

探討學生使用因材網自主學習精靈之自我調節行為

Exploring Students' Self-Regulated Learning Behaviors When Using the Self-regulated Learning Wizard on the Taiwan Adaptive Learning Platform

羅煒傑 王煒豪 尹天驕 李政軒 施育廷

LUO, WEI-JIE WANG, WEI-HAO YIN, TIANJIAO
LI, CHENG-HSUAN SHIH, YU-TING

國立臺中教育大學 教育資訊與測驗統計研究所

Graduate Institute of Educational Information and Measurement,

National Taichung University of Education

Email: BMS113104@gm.ntcu.edu.tw

摘要

本研究旨在探討台灣適性學習平台 e 度自主學習精靈是否依循自我調節學習 (Self-Regulated Learning, SRL) 模式，有效引導學生展現自我調節學習行為。數位學習環境提供學生自主學習的機會，但在缺乏實體教師引導的情境下，能否透過自主學習精靈進行適時與適切的學習支持，是影響學習成效的關鍵。本研究關注 e 度中的自主學習精靈是否能根據 SRL 理論架構，於學生學習過程中提供具方向性與回饋性的引導，幫助學生明確設定學習目標、選擇策略、監控學習進程，並進行必要調整。研究採用 SRL 的四個歷程階段「定標、擇測、監評、調節」為分析架構，並透過滯後序列分析方法，觀察學生與系統互動中展現的學習行為序列，以評估其與 SRL 導向之符合程度。本研究結果有助於理解 e 度學習輔助工具在促進自我調節學習中的角色，並提供日後數位教學設計之實務建議。

關鍵字：滯後序列分析、自我調節學習、學習行為分析、因材網 e 度

Abstract

This study aims to investigate whether the self-directed learning agent in TALPer follows the Self-Regulated Learning (SRL) model to effectively guide students in exhibiting self-regulated learning behaviors. While the Taiwan Adaptive Learning Platform (TALP) provides students with opportunities for autonomous learning, the absence of direct teacher support makes it crucial for AI-based learning agents to offer timely and appropriate guidance. This research focuses on whether the learning agent in TALPer can deliver direction-oriented and feedback-rich support in alignment with SRL theory, assisting students in setting clear learning goals, selecting strategies, monitoring their progress, and making necessary adjustments. Based on the four key SRL phases—goal setting, strategic planning, monitoring, and regulation—this study employs lag sequential analysis to examine the sequences of learning behaviors exhibited during student–system interactions. The findings contribute to understanding the role of TALPer’s learning support tools in promoting self-regulated learning and offer practical implications for the design of future digital learning environments.

Keywords: Lag Sequential Analysis, Self-Regulated Learning, Learning Behavior Analysis, Taiwan Adaptive Learning Platform (TALP), TALPer

壹、前言

「自主學習精靈」為嵌入臺灣適性學習平台（以下簡稱「因材網」）之 AI 學伴（以下簡稱「e 度」），其設計目的在於透過自然語言對話進行學習引導、策略提示與即時回饋（教育部，2025），促進學生於學習歷程中展現自我調節學習（Self-Regulated Learning, SRL）行為，包括目標設定、策略選擇、歷程監控與行為調整等關鍵歷程（Zimmerman, 2002；Roll & Winne, 2015）。隨著數位學習平台的快速普及，學生得以不受時空限制地進行自主學習，然而，這類平台常因欠缺即時引導與個別回饋，使部分學生難以維持學習動機與掌握有效的策略運用（Pintrich, 2004）。換言之，若學生僅依賴靜態教材與單向操作，是否真能充分發揮其自我監控與調整行為的能力，實有待進一步驗證。有鑑於此，學界開始強調在數位學習情境中導入 SRL 觀點的重要性，並指出學生應具備主動建構學習目標、選擇適切策略、監控理解歷程及調整學習行為的能力。為彌補傳統平台引導功能的不足，導入如 e 度等具備自然語言理解與即時互動回饋功能的 AI 系統，或許可作為提升學生 SRL 歷程品質的一項可行途徑。然而，現有研究多著重於學習成效與系統滿意度之評估，對於學生在 e 度引導下實際展現的學習行為樣態與調節歷程，

