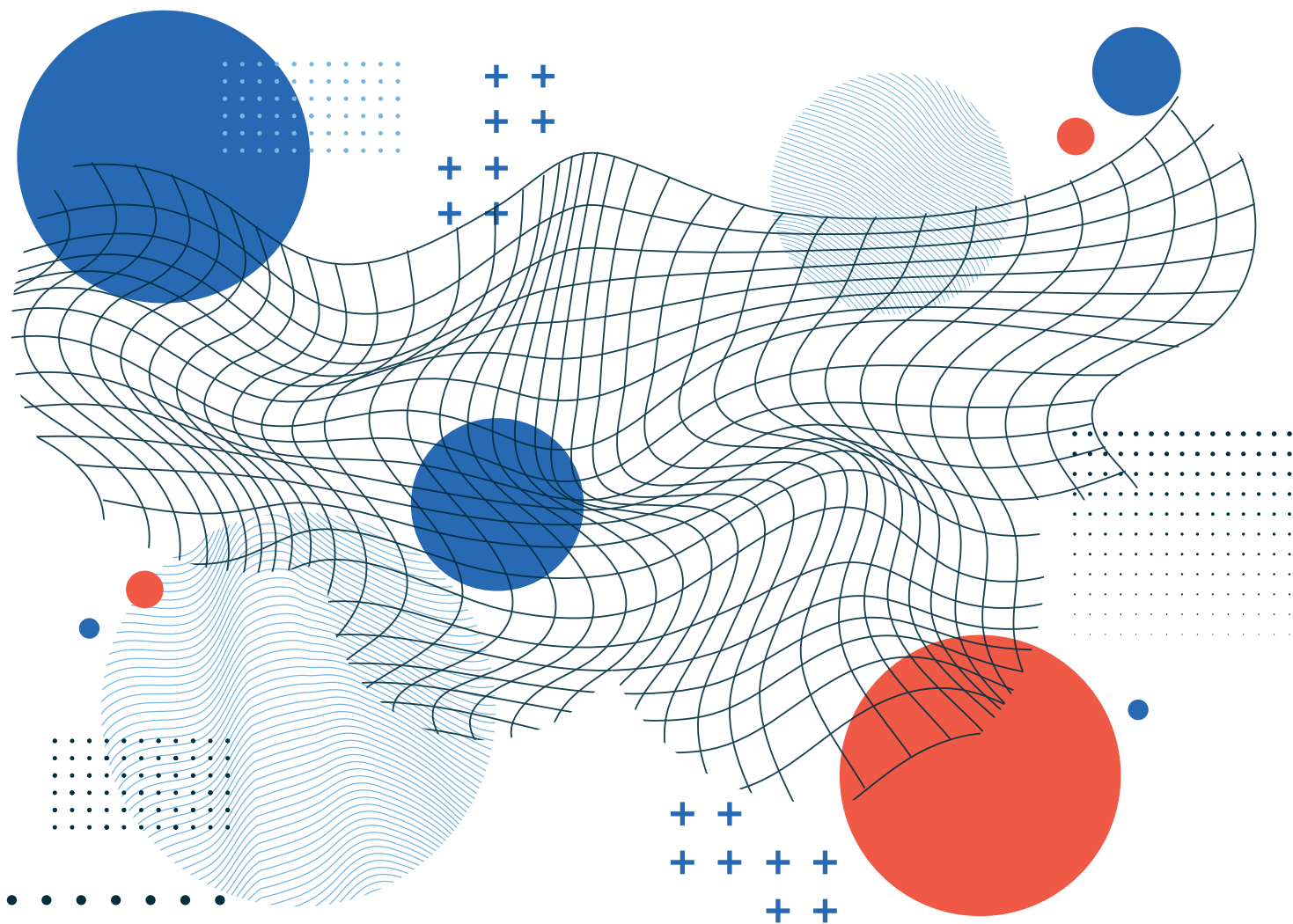


2026 ICEET

第十五屆 數位學習與教育科技國際研討會
International Conference on E-learning and Educational Technology

