

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



生成式 AI 融入探究教學模式對國中生程式設計概念的學習

成效與學習態度之影響

The Effects of Integrating Generative AI into an Inquiry-Based Teaching Model on Junior High School Students' Learning Outcomes and Attitudes Toward Programming Concepts

李婷婷¹ 藍友烽²

Lee, Ting Ting¹ Lan, Yu Feng²

¹國立虎尾科技大學 資訊管理研究所 研究生

¹National Formosa University Graduate Institute of Information Management Student

E-mail: tingtinglee1209317@gmail.com

²國立虎尾科技大學 資訊管理研究所 副教授

²National Formosa University Graduate Institute of Information Management

Associate Professor

E-mail: yflan@nfu.edu.tw

摘要

本研究關注國中學生由圖像化程式學習過渡至文字型程式語言時，常面臨理解困難、學習挫折與參與度不足等問題，因而嘗試將生成式 AI 融入 play-learn 探究式教學流程，以探討其對程式設計概念學習成效與學習態度之影響。研究採準實驗設計，以 28 名國中九年級學生為對象，分為「生成式 AI 輔助 play-learn 教學組」與「一般 play-learn 教學組」，透過 Pencil Code 網站進行為期六週之教學。資料蒐集包含程式設計概念前後測、學習態度量表與開放性問卷，並進行量化與質性分析。

量化研究結果顯示，兩組學生在程式設計概念學習成效上皆達顯著提升，顯示 play-learn 探索式教學具良好成效；然而，教學模式之組間差異未達統計顯著，表示生成式 AI 未直接影響最終學習成果。在學習態度方面，量化研究結果顯示兩組皆未達顯著差異，但質性結果顯示 AI 有助於提升學習興趣、投入感與即時支持。

整體而言，生成式 AI 較適合作為學習歷程中的輔助工具，透過提供即時回饋與概念釐清以降低學習困難，教學過程中仍需配合教師引導與教學設計方能發揮其效益。因此，本研究進一步提出「歷程性支持觀點（process-oriented support perspective）」，指出生成式 AI 對學習的影響主要體現在學習歷程，而非短期學習成果。

關鍵字：生成式 AI；探究教學；程式設計教育

Abstract

This study addresses the challenges junior high school students face when transitioning from block-based programming to text-based programming, including difficulties in comprehension, learning frustration, and low engagement. To address these issues, generative artificial intelligence (AI) was integrated into a play–learn inquiry-based teaching approach to examine its effects on students’ programming concept learning outcomes and learning attitudes.

A quasi-experimental design was adopted, involving 28 ninth-grade students divided into an AI-assisted play–learn group and a conventional play–learn group. A six-week instructional intervention was conducted using the Pencil Code platform. Data were collected through pre- and post-tests, a learning attitude questionnaire, and open-ended responses, and were analyzed using both quantitative and qualitative methods.

The quantitative results indicated that both groups showed significant improvement in programming concept learning, demonstrating the effectiveness of the play–learn approach. However, no significant difference was found between the two groups, suggesting that generative AI did not directly influence final learning outcomes. Regarding learning attitudes, no significant differences were found; however, qualitative findings revealed that AI support enhanced students’ learning interest, engagement, and perceived immediate support.

Overall, the findings suggest that generative AI functions primarily as a supportive learning tool by providing timely feedback and conceptual clarification to reduce learning difficulties. However, its effectiveness depends on appropriate teacher guidance and instructional design. This study therefore proposes a process-oriented support perspective, which emphasizes that the contribution of generative AI is manifested mainly in supporting students’ learning processes rather than directly improving short-term learning outcomes.

Keywords: Generative AI; inquiry-based learning; programming education

壹、緒論

一、研究背景

教育部於 103 年首次發布十二年國民基本教育課程綱要，並於 110 年修訂（以下簡稱 108 課綱），自 111 學年度起逐年實施。108 課綱新增「科技領域」，整合資訊教育與生活科技，凸顯科技素養於當代教育中的核心地位。

在國中階段，資訊科技課程以運算思維、問題解決與數位素養為主軸，學習內容涵蓋演算法、程式設計、系統平台與資料處理等主題(教育部，2018)。此外，「2016－2020 資訊教育總藍圖」亦指出，程式設計與演算法為培養運算思維的重要工具，有助於發展學生之邏輯思維與數位公民素養(教育部，2016)。

隨著數位科技與人工智慧之快速發展，教育部於 2025 年發布「中小學數位教學指引 3.0」，強調數位素養與 AI 素養之培養，並指出將人工智慧融入教學已成為重要教育趨勢。

相較於 Scratch 等圖像化程式工具，文字型程式語言要求學生同時處理語法規則、邏輯流程與錯誤除錯，在國中程式教育中，學生仍處於程式初學者而言，往往容易產生較高的認知負荷與挫折感。尤其在課堂時間有限的情況下，學生若無法獲得即時支持，常可能因重複錯誤而降低學習信心與參與意願。

