之 TAM 量表分析結果如下：

1. 專生組(E-AI-)：根據專生組在 TAM 量表的分析，「認知有用性」(Mean=3.14, IQR=0.50) 屬認知一致但整體偏低，顯示雖有影像創作專業背景，但因對 AI 工具不熟悉，尚未充分認可其效益；「認知易用性」(Mean=3.24) 表現中等，介面易用性有助於降低初期學習門檻；「行為意願」(Mean=3.25) 則顯示使用意願穩定，反映專業背景有助於保持探索與嘗試的積極性。

2. 非生組(N-AI-)：根據非生組在 TAM 量表的分析，「認知有用性」(Mean=2.92, IQR=1.17) 顯示認知分歧較大，欠缺專業背景與工具經驗導致對工具價值理解不一，影響決策效率；「認知易用性」(Mean=3.01) 評價不一，部分成員認為操作複雜；「行為意願」(Mean=3.23) 態度相對積極，變異較大，反映出對新工具的好奇心與探索傾向，但應用深度仍有限。

最後，綜合上述 TAM 分析結果，A2 部分成立。TAM 數據顯示，專熟組在「認知有用性」方面評價最高，能有效辨識並選取符合需求的生成結果，儘管修改次數相對較少，但為追求成果品質與細節表現，仍投入較多時間進行精細調整。相較之下，非熟組於「認知易用性」得分略高於其他組，普遍採取快速概念補充

策略，傾向以較少的修改次數與更短的作業時間完成調整。至於專生組與非生組，整體得分相對偏低，顯示操作效率不足，且組間表現差異顯著，反映出專業背景與工具熟悉度對生成式 AI 工具應用成效的影響。上述 TAM 量表驗證結果，如表 5-5 所示。

表 5-5 A2 TAM 結果彙整

組別	工具價值 感知 (認知有用性)	操作易用 感受 (認知易用性)	持續使用 意願 (行為意願)	行為傾向簡述	是否符合 A2假定
專熟組 (E-AI+)	3.46	3.14	3.13	熟練操作，但每次修改耗時較長，追求精細調整。	不符合
非熟組 (N-AI+)	3.24	3.26	2.75	操作感受便捷，偏向快速、概念性修改，次數與耗時皆少。	符合
專生組 (E-AI-)	3.14	3.24	3.25	願意嘗試但不熟練，反覆修改，影響效率。	不符合
非生組 (N-AI-)	2.92	3.01	3.23	操作感受不佳，採用簡化策略迅速完成調整。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A2 驗證結果歸納

研究結果顯示，A2 部分成立。雖然 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）整體展現較高操作熟練度與效率，但內部分化明顯，呈現不同修改模式與時間投入。TAM 量表顯示，熟悉者在「認知有用性」「認知易用性」與「行為意願」的評分普遍優於非熟悉組，反映其對工具效用與便捷性認同度較高，操作態度正向。然而，觀察法揭示策略差異影響效率：專熟組雖修改次數偏少，但因重視品質把控與視覺細節優化，單次修改耗時較長，未符合「時間短、次數少」預期；非熟組則展現「修改次數少、耗時短」的高效模式，與 TAM 易用性認知相符。非熟悉組（E-AI-與 N-AI-）中，專生組因操作不熟與高品質需求，修改次數多、耗時長，效率低；非生組採簡化策略，高效完成修改。TAM 資料間接支持效率推測，觀察法則進一步補強分析，顯示 AI 工具熟悉組因策略與品質要求分化，使 A2 僅

部分成立。上述 A2 假定結果總結表，如表 5-6 所示。

表 5-6 A2 驗證結果總結表

假定內容	AI工具熟悉組表現 (E-AI+ / N-AI+)	非AI工具熟悉組表現 (E-AI- / N-AI-)	綜合判斷與理由
AI工具熟悉者提示詞 修改時間短於非熟悉者	觀察		部分成立 專熟組因重視品質與細節，每次修改耗時較長；非熟組操作高效，符合「修改時間短」預期； 專生組耗時長且頻繁修改；非生組則採簡化策略。 整體而言，AI 熟悉者表現分化，部分支持假定。
	專熟組修改次數偏少，但每次修改耗時較長，約10-15分鐘；非熟組次數少且快速，單次修改約3-5分鐘。	專生組修改次數多且耗時較長，約5-10分鐘；非生組修改次數極少、單次約3-7分鐘。	
	TAM		
	專熟組對工具價值認同高，追求細節致耗時長；非熟組認知易用性佳，採快速調整策略。	專生組認知易用性一般，工具不熟悉影響效率；非生組雖不熟悉但操作快速、簡化。	
AI工具熟悉者提示詞 修改次數少於非熟悉者	觀察		部分成立 非熟組雖次數偏低但非極少，部分成員仍有多次優化行為；熟組符合「修改次數少」預期； 專生組修改次數多；非生組則符合預期，組間差異顯著，整體僅部分支持假定。
	專熟組約3次、次數偏少但非極少；非熟組約5次、低於整體平均，符合預期。	專生組修改頻繁，超過10次，效率低；非生組修改次數極少，約2次，符合預期。	
	TAM		
	專熟組行為意願有內部分歧，部分人追求細節而增加修改；非熟組則操作簡化，次數較少。	專生組雖態度積極但因工具不熟悉頻繁修改；非生組則操作簡化，修改次數少。	

資料來源：本研究彙整。

第三節 A3 之驗證結果與分析

一、A3 之驗證結果

根據 A3 的定義，即「專家在影像創作過程中展現出較高的技術性與完整性，而在成果的創意性方面則未呈現明顯差異」，本研究旨在探討專業背景對影像創作成果表現的影響。

具體而言，此假定檢驗具備影像創作專業知識的創作者，在技術呈現與作品結構完整性上的表現是否優於非專業創作者；同時亦觀察雙方在創意性評價上的差異是否顯著，以評估專業經驗對創意外化的影響程度。該假定之驗證依據觀察法與使用者經驗量表(UEQ)所得資料，透過行為紀錄與成果評估進行交叉分析。

(一) 觀察法分析

針對觀察法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組(E-AI+與 E-AI-)之觀察結果如下：

1. 專熟組(E-AI+)：根據觀察資料，專熟組在技術操作與流程掌握上展現高度熟練度，能有效運用 AI 工具，完成提示詞優化、3D 建模及動畫整合，形成高效的創作流程。他們精準調整生成細節，強化視覺敘事與風格一致性，並靈活優化光影與畫面表現。然而，生成結果與原始構想仍有落差，平均評分 3.4 分，顯示僅部分符合預期。

2. 專生組(E-AI-)：根據觀察資料，專生組雖缺乏 AI 經驗，但憑藉影像專業背景，結合手繪草圖與提示詞來引導 AI 生成。採用「圖像導向」與「跨平台分工」策略進行創作，靈活運用複述 AI 工具優化效果，展現技術整合能力。創作注重視覺細節與一致性，從場景規劃到模型調整，突顯結構設計與色彩掌控力，並透過 AI 強化敘事邏輯。經反覆修正與嚴格審核，成果與構想高度契合，平均評分 4.8 分。

接著，彙整非專家組(N-AI+與 N-AI-)之觀察結果如下：

1. 非熟組(N-AI+)：根據觀察資料，非熟組以元素混合與階段性推進為策略，用簡單提示詞與多平台操作，逐步建構角色與場景。角色設計聚焦於基礎特徵，依賴現成素材並進行 AI 圖像二次創作。場景設計參考 MV 元素，結合素材

呼應節奏，簡化提示詞並階段性優化，展現風格敏感度。成員對於細節的包容度高，最終平均評分 4.5 分，滿意 AI 效率與靈感啟發。

2. 非生組 (N-AI-)：根據觀察資料，非生組創作者以概念性滿足為導向進行創作，用簡單提示詞與網路參考快速建構構想，初步生成後採單次大幅修改，較少進行多輪精調。對細節如紋理、色彩、動態持開放態度，聚焦整體氛圍與關鍵物件符合概念。展現靈活應變，透過平台切換與輔助工具優化流程，AI 成果激發多層次場景構思，強化視覺與敘事。重視效率與直觀操作，快速實現概念，透過視覺回饋豐富內容，以概念契合度為標準，平均評分 3.7，對細節容忍度高。

最後，綜合上述觀察結果，A3 成立。觀察資料顯示，專家組 (E-AI+與 E-AI-) 在影像創作中技術性與完整性較高。專熟組善用 AI 工具，整合 3D 建模與動畫，技術熟練，流程效率優於非專家組，雖成果與構想略有差距。專生組結合專業背景與 AI，從場景規劃到模型調整，結構設計與細節掌控出色，成果與構想高度契合。非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 則採簡化策略，非熟組在素材混搭與風格表現尚可，但技術整合與流程完整性不如專家組；非生組注重概念實現，細節要求寬鬆，與專家組差距明顯。

而在創意性上，專家與非專家組無明顯差異。專生組優勢在技術與流程，創意性未突出。非專家組創作靈活，非熟組靠素材混搭與優化提升風格，非生組以概念導向激發構思，均展現獨特應變能力，反映專業經驗主要提升技術整合與流程掌握，而非創意表現。上述觀察驗證結果，如表 5-7 所示。

表 5-7 A3 觀察結果彙整

組別	技術與流程表現	作品自評	創意觀察摘要	是否符合 A3 假定
專熟組 (E-AI+)	技術精熟，能靈活整合 3D 建模與動畫，注重視覺細節與敘事邏輯，但成果與原始構想略有落差。	3.4	著重技術精細化，創意性未突出。	符合
專生組 (E-AI-)	技術掌握與整合能力佳，結合手繪草圖與跨平台工具，成果高度貼合構想，視覺一致性與細節掌控出色。	4.8	注重邏輯與視覺一致性，創意表現平穩。	符合

非熟組 (N-AI+)	操作靈活、採階段性元素混搭與優化策略，但技術深度及流程整合較專家略遜一籌。	4.5	對風格敏感度高，具靈感觸發與即興創作能力。	符合
非生組 (N-AI-)	流程簡化，以概念導向快速完成作品，細節要求低，整體技術整合與流程完整性不足。	3.7	創作直覺靈活，概念驅動且具有良好的應變力。	符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 使用者體驗量表 (UEQ) 分析

針對 UEQ 所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現。需要特別說明的是，UEQ 著重於使用者體驗之評估，並不涵蓋創作成果的創意性表現，因此創意性評價另採前述觀察法進行驗證。首先彙整專家組 (E-AI+與 E-AI-) 之分析結果如下：

1. 專熟組 (E-AI+)：根據專熟組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=4.47) 與「清晰性」(Mean=4.19) 表現良好，顯示操作流暢且介面理解力強；「依賴性」(Mean=3.98) 維持穩定，反映對工具可靠性具有基本認可。「刺激性」(Mean=4.47, IQR=3.50) 雖表現良好，但組內差異較大，可能與對 AI 介入程度的適應性不同有關；「新穎性」(Mean=3.69) 偏低，顯示使用者將 AI 工具視為日常操作，導致新奇感降低。整體而言，專熟組展現熟練操作與系統理解能力，能有效整合 AI 工具，強調效率與可靠性，呈現經驗型使用者的穩定趨勢，使用體驗趨向專業化。

2. 專生組 (E-AI-)：根據專生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=4.93) 表現突出，顯示高度認可 AI 工具的操作流暢性；「清晰性」(Mean=4.75) 同樣良好，反映介面理解與邏輯掌握優異。「依賴性」(Mean=4.29) 穩定，顯示對工具可靠性具備認同。「刺激性」(Mean=3.68) 偏低，可能因認知負荷降低而減弱興奮感；「新穎性」(Mean=4.57) 較高，反映由於使用經驗尚淺，仍保持新奇感。整體而言，專生組展現高效操作與系統掌握能力，能有效實現創作需求，並對新奇感保持積極態度；刺激性略顯不足，呈現初學者處於適應期的特徵。

接著，彙整非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 之 UEQ 量表分析結果如下：

1. 非熟組 (N-AI+)：根據非熟組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.79)

偏低，主要因缺乏影像製作經驗，導致工作流程建構不易，而非操作本身困難；「清晰性」(Mean=4.61)良好，憑直觀理解掌握介面。「依賴性」(Mean=3.98)維持穩定，展現基本信任；「刺激性」(Mean=4.68)為最高，顯示高度興趣；「新穎性」(Mean=4.46)亦表現良好，反映對新技術的好奇心。整體而言，雖然操作效率偏低，但對新奇感與互動體驗反應積極，呈現探索導向，樂於接受多樣化結果。

2. 非生組(N-AI-)：根據非生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.87)屬中等水準，操作過程偶有卡頓但仍可完成；「清晰性」(Mean=3.69)，中位數為 3.00，偏低，反映介面理解存在障礙。「依賴性」(Mean=4.29)穩定，顯示具一定信任；「刺激性」(Mean=4.06)尚佳，顯示對操作保持興趣；「新穎性」(Mean=4.17)表現良好，優於專生組，可能因直觀設計帶來新奇感。整體而言，非生組在介面理解與操作效率方面仍有不足，但對新穎性與互動性持開放探索態度，展現初次使用者對工具的好奇心，尚未完全熟練。

最後，綜合上述 UEQ 分析結果，A3 的「技術性與完整性」成立。UEQ 數據顯示，專家組(E-AI+與 E-AI-)在效率、清晰性與依賴性上表現良好，反映專業背景提升操作流暢性與系統掌握能力。非專家組(N-AI+與 N-AI-)在效率與清晰性得分較低，尤其是非生組清晰性偏弱，顯示介面理解與熟練度挑戰，可能因缺乏影像製作經驗影響技術應用完整性。依賴性上，非專家組部分穩定，但難補效率與清晰性差距，專家組整體顯著優於非專家組，符合假定。上述 UEQ 量表驗證結果，如表 5-8 所示。

表 5-8 A3 UEQ 結果彙整

組別	UEQ 摘要 (效率/清晰性/依賴性)	技術與系統掌握度	是否符合 A3 假定
專熟組 (E-AI+)	4.47 / 4.19 / 3.98	操作流暢且介面理解清晰，對工具具備穩定信任，展現出高熟練度與技術掌握力。	符合
專生組 (E-AI-)	4.93 / 4.75 / 4.29	操作效率高，介面易懂，創作者對工具信心足，具備良好掌控力與快速學習能力。	符合
非熟組 (N-AI+)	3.79 / 4.61 / 3.98	介面理解直觀且清晰，工具可靠度認同，但因缺乏經驗導致流程效率較低，技術掌握尚屬中等。	符合

非生組 (N-AI-)	3.87 / 3.69 / 4.29	介面理解有限，操作效率低，儘管對工具信任度穩定，但整體技術掌握程度仍偏低，處於初步摸索階段。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A3 驗證結果歸納

研究結果顯示，A3 成立。首先，在技術性與完整性方面，觀察法與 UEQ 結果一致，專家組能有效整合 AI 工具，展現高效率與技術熟練度，專生組的成果尤能貼合創作構想。UEQ 分析亦顯示，專家組在效率、清晰性與依賴性方面均顯著優於非專家組，操作流暢，系統理解力強。相較之下，非專家組（如非生組）雖具探索態度與基本依賴性，然在效率與清晰性表現不足，技術性與完整性相對薄弱。

在創意性方面，觀察法顯示專家組未顯著優於非專家組。專生組雖技術與流程表現突出，但創意表現較為平穩；非專家組則透過靈活應變與素材混搭展現多樣構思，部分彌補技術不足，兩組間創意差異有限。由於 UEQ 未涵蓋創意性評估，此部分主要依據觀察法補充分析。

整體而言，專家在技術性與完整性方面顯著優於非專家，創意性則無明顯差異，反映專業經驗有助於提升技術與流程效率，對創意表現則影響有限。上述 A3 假定結果總結表，如表 5-9 所示。

表 5-9 A3 驗證結果總結表

假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
專家在影像創作過程中展現出較高的技術性與完整性	觀察		成立 專家組技術性與完整性優於非專家組，專熟組整合效率與專業技術，專生組成果與構想高度契合。非專家組對細節容忍度較
	專熟組技術熟練度高，能有效整合AI與3D工具，流程效率佳；專生組結構設計能力強，視覺效果與原始構想高度吻合。	非熟組元素混搭靈活，但整合深度不足；非生組概念導向且細節要求低，流程完整性較差。	
	UEQ		

	專家組在效率、清晰性與依賴性指標上均具明顯優勢，展現出專業背景帶來的操作流暢度與系統掌握力。	非專家組效率與清晰性表現較差，尤其非生組在介面理解與操作上面臨挑戰，技術完整性有限。	高，技術整合與流程掌握不如專家，支持假定成立。
專家與非專家在成果的創意性方面無明顯差異	觀察		成立
	專熟組技術表現突出但創意表現未有特別優勢；專生組流程完整性佳，但創意展現平穩。	非熟組運用即興與元素組合創造多元風格；非生組透過概念引導靈活應變，創意展現豐富。	觀察法顯示，專家組流程與技術優勢未必轉化為創意性優勢，非專家組透過靈活應變與素材應用展現多元構思，兩者間創意表現差異有限，支持假定成立。

資料來源：本研究彙整。



第四節 A4 之驗證結果與分析

一、A4 之驗證結果

根據 A4 的定義，即「AI 工具熟悉者在提示詞優化上的次數較多，而專業創作者則展現出較高的調整精確度」，本研究旨在探討 AI 工具熟悉度與創作專業背景對提示詞調整行為的影響。

具體而言，此假定檢驗熟悉 AI 工具的創作者（E-AI+與 N-AI+）是否在創作過程中展現出較高的提示詞優化頻率（如調整參數權重與風格強度），而具備影像創作專業背景的創作者（E-AI+與 E-AI-）則是否更能精確地調整提示詞以達成預期視覺效果，反映其在分解與重組階段中的操作策略與認知特徵。該假定的驗證依據觀察法與半結構式訪談所收集之資料，透過行為紀錄與敘述內容進行交叉分析。

（一）AI 工具熟悉者提示詞優化次數

1. 觀察法分析：針對觀察法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）之觀察結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據觀察資料，專熟組在提示詞調整上展現頻繁且精細的操作模式。研究顯示，他們於初始階段即投入大量精力優化提示詞，借助 Grok 與 ChatGPT 精準表達需求。若生成結果未達預期，根據記錄，他們進行約 3 次修改，耗時約 12 分鐘，聚焦角色個性、細節與視覺氛圍，使輪廓光影更貼近預想，並注重提示詞對圖像的影響。場景設計上，他們以具體一致的提示詞策略，多輪優化氛圍與敘事邏輯，細調細節貼合構想。整體而言，專熟組以提示詞為核心，靈活調整頻率與精度，降低生成偏誤，提升效率與掌控力。

（2）非熟組（N-AI+）

根據觀察資料，非熟組創作者在創作中展現中等頻率調整，以「藍髮狐狸女孩」為例，45 分鐘內 5 次改提示詞，每次修改文字約 3-5 分鐘。策略添加單一關鍵詞，聚焦風格與角色，如「卡通風格」、「清晰輪廓線」，提升動漫效果，未細調光影或材質。以簡化詞組試探效果，依氛圍與風格調整，非精細參數控制。

調整頻率不高但具階段性，能快速優化視覺效果與方向，反映對 AI 生成邏輯的理解與多工具整合能力，完成視覺敘事目標。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組（E -AI-與 N-AI-）之觀察結果如下：

（1）專生組（E-AI-）

根據觀察資料，專生組創作者因 AI 經驗有限，但創作中頻繁調整參數。初步生成時，他們反覆優化提示詞，有超 10 次調整，單次 5 至 10 分鐘，累計約 4 小時的紀錄。面對生成與理想差距，持續微調角色結構、色彩與氛圍，必要時用手繪草圖輔助，並測試 Meshy、Tripo、TRELIS 等工具提升準確性。此過程展現高度投入，細化提示詞並搭配多工具應對不確定性。整體而言，專生組在經驗不足下仍高頻調整，反映對視覺品質與效果的關注與主動性。

（2）非生組（N-AI-）

根據觀察資料，非生組創作者在參數調整中展現低頻率操作，以恐龍角色為例，7 分鐘內僅改一次提示詞，補充「像哥吉拉一樣」等概念性描述，快速引導生成效果。策略偏單次大幅調整，注重效率與概念滿足，較少關注紋理或色彩等細節。顯示創作者以最少修改達成基礎構想，對結果有高接受度，以整體氛圍評估而非頻繁精調。操作效率導向，聚焦概念引導而非細部控制。

最後，綜合上述觀察結果，A4 在「AI 工具熟悉者提示詞優化次數高」的假定大致成立。觀察資料顯示，AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）普遍展現較頻繁的調整行為，專熟組初期即積極優化提示詞，重視光影與氛圍等細節；非熟組雖調整頻率略低，但仍透過階段性優化以調整風格與角色設定。相較之下，非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）呈現兩極化，專生組雖經驗有限，但仍積極投入調整；非生組則僅進行幾次大幅修改，操作頻率明顯偏低。整體而言，AI 熟悉者普遍仍展現較高的調整頻率。上述觀察驗證結果，如表 5-10 所示。

表 5-10 A4 觀察結果彙整

組別	調整次數	總耗時	行為特徵描述	是否符合 A4假定
專熟組 (E-AI+)	約 3 次	約 12 分鐘	早期即積極且精細地優化提示詞，聚焦視覺細節與氛圍調整。	符合
非熟組 (N-AI+)	約 5 次	約 45 分鐘	階段性調整提示詞，以簡單關鍵詞逐步提升風格與視覺效果。	符合

專生組 (E-AI-)	10 次以上	4 小時	雖 AI 操作不熟，但高度積極反覆調整，嘗試多種工具與策略，屬探索性試錯。	符合
非生組 (N-AI-)	約 1-2 次	7 分鐘	低頻操作，以單次大幅調整為主，追求快速且概念性的成果。	符合

資料來源：本研究彙整。

2. 訪談分析：針對訪談法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）之訪談結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據訪談資料，專熟組創作者在創作中展現高頻參數調整，不僅初期優化提示詞，還多階段微調細節與風格。他們根據生成初稿與敘事需求，調整風格強度、構圖比例與元素亮度，強化畫面一致性與效果。訪談中，一位創作者表示「先用 AI 生成草圖，再調構圖與光影，逐步精煉平衡」；另一位提到「利用 Grok 微調魔法陣與紙張發亮效果」，提升視覺表現與符號意涵。整體而言，專熟組靈活運用 AI 工具，多階段調整，展現操作敏感度與主動性，確保生成結果符合專業預期。

（2）非熟組（N-AI+）

根據訪談資料，非熟組創作者雖無影像專業背景，但因熟悉 AI 工具，創作中頻繁調整參數，積極探索創意。一位提到透過 ChatGPT 輸入「霓虹廢墟」、「森林光點」等單詞，再加上「abstract」或「霧氣」多次嘗試，靈活優化結果；另一位則表示藉由添加形容詞或調整參數，生成科幻與自然交融的效果，透過隨機試驗提升畫面酷感。整體而言，他們以試錯與即時反饋為核心，強化創作的探索性與靈感觸發。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）之訪談結果如下：

（1）專生組（E-AI-）

根據訪談資料，專生組創作者具影像專業背景，但因不熟悉 AI 工具，參數調整多靠反覆試驗，頻率有限。訪談中，一位提到需與 AI 溝通許久才能生成接近理想的角色，顯示多數時間耗於嘗試而非系統化微調；另一位從晚七點試到凌

晨一點，強調不斷修改與試誤，較少精準控制提示詞或風格。整體而言，他們仍處於探索階段，對 AI 參數掌握尚不成熟。

(2) 非生組 (N-AI-)

根據訪談資料，非生組創作者操作生成式 AI 進行創作時，因不熟悉提示詞與系統邏輯，參數調整頻率偏低，需多次試錯才能逼近預期。一位提到反覆試驗後才理解如何表達需求，顯示掌控力不足；另一位因免費帳號限制，失敗一次便停止操作，策略趨向保守。整體而言，他們雖期望提升效果，但受限於熟練度與平台限制，調整頻率偏低，操作多採基礎輸入與被動等待。

最後，綜合上述訪談結果，A4 在「AI 工具熟悉組參數調整頻率高」的假定成立。訪談資料顯示，AI 熟悉組 (E-AI+與 N-AI+) 調整頻率較高，專熟組在初期優化提示詞，生成過程中多階段微調構圖、光影與細節，並善用 AI 工具強化視覺與敘事一致性；非熟組則透過試錯疊加關鍵詞，即時調整以探索風格與創意。相較之下，非 AI 熟悉組 (E-AI-與 N-AI-) 調整頻率偏低，專生組多依靠反覆試驗，耗時較多但難以精準控制；非生組則受限於系統不熟悉與平台限制，操作次數少且較為被動。整體而言，AI 工具熟悉者參數調整頻率明顯較高。上述訪談驗證結果，如表 5-11 所示。

表 5-11 A4 訪談結果彙整

組別	訪談摘要—提示詞調整次數／典型行為	是否符合 A4假定
專熟組 (E-AI+)	多階段精細調整，著重構圖、光影與細節的優化，展現高度主動性。	符合
非熟組 (N-AI+)	採用試錯法，不斷疊加或調整單詞與形容詞以探索視覺風格。	符合
專生組 (E-AI-)	調整次數高，但多為反覆試錯，以彌補對 AI 工具的不熟練。	符合
非生組 (N-AI-)	調整次數少且保守，受限於操作生疏與帳號限制，僅進行概念性修改。	符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 專家提示詞調整精確度

