

結合生理訊號感知與大型語言模型之適應型學習系統：程式設計學習

中焦慮調節與學習效能的實證研究

摘要

在程式設計學習中，學生需反覆進行語法修正與邏輯調整，過程中常伴隨高程度的學習焦慮與認知負荷，進而影響學習成效與持續性。現有個性化學習系統多仰賴行為數據進行學習歷程調整，較難即時掌握學習者的心理與生理狀態，導致在高壓學習場域中效果有限。為回應此挑戰，本研究提出一套結合大型語言模型（Large Language Model, LLM）與生理訊號監測（Physiological Signal Monitoring, PSM）之智慧適應型學習系統，透過即時感測（GSR、ECG、PPG、SpO₂）搭配語義理解技術，辨識學生學習狀態並自動調整內容難度、提示策略與互動方式，同時提供教師針對學生狀態之即時回饋建議。研究以大學生為對象進行四週系統介入學習，並應用偏最小平方法結構方程模型（PLS-SEM）進行資料分析。結果顯示，整合式動態調節機制能顯著降低學生的學習焦慮、提升知覺易用性與學習成效。本研究驗證了多模態訊號與語義模型結合於適應型學習系統之可行性，並對未來高壓學習場域中智慧系統的設計與實務應用提出具體建議。

關鍵字：Physiological Signal Monitoring、Personalized Learning、Learning Anxiety、Cognitive Load Theory、Programming Education

1. Introduction

隨著互聯網與移動科技的快速發展，大數據、人工智慧、虛擬實境、物聯網等新興科技在教育與產業中持續取得突破。這些技術的整合促進了軟體工程、自動化與軟體等領域的發展，使得社會對計算機科學人才的需求不斷上升（Santos et al., 2020），程式設計能力也逐漸被視為現代公民基本素養之一（Li, et al., 2018）。然而，現行教育體系在應對這項需求時仍面臨結構性挑戰。課程與評量形式普遍僵化，難以因應學生多樣化的學習速度與背景知識。考試導向的學習環境（test-oriented education）往往強調標準答案與應試策略，忽略對概念理解與實作能力的培養，在程式設計這類實作性強、錯誤密集的學科中尤為明顯。此外，師資人力有限，教師需同時面對行政負擔與異質化的學習需求，導致難以即時提供個別化教學或情感支持，進一步削弱教學效能（Oad & Niazi, 2021）。

在這樣的背景下，學生往往無法獲得充分學習支持，而在程式設計這類依賴邏輯推理與抽象思維的領域中，這些限制更被放大（Chang et al., 2024）。程式學習涉及嚴謹語法、抽象概念（如設計模式、物件導向）以及大量試錯過程，若缺乏適時協助，學生容易產生焦慮甚至學習恐懼（Alqadi, 2024）。研究指出，學習焦慮會降低認知資源調用效率，進而影響學習成效與學生留存率。而新冠疫情所帶動的遠距教學與混合學習模式（blended learning）雖提供彈性學習機會，卻也加劇了學習孤立與情緒壓力（Chiu, 2022）。調查顯示，在長期遠距學習情境中，約 42% 學生感到孤立且缺乏有效學習支持（Borgonovi et al., 2023）。由於程式設計學習強調即時回饋，遠距情境下教師支援與同儕互動減弱，使學生更容易陷入「卡關」（stuck state）。

對初學者而言，若無適時指導，將可能導致更高程度的挫折與學習倦怠 (Robins, 2019)。再者，數位落差 (Digital Divide) 也使得部分學生因設備、網路或自律能力不足而處於不利學習位置，進一步削弱其學習體驗 (Bernacki et al., 2021)。

因應這些挑戰，個性化學習 (Personalized Learning, PL) 已被視為提升學習適應性與成效的重要策略。特別在程式設計教育中，個性化學習可根據學生的錯誤類型與學習速度動態調整學習內容與引導策略 (Huang et al., 2023; Xie et al., 2019)。然而，現有個性化學習系統主要依賴靜態行為數據 (如作答時間、學習進度) 進行推論，雖能描繪基本學習模式，卻無法即時感知學生的心理狀態如焦慮、專注力變化，限制了其在高壓與高認知負荷的學習場域中的效能 (Ferrara, 2024; Zhang et al., 2023)。此外，許多 AI 輔助學習系統仍以靜態規則為基礎，缺乏即時情境感知與調節能力，導致學習過程偏向被動 (Laak & Aru, 2024)。

儘管 AI 與個性化學習的研究已日益成熟，整合大型語言模型 (LLM) 與生理訊號監測 (PSM) 以即時適應學生心理狀態的研究仍付之闕如。為回應此研究缺口，本研究提出一套結合語義理解與多模態情境感知能力的個性化學習系統，實現對學習焦慮與專注力變化的即時調整與干預。該系統不僅根據生理訊號動態調整學習內容與提示策略，也可為教師提供即時回饋建議，強化教學決策支持。本研究強調「情境適應性學習」(context-aware learning) 的跨域應用，透過 AI 系統與教師介入的協同設計，建構一個融合認知調節與情緒支持的智慧學習環境，以提升學生的整體學習體驗與成果 (Ba & Hu, 2023; Kerimbayev et al., 2025)。本研究聚焦於以下三項核心問題：

RQ1: 生理訊號監測如何影響程式設計學習者的焦慮感知與個性化學習系統的適應性？

RQ2: LLM 與生理訊號監測的適應性學習機制，如何影響不同焦慮水平學習者在學習參與度與學習成效上的差異？

RQ3: 系統提供的即時學習分析與教師回饋建議，是否能提升教師介入的有效性與學生的情緒調節？

2. 文獻探討

2.1. 程式設計學習焦慮的成因與影響

學習焦慮 (Learning Anxiety) 是指學生在學習過程中，因評價壓力、內容難度或環境不確定性所引發的負面情緒體驗 (Arribathi et al., 2021)。這些情緒會降低學習動機、干擾注意力，並對認知能力產生不利影響 (Ruiz, 2024)。根據焦慮來源，可區分為評價性焦慮 (Evaluation Anxiety) (Doan et al., 2023)、問題解決焦慮 (Problem-Solving Anxiety) (Yilmaz & Yilmaz, 2023)，以及工作記憶焦慮 (Working Memory Anxiety) (Wu, 2023)。這些焦慮類型在程式設計學習中尤為突出，形成所謂的程式設計學習焦慮 (Programming Learning Anxiety, PLA)。相較於一般學科，PLA 具有高度即時性與不確定性。學生在編寫與除錯過程中，經常遭遇無法預期的錯誤，例如 Null Pointer Exception 或 Segmentation Fault (Aires et al., 2023; Chevalier et al., 2022)，這些錯誤訊息往往不具可讀性，需仰賴學生自行推論錯誤來源 (Yildirim & Ozdener, 2022)。進一步地，這些錯誤常涉及記憶體管理等抽象知識，對初學者構成極大挑戰 (Gonçales et al.,

2021; Zhan et al., 2022)。程式語法嚴謹、缺乏標準解法，變數命名、縮排、指標使用等規則若未熟練，亦會增加記憶負擔與焦慮感 (Drigas et al., 2022)。

根據認知負荷理論 Cognitive Load Theory (Sweller, 1988)，學習焦慮的成因可進一步從三種負荷進行解析：內在負荷、外在負荷與增益負荷。內在負荷 (Intrinsic Load) 與學習材料的複雜性有關，如指標、遞迴與資料結構等程式設計概念即屬高負荷內容 (Çakiroğlu & Bilgi, 2024)。當學生缺乏基礎知識，即容易產生問題解決焦慮 (Yilmaz & Yilmaz, 2023)。模組化教學 (Modular Learning) 能有效拆解抽象概念，逐步引導學生建立理解結構，進而減少焦慮感 (Adolphe, 2024)。外在負荷 (Extraneous Load) 則與學習環境與系統設計有關，特別是錯誤訊息可讀性、介面清晰度與回饋引導等因素 (Türkmen & Caner, 2020)。當教材不直觀或錯誤訊息模糊時，學生需額外耗費心力進行解讀與除錯，增加工作記憶負擔 (Yusuf et al., 2024)。透過引導式錯誤回饋 (Guided Error Feedback) 與視覺化介面 (Enhanced Visual Interface)，可顯著改善學生除錯效率與學習體驗 (Robins, 2019)。增益負荷 (Germane Load) 強調學生對知識的深層建構與內化，與學習策略密切相關 (Anagnostou et al., 2023)。專案導向學習 (Project-Based Learning, PBL) 能提供具體實務情境，使學生透過程式專案應用提升概念整合與問題解決能力，進而減少學習焦慮 (Arnold & Young, 2025)。

除了焦慮來源與學習負荷外，情緒調節能力 (Emotion Regulation) 亦被視為影響程式學習焦慮的重要中介機制。Gu et al. (2025) 指出，結合專案學習與自我調節策略能有效提升學習動機並降低焦慮感。而情緒調節亦可透過視覺化介面、教師回饋與情境性工具 (Tozadore et al., 2025) 進行支援性建構，特別是在高壓的除錯與編程情境中。焦慮的長期影響不容忽視。研究指出，高 PLA 學生的錯誤忍受度較低，可能傾向避開科技相關科目 (Yang & Lu, 2021)。頻繁錯誤亦會削弱學生的自我效能，形成「學習無助感」(Learned Helplessness)，進而出現逃避式學習行為。錯誤回饋與除錯支援是減少焦慮的關鍵。錯誤是否具有可讀性、回饋是否即時與具體，將直接影響學生的焦慮程度 (Kuo et al., 2024)。Dijkman et al. (2023) 研究顯示，使用具備視覺化錯誤回饋功能的除錯工具可降低 30% 的學習焦慮。不同學習階段亦展現出不同形式的學習焦慮：初學者多因語法與抽象概念產生負擔 (Beginner Anxiety)，中階學習者則面臨專案開發與資料結構挑戰 (Intermediate Anxiety)，而進階學習者則因大型程式維護與效能優化而承受心理壓力 (Advanced Anxiety)。因此，學習支援策略應根據學習者階段進行調整，提供適切介入以減輕焦慮並強化學習投入。