綜上所述，在數位時代背景下，如何有效運用科技輔助教學，以提升學習動機與學習成效，已成為當前中等教育之重要課題。

二、研究動機

隨著科技領域的重要性日益提升，資訊教育中的核心素養亦被具體化並納入課程標準。程式設計學習成為資訊課程中不可或缺的一環，在國中階段的重要性亦日益彰顯。然而，在升學導向與教育資源不均的背景，偏鄉地區學校常面臨資訊師資缺乏與教學資源有限的挑戰。儘管「生生有平板」政策推動已為多數學校提供良好的教學設備，實際的課程實施與學生學習仍需教學方法的革新與策略支持。

目前國中部定資訊課程中，多以 Scratch 為程式教學工具，其以圖形化積木方式呈現程式邏輯，有助於學生培養運算思維與邏輯推理。然而，近年來九年級翰林版與康軒版教科書中，已納入文字型語言如 Python 的基礎介紹，此一轉變對教師備課及學生學習皆造成一定壓力。學生需由視覺化程式過渡至文字

程式語言，對學習動機與成效皆是一大挑戰。

本研究嘗試讓學生透過操作與探索形成初步理解，再經由教師引導與學習支持逐步建構概念，因此生成式 AI 若能在學生遭遇困難時提供即時回饋與概念釐清，可能有助於降低初學者的學習門檻。

三、研究目的

本研究基於上述背景與動機，旨在探討在相同 play-learn 探究式教學架構下，生成式 AI 的導入是否能對國中學生的程式設計概念學習成效與學習態度產生額外影響，並進一步了解學生對 AI 輔助學習之實際感受。透過此教學模式，期望能：

1. 降低學生面對程式設計時的焦慮感；
2. 提升學生的學習動機與主動參與度；
3. 觀察學生在程式設計學習成效方面的變化；
4. 比較生成式 AI 輔助探究式教學對學生學習成效與態度之差異。

四、研究問題

本研究基於上述研究目的探討以下研究問題：

1. 兩組學生在 play-learn 教學介入前後，其程式設計概念表現是否有所提升。
2. AI 輔助與非 AI 輔助之 play-learn 教學，在學習成效與學習態度上是否存在差異。
3. 學生如何看待生成式 AI 在程式設計學習中的支持與限制。

貳、文獻探討

一、探究式教學

探究式教學(inquiry-based learning，以下簡稱 IBL)是一種有別於傳統以教師為中心(Heindl, 2019)，強調學習者透過提出問題、主動探索與實作來建構知識，並非被動進行記憶，進而解決問題的教學策略。陳毓筑 (2010)提到探究式教學(IBL)是引導學生從事探究活動的一種有效的教學模式，讓學習者在學習的過程中培養探究精神並養成思考習慣，成為主動獨立的學習者，發展對領域知識探索及探究的興趣。

多數的探究式學習(IBL)大多是以讓學生遵循類似專業科學家的方法和實踐

來建構知識(Pedaste et al., 2015)，因此被廣泛應用在科學學科的研究上，如生物、物理、化學、地球科學等(Heindl, 2019)。因此，IBL 多採取類似科學探究歷程之學習模式，使學生透過觀察、假設、驗證與推論等過程建構概念，因此廣泛應用於科學教育領域，並逐漸延伸至其他學科。

Heindl (2019)鼓勵教師在學校和科學以外的學科中提供探究式學習課程，尤其在檢驗數位工具的探究式學習課程的成效將是另一個研究領域。Heindl (2019)認為探究式教學(IBL)若在教師提供適當準備單元的情況下，是一個針對學業成績相當有效的教學方法，尤其在中學階段。

在程式設計學習情境中，學生需透過反覆輸入、執行、觀察結果與修正程式來逐步建構概念，這與探究式學習中強調的觀察、假設、驗證與修正歷程高度契合。

因此，本研究依學習內容之特性，活動設計融合陳毓筑 (2010)發現式探究教學(inquiry by discovery)的 play-learn(先探索，後學習)模式以及結構式探究(structured inquiry)，教學活動中學生必須經過親自觀察、親自操作、發現問題、分析資料，而後提出結論，在這樣的過程中讓學習者採取主動學習和嘗試具體經驗的方式來建構自己的知識。在此情境下，play-learn 模式不僅能提升學生的操作參與，也有助於學生在錯誤與修正過程中形成較具體的程式概念理解。另外，在 play-learn 教學模式中，教學者扮演引導學生解決問題的角色，來協助學生在遇到困難和問題時給予提示和鼓勵。

二、生成式 AI 之發展與教育應用

生成式人工智慧(Generative AI，以下簡稱 GAI)係指具備內容生成能力之人工智慧技術，可創建文字、圖像、音樂與影片等多元內容(賴秋琳 & 黃國禎, 2025)。隨著 GAI 技術快速發展，其在教育領域引發廣泛關注，相關工具如 ChatGPT、Copilot 與 Claude 之應用亦日益普及。其中，ChatGPT 被視為具有改變教育模式之潛力，能促使教學邁向高度科技整合之發展(Acun & Acun, 2023; Bahroun et al., 2023; Mittal et al., 2024)。