仍缺乏細緻且動態的分析。基於上述觀察，本研究擬運用滯後序列分析（Lag Sequential Analysis, LSA）方法，針對學生與 e 度互動歷程中所出現之行為序列進行探究，期能揭示學生於數位學習環境中展現 SRL 歷程的內在結構與調節規律，進一步回應現階段自我調節行為觀察與診斷的研究需求。

貳、文獻探討

一、核心概念與理論基礎介紹

自我調節學習（Self-Regulated Learning, SRL）是指學習者主動掌控其學習歷程，涵蓋目標設定、策略選擇、學習監控與自我評估等歷程（Zimmerman, 2000）。該理論奠基於社會認知取向，主張有效學習者會歷經三個具循環性的歷程階段：（一）前導階段（forethought phase）：進行目標設定與任務分析；（二）執行階段（performance phase）：實施學習策略與同步監控；（三）反思階段（self-reflection phase）：進行學習成果評估與行為調整（Zimmerman, 2002）。雖然國小階段學生的自我調整學習（Self-Regulated Learning, SRL）能力尚未成熟，但在適切的策略性引導與情境支援下，已有研究指出其可逐步建構 SRL 的初步認知與行為架構。Zimmerman（2002）認為，自我調整學習是可經由後天學習習得的能力，且學生可透過教師的直接教學與逐步引導內化調整策略，進而培養自我監控與目標導向的行動傾向。此外，若學習環境能提供明確的策略提示與回饋訊息，將有助於支援學生內化調節能力，形成具自主性的學習歷程。根據 Pintrich（2004）所提出之動機與自我調節學習框架，學習環境中提供的支持性策略有助於學生在學習歷程中持續進行自我監控與調整。同樣地，智慧教學系統相關研究亦發現，適時的回饋與提示對於提升學生學習策略調整具有正向效果（Aleven et al., 2016；Roll et al., 2011）。根據 Zimmerman（2002）與 Pintrich（2004）的觀點，若學習環境能提供策略性提示與回饋訊息，將有助於學生在實作中逐步發展其自我調節學習能力。國小學生雖處於發展初期，然已有研究指出其具備透過引導發展 SRL 潛能之可能性（Lai, 2024）。

在行為研究方法方面，滯後序列分析（Lag Sequential Analysis, LSA）為用以觀察學習歷程中行為間轉移關係之統計工具，可補足傳統問卷或訪談在時間順序與因果解釋上的限制（Bakeman & Gottman, 1997）。LSA 常搭配行為編碼進行，後者則係透過明確分類將學習行為轉化為標準化分析單元，常應用於影片紀錄、平臺操作或自然語言對話資料之研究中（Hadwin et al., 2007）。

二、國內外應用狀況與平臺實例

近年生成式人工智慧（Generative AI）於教育領域快速發展，相關工具如 ChatGPT 與 Bard 具備語言理解與生成能力，能透過人機互動方式即時回應學生需求，並提供個別化回饋與策略建議（Luckin et al., 2016）。研究指出，AI 在教學中可扮演「導師」、「回饋者」與「促進者」等角色，支持學生進行知識建構與策略調整，進而強化自我調節能力（Holstein et al., 2019；Aleven et al., 2016）。生成式 AI 能根據學生表達內容與錯誤型態進行對話調整，突破傳統教材與靜態平臺的限制，具有高度潛力作為學習調節歷程的支持工具（Su, 2021）。

在臺灣教育實務中，教育部自 2023 年起於「因材網」平臺導入生成式 AI 學習夥伴「e 度」，結合自然語言處理與策略提示功能，協助學生在自主操作過程中獲得即時性學習引導（教育部，2025）。實證研究顯示，在 AI 輔助的學習環境中，學生於互動歷程中常展現出概念澄清、策略修正與反思調節等學習行為，並能主動根據 AI 所提供的提示進行學習調整。Aleven 等人（2016）指出，儘管 AI 提供的幫助具有成效，但其效益取決於學生是否能有效接受並據以修正自身策略；而 Roll 等人（2011）則進一步強調，後設認知回饋可促進學生進行更深層次的自我調整歷程，如自我監控與策略轉換。

