

中華民國第 65 屆中小學科學展覽會

作品說明書

高級中等學校組 行為與社會科學科
探究精神獎

052707

最強大腦－我的 AI 學院

學校名稱：臺中市私立明道高級中學

作者： 高二 黃芃頤 高二 洪丞緯	指導老師： 戴暉真
---------------------------------	------------------

關鍵詞：自主學習、AI-RAG 智能輔助、Moodle 線上學習系統

摘要

本研究開發 **AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統**，跨領域結合 **AI 技術與 SDGs 教育**，提升學生提問能力、反思能力及自主學習效能。隨著新課綱強調核心素養導向，學生自主學習與批判思考能力成為關鍵，但教師在繁忙課程中融入 SDGs 仍具挑戰。AI 技術為此提供新契機，本研究透過 RAG 技術開發智慧學習平台整合 Moodle 系統，**提供即時回饋與學習分析**，輔助學生提問與反思，將 AI 平台導入中學課程分為 AI 實驗組和 GC 對照組，比較自主學習效能、反思等能力的成長變化，**研究結果顯示實驗組學習成效顯著提升**。因此，未來將優化 AI 回應品質、提升自主學習機制並強化平台資源管理，以進一步完善系統功能。

壹、前言

一、研究動機

近年來，聯合國提出了「2030 永續發展目標」(SDGs)，涵蓋了貧窮、氣候行動、性別平權等 17 項目標。這些目標旨在引導全球共同應對環境、經濟與社會的挑戰。然而，**在台灣的 108 課綱中，SDGs 並未被直接納入核心內容**，這使得教師們需要在本身繁忙的課程中尋求將 SDGs 議題融入教學的方式，這是一項具有挑戰性的工作。在這樣的教育背景下，**人工智慧聊天系統的發展為教育領域提供了新的契機**。AI 技術具有理解和處理人類需求的能力，因此**有望輔助學生進行自主學習，並提升他們的反思與提問能力**。然而，AI 在教育中的應用也帶來了一些擔憂，特別是針對學習誠信的問題，例如作業與考試中的作弊行為。Stokel-Walker(2022)就提到了這種擔憂。Marche(2022)甚至提出了一種悲觀的看法：「學生將使用 AI 來編寫作業，教師將使用 AI 對他們評分。沒有人學習，沒有人獲得。」一些教師也提出了防範 AI 作弊的建議(Stone,2022)。

面對這些潛在的問題，本研究認為與其恐懼 AI，我們更應該思考如何有效運用 AI 來幫助學生提升學習效果。AI 的應用不僅能在教育領域提供個性化的學習體驗，更能為學生打造自主學習的能力。隨著教育科技的進步，AI 被視為教育轉型的重要推手。因此，**本研究計畫旨在開發一個 AI 輔助學習平台，將 SDGs 教育與 AI 技術結合**。具體來說，研究目標是**透過 RAG(Retrieval-Augmented Generation)技術將平台整合至 Moodle 學習平台**。這個平台的目的是**讓學生在互動過程中深化他們的提問和反思能力，並增強其對永續發展的素養**。透過 AI 技術，平台將能夠**提供即時回饋與學習分析**，協助學生更有條理的檢視自身的學習過程，進而提出創新解決方案。同時，教師也可以藉由這個平台**引導學生對全球議題進行思辨，進而提升教學成效**。

二、研究目的

本研究旨在透過 **AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台**，提升學生的提問、思辨和反思能力等學習成效，主要研究目的如下：

- (一)建構具備 AI 提問輔助、反思回饋及學習歷程追蹤模組的次世代學習平台。
- (二)設計並導入結合 SDGs 核心議題的跨科教學教材至 AI 平台。
- (三)透過準實驗設計驗證平台在高中課程中的成效，比較使用本平台(實驗組)與使用 Google Classroom(對照組)的學生學習成效差異。
- (四)分析 AI 平台互動頻率與學生提問品質、自主學習效能、反思能力及 SDGs 意識成長幅度之間的關聯。

(五)評估平台的可用性與未來擴充性，使用 SUS 系統易用性量表與使用者回饋。

因此，透過以上這些目的共同引導研究的設計與實施，主要在探討 AI 技術如何能有效地融入 SDGs 教育，並提升學生的關鍵能力

三、研究方法

基於上述研究動機與目的，我們採用了系統性的科學方法(Descartes,2024)來進行，科學方法是一種有系統地尋求知識並解決問題的程序，包含三個步驟：

(一)問題的認知與表述(設計)

(二)實驗數據的收集

(三)假設的構成與測試

根據上述的步驟中，我們運用到的研究方法如下：

- 1.文獻探討法：透過 AI 工具收集整理國內外相關技術與研究之文獻，進行統整與分類。
- 2.實作研究法：實作建構「AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台」導入中學課程，透過準實驗研究評估系統的可行性。
- 3.準實驗研究法：針對相同的實驗組及對照組班級，隔一定時間重複施予前測與後測，「實驗組」使用 AI 平台進行，「對照組」使用 GC 平台進行。
- 4.問卷分析法：藉由前後測問卷，比較不同學生在各自使用 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台後，及 GC 平台後的學習成效，統計並分析數據。

四、研究假設

編號	自變項	依變項	假設方向	零假設 H ₀	對立假設 H ₁
H1	學習模式	提問品質(深度、廣度、反思性)	正向	兩組學生之提問品質成長幅度無差異。	AI-RAG 組提問品質成長幅度顯著高於 GC 組。
H2	學習模式	批判思考能力(CCTST 或量表前後測)	正向	兩組批判思考能力成長無差異。	AI-RAG 組批判思考能力成長顯著高於 GC 組。
H3	學習模式	自主學習效能(自我調控策略、學習動機量表)	正向	兩組自主學習效能成長無差異。	AI-RAG 組自主學習效能成長顯著高於 GC 組。
H4	學習模式	SDGs 素養(概念知識+議題態度)	正向	兩組 SDGs 素養成長無差異。	AI-RAG 組 SDGs 素養成長顯著高於 GC 組。

貳、文獻探討

一、RAG 技術在 SDGs 教育上的應用

在當前 AI 技術迅速發展的背景下，RAG(Retrieval-Augmented Generation)成為解決教育場域中資訊準確性問題的關鍵工具之一，特別適用於處理如 SDGs 般複雜且跨領域的課程內容。Retrieval-Augmented Generation(RAG)技術透過結合大型語言模型(Large Language Models,LLMs)與外部知識檢索系統，能在生成過程中動態導入可靠資料，降低 AI 幻覺(hallucination)的風險(Lewis et al., 2020)。此機制特別適用於跨領域整合與即時回應的教育情

境，如永續發展目標(SDGs)課程，該類課程往往涉及環境、經濟與社會三構面之綜合議題，對學習者提出高度的提問與反思需求。

根據 Li et al. (2025)研究，RAG 技術能強化學生探究式學習(inquiry-based learning)歷程，促使學習者在 SDGs 議題中主動提問、反思與修正，並透過來源可查的資料庫引導形成知識鏈結。研究亦指出，RAG 平台與 SDGs 學習模組整合後，學生對 AI 回應的信任度與提問的深度均有提升(Dong, 2023)。因此，RAG 不僅能支援教師備課，也能輔助學生在複雜議題下逐步建構知識地圖。

整體而言，RAG 技術可望在 SDGs 這類整合多源知識與強調資訊準確性的課程中，提升學生的探究深度與反思品質。然現有研究多聚焦於技術架構與生成準確度，尚缺乏將其實際導入中學課堂並觀察其對學生提問與學習歷程影響的實證研究，正是本研究欲深入驗證之處，如下表 1。

表 1：RAG 技術在 SDGs 教育上的相關文獻(由第一作者彙整)

文獻	作者	摘要
SDG target detection in environmental reports using Retrieval-augmented Generation with LLMs	Garigliotti (2024)	探討如何使用 RAG 與大型語言模型，從環境報告中自動偵測與 SDGs 相關的目標與證據段落。此方法提升了 SDG 教育資料檢索的精準度，並提供可複製的評估數據集。
Self-adaptive Multimodal Retrieval-Augmented Generation (SAM-RAG)	Zhai (2024)	提出了一種自適應的多模態 RAG 方法，能根據輸入查詢動態篩選相關的文本和圖像，並驗證檢索結果與生成輸出的品質。實驗結果顯示，SAM-RAG 在檢索準確性和生成回應方面均優於現有方法。
Retrieval-Augmented Generation (RAG) Chatbots for Education	Swacha and Gracel (2025)	回顧 47 篇文獻，綜合分析 RAG 聊天機器人在教育的應用方式，特別關注其使用對象、知識內容、語言模型底層架構與評估方法，為 SDGs 教學中的 AI 導入提供理論基礎。
Responsible Retrieval Augmented Generation for Climate Decision Making from Documents	Juhasz et al. (2024)	本研究提出了一種負責任的檢索增強生成方法，旨在從冗長、技術性強且多語言的氣候相關文件中提取關鍵資訊，以支持氣候決策。研究中開發了一個評估框架，專門針對氣候文件的特定領域，並應用於一個原型工具。

二、資料探勘技術與 Moodle 線上學習系統

有效的 AI 教學系統不僅仰賴演算法，也需要整合學習平台功能與學習歷程數據，以便提供個別化回饋與學習分析。資料探勘(Data Mining)技術於數位學習環境中的應用，可用以分析學生行為軌跡、學習路徑與成就表現，協助教師進行學習歷程診斷與介入決策。常見技術如關聯規則(association rules)、決策樹(decision trees)、聚類分析(clustering)與序列模式挖掘(sequential pattern mining)等，皆可在學習管理系統(LMS)中發揮監控與預測的功能(Romero & Ventura, 2020)。

Moodle 作為全球廣泛使用的開放式 LMS 平台，其模組化架構提供了與資料探勘系統整合的高彈性。許多研究已使用 Moodle log 檔記錄學生的點閱、提交、討論等操作，進行學生

學習歷程之視覺化與預警分析(Castro et al., 2007)。當 RAG 技術整合至 Moodle 中，不僅能提升內容生成的準確度，也可配合後端行為分析進行個別化教學回饋，進一步實現智慧學習環境的目標。

數位學習平台如 Moodle 結合資料探勘技術，雖已展現個別化學習潛力，但多數應用仍停留於行為追蹤或成績預測，未深入探討學生與 AI 系統互動的品質與意義，以及這些互動如何回饋學習成效。本研究透過提問歷程與學習歷程資料的結合，嘗試彌補此實證落差。

三、 AI 融入教學

除了特定技術的應用外，整體而言，AI 在教育領域的廣泛運用也正逐漸改變傳統教學模式與學習行為。人工智慧 AI 融入教學已從知識查詢輔助邁向教學設計、個別化學習與歷程評量等多元應用層面。近年來，生成式 AI 如 ChatGPT 與 Bard 等大型語言模型工具，被廣泛應用於課堂提問設計、作文批改、自主學習輔助等場景，改變了傳統師生互動模式(Zawacki-Richter et al., 2019)。

AI 在教學中的價值在於即時回饋、動態適應與高互動性，尤其有助於補足教師在大班教學中難以兼顧的差異化需求(Holmes et al., 2019)。然而，研究亦指出，教師與學生若無 AI 素養與批判性思維的培養，可能導致過度依賴機器、缺乏主體性學習，甚至產生資訊誤判。因此，AI 融入教學不應僅視為工具導入，而需整合於整體教學設計與課程目標中。

然而，儘管 AI 已廣泛應用於教育場域，相關研究多聚焦於學習輔助與知識獲取層面，較少從「提問能力」、「反思歷程」與「自主學習」等素養導向角度出發，系統性探討 AI 如何實際促進高層次思維發展。本研究正透過 AI 平台設計，探索其在素養培育上的潛在效益。

四、 評估學習成效使用之量表

為全面評估 AI-RAG 智能輔助學習平台對學生學習成效的影響，本研究採用三份具高度信效度的標準化量表，分別對應「自主學習效能」、「反思能力」與「永續發展意識(SDGs 意識)」三項核心指標，並透過前後測方式進行比較分析，如下表 2。

表 2：標準化量表之統整(由第一作者彙整)

評估量表	出處	主要用途
自主學習效能量表	改編自 Bandura (2006)提出之「自主學習效能感量表(Perceived Self-Efficacy for Self-Regulated Learning Scale)」	該量表設計旨在測量學生於學習歷程中對於自我監控、學習策略使用、目標設定與情緒調節等能力的信心感知。此量表已廣泛應用於多項教育研究中，具備良好的內容效度與建構效度，其 Cronbach's α 值常高於 0.93，代表高度內部一致性(Ulfert-Blank & Schmidt, 2022)。
反思能力量表	依據 Anderman and Young (1994)之「深層策略量表(Deep Processing Strategies)」進行修訂	用以評估學生是否在學習過程中展現自我評估、知識重組與認知調整等高層次反思行為。該量表已在多項研究中證實具有良好的信度與效度。例如，透過主成分分析驗證了其構念效度，並報告了良好的內部一致性(Midgley et al., 1995)。
SDGs 意識量表	採用 Gericke et al. (2019)所開發之「永續意識問	該問卷結合永續發展三大面向(環境、經濟、社會)之知識、態度與行為層次，並已

	卷(Sustainability Consciousness Questionnaire, SCQ)」	通過多國實證研究驗證其效度與跨文化適用性(Arantes & Sousa, 2025; Ogishima et al., 2023; Petsimeris et al., 2024)。在原始研究中，SCQ 之整體信度(Cronbach's α)達到 0.88，並展現良好之結構效度與內部一致性。
--	---	---

透過以上這三份量表的應用，本研究不僅能從認知、情意與行為三個層面全面分析 AI 輔助學習的成效，更能以具科學依據的量化工具提升研究結果的信度與推論力，進而為後續教育科技應用與 SDGs 課程整合提供實證依據。

五、 提問能力指標

提問能力是學生在學習過程中展現思辨與探索精神的重要指標，常被視為高層次思維的核心表現(Chin & Brown, 2002)。有效的提問不僅展現學生對知識的理解與好奇，亦能促進知識的延伸與整合。本研究參考先前研究將提問能力區分為六個面向：相關性、深度、清晰度、創意性、實用性與持續性，並透過教師評分方式加以評量。AI 輔助提問平台可透過即時互動與回饋，促使學生提升問題品質並反覆優化提問歷程。

六、 SUS 易用性量表

除了功能與學習成效外，系統的可用性亦是教育科技工具能否有效落地應用的關鍵考量之一。系統易用性量表(System Usability Scale, SUS)由 Brooke 於 1986 年提出，為一套簡明、有效且廣泛應用於人機介面與系統可用性評估的工具。該量表共十題，採 5 點李克特量表設計，最終分數介於 0 至 100 之間，能快速衡量使用者對系統整體操作的主觀感受(Brooke, 1996)。

SUS 因具備高信效度與跨系統比較能力，常被應用於教育科技工具、線上平台、學習 APP 與 AI 介面之評估中(Lewis, 2018)。在數位學習環境下，SUS 可協助研究者與系統設計者確認平台的友善程度、學習負荷與操作障礙。因此，在設計與評估 AI 教學平台時，納入 SUS 易用性量表作為學生體驗的量化指標，能補足學習成效外的系統使用觀點，並作為平台迭代的重要依據。

七、 相關研究缺口說明

綜合前述文獻可知，儘管已有研究分別探討了 RAG 技術在教育應用中的潛力、AI 如何強化探究式學習與反思歷程、以及 Moodle 在數位學習與學習歷程紀錄上的功能，但目前尚缺乏系統性研究能整合 RAG 技術與 Moodle 平台，並以 SDGs 作為教學主軸，進行跨學科的教學實驗。此外，過去相關研究多聚焦於單一學習面向(如自主學習或提問能力)，較少同時探討學生提問能力、反思能力與自主學習效能三者之間的交互影響，更遑論將其結合永續發展素養進行全面分析。

因此，本研究嘗試填補上述研究空白，建置一套 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台，並實地導入中學課程，透過準實驗設計評估平台對學生在提問能力、反思能力、自主學習效能與 SDGs 意識四大面向的影響。同時，本研究也探討學生與 AI 平台的互動頻率與學習成效間之關聯，並進一步分析提問品質對 SDGs 素養的中介效果。透過一系列對應 H1 至 H4 的假設驗證，本研究不僅回應目前教育科技整合實踐的理論空缺，亦為未來發展具批判性思維導向的 AI 教學系統提供實證依據與設計參考。

參、研究設備與器材

一、硬體設備表

電腦硬體名稱	規格
CPU	Intel(R) Core(TM)i7-7700 CPU @ 3.60GHz
GPU	Intel(R)HD Graphics 630
記憶體	16.0GB
網卡	EW-7318Ug

二、軟體設備表

電腦軟體		名稱規格	
程式語言		C++	
		Java	
		MySQL	
		PHP	
開發環境		Visual Studio	
		Microsoft Azure	
網站架構		Moodle	
HttpURLConnection	ArrayList	HashMap	Json
streamlit	ollama	chromadb	pandas

三、AI-RAG 智能輔助系統開發

本計畫以 OpenAI 為核心，運用自然語言處理與生成技術，建置一個 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台，平台結合 Web 前端介面，透過串接 OpenAI API，實現線上提問功能。

(一)系統架構圖

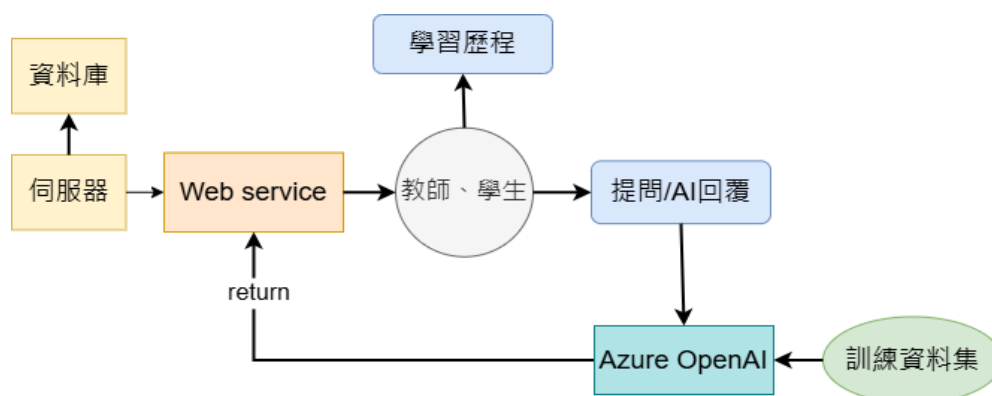


圖 1：系統架構圖(由第二作者繪製)

(二)AI 系統建置四階段

本系統的開發將採用業界標準的系統開發模式，專注於資訊系統的開發、系統分析與設計等相關技術。開發過程中，需先了解影響資訊系統開發的關鍵因素，包括資訊系統的開發環境、參與人員及其角色分工，並探索建置資訊系統的策略與開發模式。此外，在系統分析與設計階段，需運用相關技術來支持整體開發流程。基於此，本系統建置分為四大階段，逐步完成系統的建置與實施，如下圖 2 所示。



圖 2：AI 系統建置流程圖(由第一作者繪製)

(三)AI 系統開發採用的資源

本系統採用物件導向分析(OOA)與設計(OOD)，運用封裝、繼承、多型等 OOP 核心特性，透過 UML 建模確保高效整合與精準設計。平台基於 Microsoft Azure 雲端環境，結合 IaaS、PaaS、SaaS 服務，提升穩定性與擴展性，並降低建置成本。後端使用 MySQL 處理大規模數據，透過演算法進行資料探勘與推薦分析，生成個性化學習報告，幫助使用者提升學習效率與自主學習能力。

(四)AI 系統開發模式

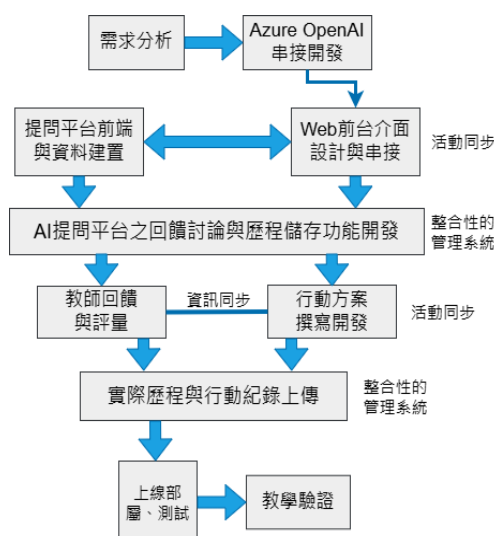


圖 3：系統架設流程圖(由第一作者繪製)