2.2. 生理訊號監測於程式學習適應性之應用

生理訊號是指人體在日常生理活動中產生、可由感測器捕捉與量化的變化數據，如腦波、心律、皮膚電反應等。近年來，隨著感測技術的成熟，生理訊號監測 (Physiological Signal Monitoring, PSM) 逐漸成為教育科技研究中辨識情緒狀態與認知負荷的重要工具。程式設計是一門要求高度邏輯推理、抽象理解與問題解決的學科，其學習所產生的認知負荷遠高於其他領域 (Gkintoni et al., 2025)，若學習者未能適時調整學習策略，過高的負荷將可能引發焦慮、倦怠與專注力下降 (Bustos-Lopez et al., 2022; Lahtinen et al., 2005)。現今多數適應型學習系統仍依賴靜態行為數據 (如測驗成績、學習速度) 作為學習狀態的依據，這些資料雖能反映結果，卻無法即時捕捉學習過程中的情緒與生理變化 (Chen et al., 2024)。因此，近年研究

開始聚焦於生理訊號監測如何應用於智慧學習系統中，協助即時辨識學生狀態並進行動態調整 (Nie et al., 2024)。

具體而言，各類生理訊號在學習歷程中具備不同的監測價值與教育應用潛力。GSR (Galvanic Skin Response) 可測量自律神經系統活動，辨識學習焦慮變化，當學生遭遇困難或卡關情境時，其 GSR 指數通常明顯上升，顯示焦慮與壓力增強 (Bhutoria, 2022; Mittal et al., 2022)。SpO₂ (血氧飽和度) 則常與疲勞程度及注意力變化高度相關，當學生長時間編碼或多次失敗後，其 SpO₂ 減少現象常被視為學習倦怠的生理指標 (Nie et al., 2024)。PPG (Photoplethysmography) 可追蹤短期內的專注度波動，有助於識別學習者是否分心或注意力下降 (Ayres et al., 2021)。至於 ECG (Electrocardiogram) 則透過心率變異性 (HRV) 分析，反映學生在壓力與專注間的調節能力，HRV 越高通常代表自主神經系統調節良好，有助於維持學習穩定性 (Wang et al., 2023)。這些訊號能對應不同學習階段之情緒狀態變化。例如：當學習者進入專注期，ECG 表現穩定、HRV 較高；進入錯誤頻發期時，GSR 迅速上升顯示焦慮增加；若壓力無法紓解，SpO₂ 減少則顯示疲勞累積 (Nie et al., 2024)。這些變化可為系統提供即時回饋依據，進行適應型教學調整，如降低題目難度、提供動態提示或建議短暫休息 (Järvelä et al., 2023)。

不過，即時干預的設定亦非易事。研究指出，干預頻率過高會破壞學生自主性，干預不足則無法有效降低認知負荷 (Alqahtani et al., 2020)。因此，干預節點與頻率的最佳化，成為智慧學習設計的重要挑戰之一。同時，生理訊號監測也存在技術與應用上的多項限制。GSR 易受環境因素如溫濕度干擾 (Zhang et al., 2023)；ECG 可能因使用者姿勢變化或外部干擾產生雜訊，降低穩定性 (Chen et al., 2021)。此外，長時間佩戴感測裝置可能影響學生的舒適度與自然操作，尤其在程式學習中會限制手部活動 (Davies et al., 2022)，並造成訊號衰減與設備電量限制 (Floridi & Chiriatti, 2020)。更值得關注的是，生理訊號常屬於高度敏感個資，若未妥善管理，恐涉及隱私洩漏與倫理風險。He et al. (2023) 指出，應發展基於教育倫理的資料治理機制，確保系統於蒐集與分析過程中遵守隱私保護規範，並保障學習者自主權與數據使用知情權。最後，單一訊號來源仍具精準度與穩定性上的侷限。未來發展趨勢可朝向多模態訊號融合 (Multimodal Fusion)，結合語義分析、行為數據與生理訊號，以建構更精緻且可解釋性的學習狀態辨識系統，提升整體智慧學習系統的適應性與準確性。在有效辨識學習狀態之後，如何整合語意理解與互動回應進行動態調整，則成為智慧學習系統中下一個關鍵挑戰，亦即大型語言模型 (LLM) 於適應性教學中的應用潛力。

2.3. 大型語言模型(LLM)與個性化學習

隨著大型語言模型 (LLM) 在自然語言處理領域的快速進展，個性化學習系統也從傳統的靜態推送模式，邁向能主動理解語境、調整策略的智慧教學代理 (Intelligent Tutoring Agents)。LLM 的語境理解與語意生成能力，使其能即時解析學習者的語言輸入、錯誤模式與互動行為，據以提供動態適應的學習內容與指導策略 (Chu et al., 2025)。相較於僅依賴答題表現或行為數據進行學習調整，LLM 能針對如條件語句、迴圈結構等常見錯誤類型辨識其背後的認知誤區，並提供語意層次的引導與重組提示 (Aldabe et al., 2023)。Zhang et al. (2025) 指出，透過歷次錯誤與輸入歷程資料的分析，LLM 可建立學習者的錯誤圖譜，進而轉化為個別化提示策

略，如語意連結提示、動態範例產生與策略引導 (Kabir & Lin, 2023)。這類預測性導引可有效減少試錯挫折、提升學習效率與情緒穩定性。

在與生理訊號整合方面，LLM 能夠結合語義理解能力與生理訊號辨識技術，建構出一種多模態適應性架構，實現語言輸入、情緒反應與學習行為的整合分析，進而支持動態教學調整與個別化學習引導。傳統教學系統多依賴認知表現（如答對率）來調整教材內容，忽略情緒與生理狀態在學習過程中的影響。而透過融合 GSR、HRV、視線追蹤等非語言特徵，LLM 可辨識學生的注意力波動、焦慮程度與心智疲勞狀態，進而調整內容難度、語氣與教學節奏 (Zhang et al., 2025)。例如，Jing et al. (2024) 發現，若系統能根據情緒傾向即時改變語氣與語句風格，不僅有助於提升理解，也增強了學生對學習系統的心理親和感。此一動態適應能力亦延伸至教材結構的即時重組。根據學習者的生理數據回饋，LLM 可自動調整難度階層、插入輔助提示語，或轉換為角色互動、任務導向教學模式，避免過度挑戰或過度簡化導致學習動機流失。Lee (2024) 進一步指出，對話式引導（如虛擬角色互動或任務闖關）能促進學生的自我導學行為 (self-directed learning)，為智慧教學系統提供新的互動模式設計依據。

在社會情感層面，LLM 的擬人互動能力亦可促進「社會在場感」(Social Presence)。Henry (2024) 實證顯示，當教學系統能根據學習者的焦慮反應提供同理性語句與關懷式引導，學習者的沉浸感與參與度顯著提升，進一步強化了人機互動的情緒連結。此外，LLM 與生理訊號整合系統所擷取的多模態資料（語言輸入、錯誤行為、生理數據）可進行即時視覺化，轉化為教學診斷報告。這些報告包含學習軌跡、錯誤分佈、情緒波動趨勢與知識掌握圖譜，能有效支援教師即時調整教學策略，也可作為學生進行自我反思與學習規劃的依據 (Zhang et al., 2025)。這種由觀察到可視化的轉譯歷程，反映了教學治理從教師主導走向人機共構的決策模式。系統不再只是知識推送的工具，而逐漸成為情境理解與互動共創的學習夥伴。此種以 LLM 為核心的動態適應系統，在實務操作中亦重新定義了教師的角色與介入時機，促使教師從傳統知識傳遞者，轉變為學習歷程的促進者與情緒調節的引導者。

2.4. 教師在 LLM 程式教學中的引導、回饋與情緒支持角色

在 LLM 的應用下，教師的角色從傳統的知識傳遞者轉變為學習的促進者與情境調節者。LLM 無法取代教師的專業判斷與教學引導，而是幫助教師更有效地分析學習數據，進而根據學生需求調整課程內容 (Ahmad et al., 2023)。雖然 LLM 能即時提供語意建議與錯誤診斷，卻仍可能產生語意模糊或邏輯偏誤的生成內容，因此，教師需在學習過程中協助學生辨識生成內容的合理性，補充正確概念並促進其批判性思維與自我監控能力 (Zhao et al., 2024)。在程式設計教學中，教師的即時引導與 scaffolding 對於減緩學生的不確定感與焦慮感極具成效。Hattie & Yates (2013) 指出，及時回饋與逐步引導能顯著強化學生的問題解決信心。Slavin (1980) 亦發現，在數學與編程等高負荷任務中，個別化的提問與引導策略可有效維持學生的學習動機。Zhou et al. (2024) 進一步證實，當教師針對 LLM 的錯誤建議進行即時補充與解釋，學生的除錯成功率可提升 30%，焦慮程度則顯著下降 22%。

此外，透過形成性評量 (formative assessment) 創造低風險的試錯環境，教師可協助學生在反覆修正中逐步建立信心與知識內化 (Fernández-Batanero et al., 2021)。Fishstrom et al. (2022)

發現，使用形成性評量替代傳統測驗的教學模式，有助於降低學習焦慮，並強化學生對學習成果的控制感。除了技術性與認知支持外，教師亦擔負社會情境與情緒調節的重要責任。根據社會認知理論（Social Cognitive Theory），學習是一種社會化歷程，學生的學習行為深受觀察、模仿與回饋影響（Bandura, 1999）。教師若能在教學互動中展現同理性語言、提供正向鼓勵與安排協作任務，可顯著提升學生的學習動機與課堂參與感（Postigo et al., 2024）。Gkonou et al. (2020) 與 Russell (2020) 也指出，情緒支持是減緩學習焦慮的關鍵，教師的情感回應與情緒穩定性可促進學生的認知投入與學習信心。Pressley et al. (2021) 進一步指出，教師若能即時感知學生情緒與行為狀態，並提供適當引導，有助於學生逐步建立自信與自我效能。

在人工智慧與生理訊號結合的學習情境中，教師的角色更需與系統協作以提升情緒支持的精準度與即時性。當系統偵測學習者處於高焦慮或高認知負荷狀態時，教室環境（如光線、聲音、任務呈現方式）可即時調整，以創造具情緒調節功能的適應性學習情境（Nguyen-Viet et al., 2024）。此一多源感知技術的發展，亦為教師提供即時教學決策的參考依據，進一步提升個性化教學的可行性與擴展性。然而，目前生理訊號監測與 AI 推理系統在教育場域的整合仍處於初步階段，缺乏可標準化的實作模型與教學支援架構。Ricci et al. (2025) 指出，未來研究應致力於發展具備實務操作性的教師與人工智慧協作介面，結合 LLM 生成內容、生理訊號分析與教學回饋策略，以協助教師更有效掌握學習歷程、辨識學生需求並調整教學內容，實現真正以學習者為中心的智慧適應性教學模式。

