人工智慧分析學生學習成效之應用以翻轉程式設計課程為例

#####備住備住備住#####

主體架構參考paper：

<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100392> (台師大黃國禎主編 Q1)

https://doi.org/10.1016/j.ijme.2024.100936(聚類分析、翻轉教育)

https://doi.org/10.1177/07356331231162823(Sage Journals Q1的)

**ABSTRACT:**

**Keywords:**

# 放引言的

## 論述程式教育

電腦科學與程式設計在教育領域中的角色日益重要。程式設計所屬的數位素養能力，已成為現今勞動市場中成

功就業的基本前提之一。資訊科技的快速發展對經濟與社會皆產生深遠影響，並使得程式設計成為促進創造性問題解決、創新及科技發展的核心能力之一。除了軟體開發領域之外，程式設計技能如今也廣泛應用於工程、科學、金融及其他與日常生活密切相關的重要領域中。

在程式設計教育中，將 AI 自適性學習系統結合於翻轉教室模式中，能有效提升彈性學習的可能性。學生可依自身節奏獨立掌握理論與基礎概念，而課堂時間則可專注於處理實際程式設計挑戰、提供即時回饋與進行小組問題解決(補充文獻)。程式設計學習需大量練習以掌握複雜的邏輯結構與抽象概念，因此需在個別化指導與實作應用之間取得平衡，而此需求亦可透過翻轉教室模式有效滿足(Hendrik & Hamzah, 2021)。

## 論述CF

在近幾十年最具創新性的教學變革之一，即為翻轉教室教學模式。該模式顛覆了傳統教學方式，學生可透過影片、線上資源或互動式平台，在課堂外先行學習理論內容，並將課堂時間完全保留給實作應用、集體問題解決及深入討論(Hodges, 2020)。

CF是一種特定形式的混成學習（blended learning）設計，要求學生在課前先參與「針對關鍵概念的互動式內容學習，從而讓課堂時間可用於協作活動，藉此澄清概念並透過應用、分析、規劃與產出解決方案來建構知識(Cho et al., 2021)。

翻轉教室模式以主動學習為基礎，透過學生親身參與課堂活動，促進其學習投入與對課程內容的深入理解(Odum et al., 2021)。然而，該模式的有效實施仰賴若干組織性前提條件，例如具備充足的科技資源、學生具備自我調控學習習慣的能力，以及教師在課程設計上展現彈性與適應力的準備度(補充文獻)。

（Odum et al., 2021；Prince, 2004）。然而，該模式的有效實施仰賴若干組織性前提條件，例如：具備充足的科技資源、學生具備自我調控學習習慣的能力，以及教師在課程設計上展現彈性與適應力的準備度（Abeysekera & Dawson, 2015；Akçayır & Akçayır, 2018）。

在這些經驗中，學生不僅與「人為因素」（如教師與同儕）互動，也與「非人為或物質因素」互動。例如，學生花費大量時間在導航線上學習平台，與各種科技輔助學習工具互動、參與線上討論區，並在實體與線上學習空間中穿梭。將傳統教學轉型為翻轉教室學習設計的過程中，迫切需要理解學生如何感知其學習環境（即對學習環境的知覺）、他們如何採取學習策略（即學習取向），以及這些知覺、取向與學業成就之間的關聯

傳統上，高等教育中對學生學習的研究主要來自教育心理學、學習科學、課程與教學研究領域，並大量依賴學生的自陳資料進行資料蒐集。然而，近年來學習分析（learning analytics）與教育資料探勘（educational data mining）的發展，使得研究者能夠蒐集並分析科技中介學習中的完整過程資料，這些資料不僅能較為客觀地描述學生的線上學習方式，也能揭示學生在進行線上學習時所展現的動態與細微差異(補充文獻)。

然而，自我呈現(self-reported)與過程資料(process data) 具有侷限性。自我呈現(self-reported) 常被批評缺乏客觀性且其回應可能受到草率作答或題項遺漏的影響(Han, 2023)。同時，若僅依賴過程資料、而未結合教育理論指引，則容易產生「資料本位」的問題，導致詮釋錯誤，缺乏有意義的理論脈絡。

## 論述AI

人工智慧不僅是一種學習工具，更已透過與自適性學習系統的整合，成為教育中的重要組成部分。這類系統能根據個別學習者的學習進度與需求，自動調整教材內容、學習節奏與回饋方式，從而提供個人化的學習體驗與即時指導(Holmes, 2020)

學生在程式設計中常具有高度差異化的前置知識，並需在理解抽象概念與解決複雜問題時獲得個別化支持(Fernandes et al., 2023)。AI驅動的自適性學習系統透過即時調整、鷹架支援與即時回饋，增強了傳統教育模式。這些系統能與學生的準備程度與多樣化動機相匹配，確保每位學習者都能達到最佳進展。在程式設計教育中，此系統的應用可透過提供即時鷹架挑戰（如除錯語法錯誤或設計演算法）與個人化學習路徑，協助學生彌補理解落差(Wang et al., 2023)。