為確保本系統能在計畫期間內順利完成開發，採用兩階段同步開發模式，如上圖 3 所示。第一階段將同步進行以下三個項目：1.AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統的分析與開發、2.AI 與聊天機器人的整合串接、以及 3.平台資料庫的設計與建置。這三個部分完成後，將進入第二階段，進行系統整合與後續開發，包含以下功能的實現：4.教師評量與診斷模組。第二階段將採用瀑布式開發模式，確保功能開發順序明確，系統整體運作流暢。

(五)AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台介面

1. 課程概觀：在登入系統後，會看到已加入的課程，如下圖 4 所示。

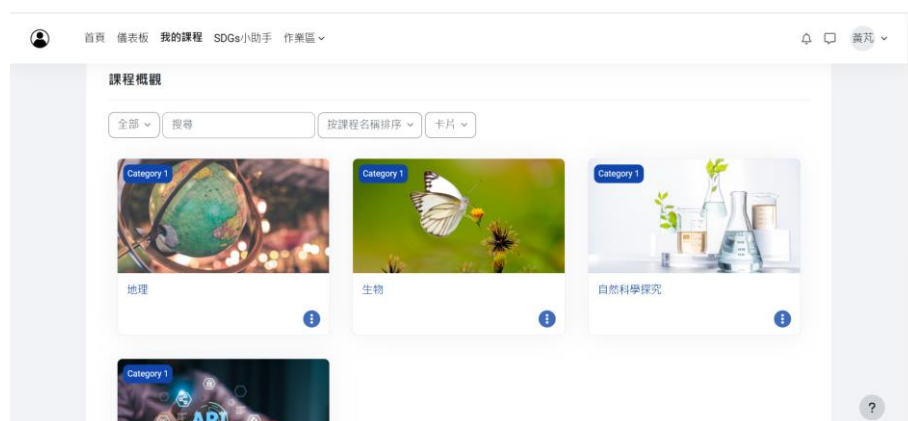


圖 4：平台介面(課程概觀)(由第二作者截圖)

2. 每週進度：點選課程，會看到每週的前測、議題、簡報、作業與後測，如下圖 5 所示。



圖 5：平台介面(每週教材進度)(由第二作者截圖)

3. 作業：學習完每週的 SDGs 議題教材後，學生需要作答選擇題與申論題作業，而申論題可運用平台介面右方的 AI 小助手，如下圖 6、7 所示。



圖 6：平台介面(學生作業)
(由第二作者截圖)



圖 7：平台介面(AI 小助手)
(由第二作者截圖)

4. 繳交作業：學生完成作業後，等待老師的評分與回饋，如下圖 8 所示。



圖 8：平台介面(繳交作業)(由第二作者截圖)

5. AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台功能

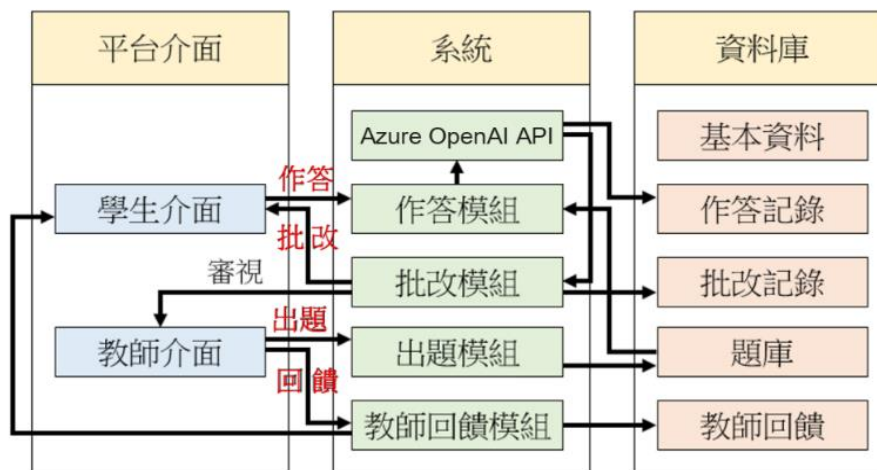


圖 9：Web 介面提問歷程模組功能(由第一作者繪製)

(六)AI 模型串接與插件整合實作

我們透過 Azure AI 建構與微調自訂模型，取得 API 端點並整合至 Moodle 平台實作中。系統支援多語言插件設計，並依 Moodle 規範實作自訂區塊介面與資料顯示模組。後端使用 PHP 與 Curl 串接 OpenAI API，並回傳 JSON 格式的回應供前端即時顯示。

1.上傳微調資料

下圖 10 是我們進行微調時上傳定製資料的設定頁面，資料來自校內多位專業科目老師共編而成的教材，將教材內容整理成 JSONL 格式進行微調，如下圖 10 所示。



圖 10：上傳微調資料(由第二作者截圖)

2.擷取含有微調模型的 AI 資源之 API

我們微調模型的 API 是與已部署 AI 資源進行互動的核心工具，每個微調模型都會生成一個專屬的 API 端點，供用戶發送請求與接收回應，並需要通過 API 金鑰進行身份驗證。同時，開發者需要關注資源配額與速率限制，確保 API 的高效運行，並針對特定需求進行優化設計，從而充分發揮微調模型的能力。

3.撰寫程式

作為開發者，我們希望通過清晰的結構和嚴謹的設置，為用戶提供一個可靠且易於管理的插件。下圖 11 程式中「component」標識了插件的唯一身份，「version」和「release」則便

於版本的迭代和溝通，而對 Moodle 最低版本的要求進一步確保了系統的兼容性。最後，將「maturity」設置為穩定版本，表明插件已經通過充分測試，可以放心使用，如下圖 11 所示。

```
<?php
// 定義插件的版本和依賴關係。
$plugin->component = 'block_aiassistant'; // 插件名稱，必須唯一。
$plugin->version = 2024122500; // 插件版本號，格式為 YYYYMMDDXX。
$plugin->requires = 2021051700; // Moodle 最低需求版本。
$plugin->release = '1.0.0'; // 插件的版本標籤。
$plugin->maturity = MATURITY_STABLE; // 插件的穩定性狀態。
```

圖 11：定義插件版本及相依性(由第二作者截圖)

我們定義了一個名為「block_aiassistant」的類別，繼承自「block_base」，主要功能是建立一個自訂區塊，用於 Moodle 平台，透過「get_string」函數設定區塊的名稱，並支援多語系化。我們利用「get_content」函數處理區塊的內容顯示邏輯，當內容已初始化時，直接返回現有內容，以避免不必要的重複處理，如下圖 12 所示。

```
<?php
class block_aiassistant extends block_base {
    // 初始化區塊資訊。
    public function init() {
        $this->title = get_string('pluginname', 'block_aiassistant');
        // 設定區塊名稱。
    }

    // 設定區塊內容。
    public function get_content() {
        if ($this->content !== null) {
            return $this->content; // 如果內容已經初始化，直接返回。
        }
    }
}
```

圖 12：主區塊邏輯之一(由第二作者截圖)

下圖 13 程式碼為區塊定義具體的內容顯示邏輯。首先，我們建立一個新的標準物件「stdClass」作為內容容器，並透過「text」屬性設定區塊的主要內容，產生 HTML 段落，內嵌多語系的文字資訊。接著，透過「footer」屬性設定區塊底部的附加資訊，生成一個指向相關頁面的超連結，同樣支援多語系顯示，如下圖 13 所示。

```
$this->content = new stdClass;
$this->content->text = html_writer::tag('p', get_string('ask_
'block_aiassistant')); // 區塊的主要內容。
$this->content->footer = html_writer::link(new moodle_url('/b
/aiassistant/info.php'),
get_string('moreinfo', 'block_aiassistant')); //
底部的「更多資訊」連結。

return $this->content; // 返回區塊內容。
}
```

圖 13：主區塊邏輯之二(由第二作者截圖)

肆、研究過程與方法

一、研究架構

本計畫的核心概念為將 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統導入中學課程，藉此增強學生對 SDGs 的素養能力，並精進自主學習、反思、提問等行動力，如下圖 14 所示。

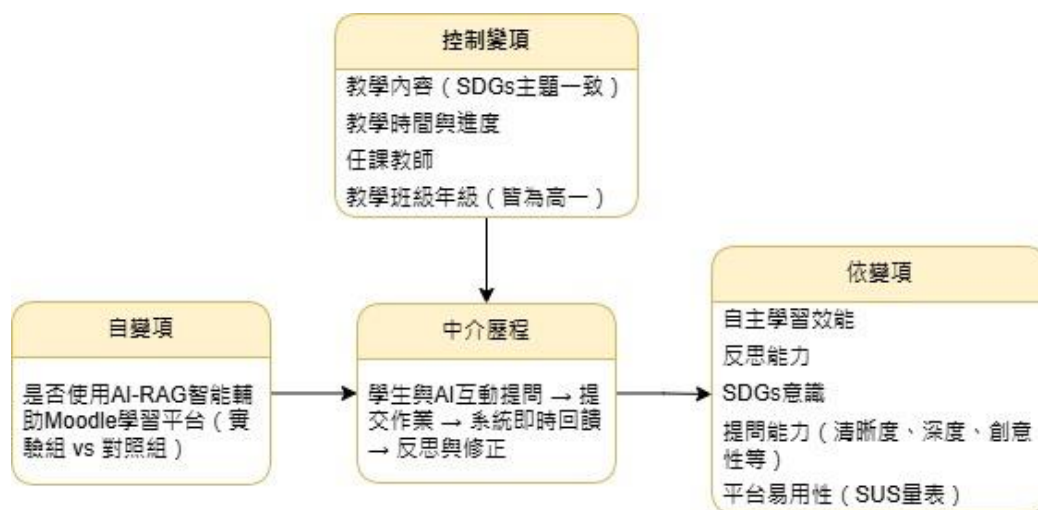


圖 14：研究架構概略圖(由第二作者繪製)

二、研究流程

下圖 15 為本研究整體的研究流程。一開始先建置後台系統，並架設前台，接著與學校老師洽談，敲定實施科目與班級，並請老師在課堂上講解 SDGs 相關議題與監督學生作業的完成進度。實驗組學生須在 AI 平台上完成前測、教材學習、作業、後測與 SUS 平台易用性表單。最後整理學生的回覆，用 JASP 進行統計分析，得出結論，對照組學生則使用 GC 平台進行前述之工作。

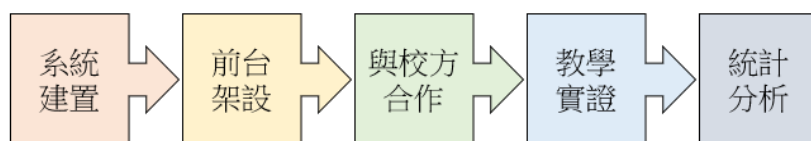


圖 15：研究流程圖(由第一作者繪製)

三、準實驗研究設計與執行規劃

本研究採用準實驗設計，適用於教育現場無法隨機分組的情境，能有效比較教學介入前後的變化(Cook et al., 1979)。同時結合質性方法(訪談與內容分析)，形成混合研究設計，有助於從數據與行為層面全方位理解學生學習成效(Creswell & Clark, 2017)。

(一)研究設計

本研究運用 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台導入的班級為實驗組，一般使用 GC 平台進行的班級為對照組。深入討論學習平台導入對於學生的反思能力、SDGs 問題意識、自主學習效能、提問素養的影響，如下圖 16 所示。

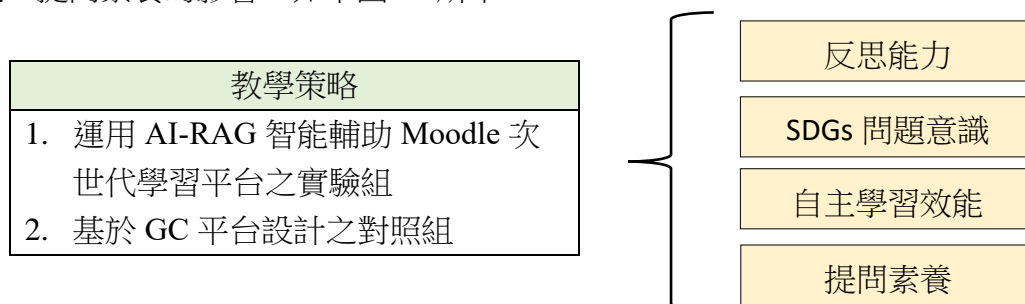


圖16：概念圖(由第一作者繪製)

(二)執行規劃

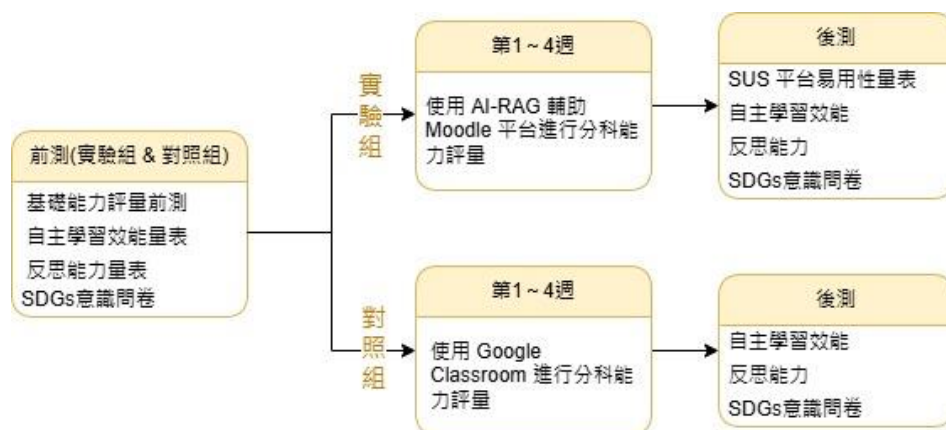


圖17：準實驗研究執行規劃圖(由第一作者製作)

(三)研究對象

施行課程將鎖定各科目與SDGs具直接關聯之單元為教學實驗課程，以台中某中學高中一年級為主，課程選定地理、物理等共計2門課程進行，經與老師們訪談，將以各科目同一位老師的同年級不同班級協助本研究進行，2位老師各選定兩個班級，分為對照組與實驗組。

(四)研究方法與工具

本計畫參考 Gericke et al. (2019)所提之 SDG 量表，以評估學生在環境、社會、經濟知識與態度及行為的可持續意識。該量表針對學生個人對 SDGs 的認知和意識，從理論上和實證上開發了可持續意識問卷(SCQ)。另外，針對反思能力的部分，我們改編了 Anderman and Young (1994)的深層策略量表，用以檢測學生學科能力與反思能力的成長。

四、資料分析方法

為檢驗本研究之教學介入效果與學生學習歷程表現，本研究採用量化與質性並行的混合研究設計(Mixed Methods Research Design)(黃瑞琴, 2021)。

(一)量化資料分析

量化部分使用 JASP 軟體進行統計處理，針對學生在「自主學習效能」、「反思能力」、「SDGs 意識」與「提問能力」等面向之前後測數據，進行以下分析方法，如圖 18：

1. 共變數分析(ANCOVA)：控制前測差異，以檢驗介入效果在後測結果上的顯著性。
2. 變異數分析(ANOVA)：探討實驗組與對照組之間、不同學科間的主效應與交互作用。
3. 成對樣本 t 檢定：用於分析學生在提問能力各構面(如深度、創意性等)從第一週至第四週的進步情形。
4. 描述性統計：呈現 SUS 易用性量表與問卷結果之平均數、標準差、最大值與最小值等資訊。



圖 18：量化資料分析(由第一作者繪製)

(二)質性資料分析

質性部分包括學生學習歷程紀錄、AI 互動截圖、課堂觀察紀錄與教師和學生的訪談資料。分析方法如下圖 19：

1. 訪談對象：共計訪談 2 位任課教師與 8 位實驗組學生。
2. 分析方法：採用主題式內容分析法，依據訪談逐字稿與學習歷程資料，進行編碼、分類與歸納，整理出學生提問行為變化、反思歷程深化與平台使用經驗等主題。

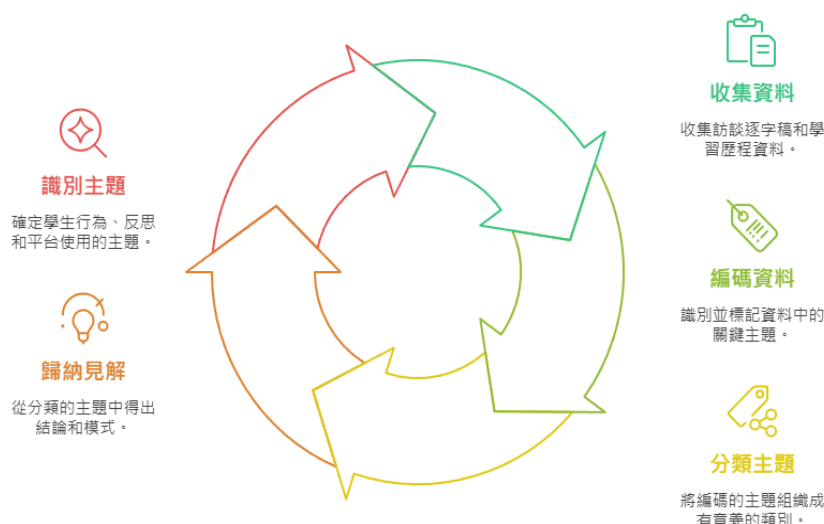


圖 19：質性資料分析(由第一作者繪製)

透過量化結果的統計顯著性與質性資料的行為深描相互對照，本研究得以更全面掌握 AI 教學平台在真實教學現場之應用效益。

伍、研究結果與分析

一、前後測比較分析

本研究從三個學習面向，分別是「自主學習效能」、「反思能力」與「SDGs 意識」，探討 AI 輔助教學介入對高中學生學習成效的影響，並比較兩個科目(物理與地理)在各變項表現上的異同。

(一)自主學習成效

表 3：自主學習效能之共變數分析(由第一作者製作)

ANCOVA - 自主學習效能_後測					
Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	216.346	1	216.346	55.100	< .001
科目	85.175	1	85.175	21.693	< .001
自主學習效能_前測	2638.028	1	2638.028	671.865	< .001
組別 * 科目	48.072	1	48.072	12.243	< .001
Residuals	1550.938	395	3.926		

Note. Type III Sum of Squares

根據表 3 結果顯示，前測表現對學生的自主學習效能後測成績具有極顯著影響 ($F=671.865, p<0.001$)，顯示學生原有的學習基礎是後續學習成效的重要預測因子。然而，即便在前測條件被納入統計模型後，組別 ($F=55.100, p<0.001$) 與科目 ($F=21.693, p<0.001$) 仍呈現顯著主效應，表示 AI 輔助教學對學習成效具實質貢獻，且物理科明顯優於地理。

表 4：自主學習效能之變異數分析(由第一作者製作)

ANOVA - 提升分數

Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	136.773	1	136.773	33.813	< .001
科目	158.131	1	158.131	39.093	< .001
組別 * 科目	83.814	1	83.814	20.720	< .001
Residuals	1601.828	396	4.045		

Note. Type III Sum of Squares

為了進一步驗證組別與科目對學習效能提升的統計差異，我們進行了雙因子變異數分析。表 4 結果顯示，組別主效應顯著($F=33.813, p<0.001$)，證明實驗組顯著優於對照組，此結果支持本研究假設 H3，此結果可能與平台中「學習歷程追蹤模組」與「AI 任務引導提示」功能有關，使學生能清楚掌握進度、調整學習策略，進而強化自我管理與學習動機；科目主效應亦顯著($F=39.093, p<0.001$)，顯示學生在物理的學習成效顯著高於地理。此外，組別與科目的交互作用亦達顯著水準($F=20.720, p<0.001$)，顯示不同組別對不同科目產生的影響並不相同。