研究指出，GAI 於教育領域之相關文獻自 2020 年後顯著成長，顯示其已成為重要研究趨勢，並廣泛應用於社會學科、計算機科學與醫學等領域(涂芸芳 et al., 2024)。綜合相關文獻，GAI 在教育上之應用涵蓋多個面向，包括提供個人化與互動式學習體驗、輔助教學內容創建與課程設計、提升學習動機與參與度、促進批判性思維與問題解決能力、提高教學效率、增強學習可及性，以及促進人機協作與創新(蔡佳恩, 2024; Adeyele & Ramnarain, 2024; Ahmed

et al., 2024; Bahroun et al., 2023; Chang et al., 2024; Matobobo et al., 2025; Mittal et al., 2024; Montoya & Lopez-Vargas, 2025; Urbaczewski & Keeling, 2025)。上述功能顯示 GAI 具備突破傳統教學限制之潛力。

在程式設計教育應用方面，GAI 不僅可提供程式碼生成與輔助(Zastudil et al., 2023)，亦能透過即時回饋協助概念理解、生成範例程式碼(Chang et al., 2024)，並透過錯誤識別與改進建議提升除錯能力(蔡佳恩, 2024)，進而提升學習效率與學習體驗。因此，GAI 逐漸成為程式設計學習中的重要支援工具，能協助教師與學生解決學習歷程中的問題。

三、生成式 AI 輔助程式語言學習與認知負荷之相關研究

認知負荷理論 (Cognitive Load Theory) 指出，學習者在學習過程中可處理之資訊量有限，過高負荷將影響知識建構與學習成效。Paas 等學者將認知負荷區分為內在認知負荷、外在認知負荷與增生認知負荷，其中內在負荷與學習內容複雜度相關，外在負荷來自教材呈現方式，而增生負荷則與學習者投入於概念建構之努力有關(Paas et al., 2003)。

隨著生成式 AI 應用於教育情境，研究指出其對認知負荷具有雙重影響。一方面，生成式 AI 可透過即時回饋與學習支援降低認知負荷。例如，在程式設計學習中，AI 工具可提供程式碼建議與除錯協助，減少語法記憶與問題排除負擔，使學習者能專注於邏輯思考與問題解決(Boguslawski et al., 2025; Montoya & Lopez-Vargas, 2025)。此外，結合區塊式程式與生成式 AI 之學習環境，有助於降低初學者面對語法複雜性所產生之認知負荷，促進其學習過渡(李韋穎, 2024)。同時，生成式 AI 所提供之即時回饋與鷹架支持，可減少學習過程中的挫折與無效搜尋，提升學習效率(賴婉玗, 2018; Chang et al., 2024)。

另一方面，相關研究亦指出生成式 AI 可能帶來認知超載與認知替代之風險。當 AI 無法提供適性化支持或回饋內容過於複雜時，可能增加外在認知負荷並影響學習效果(楊子奇, 2024; Matobobo et al., 2025; Tai & Chen, 2024)。此外，若學習者過度依賴 AI 生成結果，可能減少自身思考歷程，進而產生認知替代現象，影響深層理解(楊子奇, 2024; Zastudil et al., 2023)。

綜合上述，生成式 AI 可透過即時回饋與概念說明降低學習初期之認知負荷，對初學者具有學習支持效益；然而，若回饋內容未能符合學習者需求，亦可能增加認知負擔。在程式設計學習情境中，學習者需同時處理語法與邏輯，

內在負荷較高，因此生成式 AI 之應用需配合適切之教學設計與教師引導，以避免過度依賴或認知超載。

因此，生成式 AI 不應僅視為解題工具，而應作為輔助學習歷程之支援工具。透過適當教學設計與教師引導，使其在探究式學習中發揮鷹架功能，促進學習者概念建構與問題解決能力之發展。

歸納上述文獻，探究式教學有助於提升學習者主動探索與概念建構，生成式 AI 則可能在即時回饋、錯誤診斷與概念釐清上提供額外支持。然而，AI 的效果仍受學生程度、教學設計與使用方式影響，且目前研究多聚焦於學習成效，較少探討學習歷程層面的影響。因此，本研究推論，在 play-learn 探究式教學架構下，生成式 AI 可能較容易先反映於學生的學習歷程感受與投入程度，再逐步影響最終學習成果。

參、研究方法

本研究採準實驗設計，探討生成式 AI 融入 play-learn 探究式教學對國中學生程式設計概念學習成效與學習態度之影響。研究對象為雲林縣某國中九年級學生共 28 人，以既有之常態編班班級為單位，分為生成式 AI 輔助 play-learn 教學組與一般 play-learn 教學組，各 14 人。

本研究之自變項為教學模式（AI 輔助與非 AI 輔助），依變項為程式設計學習成效與學習態度，並控制教學內容、教學時間與授課教師等變項。

教學實施為期六週，每週一節課（45 分鐘），共計 270 分鐘。課程以 Pencil Code 為學習平台，涵蓋循序結構、重複結構與變數等核心概念，並採 play-learn 教學模式，以教師自編教材引導學生透過操作與探索建構程式理解。AI 輔助組於學習過程中使用生成式 AI（Copilot）進行即時回饋與問題解決。

