基於期望價值理論探討生成式AI在設計中的應用—以自動駕駛汽車內裝設計為例

陳圳卿* 鍾晨嬈** 林金隆***

國立臺北科技大學互動設計系
* cceugene@ntut.edu.tw

國立臺北科技大學設計學院
** 通訊作者 zhongchenrao@gmail.com
*** yylinjinlong@gmail.com

摘 要

當前設計領域正面臨生成式 AI 快速滲透的挑戰，設計師在面對 AI 輔助創作時，常出現動機不確定、價值評估模糊與使用意願差異等問題。雖然生成式 AI 展現了高度的創造潛能，但其在專業設計決策過程中的心理動機與認知評估機制仍缺乏系統性探討。為此，本研究以期望價值理論（expectancy-value theory, EVT）為理論基礎，探討設計師觀看生成式 AI 所生成之設計方案後，依據其當下情境反應所產生的動機與行為意圖，並檢視 EVT 於自動駕駛汽車內裝設計的生成式 AI 應用中的適用性，藉此揭示影響設計師使用生成式 AI 之行為動機與使用意願的關鍵因素。透過問卷調查，共取得涵蓋不同設計領域與專業水平的 215 份有效數據，確保研究成果的廣泛性。結果顯示，感知價值在 EVT 模型中具有核心作用，可直接影響設計品質與使用意願，同時在績效期望與感知成本中，設計品質與使用意願的影響之間具有中介效果。儘管感知成本的正向影響較為微弱，但結果證實生成式 AI 的感知成本具有一定的激勵效果。這一發現表明，當設計師認為生成式 AI 帶來的價值足夠高時，即便感知成本較高，仍可提高對 AI 生成的設計品質與使用意願。本研究驗證了 EVT 模型在 AI 協作設計決策中的應用價值，為生成式 AI 在設計實務上提供理論支持，以及優化未來生成式 AI 工具的應用策略。

關鍵詞：期望價值理論、生成式 AI、自動駕駛汽車內裝設計、設計品質、行為意圖
論文引用：陳圳卿、鍾晨嬈、林金隆（2026）。基於期望價值理論探討生成式 AI 在設計中的應用—以自動駕駛汽車內裝設計為例。*設計學報，31*（3），47-70。

一、前言

人工智慧（artificial intelligence, AI）已廣泛應用於各行各業，並融入各項技術中，例如：機器自動化、機器視覺、社交機器人與自動駕駛汽車（Javaid et al., 2022; Prentice et al., 2020）。這些技術的持續演

變離不開設計創新的驅動，AI 的快速發展正逐步重塑設計師的創新思維與實踐方式，並對設計流程與方法論產生了深遠的影響。設計師使用 AI 協作在雙鑽設計流程中的支援效果會因階段而異（Lee et al., 2025），其在設計構想、方案造型、技術實現及視覺效果等方面展現出顯著優勢，但在文化語意與工藝材料的運用上仍存在侷限（Lyu et al., 2024）。與此同時，人們開始建立並完善人工智慧應用的相關準則，特別是針對其應用型分支「生成式 AI」（Feuerriegel et al., 2024; Wood & Moss, 2024）。近年來，如何高效、精準地運用生成式 AI 以創造優質成果，已成為學術界與產業界頗為關注的熱門話題（Jin et al., 2025; McDonald et al., 2025）。在學術教育領域，生成式 AI 可協助教師在學習、教學、評估與管理方面的工作範疇（Chiu, 2024），同時引導學生在加強專業能力時熟練運用 AI 技術，提高在數位時代的社會競爭力（Hashmi & Bal, 2024; Wood & Moss, 2024）。在設計教育方面，許多設計教師已將生成式 AI 融入課程，並鼓勵學生與生成式 AI 協作進行設計創作（Bartlett & Camba, 2024; Hwang & Wu, 2025）。相關課程通常以設計流程為主軸（Zhu et al., 2024; Stige et al., 2024），利用生成式 AI 先進行文本生成，提取關鍵字後進而生成圖像（Hwang & Wu, 2025）。產業界亦不例外，各企業積極推動設計師運用 AI 技術，藉由生成式 AI 提升設計價值，以創造更多潛在效益（Zhu et al., 2024）。然而，Lee 等人（2025）指出目前生成式 AI 所產生的內容仍未完全滿足設計師對 AI 的期望，存在著一定的差距和局限性。因此，生成式 AI 作為一種設計輔助工具，設計師應如何從 AI 生成的品質與感知的角度來評估其動機，並進而影響未來持續使用 AI 的意願（Chan & Zhou, 2023; Nguyen et al., 2022; Prentice et al., 2020），成為了值得探討的議題。

從新興技術的視角觀之，人工智慧與自動駕駛汽車的發展猶如兩條齊頭並進的軌道，AI 的出現為汽車設計帶來了全新的機遇和挑戰，更是推動自動駕駛汽車智慧化發展的關鍵驅動力（Sestino et al., 2022）。AI 技術不僅支持自動駕駛功能的研發（Karnati & Mehta, 2022），同時也為車內空間的使用者體驗產生意想不到的可能性（Gao et al., 2024）。具體而言，自動駕駛系統依賴 AI 演算法處理各類感測器的數據，用以實現即時的環境感知與智能駕駛決策（Karnati & Mehta, 2022）。在車內體驗方面，AI 加速了智慧座艙技術的發展，致力於為使用者提供智慧化與個性化的服務，包括資訊娛樂系統、語音助理與自適應車內環境等（Gao et al., 2024; Sestino et al., 2022）。這些技術創新促使汽車設計師在內裝設計上思考如何結合 AI 技術的潛力，打造兼具智慧化的自動駕駛汽車空間，以滿足未來多元化的使用情境與乘客需求。

在此背景下，期望價值理論（expectancy-value theory, EVT）能夠從期望與價值評估的角度解釋使用者的行為動機與決策過程，並有助於解釋使用者應用生成式 AI 的意願與信任（Chan & Zhou, 2023），尤其是針對專業人士應用生成式 AI 進行設計創新的意願。以設計師為例，本研究關注其對生成式 AI 品質的期望與價值感知之間的落差，以及這些感知如何影響持續使用意願。為彌補這一空白，本研究透過 EVT 探討設計師在特定情境下，對生成式 AI 應用於自動駕駛汽車內裝設計應用中的結構關係，並分析其如何影響使用意願。具體來說，本研究聚焦於以下核心問題：（1）設計師對生成式 AI 的動機由哪些因素組成？（2）由設計師主觀感知的 AI 生成品質與 EVT 之間存在何種關聯？（3）如何進一步影響設計師使用生成式 AI 的意願？本研究將透過結構方程模型分析各構面之間的路徑關係，以驗證理論假設並解答提出的研究問題。有鑑於此，本研究以自動駕駛汽車內裝設計為案例情境，採用問卷調查法考察影響設計師在情境反應中對生成式 AI 的行為動機與意願。

二、文獻探討

2-1 生成式 AI 在汽車設計上的應用

人工智慧作為當前汽車產業最具前景的技術創新機會之一（Sestino et al., 2022），現階段已廣泛應用於自動駕駛汽車，並展現出涵蓋語音、音訊、視覺、語言處理與多模態互動等方面的應用成效（Stappen et al., 2023）。當 AI 技術應用於自動駕駛汽車，可有效增強駕駛員的知覺行為控制，進而積極影響對自動駕駛汽車的使用意願（Sestino et al., 2022）。然而，儘管透過機器學習和大數據分析，AI 技術已展現出強大的數據處理與即時決策的能力，可提升導航優化、交通預測與駕駛決策的功能應用（Zhang et al., 2024），但仍未完全發揮出其技術潛力。特別是在自動駕駛技術逐步成熟的過程中，駕駛員追求更加智慧化與個性化的座艙體驗，這使得未來自動駕駛汽車內裝的開發與設計面臨極大的挑戰。如何打造符合駕駛員需求，且具未來感與創新性的汽車內裝環境，成為了車廠頗受關注的設計議題。

在此背景下，生成式 AI 的應用為汽車內裝設計帶來新的創作思路。目前生成式 AI 基於強大的創造生成能力，在藝術設計領域得到了廣泛的應用。相比於其他 AI 技術，生成式 AI 專注於創造新穎且極具創新性的內容，涵蓋文本、圖像、影片、虛擬環境與互動媒體等多種形式（Feuerriegel et al., 2024），在設計領域的應用與協作已逐步形成雛形。除了使用生成式 AI 進行創作外，如何提升 AI 生成內容的品質也至關重要（Nguyen et al., 2022）。在智慧駕駛系統上，可透過多模態語意感知框架（multi-modality semantic-aware framework）來優化生成式 AI 的服務品質，進而提高車載系統的可用性和運行效率（Zhang et al., 2024）。其服務品質的衡量標準主要聚焦於資訊品質與系統品質，涵蓋準確性、時效性、可靠性、靈活性和及時性（Nguyen et al., 2022）。但這些標準針對的是技術層面，較少從設計品質的角度進行衡量。為此，Stige 等人（2024）基於系統性文獻分析指出，生成式 AI 不僅能實現設計流程自動化，亦能創造出高品質的產品。因此，他們強調設計師應在使用者經驗（user experience, UX）設計過程中引入生成式 AI，以提高設計效率和生成品質，並創造出更具創新性的解決方案。然而，現有研究卻較少關注設計師主觀感知的 AI 生成設計品質與設計師的期望及價值之間的差異，以及這種差異是否會影響設計師後續使用生成式 AI 的意願。

2-2 期望價值理論與品質

期望價值理論（EVT）最初被用於解釋性別在課程與職業選擇上的動機差異，主張個人的行為動機取決於對任務成功的期望程度，以及對任務賦予的價值與重視程度（Eccles, 1983; Eccles & Wigfield, 2024）。隨著理論發展，目前已廣泛應用於多個領域，以探討動機對行為選擇與持續使用意願的影響。根據先前研究，EVT 主要由期望信念（expectancy beliefs）與主觀任務價值（subjective task values）兩個核心構面組成，構建出個體動機的理論框架。EVT 的信念涵蓋了自我效能與結果預期（Eccles, 1983; Parsons et al., 1982），可進一步區分為能力信念與期望信念。在技術應用研究中，整合科技接受模型（unified theory of acceptance and use of technology, UTAUT）提出了績效期望（performance expectancy）的概念，被定義為個體對特定技術能夠提升工作績效的成功信念與預期（Venkatesh et al., 2003）。這與 EVT 中的期望信念具有一定相似性，但關注焦點不同。期望信念著重於個體自身的感知與認知，而績效期望則聚焦於技術或工具所帶來的效能提升。隨著 AI 技術的廣泛應用，既有研究指出績效期望不僅顯著影響著使用者對生成式 AI 的信任態度與使用意願，亦是構成其行為決策的關鍵動機因素（Li, 2025）。對設計師而言，他們期望生成式 AI 工具能夠提供豐富的互動模型、強大的支援功能以及文化情感能力來輔助設計師，從而提升其設計績效（Xia & Chen, 2025）。另一方面，主觀任務價值則涵蓋內在價值、成就價值、效用價值