3. Research Model and Hypotheses

為回應程式設計學習中高認知負荷與情緒壓力之挑戰，本研究以 Chaudhary et al. (2025) 提出之結構方程模型 (SEM) 為理論基礎進行擴展。原模型主要探討學生觀點 (Student Perspective, SP)、技術觀點 (Technical Perspective, TP) 與知覺易用性 (Perceived Ease of Use, PEOU) 對學習成效 (Learning Outcome, LO) 的影響。惟該模型未納入學習者的情緒狀態與即時反應變項，難以反映高壓學習情境中真實的學習歷程。根據 Sweller (1988) 的認知負荷理論，學習任務的複雜性會增加對工作記憶與情緒調節的要求，若無適當干預，將導致學習焦慮 (Learning Anxiety, LA) 上升，進而降低學習表現 (Zhou et al., 2024)。此外，傳統學習系統往往忽略生理反應與情緒變化在學習歷程中的角色。為此，本研究引入生理訊號監測 (Physiological Signal Monitoring, PSM) 與大型語言模型之適應性學習機制 (LLM Adaptive Learning, LLM-AL) 兩個變項，以補強情境適應與即時感知之功能，建構出一個具備學習行為、情緒感知與技術接受整合性的擴展 SEM 模型。基於上述討論，我們提出以下假設：

生理訊號監測技術 (Physiological Signal Monitoring, PSM) 提供了一種非侵入式方式，即時反映學生的情緒狀態與認知壓力，成為個別化學習調控的重要依據 (Boucsein, 2012)。在程式除錯 (debugging) 任務中，GSR 與 ECG 會因焦慮水平而顯著上升 (Critchley et al., 2000; Li et al., 2025)，生理訊號變化可作為反映學習焦慮的重要指標，並為即時教學調整提供數據支持。因此我們提出：

H1：生理訊號監測 (PSM) 對於學習焦慮 (LA) 有相關影響。

LLM 在程式碼補全、錯誤偵測與語義提示等方面展現潛力 (Brown et al., 2020)。LLM 能即時根據學生輸入的錯誤代碼提供語意解析與修正建議，並依據學習者的表現進行難度調整 (Kim et al., 2023)。這種即時回饋機制有助於降低程式學習者在 debugging 階段的挫折感，進一步緩解因任務失敗所產生的學習焦慮。當學習系統能有效過濾冗餘訊息、協助解構錯誤邏輯，即可減少學習者的認知負荷與情緒壓力 (Brünken et al., 2010)。此外，LLM 可透過與行為數據（如錯誤率、反應時間）與生理數據的整合，進一步調整學習策略，提升對焦慮狀態的適應性調控效能 (Schunk & Pajares, 2005)。因此我們提出：

H2: LLM 適應性學習 (LLM-AL) 可降低學習焦慮 (LA)。

在此高認知負荷環境中，學習焦慮 (Learning Anxiety, LA) 不僅會降低專注力，亦可能導致學生對學習平台的信任與接受度下降 (Sun et al., 2008)。根據科技接受模型 (Technology Acceptance Model, TAM)，學習者若在操作系統時產生焦慮，將影響其對系統的知覺易用性 (Perceived Ease of Use, PEOU)，進而降低實際使用意圖 (Venkatesh & Davis, 2000)。在程式學習中，學生面對錯誤訊息時若無法即時理解，將容易產生技術無助感與排斥反應，進一步使其認為系統難以使用 (Bandura, 1999)。Henry (2024) 亦指出，當學習者在高焦慮狀態下操作互動式學習系統時，對於介面、提示與回饋的理解難度上升，從而導致 PEOU 評價降低。學習焦慮可能成為阻礙程式學習者有效使用 LLM 系統的關鍵心理變數。因此我們提出：

H3: 學習焦慮 (Learning Anxiety, LA) 將顯著抑制學生對學習系統的知覺易用性 (Perceived Ease of Use, PEOU)。

在程式設計學習環境中，學習者對技術工具的接受程度（即技術觀點，Technical Perspective, TP）常受 IDE、輔助工具與整體數位基礎設施的熟悉程度影響 (Davis, 1989)。程式學習不同於一般學科，其學習場景多倚賴互動性工具與錯誤偵測模組，例如程式碼即時驗證、語法補全與除錯提示等，因此對工具介面的熟悉與掌握更直接影響知覺易用性 (PEOU) (Hew & Cheung, 2014)。Venkatesh et al. (2003) 亦指出，數位平台若具備穩定性與良好的介面設計，將增強使用者的易用性感知，促進學習效率。因此我們提出：

H4: 學生對編程相關技術工具的認知與熟悉程度（技術觀點，TP）將影響自身對於學習系統的知覺易用性 (PEOU)。

學生觀點 (Student Perspective, SP) 涵蓋學習者對課程、學習方式與學習平台的整體態度，特別包括學習動機、自主性與任務價值感。當學生具備內在動機與自主學習傾向時，將更積極參與學習歷程，並對使用的學習工具產生正向評價 (Deci & Ryan, 2013)。在程式設計情境中，自主學習能力尤其關鍵，學生需主動探索錯誤、尋求解法並與系統互動以完成學習任務 (Sun et al., 2008)。當學生認為學習平台有助於達成個人學習目標，並且能提供即時、有用的回饋，其對系統的知覺易用性也將顯著提升 (Hew & Cheung, 2014)。具備正向學習態度與高自我效能的學生，預期會對學習系統給予更高的易用性評價。因此我們提出：

H5: 學生對學習歷程的態度與主觀投入（學生觀點，SP）將影響自身其對學習系統的知覺易用性（PEOU）。

知覺易用性（Perceived Ease of Use, PEOU）廣泛被證實能正向預測使用者的學習投入與實際表現（[Venkatesh & Davis, 2000](#)）。在程式設計學習情境中，學習平台的操作直觀性與互動友善度將直接影響學生能否專注於學習內容，而非分心於技術操作（[Sun et al., 2008](#)）。易用的系統介面能降低學習障礙、提升操作流暢性，讓學生更快速掌握關鍵概念並加強知識遷移。[Henry \(2024\)](#) 指出，當學習平台能降低學生在系統操作過程中的負擔，學生更容易保持持續學習的動力與成就感，進而提升學習成效（Learning Outcome, LO）。因此我們提出：

H6: 知覺易用性（PEOU）將正向預測學生的學習成效（LO）。

Drawing upon the original model by [Chaudhary et al. \(2025\)](#), this study proposes an extended structural framework that integrates emotional (learning anxiety), physiological (PSM), and AI-driven adaptive mechanisms (LLM-AL) to better explain personalized learning processes. The theoretical model and corresponding hypotheses are visually presented in Figure 1.

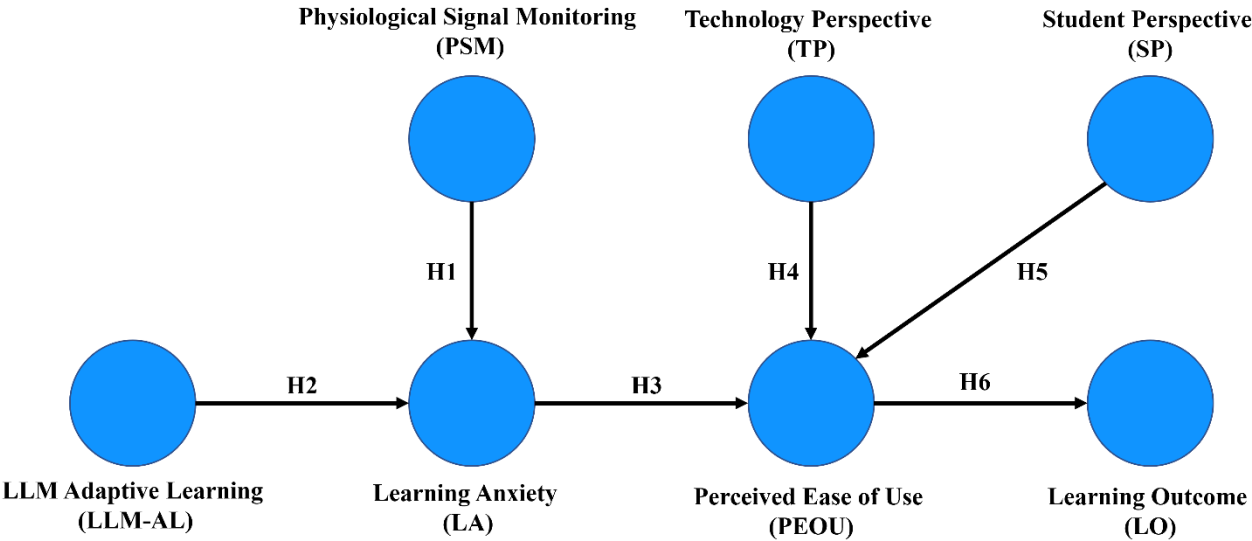


Fig 1 : System Architecture of This Study

4. Methodology

4.1. System Design

本研究開發一套整合生理訊號監測（Physiological Signal Monitoring, PSM）與大型語言模型（Large Language Model, LLM）之個性化適應型學習系統。該系統主要分為三個邏輯層次：生理訊號感測層（Sensing Layer）、數據處理層（Processing Layer）與適應性學習層（Adaptive Learning Layer），三層相互銜接，構成即時感知與教學調節的智慧回饋機制。系統原型以 Python 為開發主體，並透過 Arduino 感測模組進行生理資料擷取，數據傳輸透過藍牙通訊進行同步整合，呈現感測—處理—調整三階段閉環機制，系統整體架構如圖 2 所示。