在 AI 輔助組中，教師已事先說明 AI 使用原則並給予學生簡單的提示詞，在每堂課中可以依據自己遇到的問題自由使用 AI，使用原則包括優先自行嘗試、以詢問概念、圖形建構與錯誤原因為主，平均每節課約使用 2 至 3 次。提示詞以簡單、學生好理解利用為原則，例如：我是國中生、我要使用 pencil Code 網頁，使用 CoffeeScript 語言等。學生於探索與實作過程若遇到程式撰寫、錯誤修正或概念理解困難時，可使用 Copilot 尋求即時協助。相較之下，一般 play-learn 教學組則主要透過教材、同儕討論與教師引導解決問題。資料蒐集包含程式設計概念前後測、學習態度問卷及開放性回饋問卷。程式概

念測驗共 20 題選擇題，主要根據 108 課綱中科技領域教學內容-「資 P-IV-1 程式語言基本概念、功能及應用。」進行教學內容與測驗的編製，並將測驗內容依布魯姆認知層次區分為基礎與進階題，本測驗在前測時的整體信度 Cronbach's $\alpha = 0.636$ ，低於一般建議之 0.7 標準，可能原因在於學生在正式教學前對 Pencil Code 網頁呈現的程式概念尚未理解，因此對題意解讀不一致與作答穩定度不足，後測資料分析時的整體信度 Cronbach's $\alpha = 0.814$ ，達良好內部一致性。表示學生在課程後具備較完整的概念架構，題目能更一致地測量其程式設計理解能力。學習態度問卷改編自 MSLQ(李昱葳, 2015)，採 Likert 七點量表，Cronbach's $\alpha = 0.938$ ，具良好的內部一致性。開放性問卷用以蒐集學生學習經驗之質性資料。

資料分析以 SPSS 20.0 進行，顯著水準設定為 $\alpha = 0.05$ 。量化資料採描述性統計、相依樣本 t 檢定、二因子變異數分析 (ANOVA) 及多變量變異數分析 (MANOVA) 進行分析；質性資料則採主題分析法進行整理與詮釋。

本研究首先以描述性統計與相依樣本 t 檢定檢視兩組學生在教學介入前後之學習成效變化，其次以前測水準與教學模式為因素，探討不同條件對後測表現之影響。另就學習態度量表進行前後測差異分析，以了解 AI 輔助是否對學習態度產生影響。開放性問卷資料則以主題分析法進行編碼與歸納，用以補充量化結果未能充分呈現之學習歷程經驗。

開放性問卷資料先由研究者進行初步開放編碼，整理學生回應中與學習興趣、AI 支持、理解困難及課程建議相關之語意單位，再進一步歸納形成主題。為提升分析可信度，研究者反覆檢視原始資料與主題分類之對應關係，並以代表性學生回饋作為主題說明依據。

肆、結果與討論

一、程式設計概念學習成效分析

本研究透過描述性統計、相依樣本 t 檢定、二因子變異數分析 (ANOVA) 及多變量變異數分析 (MANOVA)，探討生成式 AI 融入 play-learn 教學對學生程式設計概念學習成效之影響。

結果顯示，兩組學生在整體、基礎及進階概念之後測成績皆顯著高於前測 ($p < .05$)，如表 1、2 所示。顯示 play-learn 探索式教學能有效提升學生之程式設計概念學習成效。

表 1 AI 輔助 play-learn 教學組在程式概念測驗學習成效之相依樣本 t 檢定

測驗構面	前測 平均	後測 平均	平均 差異	標準差	SE	95% CI (下界)	95% CI (上界)	t	df	p
整體概念	47.14	71.07	-23.93	15.588	4.166	-32.93	-14.93	-5.744	13	.000
基礎概念	23.93	41.79	-17.86	13.828	3.696	-25.84	-9.87	-4.832	13	.000
進階概念	23.21	29.29	-6.07	8.128	2.172	-10.77	-1.38	-2.795	13	.015

表 2 play-learn 教學組在程式概念測驗學習成效之相依樣本 t 檢定

測驗構面	前測 平均	後測 平均	平均 差異	標準差	SE	95% CI (下界)	95% CI (上界)	t	df	p
整體概念	58.21	75.36	-17.14	12.666	3.385	-24.456	-9.829	-5.064	13	.000
基礎概念	30.36	41.07	-10.71	7.300	1.951	-14.929	-6.499	-5.491	13	.000
進階概念	27.86	34.29	-6.43	8.644	2.310	-11.420	-1.437	-2.783	13	.016

進一步比較兩組進步幅度，如表 3、4，AI 輔助組在整體概念 (+23.93) 與基礎概念 (+17.86) 之成長幅度高於未使用 AI 之教學組，顯示生成式 AI 在促進概念理解與縮短學習落差方面可能具有輔助效果。

表 3 程式設計概念測驗-整體概念前後測之平均與進步幅度表

教學模式	測驗分數	前測平均	後測平均	進步幅度	人數
Copilot 輔助融入 play-learn 教學組		47.14	71.07	+23.93	14
play-learn 教學組		58.21	75.36	+17.15	14