以及負向的感知成本，被定義為個體對賦予價值的主觀感知與權衡（Eccles, 1983; Parsons et al., 1982）。在 EVT 研究中，感知成本作為價值中單一的負向成分往往較少受到關注。有研究認為，感知成本可作為多維度或單維度應用於 EVT 中（Muenks et al., 2023），並與期望和價值成分相互獨立，因此應視為一個獨立因素，用以解釋個體的動機表現（Barron & Hulleman, 2015; Flake et al., 2015）。因此，EVT 的價值構面逐漸劃分為正向的感知價值與負向的感知成本。

價值本質上是一種感知概念，而非產品本身可直接量測的屬性。當作為產品品質衡量時，價值可透過特定的方式被評估，譬如 Dell'Isola（1997）從建築設計的角度提出價值評估公式：「價值 =（功能+品質）／成本」。準確來說，感知的品質與價值之間存在顯著影響（Agarwal & Teas, 2001）。基於 Eccles（1983）對 EVT 價值的初始定義，價值同時包含正向與負向成分，這使得品質在其理論中的假設關係更為複雜。現有研究普遍將感知成本視為負向構面，並發現與其他構面呈現負相關關係（Chan & Zhou, 2023; Flake et al., 2015; Perez et al., 2019）。然而，也有研究指出在某些情況下感知成本並非完全為負相關（Perez et al., 2019; Yin & Goh, 2024）。Zeithaml（1988）提出手段－目的理論（means–end theory），概述感知價格、感知品質與感知價值之間的關係；Spreng 等人（1993）將期望、願望和績效納入動態價值模型，從而探討對感知價值的影響。這些研究都反映出成本、品質、期望和價值之間可能存在著正向影響（Chang & Wildt, 1994; Spreng et al., 1993; Zeithaml, 1988）。另一方面，對於感知成本的定義與性質也尤為重要，在不同產品類型或情境下可能產生不同的影響（Kim, 2020; Monroe, 2012）。以體驗型產品（如電影、遊戲）為例，當投入較高的努力、情緒和金錢等成本時，其感知價值有可能較高，呈現出正相關關係（Lee et al., 2017; Yoo, 2015）。而對於實體型產品而言，較高的成本通常會導致感知價值下降，顯示其為負相關（Yoon & Oh, 2022）。由此可見，感知成本在「品質」與「產品類型」的影響下，並非總是產生負向影響，而是會隨之產生正負變化。

「品質」最初透過生產者與顧客的互動體現，顧客滿意度是品質評估的關鍵因素（Aydemir & Türkel, 2022）。Walter Shewhart 於 1924 年引入統計品質控制（statistical quality control, SQC），並提出了品質控制與品質保證的概念（Mantysaari, 2019）。隨著品質管理的發展，逐漸衍生出全面品質管理（total quality management, TQM）和品質機能展開（quality function deployment, QFD）。而 DeLone 與 McLean 則提出了資訊系統成功模型（information systems success model, ISSM），強調以資訊品質、系統品質、服務品質、使用、使用者滿意度和淨收益這六個維度來衡量資訊系統（information system, IS）影響品質與使用者效益的成功指標（DeLone & McLean, 2003）。在設計領域，建築設計從品質的概念中提出設計品質指標（design quality indicator, DQI），用作評估建築設計品質的工具，旨在透過提供反饋和捕捉建築中所呈現的設計品質，以感知測量建築性能的一種方法（Gann et al., 2003; Thomson et al., 2003）。而產品設計品質評估旨在衡量產品的特徵或屬性是否有滿足使用者的需求（Thomson et al., 2003），可採用產品效能和使用者體驗的方法來評估產品的有效性、可學習性和易用性，用以優化後續的設計，不同設計品質對消費者在不同產品類別中產生的決策行為也將有所差別（Yoo & Donthu, 2001）。

設計品質由主觀和客觀因素構成，因此難以被單一標準加以量化（Gann et al., 2003）。由於不同設計領域對品質的概念存在差異，目前尚未對設計品質提出明確的定義或範疇。Gann 等人（2003）嘗試提出評估設計品質的方法，主張衡量設計品質時應考量特定結果下資源配置的適當性，或者透過各系統間的相互依賴性來評估物件導向設計的品質。從資訊系統（information system, IS）的設計科學研究（design science research, DSR）觀點來看，其核心在於以系統化的設計準則為基礎，透過分析、設計、實作與使用的實證方法，建構兼具效能和效率的 IS 解決方案（Hevner & Chatterjee, 2010; Hevner et al., 2004）。Venable（2010）彙整 Hevner 等人提出的多項評估設計品質準則也佐證了此觀點，同時強調應將設計理論與行為理論緊密結合，以確保評估方法的全面性和科學性（Hevner & Chatterjee, 2010; Hevner et al., 2004）。

EVT 已廣泛應用於教育學、心理學和行為學等領域的研究，用以解釋個體動機如何影響決策行為與使用意願。相較之下，人工智慧相關研究多以技術接受模型（technology acceptance model, TAM）與整合科技接受模型（UTAUT）為主要理論基礎，從多重構面探討使用者對 AI 技術的接受程度（Chan & Zhou, 2023; Kelly et al., 2023），強調感知有用性、績效期望、態度、信任與努力期望等因素對使用者行為意願的影響（Cabrera-Sánchez et al., 2021; Kelly et al., 2023）。然而，隨著 AI 技術逐漸成熟並能滿足使用者對操作系統的基本期望後，傳統 TAM 與 UTAUT 所聚焦的有用性與易用性已難以充分揭示使用者對生成式 AI 的深層動機。當生成式 AI 廣泛應用於設計創新與實務，使用者更看重價值所帶來的情感需求與心理投入（Kang et al., 2025）。在此脈絡下，EVT 提供了一個更具動機導向的視角，以此瞭解使用者應用生成式 AI 的意願與信任度。在生成式 AI 應用的設計情境中，設計師的成功與效能不僅取決於個人設計能力，還取決於與 AI 工具協作的績效。績效期望被認為能準確反映出設計師對 AI 協作所帶來的技術效能與生成品質之認知，進而影響其價值感知與行為意圖（Li, 2025; McNeill et al., 2025）。鑑於本研究聚焦於生成式 AI 技術，將績效期望概念取代傳統 EVT 框架中的期望信念，有助於更全面捕捉設計師對生成式 AI 在設計任務中所展現之效能與期望，從而揭示設計師如何依據 AI 技術所展現的價值與品質，形塑其態度與使用意願。

目前，僅有少數研究嘗試以 EVT 探討生成式 AI 的使用動機，多聚焦於教育領域（Chan & Zhou, 2023; Wang et al., 2023; Yin & Goh, 2024），對於專業群體（如設計師）的應用仍屬缺乏。這些研究忽略了生成式 AI 在創意設計領域中，如何透過績效期望與價值感知影響設計師對 AI 生成品質的主觀評估與使用意願。因此，本研究並非採用教育領域中嚴格意義下的 EVT 架構，而是基於設計情境進行理論轉化，採用 EVT 的應用型變體。這一轉化旨在將 EVT 的應用情境延伸至專業決策與創作行為中，並有效揭示設計師在 AI 輔助創作中所展現的行為動機與意圖，進而補足 TAM 與 UTAUT 在技術接受層面上的不足。

2-3 研究模型與假設

本研究以 AI 生成的自動駕駛汽車內裝設計範例為應用情境，探討設計師對生成式 AI 的動機因素，以此分析生成式 AI 的設計品質與 EVT 構面之間的關係，進而影響設計師的持續使用意願。值得說明的是，本研究將採用「績效期望」作為模型中的信念因素，明確定義為設計師對生成式 AI 技術的效能信念。此外，在 EVT 的基礎上納入「設計品質」作為模型構面，用於探究 EVT 如何影響設計師主觀感知的 AI 生成內容品質與意願。如圖 1 所示，本研究基於生成式 AI 提出 EVT 模型的五個構面：績效期望、感知價值、感知成本、設計品質和使用意願，並以此提出了 10 個研究假設。這些假設皆是基於現有文獻對 EVT 的建構與拓展，並結合生成式 AI 的理論發展探討出新的研究架構。根據先前文獻，生成式 AI 屬於體驗型產品，其品質與價值的評估機制可能與傳統實體型產品有所不同。相對而言，當投入更多成本時，體驗型產品的品質與價值可能會更高（Lee et al., 2017; Yoo, 2015）。對設計師來說，使用生成式 AI 進行設計所付出的時間、努力、認知負荷與機會成本遠低於傳統設計方法，且能夠提升設計效率與創新性（Channi et al., 2025）。因此，設計師對使用生成式 AI 所投入的成本持有較高的包容性，並可能視為提升價值的一部分。基於此，本研究假設在生成式 AI 的應用情境下，感知成本可能具有激勵作用。

據此，提出的研究模型各構面定義如下：「績效期望」指的是設計師對使用生成式 AI 能夠提升其設計效能的期望程度。「感知價值」則指設計師在完成生成式 AI 任務後所獲得的正向效益，本研究參考 Jiang 等人（2018）的建議，將內在價值、成就價值和效用價值整合為一個構面，並將成本作為獨立構面加以探討，以建構「期望－價值－成本」的動機模型。根據先前研究，「感知成本」可作為獨立構面來預測行為意圖（Barron & Hulleman, 2015; Flake et al., 2015; Yin & Goh, 2024），因此本研究將其定義為設計師對執行生成式 AI 任務時所付出的努力、情緒和機會的成本，具有激勵作用的正向構面。「設計品

質」用於表示設計師對生成式 AI 生成的設計內容是否滿足其需求，包含了設計準則的多個維度評估。「使用意願」則表示設計師對持續使用生成式 AI 的意圖和傾向。

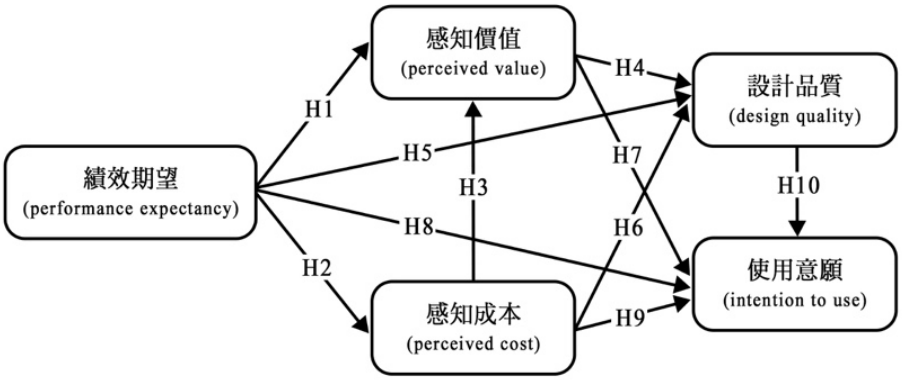


圖 1. EVT 模型對生成式 AI 的研究假設

績效期望被視為個體認為技術能夠提升工作績效的信念與期望程度（McNeill et al., 2025），具體來說是設計師對使用生成式 AI 如何提升工作效率、品質改進和流程自動化上的期望程度（Li, 2025; McNeill et al., 2025）。先前關於 EVT 的研究顯示，期望信念對感知價值具有正向影響（Chan & Zhou, 2023; Eccles, 1983），因此基於期望信念與績效期望在定義上的相通性，本研究推測績效期望同樣正向影響感知價值，提出假設 1。早期研究普遍將價值視為是雙向定義，即成本與效益，精準考量行為決策的影響因素。相比之下，感知成本的影響則具有雙向性，呈現出正向與負向關係（Perez et al., 2019; Yin & Goh, 2024）。在生成式 AI 的應用背景下，本研究從成本與收益的角度來探討。相較於傳統方法，生成式 AI 能夠有效提升收益並降低成本，透過減少所需的努力或提高生成品質而完成所需任務（Channi et al., 2025）。因此，生成式 AI 所付出的感知成本並非無積極影響，正如樂觀的績效期望可能使個體更願意投入成本，以換取技術帶來的長期效益（Chen et al., 2019）。換言之，當設計師以積極的績效期望使用生成式 AI 時，所投入的成本可能產生價值增益，為此本研究提出假設 2 與假設 3。