1. 觀察法分析：針對觀察法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組 (E-AI+與 E-AI-) 之觀察結果如下：

(1) 專熟組 (E-AI+)

根據觀察資料，專熟組創作者在參數調整中展現精準操作，依角色設定、視覺風格與敘事需求優化提示詞，借助 Grok 與 ChatGPT 修飾語句，強化生成效果對應性。初始階段設定細緻視覺語言，生成時多輪精調角色造型、色彩與光影，補充描述如「*rounded shape*」、「*subtle light and shadow layering*」，提升圖像完整度與符合度。面對偏差，快速辨識並修正，展現對視覺元素與提示詞關聯的理解。場景設計強化提示詞具體性與一致性，優化環境、氛圍與風格，使視覺敘事清晰。整體而言，專熟組精準調整提示詞，減少偏差，提升結果與構想匹配度。

(2) 專生組 (E-AI-)

根據觀察資料，專生組創作者在參數調整中展現精準操作，雖缺 AI 經驗，仍明確定義視覺目標並優化結果。初期提示詞調整耗時約四小時，細調角色造型、色彩與動態感，輔以手繪草圖提升精準度。模型未達預期時，跨平台用 Meshy、Tripo 與 TRELIS 探求最佳比例與細節。此過程結合視覺判斷與多工具操作，精準掌控提示詞與生成對應，注重細節一致性，縮小生成與構想差距，展現明確且精準的調整策略。

接著，彙整非專家組 (N-AI+ 與 N-AI-) 之觀察結果如下：

(1) 非熟組 (N-AI+)

根據觀察資料，非熟組創作者在參數調整中以整體風格為核心，透過單項關鍵詞如「卡通風格」、「清晰輪廓線」引導生成效果，聚焦角色屬性與視覺氛圍。雖然較少深入調整光影或材質細節，但他們會透過多次簡化與優化提示詞，提升整體的視覺感知。創作者憑藉自身對風格的敏銳度，在有限的調整範圍內迅速達成預期效果，展現出務實且講求效率的調整策略。

(2) 非生組 (N-AI-)

根據觀察資料，非生組創作者調整參數時著重概念而非細節。以恐龍為例，僅透過「像哥吉拉一樣」的提示詞，即能快速貼近理想形象，並未細調鱗片、色彩或姿態。操作上追求效率，重視整體符合度，容忍細節誤差，只要形象大致吻合便予以接受。評估方式偏向氛圍與整體印象，而非精準呈現。整體精確度有限，傾向快速滿足基本視覺需求，少有深入優化。

最後，綜合上述觀察結果，A4 在「專家提示詞調整精確度高」的假定成立。觀察資料顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）無論 AI 工具熟悉度，皆展現出較高的精準調整能力。專熟組細緻設計視覺語言，結合 Grok 與 ChatGPT 多輪精調角色造型、色彩與光影，能快速修正偏差，貼合構想；專生組雖 AI 工具操作經驗有限，仍善用手繪草圖與嘗試多種 AI 平台等工具，明確設定目標並微調比例與細節，有效縮小生成差距。相較之下，非專家組（N-AI+與 N-AI-）偏重整體導向，較少深入細化。非熟組多以簡化關鍵詞快速營造風格效果，非生組則重視效率，僅做大方向引導，對細節要求較低。整體而言，專家組調整精確度更高。上述觀察驗證結果，如表 5-12 所示。

表 5-12 A4 觀察結果彙整

組別	精確度行為摘要	是否符合 A4假定
專熟組 (E-AI+)	精確且細緻地調整角色、色彩與光影，多輪優化並快速修正生成偏差。	符合
專生組 (E-AI-)	明確設定目標，借助手繪草圖及跨平台工具調整，精確度高但受限於 AI 不熟練，穩定性稍顯不足	部分符合
非熟組 (N-AI+)	著重整體風格快速營造，少深入細節調整，務實但精確度有限。	符合
非生組 (N-AI-)	概念性調整為主，追求快速滿足，細節容忍度高且未深入優化。	符合

資料來源：本研究彙整。

2. 訪談分析：針對訪談法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之訪談結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據訪談資料，專熟組在參數調整精確度上具優勢，透過多輪優化貼近預期，並憑專業經驗提升契合度與完成度。訪談中，一創作者描述調整神社與小巷子場景，融合西方奇幻與日式氛圍，通過構圖與光影找到平衡；另一位則調整反派角色調整表情與輪廓，強化陰沉邪氣感與敘事功能。整體來看，專熟組能識別生成與構想的差距，策略性調整提高精確性，展現專業判斷力與熟練度。

(2) 專生組 (E-AI-)

根據訪談資料，專生組創作者雖具影像專業背景，但因不熟悉 AI 工具，參數調整精確度有限，多依靠反覆嘗試逼近預期。一位提到從晚七點試到凌晨一點，耗時修改與測試，難以快速達成理想效果；另一位則表示與 AI 溝通許久，才生成接近預想的角色風格。整體而言，他們受限於經驗不足與對 AI 的理解，調整多依賴試錯，精準度較低。

接著，彙整非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 之訪談結果如下：

(1) 非熟組 (N-AI+)

根據訪談資料，非熟組創作者雖熟悉 AI 工具，但參數調整偏向隨機與開放，重靈感觸發而非精準控制。一位提到原想生成發光樹，卻出現怪異線條，未進一步精調便直接作為背景，展現對偏差的接受與靈活應用；另一位則表示調參繁瑣，期待簡化操作以維持創作節奏。整體而言，他們較少依賴精細調整，主要透過試錯與靈感驅動創作。

(2) 非生組 (N-AI-)

根據訪談資料，非生組創作者在參數調整精確度上受限於精確度，因不熟悉提示詞與生成邏輯，難以達成預期效果。一位創作者坦言需多次試錯才能摸索系統反應，調整後仍常出現風格不一致或偏差，如「畫面五秒即換風格，難以連貫」。整體而言，他們雖努力優化指令，但受限於語言掌握與工具理解不足，精確度偏低，難以穩定生成理想結果。

最後，綜合上述訪談結果，A4 在「專家參數調整精確度高」的假定部分成立。訪談資料顯示，專家組 (E-AI+與 E-AI-) 中，專熟組憑藉專業經驗，精準識別生成與構想間的差距，多輪優化構圖、光影與角色細節，提升整體契合度與敘事性；專生組雖具影像背景，但因不熟悉 AI，依靠耗時試錯，難以掌握生成邏輯，精確度受限。非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 整體精準度較低，非熟組以靈感驅動，調整隨機且容忍偏差，少有細緻優化；非生組因理解不足，多次試錯仍難達理想效果。整體而言，專熟組支持 A4，但專生組受限於經驗，僅部分符合假定。上述訪談驗證結果，如表 5-13 所示。

表 5-13 A4 訪談結果彙整

組別	精確度行為摘要	是否符合 A4 假定
專熟組 (E-AI+)	精準掌握生成結果與預期之差異，策略性調整視覺細節與敘事一致性。	符合
專生組 (E-AI-)	具備視覺專業判斷，但因不熟悉 AI 工具而反覆試錯，精準度受到操作生疏限制。	部分符合
非熟組 (N-AI+)	靈感驅動的隨機性調整，容忍生成偏差，精準度較低且不追求精細化。	符合
非生組 (N-AI-)	因不熟 AI 工具，僅以簡短關鍵詞進行基礎調整，難以穩定達成理想結果，精確度有限。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A4 驗證結果歸納

研究結果顯示，A4 假定部分成立。在「AI 熟悉者參數調整頻率較高」方面，觀察與訪談資料皆顯示，AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）的調整次數顯著高於其他組別。專熟組傾向於在生成過程中分階段優化提示詞，細緻調整構圖、光影與細節，善用工具以提升整體一致性；非熟組則以試錯方式疊加關鍵詞，靈活探索不同風格。相較之下，非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）的調整次數普遍較少。專生組多處於試錯探索階段，積極進行高頻調整以彌補 AI 工具經驗不足；非生組則受限於系統操作與免費帳號等平台規則的不熟悉，調整行為較為被動。因此，此部分假定獲得支持。

至於「專業創作者具備較高的調整精確度」則呈現分歧結果。專熟組依賴專業經驗，能夠精準辨識生成內容中的差距，並透過多輪優化達成視覺一致性，顯示其具備高度調整精確度，支持此一假定。然而，專生組雖具備創作專業背景，能明確設定視覺目標並結合手繪草圖與多平台操作優化細節，但因對 AI 操作仍不熟悉，試錯過程冗長且難以掌控，導致整體調整精確度偏低。

非專家組（N-AI+與 N-AI-）的調整精確度整體亦偏低：非熟組多由靈感驅動，容忍細節偏差並靈活應用生成結果；非生組則因理解不足而難以達成預期視覺效果。因此，僅專熟組支持該假定，整體而言，此部分僅部分成立。上述 A4 假定結果總結表，如表 5-14 所示。

表 5-14 A4 驗證結果總結表

假定內容	AI工具熟悉組表現 (E-AI+ / N-AI+)	非AI工具熟悉組表現 (E-AI- / N-AI-)	綜合判斷與理由
AI工具熟悉者提示詞 調整次數多	觀察		成立 AI 熟悉者調整頻率普遍較高，專熟組多階段優化，非熟組透過試錯探索；非熟悉組操作頻率明顯較低，支持假定成立。專生組展現較多次的修改優化次數。
	專熟組早期即多次精細優化提示詞，非熟組採階段性調整，整體調整頻率明顯較高。	專生組高頻試錯式調整；非生組低頻調整，多以單次大幅修改為主。	
	訪談		
	專熟組多階段微調視覺細節與風格；非熟組積極試錯探索創意效果。	專生組多為試錯，調整受限於工具不熟悉；非生組調整次數少且保守。	
假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
專家提示詞調整精確 度高	觀察		部分成立 專熟組展現高度精準調整能力，強化視覺效果與敘事性，支持假定成立；專生組雖具專業背景，但因不熟悉AI工具，依賴試錯，精準度有限。非專家組精準度普遍較低，整體結果部分成立。
	專熟組具高度精確調整能力，精細化光影與角色細節；專生組目標明確但精確度受限於工具不熟悉。	非熟組以風格導向、未深入細節；非生組以概念快速調整，細節容忍度高，精確度不足。	
	訪談		
	專熟組展現專業經驗，精準調整細節與構圖；專生組雖具專業判斷但因AI工具不熟練而降低精確度。	非熟組隨機性調整，容忍生成偏差；非生組受限於理解不足，多次試錯仍無法穩定生成理想效果。	

資料來源：本研究彙整。

第五節 A5 之驗證結果與分析

一、A5 之驗證結果

根據 A5 的定義，即「非專家在心流體驗與內在動機得分上均高於專家，對 AI 創意啟發持更高滿意度」，本研究旨在探討不同創作者背景對創作心理歷程的影響。

具體而言，此假定檢驗非專業創作者(N-AI+與 N-AI-)在使用生成式 AI 工具後，是否於心流體驗量表(FSS)與內在動機量表(IMI)上的評分顯著高於專業創作者(E-AI+與 E-AI-)，並進一步觀察其對 AI 所激發之創意表現的主觀評價。此一現象可間接反映非專業創作者在創作過程中之想像力動機提升與情感參與程度。該假定的驗證依據 FSS、IMI 量表與半結構式訪談所得資料，透過量化結果與質性回饋進行交叉分析。

(一) 心流體驗量表(FSS)分析

本研究根據 FSS 量表收集的資料，從九個子構面中選擇與沉浸經驗最為相關的三項核心指標，分別為「自我意識消失」(衡量沉浸深度與忘我程度)、「挑戰與技能平衡」(評估任務難度與個體能力的匹配程度)以及「內在獎勵體驗」(反映創作過程中的愉悅感與內在動機)，作為主要比較依據。分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組(E-AI+與 E-AI-)之分析結果如下：

1. 專熟組(E-AI+)：根據專熟組在 FSS 量表的分析，「內在獎勵體驗」(Mean=3.38)為四組最高，顯示該組在熟練操作生成工具的情況下，能從創作中獲得一定程度的滿足與愉悅。然而，「自我意識消失」(Mean=3.00)與「挑戰與技能平衡」(Mean=3.09)僅略高於中點，代表沉浸程度與挑戰感受有限。綜合觀察與訪談顯示，其心流經驗較多仰賴過往創作經驗與流程掌控，AI 工具未能顯著提升其沉浸或創意突破。

2. 專生組(E-AI-)：根據專生組在 FSS 量表的分析，「挑戰與技能平衡」(Mean=3.21)表現良好，反映出積極投入與學習態度。但「自我意識消失」(Mean=2.75)與「內在獎勵體驗」(Mean=2.86)偏低，顯示雖具挑戰意識，仍難進入完全沉浸或愉悅狀態，創作過程仍有部分焦慮與自我意識牽制。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組（N-AI+）：根據非熟組在 FSS 量表的分析，「自我意識消失」（Mean = 3.64）為所有組別中最高，顯示非專業但具操作經驗者在使用 AI 工具時能快速進入沉浸狀態。「挑戰與技能平衡」（Mean = 3.18）亦優於多數專家組，顯示其能在探索中建立有效的挑戰與技能對應。雖「專注於任務」與「控制感」稍弱，但整體呈現好奇、開放且具成就感的心流特徵。

2. 非生組（N-AI-）：根據非生組在 FSS 量表的分析，雖在「自我意識消失」（Mean = 3.10）與「挑戰與技能平衡」（Mean = 3.04）具中等水準，但「內在獎勵體驗」（Mean = 2.85）為最低，顯示非生組雖對生成結果感到新鮮，仍未能從中獲得穩定動機與沉浸體驗。該組多處於學習與摸索階段，心流歷程尚不完整。

最後，綜合上述 FSS 分析結果，A5 在「非專家心流得分高」的假定部分成立。FSS 數據顯示，非熟組於「自我意識消失」為四組最高，且「挑戰與技能平衡」亦表現良好，顯示即使缺乏影像製作專業背景，透過 AI 工具輔助亦能激發沉浸感與探索動機，帶來顯著的心流觸發。相對地，非生組三項指標皆落於最低或次低水準，反映其操作經驗有限，較難建立穩定的沉浸與愉悅感。

相較之下，專家組則呈現均衡表現，專熟組在「內在獎勵體驗」得分最高，惟沉浸與挑戰感受中等；專生組雖在「挑戰與技能平衡」表現最佳，但沉浸與愉悅程度相對較弱。整體而言，非專家並未全面優於專家，僅非熟組於沉浸深度與挑戰匹配上展現明顯優勢，因此 A5 僅能部分成立。上述 FSS 量表驗證結果，如表 5-15 所示。

表 5-15 A5 FSS 結果彙整

組別	FSS 核心指標摘要 （自我意識消失、挑戰與技能 平衡、內在獎勵）	心流歷程與情境特徵	是否符合 A5假定
專熟組 （E-AI+）	3.00 / 3.09 / 3.38	流程熟練、內在愉悅感佳，但沉浸深度與挑戰感有限，心流仰賴原有經驗。	符合
專生組 （E-AI-）	2.75 / 3.21 / 2.86	挑戰感強且積極投入，但自我意識明顯，內在愉悅與沉浸體驗不足。	符合

非熟組 (N-AI+)	3.64 / 3.18 / 3.00	快速進入高度沉浸狀態，挑戰與技能匹配度佳，呈現好奇、開放且有成就感。	符合
非生組 (N-AI-)	3.10 / 3.04 / 2.85	初期使用者心流體驗尚未穩定建立，內在動機與愉悅感不足，心流體驗尚未完整建立。	不符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 內在動機量表 (IMI) 分析

本研究根據 IMI 量表所收集之資料，從七個子構面中擇選出最具代表性的三項內在動機核心指標，分別為「興趣/享受」（評估活動本身的愉悅感）、「價值/有用性」（反映個體對活動意義的內化程度）以及「感知能力」（評估自我勝任感與操作信心），作為主要比較依據。分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之分析結果如下：

1. 專熟組 (E-AI+)：根據專熟組在 IMI 量表的分析，「感知能力」（Mean = 4.73）與「價值/有用性」（Mean = 4.50）均達高水準，顯示該組創作者具備高度的操作信心，並充分認同工具在專業創作上的實用價值與意義。「興趣/享受」（Mean = 4.54）亦呈良好表現，說明其在創作過程中能穩定維持正向情感投入。整體而言，專熟組展現出高度專業自信與內化動機的成熟輪廓，動機表現均衡而穩定。

2. 專生組 (E-AI-)：根據專生組在 IMI 量表的分析，該組在「興趣/享受」（Mean = 4.71）上表現最為突出，反映創作者對於 AI 創作過程充滿新鮮感與愉悅感，並具備高度的參與意願與好奇心。「價值/有用性」（Mean = 4.18）表現中等偏高，說明其對活動的專業價值已有初步認同；「感知能力」（Mean = 4.00）相對略低，顯示操作熟練度尚未完全建立。整體動機型態以情感驅動為主，尚處於探索與學習階段。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組 (N-AI+)：根據非熟組在 IMI 量表的分析，在「興趣/享受」（Mean = 4.30）與「價值/有用性」（Mean = 4.35）兩項指標皆呈中高水準，顯示該組創作者對 AI 創作工具的創意潛力與實用效益抱持肯定態度，並具備一定的參與動

機。然而，「感知能力」(Mean = 3.98)略低，代表其在操作層面仍感受到挑戰與不確定性。此組呈現出動機投入度高但技術掌握不足的典型特徵，創作行為多建立於外在成就期待與工具效益的驅動之上。

2. 非生組 (N-AI-)：根據非生組在 IMI 量表的分析，「興趣/享受」(Mean = 3.66)與「價值/有用性」(Mean = 3.98)皆為最低，顯示該組對於創作活動本身的愉悅感與意義內化程度相對不足，參與意願與動機偏低。「感知能力」(Mean = 4.10)略高於非熟組，但整體操作信心仍不穩定，可能與其在創作過程中缺乏具體目標設定與操作支援有關。整體動機輪廓顯示出主觀投入不足、技術信心有限的被動型參與特質。

最後，綜合上述 IMI 分析結果，A5 在「非專家內在動機得分較高」的假定部分成立。IMI 數據顯示，非熟組於「興趣/享受」與「價值/有用性」兩構面得分較高，顯示其對創作活動本身的愉悅感與工具價值具有明確認同與積極投入；惟「感知能力」相對偏低，反映操作自信不足，動機優勢並未全面超越專家組。相對地，非生組整體動機表現偏低，三大構面平均分數皆為四組最低，尤以「價值/有用性」中位數僅 3.29，顯示工具價值認同與自我效能均不足，內在動機未被有效激發。相比之下，專熟組在「價值/有用性」與「感知能力」表現優異，專生組則對 AI 工具展現最高的「興趣/享受」並持續自主探索，兩組專家整體呈現較為均衡且穩定的動機輪廓。因此，非專家組僅在部分構面顯示相對優勢，整體動機並未全方位領先。上述 IMI 量表驗證結果，如表 5-16 所示。

表 5-16 A5 IMI 結果彙整

組別	IMI 核心指標摘要 (興趣/享受、價值/有用性、 感知能力)	動機特徵與感受特性	是否符合 A5假定
專熟組 (E-AI+)	4.54 / 4.50 / 4.73	高度專業自信，充分認同 AI 工 具價值與意義，情感投入穩定且 積極。	符合
專生組 (E-AI-)	4.71 / 4.18 / 4.00	高度好奇與新鮮感驅動，探索意 願強，對操作熟練度尚有不足。	符合
非熟組 (N-AI+)	4.30 / 4.35 / 3.98	對 AI 創作潛力認同度高，動機 投入佳，但自我能力感受較弱， 易焦慮。	部分符合
非生組	3.66 / 3.98 / 4.10	整體動機不足，對活動愉悅感	不符合

資料來源：本研究彙整。

(三) 訪談分析

針對訪談法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之訪談結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據訪談資料，專熟組對 AI 工具的創意啟發持積極態度，視其為視覺構想與敘事設計的靈感來源，並作為結構化協作夥伴，輔助專業技能。一位創作者表示：「AI 快速組合元素有協調感，是很好的刺激」，肯定了其在視覺構思中的作用。但也有創作者關注 AI 是否能精準回應細節與語境，另一位提到：「它理解不到我期待的風格」，反映出審慎的態度。整體而言，專熟組善用 AI 激發靈感與整合視覺，但對精準度與專業要求較高，對創意啟發的評價務實且標準較高。

2. 專生組（E-AI-）：根據訪談資料，專生組對 AI 創意啟發感到驚喜，普遍展現較積極的感受與開放態度，尤其在初期構想與視覺化階段，AI 的成果常超出預期。一位創作者表示：「本想試試角色神情與氛圍，結果連背景場景也完整生成」，顯示 AI 不僅補足其技術限制，亦擴展了想像空間；另一位提到：「魔法陣與紙發亮，生成符合預期」，肯定了 AI 的輔助的正面效果。整體而言，專生組從 AI 中獲得靈感刺激，對視覺構思的幫助滿意，並在探索過程中展現積極的創作動機與實驗意願。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組（N-AI+）：根據訪談資料，非熟組對 AI 創意啟發反應正面，多數創作者感到驚喜並滿意，尤其在視覺化與構圖初期，AI 快速提供畫面，激發場景與角色的想像。一位創作者表示：「原本僅想嘗試，結果看到生成圖後激發添加其他元素的構思」；另一位提到：「AI 給的結果超出預期，激發嘗試不同的方向」。整體而言，非熟組普遍從 AI 中獲得靈感觸發，藉由 AI 生成的結果提升創作動機與想像力的積極性。

2. 非生組（N-AI-）：根據訪談資料，非生組普遍對 AI 創意啟發感受正面，

特別是在無影像專業經驗下，AI 生成的視覺效果補足其構圖與設計上的不足。一位創作者表示：「雖然只提供幾個關鍵詞，但 AI 畫面超乎想像地完整」，展現 AI 對其想像力的直接激發效果；另一位提到：「看到 AI 生成的圖後，激發為故事加場景的聯想」，反映 AI 生成成果能促使構思延伸。整體而言，非生組對 AI 的靈感刺激感到滿意，並於互動中展現積極探索與豐富想像的動機。

最後，綜合上述訪談結果，A5 在「非專家較滿意 AI 創意啟發」的假定部分成立。訪談資料顯示，非專家組（N-AI+與 N-AI-）均表現出對 AI 創意啟發的高度滿意，特別是在初期構想與視覺化階段，AI 所生成的成果不僅超出預期，還有效激發場景與角色的延伸構思，顯示出明顯的想像力運作與創作動機提升。相較之下，專家組（E-AI+與 E-AI-）雖然也肯定 AI 工具在靈感激發上的輔助作用，尤其在元素組合與視覺構思方面，但其評價相對更為務實與審慎，對生成結果的精準度與語境契合度仍抱持較高標準。因此，從表達滿意度與積極探索的態度來看，非專家組的正面感受與創作積極性較為突出。上述訪談驗證結果，如表 5-17 所示。

表 5-17 A5 訪談結果彙整

組別	訪談中對AI創意啟發的反應與評價特徵	是否符合A5假定
專熟組 (E-AI+)	視 AI 為視覺與敘事設計的有效協作工具，評價務實且要求高精準度與細節控制。	符合
專生組 (E-AI-)	對 AI 生成結果表示高度驚喜與滿意，認為有效補足技術不足，提升視覺構思動機。	符合
非熟組 (N-AI+)	對 AI 結果普遍感到驚喜與滿意，積極探索多元構想，明顯激發創作動機與想像力。	符合
非生組 (N-AI-)	高度滿意 AI 的構圖補足效果，對生成結果超出預期感到驚喜，有效延伸想像空間。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A5 驗證結果歸納

研究結果顯示，A5 部分成立。整體而言，非專家組在「滿意 AI 創意啟發」的部分表現突出，無論是非熟組或非生組，皆普遍表示 AI 生成結果超出預期，特別在初期構想與視覺化階段有效激發場景與角色的延伸構思，顯示 AI 工具能促使非專業背景使用者產生積極探索與想像力運作的動機。

然而，在「心流體驗」方面，非熟組於「自我意識消失」與「挑戰與技能平衡」構面表現優異，顯示初期沉浸感較強，但「內在獎勵體驗」得分略低；非生組則在三項指標上均偏低，整體心流體驗有限，難以支持非專家顯著優於專家的結論。在「內在動機」方面，非熟組於「興趣/享受」與「價值/有用性」展現較高投入度，但「感知能力」偏低，反映技術自信不足；非生組在三大構面表現均為最低，顯示內在動機未被有效激發。相較之下，專家組整體表現較為均衡，專熟組在「內在獎勵體驗」與「感知能力」得分較高，專生組則在「興趣/享受」表現突出。

整體而言，A5 雖未完全成立，但非專家對 AI 創意啟發的滿意度明顯高於專家，並在部分心流與動機面向展現積極態度，具備部分成立的合理性。上述 A5 假定結果總結表，如表 5-18 所示。

表 5-18 A5 驗證結果總結表

假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
非專家在心流體驗與內在動機得分上均高於專家	FSS		部分成立
	專熟組內在愉悅體驗佳但沉浸感有限；專生組挑戰感較強但整體沉浸不足。	非熟組沉浸感與挑戰匹配佳，但內在獎勵略低；非生組整體心流體驗低。	非熟組在心流體驗的「自我意識消失」與「挑戰與技能平衡」及內在動機的「興趣/享受」與「價值/有用性」表現優於專家組，但非生組整體偏低，動機與心流優勢不穩定，僅部分支持假定。
	IMI		
	專熟組具高度專業自信，認同工具價值且穩定情感投入；專生組興趣與新鮮感突出但操作熟練度不足。	非熟組動機投入佳但自我能力感受不足；非生組整體動機偏低且參與被動。	
非專家對AI創意啟發持更高滿意度	訪談		成立
	專熟組對AI輔助持積極但務實的態度；專生組對結果表現高度滿意與驚喜，積極探索。	非熟組與非生組皆表達高度滿意與驚喜，明顯激發創作動機與想像力。	非專家組對AI創意啟發的滿意度與積極探索態度明顯優於專家組，特別在初期構思與視覺化階段，支持假定成立。