表 4 程式設計概念測驗-基本概念前後測之平均與進步幅度表

教學模式	測驗分數	前測平均	後測平均	進步幅度	人數
Copilot 輔助融入 play-learn 教學組		23.93	41.79	+17.86	14
play-learn 教學組		30.36	41.07	+10.71	14

然而，二因子變異數分析結果顯示，教學模式(Copilot 輔助融入 play-learn 教學組 / play-learn 教學組)對後測成績未達顯著影響 ($p > .05$)，且效果量 ($\eta^2 = .005$) 偏低，表示在短期教學介入下，是否使用 AI 並未顯著影響最終學習成果。雖未達統計顯著，但 AI 組在進步幅度上呈現較高趨勢，顯示其可能具有潛在效果，惟需更大樣本進一步驗證。此外，前測水準(程式概念測驗前測高分組 / 程式概念測驗前測低分組)對後測成績達顯著影響 ($p < .05$)，且效

果量 ($\eta^2 = .161$) 達中等效果，顯示學生先備知識仍為影響學習成效之關鍵因素，如表 5 所示。

表 5 程式設計概念成效表現之受試者間效應項的檢定

來源	型 III 平方和	自由度	平均 平方和	F	顯著性	淨相關 Eta ²
教學模式	46.354	1	46.354	.129	.723	.005
前測水準	1649.559	1	1649.555	4.593	.042	.161
教學模式×前測水準	17.783	1	17.783	.050	.826	.002
誤差	8620.404	24	359.184			

* $p < .05$

在分項成效方面，MANOVA 結果顯示教學模式與前測水準之主效果及交互作用皆未達顯著，但進一步進行單變量分析發現，前測水準對進階概念表現具有顯著影響，顯示高階程式能力較依賴學生原有基礎，如表 6 所示。

表 6 程式設計概念學習成效之受試者間效應項的檢定

來源	依變項	型 III 平方和	自由 度	平均 平方和	F	顯著性	淨相 關 Eta ²
教學模式	後測基礎概念	56.832	1	56.832	.577	.455	.023
	後測進階概念	.533	1	.533	.005	.945	.000
前測水準	後測基礎概念	249.140	1	249.140	2.530	.125	.095
	後測進階概念	616.559	1	616.559	5.551	.027	.188
教學模式× 前測水準	後測基礎概念	38.975	1	38.975	.396	.535	.016
	後測進階概念	4.105	1	4.105	.037	.849	.002
誤差	後測基礎概念	2363.131	24	98.464			
	後測進階概念	2665.859	24	111.077			

雖然兩組在後測成績上未呈現顯著組間差異，但兩組學生皆於 play-learn 探究式教學介入後有明顯進步，顯示 play-learn 探究式教學本身對程式概念學習具有正向效果。就教育實務而言，這意味著在國中程式設計課程中，透過探索、操作與教師引導的歷程設計，即使未搭配 AI，也能有效支持學生概念建

構。而 AI 輔助組在整體概念與基礎概念的進步幅度雖高於一般教學組，但未達統計顯著，可能與樣本數較小、介入時間較短，以及學生先備知識差異有關。此結果顯示，生成式 AI 的作用未必能在短期內直接轉化為最終成績差異，而較可能先表現在學生的理解支持、除錯協助與學習投入等歷程性面向。

二、 程式設計概念學習態度分析

在學習態度方面，描述性統計結果顯示，AI 輔助教學組在自我效能、內部價值、認知策略使用與自我調整等構面皆呈現正向提升趨勢；相較之下，未使用 AI 之教學組僅在部分構面呈現微幅變化，如表 7 所示。

表 7 教學模式對程式設計概念學習態度之前後測平均表

依變項	教學模式	前測 平均數	後測 平均數	進步幅度
自我效能	Copilot 輔助融入 play-learn 教學組	4.5079	4.8650	+0.3571
	play-learn 教學組	4.5393	4.7529	+0.2136
內部價值	Copilot 輔助融入 play-learn 教學組	4.5107	4.9493	+0.4386
	play-learn 教學組	5.0700	5.0500	-0.02
認知策略使用	Copilot 輔助融入 play-learn 教學組	4.334	4.591	+0.257
	play-learn 教學組	4.556	4.449	-0.107
自我調整	Copilot 輔助融入 play-learn 教學組	4.4443	4.6714	+0.2271
	play-learn 教學組	4.9671	5.0464	+0.0793

然而，相依樣本 t 檢定結果顯示，兩組在各學習態度構面之前後測差異皆未達統計顯著水準 ($p > .05$)。此結果可能與樣本數較小、學生個別差異較大，以及前測即具中等以上態度水準有關。

在學習態度方面，雖然量化分析未達顯著差異，但描述性趨勢顯示 AI 輔助組在多個態度構面上呈現正向變化。這可能意味著生成式 AI 對學生的影響較偏向情境性支持，例如在學生遭遇困難時提供即時回應、降低等待協助的時間，進而提升其持續投入學習的意願。然而，態度改變通常需較長時間累積，因此在六週教學介入下尚未充分反映於統計結果。