H1：使用生成式 AI 時，績效期望會顯著地正向影響感知價值。

H2：使用生成式 AI 時，績效期望會顯著地正向影響感知成本。

H3：使用生成式 AI 時，感知成本會顯著地正向影響感知價值。

關於品質評估的類別尚無明確標準，Cheng（2023）依照線上平臺性質將其劃分為資訊品質、系統品質、知識品質、介面設計品質、互動品質與協作品質這五個構面，從而探討影響持續使用意願的因素。而在本研究中，主要圍繞生成式 AI 生成的設計品質進行探究。針對設計品質的研究並不少見，主要聚焦在建築、產品與視覺設計等領域，而對於人工智慧生成內容的品質研究仍存在廣泛的探索空間。目前，有研究關注感知品質對產品價值感知的影響（Agarwal & Teas, 2001），偏重於設計後端的消費者視角，而對感知品質如何影響設計前端的個體動機與行為意圖的探討仍較為有限。Agarwal 與 Teas（2001）發現，感知品質與價值之間存在著正向關係，即當感知品質較高時，可透過降低風險來提升感知價值。正如 Panchal 等人（2012）所強調，高品質的設計體驗應以較高的期望值為基礎，並結合具有較高的感知價值以提升使用者的行為動機與意圖。在生成式 AI 情境下，Schönberger（2024）提出應在 AI 協作的設計流程中探究使用者期望和偏好與設計品質之間的關係。由此預測，績效期望會受到生成性能的影響，即 AI 工具所產出的內容是否能符合設計師對高品質設計成果的期待（Xia & Chen, 2025）。基於此，本研究提出假設 4 與假設 5。

另一方面，Appanagari 等人（2025）指出個體在應對各類先進技術時可能會產生認知失調（cognitive dissonance）現象。尤其當個體對先進技術的期望與實際感知不符時，這種落差會引發顯著的心理失調，而這種內在矛盾則會促使個體嘗試透過改變自身認知或行為來恢復心理平衡。鑑於本研究提出的感知成本是建立於生成式 AI 方案生成的應用情境，因而可從心理學的認知失調理論（cognitive dissonance theory）與努力正當化效應（effort justification effect）加以解釋。當個體投入較多時間或精力來學習和應用生成式 AI 所形成的成本，為減少因投入成本與預期回報不符所產生的心理失調（Chung & Cheng, 2018），個體傾向於重新評估 AI 生成的價值與成果，進而強化對生成式 AI 效能的正向認知（Marikyan et al., 2023）。這種認知轉化促使個體對生成式 AI 的成果產生心理所有權（psychological ownership），從而認可成本投入所生成的設計品質（Hermann, 2025）。換言之，設計師在使用生成式 AI 時所投入的成本越高，越可能因努力正當化與心理所有權而提升對 AI 生成品質的主觀評價，因此提出假設 6。

H4：感知價值對生成式 AI 生成的設計品質有顯著的正向影響。

H5：績效期望對生成式 AI 生成的設計品質有顯著的正向影響。

H6：感知成本對生成式 AI 生成的設計品質有顯著的正向影響。

過去研究指出，個體對正向價值的認知能夠促進正向的激勵效果，即當感知價值較高時將更傾向於主動學習與應用生成式 AI（Kelly et al., 2023; Yin & Goh, 2024）。具體而言，內在價值與效用價值在影響學生使用生成式 AI 的行為意願中發揮著中介作用（Yin & Goh, 2024），或者說感知價值對使用意願有明顯的正向影響（Chan & Zhou, 2023），因此提出假設 7。在 UTAUT 框架中，績效期望在於預測和探究行為背後的動機與意圖，並以此影響著使用意願。正如 Li（2025）基於 UTAUT 驗證了績效期望對設計師使用生成式 AI 的意願具有正向影響。準確來說，使用者在操作前感知的績效期望將正向影響後續的使用意願（Cheng, 2023），為此本研究提出假設 8。根據先前的 EVT 觀點，當個體的期望信念與感知價值較高，而感知成本較低時，其動機激勵效果最為顯著（Eccles, 1983; Perez et al., 2019）。然而，在生成式 AI 的應用情境中，設計師為學習和適應生成式 AI 所投入的時間與精力，可能引發認知失調與努力正當化效應，使其對 AI 生成的成果產生心理所有權，進而增強擁有感與歸屬感以認可自身的付出（Hermann, 2025）。基於此，本研究推測設計師在使用生成式 AI 時所投入的成本越高，越傾向於認可 AI 生成內容的品質，進而提升其使用意願，據此提出假設 9。

H7：感知價值對生成式 AI 的使用意願有顯著的正向影響。

H8：績效期望對生成式 AI 的使用意願有顯著的正向影響。

H9：感知成本對生成式 AI 的使用意願有顯著的正向影響。

Cheng（2023）透過對線上學習平臺的品質評估發現，感知品質將影響學生持續使用該平臺進行學習的意願，尤其是介面設計品質會顯著影響使用時的專注力和滿意度。這一發現與 Yoo 與 Donthu（2001）對網頁介面品質提出的結論一致，即不同視覺效果的品質會對消費者在不同產品類別中的決策行為產生不同程度的影響。Prentice 等人（2020）將品質評估引入人工智慧，其服務品質與使用者對滿意度和參與度有關，並進一步影響使用者對 AI 的使用意願。綜上可見，設計品質的優劣可能影響後續的使用意願，因此提出假設 10。

H10：生成式 AI 生成的設計品質對使用意願有顯著的正向影響。

三、研究方法

3-1 問卷設計

本研究以 EVT 為基礎，針對生成式 AI 與設計師之互動情境擴展理論模型，參考 Chan 和 Zhou(2023 ）所提出的模型問卷進行改編。首先，將「使用頻率」設計為二元變數題項，用以篩選無生成式 AI 使用經驗的受測者。同時，根據研究對象與題項意涵，將原有構面調整為「績效期望」、「感知價值」、「感知成本」與「使用意願」四個構面。基於研究目的，刪除了與績效期望主軸不符的「生成式 AI 的偏見與不公平」題項，以及與研究對象不符的「生成式 AI 取代教師」題項。最終，問卷歸納出四個構面共 20 道題項，並依研究脈絡對題項內容與措詞進行細微修訂。關於「感知價值」題項包含 2 道「內在價值」、4 道「成就價值」與 4 道「效用價值」。雖然部分研究傾向於將三者區分為獨立構面進行探討，但亦有多項研究指出三者之間常呈現高度相關，因而將其整合為單一構面（Chung & Kim, 2022; Eccles & Wigfield, 1995）。這在一定程度上簡化了模型結構，但可提升模型的適配度。此外，本研究將「感知成本」從傳統 EVT 的價值構面中獨立出來，作為與「感知價值」相對應的獨立變數，以宏觀層面探討設計師對生成式 AI 的期望、價值、成本與使用意願之間的關聯。基於上述考量，本研究將「感知價值」與「感知成本」均以單一構面進行探討。

先前理論架構中，生成式 AI 已被證實與 EVT 存在關聯（Chan & Zhou, 2023; Wang et al., 2023; Yin & Goh, 2024），卻較少關注生成式 AI 所生成的品質與 EVT 構面之間的關係。基於此，本研究引入了「設計品質」作為設計領域中的評估構面。傳統設計領域的評估理論往往侷限於產品美學或使用者體驗等層面，著重於人（設計師或使用者）的感知與認知歷程，卻忽略了現階段 AI 協作設計所形成的人機共創模式。生成式 AI 作為資訊系統中一項新興的技術應用，其品質評估準則不應拘泥於傳統設計理論，而應強調人（設計師）與機（AI）之間的互動感知與協作效能。相較之下，資訊系統領域的設計科學研究框架強調設計理論與行為理論的結合，能夠系統性捕捉人機協作過程中的動態互動、創新價值與實用效能（Hevner & Chatterjee, 2010），因而更適用於探討設計師在 AI 協作情境下的品質評估。依據 Venable（2010）整理 Hevner 等人的 DSR 準則，經本研究人員篩選出與 AI 設計創作相關的 9 項準則：相關性（relevance）、重要性（importance）、解決力（resolution）、清晰度（clarity）、深度（depth）、有效性（effectiveness）、簡單性（simplicity）、新穎性（novelty）和可行性（viability），並依這 9 項準則衍生出 9 道題項。值得說明的是，本研究對「設計品質」的評估並非客觀導向的設計評鑑結果，而是設計師在評估 AI 輔助設計成果時所形成的主觀品質感知，這一感知可視為個體在決策過程中的心理評估因素。最終整合 EVT 各構面題項與設計品質題項，共涵蓋五個構面與 29 道題項，並採用李克特（Likert scale）五點量表收集受測者對生成式 AI 的態度（可參見附錄）。

3-2 實驗樣本生成及步驟

為了應用 AI 工具生成優質的實驗樣本，本研究以設計流程中發散再收斂的方式進行創作，分別於設計調研與概念發想兩個階段運用 AI 工具進行生成（Hwang & Wu, 2025）。在設計創作過程中，設計師事先會進行市場調研，以瞭解目前的設計趨勢，進而再以調研文本的設計方向發想出概念方案。在設計調研階段，本研究採用先前的研究結果（Zhong et al., 2025），選用 ChatGPT 生成的調研文本作為後續圖像生成的內容，用以支持概念方案的精準生成。

此階段所挑選出的調研文本仍處於概念化階段，尚無法聚焦出具體的設計方案。因此，需要對其內容進行提煉與深化。本研究人員將調研文本重新輸入至 ChatGPT，並設定明確指令，要求從文本中提取

創新設計要點，並生成多份詳細的概念方案。該指令重複執行四次後，研究人員交叉對比後發現新生成的概念方案與前三次所生成的方案完全重複，進而停止再次執行指令。透過多次執行相同指令，旨在充分挖掘調研文本中潛在的創新點，確保獲得多樣化且具有參考價值的概念方案。經過前三次指令共生成出 10 套 L5 級自動駕駛汽車內裝的概念方案，但方案內容仍存在著相似性。因此，為避免創新點重複，本研究剔除掉彼此間概念內容高度相似的方案。最終歸納出 4 套具有不同創新點的概念方案文本，並將方案命名為：方案一「居家風」、方案二「智駕風」、方案三「科技風」和方案四「座艙風」。