將AI驅動的自適性學習整合進翻轉教室模式，形成一種融合兩者優勢的混合式學習模式。翻轉教室強調合作與主動學習，而自適性學習系統則引入個別化與可擴展性，滿足多樣化學習需求(Almassri & Zaharudin, 2023)。Seo et al., (2021)與Strielkowski et al.,(2024) 指出，這種整合有助於提升學習參與度、改善學習成效，並提供更具包容性的教育經驗，此混合模式善用翻轉教室中合作解題的結構設計，同時藉由 AI 的適應能力，解決個別學習困難並優化學習軌跡。

然而，這種混合模式亦伴隨挑戰。學生必須承擔更多自主學習的責任，特別是在無教師引導下學習理論內容。此外，學習也依賴於可取得的科技資源，如穩定的網路與數位設備，並需具備足夠的自我調控能力以有效使用這些資源(補充文獻)。教師方面亦需面對新的教學要求，例如更深層的教學設計準備、課程規劃上的彈性，並能在課堂中提供差異化支持(補充文獻)。

(從這邊開始)

此外，將 AI 自適性學習系統納入翻轉教室亦帶來一些需在學習動機與參與層面上深入探討的理論挑戰與契機。其中最大挑戰之一，是如何在學生自主性與 AI 系統所提供支持之間取得平衡。儘管翻轉教室強調學生的獨立學習，但 AI 系統的使用方式可能會增強或削弱此一學習模式。若應用不當，這些系統雖能提供即時且個別化的回饋，卻也可能導致學生過度依賴自動化協助，而非以批判性方式處理學習內容（Lo et al., 2017）。

此外，AI 的導入也改變了教師的教學角色，從傳統的知識傳遞者轉變為學習促進者，對教師的教學知能與策略產生新的需求。AI 強化的翻轉教室也需要強健的科技基礎設施與策略性方法，以因應因學生科技資源取得落差所衍生的教育公平性問題，這些差異可能會影響學習成果（Brown, 2018, pp. 11–21；Er-Rafyg et al., 2024, pp. 329–342）。

儘管挑戰不少，AI 在翻轉教室中的應用仍展現出實現高度個別化與可擴展學習環境的潛力。學生能依照自己的步調學習，同時獲得針對性的學習支援。本研究所採用的理論架構，著重於教師適應力、學生主動性，並進一步探討 AI 如何建構一個促進學習動機、實現個人化學習體驗的學習環境。

AI 自適性學習系統的功能，如即時回饋與難度調整，是透過持續追蹤學生學習進度，動態調整學習內容與提供個別學習路徑，目的是協助每位學生克服學習障礙，提升其學習投入與動機，以掌握複雜概念。本研究聚焦於 AI 系統如何結合翻轉教室模式，進一步提升程式設計教育的學習成效。AI 在學習內容與即時回饋上的自適性調整，能加強主動學習，並促進學生展現有效的自我調控學習行為。為了驗證此混合模式之成效，本研究將進行一項實驗，為期十三週，探討兩組學生的學習差異：一組採用傳統翻轉教室模式，另一組則結合 AI 驅動的自適性學習增強系統。

# 翻轉教室

備住：

雖然中文是「翻轉教育」，但我在查英文的部分，都是用「翻轉教室(Flipped Classroom)」，所以以下都用翻轉教室(Flipped Classroom)做論述。

## 定義

翻轉教室（Flipped Classrooms, FC）顛覆了傳統的教學方式，將原本在課堂中教授的內容轉移到課堂外，並事先提供給學生學習(Aznar-Díaz et al., 2020)，以便為課堂上的面對面互動做好準備(van Leeuwen et al., 2019)。這樣的安排釋放了課堂時間，使其能用於更多探究式學習活動(Jang & Kim, 2020)。

## FC會在較高學習動機的學生身上

然而，FC 所帶來的效益往往集中在那些原本就具備較高學習動機的學生身上；當學生對 FC 抱持負面看法時，這些效益則可能大幅降低(Chuang, et al., 2018)

## FC是依賴科技的

FC的發展在很大程度上依賴於教育科技，這些科技使學習資源更加易於取得。這是一種以學生為中心的教學方式，強調學生主動建構自己的知識(Hsia & Hwang, 2020)。