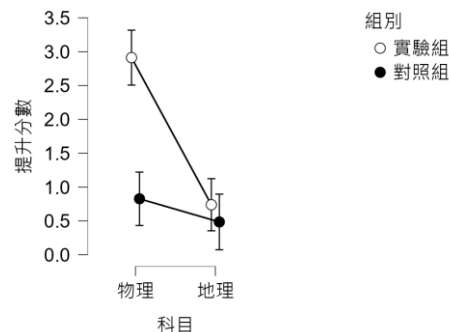


圖 20：自主學習效能之交互作用圖(由第一作者繪製)

從圖 20 中可以看出，實驗組學生在物理科的平均提升分數明顯高於地理科，顯示 AI 輔助教學在物理領域的效果尤為顯著；而對照組則在兩科的表現皆不佳，差異不明顯。我們此現象可能與物理學科的邏輯性與高度結構化有關。物理學習需倚賴嚴謹的問題解決流程與公式應用，AI 輔助教學透過即時提示、步驟回饋與模擬演練，有助於強化學生的學習規劃、自我檢核與目標導向行為。因此，學生在物理領域中更容易透過自主練習提升學習效能，相較之下，地理科雖與生活連結密切，但其內容較為描述性與開放性，可能較難直接導向具體的自主操作行為。

(二)反思能力

表 5：反思能力之共變數分析(由第一作者製作)

ANCOVA - 反思能力_後測 ▼

Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	178.692	1	178.692	43.466	< .001
科目	1.052	1	1.052	0.256	0.613
反思能力_前測	3615.285	1	3615.285	879.406	< .001
組別 * 科目	0.096	1	0.096	0.023	0.878
Residuals	1623.866	395	4.111		

Note. Type III Sum of Squares

由表 5 可以得知，反思能力的前測表現對後測成績具有極顯著的影響($F=879.406, p<0.001$)，再次強調學生原有認知基礎在學習成效中的關鍵作用。在控制此變項後，組別主效應仍達顯著水準($F=43.466, p<0.001$)，顯示 AI 輔助教學能有效提升學生的反思能力。

表 6：反思能力之變異數分析(由第一作者製作)

ANOVA - 提升分數 ▼

Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	248.535	1	248.535	63.998	< .001
科目	3.294	1	3.294	0.848	0.358
組別 * 科目	2.088	1	2.088	0.538	0.464
Residuals	1537.861	396	3.883		

Note. Type III Sum of Squares

為了進一步檢驗上述差異是否具統計意義，我們進行雙因子變異數分析。表 6 結果顯示，僅有組別主效應達顯著水準($F=63.998, p<0.001$)，意即整體而言，**實驗組在反思能力上的提升顯著優於對照組**，此結果驗證假設 H2，此提升可能來自平台內建的「結構化反思模組」，每週學習後引導學生撰寫回顧與檢討，促進他們對學習策略與內容的深度思考。相對地，科目主效應未達顯著($F=0.848, p=0.358$)，表示學生在物理與地理科之間的表現差異不明顯；此外，組別與科目的交互作用亦不顯著($F=0.538, p=0.464$)，顯示實驗組對兩科的影響趨勢一致，無論物理或地理皆有類似的促進效果。

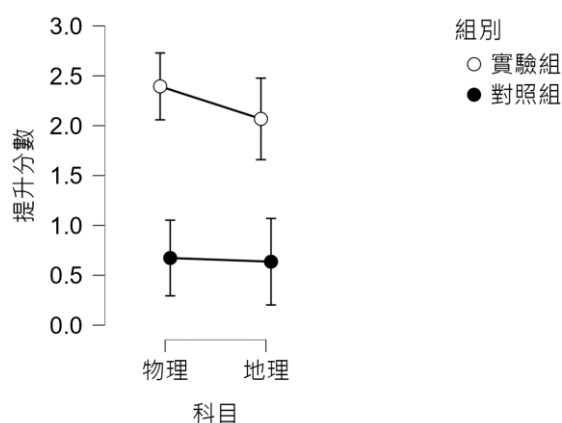


圖 21：反思能力之交互作用圖(由第一作者繪製)

從圖 21 中可見，實驗組在兩科的平均提升皆顯著高於對照組，且兩條線趨勢平行，進一步說明 **AI 輔助教學對學生反思能力的促進具有一致性，並不因學科性質的不同而產生顯著變化**。

(三)SDGs 意識

表 7：SDGs 意識之共變數分析(由第一作者製作)

ANCOVA - SDGs意識_後測

Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	149.698	1	149.698	39.346	< .001
科目	257.535	1	257.535	67.690	< .001
SDGs意識_前測	3389.390	1	3389.390	890.855	< .001
組別 * 科目	50.331	1	50.331	13.229	< .001
Residuals	1502.836	395	3.805		

Note. Type III Sum of Squares

由上表 7 可見，SDGs 意識的前測成績對後測表現具有極顯著影響($F=890.855, p<0.001$)，顯示學生原本對永續發展議題的基礎理解，對其後續學習成效具有高度預測力。在此基礎下，組別主效應($F=39.346, p<0.001$)與科目主效應($F=67.690, p<0.001$)皆達顯著水準，表示 AI 輔助教學顯著提升學生的 SDGs 意識，且地理科顯著優於物理科。

表 8：SDGs 意識之變異數分析(由第一作者製作)

ANOVA - 提升分數 ▼

Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	133.634	1	133.634	32.811	< .001
科目	204.204	1	204.204	50.138	< .001
組別 * 科目	3.168	1	3.168	0.778	0.378
Residuals	1612.831	396	4.073		

Note. Type III Sum of Squares

為了檢驗上述差異是否具統計意義，我們進行了雙因子變異數分析。上表 8 結果顯示，組別主效應達顯著水準($F=32.811, p<0.001$)，代表**實驗組在 SDGs 意識的整體提升顯著高於對照組**，此結果驗證假設 H4，本平台整合 SDGs 跨科教材並引導學生以問題為導向學習實例，搭配 AI 引導解構複雜議題，有助於學生深化對永續議題的理解與參與感；同時，科目主效應亦達顯著水準($F=50.138, p<0.001$)，說明**學生在地理科目的提升顯著高於物理科**。唯兩者之間的交互作用不顯著($F=0.778, p=0.378$)，表示不同組別對兩個科目所造成的影響趨勢一致，未呈現顯著交叉效應。

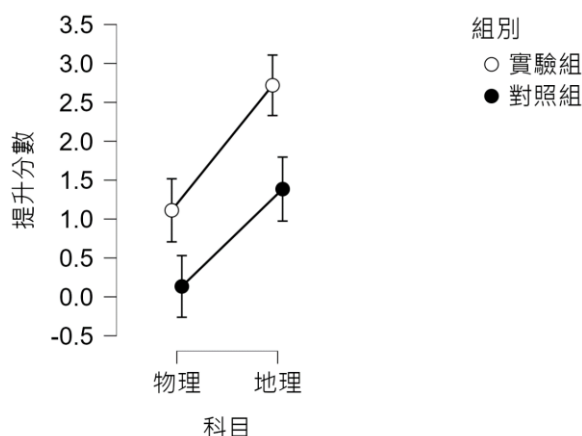


圖 22：SDGs 意識之交互作用圖(由第一作者繪製)

由圖 22 可見，無論在物理或地理科目，實驗組皆表現優於對照組，且兩組均呈現地理高於物理的提升趨勢，顯示「AI 輔助教學」普遍對學生 SDGs 意識具有正面影響，尤其在地理領域效果更為明顯。我們推論因地理科本身即涉及環境、資源、全球議題等主題，與 SDGs 永續發展目標高度契合。**AI 輔助教學若結合實際案例與資料視覺化，更能深化學生在地理科對於 SDGs 核心概念的理解與關注**，而在物理領域則較難自然引入此類議題，因此成效差異顯著。

二、提問能力比較分析

為了驗證實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，提問能力是否有所提升，我們在每週 SDGs 討論議題後都會出一道申論題，請學生向 AI 助手提問並與其互動，得出答案後，截圖並上傳與 AI 助手提問的過程，再請老師對此過程依據評量尺規進行各指標的評分。我們分析實驗組在第一週至第四週於各項度的分數，利用描述統計了解學生在第一週到第四週的表現概況，再利用成對樣本 t 檢定，比較第一週與第四週的數據，檢驗是否有顯著提升。

(一)提問的相關性

表 9：提問的相關性之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼

	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	2.643	3.238	3.310	4.048
Std. Deviation	1.144	0.726	1.093	0.854
Minimum	1.000	2.000	2.000	3.000
Maximum	4.000	4.000	5.000	5.000

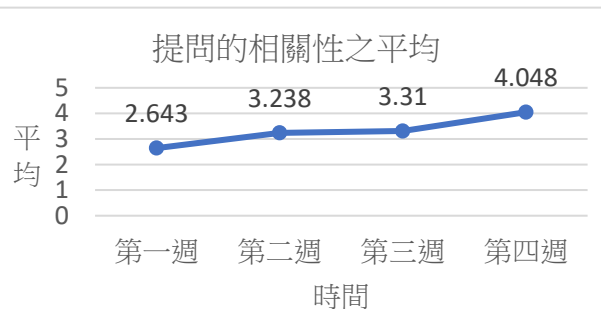


圖 23：提問的相關性之平均變化(由第一作者繪製)

由上圖 23 可知，提問的相關性平均數在第一週為 2.643，第二週為 3.238，第三週為 3.310，第四週為 4.048，顯現出增長趨勢，反映訓練措施對實驗組產生了持續的正面影響。標準差方面，第一週為 1.144，顯示數據分布較為分散；第二週降至 0.726，數據分布最為集中；第三週和第四週分別回升至 1.093 和 0.854，表示隨著進展，數據分布有一定波動但逐漸穩定。此外，最小值由第一週的 1 提升至第四週的 3，最大值由第一週的 4 提升至第三週和第四週的 5，進一步地說明實驗組整體表現逐步提升，分數集中於更高區間。

表 10：提問的相關性之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	t	df	p
第一週	- 第四週	-6.009	41	< .001

Note. Student's t-test.

由上表 10 可知，實驗組的 t 值為 -6.009，自由度為 41，p 值小於 0.001，表示該數據具有高度統計顯著性，顯示實驗組從第一週到第四週進步許多。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「提問的相關性」有大幅度的提升。

(二)提問的深度

表 11：提問的深度之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼

	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	1.952	3.000	3.381	4.119
Std. Deviation	0.854	0.883	1.058	0.803
Minimum	1.000	2.000	2.000	3.000
Maximum	3.000	4.000	5.000	5.000

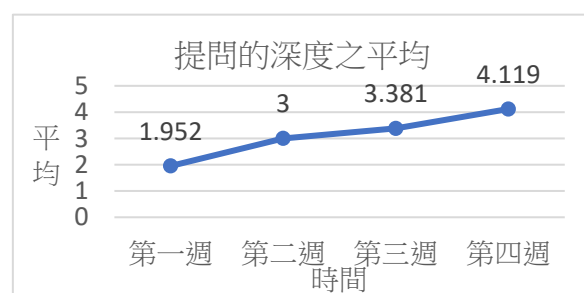


圖 24：提問的深度之平均變化(由第一作者繪製)

由上圖 24 可知，提問的深度平均數在第一週為 1.952，第二週為 3.000，第三週為 3.381，第四週為 4.119，表示實驗組的表現隨時間逐漸提升。標準差從第一週的 0.854 增加到第三週的 1.058，但在第四週降至 0.803，顯示數據分布在初期較為穩定，中期略有波動，最終趨於集中。此外，最小值從第一週的 1 提升至第四週的 3，最大值則由第一週的 3 提升至第三、四週的 5，表明整體分數範圍向高分段移動。這些數據顯現出干預措施對實驗組的表現產生了顯著的正面影響，並促使分數分布更加集中。

表 12：提問的深度之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test ▼				
Measure 1	Measure 2	t	df	p
第一週	- 第四週	-11.624	41	< .001

Note. Student's t-test.

由上表 12 可知，實驗組的 t 值為-11.624，自由度為 41，p 值小於 0.001，表示該差異具有高度統計顯著性，顯現出實驗組的表現從第一週到第四週進步了不少。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「提問的深度」有大幅度的提升。

(三)提問表達的清晰度

表 13：提問表達的清晰度之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics

	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	2.190	2.048	3.476	4.000
Std. Deviation	0.740	0.854	0.969	0.826
Minimum	1.000	1.000	2.000	3.000
Maximum	3.000	3.000	5.000	5.000

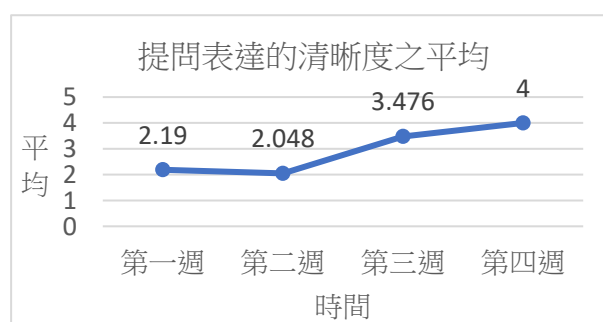


圖 25：提問表達的清晰度之平均變化(由第一作者繪製)

由上圖 25 可知，提問表達的清晰度平均數在第一週為 2.190，第二週為 2.048，第三週為 3.476，第四週為 4.000，顯示實驗組的表現隨時間逐漸改善。標準差從第一週的 0.740 增加至第三週的 0.969，第四週降至 0.826，表明數據分布在第三週略為擴散，最終回到較為穩定的狀態。最小值在第一週和第二週均為 1，從第三週開始提升至 2，第四週進一步提升至 3，而最大值則在第一週和第二週為 3，第三週和第四週達到 5。這表明整體表現範圍隨著時間向更高區間移動。干預措施在第三週後對實驗組產生了明顯的積極影響，整體分數不僅提升，分布也趨於穩定且集中於高分段。

表 14：提問表達的清晰度之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test ▼				
Measure 1	Measure 2	t	df	p
第一週	- 第四週	-10.785	41	< .001

Note. Student's t-test.

由上表 14 可知，實驗組的 t 值為-10.785，自由度為 41，p 值小於 0.001，表示該數據具有高度統計顯著性，顯現出實驗組從第一週到第四週進步了不少。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「提問表達的清晰度」有大幅度的提升。

(四)提問的創意性

表 15：提問創意性之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼				
	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	1.929	2.095	3.571	3.643
Std. Deviation	0.838	0.821	1.039	1.032
Minimum	1.000	1.000	2.000	2.000
Maximum	3.000	3.000	5.000	5.000



圖 26：提問創意性之平均變化(由第一作者繪製)

由上圖 26 可知，提問創意性平均數在第一週為 1.929，第二週為 2.095，第三週為 3.571，第四週為 3.643，顯現出穩定的上升趨勢，表示實驗組的表現逐漸進步。標準差由第一週的 0.838 和第二週的 0.821 在第三週增加至 1.039，第四週略降至 1.032，顯示數據分布在第三週有所擴散，但最終趨於穩定。最小值由第一、二週的 1 提升至第三、四週的 2，最大值則從 3 提升至 5，說明了參與者的表現範圍向高分段集中。這些數據顯示干預措施在第三週後產生了顯著的正面效果，並持續促進表現提升與穩定。

表 16：提問創意性之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test					
Measure 1	Measure 2	t	df	p	
第一週	- 第四週	-8.591	41	< .001	

Note. Student's t-test.

由上表 16 可知，實驗組的 t 值為-8.591，自由度為 41，p 值小於 0.001，表示該差異具有高度統計顯著性，顯現出實驗組的表現從第一週到第四週進步了不少。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「提問創意性」有大幅度的提升。

(五)提問的實用性

表 17：提問的實用性之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼				
	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	2.238	2.952	3.881	4.024
Std. Deviation	1.055	0.795	1.064	0.749
Minimum	1.000	1.000	2.000	3.000
Maximum	4.000	4.000	5.000	5.000

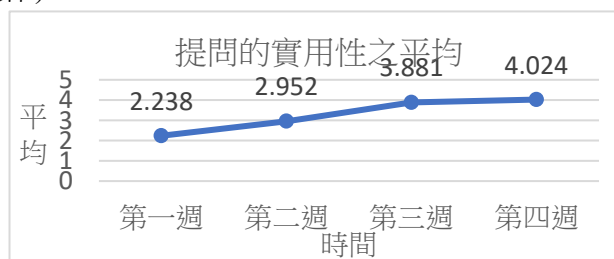


圖 27：提問的實用性之平均變化(由第一作者繪製)

由圖 27 可知，提問的實用性平均數在第一週為 2.238，第二週為 2.952，第三週為 3.881，第四週為 4.024，顯示實驗組的表現隨時間逐步提升。標準差則在第一週為 1.055，第二週降至 0.795，第三週升至 1.064，第四週再降至 0.749，表明數據分布在第三週稍微擴散，最終趨於穩定。最小值在第一、二週為 1，第三週升至 2，第四週提升至 3；最大值在第一、二週為 4，第三、四週達到 5，顯示分數範圍隨著時間向高分段集中。數據顯示干預措施在第二週後效果逐漸顯現，並在第三週後達到顯著提升，最終促使實驗組表現更為穩定且集中於高分區間。

表 18：提問的實用性之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test ▼

Measure 1	Measure 2	t	df	p
第一週	- 第四週	-10.172	41	< .001

Note. Student's t-test.

由上表 18 可知，實驗組的 t 值為-10.172，自由度為 41， p 值小於 0.001，表示該數據具有高度統計顯著性，顯現出實驗組從第一週到第四週進步了不少。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「提問的實用性」有大幅度的提升。

(六)持續提問的能力

表 19：持續提問的能力之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼

	第一週	第二週	第三週	第四週
Valid	42	42	42	42
Mean	1.952	2.667	3.357	3.881
Std. Deviation	0.854	1.074	1.032	0.803
Minimum	1.000	1.000	2.000	3.000
Maximum	3.000	4.000	5.000	5.000

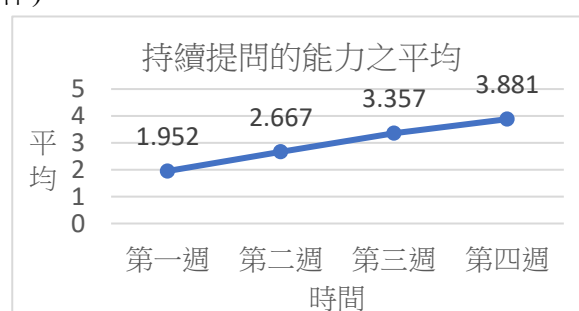


圖 28：持續提問的能力之平均變化(由第一作者繪製)

由上圖 28 可知，持續提問的能力平均數在第一週為 1.952，第二週為 2.667，第三週為 3.357，第四週為 3.881，呈現穩定的增長趨勢，表示實驗組的表現逐漸提升。標準差從第一週的 0.854 增加至第二週的 1.074，第三週略降至 1.032，第四週進一步下降至 0.803，顯示數據分布逐漸趨於集中。最小值在第一週和第二週為 1，第三週升至 2，第四週達到 3；最大值在第一週為 3，第二週為 4，第三、四週達到 5。這表明實驗組的表現範圍隨時間向高分段移動。整體數據顯示，干預措施對實驗組的表現具有積極影響，隨著時間的推移，分數逐漸提高，數據分布也變得更為集中於高分區間。

表 20：持續提問的能力之成對樣本 t 檢定(由第一作者製作)

Paired Samples T-Test ▼

Measure 1	Measure 2	t	df	p
第一週	- 第四週	-10.265	41	< .001

Note. Student's t-test.