在完成明確具體的概念方案文本後，本研究將選用應用廣泛且極具創造力的 Midjourney 工具進行圖像生成。首先需要將方案文本轉變為「/imagine」指令的提示詞（prompts），本研究邀請 ChatGPT 扮演 Midjourney 提示詞的創作者，並提供了提示詞的基本結構和具體範例，要求 ChatGPT 按照提示詞的基本結構分別生成 4 套概念方案專屬的 Midjourney 提示詞。由此，將 4 組提示詞分別輸入 Midjourney，利用「/imagine」指令實現文生圖的功能。在圖像生成過程中，本研究人員透過 Midjourney 的按鍵指令對圖像的角度、光源及環境等進行細微調整，最後每套概念方案生成出 2 張高品質的 L5 級自動駕駛汽車內裝圖像。4 套概念方案共生成 8 張具有 L5 級自動駕駛汽車內裝的概念設計圖，將文本與圖像構建成一份評估生成式 AI 的調查問卷（可參見附錄）。

在問卷開始前，本研究人員將先向受測者說明問卷評估的內容與概念方案的來源，協助其初步理解問卷的基本邏輯和研究背景。隨後，依序展示由 AI 生成的 4 套概念方案，每套方案皆以文字與圖像呈現 L5 級自動駕駛汽車內裝的創新點，使受測者能直觀感受其未來感及設計特徵。當瞭解完所有概念方案後，受測者需於觀看完 AI 概念方案後，需立即依其情境反應填寫問卷，整個評估過程約需 5 分鐘完成。本研究受測者皆具備生成式 AI 使用經驗，然而其過往應用情境可能存在著差異。為確保主觀評估基準的一致性，本研究採用情境反應式設計，將 AI 生成的概念方案作為刺激材料，協助受測者對 AI 輔助設計情境進行評估。此設計既可控制生成式 AI 輸出品質的差異，同時亦可降低受測者對 AI 工具熟悉度差異所帶來的干擾，使得研究結果更聚焦於心理評估與行為意圖形成機制。然而，此設計無法完全反映實際操作生成式 AI 之動態互動歷程，相關動態互動影響仍有待進一步驗證。

3-3 實驗受測者

本次研究之線上問卷採用立意抽樣（purposive pampling）的方式徵集各類設計領域的受測者，以確保受測者的專業背景符合研究議題，收集到符合研究目的且具有效性的實驗數據。線上問卷調查採取匿名且自願參與原則，並於填答前提供研究說明與參與同意資訊，以確保其知情同意。同時亦採取適當之資料保密措施，保障受測者隱私權益與資訊安全，整個研究程序遵循《赫爾辛基宣言》之研究倫理原則。本次問卷共有 225 名受測者填寫了問卷，剔除 10 份無效回覆，最終獲得 215 份有效問卷，有效率達 95.56%。215 名受測者皆使用過生成式 AI 工具（92 名男性與 123 名女性），年齡範圍介於 19 至 55 歲（$M = 29.69$, $SD = 6.88$），教育程度涵蓋大學學歷 93 名、碩士學歷 72 名和博士學歷 50 名。在設計經驗方面，受測者的設計經歷從 1 年至 25 年不等（$M = 7.41$, $SD = 5.69$），充分包含了不同經驗層級的設計師群體，包括初學設計的大學生與擁有豐富實踐經驗的設計專家。為了廣泛瞭解生成式 AI 驅動設計在不同設計領域中的應用成效，本次問卷的受測者涵蓋了多個設計專業類別，例如產品與工業設計類、視覺傳達與數位設計類、空間與環境設計類、藝術與時尚設計類和服務與策略設計類等。

四、研究結果

本研究採用近年來應用廣泛的 PLS-SEM 進行驗證性因素分析（confirmatory factor analysis, CFA），用以檢驗 EVT 在生成式 AI 的功能特徵下模型構面之間的關係。PLS-SEM 是以變異數為基礎的 SEM，適用於小樣本的複雜模型架構，更具備分析彈性。基於現有 EVT 文獻，本研究提出了 10 個研究假設，這些假設與 EVT 模型的內容相呼應，為此進行結構方程模型分析。結構方程模型分析為兩個階段，首先檢驗測量模型中潛在變數的信效度，接著確認潛在變數之間的因果關係，因此細分為測量模型分析與結構模型分析。

4-1 測量模型分析

測量模型分析旨在檢驗潛在變數與觀察變數之間的關係性與解釋力。透過檢驗內部一致性信度、收斂效度與區別效度，以確保模型的測量品質（Hair et al., 2012）。本研究採用的評估指標包括 *Cronbach's* α、組合信度（CR）、標準化因素負荷量（λ）、平均變異數萃取量（AVE）、FL（Fornell-Larcker）準則和 HTMT（heterotrait-monotrait ratio）準則，用以確認測量模型的信度和效度。

本研究首先計算了各題項的平均數（M）與標準差（SD），並進一步檢驗各題項在其所屬構面上的因素負荷量（λ），遵循負荷量須大於 0.7 的標準，以確保各因子對構面題項的有效性（J. Hair et al., 2017; Hair et al., 2012）。檢驗結果顯示，題項 PV5（λ＝0.607）、PV6（λ＝0.698）、DQ7（λ＝0.699）和 DQ8（λ = 0.690）之因素負荷量皆低於 0.7，而其餘題項的因素負荷量則介於 0.717 至 0.911 之間，呈現出良好的指標適配性。因此，本研究刪除未達標準的四道題項後再重新進行檢驗，表 1 結果顯示所有保留題項的因素負荷量均大於 0.7，符合因素負荷量標準，證明所有題項適合作為 EVT 模型各構面的測量指標，並具備一定程度的收斂效度。

表1. 問卷題項之描述性統計與因素負荷量分析結果

構面	題項	λ（t）	*M*	*SD*	構面	題項	λ（t）	*M*	*SD*
績效期望	DF1	0.776（17.233）	4.028	0.917	感知成本	PC1	0.719（4.901）	3.167	1.140
	DF2	0.911（57.957）	4.079	0.901		PC2	0.780（6.752）	3.251	1.137
	DF3	0.893（44.496）	4.009	0.957		PC3	0.764（5.562）	3.084	1.185
	DF4	0.882（40.933）	4.084	0.898		PC4	0.777（9.070）	3.293	1.082
感知價值	PV1	0.792（22.314）	4.140	0.981	設計品質	DQ1	0.804（25.106）	3.817	0.902
	PV2	0.796（22.441）	3.935	1.021		DQ2	0.800（25.665）	3.567	0.983
	PV3	0.800（19.208）	4.274	0.883		DQ3	0.863（44.750）	3.651	0.949
	PV4	0.843（33.950）	4.009	1.032		DQ4	0.795（24.737）	3.586	1.005
	PV7	0.820（25.385）	4.195	0.922		DQ5	0.763（20.839）	3.405	1.041
	PV8	0.832（29.644）	4.074	0.929		DQ6	0.824（33.774）	3.888	0.900
	PV9	0.775（22.326）	3.907	0.948		DQ9	0.717（17.013）	3.437	1.002
	PV10	0.803（30.111）	3.842	0.987	使用意願	IU1	0.891（38.101）	3.893	0.877
	/	/	/	/		IU1	0.884（30.641）	4.061	0.958

接著，本研究採用 *Cronbach's α* 係數與 CR 值來評估模型的內部一致性信度，並透過 AVE 值檢測構面的收斂效度。檢驗結果顯示，各構面的 *Cronbach's α* 係數介於 0.730 至 0.924 之間，CR 值介於 0.847 至 0.938 之間，皆高於建議值 0.7（Hair et al., 2012），表示各構面具有良好的內部一致性信度。此外，各

構面的 AVE 值介於 0.580 至 0.788 之間，皆有達到建議標準 0.5（Fornell & Larcker, 1981），顯示測量模型具有良好的收斂效度，能有效反映其所測量之潛在變數。

為檢驗模型的區別效度，本研究採用了 FL 準則和 HTMT 準則進行檢驗。FL 準則主要檢驗各構面的 AVE 平方根是否大於其與其他構面之間的相關係數（Fornell & Larcker, 1981），而 HTMT 準則則參考 Henseler 等人（2015）提出的基於多特質多方法（multitrait-multimethod, MTMM）矩陣，即透過異質–單質相關比率（HTMT）來評估構面之間的區別效度。結果顯示，各構面的 AVE 平方根介於 0.762 至 0.888 之間，皆高於其與其他構面相關係數（0.204 至 0.735）。此外，各構面的 HTMT 值介於 0.235 至 0.892 之間，均低於衡量標準值 0.9（Henseler et al., 2016; Henseler et al., 2015），顯示本研究測量模型具有良好的區別效度。綜上檢驗結果，可確認本研究之測量模型具有良好的信度與效度。

4-2 結構模型分析

結構模型分析旨在評估模型的解釋能力、預測能力及潛在變數間的路徑關係，並透過路徑分析與假說檢定各研究假說。首先評估結構模型的解釋能力，其 R^2 值常作為衡量內生變數可由前置變數解釋的變異比例，數據介於 0 至 1 之間，數值越高表示模型具有越佳的解釋力。依據 Chin（1998）的界定標準，使用意願（$R^2 = 0.567$）和設計品質（$R^2 = 0.421$）的解釋力達中等，而感知價值（$R^2 = 0.234$）與感知成本（$R^2 = 0.042$）的解釋力相對較弱，顯示其可能尚受其他未納入模型之因素影響。為此，本研究進一步檢視效果量 f^2 值，以此評估各前置變數對內生變數的影響程度。Cohen（1988）將 f^2 值的標準定義為：當 $0.02 \le f^2 < 0.15$ 時，表示小效果；$0.15 \le f^2 < 0.35$ 時，表示中效果；$f^2 \ge 0.35$ 時，則為大效果。結果顯示，感知價值對使用意願（$f^2 = 0.521$）與感知價值對設計品質（$f^2 = 0.377$）皆具有大效果，顯示感知價值是影響使用意願和設計品質的重要前置變數。此外，績效期望對感知價值（$f^2 = 0.206$）具有中等效果，其餘路徑之效果量皆屬於小效果，說明其對內生變數的影響程度相對有限。本研究進一步採用 Q^2 值來評估模型的預測關聯性。結果顯示，各內生變數的 Q^2 值皆大於 0，表示模型具有良好的預測關聯性。其中，感知價值（$Q^2 = 0.181$）的預測關聯性最高，其次是使用意願（$Q^2 = 0.113$）和設計品質（$Q^2 = 0.111$），而感知成本（$Q^2 = 0.029$）的預測關聯性相對較低。 整體而言，感知價值不僅具有較佳的解釋能力與預測能力，亦為影響使用意願與設計品質的重要關鍵構面。

本研究透過變異數膨脹因子（variance inflation factor, VIF）檢驗結構模型的共線性。結構顯示，其 VIF 值範圍在 1 至 1.797 之間，遠低於 Hair 等人（2017）建議的閾值 5.0，表明模型不存在顯著的共線性問題。此外，本研究以標準化均方根殘差（standardized root mean square residual, SRMR）初步評估模型適配度。根據 Henseler 等人（2016）的標準，SRMR 值應低於 0.08 以確保模型適配良好。本研究的 SRMR 值為 0.073，符合該適配標準，顯示本研究所建構之結構模型具有良好的整體適配度。