在臺灣教育實務中，教育部自 2023 年起於「因材網」平臺導入生成式 AI 學習夥伴「e 度」，結合自然語言處理與策略提示功能，協助學生在自主操作過程中獲得即時性學習引導（教育部，2025）。2024 年，教育部進一步推動該計畫，透過研究基地學校的實施，探討生成式 AI 學伴對學生學習成效的影響，並進行實驗組與對照組的比較研究，以優化「e 度」的功能與教學應用（教育部，2024）。

國內如蘇宥曲（2021）亦曾以數位平臺對話紀錄進行編碼與序列分析，呈現國中學生在數位平臺中展現之策略遞移與行為連續性，說明透過平臺互動觀察學習歷程之可行性。蘇宥曲（2021）運用數位學習平臺中的對話紀錄進行行為編碼與序列分析，深入探究國中學生在互動歷程中所展現的策略轉換與行為連續性，進一步驗證以平臺互動資料觀察學習歷程的可行性與研究潛力。

三、文獻整合與研究定位

綜上所述，自我調節學習理論提供學習行為觀察與分析之理論依據，而生成式 AI 與數位平臺的實務應用亦持續推進其於基礎教育階段的導入與落實。過往研究雖已分別探討 SRL 理論、AI 平臺應用與行為序列分析方法，但整合「生成式 AI 對話」、「小學生學習歷程」與「行為序列分析」三者之研究仍屬有限。

基於上述理論基礎與研究脈絡，本研究進一步發展一套整合自我調節學習理論與行為序列分析方法之分析架構，以探研究生成式 AI 對話情境中小學生的學習歷

程。透過行為編碼與滯後序列分析方法，本研究觀察學生於因材網 e 度平臺中與生成式 AI 進行自然語言互動的過程，進而建構其在此情境下的自我調節行為轉移圖譜。此圖譜將作為數位學習平臺改善與教學診斷之實證依據，亦補足國小階段相關研究在生成式 AI 應用與學習行為動態分析上的發展空缺。

參、研究實施與設計

本研究針對國小五年級學生使用教育部「因材網」之生成式 AI 學習夥伴「e 度」進行數學通分單元自主學習的歷程進行觀察分析。以下將說明研究對象、學習平臺與教材、資料蒐集與編碼，以及資料分析方法。

一、研究對象與學習情境

本研究以中部某國民小學五年級某班學生為研究對象，共計 20 人。研究主題聚焦於數學領域之「通分比較」（尋找公分母以統一分母）單元，該內容涉及多步驟解題策略，且學生常因概念混淆而產生迷思，故具備觀察自我調節學習歷程之適切性。



圖 1 e 度引導學生進行定標與擇策歷程之對話原始介面

在課堂實施階段，學生登入「因材網」數位學習平臺，使用其內建之生成式 AI 學習夥伴「e 度」進行數學自主學習。「e 度」為教育部所研發之 AI 教學輔助系統，具備多輪對話能力，能依據學生輸入之自然語言即時回應，並提供學科講解、題目練習、提示引導與即時回饋等多元學習支援。學生透過與 e 度進行對話式互動，例如表達問題、陳述想法、回應引導，逐步完成通分概念的學習任務，形成一對一之虛擬學習同伴情境。

本研究聚焦於學生對通分概念之理解與策略運用，所有互動歷程（包含學生輸入與 e 度回應）與平臺系統日誌，皆由因材網後端記錄並作為研究資料。如圖 1 所示，為 e 度與學生進行決標過程之對話介面截圖。

學生與生成式 AI 學習夥伴 e 度於自主學習任務啟動前之對話歷程，展現自我調節學習中之規劃階段。（a）學生選擇學習主題並設定學習目標分數；（b）學生評估達成目標的信心水平，並說明其預期採用之學習策略與偏好。