資料來源：本研究彙整。

第六節 A6 之驗證結果與分析

一、A6 之驗證結果

根據 A6 的定義，即「驗證階段中，專家對生成結果的細節微調次數多，非專家傾向直接採用生成結果」，本研究旨在探討不同創作者背景於創作後期階段之行為差異。

具體而言，此假定檢驗專業創作者（E-AI+與 E-AI-）在驗證階段中，是否較常進行細節修正與參數微調（如局部構圖調整、二次生成操作），以優化最終視覺成果；相對地，非專業創作者（N-AI+與 N-AI-）則可能較傾向接受初步生成結果，較少進行深度修改，反映出在創意外化與精緻化歷程中的操作差異。該假定之驗證依據觀察法與使用者經驗量表（UEQ）所收集之資料，透過行為觀察與主觀回饋進行交叉分析。

（一）觀察法分析

針對觀察法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之觀察結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據觀察資料，專熟組在驗證階段展現高度重視細節調整的特徵，整體生成滿意度約為 3.4 分，顯示即便投入大量提示詞優化，生成結果仍與原始設計構想存在落差。創作者善於逐層優化提示詞，強化光影、材質與姿態等關鍵要素，並持續修正語句與審視成果，展現對視覺一致性與敘事邏輯的嚴謹要求。整體而言，專熟組傾向透過多次微調與優化，縮短生成結果與創作預期之間的差距，體現其專業背景下對生成式 AI 成果的審慎態度。

2. 專生組（E-AI-）：根據觀察資料，專生組於驗證階段展現高度重視細節調整的行為模式，即便生成初期已具備基礎視覺效果，仍投入大量時間多次優化提示詞與圖像，單一修改次數超過 10 次，並輔以手繪草圖強化視覺引導，確保成果貼近原始設計構想。創作者對模型比例、結構與色彩層次有嚴格要求，必要時透過手工修正補強 AI 生成不足，最終成果評價達 4.8 分，體現其對視覺細節的高度敏感與精準控制，並持續進行跨平台優化與反覆驗證，以強化生成結果與心中構想的一致性。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組（N-AI+）：根據觀察資料，非熟組於驗證階段主要聚焦於整體視覺氛圍與角色辨識度，對光影層次或動態流暢度等細節瑕疵展現較高容忍度，整體生成滿意度達 4.5 分。調整策略上，多採用單一概念性補充，如「卡通風格」「清晰輪廓線」等簡單關鍵詞引導，較少進行細緻微調。素材生成與提示詞調整平均僅需 10 至 15 分鐘，經過一至兩輪修改即接受成果，顯示其傾向快速完成整體感受契合，並以效率導向與階段性檢視為主，較少反覆優化細節。

2. 非生組（N-AI-）：根據觀察資料，非生組在驗證階段以整體概念符合為主要標準進行操作，對紋理與色彩變化等細節展現高度容忍度，平均滿意度為 3.7 分。創作者多採單次大幅提示詞調整，迅速拉近生成結果與預期概念的距離，較少進行多輪或逐層微調。整體流程中，修改提示詞約耗時 3 至 7 分鐘，常使用如「像哥吉拉一樣」的直觀描述，專注角色外觀與場景氛圍。即使面對平台限制，創作者仍傾向靈活切換工具維持流程連續性，而非細緻打磨單一畫面，呈現效率導向與概念優先的操作模式。

最後，綜合上述觀察結果，A6 成立。觀察資料顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）於驗證階段展現顯著的細節微調行為。專熟組雖因受限於文字生成導致滿意度較低，但仍多次透過優化提示詞與逐層調整光影、材質及姿態，強化視覺一致性；專生組更進一步，單一修改次數超過 10 次，並輔以手繪草圖引導，顯示其對細節的高度敏感與精準掌控。相較之下，非專家組（N-AI+與 N-AI-）多採簡化策略。非熟組平均僅進行一至兩輪修改，即強調效率與整體氛圍的契合；非生組則以單次大幅提示詞調整為主，呈現較高細節容忍度與快速完成的傾向。整體而言，專家傾向反覆微調以縮短生成結果與設計構想的距離，非專家則偏好直接採用初步成果，兩者在外化過程中展現明顯差異。上述觀察驗證結果，如表 5-19 所示。

表 5-19 A6 觀察結果彙整

組別	細節微調行為	操作模式與滿意度	是否符合A6假定
專熟組 (E-AI+)	頻繁進行光影、材質、姿態的細節調整，多次優化提示詞，以貼合視覺一致性與敘事邏輯。	審慎且多階段修正，滿意度 3.4 分。	符合
專生組 (E-AI-)	高度注重細節修改，搭配手繪草圖，修改次數超過 10 次，強化視覺精準性與效果完整性。	精緻化且反覆驗證，滿意度 4.8 分。	符合
非熟組 (N-AI+)	修改次數少（僅 1-2 次），聚焦整體視覺氛圍與角色辨識度，對細節較寬容。	快速接受初步成果，滿意度 4.5 分。	符合
非生組 (N-AI-)	偏向單次大幅度調整，概念性描述為主，細節容忍度高，較少進行深入微調。	效率導向與概念優先，滿意度 3.7 分。	符合

資料來源：本研究彙整。

（二）使用者體驗量表（UEQ）分析

本研究根據 UEQ 量表所收集之資料，從六個子構面中擇選出最具代表性的四項指標，分別為「效率」（評估操作流程的順暢度與任務完成效能）、「清晰性」（反映創作者對 AI 工具功能的理解程度與操作直觀性）、「新穎性」（衡量工具對創作者的創新感與探索興趣）以及「刺激性」（評估工具激發的愉悅感與創造興奮度），作為主要比較依據。分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之分析結果如下：

1. 專熟組(E-AI+)：根據專熟組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=4.47)顯示能有效運用 AI 工具完成任務，「清晰性」與「刺激性」分別為 (Mean=4.19) 與 (Mean=4.47, IQR=3.50)，反映對互動體驗持正面態度。然而，「刺激性」的四分位距顯示組內對 AI 工具的興奮程度存在明顯差異，部分創作者因熟悉流程而降低新奇感，「新穎性」(Mean=3.69) 亦低於其他組別。整體而言，專熟組更重視操作效能與流程優化，對成果的精緻度與細節要求較高，在驗證階段傾向多次微調，以符合專業標準並確保品質。

2. 專生組(E-AI-)：根據專生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=4.93) 表現優異，顯示創作者普遍認為操作流暢且結果可靠。「清晰性」與「新穎性」

亦得分良好，分別為（Mean=4.75）與（Mean=4.57），反映使用者能充分理解 AI 工具並對其創新性持正面評價。然而，「刺激性」（Mean=3.68）相對較低，顯示對工具的新鮮感與探索興趣有限，可能因專注於任務完成與成果優化所致。整體而言，專生組不僅重視效率，也傾向在驗證階段進行細節調整，以符合專業品質要求。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之 UEQ 量表分析結果如下：

1. 非熟組(N-AI+)：根據非熟組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.79) 偏低，推測原因在於創作者缺乏影像創作專業背景，對模型選擇、視覺效果評估及多工具整合應用存在盲點，未能充分發揮操作經驗，導致流程中評估與調整不足。相對地，「刺激性」與「新穎性」分別為（Mean=4.68）與（Mean=4.46），顯示創作者對 AI 工具有高度探索興趣與新奇感，傾向直接接受生成結果以獲取創作樂趣，而較少投入時間於細節微調。「清晰性」（Mean=4.61）反映對工具的理解尚可，但不足以支持複雜的優化操作。

2. 非生組(N-AI-)：根據非生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.87) 顯示操作效能相對較低，反映創作者對 AI 工具的應用能力有限。「清晰性」（Mean=3.69）得分較低，表明使用者對工具功能理解不足，操作時較依賴系統預設流程。儘管如此，「新穎性」與「刺激性」分別為（Mean=4.17）與（Mean=4.06），顯示初次使用者仍抱持新鮮感與興趣，傾向直接採用生成結果以維持創作流程流暢，較少投入精力於細節微調。

最後，綜合上述 UEQ 分析結果，A6 成立。UEQ 數據顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）高度重視效率與專業品質，專熟組「效率」(Mean=4.47) 與「清晰性」（Mean=4.19），專生組「效率」(Mean=4.93) 與「清晰性」（Mean=4.75），反映兩組在使用 AI 工具時追求操作流暢與精準理解，傾向多次細節微調以符合專業標準。相較之下，非熟組與非生組雖然在「刺激性」與「新穎性」表現較高，顯示對 AI 工具的探索興趣與新奇感，但「效率」相對較低，且非生組「清晰性」（Mean=3.69）不足，操作多依賴預設流程，傾向直接採用生成結果而較少微調。由此可見，專家組與非專家組在驗證階段的操作行為確實存在明顯差異，支持該假定成立。上述 UEQ 量表驗證結果，如表 5-20 所示。

表 5-20 A6 UEQ 結果彙整

組別	UEQ核心指標摘要 (效率、清晰性、新穎性、 刺激性)	操作模式與滿意度	是否符合 A6假定
專熟組 (E-AI+)	4.47 / 4.19 / 3.69 / 4.47	高效率且操作清晰，專注於細節微調與視覺一致性，新穎性感受較低。	符合
專生組 (E-AI-)	4.93 / 4.75 / 4.57 / 3.68	操作流暢且工具理解充分，強調細節與成果優化，對任務完成高度專注。	符合
非熟組 (N-AI+)	3.79 / 4.61 / 4.46 / 4.68	操作效率較低，偏好探索工具的創新性與刺激感，較少進行細節微調。	符合
非生組 (N-AI-)	3.87 / 3.69 / 4.17 / 4.06	工具理解不足，依賴預設操作流程，偏好新鮮感與刺激感，快速接受生成結果。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A6 驗證結果歸納

研究結果顯示，A6 成立。觀察法顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）在驗證階段注重細節微調：專熟組持續優化提示詞，調整光影與材質，滿意度約 3.4；專生組修改超 10 次，輔以手繪草圖，滿意度達 4.8，展現精準掌控。非專家組（N-AI+與 N-AI-）則簡化操作：非熟組僅調整 1-2 次，聚焦於氛圍，滿意度 4.5；非生組採單次大幅調整，滿意度 3.7，細節容忍度高。

UEQ 分析進一步支持此差異。專家組「效率」與「清晰性」得分高，專熟組與專生組操作流暢、理解良好，支持多次細節微調。非專家組「新穎性」與「刺激性」高，顯示探索興趣，但「效率」與「清晰性」較低，尤其是非生組理解不足，依賴預設流程，傾向快速接受結果。

整體而言，專家組反覆微調以貼近原始設計構想，非專家組偏好快速完成與初步結果接受，驗證階段行為差異顯著，整體支持 A6 成立。上述 A6 假定結果總結表，如表 5-21 所示。

表 5-21 A6 驗證結果總結表

假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
專家對生成結果的細節微調次數多，非專家傾向直接採用生成結果	觀察		成立 專家組高效率與清晰性驅動反覆微調，非專家組在「新穎性」與「刺激性」得分高，反映傾向快速接受初步結果，行為差異顯著。
	專熟組反覆細緻調整光影、材質與姿態，嚴格追求視覺一致性；專生組修改次數高且精細，使用手繪草圖強化視覺成果。	非熟組僅進行少量概念性修改，注重整體氛圍；非生組採單次大幅調整，重效率與概念匹配，細節寬容度高。	
	UEQ		
	專熟組與專生組的「效率」與「清晰性」皆高，整體追求操作流暢性與細節精準度，重視成果品質。	非熟組與非生組雖具新穎性與刺激感，但「效率」與「清晰性」偏低，操作理解有限，傾向直接採用初步結果。	

資料來源：本研究彙整。



第七節 A7 之驗證結果與分析

一、A7 之驗證結果

根據 A7 的定義，即「靈感階段中，AI 工具熟悉者提示詞構思次數多，專家提示詞組合多樣性高」，本研究旨在探討不同創作者在創意激發階段的提示詞運用策略。

具體而言，此假定檢驗熟悉 AI 工具的創作者（E-AI+與 N-AI+）在靈感階段中，是否進行較多次的提示詞構思與調整操作，包括輸入、修改、重新設計，以及相關的思考與探索行為；同時也檢視具備影像創作專業背景的創作者（E-AI+與 E-AI-）是否展現出較高的提示詞組合多樣性，例如關鍵詞使用的豐富程度與結構組合的複雜性，反映其在概念重組歷程中的思維特徵。該假定的驗證依據觀察法與半結構式訪談所收集之資料，透過行為紀錄與語義分析進行交叉探討。

（一）AI 工具熟悉者提示詞構思次數

1. 觀察法分析：針對觀察法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）之觀察結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據觀察資料，專熟組在靈感階段展現出頻繁且遞進的提示詞設計行為，從初始設定、語句優化到多輪細化調整，平均進行三次以上修改，聚焦角色性格、視覺細節與敘事氛圍。觀察顯示，創作者透過 Grok 與 ChatGPT 優化提示詞，並採取「精細化文字」策略，強化 AI 理解與生成邊界。例如，角色「白悠」的描述由「*fantasy atmosphere*」細化為「*rounded shape*」、「*light and natural posture*」，提升視覺精緻度。整體而言，創作者在設計過程中持續思考與探索，確保提示詞精準對應預期效果，展現高度投入。

（2）非熟組（N-AI+）

根據觀察資料，非熟組於靈感階段呈現出中等頻率的提示詞調整行為，約 45 分鐘內完成 5 次修改，主要透過簡單關鍵詞補充如「卡通風格」「清晰輪廓線」等，快速引導生成結果符合預期風格。操作模式偏向「單項概念性補充」，強調畫面氛圍塑造與角色辨識度，根據即時回饋調整素材以維持視覺一致性。整體而

言，創作者採取效率導向策略，偏好直觀調整而非精細語句優化，展現熟悉 AI 操作但不依賴細節微調的使用習慣。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）之觀察結果如下：

（1）專生組（E-AI-）

根據觀察資料，專生組於靈感階段展現出高度投入的提示詞設計行為，雖初期欠缺 AI 工具經驗，但在明確視覺目標驅動下，進行大量時間的提示詞優化。觀察顯示，創作者多次調整幾何感、低多邊形風格與色彩層次，並輔以手繪草圖強化控制效果。期間積極探索提示詞組合與生成結果，採取「調整型探索」模式，透過跨平台測試與多輪優化，持續提升圖像品質與視覺一致性，展現對提示詞設計的高度重視與積極參與。

（2）非生組（N-AI-）

根據觀察資料，非生組於靈感階段的提示詞設計較為有限，觀察期間以「恐龍角色」為例，僅進行約 2 次修改，透過如「像哥吉拉一樣」的單次大幅補充快速接近理想畫面。操作模式偏好簡單直觀描述，強調效率與概念滿足，較少涉及紋理或光影等細節優化。創作者對生成結果展現高容忍度，重視整體輪廓與氛圍契合，形成低頻率且高容錯的簡化策略。

最後，綜合上述觀察結果，A7 在「AI 工具熟悉者提示詞構思次數多」的假定部分成立。觀察資料顯示，專熟組於靈感階段平均進行 3 次以上提示詞修改，採多輪優化與精細化語句策略，顯示高度投入與頻繁構思；非熟組則約 45 分鐘內完成 5 次修改，雖操作偏向概念性補充與直觀調整，但構思次數仍高於部分非熟悉組。相比之下，專生組雖初期不熟悉 AI 操作，仍投入大量時間優化提示詞，透過手繪草圖輔助並進行多輪探索，構思次數並不低，甚至呈現積極參與特徵；而非生組僅約 2 次修改，操作簡化且頻率明顯偏低。綜合而言，AI 工具熟悉組整體構思次數多於非熟悉組，惟專生組的積極優化行為使假定無法完全成立，呈現部分支持。上述觀察驗證結果，如表 5-22 所示。

表 5-22 A7 觀察結果彙整

組別	提示詞構思行為	頻率次數	是否符合 A7 假定
專熟組 (E-AI+)	透過多輪精細化修辭，聚焦角色特性、視覺細節與敘事氛圍。	平均 3 次以上	符合
非熟組 (N-AI+)	偏重直觀且概念性的單詞補充，快速達成風格目標，少量但持續調整。	平均 5 次 (45 分鐘內)	符合
專生組 (E-AI-)	透過密集且反覆的提示詞調整，輔以手繪草圖與跨平台測試，以追求視覺表現的高度精確。雖構思頻次較高，實則反映對 AI 工具操作的不熟悉，而非源於創作需求所致的高頻構思。	超過 10 次	不符合
非生組 (N-AI-)	簡單描述，單次大幅度概念調整，較少細節處理，注重效率。	平均 2 次	符合

資料來源：本研究彙整。

2. 訪談分析：針對訪談法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整 AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）之訪談結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據訪談資料，專熟組於靈感階段展現頻繁且多層次的提示詞設計行為，靈活運用 ChatGPT 擬定初步關鍵詞，結合圖像生成平台與 Grok 多輪測試優化生成效果。創作者針對構圖、光影與角色氛圍進行細緻調整，並不斷檢視生成結果，優化語句精度與元素組合，使提示詞精準對應預期風格與敘事目標。整體而言，專熟組展現高度主動性與策略性，持續深化提示詞構思流程。

（2）非熟組（N-AI+）

根據訪談資料，非熟組創作者雖具 AI 操作經驗，但偏重靈感激發與視覺實驗，提示詞設計多採靈活即興模式，較少追求高頻精細調整。如創作者所言：「丟幾個詞進去，看看它給我什麼」，反映其接受生成結果的偶發性變化。另一位提到：「我會加一些形容詞或調一下參數，隨便試試看能不能酷一點」，顯示適度調整探索風格但不強調多輪修改。整體而言，非熟組操作呈「適度嘗試→接受結果→靈活運用」特徵，重視靈感觸發並高度包容生成不確定性。

接著，彙整非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）之訪談結果如下：

（1）專生組（E-AI-）

根據訪談資料，專生組雖不熟悉 AI 工具，但在靈感階段積極構思與優化提示詞，透過反覆調整語句與參數逐步貼近理想風格。如創作者所言：「需多次實驗後，才理解如何與 AI 有效溝通。」顯示其投入大量試探與修正，建立有效溝通語言。整體而言，專生組雖經歷較多試錯與摸索，仍積極進行多輪優化以實現創作意圖。

（2）非生組（N-AI-）

根據訪談資料，非生組因缺乏 AI 工具經驗，提示詞構思與設計相對有限，多以基礎操作與反覆試錯為主。如創作者所言：「要先試很多次，才知道怎麼說 AI 才聽得懂」，反映對語義表達不熟悉。另一位提到：「生成失敗幾次後，當天就不能再用了」，顯示每日生成次數受限，進一步壓縮修改頻率。整體而言，非生組雖逐步學習描述需求以配合 AI 邏輯，但受限於操作不熟悉與平台限制，提示詞構思呈現低頻且初階特徵。

最後，綜合上述訪談結果，A7 在「AI 工具熟悉者提示詞構思次數多」的假定部分成立。訪談資料顯示，專熟組在靈感階段展現頻繁且多層次的提示詞構思行為，靈活運用多種工具與多輪測試，針對構圖、光影及角色氛圍持續優化，顯示高度主動性與策略性，明顯高於非熟悉組；然而，非熟組雖具備 AI 操作經驗，操作模式偏向靈感觸發與即興試探，僅適度調整提示詞以探索風格變化，並未呈現多輪高頻構思，反映對生成結果的高度包容性。

相較之下，專生組雖不熟悉 AI 工具，仍投入多次試探與語句調整，努力貼近理想風格；非生組則受限於操作不熟悉與平台限制，提示詞構思頻率明顯偏低。整體而言，專熟組符合假定所述頻繁構思特徵，但非熟組與部分非熟悉者間的差異不如預期明顯，因此推論 A7 僅部分成立。上述訪談驗證結果，如表 5-23 所示。

表 5-23 A7 訪談結果彙整

組別	提示詞構思行為	是否符合A7假定
專熟組 (E-AI+)	高頻率、多階段且精細化構思，透過 ChatGPT 與圖像平台反覆測試與調整。	符合
非熟組 (N-AI+)	適度試探且即興性操作為主，偏向隨機且靈感導向，少有深度反覆調整。	部分符合

專生組 (E-AI-)	高度投入且反覆試錯與調整，積極探索並嘗試多次語句設計。	不符合
非生組 (N-AI-)	基本試錯且頻率較低，受限於經驗與平台限制，構思簡單且有限。	符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 專家提示詞組合性

1. 觀察法分析：針對觀察法所收集之資料，分別整理 AI 工具熟悉組與非熟悉組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之觀察結果如下：

(1) 專熟組（E-AI+）

根據觀察資料，專熟組於提示詞設計階段展現高度複雜與精細操作，初期即運用多層次關鍵詞描繪角色特徵與敘事氛圍，如「*fantasy atmosphere*」、「*cute style*」、「*gray semi-transparent material*」、「*subtle light and shadow layering*」等，強化視覺層次與形象。調整過程中，創作者持續細化語句並多次微調，靈活運用 AI 工具優化提示詞，提升生成準確性與一致性。整體而言，專熟組強調語句精緻度與組合策略，展現對視覺語言與敘事目標的細膩掌控與邏輯思維。

(2) 專生組（E-AI-）

根據觀察資料，專生組雖缺乏 AI 工具經驗，但在提示詞設計上展現高度複雜性，初期即設定如「幾何鶴鳥」「低多邊形風格」「柔和色彩」等明確關鍵詞，並投入約 4 小時進行超過 10 次以上的優化。為縮小生成結果與預期落差，創作者結合手繪草圖輔助設計，並跨平台測試提升生成品質。整體而言，專生組積極追求提示詞多樣性與細節豐富度，運用輔助素材與多平台策略強化視覺控制，展現對複雜提示詞設計的高度重視與細緻操作。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

(1) 非熟組（N-AI+）

根據觀察資料，非熟組在提示詞設計上採用「簡單組合」與「元素補充」策略進行設計，以「藍髮少女」、「狐狸尾巴」、「制服風格」等核心元素為基礎，輔以「卡通風格」、「清晰輪廓線」等概念強化畫面效果。整體修改約 5 次，每次約 3 至 5 分鐘，偏向添加式調整畫面氛圍，較少涉及多層次或細節描述。創作

者操作重心在於快速捕捉整體視覺感受與風格辨識，優先達成「接近感覺」的效果，而非追求提示詞複雜性。

(2) 非生組 (N-AI-)

根據觀察資料，非生組在提示詞設計上呈現簡化與直觀特徵的行為，多以「像哥吉拉一樣」「頒獎舞台」等概念性描述快速接近預期畫面，較少採用多輪或多層次調整。整體修改約 2 次，平均耗時 15 分鐘，主要聚焦角色外觀與場景設定，對紋理與色彩等細節著墨較少。操作策略偏向一次性大幅調整，強調流程效率與概念性滿足，展現高容錯率與效率導向的使用習慣。

最後，綜合上述觀察結果，A7 在「專家提示詞組合性高」的假定成立。觀察資料顯示，專熟組於提示詞設計階段運用多層次關鍵詞組合，結合角色特徵與敘事氛圍，如「*fantasy atmosphere*」、「*subtle light and shadow layering*」等，並持續進行語句優化與多次微調，展現高度複雜與邏輯性的組合策略；專生組則雖然欠缺 AI 工具經驗，仍設定如「幾何鶴鳥」、「柔和色彩」等明確多樣化關鍵詞，並輔以手繪草圖與跨平台測試，進行超過 10 次以上優化，顯示其對提示詞多樣性有高度重視。

相較之下，非熟組與非生組多以單層概念性描述為主，操作偏向簡單組合與快速捕捉整體視覺感受，較少涉及多層次或細緻關鍵詞設計。綜合而言，專家無論在關鍵詞數量、層次豐富度或組合策略上均優於非專家，支持假定成立。上述觀察驗證結果，如表 5-24 所示。

表 5-24 A7 觀察結果彙整

組別	提示詞設計行為與多樣性特徵	是否符合A7假定
專熟組 (E-AI+)	使用多層次且精細化的關鍵詞(如「 <i>fantasy atmosphere</i> 」、「 <i>subtle light</i> 」)，強調視覺細節與邏輯結構。	符合
專生組 (E-AI-)	使用多元且明確的關鍵詞(如「幾何鶴鳥」、「柔和色彩」)，並透過草圖輔助與跨平台測試提升精準性。	符合
非熟組 (N-AI+)	採用簡單且直觀的元素補充(如「藍髮少女」、「卡通風格」)，層次單一，較少深入細節調整。	符合
非生組 (N-AI-)	簡單直觀的單層次概念描述(如「像哥吉拉一樣」)，強調快速有效達成概念目標，組合結構單一。	符合