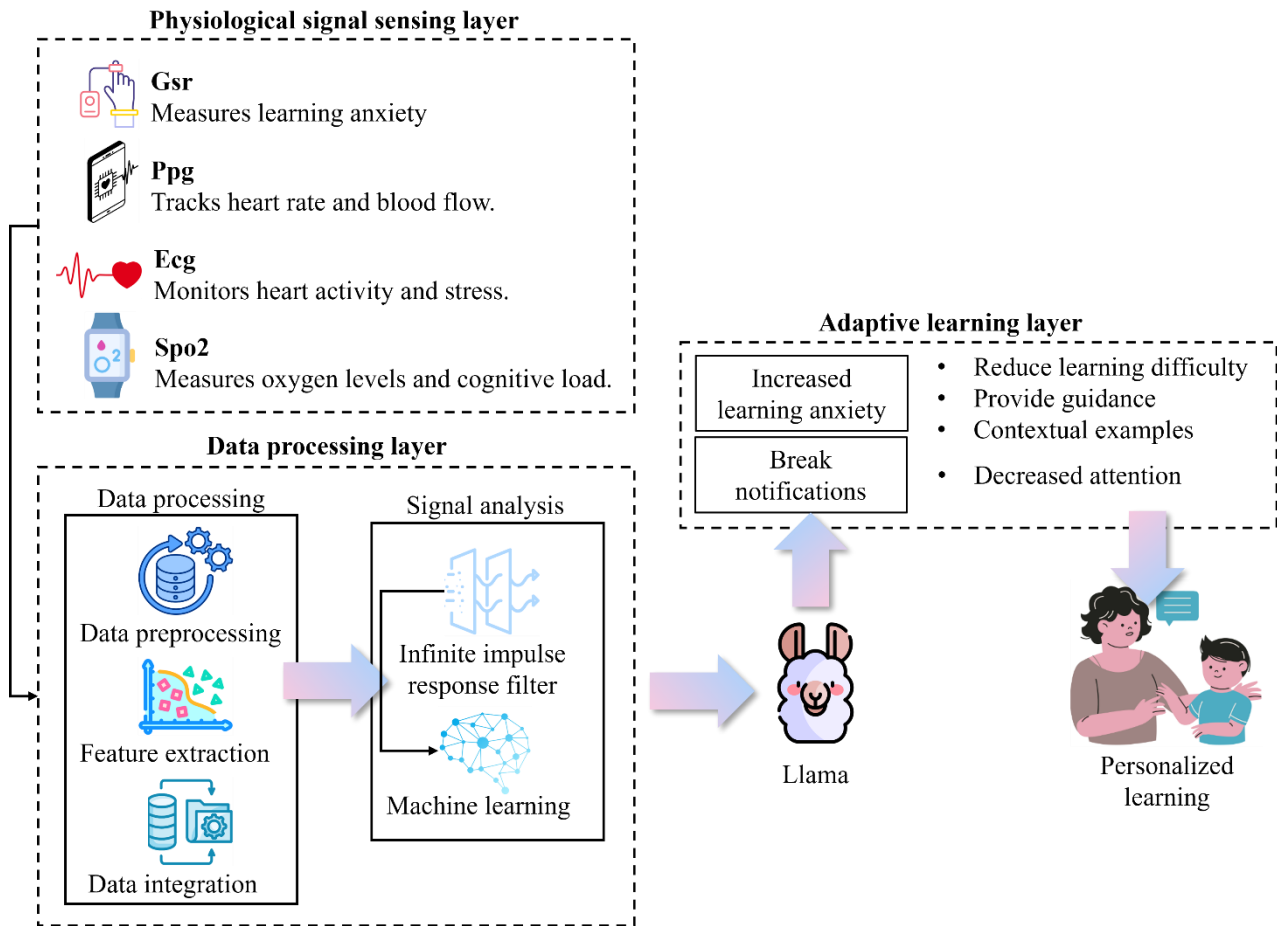


Fig 2：個性化學習系統架構圖

4.1.1 生理訊號感測層（Physiological Signal Sensing Layer）

此層負責即時蒐集學習者在學習過程中的生理數據，作為其心理狀態與認知負荷的指標依據。系統整合了 GSR（Galvanic Skin Response）、PPG（Photoplethysmography）、ECG（Electrocardiogram）與 SpO₂（血氧飽和度）等感測模組。其中，GSR 用以評估交感神經活動與焦慮反應；PPG 可偵測血流與心率波動以推估注意力狀態；ECG 經由分析 HRV（心率變異性）辨識疲勞與壓力水準；而 SpO₂ 則能反映生理疲勞與長時間認知活動後之耗氧程度。這些訊號由穿戴式感測裝置（如指尖血氧儀、貼片式心電圖）進行收集，提供即時且多維的生理資訊輸入。

4.1.2. 數據處理層（Data Processing Layer）

感測數據進入此層後，首先透過數位濾波（如無限脈衝響應濾波器, IIR）進行訊號去噪與預處理，以確保數據穩定性與分析有效性。接著，系統使用機器學習演算法，如隱馬可夫模型(HMM)與支持向量機(SVM)，對生理訊號進行模式識別與狀態分類。舉例而言，當系統判斷出 GSR 明顯上升且 PPG 持續下降時，將被標記為「高壓認知狀態」；若 ECG 波動性下降，則可能顯示心智疲勞正在加劇。該層會持續將辨識結果轉換為結構化輸出，並傳遞至第三層，以驅動學習內容與引導策略的調整。

4.1.3. 適應性學習層 (Adaptive Learning Layer)

本層為系統的核心模組，負責根據上層所提供的生理與行為數據，透過 **Llama LLM** 的語義理解與生成能力，進行教學內容與互動策略的動態調整。當學生顯示焦慮升高或專注下降時，系統可自動生成簡化任務、語法提示、概念範例或鼓勵性語句，並將分析結果即時提供給教師，以輔助其進行針對性的教學干預。根據教師需求，系統亦可產出以下功能模組的輔助建議：(1) 語法錯誤修正與例題強化、(2) 針對概念性迷思進行情境解釋、(3) 當動機低落時提供遊戲化學習活動設計建議、(4) 個別學習歷程與情緒狀態之視覺化報告，以支援個別化教學方案調整。如圖 3，顯示學習活動進行時，學生端的互動介面與教師所接收之即時監測數據畫面，進一步反映系統在課堂中的實際應用情境。



Fig 3.系統課堂應用畫面（包含學習者互動介面與教師端訊號監控）

4.2. 研究設計

本研究以台灣南部某大學一年級學生為研究對象，共 72 名學生參與，包含男性 34 人 (47.2%) 與女性 38 人 (52.8%)，年齡分布為 18 歲 50 人 (69.4%) 與 19 歲 22 人 (30.6%)。所有參與者均未修習過任何程式設計相關課程（如 Python、C、Java），並通過基礎電腦操作能力測驗（如文書處理與網路搜尋），以排除電腦使用熟練度差異對學習成效的干擾。

4.2.2. 教學內容與實驗流程設計

研究為期四週，每週進行一次課程，單次課程長度為 90 分鐘。教學語言選用 Python，主因其語法結構簡潔，適合程式初學者使用，且在產業與學術領域均有廣泛應用。然而，即使是初階語言，初學者仍需面對除錯、語法理解與邏輯推理等多重挑戰，極易引發學習焦慮與挫折 (Zhou et al., 2024)。因此，本研究系統設計特別強調即時的情緒偵測與認知輔助，期望能在錯誤發生時提供適切引導與調節。究流程圖如圖 4 所示，呈現整體學習歷程、數據蒐集時機與系統介入節點。

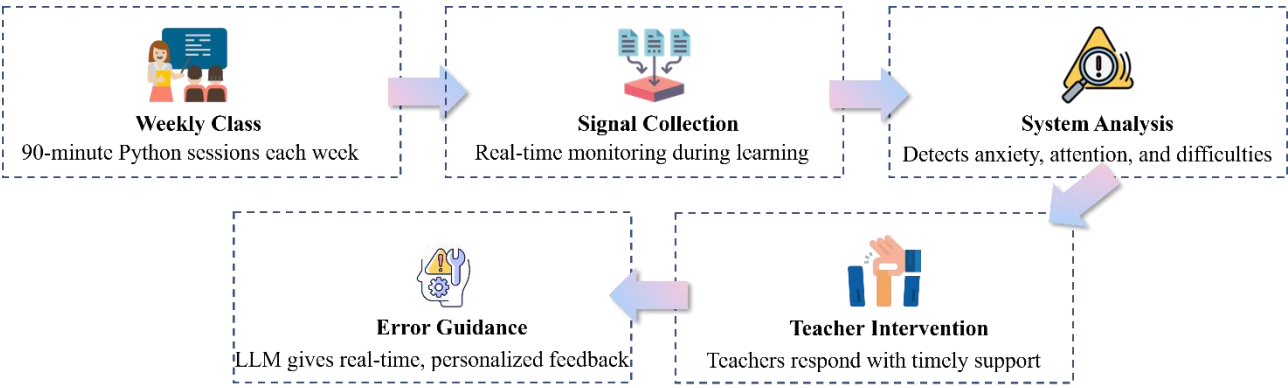


Fig 4.

研究流程圖

4.2.3. 數據收集與統計分析方法（Data Collection and Statistical Analysis）

為探討情緒、生理與技術因素對學習歷程的影響，本研究採用偏最小平方法結構方程模型（Partial Least Squares Structural Equation Modeling, PLS-SEM）進行分析，並使用 SmartPLS 4 軟體進行建模與統計檢驗。根據 Hair et al. (2019)，樣本數應為模型中最大路徑數的 10 倍以上，本研究之樣本數符合其建議標準。此外，PLS-SEM 適用於處理中介與調節變數分析，能有效支援本研究對於多構面之關聯檢視。研究變數包含生理訊號監測（PSM）、學習焦慮（LA）、LLM 適應性學習（LLM-AL）、知覺易用性（PEOU）、技術觀點（TP）、學生觀點（SP）與學習成效（LO），所有構面皆使用李克特五點量表進行測量（1=非常不同意，5=非常同意）。各構面的測量來源與題項詳列於表 1。

Table 1：模型構面、目標與文獻來源

構面	目標	來源
Physiological Signal Monitoring(PSM)	測量受試者對生理訊號監測技術的認知與接受度	Setz, et al.,2009; Li, et al., 2025
LLM Adaptive Learning(LLM-AL)	評估學習者對 LLM（如 ChatGPT）驅動的個性化學習系統的接受度與信任度	Brown, et al., 2019; Wang, et al., 2024
Learning Anxiety(LA)	測量學生在使用數位學習系統或學習過程中感受到的焦慮程度	Sun, et al., 2008
Perceived Ease of Use(PEOU)	評估學習者對學習系統的使用便利性與流暢度	Davis, 1989; Venkatesh & Davis, 2000
Technology Perspective(TP)	測量學習者對數位學習技術的態度與接受度	Venkatesh, et al., 2003; Kim, et al., 2023
Student Perspective(SP)	測量學生對數位學習模式的適應能力與學習動機	Hew & Cheung, 2014
Learning Outcome(LO)	測量學習者在數位學習系統中的學習成果與滿意度	Kim, et al., 2023