三、開放性問卷之質性分析

為補充量化分析結果，本研究蒐集學生開放性問卷資料，透過質性分析探討生成式 AI 融入 play-learn 教學模式對學習歷程與感受之影響。分析流程包含開放編碼、主題分析與三角檢定，以提升研究結果之解釋力。

(一)開放編碼

研究者採資料導向方式進行開放編碼，為提升信度，研究者反覆檢視編碼結果並進行資料比對，歸納出八項初始編碼，包括學習趣味性、自主探索、理解困難、程式表徵偏好、AI 學習支持、AI 回饋限制、學習態度反應與課程建議。學生代表性語錄如下：

1. 學習趣味：「很好玩，可以用自己想用的圖」（S11）。
2. 自主探索：「最喜歡自創圖形」（S01）。
3. 理解困難：「程式碼很多記不起來」（S14）。
4. AI 支持：「遇到不會的程式碼我會問 AI，很有幫助」（S07）
5. AI 限制：「回答的看不懂」（S09）。

上述結果顯示，學生在探索式學習中具有正向情緒與參與經驗，但在文字程式與 AI 回饋理解上仍面臨挑戰。

(二)主題分析

進一步整合開放編碼後，歸納出下列四項核心主題：探索式學習促進學習興趣與投入感、AI 輔助具學習支持與理解限制之雙重效果、程式學習存在理解困難與個別差異、學生對課程設計具有反思與期待。此結果顯示，Copilot 可提供即時支援並提升學習動機，但其回饋品質與學生理解能力之間仍存在落差。

(三)三角檢定

本研究透過三角檢定整合量化與質性結果，結果如下：

1. 在學習態度方面，量化結果雖未達顯著差異，但質性資料顯示學生普遍感受課程「有趣」與「有成就感」，呈現一致趨勢。
2. 在學習成效方面，量化結果顯示學習表現提升，質性結果則指出 AI 有助於提供即時提示與概念釐清，但學習成效仍受個別差異與理解困難影響。

整體而言，量化與質性結果呈現互補關係，顯示生成式 AI 主要影響學習歷程（如降低挫折感與提升投入），而非直接決定最終學習成果。

四、綜合討論

綜合量化與質性資料之交叉分析結果可知，本研究在學習成效與學習歷程上呈現一致且互補的發現。首先，在學習成效方面，量化分析顯示學生之程式設計概念學習成效達顯著提升，而質性資料亦指出生成式 AI 能協助學生進行概念理解與程式除錯，兩者結果相互支持，顯示 play-learn 探究式教學模式具有促進學習之效果。

其次，在學習態度方面，雖然量化結果未達統計顯著差異，但質性回饋顯示學生普遍感受到課程具有趣味性與成就感，並能提升學習投入程度。此結果顯示，學習態度之改變可能需較長時間累積，而短期教學介入較難呈現顯著差異，但仍可透過質性資料觀察其發展趨勢。

再者，研究結果顯示生成式 AI 對學習的影響主要體現在學習歷程中。學生在學習過程中可透過 AI 獲得即時回饋與協助，有助於降低學習困難並提升學習投入；然而，在最終學習成效上，AI 輔助並未產生顯著差異，顯示其功能較偏向學習支持工具，而非直接提升學習成果之關鍵因素。

最後，本研究亦發現學生先備知識對學習表現具有顯著影響。統計結果顯示前測水準為影響後測成績之重要因素，特別在進階概念上更為明顯，顯示高層次程式設計能力之發展仍高度依賴學生原有基礎。

整體而言，本研究結果顯示，生成式 AI 融入 play-learn 探究式教學模式，對於促進學習歷程與提升學習成效具有正向作用，但其實際成效仍需配合學生先備知識與教學設計加以發揮。

綜合上述，本研究之量化與質性結果並非互相矛盾，而是呈現不同層次的學習影響。量化結果主要反映學生在概念測驗與態度量表上的整體表現，較適合觀察最終成果；質性資料則更能捕捉學生在學習過程中的即時感受與實際經驗。因此，生成式 AI 未在短期內形成顯著組間差異，並不代表其毫無助益，而可能表示其影響首先出現在學習歷程層次。

本研究結果亦可從認知負荷理論 (Cognitive Load Theory) 進一步解釋。程式設計學習涉及語法規則與邏輯推理，對初學者而言具有較高的內在認知負荷。生成式 AI 於學習過程中提供即時回饋、錯誤提示與概念說明，可能有助於降低學習過程中的外在認知負荷，使學生能將更多認知資源投入於程式邏輯理解與問題解決。

然而，本研究結果顯示 AI 輔助並未在短期內對最終學習成效產生顯著影響，可能原因在於教學介入時間較短，且學生之先備知識差異仍為影響學習表現之關鍵因素。此結果顯示，生成式 AI 對學習的影響較可能先體現在學習歷程層面（如降低挫折感與提升學習投入），而非立即轉化為可量化的學習成果。