路徑分析是評估結構方程模型中潛在變數之間假設關係的重要指標。本研究採用 Smart PLS 軟體之拔靴法（bootstrapping）進行 5000 次重新抽樣，以檢驗各路徑關係的顯著性。分析結果顯示，績效期望對設計品質（$t = 0.992, p > 0.05$）與使用意願（$t = 0.322, p > 0.05$），以及設計品質對使用意願（$t = 1.283, p > 0.05$）的直接效果皆未達到顯著標準，因此假設 H5、H8 和 H10 未獲得實證支持。進一步分析如圖 2 所示，績效期望對感知價值（$t = 4.771, p < 0.001$）與感知成本（$t = 2.638, p < 0.01$）、感知價值對設計品質（$t = 9.055, p < 0.001$）與使用意願（$t = 13.468, p < 0.001$）、以及感知成本對感知價值（$t = 2.683, p < 0.01$）、設計品質（$t = 2.839, p < 0.01$）與使用意願（$t = 2.652, p < 0.01$）之路徑皆達到統計顯著水準，支持 H1、H2、H3、H4、H6、H7 和 H9 這七條假設關係。上述結果顯示，績效期望並未直接影響設計品質與使用意願，而是透過感知價值與感知成本等心理評估機制產生影響。

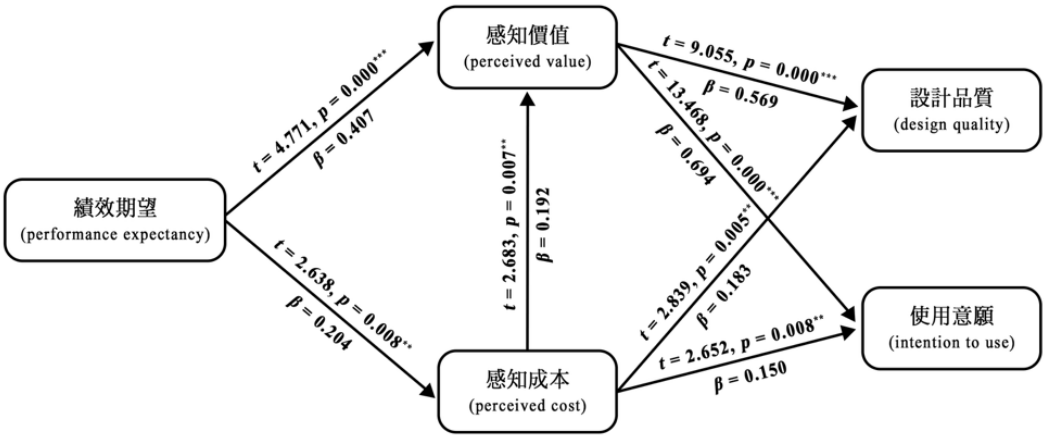


圖 2. 修正後的模型圖

在結構方程模型中，路徑係數可用於評估前置構面對內生構面的影響程度，其係數絕對值越大表示影響程度越強（Hair 等人, 2017）。圖 2 直接效果結果顯示，績效期望對感知價值（$\beta = 0.407, p < 0.001$）與感知成本（$\beta = 0.204, p < 0.01$）具有顯著正向影響。而感知價值對設計品質（$\beta = 0.569, p < 0.001$）與使用意願（$\beta = 0.694, p < 0.001$）亦呈現顯著正向影響，其中感知價值對使用意願的影響程度最高。此外，感知成本對感知價值（$\beta = 0.192, p < 0.01$）、設計品質（$\beta = 0.183, p < 0.01$）和使用意願（$\beta = 0.150, p < 0.01$）皆具有顯著正向影響，但整體影響程度相對有限。再從表 2 所示的間接效果來看，感知成本透過感知價值對使用意願（$\beta = 0.133, p < 0.01$）與設計品質（$\beta = 0.109, p < 0.001$）產生顯著間接的正向影響。此外，績效期望透過感知價值才會對設計品質（$\beta = 0.231, p < 0.001$）與使用意願（$\beta = 0.282, p < 0.001$）產生顯著間接影響，而績效期望透過感知成本所產生的間接效果則未達顯著水準。綜合上述分析結果，發現感知價值是期望價值模型中的核心構面，不僅直接影響設計品質與使用意願，亦在績效期望與結果變數之間發揮重要的中介作用。

表2. 路徑分析之影響效果

構面關係	間接效果			總體間接效果		
	β	*t*	*p*	*β*	*t*	*p*
感知成本→感知價值→使用意願	0.133[a]	2.660	0.008	0.133[a]	2.660	0.008
感知成本→感知價值→設計品質	0.109[a]	2.853	0.004	0.109[a]	2.853	0.004
績效期望→感知成本→使用意願	0.031	1.883	0.060			
績效期望→感知價值→使用意願	0.282[a]	4.427	0.000	0.340[a]	4.627	0.000***
績效期望→感知成本→感知價值→使用意願	0.027	1.870	0.062			
績效期望→感知成本→感知價值	0.039	1.939	0.053	0.039	1.939	0.053
績效期望→感知成本→設計品質	0.037	1.920	0.055			
績效期望→感知價值→設計品質	0.231[a]	3.970	0.000	0.291[a]	4.047	0.000***
績效期望→感知成本→感知價值→設計品質	0.022	1.895	0.058			

[a] 表示 β 值有顯著性影響。

* 表示 $p < 0.05$ 有顯著差異；** 表示 $p < 0.01$ 有顯著差異；*** 表示 $p < 0.001$ 有顯著差異。

五、討論

生成式 AI 在設計領域的應用與協作對開創新穎的設計方式至關重要。本研究從設計師視角出發，以自動駕駛汽車內裝設計為應用案例，探討設計師在觀看生成式 AI 所生成之設計方案後，依據其當下情境反應所產生的動機與行為意圖，並試圖分析影響設計品質與使用意願的因素。本研究採用實證方法開發基於生成式 AI 的 EVT 模型，將對生成式 AI 的績效期望與設計品質作為變數納入模型中，有效闡明影響設計師對生成式 AI 的行為動機與決策因素。透過驗證模型中的 10 個假設，本研究梳理數據分析並討論其研究結果。

5-1 感知價值是設計師生成 AI 決策的關鍵因素

透過路徑係數的檢驗結果，研究假設 H1、H3、H4 和 H7 皆獲得實證支持，由此本研究發現感知價值不僅對設計品質與使用意願具有顯著的正向影響，同時也對其他構面發揮了間接強化的中介效應。由此說明，感知價值在使用生成式 AI 的行為決策中起到關鍵作用，主要體現在對 AI 效用的正向反饋。這與 Al-Abdullatif 和 Alsubaie（2024）的研究一致，均表明生成式 AI 的感知價值對使用者的行為意願展現出顯著的積極影響。本研究推測，AI 技術所帶來的效用價值與成就價值有助於提升使用者的行為意願（Yin & Qiu, 2021），進而增強使用者對生成式 AI 的接受度與信任感。具體而言，感知價值的影響不僅關聯到產品的品質期望，亦涉及設計師對成果實現的自我期望，最終反饋在其行為與態度上（Thomson et al., 2003）。從研究結果來看，在自動駕駛汽車情境中，生成式 AI 作為設計師的輔助工具，能夠有效協助其創作出回應使用者需求與情感體驗的設計方案，為自動駕駛汽車的創新應用提供新的發展方向與價值維度。然而，亦有研究對生成式 AI 的價值效益持觀望態度。Li 等人（2024）指出，UX 設計師對採用生成式 AI 工具仍趨於謹慎，部分設計師擔憂 AI 技術在道德倫理、技術限制與隱私偏見等方面存在潛在風險，可能導致 AI 協作過程偏離以使用者為中心的設計原則。由於 AI 生成的成果難以反映創作者的投入程度、真實性和創作意圖，使得價值評估與信任建立的過程更加複雜（Cunningham, 2025）。

作為使用者與產品互動所形成的綜合感知，感知價值的權衡標準是多維且複雜的，包含感知到的成本、品質、利益與風險等因素，這些因素均可能進一步影響使用者的行為決策(Sánchez-Fernández & Iniesta-Bonillo, 2007）。過去的消費者行為研究普遍將品質視為感知價值的衡量標準之一，然而部分學者持有不同觀點，主張應透過感知價值來評估服務品質（Sánchez-Fernández & Iniesta-Bonillo, 2007）。本研究結果支持了這一主張，感知價值的確會顯著影響生成式 AI 的設計品質。在設計領域，生成式 AI 的品質與使用意願對提升創作效率與設計成果品質具有重要作用，能夠強化 AI 技術在設計上的應用價值，並促使設計師更積極地採用這一技術。值得注意的是，本研究假設 H10 未能證實設計品質對使用意願的正向影響，顯示兩者之間可能並非存在單向因果關係。換言之，設計師對生成式 AI 的品質與使用意願之間可能存在更為複雜的權衡過程，例如信任感、道德倫理與隱私風險等眾多因素（Zhou et al., 2024）。因此，未來生成式 AI 的研究可再進一步探討設計品質與使用意願的關聯，以揭示生成式 AI 潛在的影響機制。

從研究結果的另一層面來看，感知價值在 EVT 模型中發揮著關鍵的橋樑作用，是連結績效期望與感知成本的中介效應，影響著生成式 AI 的設計品質與使用意願（Yin & Goh, 2024）。透過感知價值的中介作用，績效期望與感知成本對設計決策的影響得以強化，促使設計師更積極地使用生成式 AI，以優化創作流程與設計成果。鑑於感知價值的多維屬性，設計師使用生成式 AI 時的享受感與行為意圖同樣發揮著中介作用（Zhou et al., 2024），而不同價值類型間的影響則可能分別形塑個體對生成式 AI 的使用意願（Yin & Goh, 2025）。這與本研究的發現一致，進一步確認感知價值是設計師考量是否持續使用生成式

AI 的關鍵因素，得以推動 AI 技術在設計領域的深度應用。然而需要指出的是，本研究雖然透過分析結果驗證了感知價值在 EVT 模型中的正向影響與中介效應，但尚未能明確辨識何種類型的價值在影響設計師決策時具有較強的作用力。這一限制與 Yin 和 Goh（2025）的研究形成有益對照。該研究針對學生群體進行調查，發現僅有效用價值會顯著影響學生使用生成式 AI 的意願，而感知價值（涵蓋內在價值、成就價值與效用價值）則是預測學生學習生成式 AI 意願的重要因素。隨著生成式 AI 的持續發展，已有研究證實其在設計師工作情境中的核心價值，AI 工具正逐步深化成為設計流程中重要的協作夥伴（Zhu et al., 2024; Stige et al., 2024）。因此，以設計師為主體的應用情境，其價值形成機制可能與一般使用者存在差異，後續研究可進一步探討不同價值類型在設計任務中的影響力。