資料來源：本研究彙整。

2. 訪談分析：針對訪談法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之訪談結果如下：

（1）專熟組（E-AI+）

根據訪談資料，專熟組在提示詞設計上展現高度複雜性，普遍採多層次組合策略並靈活運用多種描述強化視覺風格與敘事邏輯。創作者先透過 ChatGPT 生成關鍵詞，結合圖像平台多輪測試並優化語句結構，如「神社」、「小巷子」、「魔幻寫實」等詞彙交織強化畫面氛圍。另針對角色細節如「藍色系」、「陰沉神情」、「角色視覺連結」進行精準設定，並透過不同工具交互微調，提升提示詞對 AI 生成效果的引導性與精確度，整體設計展現高度邏輯性與組合多樣性。

（2）專生組（E-AI-）

根據訪談資料，專生組創作者雖不熟悉 AI 工具，但積極探索多種關鍵詞組合與語句優化，逐步貼近自身風格與敘事需求。如創作者所言：「講超久才終於生成這個角色風格」、「試過很多方法才終於調出這個效果」，顯示其高度重視視覺表現。操作中亦結合參考圖像輔助提示詞設計，透過圖像與文字雙重引導提升生成精度。整體而言，專生組展現多樣化組合嘗試與持續優化的操作特徵。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之訪談結果如下：

（1）非熟組（N-AI+）

根據訪談資料，非熟組偏好單層次概念操作，通常以直觀單詞輸入並透過試錯與即時回饋調整生成結果。如創作者所言：「直接用丟幾個單詞進去，像『霓虹廢墟』『森林光點』」遇到不理想結果時，多採快速追加或修改關鍵詞，如「移除人物，添加霧氣」，顯示對 AI 生成邏輯有基本掌握但較少深度優化。整體而言，非熟組強調靈感激發與生成趣味性，對偶發性結果保持高度接受與靈活應對。

（2）非生組（N-AI-）

根據訪談資料，非生組多依賴 AI 預設流程，在提示詞撰寫與語義控制方面仍存在明顯學習曲線，特別是在資源限制下操作壓力更為凸顯，創作者表示：「生成結果其實很常失敗」。操作過程中，創作者較少進行詞彙優化或風格擴展，創作策略多半依循系統自帶的生成邏輯，並對既定選項保持開放態度。整體而言，

非生組提示詞設計傾向探索性使用，缺乏系統性構思與複雜度的提升。

最後，綜合上述訪談結果，A7 在「專家提示詞組合性高」的假定成立。訪談資料顯示，專家組（E-AI+與 E-AI-）在提示詞設計上普遍展現高複雜度與多樣性。專熟組不僅靈活運用 ChatGPT 生成多層次關鍵詞，並結合圖像平台進行多輪優化，針對構圖、光影與角色細節如「藍色系」「陰沉神情」等進行精準設定，且透過多工具交互微調，強化提示詞對生成效果的引導力與精確性。專生組雖不熟悉 AI 工具，仍積極嘗試多樣化組合並持續優化語句，並結合參考圖像輔助提示詞設計，提升生成結果的契合度。

相較之下，非專家組（N-AI+與 N-AI-）多偏向單層次、直觀式輸入，僅依賴基礎試錯與即時回饋，非熟組操作重視靈感激發但少有深度優化，非生組則主要依賴系統預設流程，缺乏系統性構思與多樣性提升。整體而言，專家在提示詞設計的組合多樣性與結構複雜度方面明顯優於非專家，支持 A7 成立。上述訪談驗證結果，如表 5-25 所示。

表 5-25 A7 訪談結果彙整

組別	提示詞組合多樣性特徵	是否符合A7假定
專熟組 (E-AI+)	運用多工具進行多層次關鍵詞設計與多次微調，精細化描述視覺元素（如「神社」、「魔幻寫實」、「藍色系」等）。	符合
專生組 (E-AI-)	積極探索多樣化關鍵詞組合，搭配圖像參考進行反覆調整，提升提示詞精準度與視覺效果。	符合
非熟組 (N-AI+)	偏向單層次的簡單輸入，僅做即興性試探與調整，較少系統性構思與細節處理。	符合
非生組 (N-AI-)	依賴系統預設，提示詞構成簡單且缺乏深入探索，受經驗與平台限制影響。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A7 驗證結果歸納

研究結果顯示，A7 部分成立。首先，在「AI 工具熟悉者提示詞構思次數多」部分，觀察法與訪談資料均指出專熟組在靈感階段平均進行 3 次以上提示詞修改，操作上展現多輪優化與精細化語句策略，非熟組雖主要以概念性補充和直觀式調整為主，但在觀察期間內約 45 分鐘內完成約五次提示詞修改，整體構思次數仍高於非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）。然而，專生組雖不熟悉 AI 工具，

亦投入大量時間優化提示詞並輔以手繪草圖，呈現積極試探與多輪構思，導致與 AI 工具熟悉組之間的差異不如預期明顯。

其次，在「專家提示詞組合多樣性高」部分，觀察與訪談資料一致指出，專家組（E-AI+與 E-AI-）普遍採多層次關鍵詞組合策略，靈活結合構圖、光影、角色細節進行優化，並運用多工具與輔助素材強化視覺效果與敘事邏輯，顯示關鍵詞數量與組合複雜度明顯優於非專家組（N-AI+與 N-AI-），支持假定成立。整體而言，A7 假定中關於專家提示詞組合多樣性部分成立，AI 工具熟悉者構思次數則因專生組表現積極而僅呈部分支持。上述 A7 假定結果總結表，如 5-26 所示。

表 5-26 A7 驗證結果總結表

假定內容	AI工具熟悉組表現 (E-AI+ / N-AI+)	非AI工具熟悉組表現 (E-AI- / N-AI-)	綜合判斷與理由
AI工具熟悉者提示詞 構思次數多	觀察		部分成立 AI 工具熟悉組構思次數普遍較多，但專生組表現積極，使熟悉與不熟悉者差異不如預期明顯。
	專熟組頻繁構思且精細化，非熟組適度次數但偏直觀與即興性調整。	專生組構思次數極高且積極投入，非生組構思次數低且簡化操作。	
	訪談		
	專熟組高度頻繁且策略性設計，非熟組則較少高頻率調整，多即興性試探。	專生組積極試探多次調整，非生組低頻率且簡單化操作。	
假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
專家提示詞組合多樣性高	觀察		成立 專家組採多層次關鍵詞設計，結合構圖與細節優化，組合複雜度明顯優於非專家組，支持假定成立。
	專熟組與專生組均使用多層次、多樣化的關鍵詞與細節描述。	非熟組與非生組提示詞結構簡單，較少深入或複雜調整。	
	訪談		
	專家組多樣化且深入設計提示詞，結合多平台與參考圖像，持續進行反覆優化。	非專家組簡化操作，較少深度探索與複雜語義設計。	

資料來源：本研究彙整。

第八節 A8 之驗證結果與分析

一、A8 之驗證結果

根據 A8 的定義，即「非專家對 AI 降低創作門檻的感知強度高於專家，對技術支持的正面評價亦更為明顯」，本研究旨在探討不同創作者背景對 AI 工具輔助效果的主觀感受差異。

具體而言，此假定檢驗非專業創作者（N-AI+ 與 N-AI-）在使用生成式 AI 工具後，是否更明確感受到創作門檻降低（如「AI 工具讓我更容易完成創作」等認知回饋），並較頻繁表達對 AI 技術支持的正向態度；相對地，專業創作者（E-AI+ 與 E-AI-）可能因既有操作經驗，對 AI 工具的評價相對保留。此假定的驗證依據科技接受模型（TAM）、使用者經驗量表（UEQ）與半結構式訪談所收集之資料，透過主觀回饋與質性敘述進行交叉分析。

（一）科技接受模型量表（TAM）分析

針對 TAM 量表所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之分析結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據專熟組在 TAM 量表的分析，專熟組在「認知有用性」表現最佳（Mean=3.46，IQR=0.92），高度認同 AI 工具對專業創作的輔助效益。然而，「認知易用性」（Mean=3.14）與「行為意願」（Mean=3.13，IQR=1.63）相對較低，顯示採用意願存在個體差異。此差異可能來自對 AI 技術理解充分，但在專業流程整合上仍有考量。整體而言，專熟組肯定 AI 技術支持，但對其是否真正降低創作門檻仍持審慎態度。

2. 專生組（E-AI-）：根據專生組在 TAM 量表的分析，專生組在「認知易用性」（Mean=3.24）與「行為意願」（Mean=3.25）均略高於專熟組，且評價集中，顯示普遍認同 AI 工具的操作便利性。然而，「認知有用性」（Mean=3.14）相對較低，反映其因操作經驗不足，對 AI 實際效益持保守態度，需更多實踐驗證。整體而言，專生組肯定工具便捷性，但對 AI 是否能有效降低創作門檻仍持審慎態度，技術支持的滿意度亦未呈現明顯優勢。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組 (N-AI+)：根據非熟組在 TAM 量表的分析，非熟組在「認知有用性」(Mean=3.24) 與「認知易用性」(Mean=3.26) 上與專生組接近，顯示對 AI 工具提升效率與操作便利性持正面評價。然而，「行為意願」(Mean=2.75) 明顯偏低，反映雖具基本操作經驗，但因缺乏影像創作專業背景，對 AI 在該領域的長期應用價值仍有保留。「認知易用性」四分位距偏高，顯示操作體驗感受存在差異。整體而言，非熟組對 AI 降低創作門檻持中等偏正評價，但技術支持滿意度與使用意願尚未充分提升。

2. 非生組 (N-AI-)：根據非生組在 TAM 量表的分析，非生組在「認知有用性」(Mean=2.92, IQR=1.17) 與「認知易用性」(Mean=3.01) 上皆為四組中最低，且「認知有用性」四分位距較高，反映對 AI 效益理解存在明顯差異。儘管如此，「行為意願」(Mean=3.23) 接近專生組，顯示其雖評價不高，仍因新奇性或外部因素保持一定使用意願。整體而言，非生組對 AI 降低創作門檻與技術支持的滿意度尚不突出，操作中呈現探索性嘗試與期待效益落差。

最後，綜合上述 TAM 分析結果，A8 部分成立。TAM 數據顯示，專熟組在「認知有用性」(Mean=3.46) 上取得最高分，顯示其認同 AI 對專業創作的支持，但「認知易用性」與「行為意願」相對偏低，反映專家在操作體驗與應用意圖上仍持審慎態度。非專家組則明顯感受到操作門檻降低，非熟組「認知易用性」(Mean=3.26)，顯示其對操作便利性有正面評價，特別是在基礎創作如動畫生成中獲得技術支持的良好體驗。

然而，可能因非專家對 AI 工具如何有效銜接專業流程仍感不確定，非熟組「行為意願」僅 (Mean=2.75)，反映其對 AI 長期應用價值或有疑慮。整體而言，非專家組在操作與創作層面體驗到門檻降低，且對技術輔助有一定正面評價，但因專業連結不足，使用意願未能全面優於專家組，假定僅部分成立。上述 TAM 量表驗證結果，如表 5-27 所示。

表 5-27 A8 TAM 結果彙整

組別	創作門檻降低感知 (認知易用性)	技術支持正面評價 (認知有用性)	是否符合A8假定
專熟組 (E-AI+)	3.14	3.46	不符合
專生組	3.24	3.14	不符合

(E-AI-)			
非熟組 (N-AI+)	3.26	3.24	部分符合
非生組 (N-AI-)	3.01	2.92	不符合

資料來源：本研究彙整。

(二) 使用者體驗量表 (UEQ) 分析

本研究依據 UEQ 量表收集之資料，從六項子構面中擇選出四項最具代表性的指標，分別為「效率」（衡量 AI 降低技術門檻的成效）、「清晰性」（評估介面易讀性與學習負荷，以判斷操作步驟是否簡化）、「依賴性」（測量工具的可靠性與可預測性）以及「吸引力」（評估創作者對技術支援的整體正向態度），作為主要比較依據。分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組(E-AI+ 與 E-AI-) 之分析結果如下：

1. 專熟組 (E-AI+)：根據專熟組在 UEQ 量表的分析，專熟組在「效率」(Mean=4.47) 與「清晰性」(Mean=4.19) 表現良好，顯示操作流暢且對 AI 工具的介面理解度高，肯定 AI 在降低創作門檻的實用性。「依賴性」(Mean=3.98) 得分較低，顯示對工具可靠性的信任度稍顯保守。「吸引力」(Mean=4.48) 表現尚可，反映對技術支持的正面態度。整體而言，專熟組重視 AI 的實用功能與操作效率，對技術支持的認可穩定，但對門檻降低的感知較為中性。

2. 專生組 (E-AI-)：根據專生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=4.93) 與「清晰性」(Mean=4.75) 表現突出，顯示對 AI 工具的操作流暢度與介面理解高度肯定，積極認知其降低創作門檻的效果。「依賴性」(Mean=4.29) 得分良好，反映對工具可靠性的信任。「吸引力」(Mean=4.45) 表現中等，顯示對技術支持的正面態度穩定。整體而言，專生組對 AI 工具的實用性與技術支持評價積極，對門檻降低的感知尤為顯著。

接著，彙整非專家組 (N-AI+與 N-AI-) 之觀察結果如下：

1. 非熟組 (N-AI+)：根據非熟組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.79) 得分最低，顯示因缺乏影像創作專業背景，操作中仍面臨挑戰，難以有效銜接 AI 工具。「清晰性」(Mean=4.61) 表現較佳，顯示對介面的理解度相對較高，但仍

不足以完全降低創作門檻。「依賴性」(Mean=3.98)與「吸引力」(Mean=3.50)得分中等，顯示對工具的可靠性與技術支持的信任有限。整體而言，非熟組對創作門檻降低的感知較弱，但對技術支持持一定積極態度。

2. 非生組(N-AI-)：根據非生組在 UEQ 量表的分析，「效率」(Mean=3.87)與「清晰性」(Mean=3.69)得分偏低，顯示對 AI 工具的操作流暢度與認知有限，影響對創作門檻降低的感知。「依賴性」(Mean=4.29)與「吸引力」(Mean=4.27)表現良好，顯示對工具的可靠性與技術支持保持正面態度。整體而言，非生組對技術支持持正面期待，但對門檻降低的感知不足。

最後，綜合上述 UEQ 分析結果，A8 部分不成立。UEQ 數據顯示，專家組因具備影像創作背景，能有效運用 AI 工具，表現出較強的門檻降低感知，尤以專生組在「效率」與「清晰性」得分最高，顯示對 AI 輔助創作的操作流暢性與理解度高度肯定；專熟組亦表現良好，對技術支持的態度穩定。相較之下，非專家組在「效率」與「清晰性」得分偏低，反映因缺乏專業背景，操作挑戰導致門檻降低感知較弱。

在技術支持方面，非專家組的「吸引力」與「依賴性」得分未超越專家組，顯示其正面評價不如專家組穩定。因此，A8 假定的兩個部分均不成立：非專家對門檻降低的感知低於專家，對技術支持的正面評價亦不明顯。上述 UEQ 量表驗證結果，如表 5-28 所示。

表 5-28 A8 UEQ 結果彙整

組別	UEQ核心指標摘要 (效率、清晰性、依賴性、吸引力)	AI降低創作門檻與對技術支援的主觀感知	是否符合A8假定
專熟組 (E-AI+)	4.47 / 4.19 / 3.98 / 4.48	肯定工具實用性與效率，但門檻降低感受中性。	部分符合
專生組 (E-AI-)	4.93 / 4.75 / 4.29 / 4.45	積極認知門檻降低效果，技術支援評價良好。	不符合
非熟組 (N-AI+)	3.79 / 4.61 / 3.98 / 3.50	操作困難存在，但對技術支持具一定積極態度。	部分符合
非生組 (N-AI-)	3.87 / 3.69 / 4.29 / 4.27	對門檻降低認知有限，但對技術支援持正向期待。	部分符合

資料來源：本研究彙整。

（三）訪談分析

針對訪談法所收集之資料，分別整理專家組與非專家組的行為表現，首先彙整專家組（E-AI+與 E-AI-）之訪談結果如下：

1. 專熟組（E-AI+）：根據訪談資料，專熟組普遍將 AI 視為強化流程與視覺敘事的輔助工具，展現高度主導性與結構化操作。如創作者所言：「先讓 AI 生成草圖，再調整構圖和光影，抓出我要的平衡」，並強調 AI 整合元素與激發靈感的作用。不過，對於生成準確度與語義理解仍要求嚴格，面對限制多採「AI 輔助＋人工調整」策略，結合多平台與手動優化，確保作品品質與創作目標一致。

2. 專生組（E-AI-）：根據訪談資料，專生組普遍視 AI 為深化視覺風格與提升效率的輔助工具，強調其即時回饋有助於具象化構想與驗證設計。如創作者所言：「AI 讓我更注意畫面比例，不會像以前那樣只是靠感覺構圖」，另一位則透過反覆調整提示詞接近理想風格。儘管仍遇語義與構圖挑戰，創作者持續採取試錯與補強策略，並期待 AI 優化指令控制。整體而言，專生組雖重視專業標準，仍積極肯定 AI 在提升效率與視覺驗證上的支持功能。

接著，彙整非專家組（N-AI+與 N-AI-）之觀察結果如下：

1. 非熟組（N-AI+）：根據訪談資料，非熟組認為 AI 有效降低創作門檻，樂於透過試錯與即時回饋探索多元風格。如創作者所言：「反正丟幾個詞進去，看看它給我什麼」，展現對生成結果的開放態度。即使結果不符初衷，他們仍靈活轉化素材，如：「有時候跑出來的東西不是我要的，但反而讓我想到另一個故事。」整體而言，非熟組以高度彈性與實驗性操作 AI，積極肯定其靈感觸發與低門檻優勢。

2. 非生組（N-AI-）：根據訪談資料，非生組創作者普遍肯定 AI 作為補充素材與激發靈感的輔助工具之價值，如：「之前做不出恐龍動畫，有 AI 就能做到了」，顯示 AI 有效降低技術門檻。操作上，他們認為介面簡單易用，即使缺乏專業技能也能上手。不過，AI 在風格一致性與語義理解上仍有限，如：「AI 生成的畫面只有五秒，下個畫面又換風格，很難接起來。」整體而言，非生組積極整合 AI 支援創作流程，採用「動畫交給 AI 做，節奏我們控制」的合作模式，強調其提升效率與靈感觸發的價值。

最後，綜合上述訪談結果，A8 成立。訪談資料顯示，非專家組（N-AI+與 N-AI-）普遍認為 AI 有效降低創作門檻，非熟組創作者強調 AI 能透過試錯與即時回饋輔助探索，展現開放態度並靈活轉化生成結果，認為 AI 啟發了新的敘事方向。非生組亦明確指出 AI 能補足技術不足，並認為操作簡單，即使缺乏專業技能也能順利使用。相較之下，專家組（E-AI+與 E-AI-）雖肯定 AI 作為輔助工具的效率與靈感激發作用，但對生成準確度與語義理解仍有較高要求，多採「AI 輔助＋人工調整」模式，顯示其對技術支持的依賴度與正面評價相對有限。整體而言，非專家組對 AI 降低創作門檻的感知更為強烈，且更頻繁表達對技術支持的正面肯定，支持 A8 假定。上述訪談驗證結果，如表 5-29 所示。

表 5-29 A8 訪談結果彙整

組別	訪談重點與門檻感知整合說明	是否符合A8假定
專熟組 (E-AI+)	高度主導且結構化操作，以「AI＋人工」確保品質；雖肯定靈感與效率，但對「降低門檻」體感弱，技術支援評價較保留。	部分符合
專生組 (E-AI-)	依賴 AI 即時回饋驗證構圖與風格，效率提升明顯；仍以專業標準檢視，對門檻降低感知中低，正面評價有限。	部分符合
非熟組 (N-AI+)	指出 AI 大幅降低技術門檻，透過試錯與回饋彈性探索多元風格；靈感觸發與技術支援評價皆高。	符合
非生組 (N-AI-)	認為 AI 讓零基礎者亦能創作，介面易上手；高度肯定門檻下降與效率提升，對技術支援持強烈正面態度。	符合

資料來源：本研究彙整。

二、A8 驗證結果歸納

研究結果顯示，A8 部分成立。綜合 TAM、UEQ 量表與訪談資料，非專家組（N-AI+與 N-AI-）普遍感受到 AI 降低創作門檻，尤其非熟組在操作過程中透過試錯與即時回饋靈活調整，非生組則顯示 AI 有效補足技能缺口，並激發新的敘事方向。

然而，量表數據顯示，非專家組在「效率」與「認知有用性」指標低於專家組，反映操作中存在理解與應用挑戰，特別是對 AI 工具如何銜接專業流程的疑慮。TAM 數據顯示非熟組「認知易用性」較高，但「行為意願」偏低，顯示對 AI 長期應用價值的保留態度。UEQ 數據顯示非專家組在「效率」與「清晰性」

得分偏低，門檻降低感知不如專家組強烈。相較之下，專家組操作流暢，對 AI 輔助效果持穩定正面態度，但因對生成精度與語義理解要求較高，多採取「AI 輔助＋人工調整」模式，對技術支持的依賴度受專業標準制約。專家組在 UEQ 的「效率」與「清晰性」表現優於非專家組，顯示更強的門檻降低感知。

整體而言，非專家組在訪談中對 AI 降低創作門檻與技術支持的感知較強烈，但在 TAM「行為意願」偏低，UEQ「效率」與「清晰性」不如專家組，A8 在訪談部分成立，TAM 部分成立，UEQ 不成立。上述 A8 假定結果總結表，如表 5-30 所示。

表 5-30 A8 驗證結果總結表

假定內容	專家組表現 (E-AI+ / E-AI-)	非專家組表現 (N-AI+ / N-AI-)	綜合判斷與理由
非專家對AI降低創作門檻的感知強度高於專家	TAM		部分成立 訪談顯示非專家對門檻降低感知最強，但TAM「行為意願」偏低，UEQ「效率」與「清晰性」不及專家組，假定僅在訪談部分成立。
	「認知有用性」最高，「認知易用性」與「行為意願」略低但穩定。	「認知有用性」與「認知易用性」偏低，非生組落差最明顯。	
	UEQ		
	「效率」與「清晰性」構面得分高，操作流暢、介面易懂。	「效率」構面得分偏低，操作挑戰仍在。	
	訪談		
	肯定AI帶來效率與靈感，因追求精度而採「AI 輔助＋人工微調」。	認為AI補足技能並激發靈感，但對接軌專業流程仍有顧慮。	
非專家對技術支持的正面評價更為明顯	TAM		部分成立 訪談顯示非專家對技術支持態度積極，TAM「認知易用性」較高，但「認知有用性」低於專家組，UEQ「吸引力」未超越專家組，假定僅在訪談部分成立。
	對AI技術支持態度正面但審慎。	非熟組與非生組樂於嘗試技術，但「認知有用性」偏低。	
	UEQ		
	「吸引力」構面得分穩定，未特別突出。	「吸引力」構面得分偏低，未超越專家組，正面評價不如專家穩定。	
	訪談		
	重視效率與精準性，	多次強調AI激發靈感	

對技術支持評價正向。	與探索潛力。

資料來源：本研究彙整。



第九節 整體假定驗證結果彙整

本研究結果顯示，三項完全成立的假定（A1、A3、A6）指出創作者的专业背景在數位影像創作過程中具有明顯影響，尤其是在目標設定、技術操作與細節驗證階段。專業創作者展現較高的結構掌控與流程調整能力，支持了本研究在人機互動上對創作階段差異、想像力互動模式及使用者操作反饋等議題的探討。

另外五項部分成立的假定（A2、A4、A5、A7、A8）則顯示創作者的专业程度與 AI 工具熟悉度對工具使用行為具有明顯的調節效果。儘管生成式 AI 工具在支援創作上具備一定潛力，但其實際應用效果仍取決於創作者的操作習慣、認知理解與實務經驗，導致實際群體差異未如預期完全顯現。

整體而言，本研究指出生成式 AI 工具在創作歷程中的角色並非簡單線性的輔助，而是一個涉及使用者特徵、操作策略及創作階段的多重交互系統。只有綜合考量上述因素，方能完整理解 AI 工具在人機協作創作中的實際運作邏輯與限制。以上結果彙整詳如表 5-31 與 5-32 所示。

表 5-31 A1-A8 假定驗證結果比較

編號	假定內容	成立情況	成立部分	未成立部分
A1	準備階段中，專家在覺察更多時間設定目標與參數，非專家傾向依賴 AI 預設選項	成立	專家組（E-AI+與 E-AI-）多次優化提示詞與整體目標，強調敘事與邏輯一致性；非專家組（N-AI+與 N-AI-）多採預設選項，缺乏深入調整。	無
A2	醞釀階段中，AI 工具熟悉者能夠透過較短時間提出非熟悉者修改次數較少	部分成立	非熟組與非生組以單次快速修改為主，展現高效率；專熟組修改次數較少，但每次修改耗時長，追求品質細節。	專生組修改次數多且耗時較長，未符合假定。
A3	專家在操作上的技術性優於非專家，創意性兩者則無顯著差異	成立	專家組（E-AI+與 E-AI-）在操作技術與作品完整性上明顯優於非專家，顯示高效工具應用與結構控制能力；非專家組（N-AI+與 N-AI-）透過	無