5. Result

5.1. 測量模型分析

本研究採用偏最小平方法(Partial Least Squares, PLS)進行測量模型分析，以評估各構念的信度與效度。在信度分析方面，本研究使用 Cronbach's Alpha、複合信度(Composite Reliability, Rho A 和 Rho C)以及平均變異抽取量(Average Variance Extracted, AVE)作為評估指標。Cronbach's Alpha 衡量同一構念內測量題項的一致性。表格中所有構面均大於 0.7，符合 [Vaske et al. \(2017\)](#)提出的信度標準，顯示量表內部一致性良好。Composite Reliability (CR)用於衡量潛在變數的內部一致性，表格中所有構面均大於 0.7，符合 [Hair et al. \(2010\)](#)提出的建議值，顯示測量變數具有良好的內部一致性。在收斂效度(平均變異抽取量)方面，各構念的 AVE 值均高於 0.5，顯示量表具有良好的收斂效度，符合 [Fornell & Larcker \(1981\)](#)之規範。在因素負荷量 (Factor Loading)方面，所有測量題項的因素負荷量皆高於 0.7，符合 [Sarstedt et al. \(2021\)](#)提出的標準，顯示各測量變數對應構念的貢獻顯著。綜合上述結果，本研究模型具備良好的信度與效度，各構念能夠有效解釋其對應題項的變異量，進一步支持量表的測量品質。

Table 2：測量模型之信度、收斂效度與 factor loading 分析

Dimension	Item	Factor Loading	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
LLM Adaptive Learning(LLM-AL)	LA01	0.877	0.888	0.896	0.93	0.816
	LA02	0.813				
	LA03	0.877				
Learning Anxiety(LA)	LLM-AL01	0.879	0.818	0.826	0.892	0.733
	LLM-AL02	0.821				
	LLM-AL03	0.868				
Learning Outcome(LO)	LO01	0.877	0.866	0.872	0.918	0.789
	LO02	0.865				
	LO03	0.922				
Perceived Ease of Use(PEOU)	PEOU01	0.819	0.81	0.834	0.887	0.724
	PEOU02	0.849				
	PEOU03	0.883				
Physiological Signal Monitoring(RSM)	RSM01	0.856	0.809	0.816	0.887	0.725
	RSM02	0.871				
	RSM03	0.817				
Student Perspective(SP)	SP01	0.934	0.863	0.873	0.917	0.787

Technology Perspective(TP)	SP02	0.818	0.888	0.919	0.93	0.815
	SP03	0.904				
	TP01	0.884				
	TP02	0.908				
	TP03	0.916				

本研究首先透過異質-單質比率 (Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations, HTMT) 來評估各構念之間的區別效度。HTMT 是一種基於多重相關性的統計方法，用於檢驗構念之間是否能夠明確區分。當 HTMT 較高時，表示構念之間的相關性過高，可能存在區別效度不足的問題。反之，當 HTMT 低於建議標準時，表示各構念之間具有適當的區別效度。結果顯示，大部分構念之間的 HTMT 均低於 0.85 的標準門檻(Henseler et al., 2015)，顯示本研究構念之間具有良好的區別效度。表示各構念能夠有效區分，不會因為測量上的相似性而導致混淆，進一步支持模型的建構效度。

	LLM Adaptive Learning (LLM-AL)	Learning Anxiety (LA)	Learning Outcome (LO)	Perceived Ease of Use (PEOU)	Physiological Signal Monitoring (RSM)	Student Perspective (SP)	Technology Perspective (TP)
LLM Adaptive Learning (LLM-AL)							
Learning Anxiety (LA)	0.632						
Learning Outcome (LO)	0.801	0.803					
Perceived Ease of Use (PEOU)	0.535	0.532	0.711				
Physiological Signal Monitoring(RSM)	0.837	0.837	0.684	0.711			
Student Perspective(SP)	0.747	0.848	0.852	0.632	0.864		

Technology Perspective(TP)	0.693	0.693	0.555	0.571	0.637	0.747	
----------------------------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	--

為加強結果的信效度驗證，研究同時參照 Fornell-Larcker 準則(Fornell & Larcker, 1981)評估各構念之間的區別效度。根據 Fornell-Larcker 準則，各構念的 AVE 平方根應大於其與其他構念的相關係數，以確保區別效度。結果顯示，所有構念的 AVE 平方根(對角線值)均大於其與其他構念的相關係數(非對角線值)，表明各構念具有良好的區別效度。此結果支持各構念的獨立性與區分性，進一步驗證了測量模型的效度。

	LLM Adaptive Learning (LLM-AL)	Learning Anxiety (LA)	Learning Outcome (LO)	Perceived Ease of Use (PEOU)	Physiological Signal Monitoring (RSM)	Student Perspective (SP)	Technology Perspective (TP)
LLM Adaptive Learning (LLM-AL)	0.856						
Learning Anxiety (LA)	0.632	0.812					
Learning Outcome (LO)	0.732	0.736	0.888				
Perceived Ease of Use (PEOU)	0.635	0.532	0.711	0.851			
Physiological Signal Monitoring(RSM)	0.704	0.687	0.589	0.598	0.848		
Student Perspective(SP)	0.747	0.718	0.741	0.805	0.751	0.887	
Technology Perspective(TP)	0.693	0.611	0.493	0.496	0.782	0.668	0.903

5.2. 路徑模型分析

本研究透過偏最小平方法(PLS)進行路徑分析，以探討各構念之間的關係及其統計顯著性。首先，LLM 適應性學習 (LLM-AL) 對學習焦慮 (Learning Anxiety, LA) 具有顯著負向影響 ($\beta = 0.999, p < 0.001$)。此結果與 Kim et al. (2023) 相符，LLM 能根據學習者輸入提供即時個性

化回饋，包括語法修正、語意補充和錯誤引導，有效減少學習挫折與焦慮。學習焦慮（LA）對知覺易用性（Perceived Ease of Use, PEOU）呈現顯著負向影響（ $\beta = 0.850, p < 0.001$ ）。該結果與科技接受模型（TAM）相符(Venkatesh & Davis, 2000)。高焦慮的學生對於介面處理與資訊有限。使其更傾向將系統視為難以操作或理解，甚至誤判系統複雜性，降低使用動機。知覺易用性（PEOU）對學習成效（Learning Outcome, LO）具有顯著正向影響（ $\beta = 0.686, p = 0.007$ ）。該結果與 Sun et al., (2008) 相符。系統的操作便利性與介面直觀性將正向提升學生的學習表現。在程式學習情境下，錯誤訊息的即時回饋、語法輔助工具與模組化介面能有效降低初學者的技術焦慮與挫折感，進而增進其學習投入與表現。

相對而言，生理訊號監測（Physiological Signal Monitoring, PSM）對學習焦慮（LA）並無顯著影響（ $\beta = 0.001, p = 0.848$ ）。儘管生理訊號可即時監測學習者的焦慮生理反應（如 GSR、ECG），但若未與動態調節機制結合，將難以有效轉化為對情緒狀態的即時干預。Zhang & Hyland (2022)亦強調，單純監測生理數據不足以產生教育干預效果，唯有將其與語意理解、互動設計與教材難度調整等適應性策略整合，方能發揮作用。此外，學生觀點（Student Perspective, SP）對知覺易用性（PEOU）並無顯著影響（ $\beta = 0.156, p = 0.619$ ）。即便學生具有正向學習態度與高學習動機，若系統設計不夠直觀，仍難轉化為良好的使用體驗。同樣地，技術觀點（Technology Perspective, TP）對知覺易用性（PEOU）並無顯著影響（ $\beta = 0.049, p = 0.815$ ），學習者對科技本身的態度並非影響系統操作感知的主要因素。學習者最終對系統易用性的評價仍基於具體的互動流程與操作直覺，而非對技術概念的抽象理解或偏好。

Table 3：路徑分析之統計顯著性結果

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics (O/STDEV)	P values
LLM Adaptive Learning(LLM-AL) → Learning Anxiety(LA)	0.999	0.999	0.006	181.098	0.000
Learning Anxiety(LA) →Perceived Ease of Use(PEOU)	0.850	0.849	0.066	12.870	0.000
Perceived Ease of Use(PEOU) →Learning Outcome(LO)	0.686	0.708	0.255	2.695	0.007
Physiological Signal Monitoring(RSM) →Learning Anxiety(LA)	0.001	0.002	0.007	0.192	0.848
Student Perspective(SP) →Perceived Ease of Use(PEOU)	0.156	0.215	0.313	0.498	0.619
Technology Perspective(TP) →Perceived Ease of Use(PEOU)	0.049	-0.033	0.210	0.234	0.815

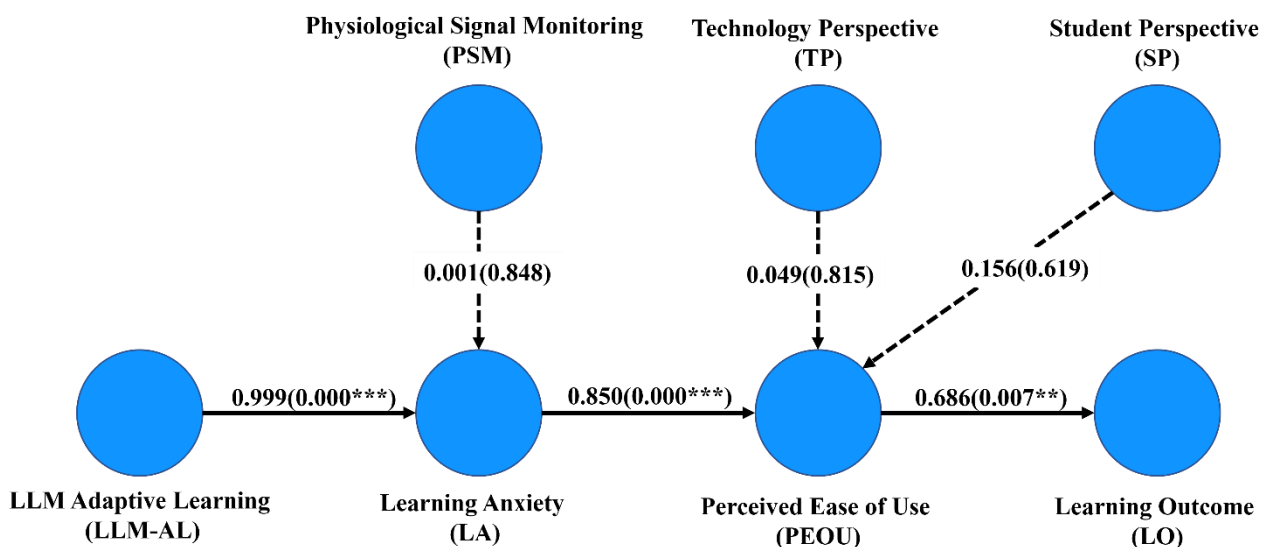


Fig 5：各構念之因素負荷量與顯著性分析結果

5.3. Qualitative Supplement: Teachers' Reflections on System-Augmented Feedback

為補充系統對教師介入成效之影響，本研究亦針對 3 位參與課程教學與系統使用之教師進行半結構式訪談。訪談問題聚焦於系統提供之生理訊號分析、錯誤歷程視覺化與 LLM 生成提示是否有助於提升教師的教學即時性與情境調節策略。