圖 2 e 度引導學生學習與監評歷程之對話原始介面

學生進入學習執行與自我監控歷程之對話介面，展現自我調節學習中之執行與監評階段。(a) e 度引導學生釐清異分母加減之概念，協助其理解最小公倍數運用；(b) 學生完成學習任務後，進行自我評估並回顧學習策略與成效。

二、資料蒐集與行為編碼

本研究所蒐集之主要資料為學生與 e 度互動過程中的對話紀錄。該對話資料以事件序列 (event sequence) 形式呈現，即依時間順序排列之學習行為事件。在此過程中，e 度與學生的每一次發言或操作均視為一個「事件」，並透過預先定義之行為代碼標註其類型。例如，當 e 度引導學生設定學習目標時，該行為將標記為事件代碼「EG」；而當學生表達其學習目標時，則標記為「SG」。藉此，完整對話內容得以轉譯為結構化之代碼序列，以利後續分析。

為建構具理論基礎之編碼體系，本文以自我調節學習 (Self-Regulated Learning, SRL) 理論為核心架構，將學習歷程劃分為四個主要階段：(1) 決標階段 (Forethought phase)，涵蓋目標設定、任務分析與動機準備；(2) 擇策階段 (Performance phase)，包括策略選擇與執行，以及學習投入與進展監控；(3) 監評階段 (Self-Monitoring & Evaluation phase)，聚焦於學習過程中之理解監控與成果評估；(4) 調節階段 (Self-Regulation phase)，根據評估結果進行策略或行動上的調整 (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017)。

此四階段構成一動態循環系統，彼此具有因果與回饋關係。初期之決標階段將影響中期之策略運用與表現控制，進而作用於後續之理解監控與成果評估；而學習歷程結束後所進行之自我調節，亦將回饋至下一輪學習的決標階段，促進學習者策略之修正與持續進步 (Zimmerman, 2002)。

在此理論架構下，本文發展對話行為之編碼本體，作為觀察學生與 AI 互動歷程之依據。該本體依據 SRL 四階段理論，將學生於學習平臺中所展現之行為加以分類，並映射至自我調節學習歷程中各階段，從而為後續行為序列分析提供理論支撐與標註依據。

此外，本文所採用之資料編碼程序參考 Lai (2024) 所提出之「process-action framework」。該架構整合 Zimmerman、Pintrich 與 Winne & Hadwin 等學者所建構之自我調節學習模型，並依據學習者與生成式人工智慧聊天機器人互動之歷程，將學習行動區分為四大歷程：定義 (Defining)、搜尋 (Seeking)、參與 (Engaging) 與反思 (Reflecting)，以及其對應之子行動 (Action)。本研究據此建構初步之編碼書，並據以執行後續之資料標註與分析工作。