由上表 20 可知，實驗組的 t 值為-10.265，自由度為 41， p 值小於 0.001，表示該數據具有高度統計顯著性，顯現出實驗組從第一週到第四週進步了不少。因此我們得出以下結論：實驗組在使用 AI 輔助提問思辨歷程平台後，對 AI 助手提問中的「持續提問的能力」有大幅度的提升。

綜合六個提問面向的分析結果，實驗組在各週訓練後於提問品質有顯著提升，整體支持假設 H1，我們推測平台的「即時 AI 對話機制」可提供學生多輪提問與即時回饋機會，使學生能在反覆互動中學習如何優化問題，提升問題的深度與清晰度。

三、SUS 易用性量表結果分析

表 21：SUS 量表之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼

	Valid	Mean	Std. Deviation	Minimum	Maximum
1.我會願意經常使用這個系統。	42	4.095	0.759	3.000	5.000
2.我覺得這個系統過於複雜。	42	2.000	0.826	1.000	3.000
3.我認為此系統很容易使用。	42	4.048	0.795	3.000	5.000
4.我需要有人幫助才會使用這個系統。	42	2.238	0.790	1.000	3.000
5.我覺得這個系統的各項功能整合得很完整。	42	3.929	0.745	3.000	5.000
6.我覺得這個系統有太多不一致的地方。	42	2.262	0.828	1.000	3.000
7.我想大多數的人應該很快就可以學會使用這個系統。	42	3.929	0.838	3.000	5.000
8.我覺得這個系統使用起來非常麻煩。	42	2.000	0.765	1.000	3.000
9.我很有自信能夠使用這個系統。	42	4.024	0.841	3.000	5.000
10.在開始使用系統之前要先學會很多東西。	42	1.929	0.778	1.000	3.000

由上表 21 可知，系統在易用性方面整體表現良好。正向題目如第 1 題「我會願意經常使用這個系統」的平均分為 4.095，第 3 題「我認為此系統很容易使用」的平均分為 4.048，第 9 題「我很有信心能夠使用這個系統」的平均分為 4.024，顯示使用者對系統的接受度和易用性持高度肯定的態度。此外，第 5 題「我覺得這個系統的各項功能整合的很完整」和第 7 題「我認為大多數人能夠很快學會使用這個系統」的平均分均接近 4，進一步反映出 AI 系統的學習成本較低，且能增強使用者的自信心。

另一方面，負向題目中，第 2 題「我覺得這個系統過於複雜」的平均分為 2.000，第 4 題「我需要有人幫助才能使用這個系統」的平均分為 2.238，第 8 題「我覺得這個系統使用起來非常麻煩」的平均分為 2.000，第 10 題「在開始使用系統之前要先學會很多東西」的平均分為 1.929，說明大部分使用者並不認為該系統過於複雜、使用麻煩或需要外部幫助，這表明系統的操作設計基本符合用戶需求。然而，第 6 題「我覺得這個系統的操作不一致」的平均分為 2.262，提示部分用戶可能感受到系統功能整合性仍有進步空間。

我們得出以下結論，系統的易用性評價高於平均水平，尤其是在操作簡單、易於學習和增強使用者信心等方面表現突出。然而，仍需關注功能整合性和一致性問題，進一步提升使用者的體驗與滿意度。

表 22：SUS 分數之描述統計(由第一作者製作)

Descriptive Statistics

	Valid	Mean	Std. Deviation	Minimum	Maximum
SUS分數	42	73.988	6.581	62.500	92.500

由上表 22 可知，平均分數為 73.988，根據 SUS 的標準，高於平均分數 68，顯示系統的整體可用性被評為「良好」。標準差為 6.249，說明使用者的評價較為集中，分數的波動幅度不大。最低分為 62.5，略低於 SUS 的平均標準，但仍在合理範圍內，代表即使最低評價的使用者也認為系統有一定程度的可用性。而最高分為 92.5，非常接近 SUS 的理論最高分(100)，顯示有些使用者認為系統的可用性極高。我們得出以下結論，系統的可用性整體表現良好，且使用者之間的評價趨於一致。

表 23：SUS 分數之單樣本 t 檢定(由第一作者製作)

One Sample T-Test ▼

	t	df	p
SUS分數	5.897	41	< .001

Note. For the Student t-test, the alternative hypothesis specifies that the mean is different from 68.

Note. Student's t-test.

由上表 23 可知，SUS 分數的 t 值為 5.897，自由度為 41，p 值小於 0.001，表示樣本的平均 SUS 分數顯著不同於 68。因此，我們可以拒絕虛無假設(平均值等於 68)，接受備選假設(平均值不同於 68)。這反映系統在可用性評價上的表現良好，且使用者對其有正面評價，該系統在實際使用中的可用性表現優於一般標準。

四、質性分析

(一)實驗組學生訪談質性分析

我們利用質性分析深入探討學生使用 AI-RAG 智能輔助學習平台的實際經驗，透過收集學生的回饋、學習歷程記錄和教師的觀察，全面了解該平台對學生提問能力、反思深度、自主學習效能等方面的影響。研究過程中，我們針對實驗組學生採用訪談、課堂觀察及內容分析等質性研究方法，深入挖掘學生在不同學科與學習情境下的學習行為、思考過程及對 AI 工具的適應情況，並分析他們對於 AI 輔助學習的接受度，如下表 24 所示。

表 24：實驗組學生訪談質性分析結果(由第二作者製作)

學生使用 AI-RAG 平台過程中的經驗	1.AI 輔助的幫助	大部分學生表示，AI 助手能讓他們快速理解課程內容，特別是在不熟悉的問題上提供建議。學生 A：「我有時候不知道要從哪裡開始寫作業，AI 助手會提示我一些方向，幫我比較快進入狀況。」
	2.反思能力的提升	大部分學生認為，AI 的回饋讓他們更注意自己回答的邏輯和內容是否清楚。學生 B：「以前寫答案就是寫完就交，現在會回頭想想寫得對不對，有沒有漏掉什麼東西。」
	3.提問能力的增長	學生的提問能力從簡單的問題進步為更多細節與分析的問題。學生 C：「AI 會提醒我去注意沒想到的地方，像是『還有什麼資料可以查』之類的，讓我的問題變得更完整。」
學生面臨的挑戰與困難	1.平台操作的適應期	部分學生在剛開始使用時，花了一些時間熟悉平台功能。學生 D：「一開始不太知道怎麼用，像是按錯按鈕就會找不到資料，後來才慢慢熟了。」
	2.AI 回答的品質問題	有學生提到，AI 的回答偶爾會太簡單，需要自己再去補充。學生 E：「有時候問很難的問題，AI 的回答只有一點點，還是要自己再想辦法找答案。」

透過質性資料的整理與分析，我們聚焦於學生在使用平台後的提問能力變化，包括他們如何運用 AI 工具來深化問題的相關性、提升問題的邏輯性和創意性，以及如何在與 AI 的互動中建立批判性思維。透過學習歷程記錄分析，我們觀察到學生逐步學會如何從單純的資訊查詢轉向更具探究性的問題提問，並透過不斷的自我調整和 AI 反饋機制來優化問題結構，進而發展出更高階的提問能力。

在反思深度方面，本研究著重探討學生如何在平台的引導下，進行有條理的學習回顧與自我評估，藉由系統提供的反思模組，學生能夠識別學習盲點、調整學習策略並強化自主學習效能。訪談結果顯示，學生對於反思過程的重視程度逐步提升，他們開始習慣於在完成任務後進行自我檢視，並透過平台提供的回饋來調整下一步的學習計畫。這種能力的培養有助於學生在未來的學習中，能夠更獨立地進行思考與決策，並培養終身學習的習慣。

此外，我們也透過質性分析探索學生對 AI 輔助學習的接受度，發現大多數學生對於 AI 的使用持開放態度，並認為平台提供的個性化回饋、即時輔導及智能問答功能有效提升了學習效率。然而，部分學生表示，在使用初期需要一定的適應期，尤其在如何向 AI 提出高質量問題、如何適應 AI 的回應邏輯方面。教師在訪談中也指出，學生在平台上的使用情況存在個體差異，部分學生能夠積極運用 AI 進行自主學習，而部分學生則依賴於教師的額外引導，這顯示在推廣 AI 輔助學習時，需要根據學生的學習風格提供不同層次的支援。

(二)教師訪談質性分析

本研究採用質性訪談法，針對物理與地理學科的教師進行深入訪談，蒐集老師們對 SDGs 融入課程的經驗與挑戰，並分析他們對 AI 在教學中的應用與影響之看法。資料整理後，透過內容進行質性分析法歸納統整如下表 25。

表 25：教師訪談質性分析(由第二作者製作)

SDGs 融入課程的挑戰與策略	1.學生的學習心態與反思能力不足	兩位教師皆認為，SDGs 涉及的議題較為宏觀，對於尚未建立自主學習能力的學生來說，要引導他們進行深度反思較為困難。因此，大多數教師選擇以介紹的方式，讓學生初步認識 SDGs 的概念，而非進行深入討論。
	2.課程內容與時間限制	地理科教師認為，由於 SDGs 內容已融入課綱，較易結合課程進行教學。例如，透過探究活動讓學生理解糧食浪費等議題。然而，其他科目如物理、生物則因升學壓力與課程進度考量，較難深入探討相關主題。
	3.學科特性影響融入方式	物理科教師表示，在課程中 SDGs 主要融入能源議題，較難涵蓋海洋生態等議題。地理科則認為，生態保育等內容與 SDGs 關聯較大，但課程安排上未必能全面涵蓋所有議題。
	4.學生對問卷與反思活動的適應度	教師指出，部分學生對於開放式問卷不熟悉，特別是低年級學生，他們習慣選擇題，而不擅長文字表達。此外，部分學生因缺乏打字能力，填寫問卷或撰寫反思報告時面臨困難。
AI 在教學現場的應用與影響	1.學生使用 AI 的學習行為變化	兩位教師觀察到，學生逐漸習慣使用 AI 來搜尋答案，甚至直接請 AI 計算數據與繪製圖表。例如，在地理課程中，學生曾使用 AI 生成人口金字塔圖，卻未能察覺 AI 的計算錯誤，顯示學生對 AI 結果的批判性思考仍有待加強。
	2.教師對 AI 應用的看法	(1)教師普遍認為 AI 可作為學習輔助工具，但應避免學生過度依賴。 (2)部分教師認為，可透過問題導向學習(PBL)方式引導學生利用 AI，例如讓學生設計解決 SDGs 議題的方案，而 AI 僅作為輔助工具。
	3.AI 對學生人	訪談結果顯示，學生在面臨問題時，較傾向於向 AI 求助，而

	際互動的影響	非詢問老師或同學。這可能導致人際互動的減少，進一步影響學生同儕之間的溝通與合作能力。
--	--------	--

首先，為提升 SDGs 融入課程的可行性，建議設計更多與 SDGs 相關的探究活動，讓學生透過實際操作來深入理解各項議題。同時，可透過開設選修課程或舉辦課外活動，吸引對 SDGs 有興趣的學生進一步學習與探究。其次，在善用 AI 輔助學習並培養批判思考方面，教師可引導學生在使用 AI 之前先進行獨立思考，再透過 AI 驗證答案，以避免直接複製 AI 生成的內容。最後，為了平衡 AI 使用與人際互動，應鼓勵學生在使用 AI 後與同學或老師進行討論，促進學習交流與深入理解。此外，在課堂上安排更多小組討論或合作學習活動，能夠有效減少學生對 AI 的單向依賴，並增進師生間的互動。

因此，透過質性分析結果顯示，雖然 SDGs 與 AI 在教育現場的應用仍面臨一些挑戰，但透過適當的教學設計與策略，教師能夠顯著提升學生的學習參與度與自主學習能力。

(三)質性觀察與量化結果之對應分析

表 26：質性觀察與量化結果之對應分析(由第二作者製作)

回饋內容	對應假設	支持的量化趨勢
AI 提示我從不同角度思考，讓我知道怎麼提更完整的問題。	H1(提問品質)	<u>實驗組提問深度與相關性顯著提升</u>
每週回顧讓我開始注意自己學習方法有什麼問題。	H2(反思能力)	<u>反思能力後測表現明顯進步</u>
平台進度清楚，我知道我下週要學什麼、做到哪裡了。	H3(自主學習效能)	<u>實驗組在物理科的自主學習得分明顯高於地理</u>
AI 的回覆有時候很簡略，不太夠，還是要自己查資料。	H1(提問深度)	<u>少數學生提問深度成長幅度較小</u>
學生透過 AI 提問能觸發更多課堂討論，特別是地理課。	H4(SDGs 素養)	<u>地理科 SDGs 意識後測顯著優於對照組</u>

陸、 討論

一、研究過程面臨的困難

- (一)技術開發與系統效能挑戰：研究初期在系統的技術開發與部署階段遇到困難，包括對 Azure 調用與 AI 模型微調的不熟悉、解決 Moodle 外掛無法正常運作的問題，以及缺乏伺服器管理知識導致網站初期建置與部署時遇到版本不相容、權限錯誤等問題。此外，伺服器硬體性能不足導致系統在預期使用者數量下出現加載緩慢與查詢超時的效能問題。
- (二)跨科教材整合困難：在準備將 SDGs 與高中學科知識整合的教學教材時，因初期缺乏足夠的學科相關知識與教育經驗，導致教材共編過程遭遇瓶頸，需與校內老師合作進行多次討論與改進。
- (三)數據分析方法掌握不足：研究團隊在進行資料分析時，對於 t 檢定、描述統計等方法應用不夠熟悉，對正態分布檢驗與匹配樣本理解不足，導致解讀統計數據並結合實驗結果感到吃力，影響分析進度並需多次調整。
- (四)實際應用中觀察到的潛在問題：儘管整體結果為正向，但在實際應用中觀察到一些預期之外的現象，包括部分學生可能對 AI 回饋產生依賴性，導致提問品質提升不明顯；某些科

目的反思能力提升幅度低於預期；學生在使用系統初期面臨介面操作的適應期挑戰；以及部分學生直接複製 AI 回覆，未能達到引導深度思考的目標。

二、AI-RAG 系統之 SWOT 分析

我們利用 SWOT 分析，檢視 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統的優勢、劣勢、機會和威脅，如下表 27 所示。

表 27：SWOT 分析表(由第二作者製作)

	對達成目標有利的	對達成目標有害的
	Strength 優勢	Weakness 弱勢
內部環境	<ol style="list-style-type: none"> 1. 個性化學習：微調 OpenAI 模型，根據學習者需求調整回應，提升互動與學習效果。 2. 穩定的技術基礎：基於 Moodle 架構，具穩定性、靈活性，易於擴展與整合。 3. 成本效益：Azure 微調功能優化特定領域應用，降低教學人力需求，提高回應精準度。 4. 數據驅動改進：Moodle 記錄學習進度，提供數據視覺化，助於優化教學策略。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 伺服器穩定性與延遲：用戶增長可能導致延遲與負載問題，影響使用者體驗。 2. AI 回應侷限性：即使經過微調，仍可能出現不準確或不符合上下文的回應，影響學習效果。 3. 無法滿足高階學習需求：AI 無法完全取代專家教學，對於深度知識的分析與指導仍有不足。
	Oppotunity 機會	Threat 威脅
外部環境	<ol style="list-style-type: none"> 1. 教育科技市場需求增加：線上教育普及，促使高效自學平台需求增加，帶來潛在市場機會。 2. 目標市場擴展：微調模型可優化不同語言與主題，適用於職場等多元應用。 3. 整合新技術：引入 VR、AR 等交互技術，提升學習體驗與平台吸引力。 4. 企業合作：與教育機構或企業聯手，提供定制化培訓，擴大商業價值與市場影響力。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 市場競爭激烈：Coursera、Udemy 等平台已成熟，如何突顯優勢成為挑戰。 2. 技術變革風險：AI 更新迅速，需持續投入資源升級模型，以維持競爭力。 3. 隱私與數據安全問題：學習者數據收集與儲存需確保安全性，以避免信任危機與法律問題。 4. 高運營成本：Azure 微調與模型運行需高效能資源，隨用戶增加可能面臨更高雲端成本。

三、系統應用建議與改進方向

基於本研究在 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台實際應用後的研究發現、質性觀察與使用者回饋，為進一步優化系統功能與教學應用效益，提出以下建議與改進方向：

- (一)應對學生潛在依賴性與強化自主性：針對質性研究中觀察到部分學生可能對 AI 輔助產生一定程度依賴性的現象，建議未來平台可**整合學習自律管理模組**。透過設計更明確的**任務驅動(Task-Driven)**或**目標導向(Goal-Oriented)**學習流程，引導學生在使用 AI 輔助工具前，先進行獨立思考、資訊檢索或完成基礎任務。例如，要求學生先嘗試回答問題的關鍵部分，再尋求 AI 協助精煉或補充。此機制旨在鼓勵學生保有主動探究的精神，平衡對 AI 提供的便利性，進而培養更深層的批判性判斷能力，呼應本研究提升自主學習效能的目標。
- (二)持續提升學生提問品質與深度：儘管研究結果已證實平台能顯著提升學生多面向的提問品質，但為減少提問品質較低或僅停留在表面層次的個案，建議**精進 AI 提問輔助的引導**

機制。除了現有的直接回應，可加入**提問優化功能**，當學生輸入提問時，AI 先不直接給予完整答案，而是引導學生思考如何使問題更具體、清晰、或從不同角度切入。同時，建議教師在課程中**示範與分析高品質提問範例**，並設計搭配 AI 小助手的提問演練活動，藉由人機協作與教師引導，深化學生對問題本質的理解與提問技巧的掌握，以進一步強化高層次思維的發展。

(三)優化使用者經驗與降低操作門檻：本研究使用 SUS 量表評估顯示平台整體可用性良好，但也發現部分使用者在初期面臨操作適應期挑戰。為持續提升使用者體驗，建議**進一步優化平台的介面設計與導引流程**，使其更直觀易懂。提供**豐富且易於取得的使用教學資源**，例如操作示範影片或互動式導覽，能有效降低學生及教師初次使用時的學習曲線，確保平台功能的潛力得以充分發揮。

(四)促進 AI 輔助下的合作學習與師生互動：有觀察指出，學生可能傾向單獨與 AI 互動，減少與同學或教師的交流。為避免 AI 輔助學習演變為孤立的個人操作，建議在教學設計中**策略性地融入更多小組討論與合作學習活動**。例如，可以設計讓學生先利用 AI 獨立探索問題，然後在小組內分享、比較 AI 的回應，並共同建構更全面的理解或解決方案。此外，鼓勵學生在與 AI 互動後向教師提問或尋求釐清，能增進師生互動深度。這些方式有助於平衡 AI 輔助與人際互動，培養學生的溝通、協作能力，並從多元視角進行思辨。

透過上述建議方向的實踐，本研究開發的 AI-RAG 智能輔助 Moodle 平台將能更有效地融入教學現場，克服潛在挑戰，並持續發揮其在提升學生自主學習、反思能力、提問素養及 SDGs 意識方面的價值。

四、潛在的挑戰與機遇

本研究開發並實證 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台，展現其在提升學生提問素養、自主學習效能、反思能力及 SDGs 意識方面的潛力。然而，在將此平台從研究場域推廣至更廣泛的教育應用過程中，仍面臨一些潛在的挑戰，同時也蘊含著重要的發展機遇。

(一) 優化使用者經驗與確保系統穩定性

1.挑戰：儘管 SUS 量表評估顯示平台整體可用性達到「良好」標準(平均分數 73.988)，顯著高於平均值 68.4，且大部分使用者回饋正面，但研究過程與質性訪談仍指出學生在**初期存在操作適應期挑戰**，部分使用者感受到**功能操作可能存在不一致之處**。此外，研究中也面臨**伺服器硬體性能不足導致加載緩慢**的問題，若用戶數量增加，系統穩定性與延遲問題可能影響使用者體驗。

2.機遇：基於 Moodle 開放且模組化的架構，平台具備良好的擴充與整合潛力。未來可透過**優化介面設計、強化使用教學與導引流程(如提供示範影片)**，降低學習門檻。針對伺服器效能問題，計畫轉向**雲端部署結合 Ollama 與 Chromadb**，旨在提升運行效率與穩定性，提供更流暢的使用者經驗。

(二) 平衡 AI 輔助與自主學習，深化教育模式轉型

1.挑戰：研究發現 AI 平台能有效提升學生的關鍵能力，體現 AI 在教育轉型中的潛力。然而，質性分析也觀察到部分學生可能**對 AI 產生依賴性**，傾向直接擷取 AI 回應而非深入思考。教師亦面臨如何引導學生**有效利用 AI 而非照抄答案**，以及 AI 輔助可能**減少學生間的人際互動**的挑戰。