智慧教育×永續共榮

論文集 PROCEEDINGS



多代理人 AI 輔助系統支持數學學科的認知學習與情意學習之探究

A Study on Multi-Agent AI-Assisted Systems for Supporting Cognitive and Affective Learning in Mathematics

林育慶¹ 吳慧珉²

LIN, YU-CHING¹ WU, HUEY-MIN²

¹國立臺中教育大學教育資訊與測驗統計研究所 博士生

¹Graduate Institute of Educational Information and Measurement,

National Taichung University of Education PhD Student

E-mail : cms113107@gm.ntcu.edu.tw¹

²國立臺中教育大學教育資訊與測驗統計研究所 副教授

²Graduate Institute of Educational Information and Measurement,

National Taichung University of Education Associate Professor

E-mail : whm@mail.ntcu.edu.tw.²

摘要

隨著生成式人工智慧（Generative AI）之興起，如何建構能同時支持認知學習與情意需求之教學系統成為重要議題。本研究旨在探究多代理人系統（Multi-Agent System, MAS）應用於國中數學「有規則的數」單元之成效。研究採不等組前後測準實驗設計，以臺灣中部某國民中學 36 位九年級學生為對象，區分為實驗組的多代理人系統與對照組的單代理人系統。

本研究結合量化統計與學習者自我解釋之行為編碼頻率進行探究。結果顯示，兩組學生之數學成就皆有顯著進步，且多代理人系統模式對於低起點學習者展現出更強之補救教學潛力。在行為樣態方面，多代理人 AI 輔助系統誘發了認知行為的推論、合理化、調節，相較於單代理人 AI 輔助系統更有效引導學生進行深層的解題思考。

研究結果證實，透過專家分工與任務特定型架構之多代理人 AI 輔助系統，能提供學習者之行為從負向情意停滯導引至積極之自我調節學習支持。本研究驗證了多代理人協作機制在數學教育中之適性支持成效，亦為 AI 輔助學習之行為轉變機制提供了實證證據，對於未來開發具備情意支持功能之個人化教學系統具備重要參考價值。

關鍵字：多代理人系統、數學教育、自我調節學習、情意學習、行為模式

Abstract

With the rise of generative AI, constructing instructional systems that support both cognitive and affective needs is critical. This study investigates the effectiveness of Multi-Agent Systems (MAS) in a junior high school mathematics "Patterned Numbers" unit. A quasi-experimental pre-post design was employed, involving 36 ninth-graders in Taiwan divided into an experimental group (MAS) and a control group (Single-Agent System).

This study combined quantitative statistics with the frequency of behavioral coding of learners' self-explanations. The results show that both groups of students made significant progress in mathematics achievement, and the multi-agent system model demonstrated greater remedial potential for learners with lower starting levels. In terms of behavioral patterns, the multi-agent AI-assisted system elicited cognitive behaviors such as reasoning, rationalization, and regulation, and was more effective than the single-agent AI-assisted system in guiding students toward deeper problem-solving thinking.

The findings confirm that a multi-agent AI-assisted system, through the division of labor among experts and a task-specific framework, can guide learners' behavior from negative affective stagnation toward positive self-regulated learning. This study validated the effectiveness of multi-agent collaboration mechanisms in providing adaptive support in mathematics education and provided empirical evidence for the behavioral transformation mechanisms of AI-assisted learning. It offers significant reference value for the future development of personalized instructional systems equipped with affective support functions.