此外，若生成式 AI 所提供之回饋未能符合學生理解程度，亦可能增加外在認知負荷，進而影響學習效果。因此，在教學應用上，生成式 AI 應結合教師引

導與適切之教學設計，以發揮其鷹架支持功能，並避免學生過度依賴 AI 所帶來之認知替代現象。

伍、結論與未來展望

一、研究結論

本研究探討生成式 AI (Copilot) 融入 play-learn 探索式教學模式，對國中學生程式設計概念學習成效與學習態度之影響。研究結果顯示，以探索與實作為核心的 play-learn 教學模式能有效促進學生程式設計概念之學習，學生在整體、基礎與進階概念構面皆達顯著進步 ($p < .05$)，顯示探究式學習有助於學生透過操作與經驗建構程式概念。

進一步分析發現，生成式 AI 對學習的影響主要體現在學習歷程層面。雖然 AI 輔助組在學習進步幅度上較高，但組間差異未達統計顯著，顯示生成式 AI 較適合作為學習支持工具，例如提供即時回饋、協助除錯與概念釐清，而非直接提升短期學習成果。此結果亦呼應本研究發現，學習成效仍顯著受到學生先備知識影響，特別是在進階概念學習上更為明顯，顯示高層次程式能力之發展仍需建立於既有基礎之上。

在學習態度方面，雖量化結果未達顯著差異，但質性資料顯示學生普遍感受到學習趣味與成就感的提升，並在學習過程中表現出較高的投入程度。此結果顯示，生成式 AI 在降低學習挫折與促進學習參與方面具有潛在價值，但其影響可能需透過較長時間的教學實施方能顯現。

綜合量化與質性分析結果可知，本研究之發現呈現一致且互補的趨勢：量化結果顯示學習成效之提升，而質性結果則進一步揭示生成式 AI 在學習歷程中所扮演的支持角色。此一結果說明，生成式 AI 在程式設計學習中應被視為一種促進學習歷程的輔助工具，而非直接影響學習成果之關鍵因素。

在學術貢獻方面，本研究以國中程式設計教育為研究情境，結合生成式 AI 與 play-learn 探究式教學模式，透過準實驗設計提供中等教育階段之實證證據，補充過去多集中於高等教育之研究不足。此外，本研究指出生成式 AI 對學習的影響主要體現在歷程層面，而非短期成果，最後以「歷程性支持觀點 (process-oriented support perspective)」來總結上述研究發現，作為理解生成式 AI 教學效果之理論補充。此觀點有助於深化生成式 AI 在教育應用上的理解，並為未來教學設計與研究提供參考依據。

二、研究限制

本研究仍有若干限制。首先，研究樣本數較小，且來自單一學校，可能導致統計檢定力不足，使組間差異未達顯著，因此研究結果之推論仍須謹慎。其次，教學介入時間為六週，可能不足以充分反應生成式 AI 對學習態度與長期學習成效之影響。最後，本研究主要依賴前後測、問卷與開放性回饋進行分析，未納入更細緻的歷程紀錄資料，因此對學生實際使用 AI 的方式與深度仍無法完全掌握。

三、未來展望與實務建議

基於本研究之結果，未來研究可從多個面向進一步深化生成式 AI 於程式設計教育中的應用。首先，在研究設計方面，建議擴大研究樣本數並延長教學介入時間，以更全面評估生成式 AI 對學習成效與學習態度之長期影響，並提升研究結果之穩定性與外部效度。

其次，未來研究可進一步探討不同 AI 輔助策略之效果，例如提示式、引導式與除錯式回饋對學生學習之差異影響，以發展更具適性化之教學應用模式。此外，亦可結合學習歷程資料與行為分析方法，深入分析學生在 AI 輔助學習環境中的學習策略與認知變化，從而更精確掌握生成式 AI 對學習歷程之影響機制。

在教學實務方面，未來可著重於建立系統化之 AI 融入教學設計原則，探討教師引導與 AI 工具之最佳整合方式，以提升教學品質與學習成效。同時，透過蒐集學生與 AI 互動歷程資料（如提問內容、回應類型與使用頻率等），可進一步分析不同使用模式對學習表現之影響，作為優化教學設計之依據。

整體而言，若能持續針對上述面向進行深入探討，將有助於建構更符合國中程式設計教育情境之生成式 AI 融入教學模式，並促進其在教育現場之有效應用。

參考文獻

一、中文部分

- 李昱葳(2015)。國小五年級學生數學解題歷程的自我調整學習策略與動機信念之個案研究。未出版之碩士論文，國立中山大學教育研究所，高雄市。
- 李韋穎(2024)。混合式程式語言對國中小學生程式撰寫能力之影響。未出版之博士論文，朝陽科技大學資訊管理研究所，台中市。