訪談結果顯示，所有教師皆表示系統回饋有助於快速辨識學生卡關點與情緒狀態，特別是在多位學生同時進行練習時，「能看見誰當下焦慮數據較高，讓我知道該去關注誰。」(T1)。一位教師提到：「以前得靠經驗去猜，現在有訊號圖+錯誤熱點就能很快聚焦。」(T2) 另有教師指出，系統所生成的語義提示與學生實際問題高度契合，使得教師能「不用一行行幫學生找錯，也能即時補充概念範例」(T3)。

此結果指出，系統輔助不僅強化了教師對學生狀態的即時覺察，也提升教學資源配置效率與情緒支持精準度，間接強化了教師的調節介入效能。對應 RQ3，研究提供實證證據，說明結合即時學習分析與教師回饋的系統架構，能有效提升教學互動與情緒調節品質。

6. Discussion

本研究透過偏最小平方法結構方程模型 (PLS-SEM)，檢驗大型語言模型驅動的適應性學習 (LLM-AL) 與生理訊號監測 (PSM) 在程式設計學習情境中，對學習焦慮 (Learning Anxiety, LA)、知覺易用性 (Perceived Ease of Use, PEOU) 與學習成效 (Learning Outcome, LO) 之影響路徑，並進一步探討學習技術介入對學生情緒調節與學習表現的潛在效果與侷限。

首先，LLM-AL 對 LA 具有顯著負向影響 ($\beta = -0.999, p < 0.001$)，顯示生成式 AI 能於高錯誤率、高認知負荷的學習任務中發揮即時調節功能，降低學生焦慮程度。此結果與自我調節學習理論 (Zimmerman, 1986) 一致，當學生能及時獲得個別化回饋與策略建議，情緒

穩定性與專注力將顯著提升。過往研究亦指出，挫折容忍度是影響程式學習持續性的關鍵情緒變項 (Wang et al., 2024)。相較於教師遲延性回饋，LLM 提供的「支持型引導」具備情緒緩衝作用，能針對錯誤程式碼進行語義解析、語法補全與實作範例生成，減少挫折感與無助感 (Jacques & Joubert, 2024)。此外，從學習者焦慮水準的角度觀察，系統對不同情緒狀態的學生亦可能產生差異化影響。高焦慮學生較易從即時語意提示中獲得安撫與行動指引，低焦慮者則可將系統視為自主學習工具，強化概念驗證與除錯效率。此結果指出未來系統應考量情緒狀態分類與策略匹配之邏輯建構，以提升調節精準度。

進一步結果顯示，LA 對 PEOU 具顯著負向影響 ($\beta = -0.850, p < 0.001$)，符合科技接受模型 (TAM) 中「情緒—認知—行為」的理論假設 (Venkatesh & Davis, 2000)。高焦慮狀態下，學習者容易產生認知失衡 (cognitive dissonance)，高估系統操作難度、低估自我效能，進而降低使用傾向。特別在程式學習中，錯誤訊息常具語意模糊性，會進一步削弱系統信任度與使用意圖。未來平台設計應朝向建構「情緒感知式回饋介面」，如錯誤提示緩衝動畫、語氣支援模組與引導式互動設計，以降低情緒干擾所致的知覺障礙。

然而，PSM 對 LA 並無顯著影響 ($\beta = 0.001, p = 0.848$)。目前 PSM 多數應用仍侷限於訊號記錄階段，欠缺即時觸發與教學策略連動模組。GSR、ECG 等雖能準確反映生理變化，但若未能與系統即時調整機制結合，將無法形成有效的情緒調節介入 (Zhang et al., 2025)。此外，有部分學生反映穿戴式裝置不適感，反而對學習產生額外干擾。根據 TAM 模型，若技術裝置使用不舒適或可信度低，將削弱其潛在效益 (Venkatesh & Davis, 2000)。環境因素 (如溫溼度、光線、學習姿勢) 亦可能干擾訊號品質 (Nie et al., 2024)。因此，建議未來研究結合多模態學習分析 (Multimodal Learning Analytics)，例如整合眼動追蹤、語音情緒辨識與臉部表情分析，以提升系統辨識靈敏度與回饋準確率。此外，本研究亦初步觀察到系統產出的生理訊號報告與即時語意分析，可作為教師介入與調節的依據。教師可根據系統所提示之焦慮預警或錯誤熱點，調整教學節奏與回饋策略，進而提升教學即時性與情境調節能力。課堂觀察與教師訪談反映，系統輔助下能提升學生參與度與回應頻率，顯示在未來智慧學習場域中，教師與 AI 合作具高度應用潛力。

最後，PEOU 對 LO 具有顯著正向影響 ($\beta = 0.686, p = 0.007$)，進一步延伸 TAM 模型至學習成效層面，驗證操作友善之學習系統可有效促進認知投入與表現成效。特別是在高錯誤密度的程式學習中，若介面設計能提供結構清晰、提示即時與回饋具意義的互動環境，將有助於降低除錯焦慮、強化學生自我效能與學習持續性 (Sun et al., 2008)。此結果亦提供設計端重要啟示：在導入新興 AI 工具與情緒科技時，仍需將介面友善性、學習流程可預期性與回饋一致性作為系統設計優先考量，以最大化使用者體驗與學習轉化成效。

7. Conclusion

本研究聚焦於大型語言模型 (LLM) 與生理訊號監測 (PSM) 在個性化程式設計學習場域中的應用，探討其對學習焦慮 (LA)、知覺易用性 (PEOU) 與學習成效 (LO) 之影響路徑。透過偏最小平方法 (PLS-SEM) 進行模型驗證，結果指出：LLM-AL 能顯著降低學生焦慮並提

升學習成效，且 PEOU 為重要中介構面。相對而言，PSM 雖具備即時感知潛力，但對學習焦慮之直接影響未達顯著，顯示其在教學應用上仍需進一步與教學策略或互動機制整合。

在理論貢獻方面，本研究從程式設計焦慮視角出發，首次驗證生成式 AI 回饋機制於動態情緒調節與認知支持上的功效，突破過往以認知成效為主要的研究焦點，補充情緒變項於科技接受理論（TAM）中的中介角色。此研究亦驗證學習焦慮經由知覺易用性影響學習成效之間接路徑，補強「情緒—認知評估—學習表現」的理論關聯，有助於深化對高壓學習情境下科技介入的理解。

在實務貢獻方面，本研究提供系統設計者、教師與政策制定者三層面建議。系統端應發展具備即時錯誤語意分析、適應性難度調整與情緒回饋機制的智慧學習平台。教師端應活用系統提供之學習歷程診斷與情緒感知結果，針對學生情緒狀態給予即時性回應，並強化學生的錯誤容忍與自我效能。政策面則應將 LLM 技術納入資訊教育課程框架，發展 AI 協作式教學模組，並強化教師數位輔助教學素養與培訓機制。

總結而言，本研究回應了三項核心研究問題，分別驗證了生理訊號監測對焦慮辨識的潛能、LLM 系統對不同焦慮水準學生之調節效果，以及教師結合系統診斷所展現之情緒介入效益。研究結果指出，未來智慧教育應朝向「情緒可感知、學習可適應、介入可調節」的新範式邁進，以實現真正的人機協作與深層學習環境。

Reference

- Adolphe, M. (2024). *Development and evaluation of AI-based personalization algorithms for attention training* (Doctoral dissertation, Université de Bordeaux).
<https://theses.hal.science/tel-04884647/>
- Ahmad, K., Iqbal, W., El-Hassan, A., Qadir, J., Benhaddou, D., Ayyash, M., & Al-Fuqaha, A. (2023). Data-driven artificial intelligence in education: A comprehensive review. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17, 12-31. <https://doi.org/10.1109/TLT.2023.3314610>
- Aires, J. P., Aires, S. B. K., Pereira, M. J. V., & Alves, L. M. (2023). Using the Methodology Problem-Based Learning to Teaching Programming to Freshman Students. *International Journal of Information and Education Technology*, 13(3).<https://doi.org/10.18178/ijiet.2023.13.3.1825>
- Aldabe, I., Farwell, A., Rigau, G., & Gaspari, R. F. (2023). Project European Language Equality 2 (ELE2) final report (Grant agreement No. LC-01884166–101075356). European Commission.
https://european-language-equality.eu/wp-content/uploads/2023/01/ELE2_Deliverable_D3_1.pdf
- Alqadi, B. S. (2024). Enhancing Novice Programmers' Debugging Skills through Systematic Education: A Comparative Study. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3509641>
- Alqahtani, F., Katsigiannis, S., & Ramzan, N. (2020). Using wearable physiological sensors for

affect-aware intelligent tutoring systems. *IEEE Sensors Journal*, 21(3), 3366-3378.

<https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3023886>

Anagnostou, G., Benardos, A., & Marinos, V. P. (2023). *Expanding Underground-Knowledge and Passion to Make a Positive Impact on the World*. CRC

Press.<https://doi.org/10.1201/9781003348030>

Arnold, V. X., & Young, S. D. (2025). The Potential of Wearable Sensors for Detecting Cognitive Rumination: A Scoping Review. *Sensors*, 25(3), 654. <https://doi.org/10.3390/s25030654>

Arribathi, A. H., Suwanto, Miftakhu Rosyad, A., Budiarto, M., Supriyanti, D., & Mulyati, F. (2021). An analysis of student learning anxiety during the COVID-19 pandemic: A study in higher education. *The Journal of Continuing Higher Education*, 69(3), 192-205.

<https://doi.org/10.1080/07377363.2020.1847971>

Ayres, P., Lee, J. Y., Paas, F., & Van Merriënboer, J. J. (2021). The validity of physiological measures to identify differences in intrinsic cognitive load. *Frontiers in psychology*, 12, 702538. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.702538>

Ba, S., & Hu, X. (2023). Measuring emotions in education using wearable devices: A systematic review. *Computers & Education*, 200, 104797. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104797>

Bandura, A. (1999). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Asian journal of social psychology*, 2(1), 21-41. <https://doi.org/10.1111/1467-839X.00024>

Baum, F., Brînzac, M. G., Buttigieg, S., Correia, T., Cosma, C., Costongs, C., ... & Barnhoorn, F. (2024). TEN.