Keywords : Multi-Agent Systems (MAS) 、 Mathematics Education 、 Self-Regulated Learning (SRL) 、 Affective Learning 、 Behavioral Patterns

壹、前言

近年來教育科技研究指出，生成式人工智慧（Generative AI）展現出強大的教育潛能，能根據學習者的表現即時調整教學內容，提供個人化的學習鷹架，進而導引學生的自我調節學習（Self-Regulated Learning, SRL）歷程，並透過即時反饋機制強化學習動機（Zawacki-Richter et al., 2019；Molenaar, 2022）。在建置學習輔助 AI 系統時，常見的大語言模型（LLM）架構區分為單一代理人系統與多代理人系統（Wu et al., 2023）。然而，研究發現單一代理人系統在處理特定學科任務時，往往缺乏跨領域的綜合支援能力；尤其在面對需嚴密邏輯推理與複雜多步驟決策的任務時，單一模型常顯露其計算與推論能力的侷限（Bommasani et al., 2021；Wei et al., 2022）。因此，單一代理人的侷限性，不僅影響了學科知識傳遞的精確性，也使其難以針對複雜問題提供反思性診斷與多輪故障排除引導（Wu et al., 2023）。

研究指出，有效的數位學習環境應具備支持學生心理需求之特質。根據自我決定理論（Self-Determination Theory, SDT），個體成長與改變的動力源於三大內在心理需求的滿足：自主感、勝任感與關聯感，此三者被視為驅動學習參與的核心動力（Chiu, 2021）。若系統設計能有效回應這些心理需求，將能顯著提升學習者的認知投入度與情意穩定性（Chiu, 2021；Wu et al., 2026）。因此，AI 系統設計應從滿足學習者心理需求出發，而非僅是單純的功能堆疊。

依據台灣十二年國教（108 課綱）數學領域課程綱要，九年級「有規則的數」（含等差數列與級數）是學習者從算術思維過渡到代數思維的核心基石。此單元要求學習者具備高度的規律觀察與歸納推理能力，以建立通項公式的邏輯架構。研究發現，學習者在處理此類抽象化任務時，常因認知負荷過重而誘發數學焦慮，進而影響其學習動機與自我效能（Ashcraft & Krause, 2007）。

隨著網路普及以及伴隨數位平台興盛，學習者可以透過數位平台上學習知識，例如：臺中教育大學開發之「歐姆學園」AI 智慧學習平台。本研究旨在探究運用多代理人 AI 輔助系統之自主學習策略模式，應用於國中數學課程學習任務。透過多代理人 AI 輔助系統中每個專業代理人各司其職的隨任務動態調整，期望能同時提供學科知識引導與情意支持；此類整合式支持已被證實能比通用型 AI 更有效提升學習者之自我調節成效（Wu et al., 2026）。

因此，為了驗證不同代理人輔助學習系統對於學習者的學習成效與學習行為模式，本研究針對國中數學課程進行實驗，並制定以下研究目的：

- 一、探討不同代理人 AI 輔助系統之學科知識與學習策略引導對於學習成效影響。
- 二、探究學習者在不同代理人 AI 輔助系統引導下，學生在自我解釋歷程的學習行為樣態與分析。

貳、文獻探討

一、多代理人系統於數學教育之應用與挑戰

近年來，生成式人工智慧（GenAI）雖在自動化內容生成上展現巨大潛力，但在數學學科的應用中仍面臨嚴峻挑戰。文獻指出，大語言模型（LLM）基於機率預測的本質，在處理高度要求正確性與邏輯嚴謹性的數學任務時，容易產生幻覺現象，導致推導過程出錯（Ji et al., 2023）。此外，單一代理人往往難以同時兼顧複雜任務中的多重目標。根據 Wu et al.（2023）的觀點，透過多代理人架構引入不同的專業角色分工，能有效補足單一模型在精確性與複雜引導上的不足。

為補足單一模型的侷限，多代理人系統（Multi-Agent System, MAS）提供了一種模

組化且具備協同效應的架構(Wu et al., 2023)。MAS 的核心在於角色分工(Li et al., 2023)與標準作業流程的腳本化(Hong et al., 2023)。

本研究依據上述協同架構，開發一套具備三種核心代理人之系統：協調代理人、數學學科專家、教育心理學專家。協調代理人主要是負責整體對話流的管控與任務分配。數學學科專家聚焦於數學學科知識的傳遞，並針對學習者的迷思概念進行診斷與引導。教育心理學專家則聚焦於學習策略之引導與後設認知層面的策略運用。