2.機遇：本研究已為 AI 融入 SDGs 教學、促進學生高層次思維發展提供了實證基礎。未來可透過設計更明確的**任務驅動與目標導向學習機制**，並引入**學習自律管理模組**，鼓勵學生在與

AI 互動前先進行獨立思考與判斷，平衡依賴性。同時，強化**教師數位教學培訓**，指導教師如何設計結合 AI 的合作學習活動，促進學生在 AI 輔助下的同儕交流與深度討論，使 AI 成為**轉化教學模式**、而非取代人際互動的工具。

(三) 技術永續發展、擴充與市場定位

1. **挑戰**：教育科技市場競爭激烈，平台需持續技術升級以維持競爭力。目前系統基於雲端 Azure AI 的部署產生較高運行成本，且 AI 回應品質仍有精進空間，偶爾可能出現不精準或籠統的回應。
2. **機遇**：本研究證明了 AI-RAG 技術在提升特定學習成效(尤其是提問能力)方面的有效性，這構成本平台的核心競爭優勢。未來計畫採用的**地端部署結合向量資料庫**可望顯著降低長期成本並提升回應精準度。**新增提問優化機制**將進一步提升 AI 輔助的教學價值。平台展現的潛力也為**擴展目標市場**(如企業培訓)及**整合其他新技術**(如 VR/AR)提供了可能性。持續在**數據安全與隱私保護**方面投入資源，建立使用者信任，將是市場推廣的關鍵基礎。

柒、 結論

一、結論

表 28：研究目的是否達成(由第一作者製作)

研 究 目 的	是 否 達 成
建構 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統	是
設計並導入結合 SDGs 核心議題的跨科教學教材至 AI 平台	是
透過準實驗設計驗證平台在高中課程中的成效	是
提升學生之提問品質、自主學習效能、反思能力與 SDGs 意識成長	是
使用 SUS 系統易用性量表，評估平台的可用性與未來擴充性	是

- (一)本研究成功**建構了具備 AI 提問輔助、反思回饋及學習歷程追蹤模組的次世代學習平台**。同時，研究團隊克服了教材整合的挑戰，**成功設計並將結合聯合國永續發展目標(SDGs)核心議題的跨科教學教材導入至此 AI 平台**，使其能夠應用於實際教學情境。
- (二)透過在高中一年級學生中實施的準實驗設計，**本研究有效地驗證了 AI-RAG 智能輔助 Moodle 平台在實際高中課程中的學習成效**，並將其與使用 Google Classroom 的對照組進行比較。
- (三)研究的量化分析結果明確顯示，即使在控制學生原有基礎後，使用 AI-RAG 平台的實驗組學生在**自主學習效能、反思能力以及 SDGs 意識等關鍵學習成效指標上**，均表現出**統計上顯著且更大幅度的提升**。這有力地支持了本研究關於平台能正向提升學習成效的研究假設(H2,H3,H4)。研究也觀察到，平台對自主學習效能的助益在邏輯性較強的物理學科中尤為明顯，而對 SDGs 意識的提升則與地理學科內容的契合度高度相關。
- (四)針對提升學生提問能力的目標，研究發現在經過四週的平台使用與互動後，**實驗組學生在提問的相關性、深度、清晰度、創意性、實用性以及持續提問能力等六個面向的提問品質上**，均展現出**高度統計顯著的進步**，成功驗證了假設 H1。質性分析進一步印證，平台內建的 AI 小助手透過即時且多輪次的互動，確實幫助學生學習如何優化提問，深化思辨歷程。
- (五)本研究使用 SUS 系統易用性量表及使用者回饋，評估了 **AI-RAG 平台的可用性與未來擴充性**。量化結果顯示，**系統的整體易用性平均分數為 73.988**，此分數顯著高於 SUS 量表

的平均標準 68($p<0.001$)，表明系統的可用性被評價為「良好」。質性回饋也多對平台的學習輔助功能持正面態度。雖然使用者經驗回饋中提及初期的操作適應挑戰，但平台基於 Moodle 的模組化與開放式架構提供了良好的擴充與整合潛力，而未來計畫中的技術優化(如地端部署、AI 提問優化)也將進一步提升使用者體驗與效率。

總結來說，本研究成功地依循既定目標，開發、導入並實證了 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台在高中 SDGs 相關課程中的應用。研究結果明確顯示，該平台不僅具備良好的系統可用性，更能有效提升學生的自主學習效能、反思能力、SDGs 意識，特別是顯著改善其多面向的提問素養。這些發現為未來教育科技如何整合 AI 技術以促進學生高層次思維發展與素養培育，提供了寶貴的實證支持與實踐經驗。

二、未來展望

基於本研究的實證結果與過程觀察，未來將針對 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習平台進行以下優化與擴充，以提升系統效益並應對潛在挑戰：

(一)AI 系統建置與運行模式的優化(技術可行性與成本效益考量)

目標：降低營運成本並提升系統回應效率與精準度

執行方案：考慮從目前的雲端 Azure AI 部署轉向地端部署。具體規劃是利用 Ollama 搭配高效能伺服器，以實現在地運行。這將大幅減少長期產生的雲端費用，確保系統的永續性。同時，將進一步整合 Chromadb 作為向量資料庫，以儲存和檢索學科內容，藉此提高查詢效率，使 AI 的回應能更精準地符合學科內容與學生需求。此方案是為了解決目前因雲端使用產生的費用考量，並提升系統效能，是基於研究過程對硬體與加載速度觀察後的具體技術調整。

(二)AI 提問輔助機制的精進(提升學生提問品質)

目標：進一步提升學生的提問素養與高層次思考能力

執行方案：在現有的 AI 直接回應模式基礎上，新增提問優化機制。當學生輸入初始提問後，AI 將先對該提問進行分析與引導，例如提示學生將問題變得更具體、清晰，減少模糊或籠統的內容。例如，若學生提問「氣候變遷有什麼影響？」，AI 會引導優化為「氣候變遷如何影響台灣的農業發展？有哪些具體數據支持？」。這個多輪次的優化過程旨在訓練學生結構化提問，從而促使 AI 產生更精確的回應，進一步深化學生的批判性思維與學習成效。此方案直接回應了研究目的中提升提問能力的部分，並基於實驗組提問品質顯著提升的結果。

(三)導入學習自律管理模組(應對學生依賴性挑戰)

目標：協助學生平衡對 AI 輔助的依賴，強化自主學習能力

執行方案：基於質性研究中觀察到部分學生可能對 AI 產生依賴性，未來系統將加入學習自律管理模組。透過設計任務驅動(Task-Driven)與目標導向(Goal-Oriented)的學習機制，引導學生在與 AI 互動前先進行獨立思考或完成特定前置任務。例如，要求學生在向 AI 提問前，先自行查閱基礎資料並記錄關鍵字，或先嘗試回答問題再尋求 AI 的輔助，以培養其批判性判斷能力與主動探究精神。

(四)強化教師數位教學培訓與平台應用指導

目標：協助教師適應 AI 融入教學的角色轉變，並充分利用平台功能

執行方案：針對教師提供數位化教學培訓，內容包含如何設計與 SDGs 相關的探究活動、如何引導學生有效利用 AI 而非照抄答案、如何解讀平台提供的學習歷程數據、以及如何運

用平台功能促進小組討論與同儕互動。同時，優化平台的使用教學與導引流程，提供操作示範影片，降低教師和學生初期的操作適應挑戰。此方案旨在解決研究過程和訪談中發現的教師對 AI 應用看法與學生操作適應問題，確保平台能被有效整合至教學實踐中。

透過上述具體的未來展望與執行方案，本研究開發的 AI-RAG 智能輔助 Moodle 平台將能持續優化，更有效地支持高中階段學生的自主學習、反思能力、提問素養及 SDGs 意識的提升，並為教育科技的發展提供更多實踐依據。

捌、 參考文獻

- Anderman, E. M., & Young, A. J. (1994). Motivation and strategy use in science: Individual differences and classroom effects. *Journal of research in science teaching*, 31(8), 811-831.
- Arantes, L., & Sousa, B. B. (2025). The Sustainability Consciousness Questionnaire: Validation Among Portuguese Population. *Sustainability*, 17(1), 305.
- Bandura, A. (2006). Guide for constructing self-efficacy scales. *Self-efficacy beliefs of adolescents*, 5(1), 307-337.
- Brooke, J. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Castro, F., Vellido, A., Nebot, A., & Mugica, F. (2007). Applying data mining techniques to e-learning problems. In *Evolution of teaching and learning paradigms in intelligent environment* (pp. 183-221). Springer.
- Chin, C., & Brown, D. E. (2002). Student-generated questions: A meaningful aspect of learning in science. *International Journal of Science Education*, 24(5), 521-549.
- Cook, T. D., Campbell, D. T., & Day, A. (1979). *Quasi-experimentation: Design & analysis issues for field settings* (Vol. 351). Houghton Mifflin Boston.
- Creswell, J. W., & Clark, V. L. P. (2017). *Designing and conducting mixed methods research*. Sage publications.
- Descartes, R. (2024). *Discourse on the Method* (Vol. 3).
- Dong, C. (2023). How to build an AI tutor that can adapt to any course and provide accurate answers using large language model and retrieval-augmented generation. *arXiv preprint arXiv:2311.17696*.
- Garigliotti, D. (2024). SDG target detection in environmental reports using Retrieval-augmented Generation with LLMs. Proceedings of the 1st Workshop on Natural Language Processing Meets Climate Change (ClimateNLP 2024),
- Gericke, N., Boeve-de Pauw, J., Berglund, T., & Olsson, D. (2019). The Sustainability Consciousness Questionnaire: The theoretical development and empirical validation of an evaluation instrument for stakeholders working with sustainable development. *Sustainable Development*, 27(1), 35-49.
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Juhasz, M., Dutia, K., Franks, H., Delahunty, C., Mills, P. F., & Pim, H. (2024). Responsible retrieval augmented generation for climate decision making from documents. *arXiv preprint*

arXiv:2410.23902.

- Lewis, J. R. (2018). The system usability scale: past, present, and future. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 34(7), 577-590.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W.-t., & Rocktäschel, T. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. *Advances in neural information processing systems*, 33, 9459-9474.
- Li, Z., Yazdanpanah, V., Wang, J., Gu, W., Shi, L., Cristea, A. I., Kiden, S., & Stein, S. (2025). TutorLLM: Customizing Learning Recommendations with Knowledge Tracing and Retrieval-Augmented Generation. *arXiv preprint arXiv:2502.15709*.
- Marche, S. (2022). The college essay is dead. *The Atlantic*, 6, 2022.
- Midgley, C., Anderman, E., & Hicks, L. (1995). Differences between elementary and middle school teachers and students: A goal theory approach. *The Journal of Early Adolescence*, 15(1), 90-113.
- Ogishima, H., Ito, A., Kajimura, S., & Himichi, T. (2023). Validity and reliability of the Japanese version of the sustainability consciousness questionnaire. *Frontiers in Psychology*, 14, 1130550.
- Petsimeris, C., Salta, K., & Koulougliotis, D. (2024). Measuring Sustainability Literacy: Adaptation and Factor Analysis of the Sustainability Consciousness Questionnaire Among Greek Adults. *Conference Proceedings. The Future of Education 2024*,
- Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *Wiley interdisciplinary reviews: Data mining and knowledge discovery*, 10(3), e1355.
- Stokel-Walker, C. (2022). AI bot ChatGPT writes smart essays - should professors worry? *Nature*. <https://doi.org/10.1038/d41586-022-04397-7>
- Stone, B. (2022). Anti-cheating education software braces for AI chatbots. *Bloomberg*. Available online: <https://www.bloomberg.com/news/newsletters/2022-12-14/anti-cheating-education-software-braces-for-chatgpt> (accessed on 12 April 2023).
- Swacha, J., & Gracel, M. (2025). Retrieval-Augmented Generation (RAG) Chatbots for Education: A Survey of Applications. *Applied Sciences*, 15(8), 4234.
- Ulfert-Blank, A.-S., & Schmidt, I. (2022). Assessing digital self-efficacy: Review and scale development. *Computers & Education*, 191, 104626.
- 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(1), 1-27.
- Zhai, W. (2024). Self-adaptive Multimodal Retrieval-Augmented Generation. *arXiv preprint arXiv:2410.11321*.
- 黃瑞琴. (2021). 質性教育研究方法. 心理.

【評語】 052707

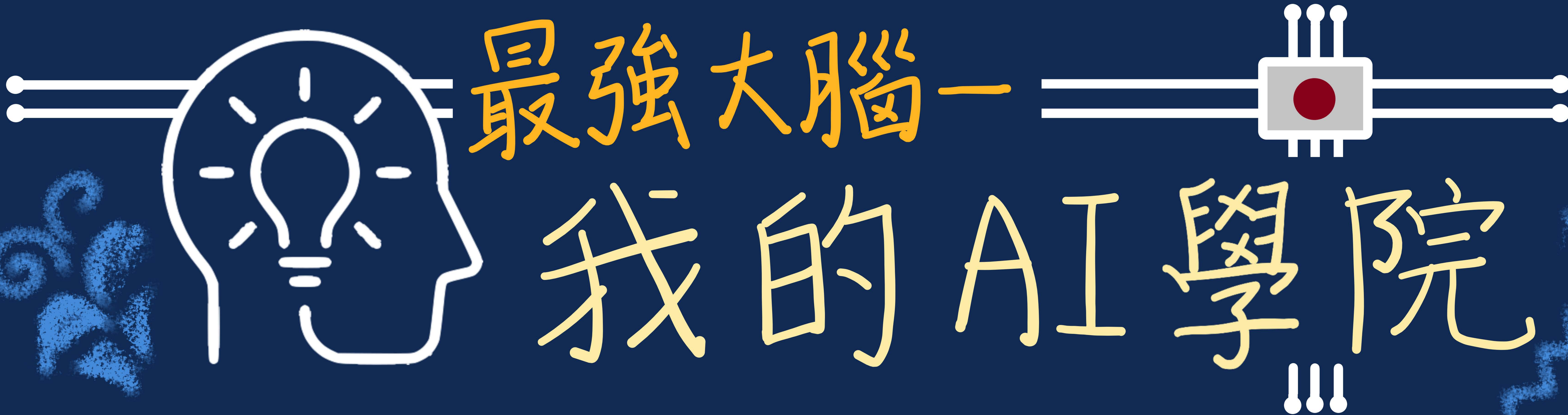
本研究結合 RAG 技術與 Moodle 平台進行創新型教學研究，目的在提升高中學生的提問能力、反思能力、自主學習效能及 SDGs 素養。研究具備完整的理論基礎與多元量化指標，並透過準實驗設計驗證系統成效，實驗組在各項學習表現上皆顯著優於對照組。本作品不僅技術實作到位，更突顯 AI 在素養導向學習中的應用潛力，展現高水準的跨域整合與實證研究能力，未來具有進一步商轉與教育推廣的潛力。本作品不僅技術實作到位，更突顯 AI 在素養導向學習中的應用潛力，展現高水準的跨域整合與實證研究能力，未來具有進一步商轉與教育推廣的潛力。

以下提供作者未來可進一步思考與修改的建議：

1. 於過往的研究，本研究的 AI 操弄可預期會帶來正面的功效，因此對於對照組同學的學習權益，應有更多倫理層面的考量。具體來說，本研究應注意到以下幾點研究倫理的議題：如何決定實驗組和對照組的班級？對於不願意參加本研究的同學，如何兼顧其受教權？
2. 雖提問、反思、自主學習三構面均有操作化定義，但在理論架構圖中三者的交互作用仍屬「並列」，可嘗試建構更完整的因果關係模型來佐證其關聯性。

3. 建議強化「素養導向 AI 學習系統」的定義與理論依據，明確說明與過去「補充教材型 AI 系統」有何差異。
4. 在結果分析比較的部分，可注意兩組的比較，是否可區分 AI 帶來的效果是在認知能力或是情意層面(如：動機、興趣)的提升？
5. 對於學習成效的評估，是否有標準化測驗的分數可加以佐證？
6. 對於提問能力的評估，是否會有熟悉研究假設/操弄之老師的主觀影響？
7. 對於所採用之三份標準化量表，可提供題目在報告中，有助於呈現這三個依變項的具體定義。
8. 選擇地理與物理兩個科目，是否有特定的原因？科目的屬性也可能影響提問，如結果所呈現，兩個科目的結果表現也有所不同，未來也可藉此形成科學性的研究假設，進一步設計實驗來驗證。

作品海報



摘要

本研究開發AI-RAG智能輔助Moodle學習系統，結合AI技術與SDGs教育，強化學生的提問、反思與自主學習能力。系統提供即時回饋與學習分析，導入中學課程後，實驗組學生在各項素養表現顯著優於對照組。未來將持續優化AI回應品質與平台功能，推進素養導向教學。

研究動機

近年聯合國提出「2030永續發展目標」(SDGs)，涵蓋貧窮、氣候行動與性別平權等17項目標，期望全球共同面對環境、經濟與社會挑戰。然而，台灣108課綱未將SDGs納入核心內容，使教師需額外投入時間將其融入課程，具實務挑戰。本研究認為，應積極善用AI技術以輔助學生學習，而非僅關注其潛在風險。AI具備理解與回應人類需求的能力，有助提升學生的自主學習、提問與反思能力。為此，我們建置一套結合RAG技術與Moodle平台的AI輔助學習系統，透過即時回饋與學習歷程分析，幫助學生深化對SDGs的理解並發展高層次思維，同時也協助教師提升教學效能。

研究目的

- (一) 建構具備AI提問輔助、反思回饋及學習歷程追蹤模組的次世代學習平台。
- (二) 設計並導入結合SDGs核心議題的跨科教學教材至AI平台。
- (三) 透過準實驗設計驗證平台在高中課程中的成效，比較使用本平台(實驗組)與使用Google Classroom(對照組)的學生學習成效差異。
- (四) 分析AI平台互動頻率與學生提問品質、自主學習效能、反思能力及SDGs意識成長幅度之間的關聯。
- (五) 評估平台的可用性與未來擴充性，使用SUS系統易用性量表與使用者回饋。

研究假設

表1：研究假設(由第二作者製作)

編號	自變項	依變項	假設方向	零假設 H ₀	對立假設 H ₁
H1	學習模式	提問品質(深度、廣度、反思性)	正向	兩組學生之提問品質成長幅度無差異。	AI-RAG 組提問品質成長幅度顯著高於GC組。
H2	學習模式	批判思考能力(CCTST 或量表前後測)	正向	兩組批判思考能力成長無差異。	AI-RAG 組批判思考能力成長顯著高於GC組。
H3	學習模式	自主學習效能(自我調控策略、學習動機量表)	正向	兩組自主學習效能成長無差異。	AI-RAG 組自主學習效能成長顯著高於GC組。
H4	學習模式	SDGs 素養(概念知識+議題態度)	正向	兩組 SDGs 素養成長無差異。	AI-RAG 組 SDGs 素養成長顯著高於 GC 組。