表 1 自主學習歷程之行為編碼表

Process	Code	名稱	說明	範例
Defining	EG	e 度引導設定目標	協助學生訂定學目標、分數、進度等（定標）	這次學習，你給自己訂個目標分數嗎？0 到 100 分大概幾分左右？
	SG	學生設定目標	學生主動設定目標或表現意圖（定標）	通分的比較 / 80 / 第四名
Seeking	ES	e 度引導策略提問	詢問學生學習方式、處理卡關的方法（擇策）	平常你都怎麼學習呢？... / 那如果學習上遇到卡關的地方，你會怎麼做？
	SS	學生策略選擇	學生主動表達使用的方法、偏好策略（擇策）	同學講解 / 問別人 / 問老師
Engaging	EI	e 度引導問題定義	e 度引導學生辨識學習困難、澄清概念迷思（問題辨識）	你知道通分的基本概念嗎？ / 你有沒有其他關於通分比較的問題呢？
	SI	學生問題辨識	學生主動表達不懂、卡住、提出問題（問題辨識）	什麼意思？/ 你可以幫我講嗎
	EP	e 度引導學習任務	提出練習、e 度引導操作、要求實作	我們來做一些練習題來鞏固一下這個概念。 / 你能告訴我通分後的結果嗎？
	SC	學生概念展現	統整、說明或重述概念內容，展現知識理解與建構（學生學習）	把兩個數的分母計算成相同的數
	SA	學生學習應用	實際操作、作答、解題或運用策略解決問題，展現學習成果（學生學習）	$1/3$ 會等於 $4/12$ ， $1/4$ 會等於 $3/12$ / $3/8=9/24$ ， $5/12=10/24$ / $9/24 < 10/24$
	EO	e 度結構性整理	幫助學生回顧與統整學習內容或目標	現在我們來總結一下今天的學習。
	EM	e 度引導監評	詢問理解程度、自評分數、反思過程（監控+評估）	學習後，您認為在本次學習任務中您能得多少分？ / 回顧這次的學習過程，你是用什麼方法來學習的？
Reflecting	SM	學生自我監評	表達信心、成果自評、理解狀態（監控+評估）	（本次任務之後我可以得到）80 分
	EE	e 度引導調節	建議學生改變方法、重新思考策略（調節）	根據這些反思，我建議你在未來的學習中繼續保持與老師或同學的互動...
	SE	學生策略調節	根據監評結果調整策略、改變方法（調節）	好的，我會按你的方式做 / 是我錯了

三、資料分析方法

完成行為編碼後，本研究採用滯後序列分析（Lag Sequential Analysis, LSA）檢視學生與 AI 對話行為的轉移模式。滯後序列分析是一種常用於行為研究的方法，適用於類別序列資料的統計分析。透過檢定相鄰行為事件之間的轉移頻率是否顯著高於機率預期，LSA 可以從時序行為紀錄中發現隱含的行為模式。換言之，我們關注在學生-AI 互動序列中，某一類行為 A 發生後緊接著出現另一類行為 B 的可能性，是否超出隨機情況下的機率。若超出且經統計檢定顯著，則認為存在由 A 轉移至 B 的行為連結（即行為 A→行為 B 序列為顯著轉移）。

本研究以 Z 分數（調整後殘差）作為判斷轉移是否顯著的指標。首先根據所有受試者的行為序列資料計算每對行為事件 (A→B) 的實際轉移次數及其期望轉移次數，接著求得轉移機率的調整後殘差 Z 值。如果 Z 值 > 1.96 （對應 $p < .05$ ），表示行為 A 接續行為 B 的出現頻率顯著高於機率預期，判定 A→B 為一條顯著的順向轉移序列；反之 $Z < -1.96$ 則顯示該轉移出現頻率顯著低於預期。透過此方法可繪製「事件轉移圖」，將所有顯著行為轉移關係以有向箭頭呈現在一張網絡圖上，以便直觀解讀整體行為模式。

在本研究中，每位學生完整的對話行為序列被視為一條樣本序列，並使用 HTML 版滯後序列分析計算機進行分析（Chen, 2024）。該序列分析程式對彙整的行為序列表進行 LSA（Lag Sequential Analysis）計算，產出行為轉移矩陣（14×14）以及各轉移的 Z 分數矩陣。接著根據 Z 分數篩選出所有顯著的行為轉移路徑，作為後續結果詮釋與討論的依據。透過 LSA，我們得以了解學生在 e 度自主學習「通分」單元時常見的行為序列模式，進一步推論其自我調節學習特徵。