當學習者在解題中遇到阻礙時，具備動態調整能力的 AI 系統，能根據學習者在學習當下狀態，即時給予學科診斷或解題策略引導。研究證實，具備結構化且能隨時動態調整策略、不同概念層次的學習鷹架，能有效改善學習者在數學解題任務中的行為轉移模式(Pan et al., 2025)。

隨著技術演進，學界開始關注通用型 AI 平台(如 ChatGPT)與專為教學設計的任務特定型平台在教育成效上的差異。最新實證研究顯示，通用型平台雖能賦予學生高度的自主空間，但往往難以提供具備深度學科脈絡的學習鷹架；相反地，任務特定型平台能預設結構化的學習路徑，提供符合教學目標的一致性回饋(Wu et al., 2026)。研究進一步指出，在數位學習環境中，若系統能提供這類適性化的導引，而非放任學生盲目探索，將能有效減輕學生的認知負荷，進而強化其認知參與度與長期的勝任感(Dever & Azevedo, 2019；Wu et al., 2026)。

二、數學情意學習與心理需求支持

在數學教育中，情意學習(Affective Learning)被視為與認知發展同等重要的維度(McLeod, 1992)。研究指出，維持學習者的內在動機是數位學習設計的核心挑戰(Chiu, 2021)。根據自我決定理論(SDT)，個體學習參與的動力並非僅來自外部獎勵，而是源於三大基本心理需求之滿足：自主感、勝任感與關聯感(Chiu, 2021)。當數位學習環境能有效支持這些需求時，能顯著降低學習者的情意障礙(Chiu, 2021)，並提升其認知投入(Dever & Azevedo, 2019)。在數學學科中，這類情意支持尤為關鍵，因為數學的高度抽象性常誘發學習者產生逃避行為。

針對數學解題歷程中的情意障礙，多代理人系統(MAS)透過不同角色的協作，能精確回應學習者的心理需求。研究指出，數學焦慮會佔用學習者的工作記憶資源，導致解題效能下降(Ashcraft & Krause, 2007)。從 SDT 觀點視之，此種焦慮與挫敗本質是影響認知表現的主要障礙，其本質上是對學習者的勝任感之威脅(Chiu, 2021)。為此，本研究設計之數學學科專家代理人借鑒了任務特定型 AI 之優勢，提供個人化鷹架與步驟化引導，在解題中發揮緩衝職能，避免學習者因完全無助而陷入挫敗感(Wu et al., 2026)。此外，系統具備鷹架漸退設計，當適性化導引產生初步成效後(Dever & Azevedo, 2019)，系統將隨著學習者能力提升有計畫地減少干預，使其感受到能力之實質成長，從而強化其長期之勝任感與自我調節能力(Zimmerman, 2000)。

除了勝任感的建立，本研究設計的 MAS 在支持學習者的自主感與關聯感方面，展現出較傳統單一功能系統更具層次的優勢。在自主感支持機制上，MAS 透過教學腳本化的動態調整，允許學習者在多重解題路徑或策略建議中進行主動選擇，而非僅是被動接受系統的單一指令；此種賦權模式呼應了學界的主張，即在數位環境中賦予適度自主權與引導，能有效強化學習者對學習歷程的掌控權(Dever & Azevedo, 2019)。

在關聯感支持維度上，本研究透過教育心理學專家代理人，以模擬真人教師的社交互動回饋。實證研究證實，相較於通用型 AI，具備教學任務導向之 AI 代理人能針對數學解題脈絡，更有效地滿足學習者的關聯感需求，減少孤獨感，進而建立學習的歸屬感(Wu et al., 2026)。借鑑此優勢，本研究多代理人 AI 輔助系統能針對數學解題脈絡，提供具備共情感與適時鼓勵之擬人化回饋。此種情意支持能有效建立學習者與系統間之心理連結，緩解孤獨學習感，並在面對挫折時提供情感緩衝，進一步優化其自我調節學習