			素材靈活混搭表現創意，與專家無顯著差異。	
A4	AI 工具熟悉者提示調整次數多，專家調整精準度高	部分成立	AI 工具熟悉組(E-AI+與 N-AI+)調整次數多，專熟組策略明確且精準；專生組透過手繪與多平台操作，仍具一定精確性。	專生組因不熟 AI 導致試錯冗長且精確度低；非專家組(N-AI+與 N-AI-)整體精確度較低，非熟組以靈感驅動，容忍偏差；非生組因操作不熟，控制力較弱。
A5	非專家在心流經驗與內在動機得分上均高於專家，對 AI 創意結果持更高肯定態度	部分成立	非熟組在心流體驗(FSS)的「自我意識消失」與「挑戰與技能平衡」，及內在動機(IMI)的「興趣/享受」、「價值/有用性」均優於專家組(E-AI+與 E-AI-)，對 AI 創意啟發滿意度高。	非生組在「內在獎勵體驗」與內在動機評分最低，顯示操作熟練度不足影響整體表現。
A6	驗證階段中，專家對生成結果的細節調整次數多，非專家傾向直接採用生成結果	成立	專家組(E-AI+與 E-AI-)細部調整次數多，專熟組強調光影、材質與姿態，專生組修改頻繁且搭配手繪草圖；非專家組(N-AI+與 N-AI-)則快速完成，修改次數少，容忍較多細節偏差。	無
A7	靈感階段中，AI 工具熟悉者提示詞調整次數多，專家提示詞組合多樣性高	部分成立	AI 工具熟悉組(E-AI+與 N-AI+)提示詞構思次數較多，專家組(E-AI+與 E-AI-)善用多層次與結構性關鍵詞組合，表現多樣性與邏輯性。	專生組雖不熟 AI 但積極優化提示詞與手繪輔助，使得 AI 熟悉與非熟悉組間的次數差距不如預期明顯。
A8	非專家對 AI 降低創作門檻的知識建構意義肯定，較能接受其對於正面創作動機與信心的提升	部分成立	非專家組(N-AI+與 N-AI-)透過訪談明確表達 AI 降低門檻與激發靈感的正面體驗，認同技術支援效果。	非專家組(N-AI+與 N-AI-)在 TAM「認知有用性」與「行為意願」及 UEQ「效率」與「清晰性」得分偏低，顯示在實際操作

與專業結合上的挑戰
仍存在。

資料來源：本研究彙整。

表 5-32 A1-A8 假定驗證結果說明

編號	假定內容	成立情況	意義說明
A1	準備階段中，專家在覺察更多時間設定目標與參數，非專家傾向依賴 AI 預設選項	成立	專家組（E-AI+與 E-AI-）於準備階段投入更多精力與時間設定創作目標及參數，展現結構化與精細化操作；非專家組（N-AI+與 N-AI-）則偏向快速上手、使用系統預設選項，反映創作策略上的明顯差異。
A2	醞釀階段中，AI 工具熟悉者能夠透過較短時間提出非熟悉者修改次數較少	部分成立	非熟組明顯展現較高效率，修改次數與時間少；而專熟組雖修改次數少，但因追求品質與細節，耗時較長，未完全符合假定。結果顯示 AI 工具能提升修改效率，但不同群體策略存在差異。
A3	專家在操作上的技術性優於非專家，創意性兩者則無顯著差異	成立	專家組（E-AI+與 E-AI-）在技術操作與作品完整性方面明顯較優，能高效整合 AI 工具與設計結構；非專家組（N-AI+與 N-AI-）透過素材組合與概念導向策略展現創意，在創意表現上與專家相當。說明技術熟練度提升操作效率，但不一定帶來創意優勢。
A4	AI 工具熟悉者提示調整次數多，專家調整精準度高	部分成立	AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）在提示詞調整次數較多，專熟組能精準優化視覺與敘事效果；非熟組則以試錯方式探索。專生組因不熟 AI 導致調整冗長且不精確；非專家組調整精確度較低，容忍誤差較高。結果強調 AI 熟悉度與專業背景對調整效率及精確度的重要性，建議結合專業知識與 AI 訓練提升效果。
A5	非專家在心流經驗與內在動機得分上均高於專家，對 AI 創意結果持更高肯定態度	部分成立	非專家組（N-AI+與 N-AI-）透過 AI 顯著提升初期構思與視覺化的沉浸感與動機，表現對 AI 啟發效果更肯定。但非生組操作經驗不足導致體驗較差，顯示 AI 工具效益受操作熟練度影響。專家組（E-AI+與 E-AI-）動機穩定，但沉浸感較低，視 AI 為輔助工具。建議針對創作者背景調整 AI 工具易用性與學習支持。

A6	驗證階段中，專家對生成結果的細節調整次數多，非專家傾向直接採用生成結果	成立	專家組（E-AI+與 E-AI-）驗證階段投入較多次細節調整，專熟組特別注重提示詞與視覺一致性，專生組多次修改並輔以手繪草圖。非專家組則追求快速完成，修改次數明顯較少，呈現探索與迅速接受結果的趨勢。
A7	靈感階段中，AI 工具熟悉者提示詞調整次數多，專家提示詞組合多樣性高	部分成立	AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）在靈感階段提出較多構想；專家組（E-AI+與 E-AI-）則善用多層次關鍵詞與多工具協作，呈現策略多樣性。專生組著重改善 AI 工具操作不熟悉的情況，非熟組重點在於調整概念，非生組則簡化操作步驟。結果顯示 AI 熟悉度與專業背景明顯影響創意策略。
A8	非專家對 AI 降低創作門檻的知識建構意義肯定，較能接受其對於正面創作動機與信心的提升	部分成立	非專家組（N-AI+與 N-AI-）認為 AI 有效透過試錯與即時回饋激發靈感，持正面評價，但其 TAM 量表中的「認知有用性」與「行為意願」相對較低，顯示在操作與專業整合上仍有困難。專家操作順暢且追求精確控制。結果顯示 AI 工具需進一步改善易用性與穩定性，同時提供精確控制功能，以同時滿足非專業與專業創作者需求。

資料來源：本研究彙整。

第陸章、研究結果與結論

本章旨在統整本研究之實證結果，聚焦生成式 AI 工具於數位影像創作歷程中所展現之人機互動樣態與應用成效。首先，聚焦於生成式 AI 介入下，不同創作者於數位影像創作歷程中各階段所展現之人機互動樣態，藉此建構具結構性之人機互動分析模型。其次，歸納不同創作背景與工具熟悉程度的創作者類型，分析其在 AI 工具使用過程中所展現之操作特徵與互動差異，並提出相應之教育與應用建議，以回應多元創作者群體之實務需求。

進一步地，本章亦探討 AI 工具於創作歷程中對想像力運作之潛在影響，辨識其在靈感激發與創意侷限間所形成之動態關係。最後，綜合實務觀察與理論分析，提出工具功能優化方向與應用策略建議，涵蓋介面直觀性提升、跨模態支援能力強化，以及因應多樣使用情境之設計彈性調整。透過本章之整合性分析與論述，旨在回應研究所關注之核心議題，並為生成式 AI 工具於教育、創作與設計領域之未來應用，提供具體且實證基礎之參考依據。

第一節 敘事影像創作中人機互動模式方法建構

本節將根據研究結果，歸納不同創作者類型在創作四階段中的人機互動差異，並整理其共通需求，以建構創作者使用生成式 AI 工具時的互動模式。透過系統性的整理，進一步回應研究動機與研究問題，並為後續研究與實務應用提供參考依據。

一、四組創作者於影像創作歷程中之人機互動樣態比較

依據本研究的八項假定檢驗結果，並參照創作四階段模型（Wallas, 1926），本節歸納四組創作者於數位影像創作歷程中，透過生成式 AI 工具所展現之人機互動特徵，整理如下：

（一）準備階段：目標導向與參數設定所展現之專業差異

在準備階段，生成式 AI 工具有助於創作者進行初步構思與目標設定，惟不同創作者類型在操作行為上展現出顯著差異。研究顯示，影像專業背景與工具熟悉度對操作方式具關鍵性影響（A1）。具備專業背景且熟悉工具的創作者（專熟

組)，多投入時間於目標明確化與參數設定，積極規劃色彩、構圖等視覺要素，展現結構化與前瞻性的創作策略。

相對地，非專業或不熟悉工具的創作者則較依賴 AI 的預設選項與初步生成內容，在操作上較少進行參數調整，靈感主要來自系統建議。此差異顯示，當創作構想尚未具象化時，AI 所提供的多樣素材已成為協助創作者發展主題的重要媒介。整體而言，準備階段不僅為技術操作起點，亦涉及創作者對創作方向與視覺語彙的內在建構歷程。透過與 AI 工具的互動，創作者得以擴展主題心像內容，累積初步素材，呈現出一種潛在的認知準備機制。

（二）醞釀階段：提示詞優化策略分化，驅動創意深化

醞釀階段中，生成式 AI 的多輪生成與提示詞調整機制，有助於促進創作者思考的深化與構想整合。研究指出，熟悉 AI 工具者整體展現出較高的提示詞優化次數與策略靈活性（A4），並在部分指標上表現出更佳操作效率（A2）。

其中，專熟組重視品質控管，傾向於每輪生成後針對關鍵詞與參數進行精細調整，以提升輸出內容與原始構想的契合度。此類操作雖修改次數較少，但單次調整耗時較長，展現其以品質優化為導向之特徵。非熟組則偏好採取試錯疊加策略，透過短時間內的多次快速修改進行靈活探索，呈現「效率型」的醞釀模式，與 TAM 量表中「認知易用性」評價結果一致。

相對地，專生組與非生組因工具不熟悉，操作效率與修改品質相對較低。前者雖具專業背景，惟因缺乏操作經驗而呈現多次且耗時的修改行為；後者則以簡化操作策略應對，儘管調整頻率不高，仍能完成創作任務，反映其對系統的被動適應。整體而言，此階段凸顯 AI 提供即時回饋對創作構想的助益，同時也反映出操作策略在熟悉者群體中的分化特徵。

（三）靈感階段：提示詞組合與探索性操作激發創意

進入靈感階段，生成式 AI 工具憑藉多層次提示詞設計與豐富的生成輸出，成為觸發創意與視覺化構想的重要工具。研究顯示，專熟組廣泛運用多層次提示詞組合，靈活控制構圖、光影與角色細節，展現高度掌控力與創作成熟度（A7）。

非熟組則著重直觀操作與概念補充，傾向以探索性策略激發靈感，並表現出

良好的風格實驗意願與策略彈性（A7）。此外，非專業創作者普遍對 AI 工具的創意激發功能表達高度正面評價（A5），尤其在初期構想與視覺化過程中展現出積極參與與嘗試的態度。

整體而言，此階段結果顯示，生成式 AI 工具具備支持創作者持續拓展創意邊界的潛力，特別是在反覆調整與多樣生成的互動過程中，有助於創作者進行靈感梳理與視覺實驗。

（四）驗證階段：多輪微調與品質控管策略呈現專業差異

在驗證階段，生成式 AI 工具主要被用於創作成果的細節優化與品質修正，成為後期完成度提升的重要輔助工具。研究指出，專業創作者群體尤為重視細節調整，透過多輪優化以縮小生成結果與創作構想間的落差，展現出強烈的品質控管意識（A6）。

其中，專熟組與專生組多採用參數微調、草圖輔助與元素補強等方式，強化構圖邏輯與視覺一致性。反觀非專業創作者群體，則多以簡化操作流程為主。非熟組以少量修改快速完成作品，強調流暢性與概念契合度；非生組則偏向一次性大幅調整，容忍度較高，展現效率導向的創作傾向。

整體而言，此階段呈現明顯的操作策略分化：專業創作者以精細調整與品質把控為主軸，非專業創作者則重視完成效率與整體達成度。研究亦顯示，生成式 AI 能依據創作者背景與需求提供彈性支援，強化作品品質的同時，也提升人機互動歷程末端階段的實務應用價值。

最後，四組創作者於創作四階段中的人機互動特徵彙整，如表 6-1 所示。

表 6-1 四組創作者於各創作階段之人機互動特徵比較

創作階段	專熟組	專生組	非熟組	非生組
準備階段	主動設定主題與參數，具明確視覺規劃與品質意識。	具主題敏感度，但操作策略混亂，調整效率低。	高度依賴 AI 預設，操作被動，靈感來自初步生成。	操作直覺簡單，無參數設定，缺乏控制力。
醞釀階段	低頻精修，重視語義契合與品質控管。	多次修改但效率低，提示詞應用不熟練。	高頻試錯，操作靈活，傾向探索導向策略。	修改次數少，偏向簡化操作與預設使用。

靈感階段	整合提示詞與構圖語義，追求語義一致性。	操作積極，但構圖掌控力不足。	偏概念補充與風格探索，操作直觀靈活。	以簡單直觀描述為主，接受 AI 回饋，控制力較弱。
驗證階段	多輪微調與手繪輔助，強化成果品質與一致性。	操作時間長，注重一致性但成效不穩。	精簡微調，快速完成以符合概念需求。	偏向一次性調整，品質要求低，重效率完成。

資料來源：本研究彙整。

雖然四組創作者在使用生成式 AI 工具的操作行為與策略選擇上展現顯著差異，但將其置於創作歷程的階段性架構中觀察，仍可歸納出其於各階段中面臨的共通任務需求。此一觀察顯示，即使創作者在操作層面具異質性，在創作流程中仍共享某些核心心理歷程與功能依賴，特別是在目標設定、語義聚焦、靈感觸發與成果驗證等環節。

因此，在設計生成式 AI 工具於數位影像創作中的應用模式時，應避免僅依使用者背景進行分類設計，而應以「創作階段」與「階段性心理需求」為核心，重新思考互動功能的配置與介面輔助策略。此種以歷程為導向的設計思維，有助於建構出更具彈性與適應性的創作支援機制，確保各類創作者皆能於相應階段獲得有效協助與引導。表 6-2 為四組創作者在人機互動歷程中的行為特徵與需求總結。

表 6-2 四組創作者於創作歷程中之操作差異與共通需求統整

創作階段	操作行為差異	共通任務需求
準備階段	操作範圍從主動設定到完全依賴 AI 不等。	所有創作者皆需具備一個靈感起點，以作為探索初步創作方向的基礎。
醞釀階段	各組操作策略差異大，有人高頻修改，有人精修、有人成本較高。	皆需透過多輪生成與語義調整，以逐步聚焦創作構想，並形塑個人化的創作方向。
靈感階段	採用提示詞組合與語義測試方法各異。	透過生成結果的差異性探索創意跳躍點、視覺可能性與構想深化方向，並藉由即時回饋進一步強化構想。
驗證階段	操作頻率與品質要求落差大，有人多輪精修，有人一次完成。	皆需確認生成成果在語義表達、構圖安排與整體品質上，達到可接受的完成度。

資料來源：本研究彙整。

透過上述行為彙整與需求分析可窺知，人機共創模型的設計不僅需考量創作者本身的背景與策略，更應關注創作歷程中階段性的任務需求與心理歷程。生成

式 AI 工具的介入，應隨創作階段的推進，動態調整其互動方式與協作深度，使其角色與功能屬性能因應不同階段的創作挑戰。唯有如此，方能實踐「創作者主導、AI 適配」的協作原則，進而建構出具備階段性支援與個別化適應性的創作輔助系統，提升創作者在不同創作階段中的決策掌控與創意發揮。

二、理論框架整合與創作模式建構

敘事影像創作是一個動態發展的歷程，創作者應始終處於主導地位，並透過與生成式 AI 工具的階段性協作，逐步將靈感轉化為具體的視覺與敘事成果。本研究建構之人機共創模型，將創作歷程區分為三個主要階段：前期的廣蒐靈感、中期的醞釀聚焦，以及後期的加速實現。此三階段不僅對應創作四階段模型（Wallas，1926）中之準備、醞釀與驗證階段，更進一步為 AI 賦予各階段中明確的角色定位與功能任務。

在模型運作中，AI 的介入歷程呈現由「高觸發、低干擾」到「高效能、低主導性」的遞進變化：初期擔任靈感激發與素材探索的工具，協助創作者發散思維與建構多樣心像內容；中期轉為低干擾的背景支援，協助創作者梳理邏輯、凝聚敘事焦點；後期則強化輸出效率與技術優化，輔助創作者完成高品質的細節呈現與內容整合。此一動態協作機制，旨在協助創作者於敘事影像創作中持續探索多元可能，並在創意開展與品質控管之間取得平衡，最終實現具個人風格與敘事一致性的作品表現。

（一）前期：廣蒐靈感

在創作的前期，創作者需要廣泛探索靈感，突破思維侷限，為敘事影像奠定多元的素材基礎。此時，AI 扮演「構想觸發器」的角色，透過生成式模型（如 Stable Diffusion、DALL·E 或 MidJourney）快速提供多樣化的視覺草圖、音樂片段或文字描述，幫助創作者拓展視野。創作者可設計結構化的提示詞，例如「19 世紀蒸汽朋克風格的冒險場景，帶有懸疑氛圍」，引導 AI 生成不同風格的參考圖像、配樂片段或故事大綱，從而激發初步靈感。這種「精確的發散探索」依托 AI 的遠程聯想能力，將看似不相關的概念（如復古機械與未來科技）組合，促進創作者跳脫慣常思維框架。這一過程對應了創造性思維的準備階段（Wallas，1926），強調廣泛收集資訊、積累素材與探索多元可能性，為後續靈感的生成與

深化奠定基礎。同時，這亦呼應發散思維理論，強調多樣性與獨創性的生成，有助於創作者擴展思考邊界，開啟多元創意探索的起點（Guilford，1950）。

在這一期間，AI 可被視為「外部化的創意搜尋引擎」（externalized creative search engine），將創作者腦中尚未具象化的靈感轉化為可視化素材，協助創作者在短時間內探索大量可能性，促進靈感的進一步發展與延伸。實務上，創作者可將 AI 生成的素材整理為靈感清單，例如視覺風格（如賽博朋克、巴洛克）、敘事基調（如史詩、內省）或音樂氛圍（如電子、古典），為後續創作奠定基礎。階段結束的標誌是形成一份初步的「創意素材庫」，涵蓋影像、音樂與故事元素，為中期聚焦提供豐富的參考。

（二）中期：醞釀聚焦

進入中期階段，創作重心由發散轉向聚焦，創作者開始在潛意識中醞釀故事主軸與視覺風格，逐步明確敘事的獨特性與情感核心。此時，AI 角色轉變為「靜態輔助者」，降低主動介入的頻率，以低干擾方式提供隨機刺激，營造有利於潛意識啟發的創作環境。創作者主導故事框架的構思，例如確立主角的動機或場景氛圍，同時 AI 在背景中輔助生成各類素材，如隨機構圖變體（例如不同光影下的城市天際線）、心象拼貼（結合森林與機械元素）、或音樂片段（融合環境音效與旋律片段）。這些素材並非為立即應用而設，而是作為潛在的靈感觸發器，供創作者自由參考，維持無壓力的醞釀狀態。此一過程對應於創造性思維的醞釀階段（Wallas，1926），並呼應遠程聯想理論（Mednick，1962），AI 提供的隨機輸入模擬了潛意識中的概念重組，促使創作者在無意識中建立新的心智連結。例如，創作者在反覆瀏覽 AI 生成的拼貼圖像時，可能靈感湧現，構思出關鍵的劇情轉折。

在這一期間，AI 工具可被視為「個人資源庫」（personal repository），彙整創作者主動挑選且與創作主題相關的素材資訊，協助創作者聚焦內在心像，並支持其在潛意識探索中靈活參考與啟發。實務上，創作者可運用 AI 工具（如 Runway 的圖像變體生成或 Suno 的音樂片段合成），定期生成少量素材並整理於靈感筆記中，逐步凝聚偏好的故事主題（如人性衝突）與視覺語言（如高對比度的陰鬱色調）。此階段的成果是形成初步的故事草稿與風格框架，明確敘事脈絡

與視覺／音樂表現方向，為後期靈感的具體實現奠定基礎。

（三）後期：加速實現

此階段聚焦於將靈感轉化為具體的敘事影像原型，並透過多輪優化，強化作品的品質與整體一致性。整體流程可銜接創造性思維的靈感與驗證階段(Wallas, 1926)，AI 分別在其中扮演「創意觸媒」與「數位工匠」的角色。

在靈感階段，AI 作為「創意觸媒」，透過雙向互動激發創作者的頓悟時刻（aha moment）。創作者可輸入初步的故事腳本或場景描述，並針對核心問題向 AI 提問，例如「這個角色的動機是否合理？」或「是否有更適合的視覺風格？」AI 隨後提供針對性的建議與回饋，涵蓋角色視覺設計、場景風格，以及故事結構與對話內容的優化方向。這些生成結果回饋給創作者後，有助於激發新的敘事聯想，為創意發展帶來新的火花。例如，原本略顯平淡的劇本，可能因 AI 提出的故事轉折建議而變得更具戲劇張力。

在此階段，AI 工具可被視為創作者的「專案諮詢者」（project consultant），針對創作者個人的敘事影像創作提供深度與專業建議。學理上，這一過程呼應了生產探索模型（geneplore model），強調「生成」與「探索」的持續迭代，能有效促進創意突破（Finke 等，1992）。

進入驗證階段，AI 轉為「數位工匠」，專注於細節微調與品質把控（quality control），利用專業技術（如 LoRA 或 ControlNet）生成高品質的視覺原型，並確保風格一致性。例如，創作者可訓練 LoRA 模型以固定某種視覺風格（如手繪動漫風），快速生成連貫的場景序列，避免視覺上的不連貫（如角色服裝或背景突變）。在文字腳本方面，AI 亦可協助檢查敘事邏輯的潛在錯誤，例如角色性格不一致或時間線矛盾等。

在這一階段，AI 工具可被視為創作者的「個人數位工廠」（personal digital factory），整合多樣化素材與技術流程，實現個性化且高效的創作生產。此階段的成果是形成一個接近最終成品的敘事影像原型，涵蓋連貫的視覺序列、音樂配襯與故事邏輯，達成高效且高品質的創作輸出。實務上，創作者可運用 AI 工具（如 Adobe Firefly 或 Runway）進行多輪原型測試，對比不同版本試作，優化影像細節（如紋理、光影）與音樂搭配（如節奏與情緒的同步）。根據創造力組件

理論（Amabile，1983），創作過程中對領域知識與技術資源的有效整合有助於提升創作成果。根據此觀點，可以推論 AI 所提供的專業知識與技術支持，能協助創作者將零散靈感整合為完整作品，進而提升創作效率與整體品質。

（四）人機共創的動態平衡

本模型的核心在於實現創作者主體性與 AI 輔助功能之間的動態平衡。雖然 AI 工具的操作介面並未明確劃分階段性界面，但創作者可從不同觀點理解創作過程中 AI 所扮演的多重角色。

在前期，AI 擔任「構想觸發器」，以新一代搜尋引擎的模式協助創作者突破題材探索與素材收集的限制，透過比傳統搜尋工具更為精準與個性化的方式，擴大資料檢索的廣度與深度，啟發創作者的靈感發散。

進入中期，AI 轉為「靜態輔助者」，退居背景位置，讓創作者的潛意識引導故事醞釀，確保創作過程中仍以創作者為主體，塑造作品的獨特性與情感深度，同時實現敘事主軸的聚焦與清晰化。

在後期，AI 扮演「創意觸媒」的角色，作為創作者的共創夥伴，提供客製化的諮詢建議，協助創作者延伸靈感、深化敘事層次。此外，AI 亦扮演「數位工匠」的角色，成為創作者的影像生產基地，整合多樣化的影像資源，快速構建高品質的影片原型，甚至直接支持最終成品的製作。

整體而言，雖然 AI 工具在不同創作階段中扮演著多重角色，但對創作者而言，中期階段尤為關鍵，這一時期是創作者主導創作流程、掌握創作主導權的核心階段。即便進入後期，AI 雖可提供製作建議與技術支援，其角色仍應定位為輔助性的「諮詢者」；而實際的製作執行，則由「數位工匠」主導，致力於忠實還原創作者構想中的敘事腳本與視覺風格。

值得注意的是，創作者與 AI 之間的互動關係，實則建構於人類五感經驗之上。儘管自然語言為主要操作介面，AI 工具實際上是將其內部複雜功能轉化為創作者可直觀操作的多感官表達橋樑。因此，創作者須重新調整對 AI 工具的心理定位與互動策略，靈活運用語言與非語言等多元輸入形式，使其成為延伸創意、承接心象的多感官共創夥伴。最終，在此協作關係的推動下，創作者得以於影像、音樂與敘事的交織中，創造出兼具原創性與技術精度的作品。上述人機共創模式

之整體運作，如表 6-3 所示。

表 6-3 人機共創模式彙整

創作階段	AI角色定位	功能與角色描述	創作者心理與任務需求	應用示例
前期： 廣蒐靈感	構想觸發器 (concept trigger)	作為外部化的創意搜尋引擎，快速生成多樣視覺、敘事與音樂素材，擴展創作可能性。	創作者在此階段進行多元發散，突破既有的視覺與敘事框架，並累積多樣化的初步靈感素材庫。	運用生成式 AI 取代傳統關鍵字搜尋，透過自然語言探索圖像、敘事與音樂素材，收集多元風格內容並建構具結構性的「創意素材庫」。
中期： 醞釀聚焦	靜態輔助者 (passive facilitator)	提供低干擾背景支援，生成隨機刺激，支持潛意識中的靈感連結與故事聚焦。	創作者於此階段透過無壓力醞釀，逐步聚焦敘事架構，凝練主題意涵與情感表現。	透過生成式 AI 提供的視覺變體與敘事素材，創作者可進行心象聚焦與風格探索，逐步凝聚主題意涵並整合為具敘事邏輯的故事草稿。
後期： 加速實現	創意觸媒 (creative catalyst)	作為諮詢夥伴提供針對性建議，深化敘事邏輯與細節表現。	創作者於此階段著重實現高品質原型，確保風格一致與敘事邏輯的完整性。	將 AI 作為專案諮詢者，透過個案式分析全面檢視創作內容，進一步深化對作品主體性與創作價值的認識。
	數位工匠 (digital craftsman)	作為技術支援，進行高效素材整合、錯誤檢查與品質控管，快速完成影像原型與最終製作。	創作者藉由高效執行與多輪迭代優化，逐步精確呈現其原始構想。	透過生成式 AI 實現創作者的跨領域素材生成，包括音樂、程式碼、圖像與影像等內容，整合應用以構築符合原始構想的最終影像作品。