5-2 績效期望影響設計師對生成式 AI 的感知

本研究將績效期望定義為設計師對使用生成式 AI 能夠提升其設計效能的期望程度，以此探討其對生成式 AI 的動機與意圖。檢驗結果顯示研究假設 H1 與 H2 獲得實證支持，說明績效期望對感知價值與感知成本皆具有正向影響。這意味著在生成式 AI 的應用情境下，設計師的績效期望不僅提升了對生成式 AI 的效益評估，同時也增強對投入成本的主觀認可。在實際決策過程中，設計師往往將「是否能滿足工作績效期望」視為採用生成式 AI 的關鍵考量因素，並傾向於透過學習與應用新興技術以實現效能提升，如提高設計效率、縮短開發週期以及優化設計品質等（Jiang et al., 2025）。這種對生成式 AI 績效的正向期待，強化設計師對 AI 技術能夠促進設計成果的信念（Li, 2025）。對設計師來說，使用生成式 AI 能夠顯著提升工作績效並獲得正向價值回饋，因而績效期望成為使用 AI 技術的重要驅動力（McNeill et al., 2025）。整體而言，設計師相信 AI 技術具有潛在價值，傾向投入更多時間與精力等成本來學習生成式 AI，以此獲取更高的設計效能（Li, 2025）。由此推論，設計師之所以展現對生成式 AI 的高度績效期望，在於預期使用 AI 技術所帶來的潛在價值遠高於投入成本。生成式 AI 的便捷性與創新性有效降低設計師對感知成本的負面認知，使其傾向將學習與應用生成式 AI 視為必要的成本投資，而非具有壓力的負擔。

研究指出，績效期望是直接影響生成式 AI 使用態度與意願的關鍵因素（Xia & Chen, 2025）。設計師普遍相信生成式 AI 能夠提升工作績效並創造出高品質的設計成果，因而績效期望常被視為推動行為意圖的重要前因（Li, 2025）。然而，本研究結果顯示假設 H5 與 H8 未獲得支持，說明績效期望對設計品質與使用意願未能產生顯著的直接影響。這一現象可能源於設計師需在顯著提升感知價值之後，方能有效增強對生成式 AI 的品質評價與使用意願（Al-Abdullatif & Alsubaie, 2024）。換言之，單純依賴績效期望不足以直接提升使用者的行為動機與意圖，而是需要透過感知價值的強化來驅動意圖形成。這可能與設計品質和使用意願屬於由主觀感知導向的行為特性有關，設計師須在明確 AI 技術能力的基礎上，藉由激發感知價值來增強對生成式 AI 的認同感與行為意圖。這與 Zhang 等人（2024）在自動駕駛汽車上的發現相呼應，當個體期望與感知高度一致時，將有助於促進強烈的動機與意圖。這一發現反映出設計師在評估生成式 AI 時，更關注實際應用中所帶來的設計價值與投入成本之平衡，而非僅以工作績效的提升作為決策依據。當設計師投入較多成本學習生成式 AI，並在實踐中感受到價值回饋時，績效期望所產生的動機信念才可能轉化為持續的使用意願（Li et al., 2025; Li, 2025）。與本研究相似的結果也反映在韓國企業對使用生成式 AI 的調查中，該研究同樣未發現績效期望對使用意願的顯著影響（Kim et al., 2024）。研究指出，早期 AI 技術成熟度有限，尚不足以引發績效期望的實質效應，因而認為生成式 AI 能提升工作績效的期望並不是推動使用意願的決定性因素。

另一方面，本研究亦未發現設計品質與使用意願之間存在顯著關聯，這與 Kim J.和 Kim H.（2025）指出的「高品質的生成式 AI 服務能夠促進使用者對 AI 技術的信任與持續使用意願」的結果並不一致。

該差異可能源於本研究採用了基於受測者觀看生成式 AI 潛力範例後所進行的情境反應研究，並未使受測者實際體驗 AI 協作設計的過程與成果。由於受測者未能直接感知生成式 AI 在設計任務中所產生的品質差異，因而可能削弱了設計品質對使用意願的影響效果。綜上所述，本研究驗證績效期望需經由感知價值的中介作用，才能有效轉化為具體的行為意圖。值得注意的是，不同產品的應用情境下，績效期望對感知價值的影響可能存在差異，情境與背景因素的改變皆可能影響價值機制的形成。

5-3 生成式 AI 的感知成本具有正向激勵作用

感知成本在既有研究中通常被視為具有負向成分，因其代表著個體為獲得效用所需承擔的額外負擔。然而，部分研究發現感知成本亦可能發揮正向作用（Yin & Goh, 2024）。依據 Jiang 等人（2018）的建議，將成本作為獨立構面以探討「期望－價值－成本」之間的結構關係。與之不同的是，本研究並未發現成本的負向影響，而是透過情境反應研究的實證方法驗證出假設 H3、H6 與 H9 均獲得支持，即感知成本對其他構面均呈現顯著但偏弱的正向影響，說明生成式 AI 的感知成本具有正向激勵作用。這一結果與 Chan 與 Zhou（2023）及 Jiang 等人（2018）以學生群體為研究對象的結果並不一致，顯示了研究對象的差異可能是影響結果的重要因素。設計師作為高度創新的專業群體，往往具有強烈的自我實現動機與自我效能感（Li et al., 2025）。在 AI 技術迅速發展的背景下，設計師可能對自身專業能力產生焦慮與不安，因而更加重視學習與適應 AI 技術所需的投入成本。儘管生成式 AI 的應用伴隨著成本投入及潛在風險，設計師仍傾向於保持積極態度，期望 AI 協作能夠提升工作績效與設計品質。由此反映了設計師在技術採用決策中的「風險–效益權衡」心理機制，即傾向於放大技術創新的感知價值，並淡化潛在的隱性成本與隱患，以維持對自身能力與技術成效的信念（Li et al., 2025）。這一現象與心理學的認知失調理論與努力正當化效應相契合，說明設計師會透過心理合理化來維持內在動機與行為一致性。

基於生成式 AI 屬於體驗型產品（Kim, 2020），需經歷持續學習與實踐才能轉化為可感知的價值與品質。以個體心理來說，當投入大量時間與精力等成本卻未達到預期時，往往會強化對努力的價值認同以降低心理的失衡感（Marikyan et al., 2023）。另一方面，生成式 AI 的高效性與便利性雖提升了感知價值，但其幻覺誤導與隱私洩漏等潛在風險，也可能造成使用者的期望與實際感知之落差，引發認知失調（Zhou & Zhang, 2025）。如 Appanagari 等人（2025）的研究顯示，青少年與成年人在使用 AI 或自動駕駛汽車等先進技術時，可能因期望與實際差距而產生心理調適行為，嘗試透過改變認知或行為以合理化其期望與投入。相似地，設計師傾向於相信 AI 技術的潛在價值，願意投入更多成本來學習生成式 AI，以提升其使用效能（Li, 2025）。

值得注意的是，當使用者投入較多努力成本時，會形成心理所有權。例如 Joshi 與 Vogel（2025）的研究發現，在生成式 AI 寫作任務中，當使用者投入更多時間和精力撰寫提示詞時，將會增強對成果的心理歸屬感，進而形成心理所有權。這一結果與 Jiang 等人（2022）的研究相呼應，表明心理所有權通常能激勵使用者採取積極行為，進而可能產生有益的結果。這與本研究對設計師的應用情境相似，設計師依照設計流程應用生成式 AI 進行創作，需經歷從文本生成到圖像生成的反覆創作與修正過程，投入大量努力成本後，從而對生成成果產生心理所有權，增強對生成品質的認可與使用意願。這可解釋為 AI 技術的準確度、互動性與洞察力有助於設計師將投入的努力轉化為效用價值與成就價值（Yin & Qiu, 2021），進而強化持續使用生成式 AI 的動機與行為意圖。Yin 與 Goh（2025）的研究進一步指出，對生成式 AI 的關注程度會影響感知成本的正負作用。具體而言，社交媒體上越關注生成式 AI 的使用者越傾向將努力成本視為正向投入，而情感成本則可能降低使用意願。此外，社會支持程度亦會影響生成式 AI 的使用意願。隨著技術普及與社會接受度提升，使用者逐漸將學習 AI 技術視為有價值的投資(Chan & Zhou, 2023)。

本研究結果還顯示，透過感知價值的中介作用，感知成本也間接正向影響設計品質與使用意願。由此說明，其關鍵在於如何將付出的成本轉化為價值，進而強化對生成式 AI 的動機與行為決策。然而，本研究結果顯示，感知成本對生成式 AI 相關構面的正向影響較為微弱，且未呈現顯著的中介效果，無法強化績效期望對設計品質與使用意願的影響。當感知成本未透過感知價值發揮作用時，對後續行為決策的作用將被弱化，這一發現與 Chang 和 Wildt（1994）的研究結果一致。對設計師而言，即使生成式 AI 被視為高效的協作工具，若其投入成本無法轉化為具體的價值體驗，其行為動機與意圖仍可能受到抑制。

六、結論

本研究基於 EVT 將績效期望與設計品質納入模型，建構並驗證生成式 AI 適用在自動駕駛汽車內裝設計應用中的結構關係，旨在探討設計師在觀看生成式 AI 生成之設計方案後的情境反應所產生的動機與行為意圖。結果顯示，生成式 AI 的設計協作應遵循價值至上原則，即績效期望與感知成本透過感知價值間接影響著生成式 AI 的品質與意願，感知價值的中介作用至關重要。同時，感知價值與感知成本亦對生成式 AI 的設計品質與使用意願產生直接影響，而感知成本的正向影響較為微弱。設計師對生成式 AI 的感知成本與使用意願之間的正向關係，並非藉由設計品質的形成，而是透過感知價值的中介作用而產生。當設計師衡量生成式 AI 的使用成本時，若感受到 AI 工具帶來足夠的效益與價值，使用意願將會增強，而非直接受到對生成品質主觀評估的影響。然而，目前此影響仍相較微弱，可能還受到設計經驗、應用場景或個體差異等其它因素的調節作用。綜合而言，結果進一步驗證了感知價值在 EVT 模型中的核心作用，凸顯其在設計師決策行為中的重要性。鑑於生成式 AI 的技術優勢與產品屬性，感知成本對設計師而言未必構成負擔，反而可能發揮正向的激勵作用，進而影響對 AI 生成品質的主觀評價與使用意願。這一結果不僅驗證了生成式 AI 在設計實務中的應用潛力，也呼應了認知失調理論、努力正當化效應與心理所有權的內在機制。當設計師為學習與運用生成式 AI 付出較高的努力與時間成本時，為了維持心理一致性，他們往往會提升對 AI 技術的感知價值，進而增強對 AI 生成成果的品質認同與持續使用意願。

儘管本研究具有理論與實證貢獻，但仍存在著一些研究限制。首先，本研究主要探究設計師在觀看生成式 AI 所生成之設計方案後的情境反應研究，而非實際使用生成式 AI 的反饋與經驗，因此本研究結果主要反映設計師在特定情境下的主觀評估與行為意圖，尚無法完全呈現實際操作過程中的互動體驗與長期使用行為。其次，本研究的感知價值構面未細分為效用價值、成就價值與內在價值等子構面。雖然整合構面在一定程度上提高了模型的整體適配度，但也限制了深入探究不同價值類型的影響差異，使得研究結果無法明確辨識何種類型的價值對設計師使用生成式 AI 的影響力更為顯著。再者，為確保題項與潛在構面之間的收斂效度，本研究刪除了因素負荷量低於 0.7 的題項，這可能導致構面內涵相對窄化。最後，本研究以二元變數篩選是否具有 AI 工具使用經驗的受測者，以確保樣本符合設定之實驗條件，但未能充分反映不同 AI 使用經驗層級的設計師在熟練程度、使用頻率與應用範圍上的差異。