策略與長期成效 (Wu et al., 2026)。

三、自主調節學習與自我解釋行為之相關研究

自我調節學習 (SRL) 被視為學習者主動監控、引導並調整其認知、動機與行為，以達成學習目標的動態循環歷程 (Zimmerman, 2000)。在數學解題任務中，SRL 策略的運用 (如：目標設定、策略選擇、自我監控) 是轉化潛在認知能力為實際學業成就的關鍵 (Pintrich, 2004)。然而，研究指出 SRL 策略並非靜態特質，而是一系列隨時間演進的行為事件 (Winne & Perry, 2000)。傳統的量化研究 (如：問卷調查) 往往僅能捕捉學習者對自身調節能力的回溯性感知 (Winne, 2010)；因此，在探究學習者在遭遇具體數學障礙時，這類靜態測量便難以探究到如何即時調整策略的微觀動態。

為了探討學習者在解題歷程中的微觀動態，研究者可透過 Neuman (2000) 提出的自我解釋行為編碼，將學習歷程中非結構化的互動過程轉換為具體的行為編碼，進而深入瞭解學習者在使用 AI 輔助系統中互動過程行為事件調整之差異。實證研究指出，學習者與單一代理人 AI 系統的協作歷程，證實具備動態適應能力的 AI 能根據學生的提問狀態問題，即時給予對應的策略或概念鷹架，形成有效的互動模式 (Pan et al., 2025)。另一方面，針對學習過程中的情意與動機維持，研究指出，若數位學習系統能提供適當的正向鼓勵與檢核回饋機制，將能顯著提升學習者的目標達成意圖與 SRL 表現 (Chen et al., 2024)。綜合上述微觀行為之量化證據與情意支持成效，本研究開發之 MAS 旨在整合動態鷹架與擬人化社交回饋。此種設計不僅能在學習者遭遇挫折時發揮情感緩衝職能，更能精準回應其自主感、勝任感與關聯感等核心心理需求 (Wu et al., 2026)；藉由上述支持機制，本研究期望能協助學習者從對外部系統之依賴，逐步內化並發展出更高層次之自發性調節行為。

參、研究實施與設計

本研究旨在探究多代理人系統在數學學科中對學習者認知與情意之影響。本章將針對研究對象與學習環境、實驗設計與工具、行為編碼、資料分析進行詳細說明。

一、研究對象與學習環境

本研究採便利取樣，以臺灣中部某國民中學九年級共四個班級之學生作為研究對象，參與人數總計為 36 位。實驗場域設定於國立臺中教育大學開發之「歐姆學園」AI 智慧學習平台。研究單元聚焦於九年級數學課程「有規則的數」(含等差數列與級數)。參與學生隨機分配為實驗組與對照組。在正式實驗前，兩組學生皆需完成先備知識測驗，以確保其認知起點具備同質性。

二、實驗設計與工具

本研究採不等組前後測準實驗設計。在認知評量方面，研究者編制標準化數學測驗卷為前後測工具，藉此檢驗學習者在不同代理人 AI 輔助系統介入前後之學習成效差異。

自變項為「學習輔助系統之架構類型」，兩組皆於「歐姆學園」平台進行學習，並依據系統配置區分為實驗組與對照組。實驗組採用多代理人 AI 輔助系統，核心特色在於配置「協調代理人」、「數學學科專家」與「教育心理學專家」，透過「協調代理人」分工機制提供動態鷹架與情意支持。對照組採用單代理人 AI 輔助系統，僅由單一「數學學

科專家」AI 代理人負責所有的學科回應與互動。

三、行為編碼

為了探討學生與不同代理人 AI 輔助學習系統互動過程的認知歷程，本研究針對學生的系統操作歷程進行質性分析與編碼。本編碼架構參考 Neuman (2000) 提出的自我解釋行為編碼。這套架構的核心優勢在於能將學生解題時的過程，轉化為可分析的行為指標，這也是後續數據分析基礎。