Bernacki, M. L., Greene, M. J., & Lobczowski, N. G. (2021). A systematic review of research on personalized learning: Personalized by whom, to what, how, and for what purpose (s)?. *Educational Psychology Review*, 33(4), 1675-1715. <https://doi.org/10.1007/s10648-021-09615-8>

Bhutoria, A. (2022). Personalized education and artificial intelligence in the United States, China, and India: A systematic review using a human-in-the-loop model. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100068. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100068>

Borgonovi, F., Pokropek, M., & Pokropek, A. (2023). Relations between academic boredom, academic achievement, ICT use, and teacher enthusiasm among adolescents. *Computers & Education*, 200, 104807. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104807>

Boucsein, W. (2012). *Electrodermal activity*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-1126-0>

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. <https://www.mikecaptain.com/resources/pdf/GPT-3.pdf>

Brünken, R. E., Plass, J. L., & Moreno, R. E. (2010). Current issues and open questions in cognitive load research. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511844744.014>

Bustos-Lopez, M., Cruz-Ramirez, N., Guerra-Hernandez, A., Sánchez-Morales, L. N., Cruz-Ramos, N. A., & Alor-Hernandez, G. (2022). Wearables for engagement detection in learning environments: A review. *Biosensors*, 12(7), 509. <https://doi.org/10.3390/bios12070509>

- Chang, L. C., Lin, H. R., & Lin, J. W. (2024). Learning motivation, outcomes, and anxiety in programming courses—A computational thinking-centered method. *Education and Information Technologies*, 29(1), 545-569. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12313-3>
- Chaudhary, M. K., Mahato, S., & Adhikari, M. (2025). The effectiveness of online learning in the emerging academic environment: A Structural Equation Modelling (SEM) approach. *FIIB Business Review*, 14(1), 103-113. <https://doi.org/10.1177/23197145231210355>
- Chen, X., Zou, D., Xie, H., & Cheng, G. (2021). Twenty years of personalized language learning. *Educational Technology & Society*, 24(1), 205-222. <https://www.jstor.org/stable/26977868>
- Chen, Y., Iyer, P., & Kizilcec, R. F. (2024). Reflection on Purpose Changes Students' Academic Interests: A Scalable Intervention in an Online Course Catalog. *arXiv preprint arXiv:2412.19035*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.19035>
- Chevalier, M., Giang, C., El-Hamamsy, L., Bonnet, E., Papaspyros, V., Pellet, J. P., ... & Mondada, F. (2022). The role of feedback and guidance as intervention methods to foster computational thinking in educational robotics learning activities for primary school. *Computers & Education*, 180, 104431. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104431>
- Chiu, T. K. (2022). Applying the self-determination theory (SDT) to explain student engagement in online learning during the COVID-19 pandemic. *Journal of research on Technology in Education*, 54(sup1), S14-S30. <https://doi.org/10.1080/15391523.2021.1891998>
- Chu, Z., Wang, S., Xie, J., Zhu, T., Yan, Y., Ye, J., ... & Wen, Q. (2025). Llm agents for education: Advances and applications. *arXiv preprint arXiv:2503.11733*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.11733>
- Critchley, H. D., Elliott, R., Mathias, C. J., & Dolan, R. J. (2000). Neural activity relating to generation and representation of galvanic skin conductance responses: a functional magnetic resonance imaging study. *Journal of Neuroscience*, 20(8), 3033-3040. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.20-08-03033.2000>
- Davies, H. J., Williams, I., Hammour, G., Yarici, M., Stacey, M. J., Seemungal, B. M., & Mandic, D. P. (2022). In-Ear SpO₂ for Classification of Cognitive Workload. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 15(2), 950-958. <https://doi.org/10.1109/TCDS.2022.3196841>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2013). *Intrinsic motivation and self-determination in human behavior*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7>
- Dijkman, E. M., Ter Brake, W. W., Drossaert, C. H., & Doggen, C. J. (2023, December). Assessment tools for measuring health literacy and digital health literacy in a hospital setting: a scoping review. In *Healthcare* (Vol. 12, No. 1, p. 11). MDPI. <https://doi.org/10.3390/healthcare12010011>
- Doan, N. K., Nguyen, T. T. H., & Le, T. M. D. (2023, November). Impact of social media on

cryptocurrency investing decisions—a behavioral finance perspective. In *Proceedings of the World Conference on Media and Mass Communication* (Vol. 7, No. 01, pp. 169-225).

<https://doi.org/10.17501/24246778.2023.7108>

Drigas, A., Mitsea, E., & Skianis, C. (2022). Neuro-linguistic programming, positive psychology & VR in special education. *Scientific Electronic Archives*, 15(1).

<https://doi.org/10.36560/15120221497>

Fernández-Batanero, J. M., Román-Graván, P., Reyes-Rebollo, M. M., & Montenegro-Rueda, M. (2021). Impact of educational technology on teacher stress and anxiety: A literature review. *International journal of environmental research and public health*, 18(2), 548.

<https://doi.org/10.3390/ijerph18020548>

Ferrara, E. (2024). Large language models for wearable sensor-based human activity recognition, health monitoring, and behavioral modeling: a survey of early trends, datasets, and challenges. *Sensors*, 24(15), 5045. <https://doi.org/10.3390/s24155045>

Fishstrom, S., Wang, H. H., Bhat, B. H., Daniel, J., Dille, J., Capin, P., & Vaughn, S. (2022). A meta-analysis of the effects of academic interventions on academic achievement and academic anxiety outcomes in elementary school children. *Journal of school psychology*, 92, 265-284.

<https://doi.org/10.1016/j.jsp.2022.03.011>

Floridi, L., & Chiriatti, M. (2020). GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences. *Minds and Machines*, 30, 681-694. <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09548-1>

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>

Gkintoni, E., Antonopoulou, H., Sortwell, A., & Halkiopoulos, C. (2025). Challenging Cognitive Load Theory: The Role of Educational Neuroscience and Artificial Intelligence in Redefining Learning Efficacy. *Brain Sciences*, 15(2), 203. <https://doi.org/10.3390/brainsci15020203>

Gkonou, C., Dewaele, J. M., & King, J. (2020). Introduction to the emotional rollercoaster of language teaching. *The emotional rollercoaster of language teaching*, 1-

12. <https://doi.org/10.21832/9781788928342-005>

Gonçales, L. J., Farias, K., & da Silva, B. C. (2021). Measuring the cognitive load of software developers: An extended Systematic Mapping Study. *Information and Software Technology*, 136, 106563. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2021.106563>

Gu, P., Cheng, Z., Miaoting, C., Poggio, J., & Dong, Y. (2025). Integrating Project-Based Learning With Self-Regulated Learning to Enhance Programming Learning Motivation. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(2), e70011. <https://doi.org/10.1111/jcal.70011>

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). Multivariate data analysis: Pearson College division. *Person: London, UK*.

<https://elibrary.pearson.de/book/99.150005/9781292035116>

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European business review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>

- Hair, J., Black, W., Babin, B., & Anderson, R. (2010). *Multivariate Data Analysis*: Pearson College Division. 2010. *View Article*.
- Hattie, J., & Yates, G. C. (2013). *Visible learning and the science of how we learn*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315885025>
- He, T., Fu, G., Yu, Y., Wang, F., Li, J., Zhao, Q., ... & Yang, B. X. (2023). Towards a psychological generalist ai: A survey of current applications of large language models and future prospects. *arXiv preprint arXiv:2312.04578*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.04578>
- Henry, R. (2024). *An Investigation of a Biofeedback Intervention at a Secondary School as an In-Classroom Self-Regulated Learning (SRL) Strategy* (Doctoral dissertation, California Coast University). <https://www.proquest.com/dissertations-theses/investigation-biofeedback-intervention-at/docview/3145163389/se-2>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hew, K. F., & Cheung, W. S. (2014). Students' and instructors' use of massive open online courses (MOOCs): Motivations and challenges. *Educational research review*, 12, 45-58. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2014.05.001>
- Huang, A. Y., Lu, O. H., & Yang, S. J. (2023). Effects of artificial Intelligence-Enabled personalized recommendations on learners' learning engagement, motivation, and outcomes in a flipped classroom. *Computers & Education*, 194, 104684. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104684>
- Jacques, L., & Joubert, M. (2024). A vision for meaningful data education across the four nations of the UK. https://jmc.org.uk/wordpress-cms/wp-content/uploads/2024/11/JMC-Report_final2.pdf
- Järvelä, S., Nguyen, A., & Hadwin, A. (2023). Human and artificial intelligence collaboration for socially shared regulation in learning. *British Journal of Educational Technology*, 54(5), 1057-1076. <https://doi.org/10.1111/bjet.13325>
- Jing, Y., Zhao, L., Zhu, K., Wang, H., Wang, C., & Xia, Q. (2023). Research landscape of adaptive learning in education: A bibliometric study on research publications from 2000 to 2022. *Sustainability*, 15(4), 3115. <https://doi.org/10.3390/su15043115>
- Kabir, M. R., & Lin, F. (2023, July). An LLM-Powered Adaptive Practicing System. In *LLM@AIED* (pp. 43-52). <http://ceur-ws.org/Vol-3432>
- Kerimbayev, N., Adamova, K., Shadiey, R., & Altinay, Z. (2025). Intelligent educational technologies in individual learning: a systematic literature review. *Smart Learning Environments*, 12(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00360-3>
- Kim, J. H., Song, W. K., & Lee, H. C. (2023). Exploring the determinants of travelers' intention to use the airport biometric system: A Korean case study. *Sustainability*, 15(19), 14129. <https://doi.org/10.3390/su151914129>
- Kim, J. H., Song, W. K., & Lee, H. C. (2023). Exploring the determinants of travelers' intention to use the airport biometric system: A Korean case study. *Sustainability*, 15(19), 14129.