系統開發

一、系統開發與平台架設

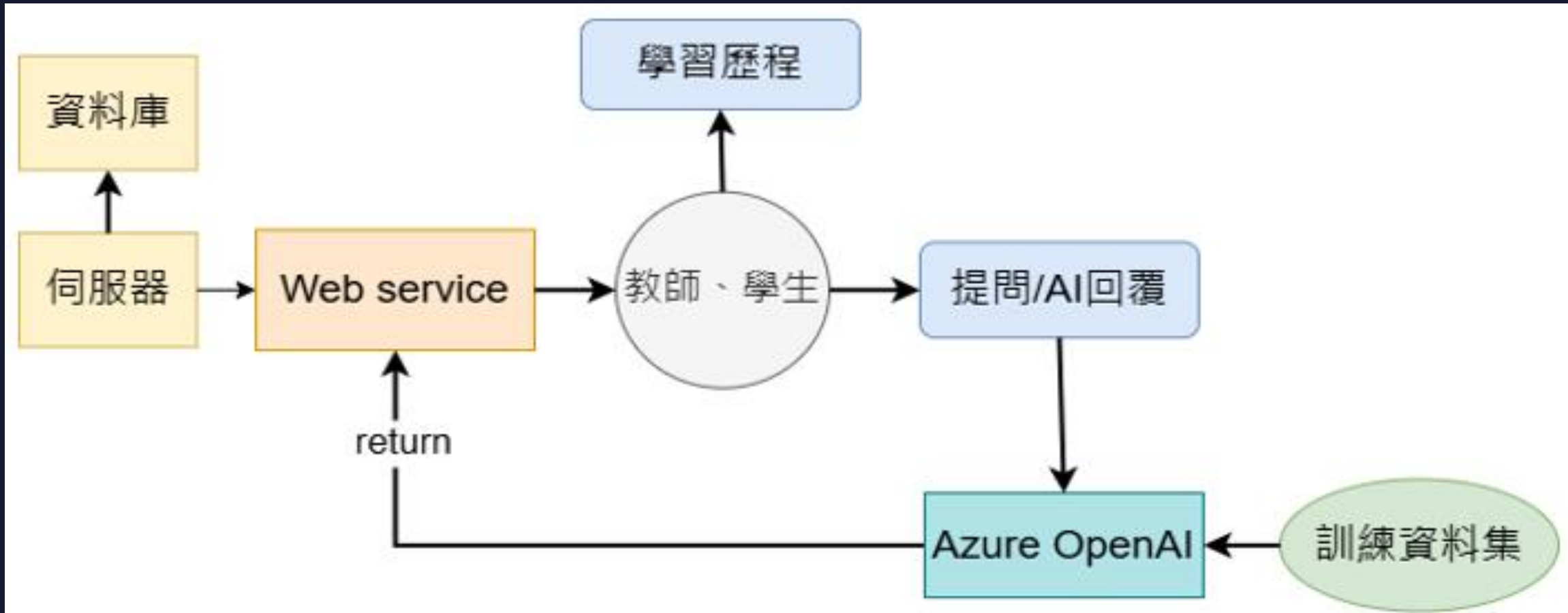


圖1：系統架構圖(由第二作者繪製)

二、系統介面與功能

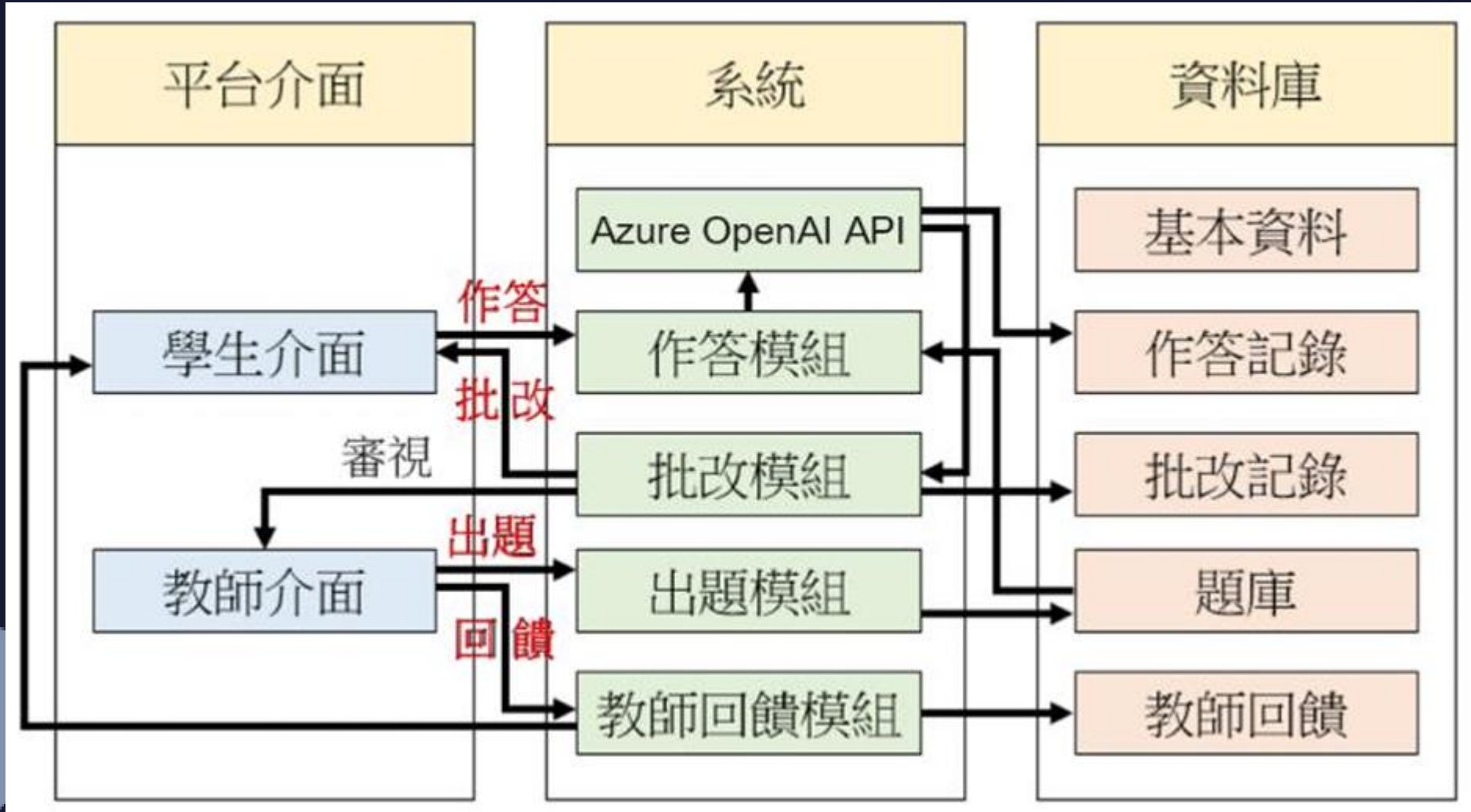


圖2：Web介面提問歷程模組功能(由第一作者繪製)

1.課程概觀：在登入系統後，會看到已加入的課程

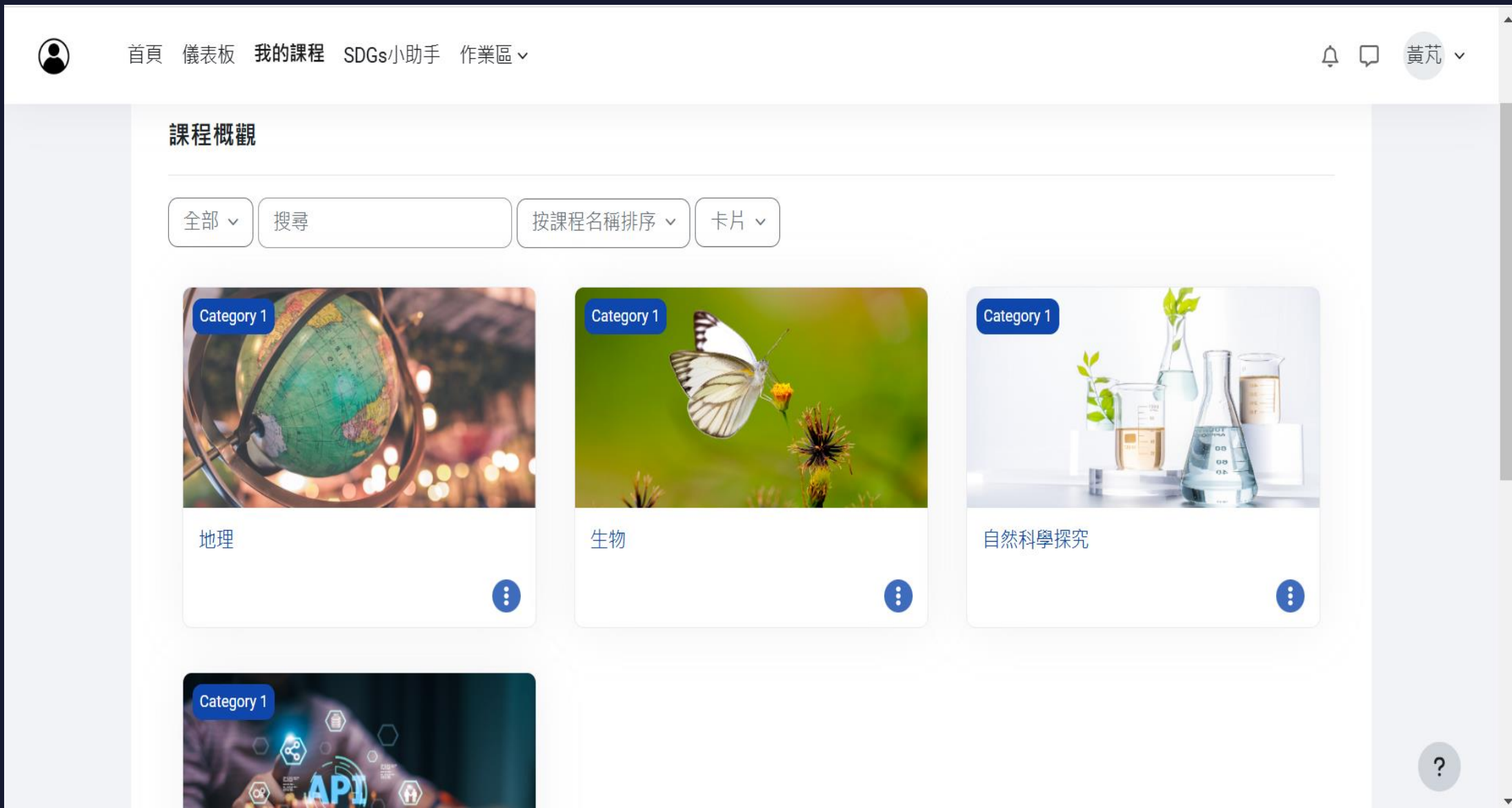


圖3：平台介面(課程概觀)(由第二作者截圖)

2.每週進度：點選課程，會看到每週的SDGs議題、簡報、作業與後測



圖4：平台介面(每週教材進度)(由第二作者截圖)

3.作業：學習完每週的SDGs議題教材後，學生需要作答選擇題與申論題作業，而申論題可運用平台介面右方的AI小助手



圖5：平台介面(學生作業)(由第二作者截圖)



圖6：平台介面(AI小助手)(由第二作者截圖)

研究方法

一、研究架構圖

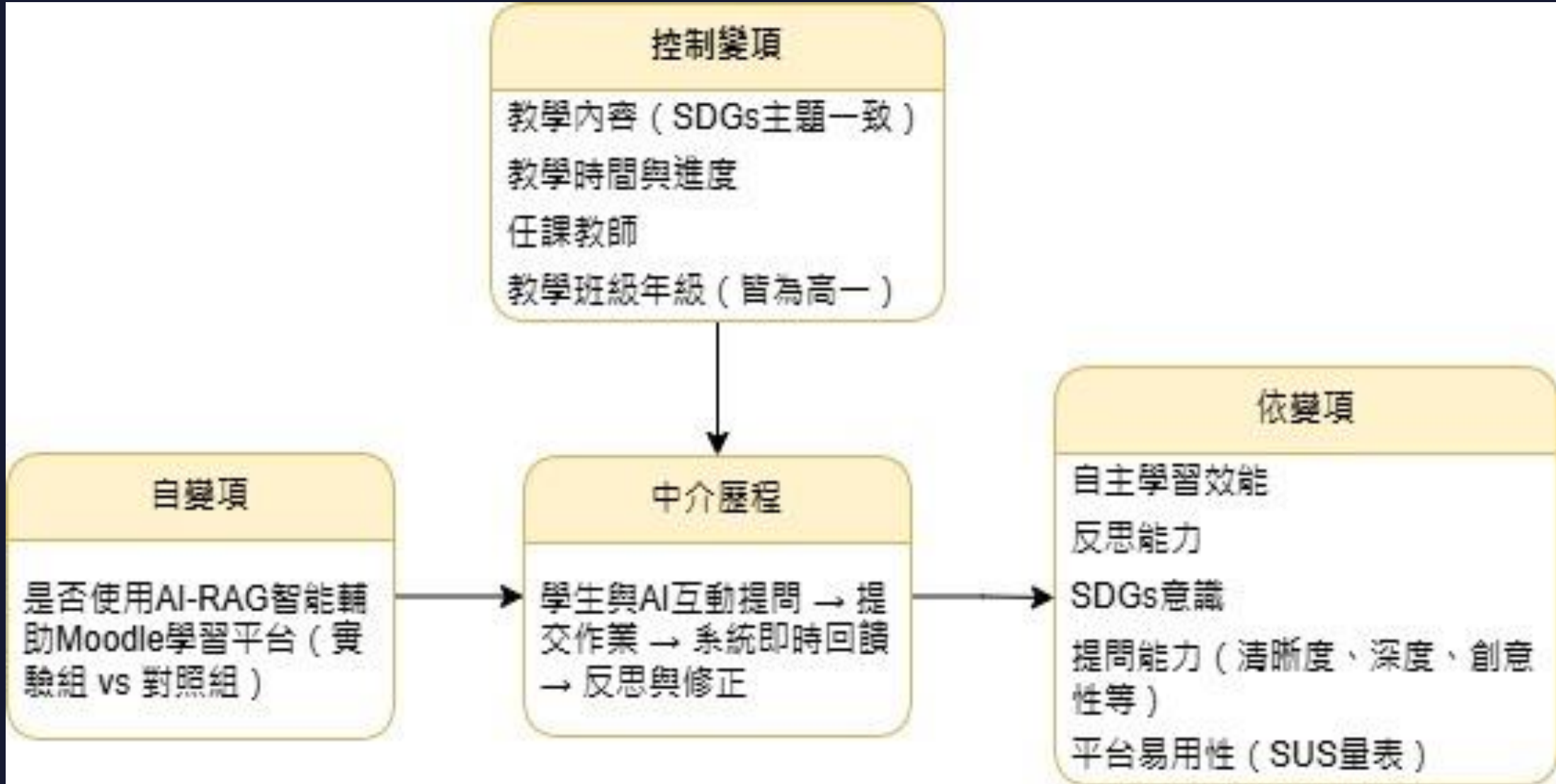


圖7：研究架構圖(由第二作者製作)

二、研究流程圖



圖8：研究流程圖(由第一作者繪製)

實驗組學生須在AI平台上完成前測、教材學習、作業、後測與SUS平台易用性表單。最後整理學生的回覆，用JASP進行統計分析，得出結論，對照組學生則使用GC平台進行前述之工作。

三、準實驗研究設計與執行規畫

本研究運用AI-RAG智能輔助Moodle次世代學習平台導入的班級為實驗組，一般使用GC平台進行的班級為對照組。



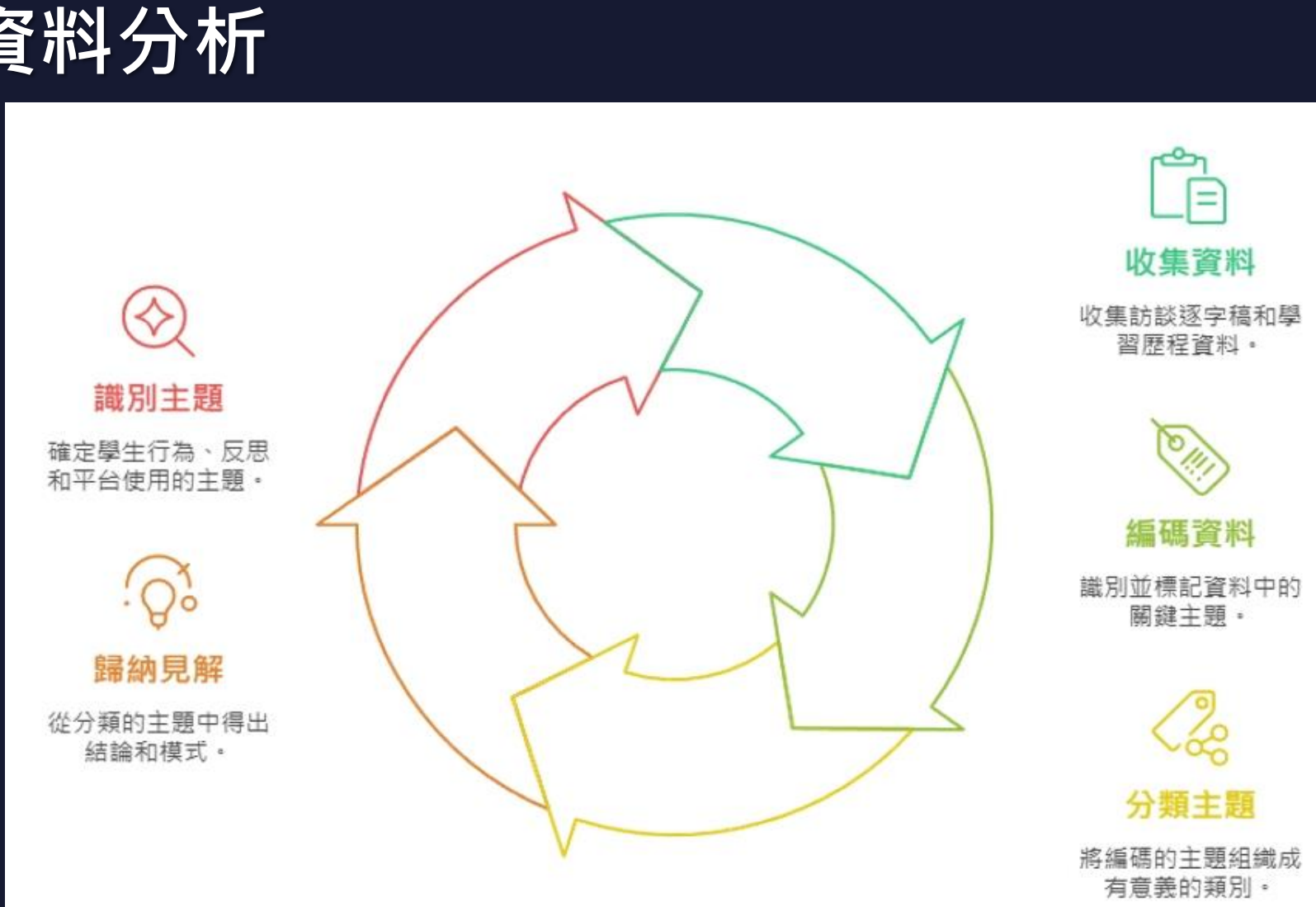
施行課程將鎖定各科目與SDGs具直接關聯之單元為教學實驗課程，以某中學高中一年級為主，課程選定地理、物理等2門課程進行。選定同一位老師的兩個班級，分為對照組與實驗組。

四、資料分析方法

（一）量化資料分析



（二）質性資料分析



研究結果

一、前後測比較分析

【自主學習成效】

表2：自主學習效能之共變數分析（由第一作者製作）

ANCOVA - 自主學習效能_後測					
Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	216.346	1	216.346	55.100	< .001
科目	85.175	1	85.175	21.693	< .001
自主學習效能_前測	2638.028	1	2638.028	671.865	< .001
組別 * 科目	48.072	1	48.072	12.243	< .001
Residuals	1550.938	395	3.926		