本研究將學生與 AI 代理人間的對話紀錄拆解為獨立的行為單元，並依據其發言內涵區分為五類行為維度（表 1）。為確保編碼的科學嚴謹性，本研究邀請兩位具有教育心理背景之研究人員進行獨立編碼，並計算 Kappa 一致性係數 (Cohen's Kappa Coefficient)，以確保互評者信度達到國際期刊認可之標準 ($Kappa > 0.80$)。

表 1：不同代理人 AI 輔助系統與學生互動過程行為分類定義與學習行為模式

編碼	分類名稱	定義	與系統互動學習行為
CLR	澄清	學生嘗試理解題意陳述、定義特定數值（如首項、公差）或解釋解題步驟	「在這一題裡面， d 代表的是公差。」
INF	推論	根據現有資訊進行邏輯演繹，展現出「若...則...」的思考特徵。	「既然加 5 之後數字變大了，代表這個數列是遞增的。」
JST	合理化	為解題行為、計畫或運算結果提供證據，說明「為什麼」要這樣做。	「因為我算出每一項之間的間隔固定都是 $1\frac{1}{7}$ 。」
MON	監控	學生對自身認知狀態（懂或不懂）的覺察，反映其後設認知監控能力。	「我不確定這裡該怎麼算，我卡住了。」
REG	調節	規劃解題路徑、決定下一個步驟，或是主動調整解題策略。	「我打算先算出前兩項的差，再來確認後面的規律。」
OTH	其他	學習者與系統進行非解題相關之互動。無法被歸類於前述五項指標之無效輸入。	「你好」、「12345」、「嗯」、「喔」、「這好煩」

四、資料分析

本研究蒐集之資料包含量化問卷、學業成就測驗以及「歐姆學園」系統後端之互動軌跡，並運用以下統計方法進行分析：

（一）成對樣本 t 檢定 (Paired Samples t test)

探討不同 AI 輔助學習系統對學生數學科學習成效之影響，本研究採用成對樣本 t 檢定 (Paired-Samples t test)，分別針對對照組與實驗組進行 AI 輔助學習系統之實驗前後測學習分數差異比較，以評估兩組學生的學習成效。

（二）行為事件頻率與百分比統計分析

為深入探究不同 AI 架構對學習行為之影響，本研究針對實驗組與對照組在平台中的 AI 操作歷程行為進行編碼與對照分析。依據 Neuman (2000) 的架構進行行為編碼。透過統計兩組在各行為維的出現頻率測次數和百分比分布，對比分析兩組的學習歷程行為上的結構性表現差異。

肆、結果與討論

本研究旨在探討不同代理人 AI 輔助學習系統對於數學科目之學習成效影響，為瞭解兩種不同 AI 代理人對於學生學習成效的提升程度，進行成對樣本 t 檢定，如表 2。

結果表示，單代理人之學生的後測平均分數由 84.00 分提升至 92.00 分 ($t=-2.629$, $p<.05$)；多代理人之學生的後測平均分數由 25.63 分提升至 42.50 分 ($t=-3.282$, $p<.05$)。此研究結果證實，不同代理人 AI 輔助系統皆對學生掌握數數學學科知識具有顯著的輔助成效。

表 2：不同代理人 AI 輔助系統前後測成績織成對樣本 t 檢定

變項	測驗項目	個數	平均數 (M)	標準差 (SD)	t 值	顯著性 (p)
單代理人	前測	20	84.00	14.654	-2.629*	.017
	後測	20	92.00	10.052		
多代理人	前測	16	25.63	17.877	-3.282**	.005
	後測	16	42.50	19.149		

註：* $p<.05$ ，** $p<.01$

本研究探討學習者在不同代理人系統中的互動歷程行為樣態分析。透過比較兩組的行為事件頻率統計表 (表 3)，可以發現系統架構的差異對學生的認知與後設認知行為產生了不同的行為事件。