<https://doi.org/10.3390/su151914129>

- Kuo, Y. K., Batool, S., Tahir, T., & Yu, J. (2024). Exploring the impact of emotionalized learning experiences on the affective domain: A comprehensive analysis. *Heliyon*, 10(1).
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23263>
- Laak, K. J., & Aru, J. (2024). AI and personalized learning: bridging the gap with modern educational goals. *arXiv preprint arXiv:2404.02798*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.02798>
- Lahtinen, E., Ala-Mutka, K., & Järvinen, H. M. (2005). A study of the difficulties of novice programmers. *Acm sigcse bulletin*, 37(3), 14-18. **<https://doi.org/10.1145/1151954.1067453>**
- Lee, Y. (2024). Interactive intelligence: Multimodal AI for real-time interaction loop towards attentive e-reading. *Delft University of Technology*. **<https://doi.org/10.4233/uuid:764408e4-72c1-4cf9-8bff-1ce20b8944b2>**
- Li, F., Xu, P., Zheng, S., Chen, W., Yan, Y., Lu, S., & Liu, Z. (2018). Photoplethysmography based psychological stress detection with pulse rate variability feature differences and elastic net. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14(9), 1550147718803298.
<https://doi.org/10.1177/1550147718803298>
- Li, M., Gjoreski, M., Barbiero, P., Slapničar, G., Luštrek, M., Lane, N. D., & Langheinrich, M. (2025). A Survey on Federated Learning in Human Sensing. *arXiv preprint arXiv:2501.04000*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.04000>
- Mittal, S., Mahendra, S., Sanap, V., & Churi, P. (2022). How can machine learning be used in stress management: A systematic literature review of applications in workplaces and education. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), 100110.
<https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2022.100110>
- Mittal, S., Mahendra, S., Sanap, V., & Churi, P. (2022). How can machine learning be used in stress management: A systematic literature review of applications in workplaces and education. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), 100110.
<https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2022.100110>
- Nguyen-Viet, B., Nguyen-Duy, C., & Nguyen-Viet, B. (2024). How does gamification affect learning effectiveness? The mediating roles of engagement, satisfaction, and intrinsic motivation. *Interactive Learning Environments*, 1-19.
<https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2414356>
- Nie, G., Zhu, J., Tang, G., Zhang, D., Geng, S., Zhao, Q., & Hong, S. (2024). A review of deep learning methods for photoplethysmography data. *arXiv preprint arXiv:2401.12783*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.12783>
- Nie, G., Zhu, J., Tang, G., Zhang, D., Geng, S., Zhao, Q., & Hong, S. (2024). A review of deep learning methods for photoplethysmography data. *arXiv preprint arXiv:2401.12783*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.12783>
- Nocentini, O., Fiorini, L., Acerbi, G., Sorrentino, A., Mancioppi, G., & Cavallo, F. (2019). A survey of behavioral models for social robots. *Robotics*, 8(3), 54.
<https://doi.org/10.3390/robotics8030054>

- Oad, L., & Niazi, S. (2021). EFFECTS OF THE ORGANIZATIONAL FACTORS ON TEACHERS'RETENTION: PERCEPTIONS OF PRIVATE SECONDARY SCHOOL TEACHERS OF LYARI TOWN. *Pakistan Journal of Educational Research*, 4(1). <https://doi.org/10.52337/pjer.v4i1.150>
- Postigo, Á., González-Nuevo, C., García-Fernández, J., García-Cueto, E., Soto, C. J., Napolitano, C. M., ... & Cuesta, M. (2024). The Behavioral, Emotional, and Social Skills Inventory: A Spanish adaptation and further validation in adult population. *Assessment*, 31(7), 1525-1547. <https://doi.org/10.1177/10731911231225197>
- Pressley, T., Ha, C., & Learn, E. (2021). Teacher stress and anxiety during COVID-19: An empirical study. *School psychology*, 36(5), 367. <https://doi.org/10.1037/spq0000468>
- Raj, A. G. S., Gu, P., Zhang, E., Williams, J., Halverson, R., & Patel, J. M. (2020, February). Live-coding vs static code examples: which is better with respect to student learning and cognitive load?. In *Proceedings of the Twenty-Second Australasian Computing Education Conference* (pp. 152-159). <https://doi.org/10.1145/3373165.3373182>
- Ricci, A., Ronca, V., Capotorto, R., Giorgi, A., Vozzi, A., Germano, D., ... & Aricò, P. (2025). Understanding the Unexplored: A Review on the Gap in Human Factors Characterization for Industry 5.0. *Applied Sciences*, 15(4), 1822. <https://doi.org/10.3390/app15041822>
- Robins, A. V. (2019). 12–Novice programmers and introductory programming. *The Cambridge handbook of computing education research*, 327-376. <https://doi.org/10.1017/9781108654555>
- Robins, A. V. (2019). 12–Novice programmers and introductory programming. *The Cambridge handbook of computing education research*, 327-376. <https://doi.org/10.1017/9781108654555>
- Ruiz González, M. J. (2024). *Pláticas with bilingual early childhood teachers: looking at the past to understand the present and re-imagine the future* (Doctoral dissertation). <https://doi.org/10.26153/tsw/56820>
- Russell, V. (2020). Language anxiety and the online learner. *Foreign Language Annals*, 53(2), 338-352. <https://doi.org/10.1111/flan.12461>
- Santos, S. C., Tedesco, P. A., Borba, M., & Brito, M. (2020). Innovative approaches in teaching programming: A systematic literature review. In *Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Education* (Vol. 1, pp. 205-214). <https://doi.org/10.5220/0009190502050214>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2021). Partial least squares structural equation modeling. In *Handbook of market research* (pp. 587-632). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57413-4_15
- Schunk, D. H., & Pajares, F. (2005). Competence perceptions and academic functioning. <https://psycnet.apa.org/record/2005-08058-006>
- Slavin, R. E. (1980). Cooperative learning. *Review of educational research*, 50(2), 315-342. <https://doi.org/10.3102/00346543050002315>
- Sun, P. C., Tsai, R. J., Finger, G., Chen, Y. Y., & Yeh, D. (2008). What drives a successful e-Learning? An empirical investigation of the critical factors influencing learner satisfaction. *Computers & education*, 50(4), 1183-1202.

<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.11.007>

- Sun, P. C., Tsai, R. J., Finger, G., Chen, Y. Y., & Yeh, D. (2008). What drives a successful e-Learning? An empirical investigation of the critical factors influencing learner satisfaction. *Computers & education*, 50(4), 1183-1202.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.11.007>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive science*, 12(2), 257-285. [https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- Tozadore, D., Nasir, J., Johal, W., & Neumann, M. M. Advances in Robots for Learning. *Frontiers in Robotics and AI*, 12, 1584122. <https://doi.org/10.3389/frobt.2025.1584122>
- Türkmen, G., & Caner, S. (2020). THE INVESTIGATION OF NOVICE PROGRAMMERS' DEBUGGING BEHAVIORS TO INFORM INTELLIGENT E-LEARNING ENVIRONMENTS: A CASE STUDY. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 21(3), 142-155. <https://doi.org/10.17718/tojde.762039>
- Vaske, J. J., Beaman, J., & Sponarski, C. C. (2017). Rethinking internal consistency in Cronbach's alpha. *Leisure sciences*, 39(2), 163-173. <https://doi.org/10.1080/01490400.2015.1127189>
- 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*, 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Wang, L., Hao, J., & Zhou, T. H. (2023). ECG multi-emotion recognition based on heart rate variability signal features mining. *Sensors*, 23(20), 8636. <https://doi.org/10.3390/s23208636>
- Wang, Y. M., Wei, C. L., Lin, H. H., Wang, S. C., & Wang, Y. S. (2024). What drives students' AI learning behavior: A perspective of AI anxiety. *Interactive Learning Environments*, 32(6), 2584-2600. <https://doi.org/10.1080/10494820.2022.2153147>
- Wu, W. (2023). *Teacher Factors that Affect Their Research Self-Efficacy Confidence in the Interdisciplinary Field of Neuroeducation* (Doctoral dissertation, Regent University). <https://doi.org/10.1344/joned.v5i1.46734>
- Xie, H., Chu, H. C., Hwang, G. J., & Wang, C. C. (2019). Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017. *Computers & Education*, 140, 103599.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103599>
- Yang, K. H., & Lu, B. C. (2021). Towards the successful game-based learning: Detection and feedback to misconceptions is the key. *Computers & Education*, 160, 104033.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104033>
- Yildirim, O. G., & Ozdener, N. (2022). The Development and Validation of the Programming Anxiety Scale. *International Journal of Computer Science Education in Schools*, 5(3), n3. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1345555>

- Yilmaz, R., & Yilmaz, F. G. K. (2023). Augmented intelligence in programming learning: Examining student views on the use of ChatGPT for programming learning. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100005. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100005>
- Yusuf, A., Noor, N. M., & Román-González, M. (2024). Interaction Patterns during Block-Based Programming Activities Predict Computational Thinking: Analysis of the Differences in Gender, Cognitive Load, Spatial Ability, and Programming Proficiency. *AI, Computer Science and Robotics Technology*. <https://doi.org/10.5772/acrt.36>
- Zhan, Z., He, L., Tong, Y., Liang, X., Guo, S., & Lan, X. (2022). The effectiveness of gamification in programming education: Evidence from a meta-analysis. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100096. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100096>
- Zhang, A., Wu, Z., Wu, E., Wu, M., Snyder, M. P., Zou, J., & Wu, J. C. (2023). Leveraging physiology and artificial intelligence to deliver advancements in health care. *Physiological Reviews*, 103(4), 2423-2450. <https://doi.org/10.1152/physrev.00033.2022>
- Zhang, J., Dinkel, H., Song, Q., Wang, H., Niu, Y., Cheng, S., ... & Luan, J. (2025). The ICME 2025 Audio Encoder Capability Challenge. *arXiv preprint arXiv:2501.15302*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.15302>
- Zhang, J., Dinkel, H., Song, Q., Wang, H., Niu, Y., Cheng, S., ... & Luan, J. (2025). The ICME 2025 Audio Encoder Capability Challenge. *arXiv preprint arXiv:2501.15302*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.15302>
- Zhang, Z. V., & Hyland, K. (2022). Fostering student engagement with feedback: An integrated approach. *Assessing Writing*, 51, 100586. <https://doi.org/10.1016/j.asw.2021.100586>
- Zhao, T., Wang, S., Ouyang, C., Chen, M., Liu, C., Zhang, J., ... & Wang, L. (2024). Artificial intelligence for geoscience: Progress, challenges and perspectives. *The Innovation*. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2024.100691>
- Zhou, Y., Kumar, S., & Furuoka, F. (2024). Enhancing customer value co-creation and stickiness in social commerce: integrating PLS-SEM and NCA for deeper insights into customer-to-customer dynamics. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1-15. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02586-x>
- Zimmerman, B. J. (1986). Becoming a self-regulated learner: Which are the key subprocesses?. *Contemporary educational psychology*, 11(4), 307-313. [https://doi.org/10.1016/0361-476X\(86\)90027-5](https://doi.org/10.1016/0361-476X(86)90027-5)