資料來源：本研究彙整。

第二節 生成式 AI 與影像創作者的協作理論模型

本節將根據研究結果，歸納不同創作背景與工具熟悉程度之創作者類型，並分析其在使用生成式 AI 工具過程中所呈現之操作特徵與人機互動差異。進一步描繪各類型創作者與 AI 工具之間的互動模式，並提出相應之操作策略與應用情境。此分析結果可作為後續創作者類型區辨之參考基礎，亦有助於教學設計與應用實務之規劃與發展。

一、不同創作者於數位影像創作中之人機互動行為差異彙整

本研究根據「影像創作專業背景」與「AI 工具熟悉度」兩項主要維度，對創作者在使用生成式 AI 工具進行創作歷程中於各階段所採取的行為與策略選擇進行比較分析。透過此雙維度視角，得以深入觀察不同類型創作者在創作過程中所展現之操作特徵與人機互動差異。

具體而言，研究從「操作策略」、「互動特徵」、「創意啟發」與「成果評估」四個層面進行彙整，以歸納不同背景創作者在創作歷程中的行為差異，進而探討其在人機協作歷程中所展現的不同行動模式與認知取向。

（一）影像專業背景維度：專家組 vs. 非專家組

首先，在「操作策略」方面，專家組整體展現出結構化與精細化的使用行為。於準備階段（A1），其普遍投入較多時間於目標設定與參數調整，重視視覺元素的細節規劃，並傾向避免使用 AI 工具的預設選項，反映其對創作品質的高度要求與主動掌控傾向。非專家組則操作相對直觀且依賴預設，策略多呈探索導向。

其次，在「互動特徵」上，專家組於醞釀與靈感階段（A4、A7）靈活運用提示詞組合，進行構圖與語義微調。其中專熟組具備多輪優化能力，而專生組則因工具不熟練而調整幅度有限。非專家組中，熟悉 AI 工具者操作彈性較高，頻繁進行風格試驗；非生組則操作簡化、調整次數偏低。

另外，在「創意啟發」方面，非專家組整體對 AI 工具的創意激發效果表現出較高滿意度（A5）。非熟組特別在「投入感」與「工具價值認可」構面表現積極，而非生組則動機較低，主要體現在「興趣/愉悅」層面。AI 工具對其創作門檻的降低效果亦顯著（A8），提升了初學者的參與感與靈感生成意願。

最後，在「成果評估」上，專家組於驗證階段（A3、A6）更重視作品的技術性與整體完整性，並經常進行多輪微調，以確保語義一致與細節精緻。相對而言，非專家組重視操作效率與整體氛圍，對細節掌控容忍度較高，傾向快速完成作品。上述比較結果彙整，如表 6-4 所示。

表 6-4 影像創作專業背景對生成式 AI 工具應用特性的差異彙整

分析面向	專家組	非專家組
操作策略	採用結構化操作流程，主動設定目標與參數，避免預設選項，重視構圖與敘事邏輯的精細控制（A1、A7）。	依賴 AI 預設，操作偏探索與直觀，較少參數設定，控制力與策略規劃能力相對不足（A1、A7）。
互動特徵	熟練提示詞應用與多輪微調，強調語義一致與成果品質，特別是專熟組具備高調整能力與技術應用深度（A4）。	非熟組操作頻繁具彈性，非生組操作簡化且調整能力有限，互動過程較被動（A4）。
創意啟發	操作動機穩定，重視效率與目標導向，創意來源以自身為主，AI 為輔助工具（A5）。	非熟組展現較高投入感與啟發滿意度；非生組動機較弱，主要聚焦於興趣層面，創意仰賴 AI 支援（A5、A8）。
成果評估	注重技術完整性與語義契合度，驗證階段進行多輪微調與品質控管，強化成果精度（A3、A6）。	偏好快速完成與操作流暢，對細節要求較低，重視整體風格與氛圍感受（A6）。

資料來源：本研究彙整。

（二）AI 工具熟悉度維度：AI 工具熟悉組 vs. 非熟悉組

首先，在「操作策略」方面，熟悉組展現出較高的操作效率與策略彈性。特別是在醞釀與靈感階段（A4、A7），其能靈活進行多輪提示詞優化與參數調整，有效提升生成結果的語義契合與視覺一致性。雖然非熟悉組的部分專生組也積極進行構思，並以手繪草圖輔助，但整體操作策略仍較為被動，效率亦顯著偏低。

其次，在「互動特徵」上，熟悉組能有效掌握 AI 工具之功能，並主動調用系統資源以支持構圖、風格與敘事調整。相對而言，非熟悉組依賴預設輸出與系統引導，參數與提示詞調整次數明顯不足，互動模式以單向回饋為主，缺乏調控能力與創作介面熟練度。

此外，在「創意啟發」方面，熟悉組在操作過程中展現出較高的投入感與系統價值認可，主動參與構思與修改歷程，展現 AI 作為創意延展工具的潛能。非熟悉組則在動機表現上相對薄弱，操作信心與工具掌握度有限，特別是在非生組

中，創作活動常侷限於系統初步輸出之內，缺乏進一步發展。

最後，在「成果評估」上，熟悉組能將 AI 工具與創作目標有效整合，並於驗證階段進行細節微調，強化最終成果的品質與語義一致性（A3、A6）。非熟悉組則常受限於操作能力與整合策略不足，難以充分利用 AI 進行後期優化，成果呈現上亦偏向快速完成與基本達成的取向。上述比較結果彙整，如表 6-5 所示。

表 6-5 AI 工具熟悉度對生成式 AI 工具應用特性的差異彙整

分析面向	AI工具熟悉	非AI工具熟悉
操作策略	操作效率高，調整頻率高，能靈活運用多輪生成與提示詞優化，具備主動控制與策略彈性（A4、A7）。	操作策略較被動，調整次數少，構思效率低，試錯歷程耗時，控制能力與節奏掌握較弱（A4、A7）。
互動特徵	能主動調用 AI 工具進行參數調整與構圖微調，熟悉操作介面，互動模式積極。	依賴預設選項與系統建議，缺乏自主調整能力，互動深度與系統熟悉度不足。
創意啟發	展現較高投入感與工具價值認可，能將 AI 作為創意延展工具積極運用。	動機偏低，操作信心不足，創意表現多依賴 AI 初步輸出，缺乏持續探索動力。
成果評估	能結合 AI 功能與創作目標，強調語義一致與細節品質，善於進行後期優化（A3、A6）。	成果取向偏向完成即止，細節控制力不足，創作後期未能有效整合 AI 進行修正與品質提升（A6）。

資料來源：本研究彙整。

二、AI 工具於數位影像創作中對不同創作者的應用差異彙整

本研究進一步分析生成式 AI 工具於創作輔助角色中的功能性展現，針對不同創作者類型，從操作體驗、效率提升與創作模式轉變三個層面，探討 AI 工具如何支援創作者達成創作目標。依據創作專業背景與 AI 工具熟悉度兩大維度進行比較分析，歸納如下：

（一）操作體驗：專家強調控制精度，非專家追求直觀簡便

在操作體驗層面，專家組（E-AI+與 E-AI-）強調工具的精準控制與參數細緻調整，重視 AI 工具能否支持其高度結構化的創作邏輯與專業要求。研究結果顯示，專家組即使熟悉度有所差異，仍普遍呈現對生成結果嚴謹審視並多次優化的傾向（A6），專熟組更能靈活運用工具進行細節微調，強化視覺一致性與語義準確性。相對地，非專家組（N-AI+與 N-AI-）更看重工具的直觀性與即時回饋效

果，尤其在非熟組中，創作者普遍認為「只要輸入簡單提示詞就能獲得滿意成果」，顯示 AI 工具有效降低技術門檻，改善使用者操作體驗（A8）。

進一步觀察 AI 工具熟悉度的差異，AI 工具熟悉組（E-AI+與 N-AI+）展現較高的操作流暢性與工具掌握度（A2），不僅能迅速適應系統界面，亦能靈活運用提示詞優化功能以精煉生成結果。然而，專熟組因重視品質把控，單次修改耗時較長，與非熟組的高效模式形成對比，顯示效率因策略差異而有所分化（A2）。非 AI 工具熟悉組（E-AI-與 N-AI-）則因對操作邏輯理解不足，普遍表現出操作過程中的困難感與依賴預設選項的傾向（A1、A4），顯示 AI 工具在降低使用門檻方面對不熟悉者群體具有明顯的輔助價值。上述比較資訊彙整，如表 6-6 所示。

表 6-6 不同創作者組別操作體驗比較

面向	專家組	非專家組	AI工具熟悉組	AI工具不熟悉組
操作特徵	重視精準控制與參數細緻調整；強調品質把控，傾向多次優化生成結果。	偏好操作直觀與即時回饋；認為簡單提示詞即可達成滿意成果。	操作流暢，熟悉介面與提示詞應用；可靈活優化生成內容。	操作困難，依賴預設選項；對操作邏輯理解不足。
使用策略與效率表現	專熟組修改時間較長，重視品質；與非熟組高效率形成對比。	非熟組操作簡化、快速完成，重效率與概念契合。	展現高效率與靈活調整能力；可迅速適應操作系統。	操作流程受限，使用過程易出現困難，效率較低。
AI工具輔助價值	協助強化細節與視覺語義一致性。	降低創作門檻，改善整體操作體驗。	提升操作自主性與創作掌控度。	顯著降低操作障礙，提供有效輔助。

資料來源：本研究彙整。

（二）效率提升：專熟組追求精緻效能，非專家群體重視快速完成

在效率層面，專家組展現出「高品質效率」的追求，特別是專熟組在創作過程中雖耗時較長，但透過多輪細節優化，最終成果達成度與整體品質均明顯優於其他群體（A6）。專生組則呈現出效率發展的階段性變化：研究初期，專生組因對 AI 工具操作不熟悉，尤其是在提示詞設計與語義控制上缺乏經驗，投入大量時間嘗試使 AI 理解視覺需求，導致試錯過程冗長，效率表現受限。然而，隨著

創作進程推進，專生組逐步採用「手繪草圖生成」作為輔助策略，透過圖像輸入輔助 AI 理解視覺構想，有效縮短溝通與生成時間，提升操作效率。此結果顯示，效率提升並不僅限於文字提示詞優化，圖像生成的多模態操作路徑亦對提升生成效率發揮了積極作用，突顯 AI 工具在多元輸入模式下的靈活性與適應性。

相較之下，非專家組普遍採取快速完成策略，尤其是非熟組，透過簡化操作與即時回饋，快速獲取可用成果，展現良好的操作效率（A2）。非生組則依賴 AI 預設流程，重視效率但成果細緻度相對不足，體現「效率優先於精度」的創作模式。

從 AI 工具熟悉度的維度觀察，AI 工具熟悉組能夠靈活應用提示詞與參數調整優化生成過程，雖然部分創作者如專熟組因追求高品質輸出而增加時間投入，但整體效率仍優於非 AI 工具熟悉組（A2、A4）。非 AI 工具熟悉組由於對工具操作不熟悉，存在操作時間拉長與修改次數增加的情形，尤其專生組初期因熟悉度不足而效率偏低，但隨著圖像輔助策略的引入，逐步克服操作障礙，實現效率改善。上述比較資訊彙整，如表 6-7 所示。

表 6-7 不同創作者組別在效率層面的表現比較

面向	專熟組	專生組	非熟組	非生組
效率表現	追求精緻效能，透過多輪細節優化，成果品質最佳但耗時較長。	初期因不熟悉工具導致試錯冗長，後期結合圖像輸入策略提升效率。	簡化操作流程、依賴即時回饋，快速完成作品，效率佳。	依賴 AI 預設流程，操作效率尚可但成果細緻度較低。
效率策略與轉變	多輪優化以達成高品質輸出，屬高時間投入高品質產出型。	從文字提示嘗試轉為圖像輸入策略，實現效率逐步提升。	操作路徑直接，強調成果可用性與操作速度。	採取效率導向策略，但缺乏細節把控，追求快速產出。

資料來源：本研究彙整。

（三）創作模式轉變：從工具輔助走向創意共構

生成式 AI 工具不僅提升操作體驗與創作效率，亦促成創作者創作模式的轉變。在專家組中，由於創作者普遍擁有明確的創作目標與專業邏輯框架，AI 工具主要被視為輔助優化創作流程的工具，特別是在提示詞組合與多階段生成策略中，發揮強化視覺敘事與提升細節表現的作用（A4、A7）。專熟組尤其擅長運

用 AI 工具延伸創作邏輯，將工具融入既有的專業流程之中，以實現高度人機整合的創作模式，強調 AI 作為提升創作品質的輔助角色。

相對而言，非專家組因缺乏穩定的創作目標與專業操作習慣，更多將 AI 工具視為探索性創作的共創伙伴，積極嘗試不同提示詞與風格選項，透過探索性操作獲得創意啟發與成果滿足（A5、A8）。尤其在非熟組中，創作者高度依賴 AI 工具即時生成的靈感刺激與視覺回饋，顯示 AI 工具不僅補足技能不足，亦在共創過程中扮演關鍵推動者的角色。

在 AI 熟悉度的維度，AI 熟悉組能有效運用工具強化創作過程中的靈感激發與成果優化，逐步由「被動使用工具」轉向「主動利用工具共構創意」（A7）。熟悉組中的創作者更能靈活掌握 AI 工具的生成邏輯與操作技巧，進而將 AI 工具作為積極參與創作決策的輔助者。相較之下，非熟悉組則仍處於較多依賴預設選項與系統輔助的階段，尚未充分發揮 AI 工具於創作過程中靈活應用的潛力。

整體而言，生成式 AI 工具不僅優化了創作者的技術流程，亦促使創作模式從單純工具輔助向人機協作與共創邁進。專家組多強調 AI 工具作為技術輔助者以精準實現創作目標，非專家組則透過探索性操作擴展創意邊界，形成更具互動性的人機共創模式。此差異顯示，生成式 AI 工具能依據創作者的專業背景與使用熟悉度，靈活調適角色定位，對於不同類型創作者均具有積極的促進作用。上述比較資訊彙整，如表 6-8 所示。

表 6-8 不同創作者組別在創作模式轉變上的比較

面向	專熟組	專生組	非熟組	非生組
AI工具角色 定位	融入專業流程的輔助工具，強化視覺敘事與細節優化。	支援創作規劃與目標實現，逐步導入生成策略。	探索性創作夥伴，提供靈感刺激與視覺回饋。	依賴 AI 生成結果，引導創作方向與內容發展。
操作特徵與 策略	運用提示詞與多階段生成結合專業邏輯進行創作。	逐步掌握生成策略，開始融入創作流程。	嘗試多樣提示與風格組合以探索創意可能性。	依賴預設選項與 AI 回饋完成創作。

創作模式 特性	人主導、機輔助的 整合式創作模式。	由輔助邁向共構 的過渡階段。	人機共創導向，創 意驅動依賴 AI 反 饋。	AI 主導靈感來源， 創作者角色較為 被動。

資料來源：本研究彙整。

三、生成式 AI 與影像創作者的協作理論模型

本研究透過前述分析，結合分布式認知理論（distributed cognition theory）與人機互補設計思維，構建生成式 AI 在敘事影像創作中的「分層互動模式」（layered interaction model），以解析不同創作者類型與 AI 工具之間的互動邏輯及其對想像力運作的支持機制。

根據分布式認知理論，創作歷程中的認知活動並非僅侷限於個體內部，而是分布於外部工具、操作環境與社會互動中（Hutchins，1995）。生成式 AI 作為創作輔助工具，能有效分擔創作者的認知負荷，涵蓋技術執行、視覺樣式生成與素材整合等面向，並透過多模態輸入（如文字、圖像、語音）協助創作者調動創意資源，促進構想的形成與視覺化歷程的推進。此一協作關係不僅有助於減輕創作者的負擔，更能強化靈感觸發與想像力延伸，拓展視覺敘事的表達層次與多樣性。

同時，參考 Norman 與 Shneiderman 等學者對人機協作的討論，本研究引入「人機互補設計思維」作為分析基礎，進一步歸納創作者的創造力與 AI 工具生成效能之間的協作關係。研究結果顯示，AI 工具在不同創作者類型中扮演的角色會依其專業背景與操作熟悉度產生動態調整：對於具備影像創作專業背景且熟悉 AI 操作的創作者，AI 工具主要扮演「精準輔助者」，支援其優化細節與提升品質的創作需求，同時維持創作者在構思、敘事與決策層面的主導地位，強化其對作品整體架構與想像力實踐的控制力；而對於缺乏影像背景或 AI 操作經驗的創作者，AI 則扮演「共創夥伴」的角色，透過靈感提示與操作支援，主動引導創作方向，協助創作者啟動想像力並克服技術障礙，使其能以更低的門檻進入創作歷程，拓展構思深度與視角多樣性。

基於上述架構，本研究提出「分層互動模式」，以「影像創作專業背景」與「AI 工具操作熟悉度」為分析座標，形成四象限分類架構，描繪四類創作者與 AI 互動的行為樣態、操作策略與應用情境。此模式旨在說明 AI 工具如何於不同

條件下發揮支持創作的輔助角色，並為創作者提供依據自身特質選擇適切創作策略的參考架構。上述分層互動模式，如表 6-9 所示。

表 6-9 AI 與創作者類型「分層互動模式」（四象限）

	專家組 (具專業背景)	非專家組 (缺乏專業背景)
	高控制精準輔助模式	探索共創引導模式
	適用於需高度控制視覺與敘事細節的專案，凸顯創作者主導性。	適用於風格探索及創意啟發，從靈感到概念建構，持續激發想像力。
	具備專業影像創作背景並熟悉 AI 操作的創作者，傾向以明確構想主導創作流程。AI 工具於此扮演「精準輔助者」的角色，支援創作者對視覺細節與敘事想像的精細化實踐。	雖不具備專業背景但已熟悉 AI 工具操作的創作者，更傾向運用 AI 進行創意探索，藉由試錯過程拓展敘事構想。AI 工具於此成為「共創引導者」，協助開啟發散式的想像力探索。
AI 工具熟悉組	● 構想明確化：透過精準提示詞設定（如「賽博朋克風格，霓虹光影，俯視構圖」），強化構圖與敘事氛圍的想像力表現。	● 靈感擴展：採用開放式提示詞（如「奇幻森林場景」），觸發多樣化視覺想像。
	● 技術深化想像：運用 LoRA 或 ControlNet 等進階工具，將初步構想轉化為具體視覺細節，精準實現創作者的敘事想像。	● 逐步構建風格：通過提示詞優化技巧（如加入「高解析度、電影感」），循序發展個人敘事風格與視覺語言。
	● 專業後製延伸：結合專業技能進行後期優化，深化敘事邏輯與視覺層次，豐富作品的創意內涵。	● 範例學習啟發：參考優質 AI 生成範例，累積視覺靈感，強化對敘事意象的感知與應用能力。
	結構化輔助模式	低門檻共創模式
	適用於快速概念視覺化，將專業創意轉化為可視化成果。	協助創作新手建立初步創意視野與敘事能力，降低技術門檻。
非 AI 工具熟悉組	具備專業創作能力但對 AI 工具操作不熟悉的創作者，適合運用結構化方式將既有創作經驗與 AI 工具結合，轉化為具體視覺表達。AI 在此角色為「結構化輔助者」，協助簡化技術操作以支持想像力的實踐。	缺乏專業背景且對 AI 操作經驗有限的創作者，適合透過低門檻方式啟動創作歷程，逐步建立敘事與視覺想像力。AI 在此角色為「啟動型輔助者」，降低技術門檻，協助創作者進入創作情境。

	● 簡化操作門檻：選擇直觀工具（如 MidJourney 基礎模式），將創作構想快速轉譯為視覺初稿。	● 模板引導入門：選用 AI 工具內建模板（如「動畫短片風格」），輔助生成初步敘事視覺框架。
	● 參數輔助創意：依據 AI 提供的建議進行構圖與色彩搭配選擇，支援敘事意象的初步展現。	● 簡易調整引導：利用基礎介面進行簡單輸入（如「更明亮一點」），參與創意調整過程。
	● 專業延伸應用：將生成素材導入專業後製流程（如 Final Cut Pro），延伸想像力至完整敘事實現。	● 基礎學習建構：依循平台教學理解提示詞設計與生成邏輯，逐步培養想像力運作能力。

資料來源：本研究彙整。



第三節 AI 工具於創作歷程中對想像力運作之潛在影響

本節將聚焦於研究動機與研究目的所關注的核心議題，進行深入討論與詮釋。具體而言，將從以下三個面向系統性探討生成式 AI 工具對創作歷程中想像力運作的潛在影響，並辨識其在靈感激發與創意侷限之間所呈現的動態關係：

首先，分析 AI 工具是否有助於降低創作者在創作過程中的認知負荷，並進一步促進心流狀態的產生，從而強化創意投入與構思流暢性；

其次，探討 AI 生成機制的同質化效應，是否限制創作的多樣性與原創性，並分析其對創作者想像力延展所產生的潛在挑戰；

最後，解析創作者如何透過調整操作策略與創作目標，避免對 AI 工具的過度依賴，發展具主動性與差異化的創意實踐模式，以維持創作主體性與多元思維。

一、AI 工具降低認知負荷與促進心流體驗之成效探討

生成式 AI 工具在降低創作者認知負荷並促進心流體驗方面，已顯示出顯著的成效，特別是對於創作經驗較少或操作不熟悉的使用者。AI 工具能有效減少技術門檻和操作負擔，並藉由直觀的工作流程和即時回饋，幫助使用者專注於內容構思。然而，對於專業創作者或具高階創作需求的使用者而言，AI 的輔助效果仍存在提升空間，尤其在精度要求高的語義與風格一致性等方面。

根據認知負荷理論（Sweller，1988），當創作過程中的認知負荷過高時，將會分散注意力並降低效率。本研究發現，AI 工具通過自然語言理解和直觀設計，確實有助於降低操作層面的負擔，使創作者能更專注於創意發展。然而，正如 Paas、Van Merriënboer（1994）所指出，儘管減少外部負荷至關重要，但若內部負荷過高，創作者仍難以進入心流狀態。對專業創作者而言，AI 工具目前主要輔助於基礎生成階段，雖能提供初步幫助，但在高階創作過程中，AI 的支持仍有限，難以完全緩解其認知壓力。

進一步地，根據心流理論（Csikszentmihalyi，1990），理想的創作體驗需在挑戰與技能之間達成平衡。對非專業創作者而言，AI 工具降低操作難度，並透過即時回饋促進初步的心流體驗。然而，若挑戰過低或工具過於自動化，創作者可能會面臨「心流體驗不足」現象，即缺乏挑戰感，導致心流體驗淺薄（Jackson、

Marsh, 1996)。相對地，專業創作者則多採取手繪草圖等策略，結合圖像與語言輸入，藉此減輕提示詞設計的負擔，進一步提升操作流暢度和專注程度。這一現象也可從「分布式認知」理論（Norman, 2013）來解釋，創作者可藉由外部輔助資源減輕內部認知壓力，從而提升創作效率與心流體驗。

此外，生成式 AI 工具促進心流體驗的效果，並非僅依賴操作層面的簡化。Hoffman、Novak（2009）指出，「創作控制感」與「回饋即時性」的協同作用對心流體驗至關重要。本研究發現，儘管非專業創作者對操作流暢性感到滿意，部分創作者仍反映 AI 工具的生成邏輯缺乏透明度，這降低了對創作過程的掌控感。因此，若能提高 AI 工具的可解釋性與互動透明度，將有助於增強創作者的主動參與感，並深化其心流體驗。

綜合而言，生成式 AI 工具在降低認知負荷與促進心流體驗方面，對非專業創作者和操作不熟悉的使用者效果尤為顯著。然而，對於專業創作者或需求較高的使用者，當前工具的輔助效果仍有提升空間。

本研究建議，未來 AI 生成的優化應以「多模態輸入」（如影像或圖像輔助）為主要方向，藉此減少文字定義中的歧義與模糊性（例如，同一字詞在不同人眼中的解讀差異），進一步強化生成結果的有效控制。此外，應強化即時回饋機制，特別在創作者希望 AI 完全依照圖像生成而非過度詮釋時，提供更精準的回饋控制。同時，提升 AI 系統的可解釋性與互動透明度，將有助於進一步優化創作者的創作體驗，促使更多創作者進入深層心流狀態，實現創作投入與效率的雙重提升。

二、同質化效應對創作多樣性之影響探討

在理解 AI 工具對心流與操作負荷的正面影響後，進一步需探討其生成邏輯是否也產生創作侷限，雖然生成式 AI 技術顯著提升了創作效率，卻也引發了創意同質化的隱憂。由於生成內容多半依賴大數據與機器學習模型，透過對既有資料的模式進行預測與重組，創作過程中易出現風格趨同與表達單一的現象（Miltner、Highfield, 2024）。