肆、結果與討論

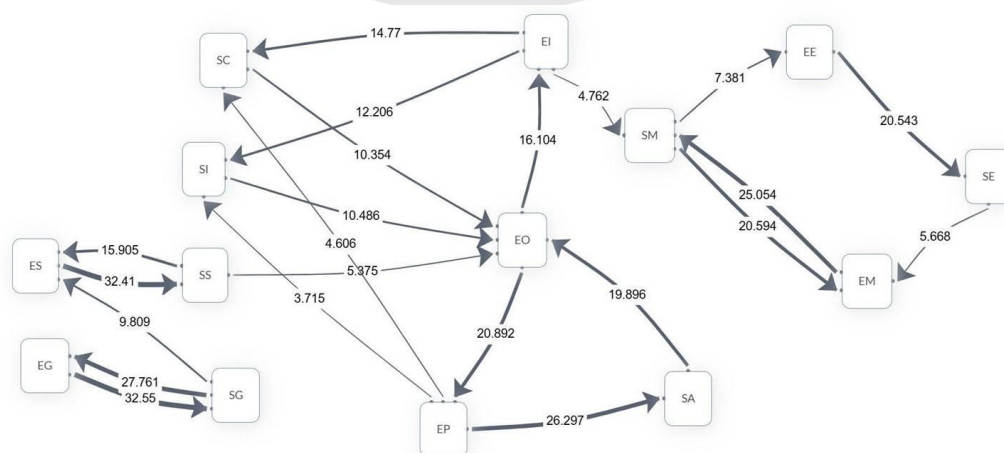


圖 3 事件轉移圖

一、學習行為分析

(一) 目標設定與策略選擇階段

根據行為序列圖顯示，「定標」(EG→SG，轉移頻率為 32.55)與「擇策」(ES→SS，轉移頻率為 32.41)為學生在 e 度平臺使用過程中，最頻繁且具行為強度的兩組轉移模式。具體而言，當平臺提供與目標設定相關的引導後，學生多能即時作出回應，並設定具體且明確的個人學習目標；同樣地，在策略選擇的情境下，學生亦傾向主動選擇合適的學習策略，作為後續行動之依據。此一行為趨勢，顯示學生在平臺提示下，能迅速進入任務分析與準備階段，進而啟動自我調節學習的「前導歷程」(forethought phase)。此階段中的目標明確化與策略預備，為後續有效執行與反思調整的基礎，亦反映 e 度平臺在學習歷程起始點上所發揮的關鍵支持功能。

(二) 學習執行與即時調整階段

在學習執行歷程中，e 度平臺透過結合任務提示、步驟指引與視覺化任務分段功能，引導學生實踐既定目標與策略。根據行為序列分析結果，從「執行引導」(EO)轉移至「學生執行計畫」(EP)之頻率為 20.892，顯示學生多能依據先前設定之目標與策略展開具體行動。此外，學生亦常見於平臺提示後直接進行行動嘗試(EP→SA，26.297)或跳過計畫階段直接執行任務(EO→SA，19.896)，呈現此階段多元且具彈性的行為路徑。

此一行為趨勢顯示，五年級學生在 e 度平臺的即時支持下，能有效落實學習策略，並展現一定程度的自主性與靈活調整能力。平臺提供之圖像式操作步驟、任務拆解指引及即時進度提示，有助於學生維持學習方向與焦點，提升策略執行的穩定性與延續性。整體而言，此階段行為特徵符合自我調節學習中「執行與監控階段」(performance phase)之核心精神，即學生在執行過程中進行策略應用與初步的自我監控。

(三) 監評與調節階段

在學習歷程進入尾聲時，學生是否能有效進行反思與修正，為自我調節學習成效的重要關鍵。根據分析結果，「監評」(EM→SM，轉移頻率為 25.054)與「調節」(EE→SE，轉移頻率為 20.543)兩組行為轉移顯示，學生在平臺提供回饋與提示後，常能主動啟動自我檢視與策略修正歷程。具體而言，平臺在學生完成任務後，提供視覺化的歷程回顧、任務完成率統計與錯誤回饋，學生則能依此進行學習

成果之評估與理解驗證；而當平臺進一步提示策略調整時，學生亦能依據自身學習狀況即時調整行為。

此階段所展現之行為模式，符合 Zimmerman（2000）所提出之自我調節學習「反思階段」（self-reflection phase）歷程。學生在平臺的提示引導下，能完成評估—調整—再行動的學習循環，不僅促進學習自覺，也強化後續學習任務的準備與策略應用。