基於上述研究限制，未來研究可從多個面向進行延伸。由於本研究採用主觀量表進行量測，受測者回饋主要反映其認知層面的理解與態度，難以與實際應用場景的體驗相對照，因此未來研究可將研究場域擴展至真實設計環境，如透過設計工作坊或企業專案進行協作實驗，以探討設計師在真實應用中對生成式 AI 的績效期望、感知成本與設計品質之動態變化，進一步驗證本研究提出之理論模型。值得注意的是，動機具有動態變化的特性，隨著生成式 AI 技術的快速發展，設計師使用 AI 的動機與意圖亦可能持續演化。因此，未來研究可延伸本研究模型，持續探討不同價值與成本子構面的相互影響，並觀察其在不同時期與技術成熟階段的變化趨勢。最後，本研究結果僅驗證了 EVT 模型在生成式 AI 應用於自動駕

駛汽車內裝設計的適用性，未來可再延伸至其他設計領域的應用，以進一步擴展生成式 AI 在設計創作中的影響力與實務價值。

參考文獻

1. Agarwal, S., & Teas, R. K. (2001). Perceived value: Mediating role of perceived risk. *Journal of Marketing Theory and Practice*, *9*(4), 1-14.
2. Al-Abdullatif, A. M., & Alsubaie, M. A. (2024). ChatGPT in learning: Assessing students' use intentions through the lens of perceived value and the influence of AI literacy. *Behavioral Sciences*, *14*(9), 845.
3. Appanagari, R., Singh, I., Sule, A., & Jahanikia, S. (2025). Behavioral plasticity in advanced technology adoption: A cognitive dissonance analysis. *Journal of Brain Science and Mental Health*, *1*(1), 01-15.
4. Aydemir, H., & Türkel, R. (2022). Evaluation of quality principles from the islamic perspective. *Hitit İlahiyat Dergisi*, *21*(2), 1193-1238.
5. Barron, K. E., & Hulleman, C. S. (2015). Expectancy-value-cost model of motivation. *Psychology*, *84*, 261-271.
6. Bartlett, K. A., & Camba, J. D. (2024). Generative artificial intelligence in product design education: Navigating concerns of originality and ethics. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, *8*(5), 55-64. https://doi.org/10.9781/ijimai.2024.02.006
7. Cabrera-Sánchez, J.-P., Villarejo-Ramos, Á. F., Liébana-Cabanillas, F., & Shaikh, A. A. (2021). Identifying relevant segments of AI applications adopters: Expanding the UTAUT2's variables. *Telematics and Informatics*, *58*, 101529. https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101529
8. Chan, C. K. Y., & Zhou, W. (2023). An expectancy value theory (EVT) based instrument for measuring student perceptions of generative AI. *Smart Learning Environments*, *10*(1), 64.
9. Chang, T.-Z., & Wildt, A. R. (1994). Price, product information, and purchase intention: An empirical study. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *22*, 16-27.
10. Channi, H. K., Kaur, A., & Kaur, S. (2025). AI-driven generative design redefines the engineering process. *Generative Artificial Intelligence in Finance* (pp. 327-359). Hoboken, NJ: Wiley.
11. Chen, J. V., Kama, I., & Lehavy, R. (2019). A contextual analysis of the impact of managerial expectations on asymmetric cost behavior. *Review of Accounting Studies*, *24*, 665-693.
12. Cheng, Y.-M. (2023). Which quality determinants cause MOOCs continuance intention? A hybrid extending the expectation-confirmation model with learning engagement and information systems success. *Library Hi Tech*, *41*(6), 1748-1780.
13. Chin, W. W. (1998). Commentary: Issues and opinion on structural equation modeling. *MIS Quarterly*, *22*(1), vii–xvi. http://www.jstor.org/stable/249674
14. Chiu, T. K. (2024). The impact of Generative AI (GenAI) on practices, policies and research direction in education: A case of ChatGPT and Midjourney. *Interactive Learning Environments*, *32*(10), 6187-6203.
15. Chung, S.-H., & Cheng, K.-C. (2018). How does cognitive dissonance influence the sunk cost effect? *Psychology Research and Behavior Management*, *11*, 37-45. https://doi.org/10.2147/PRBM.S150494
16. Chung, Y., & Kim, S. (2022). Expectancies, task values, and perceived costs: Reciprocal effects on math-

related career intention and achievement among middle school girls. *Learning and Individual Differences*, *96*, 102145.

17. Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, NJ: Laurence Erlbaum Associates.
18. Cunningham, J. (2025). An eye for AI: Quantitative insights into viewer ability to identify AI-generated artworks. *Journal of Information, Communication and Ethics in Society*, *24*(1), 124-144.
19. Dell'Isola, A. (1997). *Value engineering: Practical applications for design, construction, maintenance and operations*. Kingston, MA: RS Means Company.
20. DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, *19*(4), 9-30.
21. Eccles, J. S. (1983). Expectancies, values, and academic behaviors. In J. T. Spence (Ed.), *Achievement and achievement motives: Psychological and sociological approaches* (pp. 75-146). San Francisco, CA: W. H. Freeman.
22. Eccles, J. S., & Wigfield, A. (1995). In the mind of the actor: The structure of adolescents' achievement task values and expectancy-related beliefs. *Personality and Social Psychology Bulletin*, *21*(3), 215-225. https://doi.org/10.1177/0146167295213003
23. Eccles, J. S., & Wigfield, A. (2024). The development, testing, and refinement of Eccles, Wigfield, and colleagues' situated expectancy-value model of achievement performance and choice. *Educational Psychology Review*, *36*(2), 51.
24. Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., & Zschech, P. (2024). Generative AI. *Business & Information Systems Engineering*, *66*(1), 111-126.
25. Flake, J. K., Barron, K. E., Hulleman, C., McCoach, B. D., & Welsh, M. E. (2015). Measuring cost: The forgotten component of expectancy-value theory. *Contemporary Educational Psychology*, *41*, 232-244. https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2015.03.002
26. Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, *18*(1), 39-50.
27. Gann, D., Salter, A., & Whyte, J. (2003). Design quality indicator as a tool for thinking. *Building Research & Information*, *31*(5), 318-333.
28. Gao, F., Ge, X., Li, J., Fan, Y., Li, Y., & Zhao, R. (2024). Intelligent cockpits for connected vehicles: Taxonomy, architecture, interaction technologies, and future directions. *Sensors*, *24*(16), 5172.
29. Hair, J., Hollingsworth, C. L., Randolph, A. B., & Chong, A. Y. L. (2017). An updated and expanded assessment of PLS-SEM in information systems research. *Industrial Management & Data Systems*, *117*(3), 442-458.
30. Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Thiele, K. O. (2017). Mirror, mirror on the wall: A comparative evaluation of composite-based structural equation modeling methods. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *45*, 616-632.
31. Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *40*, 414-433.
32. Hashmi, N., & Bal, A. S. (2024). Generative AI in higher education and beyond. *Business Horizons*, *67*(5),

607-614.

33. Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems*, *116*(1), 2-20.
34. Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *43*, 115-135.
35. Hermann, E. (2025). Illusion, dilution, or loss: Psychological ownership and GenAI. *Trends in Cognitive Sciences*, *29*(3), 215-217.
36. Hevner, A., & Chatterjee, S. (2010). Design science research in information systems. In *Design research in information systems: Theory and practice* (pp. 9-22). Boston, MA: Springer US.
37. Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly*, *28*(1), 75-105.
38. Hwang, Y., & Wu, Y. (2025). Graphic design education in the era of text-to-image generation: Transitioning to contents creator. *International Journal of Art & Design Education*, *44*(1), 239-253.
39. Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial intelligence applications for industry 4.0: A literature-based study. *Journal of Industrial Integration and Management*, *7*(1), 83-111.
40. Jiang, Q., Zhang, J., Wang, P.-H., & Zhang, Y. (2025). Technology acceptance and innovation diffusion: Are users more inclined toward aigc-assisted design? *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(13), 8370-8384.
41. Jiang, Y., Liao, J., Chen, J., Hu, Y., & Du, P. (2022). Motivation for users' knowledge-sharing behavior in virtual brand communities: A psychological ownership perspective. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, *34*(10), 2165-2183.
42. Jiang, Y., Rosenzweig, E. Q., & Gaspard, H. (2018). An expectancy-value-cost approach in predicting adolescent students' academic motivation and achievement. *Contemporary Educational Psychology*, *54*, 139-152. https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2018.06.005
43. Jin, Y., Yan, L., Echeverria, V., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2025). Generative AI in higher education: A global perspective of institutional adoption policies and guidelines. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *8*, 100348.
44. Joshi, N., & Vogel, D. (2025, July). Writing with ai lowers psychological ownership, but longer prompts can help. *Proceedings of the 7th ACM Conference on Conversational User Interfaces* (pp. 1-17). New York, NY: Association for Computing Machinery.
45. Kang, S., Choi, Y., & Kim, B. (2025). Impact of generative AI service adoption intent on user attitudes: Focusing on the unified theory of acceptance and use of technology. *International Journal of Innovative Research and Scientific Studies*, *8*(1), 2021-2033. https://doi.org/10.53894/ijirss.v8i1.4874
46. Karnati, A., & Mehta, D. (2022). Artificial intelligence in self driving cars: Applications, implications and challenges. *Ushus Journal of Business Management*, *21*(4), 1-28.
47. Kelly, S., Kaye, S.-A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, *77*, 101925.
48. Kim, J. (2020). The influence of perceived costs and perceived benefits on AI-driven interactive recommendation agent value. *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, *30*(3), 319-333. https://doi.org/10.1080/21639159.2020.1775491

49. Kim, J., & Kim, H. (2025). User perceptions and intentions to continue using generative AI tools in the design process. *Edelweiss Applied Science and Technology*, *9*(4), 24-31.
50. Kim, Y., Blazquez, V., & Oh, T. (2024). Determinants of generative AI system adoption and usage behavior in Korean companies: Applying the UTAUT model. *Behavioral Sciences*, *14*(11), 1035.
51. Lee, J., Chen, C.-C., Song, H.-J., & Lee, C.-K. (2017). Consumption of movie experience: Cognitive and affective approaches. *Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism*, *18*(2), 173-199.
52. Lee, S.-y., Law, M., & Hoffman, G. (2025). When and how to use AI in the design process? Implications for human-AI design collaboration. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(2), 1569-1584. https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2353451
53. Li, H., Liu, Y., Guo, Q., Shi, M., Zhang, P., & Kim, S. (2025). Unveiling the complexity of designers' intention to use generative AI in corporate product design: A grounded theory and fsQCA. *Systems*, *13*(4), 275.
54. Li, J., Cao, H., Lin, L., Hou, Y., Zhu, R., & El Ali, A. (2024, May). User experience design professionals' perceptions of generative artificial intelligence. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-18). New York, NY: Association for Computing Machinery.
55. Li, W. (2025). A study on factors influencing designers' behavioral intention in using AI-generated content for assisted design: Perceived anxiety, perceived risk, and UTAUT. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(2), 1064-1077.
56. Lyu, Y., Shi, M., Zhang, Y., & Lin, R. (2024). From image to imagination: Exploring the impact of generative AI on cultural translation in jewelry design. *Sustainability*, *16*(1), 65.
57. Mantysaari, M. (2019). Quality management in Finland-problems and possibilities. *Developing quality in personal social services* (pp. 49-62). London: Routledge.
58. Marikyan, D., Papagiannidis, S., & Alamanos, E. (2023). Cognitive dissonance in technology adoption: A study of smart home users. *Information Systems Frontiers*, *25*(3), 1101-1123.
59. McDonald, N., Johri, A., Ali, A., & Collier, A. H. (2025). Generative artificial intelligence in higher education: Evidence from an analysis of institutional policies and guidelines. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, *3*, 100121.
60. McNeill, L., Uddin, M., Pei, M., & Regalado, L. (2025). Generative AI in instructional design: Adoption, benefits, and best practices. *The Journal of Applied Instructional Design*, *14*(3), 108-135.
61. Monroe, K. B. (2012). Price and customers' perceptions of value. *Visionary pricing: Reflections and advances in honor of Dan Nimer* (pp. 129-152). Bingley: Emerald Group Publishing.
62. Muenks, K., Miller, J. E., Schuetze, B. A., & Whittaker, T. A. (2023). Is cost separate from or part of subjective task value? An empirical examination of expectancy-value versus expectancy-value-cost perspectives. *Contemporary Educational Psychology*, *72*, 102149. https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2023.102149
63. Nguyen, T. M., Quach, S., & Thaichon, P. (2022). The effect of AI quality on customer experience and brand relationship. *Journal of Consumer Behaviour*, *21*(3), 481-493.
64. Panchal, J. H., Adesope, O., & Malak, R. (2012). Designing undergraduate design experiences—A framework based on the expectancy-value theory. *International Journal of Engineering Education*, *28*(4), 871.