對於非專業創作者而言，AI 工具提供的預設選項和生成樣式往往主導創作方向，導致較少進行個性化調整。儘管 AI 提升了生產效率，但這也可能固化創

作風格，造成視覺表現模板化（Manovich，2017）。本研究亦觀察到，尤其對操作經驗有限或創作目標較模糊的創作者，過度依賴 AI 工具的預設結果，往往會減少作品的獨特性與風格多樣性。

然而，這一同質化效應並非不可避免。創作者可以透過多模態輸入、跨領域素材整合以及自定義參數設置，有效克服模型訓練數據的局限，重塑內容的多樣性（Zhang，2024）。例如，專業創作者通過調整提示詞與手繪草圖，將 AI 作為輔助工具而非主要生成者，這不僅融入創作者的原始創作概念，也有效降低了風格同質化的風險。這一策略與 Lin 等（2024）提到的「人機互補設計」思維相符，強調在創作者的主動參與下，利用 AI 輔助促進創作的差異化。

此外，從系統層面來看，提高 AI 工具的參數可調整性與多樣化數據訓練來源，也是減少同質化的重要途徑。生成式 AI 的設計建議更加關注使用者需求，提供更多定制化選項，使創作者能靈活調整生成邏輯與風格方向（Creely、Blannin，2025）。本研究中亦有創作者反映，他們希望能夠訓練 AI 以符合個人風格，因此理解 AI 在數據訓練上的底層邏輯對創作者來說至關重要。這不僅有助於創作者引導生成結果朝向個性化與多元化的方向發展，也能避免作品陷入公式化的窠臼。

整體而言，儘管生成式 AI 工具存在潛在的同質化風險，特別是在過度依賴便捷操作和預設選項的情況下，創作者的主動干預、多模態輸入策略、AI 工具的設計優化，以及創作者自我建立生成數據，都能有效減緩這一現象對創作多樣性的負面影響。

三、想像力驅動的創作者主體性

除了技術層面與內容層面的影響，更需回到創作者本身，關注其在 AI 介入創作過程中，如何維持主體性與想像力的自主運作。在生成式 AI 工具廣泛應用於創作實踐的背景下，培養創作者的主動性與強化其內在想像力歷程，已成為避免依賴性與深化創作層次的關鍵議題。

本研究觀察顯示，專業創作者相較於非專業群體，在與 AI 工具互動時展現出更高程度的主動參與與策略操作能力。這不僅體現在提示詞設計的精緻度與複雜性，也體現在生成結果的多輪優化與持續調整過程中。即便是尚未熟悉工具操

作的專生組，在創作初期面臨挑戰時，仍投入大量時間與精力探索有效的提示詞編寫策略，顯示其對創作目標具有清晰的認知，以及對視覺成果有高度品質要求。這種持續試探與反覆調整的行為，正是創作者內嵌想像力運作的具體展現，也反映其主動建構創意與控制創作方向的能力。

相較之下，非專業創作者則更多依賴 AI 工具所提供的外部刺激，透過工具生成結果延伸創作靈感，雖然能帶來初步的創意啟發，但相對缺乏深層次的概念重組與內在想像力驅動。根據「文化工具理論」，創造力並非單純憑藉外部刺激被動觸發，而是透過內部心理活動與過去經驗的交織，進行有意識的想像與重構（Vygotsky，1978）。本研究，專業創作者正是藉由積極介入工具操作，將 AI 視為輔助創意發展的媒介，而非創意來源本身，進而展現更強的創作主體性。

進一步而言，創造力構成要素模型中指出，專業知識、創造性思維技巧與內在動機三者是驅動創造力的核心因素（Amabile，1996）。專業創作者之所以能展現出較強的主體性，正是因為其擁有扎實的知識基礎與多樣化的創意技巧，並對創作過程本身懷有高度內在動機。這說明，想像力的豐富性與主體性培養，需仰賴長期的知識積累與跨領域經驗的拓展。Cropley（2001）亦指出，促進創意生成的教育環境應鼓勵學習者廣泛涉獵多元領域，培養靈活的思維模式，從而擴大其內在想像力資源庫。

因此，面對 AI 工具高度普及的創作環境，僅依靠工具提供的即時生成刺激難以培養深層次的創造力與創作主體性。相反地，應透過「想像力教育」的策略性培養，強化創作者的跨域學習與多模態思維能力。正如 Nagai、Taura（2006）在「設計思維循環」模型中所強調，創作者應在不斷的問題重構與創意生成過程中，培養對創作素材與表達語言的高度敏感度。

整體而言，培養創作者的主體性與內嵌的想像力運作，需超越工具層面的操作熟練，進一步強調多元知識基礎與創意思維技巧的積累。未來，透過強化「想像力教育」與跨領域學習策略，不僅有助於減少對 AI 工具的被動依賴，亦能促進創作者在數位時代中實現自我強化的創作模式，成為能夠靈活運用 AI 技術並保持創作主體性的「新時代創作者」。

第四節 未來研究建議與改進方向

本研究結合理論基礎與實證資料，探討生成式 AI 工具在敘事影像創作中所呈現的輔助角色與創作者互動模式。然而，面對生成式 AI 技術持續演進與創作生態日益多元化，仍有諸多面向值得深入探討與優化。本節將從 AI 工具功能強化與多模態創作拓展、創作場域擴展與使用者情境深化，以及創作倫理與版權議題三個層面提出未來研究建議，期望為相關領域的研究與實務應用提供進一步的發展方向。

一、AI 工具功能強化與多模態創作拓展

隨著生成式 AI 技術的持續演進，單一模式（以文字為主的提示詞生成）已難以滿足多元化的創作需求。未來研究可聚焦於多模態輸入（multimodal input）的深化發展，例如整合文字、圖像、語音，甚至動態影像等多種輸入方式，以提升生成過程的表達力與精準度。特別是對於專業創作者而言，已有研究證實圖像輔助輸入能有效降低語義上的模糊性，未來更可進一步探索圖像與文字的複合驅動策略，促進生成模型對創作者意圖的精準理解，並強化創作過程中的互動性與控制感。

此外，AI 工具的功能拓展亦可朝向「參數自適應調整」與「風格遷移強化」兩個方向發展。前者指的是 AI 系統透過學習創作者的操作習慣與偏好，主動調整生成參數，優化模型輸出結果，使其更契合個別創作者的風格需求與創作邏輯，進一步實現個性化創作支持。後者則著重於強化 AI 工具在風格遷移與風格混融上的能力，藉由拓展模型對多樣化視覺語彙的理解與應用，幫助創作者突破訓練資料所設定的既有限制，靈活融合不同風格元素，實現多元且具有突破性的視覺敘事表現。這兩項功能的提升，不僅有助於提升創作者的創作自由度與表達多樣性，同時也為未來針對不同學習者提供差異化與個性化的教育訓練模式奠定基礎，促進 AI 工具在創作輔助與教育應用上的雙重價值。

最後，AI 系統的可解釋性（explainability）亦是未來發展的重要議題。若能透過可視化生成邏輯與決策過程，協助創作者理解 AI 如何解析指令與作出生成決策，雖然目前技術上尚難以達成完全可控的創作流程，但此舉仍有助於提升創作者對生成機制的理解與調整效率，進一步增強操作信心與創作掌控感，深化人

機協作的互動品質。近年來，相關技術如 ChatGPT 的進階推理追蹤（advanced reasoning trace）或逐步思考過程說明（chain-of-thought explanation），以及 Grok 的深度搜尋可解釋性（Deepsearch interpretability），均已著手將模型的思維流程與推理路徑予以透明化展示，讓使用者能更清晰地理解 AI 在輸入解析與生成過程中的邏輯依據，為未來提升 AI 系統的可控性與個性化應用開啟更多可能。

二、創作場域擴展與使用者情境深化

本研究聚焦於數位敘事影像創作，未來可進一步拓展至更多元的創作場域與使用者情境。例如，擴展至動畫製作、互動遊戲設計、沉浸式敘事體驗（如 VR/AR）、以及品牌視覺設計等領域，深入探討生成式 AI 工具在不同創作流程與專業需求下的應用潛力與適應性。此類拓展不僅有助於評估 AI 工具對多元創意產業開發效率的提升效果，亦可進一步探索其對於「一人工作室」模式（solo studio）的支持性，協助個體創作者在有限資源下完成複雜創作專案，實現更具自主性與規模彈性的創作生態。

同時，使用者情境亦應更為多元化，涵蓋不同文化背景、年齡層與專業程度的創作者。研究發現，非專業創作者對 AI 工具有更高的依賴性與創意啟發感受，未來可進一步深入探討不同背景創作者的需求差異與學習曲線，優化使用者體驗設計，實現「因人制宜」的工具支援效果。特別是隨著 AI 工具對自然語言的深度理解能力不斷提升，並結合自動化生成的技術特性，理論上已具備支持個性化知識學習與工作流程設計的可行性，使創作者能依據自身背景與創作習慣，靈活配置操作策略，進一步強化 AI 工具的人性化適配能力與學習支援效果。

進一步而言，生成式 AI 技術的快速發展，正在深刻改變既有的創作模式與制度框架。AI 能以極低的成本實現數位的個人化與自動化需求，不僅提升創作與學習過程中的效率與靈活性，也對傳統以大規模與同質性為特徵的模式，例如標準化的學習系統、批量化的創作流程與固定化的研發機制，帶來實質挑戰。這種變革意味著，未來不僅個體創作者能更靈活地完成複雜任務，「一人工作室」等小型創作模式也將因 AI 的支援而逐步普及。面對這一趨勢，未來研究應可聚焦於新型模式與制度框架的建構，前瞻性地探索 AI 技術廣泛應用所引發的結構性變革，從而為社會與產業生態提供理論支撐與實踐路徑，提前布局，因應即將

到來的深層衝擊。

三、創作倫理與版權議題

生成式 AI 工具所涉及的倫理與版權問題，已成為產業與學界高度關注的焦點。未來研究可進一步探討生成內容的所有權界定、原創性認定，以及數據來源透明化等議題。

首先，生成式 AI 工具多依賴大數據資料集進行訓練，其中部分數據可能涉及未經授權的作品，帶來潛在的侵權風險。儘管「合法數據使用機制」與「創作者數據自主權」等倡議已被提出，實務上仍面臨諸多挑戰。由於 AI 模型多依賴來源分散且難以追溯的公開網絡資料。因此，即使包含未經授權的內容，也缺乏有效舉證機制。目前，多數爭議僅能依據生成結果與原始作品的相似性作為間接判斷，缺乏直接證據支持。此外，若 AI 僅用於非商業性創作，類似愛好者進行的非營利性二次創作，其是否構成侵權亦屬灰色地帶。由於著作權法多聚焦於商業用途，對於娛樂性質的生成內容，即使存在潛在爭議，法律追責的可行性與意願相對較低。因此，未來應重點規範公開分享與商業應用，同時輔以平台治理與倫理指引，以平衡技術發展與權利保護之間的張力。

其次，隨著 AI 工具生成能力日益提升，原創性與創作責任的認定亦趨複雜。雖可透過「同質化檢測」與「版權歸屬標示」等技術，協助創作者與平台維護內容多樣性與創作透明度，但實務上亦面臨挑戰。一方面，同質化檢測雖能辨識相似度，卻難以明確區分「靈感借鑑」與「過度複製」，且各法域對「實質相似」的定義不一，造成法律適用上的模糊地帶。另一方面，雖然元數據註記有助提升版權標示透明度，但 AI 生成內容來源高度混合，標示多僅止於風格層級，難以精確溯源。因此，未來研究應聚焦於在技術可行性與法律合理性之間取得平衡，為公開發表的生成內容建立合理的標示與審查機制，並結合創作者教育與平台自律，探索生成式 AI 責任歸屬與版權管理的可行解方。

最後，倫理層面亦關乎 AI 工具對創作職業生態的深層影響，特別是專業創作者角色被取代與創意勞動價值的重新評估。AI 的自動化與高效生成，可能削弱對專業技能與經驗累積的依賴，使部分創作者面臨功能邊緣化、收入不穩定甚至被市場淘汰的風險。尤其在視覺設計、插畫與影像製作等領域，當 AI 能快速

產製大量風格化內容時，專業創作者不僅喪失就業機會，更面臨專業認同與職業尊嚴的挑戰。同時，AI 的廣泛應用促使創意勞動價值體系重新調整，過去以「技術與原創性」為核心的評價標準，因生產門檻降低而逐漸被改變，導致內容價格下滑與商品化趨勢加劇，進一步引發內容過剩與審美疲勞，使優質創作難以突顯。面對此趨勢，未來應強化 AI 工具的倫理治理，積極探索技術發展與創意產業永續共生的路徑，促進專業創作者的角色轉型與價值重塑，避免創作生態失衡。

綜上所述，生成式 AI 工具於敘事影像創作中的應用已展現多重價值，然而技術功能、使用者情境以及倫理規範仍有持續優化空間。未來研究可從技術深度、多元應用場景與倫理規範三方面共同推進，實現創作者與 AI 工具的良性互動與共生發展，為數位創意產業開創更廣闊的發展空間。



參考文獻

中文部分

- 吳俊憲(2022)。數位敘事在課程設計與發展的應用。*臺灣教育評論月刊*, 11(6), 112-117。
- 邱誌勇(2019)。後數位時代的影像藝術。*復興崗學報*, 115, 1-20。
- 康台生(2004)。「作品集」作為影像設計創作課程之實踐。*臺灣美術*, 58, 4-15。
- 黃俊儒(2008)。構思科技社會中的即時學習：以學生及專家對於科學新聞文本之理解差異為例。*科學教育學刊*, 16(1), 105-124。
<https://doi.org/10.6173/CJSE.2008.1601.03>
- 賴玉釵(2015)。繪本敘事轉述為影像歷程初探：以繪本《雨果的秘密》之跨媒介轉述為例。*傳播研究與實踐*, 5(2), 79-120。
<https://doi.org/10.6123/JCRP.2015.012>
- 陳慧霞、游萬來(2007)。紙筆與電腦工具對設計專家與設計生手草圖行為的評估與分析。*藝術教育研究*, 14, 61-99。

英文部分

- Abernathy, W. J., & Utterback, J. M. (1978). Patterns of industrial innovation. *Technology Review*, 80(7), 40-47.
- Alexander, C., Ishikawa, S., & Silverstein, M. (1977). *A pattern language: Towns, buildings, construction*. New York, NY: Oxford University Press.
- Amabile, T. M. (1983). The social psychology of creativity: A componential conceptualization. *Journal of Personality and Social Psychology*, 45(2), 357-376. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.45.2.357>
- Amabile, T. M. (1996). *Creativity in context: Update to the social psychology of creativity*. Boulder, CO: Westview Press.
- Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., Fournery, A., Nushi, B., Collisson, P., Suh, J., Iqbal, S., Bennett, P. N., Inkpen, K., Teevan, J., Kikin-Gil, R., & Horvitz, E. (2019). Guidelines for Human-AI Interaction. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19), Paper No. 3*, 1-13. New York, NY: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300233>

- Angrosino, M. V. (2016). *Naturalistic observation* (1st ed.). New York: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315423616>
- Angrosino, M., & Rosenberg, J. (2011). Observations on observation. *The Sage Handbook of Qualitative Research*, 4, 467-478.
- Ångström, R. C. (2023). *Dancing with the dynamic machine: Essays on implementation practices, trust dynamics, and idea evaluation in and around the use of artificial intelligence in organizations* (Doctoral dissertation). Stockholm School of Economics.
- Anyatasia, F. (2023). *Investigating motivation and usage of text-to-image generative AI for creative practitioners* (Master's thesis). Faculty of Science, University of Helsinki.
- Aristotle. (1986). *De anima (On the soul)* (H. Lawson-Tancred, Trans.). Penguin Classics. (Original work published ca. 350 BCE)
- Arnheim, R. (1969). *Visual thinking*. Berkeley: University of California Press.
- Atkinson, R. C., & Shiffrin, R. M. (1968). Human memory: A proposed system and its control processes. In K. W. Spence, & J. T. Spence (Eds.), *The Psychology of Learning and Motivation* (pp. 89-195). New York, NY: Academic Press. [https://doi.org/10.1016/S0079-7421\(08\)60422-3](https://doi.org/10.1016/S0079-7421(08)60422-3)
- 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>
- Bandura, A. (1977). *Social Learning Theory*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84(2), 191-215. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>
- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. New York: W.H. Freeman.
- Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Banks, M., & Zeitlyn, D. (2015). *Visual methods in social research* (2nd ed.). London: SAGE Publication. <https://doi.org/10.4135/9781473921702>
- Barron, F. (1995). *No rootless flower: An ecology of creativity*. Cresskill, NJ: Hampton Press.

- Baudrillard, J. (1981). *Simulacra and simulation*. Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press.
- Bazerman, C. (1988). *Shaping written knowledge: The genre and activity of the experimental article in science*. Madison: University of Wisconsin Press.
- Beauchamp, T. L., & Childress, J. F. (2013). *Principles of biomedical ethics* (8th ed.). New York, NY: Oxford University Press.
- Benford, S., Greenhalgh, C., Reynard, G., Brown, C., & Koleva, B. (1998). Understanding and constructing shared spaces with mixed-reality boundaries. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 5(3), 185-223.
- Benjamin, W. (1936). *The work of art in the age of mechanical reproduction*. Retrieved from <https://web.mit.edu/allanmc/www/benjamin.pdf>
- Besemer, S. P., & O'Quin, K. (1986). Analyzing creative products: Refinement and test of a judging instrument. *Journal of Creative Behavior*, 20(2), 115-126. <https://doi.org/10.1002/j.2162-6057.1986.tb00429.x>
- Biggs, J. (2003). *Teaching for quality learning at university* (2nd ed.). Buckingham: Society for Research into Higher Education and Open University Press.
- Boden, M. A. (2004). *The creative mind: Myths and mechanisms*. London: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203508527>
- Bolter, J. D., & Grusin, R. (2000). *Remediation: Understanding new media*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Bozkurt, A. (2024). GenAI et al.: Cocreation, authorship, ownership, academic ethics and integrity in a time of generative AI. *Open Praxis*, 16(1), 1-10. <https://doi.org/10.55982/openpraxis.16.1.1>
- Bransford, J. D., Brown, A. L., & Cocking, R. R. (2000). *How People Learn: Brain, Mind, Experience, and School*. Washington, DC: National Academy Press.
- Brown, T. (2009). *Change by design: How design thinking transforms organizations and inspires innovation*. New York, NY: Harper Business.
- Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877-1901.
- Bruner, J. (1990). *Acts of meaning: Four lectures on mind and culture*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Bruner, J. S. (1986). *Actual minds, possible worlds*. Cambridge, MA: Harvard

University Press

- Bryman, A. (2012). *Social research methods* (4th ed.). Oxford, UK: Oxford University Press.
- Campbell, D. T., & Stanley, J. C. (1963). *Experimental and quasi-experimental designs for research*. Chicago, IL: Rand McNally.
- Candy, L., & Edmonds, E. (2010). The role of the artefact and frameworks for practice-based research. In *The Routledge Companion to Research in the Arts* (pp. 120-137). New York, NY: Routledge.
- Card, S. K., Moran, T. P., & Newell, A. (1983). *The Psychology of Human-Computer Interaction*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Chi, M. T. H., Glaser, R., & Farr, M. J. (1988). *The nature of expertise*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Chi, M. T., Feltovich, P. J., & Glaser, R. (1981). Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science*, 5(2), 121-152. https://doi.org/10.1207/s15516709cog0502_2
- Chen, L., Song, Y., Guo, J., Sun, L., Childs, P., & Yin, Y. (2025). How generative AI supports human in conceptual design. *Design Science*, 11, e9. <https://doi.org/10.1017/dsj.2025.2>
- Chickering, A. W., & Reisser, L. (1993). *Education and identity* (2nd ed.). San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Chung, S. K. (2006). Digital storytelling in integrated arts education. *The International Journal of Arts Education*, 4(1), 33-63.
- Clark, A., & Chalmers, D. (1998). The extended mind. *Analysis*, 58(1), 7-19. <https://doi.org/10.1093/analys/58.1.7>
- Collins, H. (2004). Interactional expertise as a third kind of knowledge. *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, 3, 125-143. <https://doi.org/10.1023/B:PHEN.0000040824.89221.1a>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Cohen, L., Manion, L., & Morrison, K. (2018). *Research methods in education* (8th ed.). London: Routledge.
- Craft, A. (2005). *Creativity in schools: Tensions and dilemmas*. London, UK: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203357965>

- Creely, E., & Blannin, J. (2025). Creative partnerships with generative AI. Possibilities for education and beyond. *Thinking Skills and Creativity*, 56, 101727. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2024.101727>
- Creswell, J. W. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (5th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2018). *Designing and Conducting Mixed Methods Research* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Creswell, J. W., & Poth, C. N. (2018). *Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches* (4th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Cropley, A. J. (2001). *Creativity in education & learning: A guide for teachers and educators*. New York, NY: Routledge.
- Csikszentmihalyi, M. (1990). *Flow: The psychology of optimal experience*. New York, NY: Harper and Row.
- Csikszentmihalyi, M. (1996). *Creativity: Flow and the psychology of discovery and invention*. New York, NY: HarperCollins.
- Daft, R. L., & Lengel, R. H. (1986). Organizational information requirements, media richness and structural design. *Management Science*, 32(5), 554-571. <https://doi.org/10.1287/mnsc.32.5.554>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Deci, E. L. (1975). *Intrinsic motivation*. New York, NY: Plenum Press. <https://doi.org/10.1007/978-1-4613-4446-9>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). *Intrinsic motivation and self-determination in human behavior*. New York, NY: Springer Science+Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The "what" and "why" of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological Inquiry*, 11(4), 227-268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01
- Denzin, N. K. (1978). *The Research Act: A Theoretical Introduction to Sociological Methods*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Deleuze, G. (1994). *Difference and repetition* (P. Patton, Trans.). New York, NY:

Columbia University Press.

Descartes, R. (1641). Meditations on first philosophy. In J. Cottingham et al., (Eds.), *The Philosophical Writings of Descartes, Vol. II*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L (2011). From Game Design Elements to Gamefulness: Defining Gamification. In *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference: Envisioning Future Media Environments* (pp. 9-15). New York, NY: ACM Press.
<https://doi.org/10.1145/2181037.2181040>

DiCicco-Bloom, B., & Crabtree, B. F. (2006). The qualitative research interview. *Medical Education*, 40(4), 314-321. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2929.2006.02418.x>

Dreyfus, S. E., & Dreyfus, H. L. (1980). *A five-stage model of the mental activities involved in directed skill acquisition*. Berkeley, CA: University of California, Operations Research Center.

Drucker, P. F. (1967). *The effective executive*. New York, NY: Harper & Row.

Eccles, J. S., & Wigfield, A. (2002). Motivational beliefs, values, and goals. *Annual Review of Psychology*, 53(1), 109-132.
<https://doi.org/10.1146/annurev.psych.53.100901.135153>

Edwards, R., & Holland, J. (2013). *What is qualitative interviewing?* London, UK: Bloomsbury Academic. <https://doi.org/10.5040/9781472545244>

Egan, K. (1992). *Imagination in Teaching and Learning: The Middle School Years*. Chicago, IL: University of Chicago Press.

Engelbart, D. C. (1962). *Augmenting Human Intellect: A Conceptual Framework*. Summary Report AFOSR-3223 under Contract AF 49(638)-1024, SRI Project 3578 for Air Force Office of Scientific Research. Menlo Park, CA: Stanford Research Institute.