伍、結論

本研究觀察了國小五年級學生在 e 度引導下進行數學「通分」學習任務時的自我調節行為歷程，然而此研究仍具備進一步探討與延伸之可能性。首先，本研究認為未來研究可擴充研究對象至不同學習階段（如國中、高中）或其他學科領域（如自然科、語文等），以檢驗平臺引導策略的普適性與有效性。此外，可採取縱貫性研究設計，長期追蹤學生使用平臺時的自我調節行為變化與穩定性，進一步理解學習能力發展的動態過程。未來亦可納入學生之個別差異因素，如學習動機、自我效能、學習風格等，檢驗其對平臺引導行為反應的調節效果，發展更為精準的個人化教學策略。

而在研究方法面向上，未來可以結合質性方法，如訪談、課室觀察、學生反思紀錄等，以補充序列分析所無法探討到的深層心理歷程。此外，根據本研究所揭示的行為轉移模式，未來亦可針對平臺的互動介面與即時回饋功能進行優化設計，進一步提升其對學生自我調節能力之促進效果。

從教師實務的角度出發，未來可探討教師如何應用序列分析資料進行教學診斷與決策支援。若能結合資料探勘或機器學習技術（如決策樹或隱藏馬可夫模型），可望建構更為精細的學習行為預測模型，提供即時回饋與個別化介入之理論依據與實務策略。

致謝

本研究感謝教育部「推動中小學數位學習精進方案」及「適性教學全國推動計畫」提供的資料與支援，使本研究得以順利完成。

參考文獻

一、中文部分

教育部 (2025)。教育部適性學習平臺因材施教網。<https://adl.edu.tw/HomePage/home/>
蘇宥曲 (2021)。國中生在因材施教網使用影片與互動教材之學習行為分析。國立臺中教育大學教育測驗統計研究所碩士論文。

二、英文部分

- Aleven, V., Roll, I., McLaren, B. M., & Koedinger, K. R. (2016). Help helps, but only so much: Research on help seeking with intelligent tutoring systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 205–223. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0089-1>
- Bakeman, R., & Gottman, J. M. (1997). *Observing interaction: An introduction to sequential analysis* (2nd ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511527685>
- Bakeman, R., Quera, V., & Gnisci, A. (2009). Observer agreement for timed-event sequential data: A comparison of time-based and event-based algorithms. *Behavior Research Methods*, 41(1), 137–147. <https://doi.org/10.3758/BRM.41.1.137>
- Hadwin, A. F., Järvelä, S., & Miller, M. (2011). Self-regulated, co-regulated, and socially shared regulation of learning. In B. J. Zimmerman & D. H. Schunk (Eds.), *Handbook of self-regulation of learning and performance* (pp. 65–84). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203839010-9>
- Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2018). Student learning benefits of a mixed-reality teacher awareness tool in AI-enhanced classrooms. In C. P. Rosé et al. (Eds.), *Artificial Intelligence in Education* (pp. 154–168). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93843-1_12
- Ifenthaler, D., & Yau, J. Y.-K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. *Educational Technology Research and Development*, 68, 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
- Lai, J. W. (2024). Adapting self-regulated learning in an age of generative artificial intelligence chatbots. *Future Internet*, 16(6), 218. <https://doi.org/10.3390/fi16060218>
- Panadero, E. (2017). A review of self-regulated learning: Six models and four directions for research. *Frontiers in Psychology*, 8, 422. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422>
- Pintrich, P. R. (2004). A conceptual framework for assessing motivation and self-regulated learning in college students. *Educational Psychology Review*, 16(4), 385–407. <https://doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x>
- Roll, I., Aleven, V., McLaren, B. M., & Koedinger, K. R. (2011). Improving students' help-seeking skills using metacognitive feedback in an intelligent tutoring system. *Learning and Instruction*, 21(2), 267–280. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2010.07.004>
- Zimmerman, B. J. (2000). Attaining self-regulation: A social cognitive perspective. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of self-regulation* (pp. 13–39). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50031-7>
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64–70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2
- Zimmerman, B. J., & Schunk, D. H. (Eds.). (2001). *Self-regulated learning and academic achievement: Theoretical perspectives* (2nd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781410601032>