- 涂芸芳、呂一淳、陳禹辰(2024)。生成式人工智慧的國際教育應用及研究趨勢。**教育研究月刊**，365，170－189。
- 教育部(2016)。**2016-2020 資訊教育總藍圖**。取自台灣教育研究資訊網：
https://teric.naer.edu.tw/wSite/ct?mp=teric_b&xItem=1904588&ctNode=645
- 教育部(2018)。**十二年國民基本教育課程綱要國民中學暨普通型高級中等學校-科技領域**。取自國家教育研究院：
<https://www.naer.edu.tw/upload/1/16/doc/816/%E5%8D%81%E4%BA%8C%E5%B9%B4%E5%9C%8B%E6%B0%91%E5%9F%BA%E6%9C%AC%E6%95%99%E8%82%B2%E8%AA%B2%E7%A8%8B%E7%B6%B1%E8%A6%81%E5%9C%8B%E6%B0%91%E4%B8%AD%E5%AD%B8%E6%9A%A8%E6%99%AE%E9%80%9A%E5%9E%8B%E9%AB%98%E7%B4%9A%E4%B8%AD%E7%AD%89%E5%AD%B8%E6%A0%A1%E7%A7%91%E6%8A%80%E9%A0%98%E5%9F%9F.pdf>
- 陳毓筑(2010)。**不同探索式教學模式對國中生程式設計概念的學習成效及學習態度之影響**。未出版之碩士論文，國立臺灣師範大學資訊教育研究所，台北市。
- 楊子奇(2024)。**透過程式學習程式的時代：ChatGPT 對程式教育的革新和挑戰**。**教育研究月刊**，365，73－93。
- 蔡佳恩(2024)。**生成式 AI 輔助視覺化程式語言教學對國中生學習成效的影響**。未出版之碩士論文，國立臺北科技大學技術及職業教育研究所，台北市。
- 賴秋琳、黃國禎(2025)。**AI 素養：國際數位素養的教育趨勢**。**教育研究月刊**，372，114－127。
- 賴婉玗(2018)。**以聊天機器人實作培養學生運算思維**。未出版之碩士論文，國立臺灣師範大學資訊教育研究所，台北市。

二、英文部分

- Acun, C., & Acun, R. (2023). GAI-enhanced assignment framework: A case study on generative AI-powered history education. *NeurIPS 2023 Workshop on Generative AI for Education*.
- Adeyele, V. O., & Ramnarain, U. (2024). Exploring the integration of ChatGPT in inquiry-based learning: Teacher perspectives. *International Journal of Technology in Education*, 7(2), 200–217.
- Ahmed, Z., Shanto, S. S., Rime, M. H. K., Morol, M. K., Fahad, N., Hossen, M. J., & Abdullah-Al-Jubair, M. (2024). The generative AI landscape in education: Mapping the terrain of opportunities, challenges and student perception. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3461874>

- Bahroun, Z., Anane, C., Ahmed, V., & Zacca, A. (2023). Transforming education: A comprehensive review of generative artificial intelligence in educational settings through bibliometric and content analysis. *Sustainability*, 15(17), 12983. <https://doi.org/10.3390/su151712983>
- Boguslawski, S., Deer, R., & Dawson, M. G. (2025). Programming education and learner motivation in the age of generative AI: Student and educator perspectives. *Information and Learning Sciences*, 126(1/2), 91–109.
- Chang, C.-I., Choi, W.-C., Choi, I.-C., & Lei, H. (2024). A systematic literature review of the practical applications of artificial intelligence-generated content (AIGC) using OpenAI ChatGPT, Copilot, and Codex in programming education. *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Education and E-Learning*.
- Heindl, M. (2019). Inquiry-based learning and the pre-requisite for its use in science at school: A meta-analysis. *Journal of Pedagogical Research*, 3(2), 52–61. <https://doi.org/10.33902/jpr.2019254160>
- Matobobo, C., Ncube, P. D. N., Ngesimani, N. L., Dzvapatsva, G. P., & Chinho, E. (2025). Enhancing computational thinking and problem-solving in programming education through generative AI: A scoped review. *2025 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*.
- Mittal, U., Sai, S., & Chamola, V. (2024). A comprehensive review on generative AI for education. *IEEE Access*.
- Montoya, J. F. M., & Lopez-Vargas, J. (2025). DS generative AI for supporting teaching activities. *2025 IEEE Engineering Education World Conference (EDUNINE)*.
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). Cognitive load theory and instructional design: Recent developments. *Educational Psychologist*, 38(1), 1–4.
- Pedaste, M., Mäeots, M., Siiman, L. A., De Jong, T., Van Riesen, S. A., Kamp, E. T., Manoli, C. C., Zacharia, Z. C., & Tsourlidaki, E. (2015). Phases of inquiry-based learning: Definitions and the inquiry cycle. *Educational Research Review*, 14, 47–61. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2015.02.003>
- Tai, T.-Y., & Chen, H. H.-J. (2024). Improving elementary EFL speaking skills with generative AI chatbots: Exploring individual and paired interactions. *Computers & Education*, 220, 105112. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105112>
- Urbaczewski, A., & Keeling, K. (2025). Getting with the program: Teaching IS and analytics in the age of GAI. *Communications of the Association for Information Systems*, 56(1), 43.
- Zastudil, C., Rogalska, M., Kapp, C., Vaughn, J., & MacNeil, S. (2023). Generative

AI in computing education: Perspectives of students and instructors. 2023
IEEE Frontiers in Education Conference (FIE).