Eraut, M. (2000). Non-formal learning and tacit knowledge in professional work. *British Journal of Educational Psychology*, 70(1), 113-136. <https://doi.org/10.1348/000709900158001>

Ericsson, K. A., & Charness, N. (1994). Expert performance: Its structure and acquisition. *American Psychologist*, 49(8), 725-747. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.49.8.725>

- Ericsson, K. A., Krampe, R. T., & Tesch-Römer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100(3), 363–406. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.100.3.363>
- Ericsson, K. A., & Smith, J. (1991). *Toward a general theory of expertise: Prospects and limits*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Ericsson, K. A., Hoffman, R. R., Kozbelt, A., & Williams, A. M. (Eds.). (2006). *The Cambridge handbook of expertise and expert performance*. Cambridge, UK: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511816796>
- Erikson, E. H. (1968). *Identity: Youth and crisis*. New York, NY: W. W. Norton & Company.
- Flower, L., & Hayes, J. R. (1981). A cognitive process theory of writing. *College Composition and Communication*, 32(4), 365–387. <https://doi.org/10.2307/356600>
- Flyvbjerg, B. (2006). Five misunderstandings about case-study research. *Qualitative Inquiry*, 12(2), 219–245. <https://doi.org/10.1177/1077800405284363>
- Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (4th ed.). London, UK: SAGE Publications.
- Finke, R. A., Ward, T. B., & Smith, S. M. (1992). *Creative cognition: Theory, research, and applications*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Fitts, P. M., & Posner, M. I. (1967). *Human performance*. Belmont, CA: Brooks/Cole.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- Frich, J., MacDonald Vermeulen, L., Remy, C., Biskjaer, M. M., & Dalsgaard, P. (2019). Mapping the landscape of creativity support tools in HCI. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–18). New York, NY: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300619>
- Garrett, J.J. (2011) *The elements of user experience: user-centered design for the web and beyond* (2nd ed.). Berkeley, CA: New Riders.
- Gatys, L. A., Ecker, A. S., & Bethge, M. (2016). Image style transfer using convolutional neural networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 2414–2423). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.265>

- Glăveanu, V. P. (2013). Rewriting the language of creativity: The Five A's framework. *Review of General Psychology*, 17(1), 69-81. <https://doi.org/10.1037/a0029528>
- Glăveanu, V. P. (2020). *The possible: A sociocultural theory*. Oxford, UK: Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780197520499.001.0001>
- Glass, G. V., Peckham, P. D., & Sanders, J. R. (1972). Consequences of failure to meet assumptions underlying the fixed effects analyses of variance and covariance. *Review of Educational Research*, 42(3), 237–288. <https://doi.org/10.3102/00346543042003237>
- Goldschmidt, G. (1991). The dialectics of sketching. *Creativity Research Journal*, 4(2), 123-143. <https://doi.org/10.1080/10400419109534381>
- Goldschmidt, G. (2014). Linkography: Unfolding the design process. *Design Studies*, 35(2), 129–146. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2013.10.006>
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 2672-2680.
- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19(2), 213-236. <https://doi.org/10.2307/249689>
- Grudin, J. (2017). *From tool to partner: The evolution of human-computer interaction* (1st ed.). Cham, Switzerland: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-02218-0>
- Guilford, J. P. (1950). Creativity. *American Psychologist*, 5(9), 444–454. <https://doi.org/10.1037/h0063487>
- Guilford, J. P. (1967). *The nature of human intelligence*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G. Z. (2019). XAI—Explainable artificial intelligence. *Science Robotics*, 4(37), eaay7120. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120>
- 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>
- Hadzigeorgiou, Y. (2016). Imaginative thinking in science and science education. In *Imaginative science education: The central role of imagination in science*

- education* (pp. 1-31). Cham, Switzerland: Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-29526-8_1
- 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>
- Harrison, S. H., & Rouse, E. D. (2014). Let's dance! The role of experience in creative idea generation. *Journal of Management*, 40(7), 1812-1835. <https://doi.org/10.5465/amj.2012.0343>
- Hassenzahl, M., & Tractinsky, N. (2006). User experience - a research agenda. *Behaviour & Information Technology*, 25(2), 91-97.
<https://doi.org/10.1080/01449290500330331>
- Hassenzahl, M. (2010). *Experience design: Technology for all the right reasons*. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers.
- Hayles, N. K. (2002). *Writing machines*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Henderson, R. M., & Clark, K. B. (1990). Architectural innovation: The reconfiguration of existing product technologies and the failure of established firms. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 9-30. <https://doi.org/10.2307/2393549>
- Hoffman, D. L., & Novak, T. P. (2009). Flow online: Lessons learned and future prospects. *Journal of Interactive Marketing*, 23(1), 23-34.
<https://doi.org/10.1016/j.intmar.2008.10.003>
- Hoffman, R. R., Mueller, S. T., Klein, G., & Litman, J. (2018). Metrics for explainable AI: Challenges and prospects. *arXiv preprint*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1812.04608>
- Horvitz, E. (1999). Principles of mixed-initiative user interfaces. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems: the CHI Is the Limit* (pp. 159-166). New York, NY: ACM Press.
- Hollan, J., Hutchins, E., & Kirsh, D. (2000). Distributed cognition: Toward a new foundation for human-computer interaction research. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 7(2), 174-196.
- Howell, D. C. (2013). *Statistical methods for psychology* (8th ed.). Belmont, CA: Wadsworth Cengage Learning.
- Huang, J. (2024). *The art of AI: A human-centered AI (HCAI) user study of*

- integrating image-generative tools in visual art workflows: The case of Adobe Firefly* (Master's thesis). Stockholm, Sweden: KTH Royal Institute of Technology.
<https://kth.diva-portal.org/smash/get/diva2:1901068/FULLTEXT01.pdf>
- Huang, X., & Belongie, S. (2017). Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 1501-1510). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.167>
- Husserl, E. (1913/1982). *Ideas pertaining to a pure phenomenology and to a phenomenological philosophy—first book: General introduction to pure phenomenology*. F. Kersten (Trans.). The Hague, Netherlands: Nijhoff.
- 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)
- Hume, D. (1739). *A treatise of human nature*. Oxford, UK: Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oseo/instance.00046221>
- Hutchins, E. (1995). *Cognition in the wild*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Hyland, K. (2004). *Disciplinary discourses: Social interactions in academic writing*. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press.
- Hyvönen, H. (2024). *Building (with) pictures: The confusing fluency of architectural photorealism* (Doctoral dissertation). Espoo, Finland: Aalto University. <http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-64-2122-3>
- Jackson, S. A., & Marsh, H. W. (1996). Development and validation of a scale to measure optimal experience: The Flow State Scale. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 18(1), 17-35. <https://doi.org/10.1123/jsep.18.1.17>
- Johnson-Laird, P. N. (1983). *Mental models: Towards a cognitive science of language, inference, and consciousness*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Jung, C. G. (1959). *The archetypes and the collective unconscious* (Vol. 9, 2nd ed.). Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. New York, NY: Farrar, Straus and Giroux.
- Kallio, H., Pietilä, A. M., Johnson, M., & Kangasniemi, M. (2016). Systematic methodological review: Developing a framework for a qualitative semi-structured

- interview guide. *Journal of Advanced Nursing*, 72(12), 2954-2965.
<https://doi.org/10.1111/jan.13031>
- Kant, I. (1998). *Critique of pure reason* (P. Guyer & A. W. Wood, Trans.). Cambridge, UK: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511804649>
- Kawulich, B. B. (2005). Participant observation as a data collection method. *Forum: Qualitative Social Research*, 6(2), Article 43.
<http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0114-fqs0502430>
- Keith, S., Collins, S., Renzo, A., & Mesker, A. (2023). Slave to the Rhythm: The AI Turn in the Music Industries. In *AI and the Future of Creative Work* (pp. 36-54). New York, NY: Routledge.
- Klein, G. (1998). *Sources of power: How people make decisions*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2013). Auto-encoding variational Bayes. *arXiv preprint*.
<https://arxiv.org/abs/1312.6114>
- Kirsh, D. (1995). The intelligent use of space. *Artificial Intelligence*, 73(1-2), 31-68. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)00017-U](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)00017-U)
- Kirschner, P. A., Sweller, J., & Clark, R. E. (2006). Why minimal guidance during instruction does not work: An analysis of the failure of constructivist, discovery, problem-based, experiential, and inquiry-based teaching. *Educational Psychologist*, 41(2), 75-86. https://doi.org/10.1207/s15326985ep4102_1
- Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Kolmogorov, A. N. (1933). Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *Giornale dell'Istituto Italiano degli Attuari*, 4, 83-91.
- Kosslyn, S. M. (1980). *Image and mind*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Kraemer, H. C., & Thiemann, S. (1987). *How many subjects? Statistical power analysis in research*. Newbury Park, CA: Sage Publications.
- Kress, G., & Van Leeuwen, T. (2001). *Multimodal discourse: The modes and media of contemporary communication* (pp. 21-22). London, UK: Edward Arnold.
- Kress, G., & Van Leeuwen, T. (2006). *Reading images: The grammar of visual design*. London, UK: Routledge.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing*

Systems, 25, 1097-1105.

Kruskal, W. H., & Wallis, W. A. (1952). Use of ranks in one-criterion variance analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 47(260), 583-621.

<https://doi.org/10.1080/01621459.1952.10483441>

Kulesza, T., Stumpf, S., Burnett, M., & Kwan, I. (2012). Tell me more? The effects of mental model soundness on personalizing an intelligent agent. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-10).

New York, NY: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2207676.2207678>

Lankshear, C., & Knobel, M. (2008). *Digital literacies: Concepts, policies and practices*. New York, NY: Peter Lang.

Laugwitz, B., Held, T., & Schrepp, M. (2008). Construction and evaluation of a user experience questionnaire. In *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). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-89350-9_6

Lazar, J., Feng, J. H., & Hochheiser, H. (2017). *Research methods in human-computer interaction*. Cambridge, MA: Morgan Kaufmann.

Lea, M. R., & Street, B. V. (2006). The “academic literacies” model: Theory and applications. *Theory Into Practice*, 45(4), 368-377.

https://doi.org/10.1207/s15430421tip4504_11

Leder, H., Belke, B., Oeberst, A., & Augustin, D. (2004). A model of aesthetic appreciation and aesthetic judgments. *British Journal of Psychology*, 95(4), 489-508. <https://doi.org/10.1348/0007126042369811>

Li, J., Cao, H., Lin, L., Hou, Y., Zhu, R., & El Ali, A. (2024). User experience design professionals’ perceptions of generative artificial intelligence. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-18).

New York, NY: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3613904.3642114>

Lin, H., Yang, B., & Sun, Y. (2024). Human-AI co-creation in art: Understanding the role of affordance and identity. In *Proceedings of the 28th Pacific Asia Conference on Information Systems* (Article 18). Association for Information Systems. https://aisel.aisnet.org/pacis2024/track19_userbeh/track19_userbeh/18

Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). *Naturalistic inquiry*. Beverly Hills, CA: SAGE

Publications.

- Locke, J. (1689). *An essay concerning human understanding*. London, UK: Penguin. <https://doi.org/10.1093/oseo/instance.00018020>
- Lubart, T. I. (2001). Models of the creative process: Past, present and future. *Creativity Research Journal*, 13(3–4), 295–308. https://doi.org/10.1207/S15326934CRJ1334_07
- Lubart, T., Esposito, D., Gubenko, A., & Houssemand, C. (2021). Creativity in humans, robots, humbots. *Creativity: Theories-Research-Applications*, 8(1), 23–27. <https://doi.org/10.2478/ctra-2021-0003>
- Lupton, E. (2011). *Graphic design thinking: Beyond brainstorming*. New York, NY: Princeton Architectural Press.
- Macan, T. H. (1994). Time management: Test of a process model. *Journal of Applied Psychology*, 79(3), 381–391. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.79.3.381>
- Mace, R. (1985). Universal design: Barrier free environments for everyone. *Designers West*, 33(1), 147–152.
- Manning, E. (2009). *Relationscapes: Movement, art, philosophy*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Manovich, L. (2001). *The language of new media*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Manovich, L. (2005). Remixability and modularity. Retrieved from <http://www.manovich.net>
- Manovich, L. (2013). *Software takes command*. London, UK: Bloomsbury Academic.
- Manovich, L. (2017). Automating aesthetics: Artificial intelligence and image culture. *Flash Art International*, 316, 1–10.
- Maxwell, S. E., & Delaney, H. D. (2004). *Designing experiments and analyzing data: A model comparison perspective* (2nd ed.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Maxwell, J. A. (2013). *Qualitative research design: An interactive approach* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- McAdams, D. P. (1993). *The stories we live by: Personal myths and the making of the self*. William Morrow.
- McAuley, E., Duncan, T., & Tammen, V. V. (1989). Psychometric properties of the Intrinsic Motivation Inventory in a competitive sport setting: A confirmatory factor analysis. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 60(1), 48–58.

<https://doi.org/10.1080/02701367.1989.10607413>

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*, 27(4), 12. <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>

McCormack, J., Gifford, T., & Hutchings, P.(2019). Autonomy, authenticity, authorship and intention in computer generated art. In *International Conference on Computational Intelligence in Music, Sound, Art and Design (Part of EvoStar)* (pp. 35-50). Cham, Switzerland: Springer.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-16667-0_3

Mednick, S. (1962). The associative basis of the creative process. *Psychological Review*, 69(3), 220-232. <https://doi.org/10.1037/h0048850>

Merleau-Ponty, M. (1962). *Phenomenology of perception (C. Smith, Trans.)*. London, UK: Routledge & Kegan Paul (original work published 1945).

Messer, U. (2024). Co-creating art with generative artificial intelligence: Implications for artworks and artists. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2(1), 100056. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100056>

Miles, M. B., & Huberman, A. M. (1994). *Qualitative data analysis: An expanded sourcebook* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

Miltner, K., & Highfield, T. (2024). The possibilities of “good” generative AI in the cultural and creative industries. In *Proceedings of the British Academy*. London, UK: British Academy. <https://doi.org/10.5871/digital-society/9780856726989.001>

Muller, M., Weisz, J. D., & Geyer, W. (2020). Mixed initiative generative AI interfaces: An analytic framework for generative AI applications. In *Proceedings of the Workshop The Future of Co-Creative Systems-A Workshop on Human-Computer Co-Creativity of the 11th International Conference on Computational Creativity (ICCC 2020)*.

https://computationalcreativity.net/workshops/cocreative-iccc20/papers/Future_of_co-creative_systems_185.pdf

Mumford, M. D., Whetzel, D. L., & Reiter-Palmon, R. (1997). Thinking creatively at work: Organization influences on creative problem solving. *The Journal of Creative Behavior*, 31(1), 7–17.

<https://doi.org/10.1002/j.2162-6057.1997.tb00777.x>

- Moon, K., Green, A., & Kushlev, K. (2024). Homogenizing effect of large language model (LLM) on creative diversity: An empirical comparison of human and ChatGPT writing. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/8p9wu>
- Nagai, Y., & Taura, T. (2006). Formal description of conceptsynthesizing process for creative design. In J. S. Gero (Ed.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Design Computing and Cognition* (pp.443-460). Berlin, Germany: Springer.
- Nielsen, J. (1994). *Usability engineering*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.
- Nilsson, M. (2010). Developing voice in digital storytelling through creativity, narrative and multimodality. *Seminar.net*, 6(2). <https://doi.org/10.7577/seminar.2428>
- Nisi, T. F. D. V., & Nunes, N. (2024). ArtAI4DS: AI art and its empowering role in digital storytelling. In *Entertainment Computing–ICEC 2024: 23rd IFIP TC 14 International Conference, ICEC 2024, Manaus, Brazil, September 30–October 3, 2024, Proceedings* (p. 78). Cham, Switzerland: Springer Nature.
- Norman, D. A. (1983). Some observations on mental models. In D. Gentner & A. L. Stevens (Eds.), *Mental models* (pp. 7–14). Hillsdale, NJ: Erlbaum. <https://doi.org/10.4324/9781315802725>
- Norman, D. A. (1988). *The psychology of everyday things*. New York, NY: Basic Books.
- Norman, D. A. (2013). *The design of everyday things: Revised and expanded edition*. New York, NY: Basic Books.
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric Theory* (2nd ed.). New York, NY: McGraw-Hill.
- Oviatt, S., & Cohen, P. R. (2015). *The paradigm shift to multimodality in contemporary computer interfaces*. Cham, Switzerland: Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-02213-5>
- Oreg, S. (2003). Resistance to change: Developing an individual differences measure. *Journal of Applied Psychology*, 88(4), 680–693. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.4.680>
- Paas, F. G. W. C., & Van Merriënboer, J. J. G. (1994). Variability of worked examples and transfer of geometrical problem-solving skills: A cognitive-load approach. *Journal of Educational Psychology*, 86(1), 122–133. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.86.1.122>

- Paivio, A. (1986). *Mental representations: A dual coding approach*. New York, NY: Oxford University Press.
- Pallant, J. (2020). *SPSS survival manual: A step by step guide to data analysis using IBM SPSS*. London, UK: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003117452>
- Panchanadikar, R., & Freeman, G. (2024). "I'm a solo developer but AI is my new ill-informed co-worker": Envisioning and designing generative AI to support indie game development. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 8(CHI PLAY), 1-26.
- Park, S. (2024). The work of art in the age of generative AI: Aura, liberation, and democratization. *AI & Society*. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-01948-6>
- Patton, M. Q. (2015). *Qualitative research & evaluation methods: Integrating theory and practice* (4th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Preece, J., Rogers, Y. and Sharp, H. (2015) *Interaction design: Beyond human computer interaction* (4th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Pesovski, I., Santos, R., Henriques, R., & Trajkovic, V. (2024). Generative AI for customizable learning experiences. *Sustainability*, 16(7), 3034. <https://doi.org/10.3390/su16073034>
- Perry, M. S. (2020). Multimodal engagement through a transmedia storytelling project for undergraduate students. *Gema Online Journal of Language Studies*, 20(3).
- Piaget, J. (1954). *The construction of reality in the child* (M. Cook, Trans.). New York, NY: Basic Books. <https://doi.org/10.1037/11168-000>
- Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. Cambridge, MA: MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/1140.001.0001>
- Pink, S. (2007). *Doing visual ethnography*. London, UK: SAGE Publications Ltd. <https://doi.org/10.4135/9780857025029>
- Plato. (1992). *Republic* (G. M. A. Grube, Trans., revised by C. D. C. Reeve). Indianapolis, IN: Hackett Publishing Company. (Original work published ca. 380 BCE)
- Polkinghorne, D. E. (1995). Narrative configuration in qualitative analysis. *International Journal of Qualitative Studies in Education*, 8(1), 5-23. <https://doi.org/10.1080/0951839950080103>
- Prasetyo, M. L., Peranginangin, R. A., Martinovic, N., Ichsan, M., & Wicaksono, H. (2025). Artificial intelligence in open innovation project management: A

- systematic literature review on technologies, applications, and integration requirements. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10 (1), 100445. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100445>
- Pylyshyn, Z. W. (1973). What the mind's eye tells the mind's brain: A critique of mental imagery. *Psychological Bulletin*, 80(1), 1-24. <https://doi.org/10.1037/h0034650>
- Radford, A. (2015). Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. *arXiv preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.06434>
- Riedl, M. O., & Zook, A. (2013). AI for game production. In *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computational Intelligence in Games* (pp. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CIG.2013.6633663>
- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why should I trust you?”: Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1135–1144). New York, NY: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>
- Riessman, C. K. (2008). *Narrative methods for the human sciences*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). New York, NY: Free Press.
- Rotter, J. B. (1966). Generalized expectancies for internal versus external control of reinforcement. *Psychological Monographs: General and Applied*, 80(1), 1–28. <https://doi.org/10.1037/h0092976>
- Rubin, H. J., & Rubin, I. S. (2012). *Qualitative interviewing: The art of hearing data* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Runco, M. A. (2014). *Creativity: Theories and themes: Research, development, and practice*. New York, NY: Academic Press.
- Runco, M. A., & Chand, I. (1995). Cognition and creativity. *Educational Psychology Review*, 7(3), 243–267. <https://doi.org/10.1007/BF02213373>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (1991). A motivational approach to self: Integration in personality. In R. Dienstbier (Ed.), *Nebraska Symposium on Motivation: Vol. 38*,

- Perspectives on Motivation* (pp. 237-288). Lincoln, NE: University of Nebraska Press.
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68-78. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Ryan, R. M., Mims, V., & Koestner, R. (1983). Relation of reward contingency and interpersonal context to intrinsic motivation: A review and test using cognitive evaluation theory. *Journal of Personality and Social Psychology*, 45(4), 736-750. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.45.4.736>
- Sajjad, H. (2024). Generative AI: Transforming creative industries with machine learning. *Research Corridor Journal of Engineering Science*, 1(2), 119-134.
- Sartre, J. P. (1948). *The psychology of imagination*. New York, NY: Philosophical Library.
- Sawyer, R. K. (2000). Improvisation and the creative process: Dewey, Collingwood, and the aesthetics of spontaneity. *The Journal of Aesthetics and Art Criticism*, 58(2), 149-161. <https://doi.org/10.2307/432094>
- Sawyer, R. K. (2012). *Explaining creativity: The science of human innovation* (2nd ed.). New York, NY: Oxford University Press.
- Scaife, M., & Rogers, Y. (1996). External cognition: how do graphical representations work? *International Journal of Human-Computer Studies*, 45(2), 185–213. <https://doi.org/10.1006/ijhc.1996.0048>
- Schön, D. A. (1983). *The reflective practitioner: How professionals think in action*. New York, NY: Basic Books.
- Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(3), 417–424. <https://doi.org/10.1017/S0140525X00005756>
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). *An analysis of variance test for normality (complete samples)*. *Biometrika*, 52(3/4), 591–611. <https://doi.org/10.1093/biomet/52.3-4.591>
- Shi, Y., Gao, T., Jiao, X., & Cao, N. (2023). Understanding design collaboration between designers and artificial intelligence: A systematic literature review. In *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(CSCW2), 1-35. <https://doi.org/10.1145/3610217>
- Shneiderman, B. (1983). Direct manipulation: A step beyond programming

- languages. *Computer*, 16(8), 57-69. <https://doi.org/10.1109/MC.1983.1654471>
- Shneiderman, B. (1992). *Designing the user interface: Strategies for effective human-computer interaction*. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company.
- Shneiderman, B. (2003). *Leonardo's laptop: Human needs and the new computing technologies*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Shneiderman, B. (2007). Creativity support tools: Accelerating discovery and innovation. *Communications of the ACM*, 50(12), 20-32. <https://doi.org/10.1145/1323688.1323689>
- Shneiderman, B., Plaisant, C., Cohen, M., Jacobs, S., & Elmqvist, N. (2016). *Designing the user interface: Strategies for effective human-computer interaction* (6th ed.). Boston, MA: Pearson.
- Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495–504. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1741118>
- Shneiderman, B. (2022). *Human-centered AI*. Oxford, UK: Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780192845290.001.0001>
- Siegel, S., & Castellan, N. J., Jr. (1988). *Nonparametric statistics for the behavioral sciences* (2nd ed.). New York, NY: McGraw-Hill. <https://doi.org/10.1177/014662168901300212>
- Simonton, D. K. (1999). *Origins of genius: Darwinian perspectives on creativity*. New York, NY: Oxford University Press.
- Slater, M. (2009). Place illusion and plausibility can lead to realistic behaviour in immersive virtual environments. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1535), 3549-3557. <https://doi.org/10.1098/rstb.2009.0138>
- Smith, S. M., & Ward, T. B. (2012). Cognition and the creation of ideas. In *Oxford handbook of thinking and reasoning* (pp. 456–474). Oxford University Press.
- Stige, Å., Zamani, E. D., Mikalef, P., & Zhu, Y. (2024). Artificial intelligence (AI) for user experience (UX) design: a systematic literature review and future research agenda. *Information Technology & People*, 37(6), 2324-2352. <https://doi.org/10.1108/ITP-07-2022-0519>
- Straub, E. T. (2009). Understanding technology adoption: Theory and future directions

- for informal learning. *Review of Educational Research*, 79(2), 625-649. <https://doi.org/10.3102/0034654308325896>
- Stogner, M. B. (2014). Searching for Aristotle in the digital age: Creating cultural narrative with 21st century media technologies. *The International Journal of New Media, Technology and the Arts*, 8(1), 11-21. <https://doi.org/10.18848/2326-9987/CGP/V08I01/11-21>
- Swales, J. (1990). *Genre analysis: English in academic and research settings*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Sweller, J. (2011). Cognitive load theory. In J. P. Mestre & B. H. Ross (Eds.), *The Psychology of Learning and Motivation: Cognition in Education* (pp. 37–76). Elsevier Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-387691-1.00002-8>
- Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2011). *Cognitive load theory*. New York, NY: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8126-4>
- Tomczak, M., & Tomczak, E. (2014). The need to report effect size estimates revisited. An overview of some recommended measures of effect size. *Trends in Sport Sciences*, 1(21), 19-25.
- Treadaway, C. (2004). Digital reflection: The integration of digital imaging technology into the creative practice of printed surface pattern and textile designers. *The Design Journal*, 7(2), 3-17. <https://doi.org/10.2752/146069204789354447>
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Tversky, B. (2001). Spatial schemas in depictions. In M. Gattis (Ed.), *Spatial schemas and abstract thought* (pp. 79–112). Cambridge, MA: MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/6392.003.0006>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems* (pp. 6000–6010). Curran Associates Inc. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd

- Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273-315. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- 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. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Vesna, V. (2001). Toward a third culture: Being in between. *Leonardo*, 34(2), 121-125. <https://doi.org/10.1162/002409401750184687>
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Vygotsky, L. S. (2004). Imagination and creativity in childhood. *Journal of Russian and East European Psychology*, 42(1), 7-97. <https://doi.org/10.1080/10610405.2004.11059210>
- Ward, T. B. (1994). Structured imagination: The role of category structure in exemplar generation. *Cognitive Psychology*, 27(1), 1-40. <https://doi.org/10.1006/cogp.1994.1010>
- Wallas, G. (1926). *The art of thought*. New York, NY: Harcourt, Brace and Company.
- Weiser, M. (1991). The computer for the 21st century. *Scientific American*, 265(3), 94-104. <https://doi.org/10.1038/scientificamerican0991-94>
- Wittgenstein, L. (1953). *The philosophical investigations*. Oxford, UK: Blackwell.
- Wong, W. (1993). *Principles of form and design*. New York, NY: Wiley.
- Wu, D., Yu, Z., Ma, N., Jiang, J., Wang, Y., Zhou, G., ... & Li, Y. (2023). Styleme: Towards intelligent fashion generation with designer style. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-16). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581377>
- Yin, R. K. (2018). *Case study research and applications: Design and methods* (6th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Yoo, Y. (2012). Digital materiality and the emergence of an evolutionary science of

the artificial. In *Materiality and organizing: Social interaction in a technological world* (pp. 134-154). Oxford, UK: Oxford University Press.

<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199664054.003.0007>

Zhang, Y. (2024). The influence of generative AI on content platforms: Supply, demand, and welfare impacts in two-sided markets. *arXiv preprint*.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.13101>

Zhang, Y., Zhang, C., Tang, Y., & He, Z. (2024). Cross-modal concept learning and inference for vision-language models. *Neurocomputing*, 583, 127530.

<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.127530>

Zhu, S., Wang, Z., Zhuang, Y., Jiang, Y., Guo, M., Zhang, X., & Gao, Z. (2024). Exploring the impact of ChatGPT on art creation and collaboration: Benefits, challenges and ethical implications. *Telematics and Informatics Reports*, 14, 100138.

<https://doi.org/10.1016/j.teler.2024.100138>