Note. Type III Sum of Squares

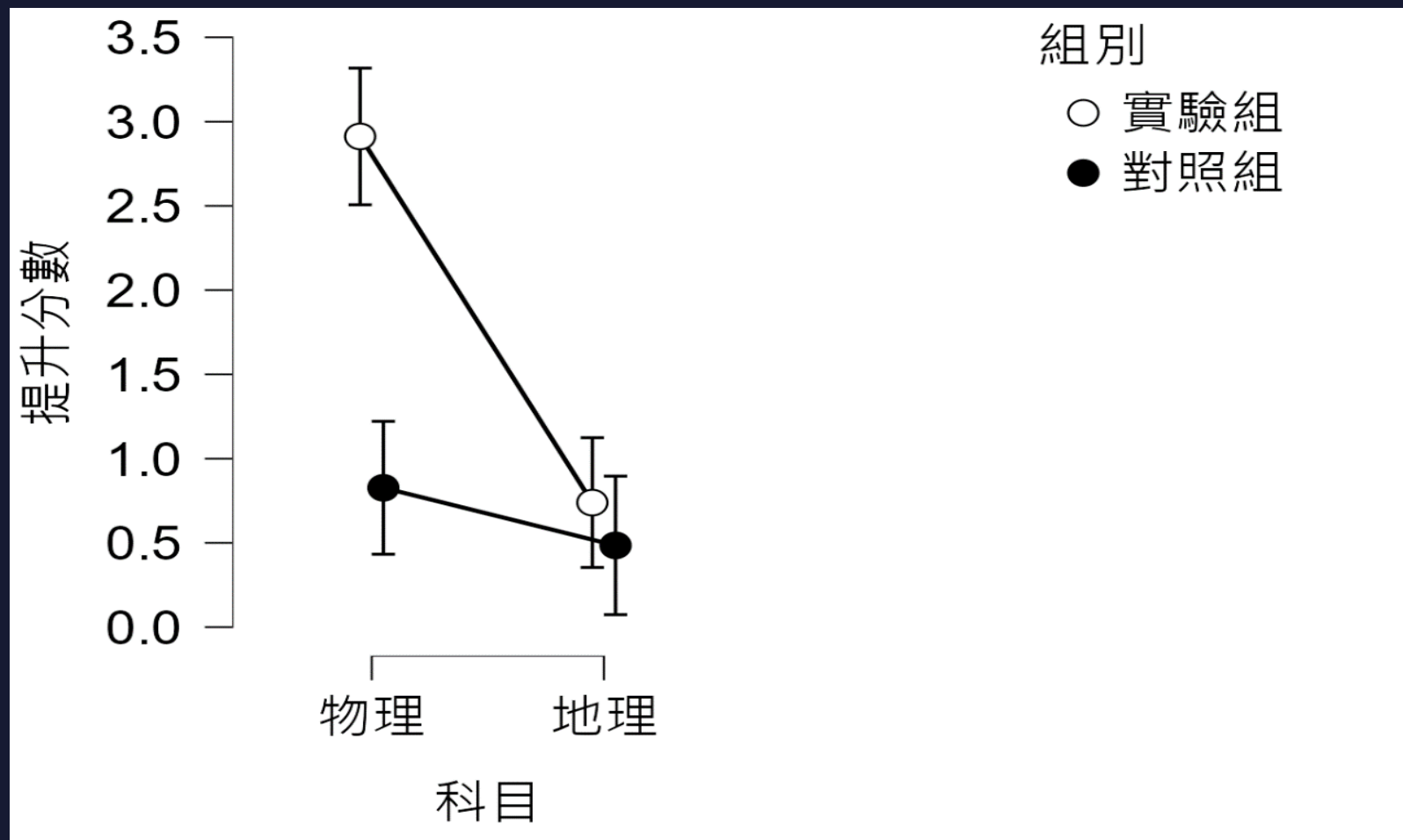


圖13：自主學習效能之交互作用圖（由第一作者繪製）

從圖13中可以看出，實驗組學生在物理科的平均提升分數明顯高於地理科，顯示AI輔助教學在物理領域的效果尤為顯著；而對照組則在兩科的表現皆不佳，差異不明顯。

【反思能力】

表3：反思能力之共變數分析（由第一作者製作）

ANCOVA - 反思能力_後測					
Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	178.692	1	178.692	43.466	< .001
科目	1.052	1	1.052	0.256	0.613
反思能力_前測	3615.285	1	3615.285	879.406	< .001
組別 * 科目	0.096	1	0.096	0.023	0.878
Residuals	1623.866	395	4.111		

Note. Type III Sum of Squares

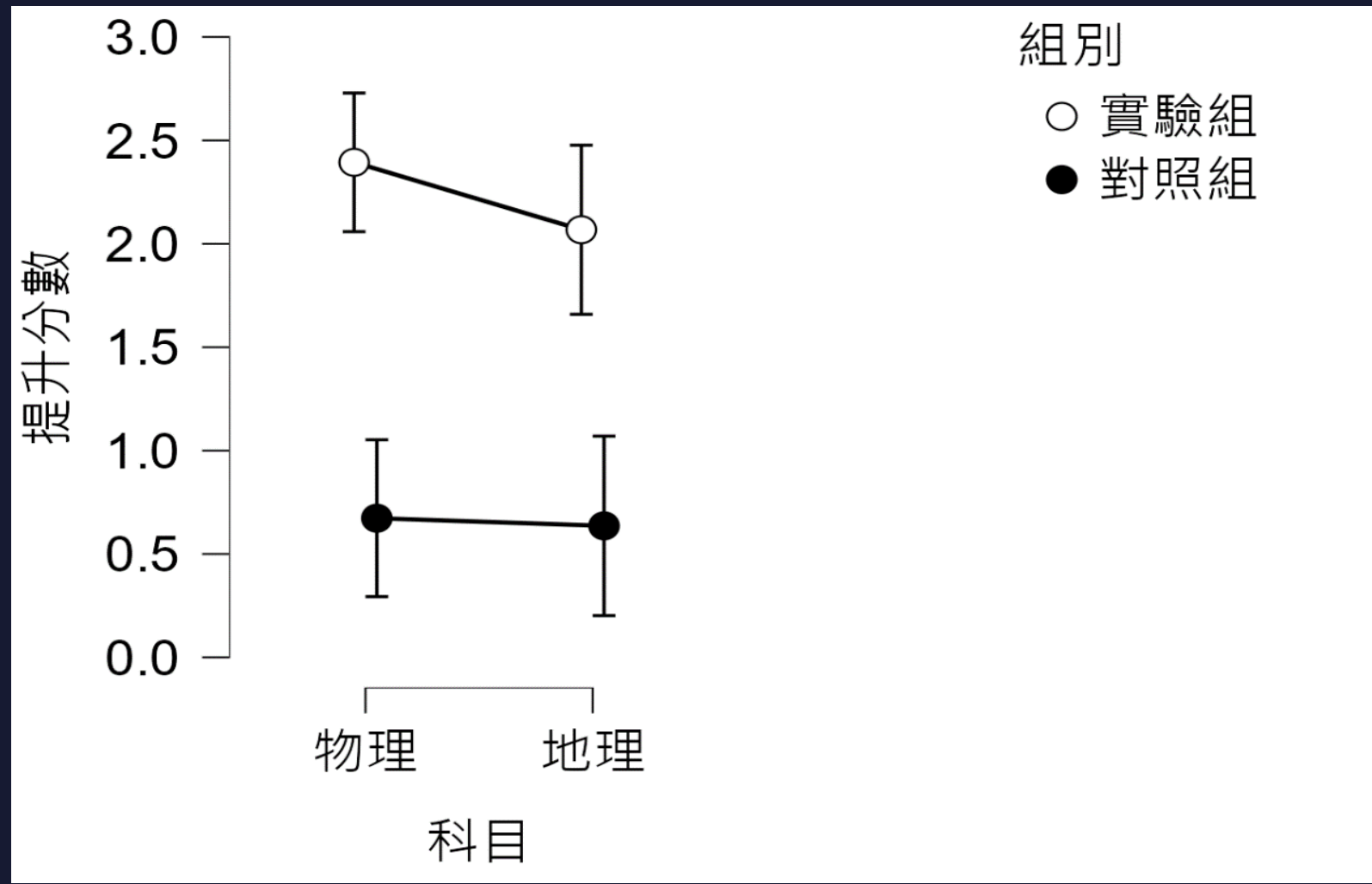


圖14：反思能力之交互作用圖（由第一作者製作）

從圖14中可見，實驗組在兩科的平均提升皆顯著高於對照組，且兩條線趨勢平行，說明AI輔助教學對學生反思能力的促進具有一致性，並不因學科性質的不同而產生顯著變化。

【SDGs意識】

表4：SDGs意識之共變數分析（由第一作者製作）

ANCOVA - SDGs意識_後測					
Cases	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
組別	149.698	1	149.698	39.346	< .001
科目	257.535	1	257.535	67.690	< .001
SDGs意識_前測	3389.390	1	3389.390	890.855	< .001
組別 * 科目	50.331	1	50.331	13.229	< .001
Residuals	1502.836	395	3.805		

Note. Type III Sum of Squares

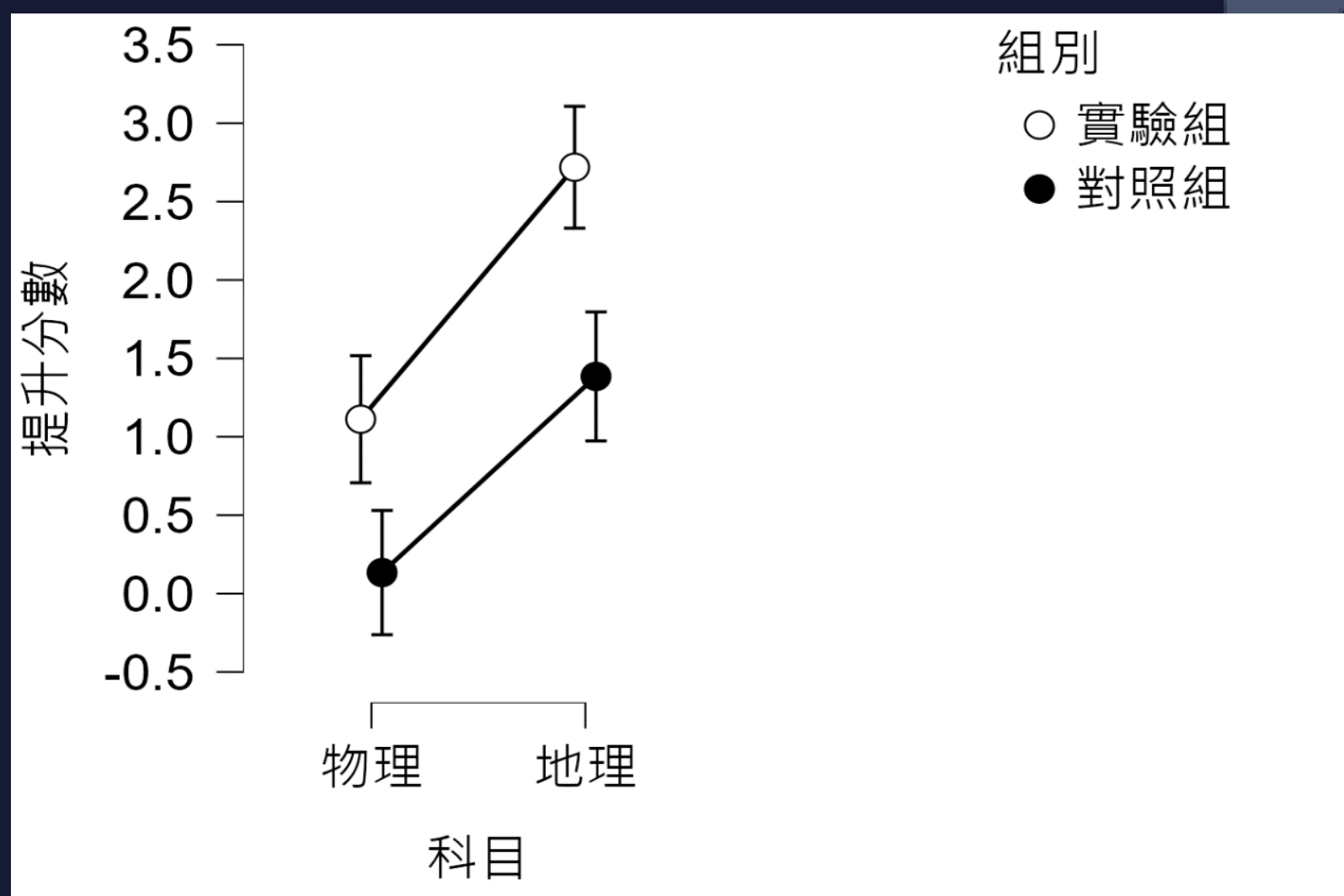


圖15：SDGs意識之交互作用圖（由第一作者製作）

由圖15可見，無論在物理或地理科目，實驗組皆表現優於對照組，且兩組均呈現地理高於物理的提升趨勢，顯示「AI輔助教學」在地理領域效果更為明顯。

二、提問能力比較分析

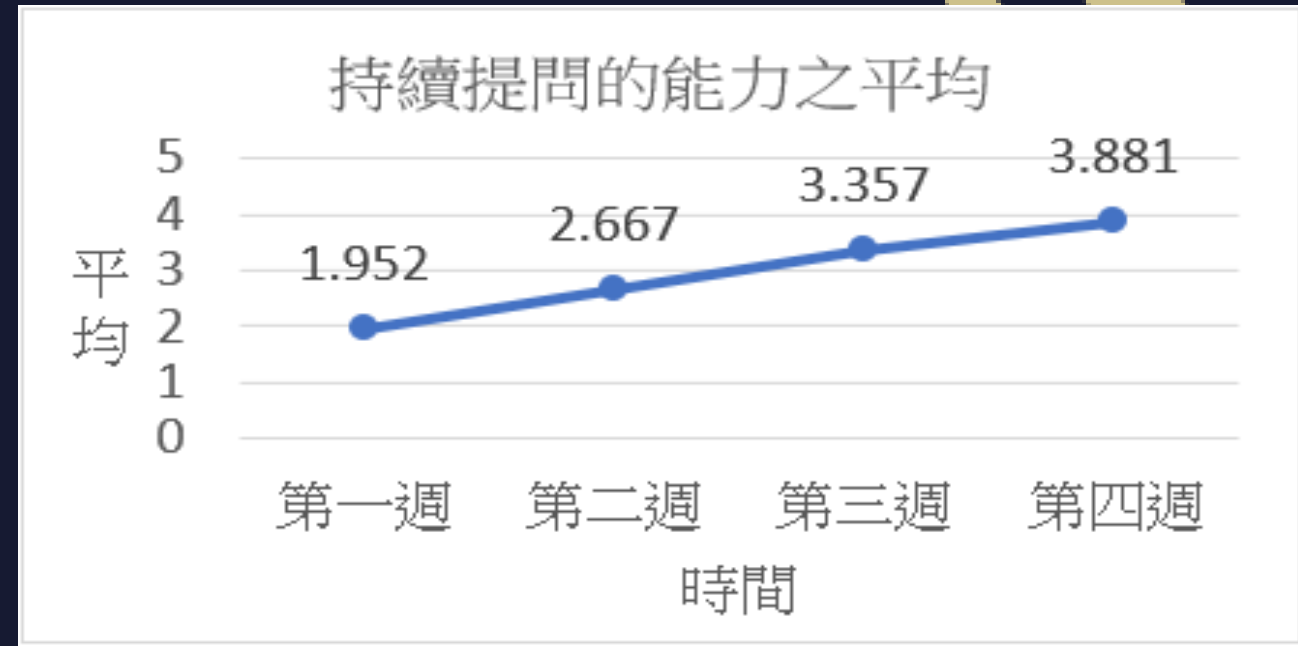
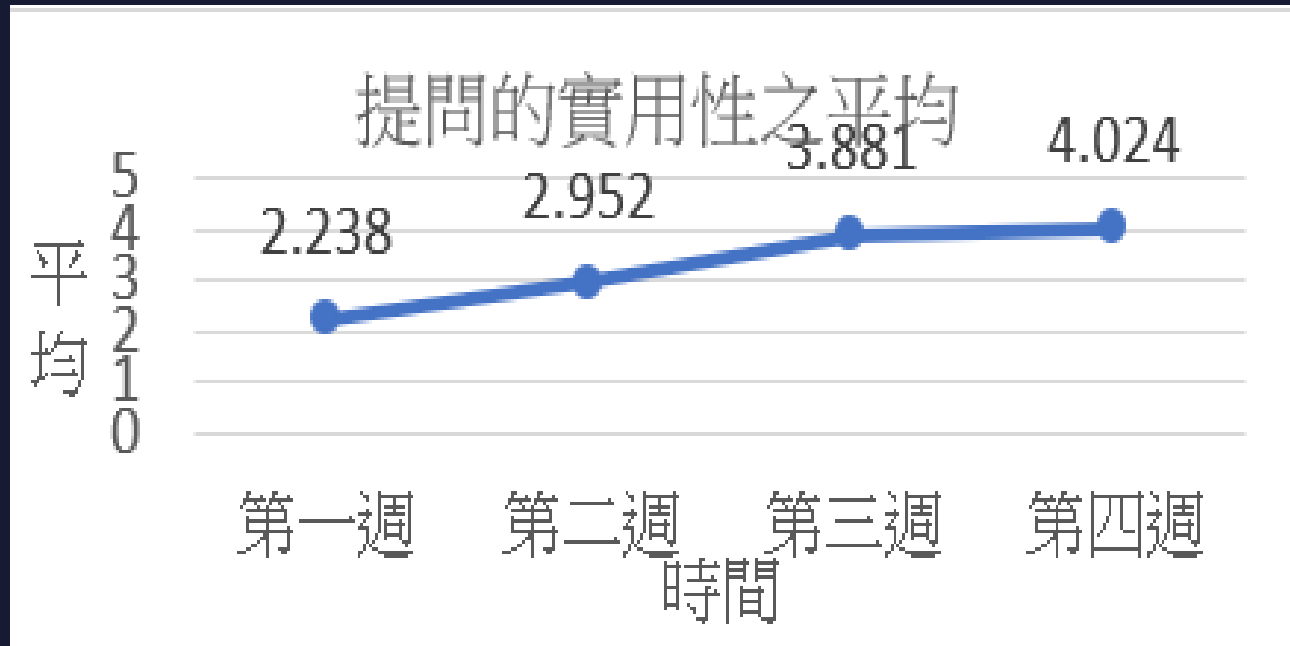
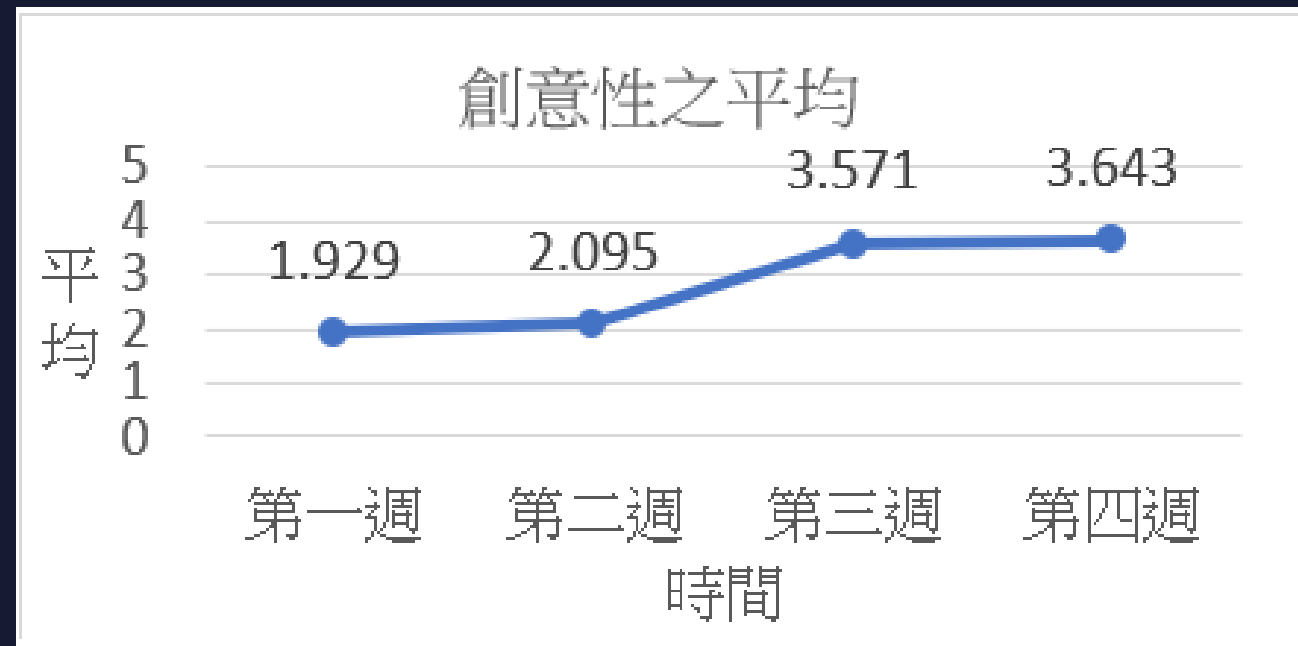
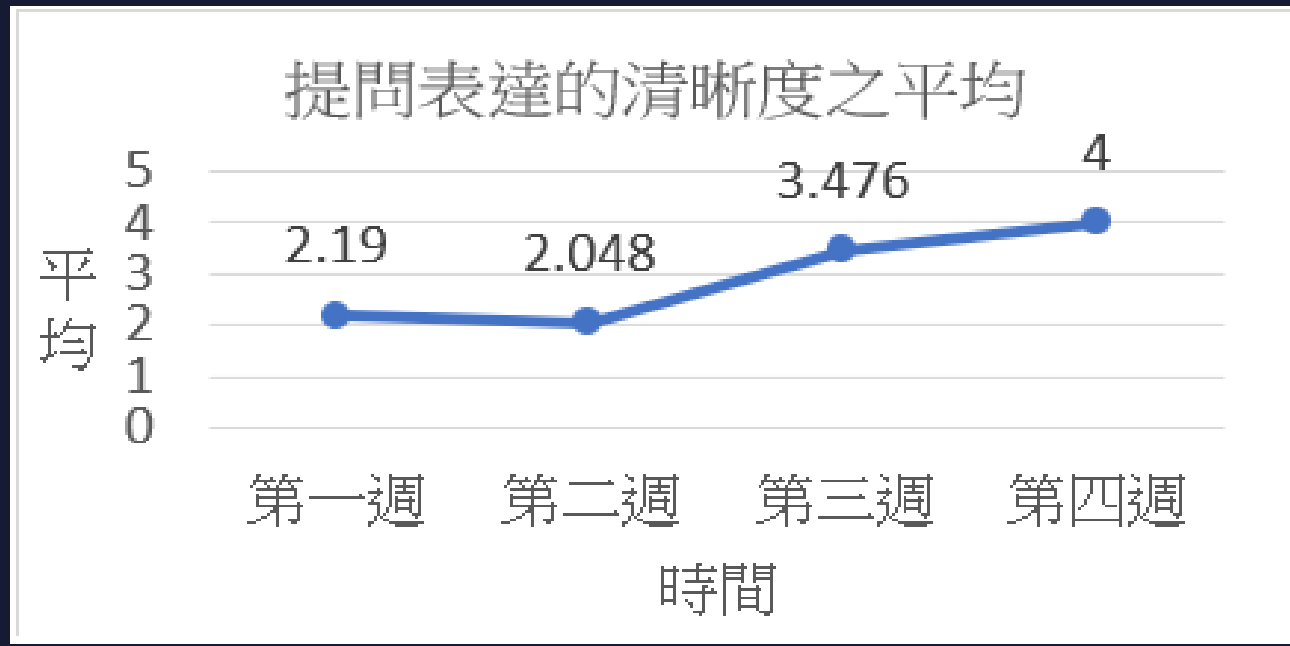
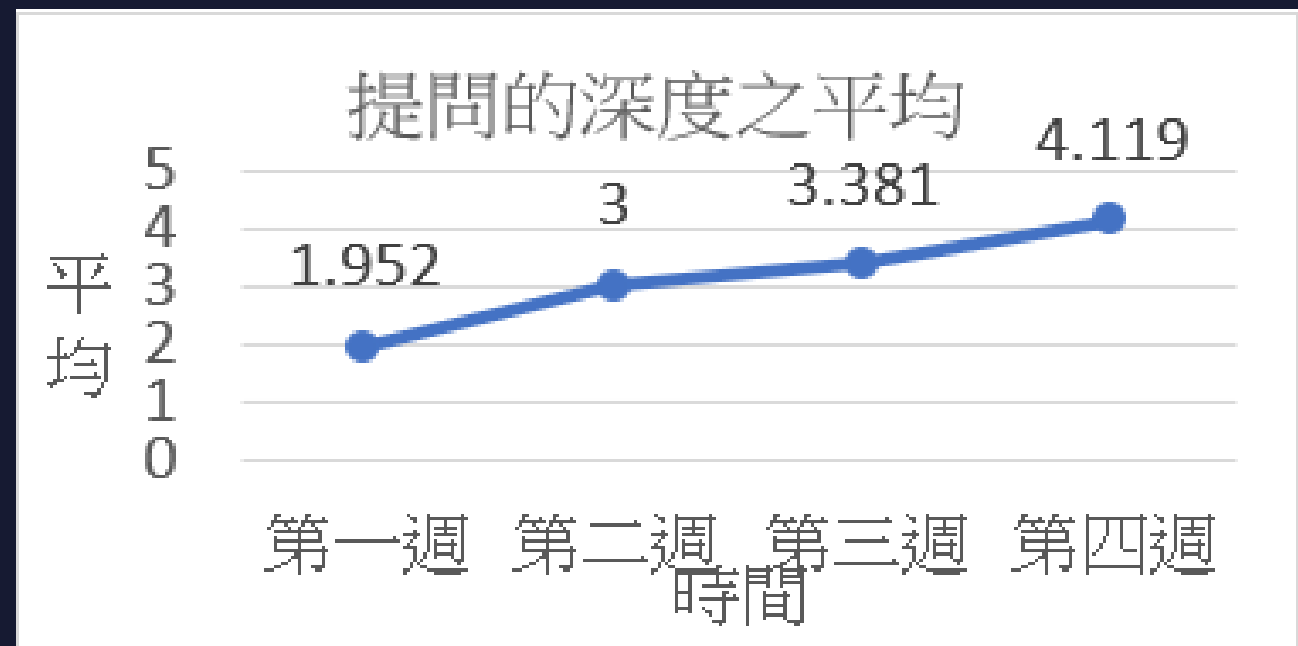
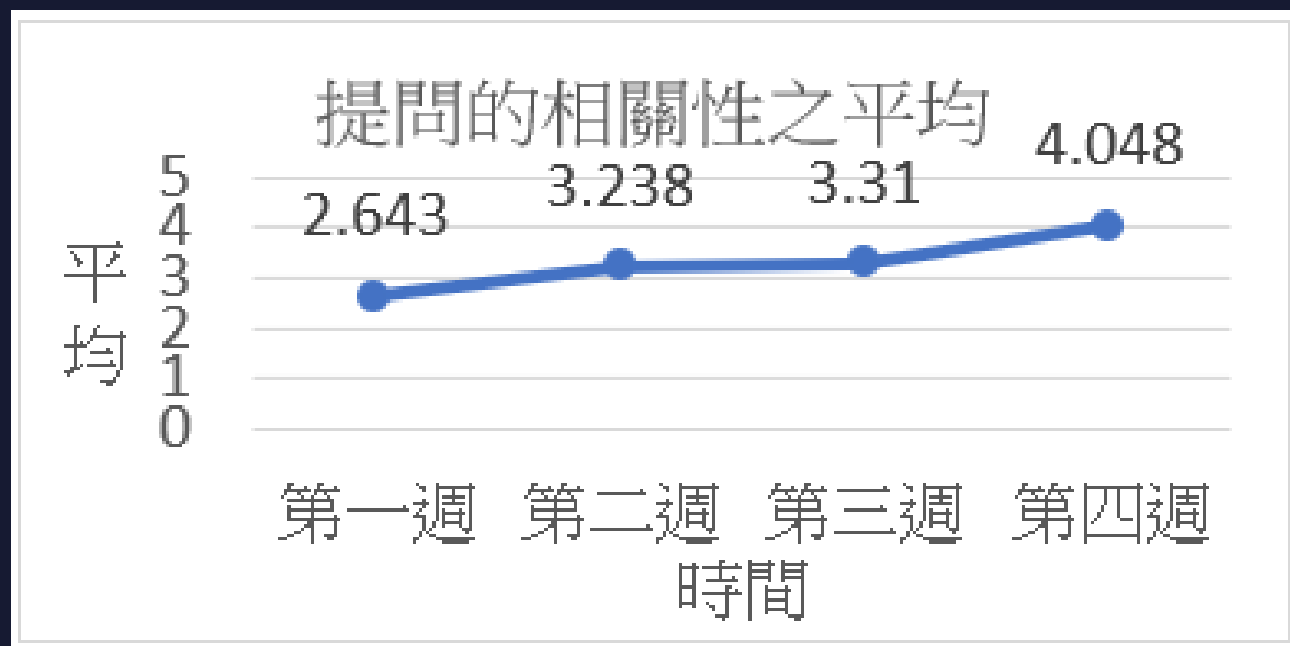