根據表 3 的統計結果顯示，在單代理人 AI 輔助系統中，學生的行為高度集中在 OTH (65.0%) 與 CLR (30.1%)，兩者加總即佔了全體行為的 95.1%。相較之下，多代理人 AI 輔助系統的學生，雖然 OTH 比例相似 (65.6%)，但在高階認知行為如 INF (3.6%)、REG (2.6%) 與 JST (2.3%) 的出現頻率，均顯著高於單代理人組 (分別僅佔 0.5%、0.5% 與 0.2%)。這顯示多代理人 AI 輔助系統的專家分工機制，能比單代理人更有效誘發學生進行深層的解題思考。

表 3 同代理人 AI 輔助系統與學生互動過程行為事件統計表

事件編碼	單代理人 AI 輔助系統		多代理人 AI 輔助系統	
	出現頻率	出現百分比	出現頻率	出現百分比
澄清 (CLR)	602	30.1%	280	21.8%
推論 (INF)	10	0.5%	46	3.6%
合理化 (JST)	5	0.2%	30	2.3%
監控 (MON)	74	3.7%	53	4.1%
調節 (REG)	10	0.5%	34	2.6%
其他 (OTH)	1300	65.0%	844	65.6%
總數	2001	100.0%	1287	100.0%

伍、結論

一、研究結論

本研究透過量化學習成效分析與學習歷程的行為樣態分析探究，針對不同代理人 AI 輔助系統在數學教育之應用得出主要結論如下：

(一) AI 輔助學習具有普適性的成效

研究結果證實，無論是採用單代理人系統或是多代理人系統，AI 系統在數學「有規則的數」單元上，都能穩定地提升學生的學業成就。這顯示在數位化教學環境中，AI 的即時反饋機制確實能作為有效的學習鷹架，幫助學生掌握數學概念。

（二）多代理人系統是補救教學與弱勢翻轉的好幫手

實測數據顯示，MAS 模式對於學習起點較低或基礎較弱的學生具有顯著的鷹架支持作用。相較於功能較為單一的單代理人系統，MAS 透過專家分工（如教育心理專家提供的策略引導），能精準捕捉學生的挫折點並給予情意支持。這使得起點行為較落後的學生，能更有效地克服學習障礙，並在後測中取得大幅度的進步，展現出強大的補救教學潛力。

（三）多代理人 AI 輔助系統之成功關鍵在於有效激發學生認知思考型行為

本研究認為多代理人 AI 輔助系統之所以能對低起點學生產生強大支持，關鍵在於其成功引導學生行為樣態的質變。根據 Neuman（2000）的理論，低表現解題者通常困於淺層的澄清（CLR）。然而，學生在多代理人 AI 輔助系統引導下，成功發展出「監控（MON）到調節（REG）」的正向行為模式。這種從發現自己不會到嘗試調整策略的轉變，正是多代理人 AI 輔助系統能夠帶動學生進步的核心機制。

二、研究限制與未來研究建議

本研究雖然取得了顯著的實測成果，但乃受限於部分限制，並針對這些不足提出未來研究之方向：

（一）研究樣本規模與代表性

受限於教學現場條件，本研究樣本數較小。建議未來研究可嘗試跨校、跨年級的大規模取樣，以驗證多代理人輔助系統在不同學區與不同學生背景下的穩定性。

（二）實驗介入時間的長度

本實驗介入時間較短，雖然已足以觀察到行為樣態的改變，但對於長期學習習慣之內化與遷移效果仍待驗證。建議未來可進行長期追蹤研究，觀察學生在脫離 AI 系統支持後，是否仍能維持 Neuman（2000）所定義的高效能解題行為。

（三）多樣化數學單元的適應性

本研究聚焦於九年級「有規則的數」單元，該單元具有強烈的規律性與邏輯性。建議未來研究可將 MAS 架構應用於幾何證明或機率統計等不同性質的數學領域，探討不同學科內容是否會產生不同的行為轉移路徑。

參考文獻

- 教育部（2018）。十二年國教數學領域課程綱要。台北：教育部。
- Ashcraft, M. H., & Krause, J. A. (2007). Working memory, math performance, and math anxiety. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(2), 243-248.
<https://doi.org/10.3758/BF03194059>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., . . . Liang, P. (2021). On the opportunities and risks of foundation models. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07258>
- Chen, Y. C., Hwang, G. J., & Lai, C. L. (2024). Motivating students to become self-regulatory learners: A gamified mobile self-regulated learning approach. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12462-z>
- Chiu, T. K. F. (2021). Digital support for student engagement in blended learning based on self-determination theory. *Computers in Human Behavior*, 124, 106909.