65. Parsons, J. E., Kaczala, C. M., & Meece, J. L. (1982). Socialization of achievement attitudes and beliefs: Classroom influences. *Child Development*, *53*(2), 322-339.
66. Perez, T., Dai, T., Kaplan, A., Cromley, J. G., Brooks, W. D., White, A. C., Mara, K. R., & Balsai, M. J. (2019). Interrelations among expectancies, task values, and perceived costs in undergraduate biology achievement. *Learning and Individual Differences*, *72*, 26-38. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2019.04.001
67. Prentice, C., Weaven, S., & Wong, I. A. (2020). Linking AI quality performance and customer engagement: The moderating effect of AI preference. *International Journal of Hospitality Management*, *90*, 102629. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102629
68. Sánchez-Fernández, R., & Iniesta-Bonillo, M. Á. (2007). The concept of perceived value: A systematic review of the research. *Marketing Theory*, *7*(4), 427-451.
69. Schönberger, M. (2024, February). Artificial intelligence in UX/UI design: A research framework for exploring the impact of artificial intelligence tools on design quality. *International Congress on Information and Communication Technology* (pp. 511-524). Singapore: Springer Nature Singapore.
70. Sestino, A., Peluso, A. M., Amatulli, C., & Guido, G. (2022). Let me drive you! The effect of change seeking and behavioral control in the Artificial Intelligence-based self-driving cars. *Technology in Society*, *70*, 102017. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102017
71. Spreng, R. A., Dixon, A. L., & Olshavsky, R. W. (1993). The impact of perceived value on consumer satisfaction. *Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior*, *6*, 50-55.
72. Stappen, L., Dillmann, J., Striegel, S., Vögel, H. J., Flores-Herr, N., & Schuller, B. W. (2023, September). Integrating generative artificial intelligence in intelligent vehicle systems. In *2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)* (pp. 5790-5797). New York, NY: IEEE.
73. 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.
74. Thomson, D. S., Austin, S. A., Devine-Wright, H., & Mills, G. R. (2003). Managing value and quality in design. *Building Research & Information*, *31*(5), 334-345.
75. Venable, J. R. (2010, June). Design science research post Hevner et al.: Criteria, standards, guidelines, and expectations. *Proceedings of International Conference on Design Science Research in Information Systems* (pp. 109-123). Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
76. 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.
77. Wang, F., King, R. B., Chai, C. S., & Zhou, Y. (2023). University students' intentions to learn artificial intelligence: The roles of supportive environments and expectancy-value beliefs. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), 51. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00417-2
78. Wood, D., & Moss, S. H. (2024). Evaluating the impact of students' generative AI use in educational contexts. *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*, *17*(2), 152-167.
79. Xia, Y., & Chen, Y. (2025). Driving factors of generative AI adoption in new product development teams from a UTAUT perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(10), 6067-6088.
80. Yin, J., & Qiu, X. (2021). AI technology and online purchase intention: Structural equation model based on perceived value. *Sustainability*, *13*(10), 5671.

81. Yin, S. X., & Goh, D. H. L. (2024, December). Expectancy-value beliefs as predictors of student Intentions in AI learning and application. *Proceedings of International Conference on Asian Digital Libraries* (pp. 137-153). Singapore: Springer Nature Singapore.
82. Yin, S. X., & Goh, D. H.-L. (2025). Understanding determinants of student behavioral intention in Singapore's AI education: Insights from the situated expectancy-value theory. *Interactive Learning Environments*, *33*(10), 1-16.
83. Yoo, B., & Donthu, N. (2001). Developing a scale to measure the perceived quality of an internet shopping site (SITEQUAL). *Quarterly Journal of Electronic Commerce*, *2*(1), 31-45.
84. Yoo, J. M. (2015). Perceived value of game items and purchase intention. *Indian Journal of Science and Technology*, *8*(19), 1-7.
85. Yoon, S., & Oh, J. (2022). A theory-based approach to the usability of augmented reality technology: A cost-benefit perspective. *Technology in Society*, *68*, 101860.
86. Zeithaml, V. A. (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: A means-end model and synthesis of evidence. *Journal of Marketing*, *52*(3), 2-22.
87. Zhang, R., Xiong, K., Du, H., Niyato, D., Kang, J., Shen, X., & Poor, H. V. (2024). Generative AI-enabled vehicular networks: Fundamentals, framework, and case study. *IEEE Network*, *38*(4), 259-267.
88. Zhang, Y., Zhang, B., Chen, J., Zhang, Y., Wu, Y., & Zhou, L. (2024). How to promote people to use autonomous vehicles? A latent congruence path model. *Transportation Letters*, *16*(5), 416-427.
89. Zhong, C. R., Chen, C. C., Zheng, M. C., & Lin, J. L. (2025, June). Application of generative AI in the interior design of autonomous vehicles. *Proceedings of 2025 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Artificial Intelligence (SEAI)* (pp. 383-388). New York, NY: IEEE.
90. Zhou, C., Liu, X., Yu, C., Tao, Y., & Shao, Y. (2024). Trust in AI-augmented design: Applying structural equation modeling to AI-augmented design acceptance. *Heliyon*, *10*(2), 1-13.
91. Zhou, T., & Zhang, C. (2025). Examining generative AI user intermittent discontinuance from a CAC perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(10), 6377-6387.
92. Zhu, Z., Lee, H., Pan, Y., & Cai, P. (2024). AI assistance in enterprise UX design workflows: Enhancing design brief creation for designers. *Frontiers in Artificial Intelligence*, *7*, 1404647.

附錄

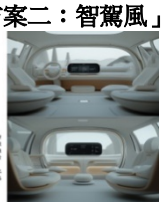
調查問卷

AI設計方案展示：以下是本研究中使用AI工具產生的自動駕駛汽車內裝的設計方案文字與圖片，意在為大家提供生成式AI的實踐案例和創意啟發，僅供參考使用。

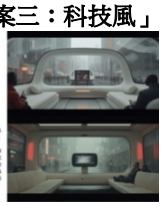
「設計方案一：居家風」



「設計方案二：智駕風」



「設計方案三：科技風」



「設計方案四：座艙風」



下列選項需在觀看完生成式AI生成的設計方案後，依據自身當下的情境反應進行評分。

量表題項	評分標準
1. 我期望生成式AI技術在處理複雜任務時的能力不存在限制	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
2. 我期望生成式AI技術不會產生與實際不準確的輸出	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
3. 我期望生成式AI技術不會產生斷章取義或不恰當的輸出	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
4. 我期望生成式AI技術能力和理解程度高度一致，不會導致輸出不當	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
5. 我覺得設計師必須學會如何在職業生涯中充分使用生成式AI	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
6. 我相信生成式AI可以提升我的設計創新能力	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
7. 我相信生成式AI可以提高我的設計工作效率	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
8. 我認為生成式AI可以幫助我成為更好的設計師	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
9. 生成式AI不會批評我的設計想法，我對此感到很舒服	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
10. 我認為生成式AI匿名使用可以保護隱私，是支援設計創新的好工具	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
11. 我相信生成式AI可以幫助我節省時間	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
12. 我相信生成式AI可以為我提供獨特的見解和觀點	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
13. 我認為生成式AI可以為我的設計工作提供個人化且即時的反饋	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
14. 我認為生成式AI是個可以無限創作的好工具	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
15. 使用生成式AI來完成設計方案的創作會損害設計師的價值	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
16. 使用生成式AI將限制我在設計創作時與他人互動和社交的機會	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
17. 使用生成式AI將阻礙我發展設計師所需的通用工作技能，例如團隊協作、解決能力和領導技能	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
18. 我可能會過度依賴使用生成式AI	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
19. 我認為生成式AI能夠展現設計需求與市場產業的相關性	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
20. 我認為生成式AI清楚闡述設計需求對市場產業的重要性	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
21. 我認為生成式AI有提出解決相關且重要的設計方案	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
22. 我認為生成式AI產生的設計意圖和需求分析是清晰易懂的	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
23. 我認為生成式AI對新的設計方向提出了深入見解	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
24. 我認為生成式AI提出的設計方向產生了有用的效果	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
25. 我認為生成式AI提出的設計方向是簡單易行的	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
26. 我認為生成式AI提出的設計方向是創新的	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
27. 我認為生成式AI提出的設計方向是具有可行性的	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
28. 從長遠來看，生成式AI在設計工作中的整合使用將會對設計創作產生正面影響	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同
29. 我會設想未來生成式AI將整合到我的設計工作中	○1-非常不認同 ○2 ○3 ○4 ○5-非常認同

Exploring the Application of Generative AI in Design through Expectancy-Value Theory: A Case Study of Autonomous Vehicle Interior Design

Chun Ching Chen* Chen Rao Zhong** Jin Long Lin***

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

College of Design, National Taipei University of Technology
** Corresponding author: zhongchenrao@gmail.com
*** yylinjinlong@gmail.com

Abstract

The rapid adoption of generative artificial intelligence (GenAI) is reshaping design practice, yet designers often differ in their motivation, value evaluation, and intention to use AI-assisted design. Drawing on Expectancy-Value Theory (EVT), this study examines designers' motivations and behavioral intentions after evaluating the best design solution generated by GenAI and investigates the applicability of EVT to autonomous vehicle interior design. A questionnaire survey collected 215 valid responses from designers across diverse backgrounds. Structural equation modelling showed that perceived value is the key determinant in the EVT framework, directly influencing design quality and intention to use while mediating the effects of performance expectancy and perceived cost. Although the positive effect of perceived cost is relatively weak, it still exerts a motivational influence. When designers perceive greater value from GenAI, higher perceived costs do not reduce, and may even enhance, their evaluation of AI-generated design quality and intention to use. These findings confirm the applicability of EVT to AI-assisted design decision-making and provide theoretical support for the effective application of GenAI in design practice.

Keywords: Expectancy-Value Theory (EVT), Generative AI, Autonomous Vehicle Interior Design, Design Quality, Behavioral Intention.