圖16：提問素養之平均變化（由第一作者製作）

由以上這些圖可知，學生在「提問的相關性」、「提問的深度」、「提問表達的清晰度」、「創意性」、「提問的實用性」和「持續提問的能力」等提問素養方面亦有所提升，表示AI學習平台有助於增強學生的思考能力與提問能力。總體而言，本系統在提升學習成效與提問能力方面效果顯著。

三、SUS易用性量表分析

表5：SUS量表之描述統計 (由第一作者製作)

Descriptive Statistics ▼					
	Valid	Mean	Std. Deviation	Minimum	Maximum
1.我會願意經常使用這個系統。	42	4.095	0.759	3.000	5.000
2.我覺得這個系統過於複雜。	42	2.000	0.826	1.000	3.000
3.我認為此系統很容易使用。	42	4.048	0.795	3.000	5.000
4.我需要有人幫助才會使用這個系統。	42	2.238	0.790	1.000	3.000
5.我覺得這個系統的各項功能整合得很完整。	42	3.929	0.745	3.000	5.000
6.我覺得這個系統有太多不一致的地方。	42	2.262	0.828	1.000	3.000
7.我想大多數的人應該很快就可以學會使用這個系統。	42	3.929	0.838	3.000	5.000
8.我覺得這個系統使用起來非常麻煩。	42	2.000	0.765	1.000	3.000
9.我很有自信能夠使用這個系統。	42	4.024	0.841	3.000	5.000
10.在開始使用系統之前要先學會很多東西。	42	1.929	0.778	1.000	3.000

系統在易用性方面表現良好。正向題目平均分均接近或超過4，顯示使用者對系統的接受度高，認為其操作簡單、易於學習，且能增強自信心。負向題目得分普遍偏低，表明大多數使用者不認為系統過於複雜或難以使用。然而，第6題「操作不一致」得分較其他負向題目略高，反映部分用戶對功能整合仍有改善需求。總體而言，系統易用性優於平均水平，未來可進一步提升一致性以優化使用體驗。

表6：SUS分數之描述統計 (由第一作者製作)

Descriptive Statistics					
	Valid	Mean	Std. Deviation	Minimum	Maximum
SUS分數	42	73.988	6.581	62.500	92.500

由上表可知，平均分數為73.988，根據SUS的標準，高於平均分數68，顯示系統的整體可用性被評為「良好」。最低分為62.5，略低於SUS的平均標準，但仍在合理範圍內，代表即使最低評價的使用者也認為系統有一定程度的可用性。而最高分為92.5，非常接近SUS的理論最高分（100），顯示有些使用者認為系統的可用性極高。我們得出以下結論，系統的可用性整體表現良好，且使用者之間的評價趨於一致。

四、質性分析

表7：教師訪談質性分析 (由第二作者製作)

SDGs 融入課程的挑戰與策略	1.學生的學習心態與反思能力不足	兩位教師皆認為，SDGs 涉及的議題較為宏觀，對於尚未建立自主學習能力的學生來說，要引導他們進行深度反思較為困難。因此，大多數教師選擇以介紹的方式，讓學生初步認識SDGs 的概念，而非進行深入討論。
	2.課程內容與時間限制	地理科教師認為，由於 SDGs 內容已融入課綱，較易結合課程進行教學。例如，透過探究活動讓學生理解糧食浪費等議題。然而，其他科目如物理、生物則因升學壓力與課程進度考量，較難深入探討相關主題。
	3.學科特性影響融入方式	物理科教師表示，在課程中 SDGs 主要融入能源議題，較難涵蓋海洋生態等議題。地理科則認為，生態保育等內容與SDGs 關聯較大，但課程安排上未必能全面涵蓋所有議題。
	4.學生對問卷與反思活動的適應度	教師指出，部分學生對於開放式問卷不熟悉，特別是低年級學生，他們習慣選擇題，而不擅長文字表達。此外，部分學生因缺乏打字能力，填寫問卷或撰寫反思報告時面臨困難。
AI 在教學現場的應用與影響	1.學生使用 AI 的學習行為變化	兩位教師觀察到，學生逐漸習慣使用 AI 來搜尋答案，甚至直接請 AI 計算數據與繪製圖表。例如，在地理課程中，學生曾使用 AI 生成人口金字塔圖，卻未能察覺 AI 的計算錯誤，顯示學生對 AI 結果的批判性思考仍有待加強。
	2.教師對 AI 應用的看法	(1)教師普遍認為 AI 可作為學習輔助工具，但應避免學生過度依賴。 (2)部分教師認為，可透過問題導向學習(PBL)方式引導學生利用 AI，例如讓學生設計解決 SDGs 議題的方案，而 AI 僅作為輔助工具。
	3.AI 對學生人際互動的影響	訪談結果顯示，學生在面臨問題時，較傾向於向 AI 求助，而非詢問老師或同學。這可能導致人際互動的減少，進一步影響學生同儕之間的溝通與合作能力。

表8：學生質性分析 (由第二作者製作)

學生使用 AI-RAG 平台過程中的經驗	1.AI 輔助的幫助	大部分學生表示，AI 助手能讓他們快速理解課程內容，特別是在不熟悉的問題上提供建議。學生 A：「我有時候不知道要從哪裡開始寫作業，AI 助手會提示我一些方向，幫我比較快進入狀況。」
	2.反思能力的提升	大部分學生認為，AI 的回饋讓他們更注意自己回答的邏輯和內容是否清楚。學生 B：「以前寫答案就是寫完就交，現在會回頭想想寫得對不對，有沒有漏掉什麼東西。」
	3.提問能力的增長	學生的提問能力從簡單的問題進步為更多細節與分析的問題。學生 C：「AI 會提醒我去注意沒想到的地方，像是『還有什麼資料可以查』之類的，讓我的問題變得更完整。」
學生面臨的挑戰與困難	1.平台操作的適應期	部分學生在剛開始使用時，花了一些時間熟悉平台功能。學生 D：「一開始不太知道怎麼用，像是按錯按鈕就會找不到資料，後來才慢慢熟了。」
	2.AI 回答的品質問題	有學生提到，AI 的回答偶爾會太簡單，需要自己再去補充。學生 E：「有時候問很難的問題，AI 的回答只有一點點，還是要自己再想辦法找答案。」

透過質性分析結果顯示，我們觀察到學生逐步學會如何從單純的資訊查詢轉向更具探究性的問題提問，並透過不斷的自我調整和AI反饋機制來優化問題結構，進而發展出更高階的提問能力。雖然SDGs與AI在教育現場的應用仍面臨一些挑戰，但透過適當的教學設計與策略，教師能夠顯著提升學生的學習參與度與自主學習能力。

表9：質性觀察與量化結果之對應分析(由第二作者製作)

回饋內容	對應假設	支持的量化趨勢
AI 提示我從不同角度思考，讓我知道怎麼提更完整的問題。	H1(提問品質)	實驗組提問深度與相關性顯著提升
每週回顧讓我開始注意自己學習方法有什麼問題。	H2(反思能力)	反思能力後測表現明顯進步
平台進度清楚，我知道我下週要學什麼、做到哪裡了。	H3(自主學習效能)	實驗組在物理科的自主學習得分明顯高於地理
AI 的回覆有時候很簡略，不太夠，還是要自己查資料。	H1(提問深度)	少數學生提問深度成長幅度較小
學生透過 AI 提問能觸發更多課堂討論，特別是地理課。	H4(SDGs 素養)	地理科 SDGs 意識後測顯著優於對照組

討論

表10：AI-RAG系統之SWOT分析 (由第二作者製作)

	對達成目標有利的	對達成目標有害的
內部環境	Strength 優勢	Weakness 弱勢
	1.個性化學習：微調 OpenAI 模型，根據學習者需求調整回應，提升互動與學習效果。 2.穩定的技術基礎：基於 Moodle 架構，具穩定性、靈活性，易於擴展與整合。 3.成本效益：Azure 微調功能優化特定領域應用，降低教學人力需求，提高回應精準度。 4.數據驅動改進：Moodle 記錄學習進度，提供數據視覺化，助於優化教學策略。	1.伺服器穩定性與延遲：用戶增長可能導致延遲與負載問題，影響使用者體驗。 2.AI 回應侷限性：即使經過微調，仍可能出現不準確或不符合上下文的回應，影響學習效果。 3.無法滿足高階學習需求：AI 無法完全取代專家教學，對於深度知識的分析與指導仍有不足。
外部環境	Oppotunity 機會	Threat 威脅
	1.教育科技市場需求增加：線上教育普及，促使高效自學平台需求增加，帶來潛在市場機會。 2.目標市場擴展：微調模型可優化不同語言與主題，適用於職場等多元應用。 3.整合新技術：引入 VR、AR 等交互技術，提升學習體驗與平台吸引力。 4.企業合作：與教育機構或企業聯手，提供定制化培訓，擴大商業價值與市場影響力。	1.市場競爭激烈：Coursera、Udemy 等平台已成熟，如何突顯優勢成為挑戰。 2.技術變革風險：AI 更新迅速，需持續投入資源升級模型，以維持競爭力。 3.隱私與數據安全問題：學習者數據收集與儲存需確保安全性，以避免信任危機與法律問題。 4.高運營成本：Azure 微調與模型運行需高效能資源，隨用戶增加可能面臨更高雲端成本。

表11：潛在的挑戰與機遇 (由第一作者製作)

	挑戰	機遇
優化使用者經驗與確保系統穩定性	1.初期操作適應期 2.功能操作存在不一致 3.伺服器性能不足，導致加載緩慢	1.Moodle 架構具擴充性 2.可優化介面設計與導引 3.計畫地端部署（Ollama + Chromadb）提升效率與穩定性
平衡 AI 輔助與自主學習	1.學生可能對 AI 產生依賴，淺層學習 2.教師需引導學生有效使用 AI 3.AI 使用可能減少學生間互動	1.AI 已證實可促進高層次思維 2.可設計任務驅動、目標導向機制 3.引入自律管理模組 4.強化教師數位教學培訓，設計合作學習活動
擴充與市場定位	1.教育科技市場競爭激烈 2.雲端 Azure 成本高 3.AI 回應品質尚需提升	1.AI-RAG 有效提升提問能力 2.地端部署+向量資料庫可降低成本、提升精準度 3.擴展至企業培訓與整合 VR/AR 技術 4.持續強化數據安全與隱私，建立信任基礎

結論

一、結論

表12：研究目的是否達成 (由第一作者製作)

研究目的	是否達成
建構 AI-RAG 智能輔助 Moodle 次世代學習系統	是
設計並導入結合 SDGs 核心議題的跨科教學教材至 AI 平台	是
透過準實驗設計驗證平台在高中課程中的成效	是
提升學生之提問品質、自主學習效能、反思能力與 SDGs 意識成長	是
使用 SUS 系統易用性量表，評估平台的可用性與未來擴充性	是

二、未來展望

表13：優化與擴充 (由第一作者製作)

	目標	執行方案
AI 系統建置與運行模式的優化	降低營運成本並提升系統回應效率與精準度	從雲端 Azure AI 部署轉向地端部署，使用 Ollama 搭配高效能伺服器，減少雲端費用、提升效能。整合 Chromadb 作為向量資料庫，強化查詢效率與回應精準度。
AI 提問輔助機制的精進	提升學生提問素養與高層次思考能力	新增提問優化機制，AI 針對初始提問進行分析與引導，協助學生優化問題表達（例如從籠統問題引導成具體且具數據支持的問題），訓練結構化提問，深化批判思維。
導入學習自律管理模組	協助學生平衡 AI 依賴，強化自主學習能力	加入學習自律管理模組，設計任務驅動(Task-Driven)、目標導向(Goal-Oriented)學習流程，要求學生先進行資料查閱、關鍵字整理或嘗試回答後再使用 AI，培養批判性判斷與主動探究精神。
強化教師數位教學培訓與平台應用指導	協助教師適應 AI 融入教學的角色轉變，充分利用平台功能	提供教師數位化教學培訓，包括：如何設計 SDGs 探究活動、如何引導學生有效使用 AI、如何解讀學習歷程數據、如何促進小組討論與同儕互動。優化平台教學與導引流程，提供示範影片，降低操作適應挑戰。