- <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106909>
- Dever, D. A., & Azevedo, R. (2019). Autonomy and types of informational text presentations in game-based learning environments. *Lecture Notes in Computer Science*, 11528, 75–87. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22244-4_7
- Frieder, S., Pinchetti, L., Chevalier, A., Griffiths, R. R., Salvatori, T., Lukasiewicz, T., Petersen, P. C., & Berner, J. (2023). Mathematical capabilities of ChatGPT. *Advances in neural information processing systems*, 36, 27699–27744. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13867>
- Hong, S., Zhuge, M., Chen, J., Zheng, X., Cheng, Y., Zhang, C., Wang, J., Wang, Z., Yau, S. K., Lin, Z. H., Zhou, L., Ran, C., Xiao, L., Wu, C., & Schmidhuber, J. (2023). MetaGPT: Meta programming for a multi-agent collaborative framework. *International Conference on Learning Representations*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.00352>
- Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y., Chen, D., Dai, W., Chan, H. S., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12), Article 248. <https://doi.org/10.1145/3571730>
- Li, G., Hammoud, H. A. A. K., Itani, H., Khizbullin, D., & Ghanem, B. (2023). CAMEL: Communicative agents for “mind” exploration of large language model society. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 34785–34807. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.17760>
- McLeod, D. B. (1992). Research on affect in mathematics education: A reconceptualization. In D. A. Grouws (Ed.), *Handbook of research on mathematics teaching and learning: A project of the National Council of Teachers of Mathematics* (pp. 575–596). Macmillan Publishing Co, Inc.
- Molenaar, I. (2022). Towards hybrid human-AI learning technologies. *European Journal of Education*, 57, 632–645. <https://doi.org/10.1111/ejed.12527>
- Neuman, Y., Leibowitz, L., & Schwarz, B. (2000). Patterns of verbal mediation during problem solving: A sequential analysis of self-explanation. *The Journal of Experimental Education*, 68(3), 197–213. <https://doi.org/10.1080/00220970009600092>
- Pan, Z., Ba, S., Jiang, Z., & Li, C. (2025, October). Patterns of Inquiry, Scaffolding, and Interaction Profiles in Learner-AI Collaborative Math Problem-Solving. In *Proceedings of the Artificial Intelligence in Measurement and Education Conference (AIME-Con): Full Papers* (pp. 297–305).
- Pintrich, P. R. (2004). A conceptual framework for assessing motivation and self-regulated learning in college students. *Educational Psychology Review*, 16(4), 385–407. <http://dx.doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x>
- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., Chi, E., Le, Q., & Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35, 24824–24837. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.11903>
- Winne, P. H., & Perry, N. E. (2000). Measuring self-regulated learning. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of self-regulation* (pp. 531–566). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50045-7>
- Winne, P. H. (2010). Improving measurements of self-regulated learning. *Educational Psychologist*, 45(4), 267–276. <https://doi.org/10.1080/00461520.2010.517150>
- Wu, Q., Bansal, G., Zhang, J., Wu, Y., Zhang, S., Zhu, E., Li, B., Jiang, L., Zhang, X., & Wang,

- C. (2023). AutoGen: Enabling next-gen LLM applications via multi-agent conversation framework. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.08155>
- Wu, X., Ng, D. T. K., & Chiu, T. K. F. (2026). Self-regulated learning with AI: A comparative analysis of General-Purpose and Task-Specific platforms. *International Journal of Technology in Education (IJTE)*, 9(1),279-302. <https://doi.org/10.46328/ijte.5241>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- 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>