## FC課前準備

課前準備是FC的關鍵活動之一，然而學生拖延準備的問題也十分常見。Xiu (2020)則建議可透過加入評量活動來提升學生的參與程度。

## FC缺乏證據

儘管已有許多研究比較 FC 與傳統教學模式在學習成效上的差異(Kazanidis et al., 2019; Sezer & Abay, 2019)，目前FC的數研究聚焦於大學生族群(Hendrik & Hamzah, 2021)，且常針對僅修習單一課程的學生進行探討(Divjak et al., 2022)，仍需進一步探討「如何」、「為何」、「何時」以及「對誰」最具效益。

然而，綜述性研究對 FC 成效的結論不一。FC雖然效益顯著(Koh, 2019)，但其效應從小到大皆有(Zheng et al., 2020)。Stover and Houston (2019)則發現成效無顯著差異。

# 學生對學習環境的觀感及自述的學習方法

學生如何感知其學習情境中的情境特徵一直以來都被認為是影響學生學習經驗的重要面向(Guo et al., 2022)。為了描述學生學習經驗與學習成果之間的關聯性，Biggs (1989) 提出了Presage-Process-Product model (known as 3P model)。前因階段(Presage) 包含學生的個人特質，以及其當前學習環境的情境特徵，過程階段(Process)蓋學生如何感知學習環境（即學習環境知覺），以及他們如何進行學習（即學習取向）。結果階段（Product）指的是學生的學習成果，例如課程成績或對課程主題的後設概念。3P model中的各元素是互相關聯且並存的，而非線性或單向因果的關係。Trigwell and Prosser (2020)提到在某些學習情境中，過程階段的元素可能會中介前因與結果之間的關係；而在其他情境中，前因階段的變項可能會直接與學習成果產生關聯。

過程階段(Process)中，研究公認的兩個關鍵變項分別是學習環境的知覺（perceptions of the learning environment）與學習取向（study approaches）。而學習取向（study approaches）又可以進一步分為表層學習取向（Surface approaches）與深層學習取向（Deep approaches）。在表層學習取向（Surface approaches）中，學習動機是為了滿足課程要求與完成任務，學習策略較為機械與簡化，重度依賴教科書、講義，以及同儕或教師的引導。而在深層學習取向（Deep approaches）中，學習動機是為了滿足課程要求與完成任務，學習策略較為機械與簡化，重度依賴教科書、講義，以及同儕或教師的引導(Nelson Laird et al., 2014)。在應用AI於學習技術的情境下，採用表層學習取向（Surface approaches）的學生通常僅用科技來完成任務，而採用深層學習取向（Deep approaches）的學生會運用科技來促進學習、深化理解。

學習取向並非固定不變的個人特質，而是可以根據不同情境有意識地選擇(Joshi & Lau, 2023)。若學生感覺課業負擔過重、學習目標不清、師生互動薄弱，則傾向採取表層學習取向（Surface approaches），若學生認為教學品質佳、目標明確、評量方式與課程目標一致，較可能採取深層學習取向（Deep approaches）。

在AI混成學習設計中，若學生無法感知線上學習的價值或與實體課無連結，則會傾向表層取向與僅完成表面任務若學生認為實體課程與線上課程整合良好、線上任務有意義、工作負荷合理，他們更可能採取深層學習取向與深層科技使用方式。

# Observed Students’ Study Approaches Measured by Process Data

近年來教育科技的發展，促使大量研究開始運用「過程資料（process data）」這類資料使研究者能夠蒐集學生在各種線上學習資源與活動中互動的數位軌跡。與傳統的自我呈現(self-reported)相比過程資料（process data）」不僅能以更客觀的方式描述學生的學習行為，能呈現更細緻的行為細節。

目前過程資料（process data）已廣泛應用於高等教育領域的多種情境與目的。例如：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **研究應用目的** | **應用說明** | **代表文獻** |
| 協助學生進行職涯選擇 | 使用過程資料協助學生做職涯規劃與決策 | Bettinger & Baker (2014) |
| 辨識高風險學生以降低退學率 | 利用學習行為預測模型預測中輟風險 | Krumm et al. (2014) |
| 提供個別化學習回饋 | 根據線上行為資料提供即時學習建議 | Gibson et al. (2017) |
| 促進協同學習 | 分析協作互動歷程以設計有效的協同任務 | Kaendler et al. (2015) |
| 監測學生的情緒狀態 | 結合學習行為與表情辨識判斷學習情緒 | Ocumpaugh et al. (2014) |
| 辨識學習策略與取向的模式 | 根據操作序列辨識不同類型的學習取向 | Chen et al. (2018) |

早期的學習分析研究多採用「頻率資料」來描述學生的線上學習行為，而更進階的學習管理系統（LMS）已能蒐集更多元的過程資料，例如線上學習總時長、各類型行為所占比例、特定任務所花費的時間、學生產生的各種線上學習行為類型等(Matcha et al., 2020)。透過資料探勘技術，例如隱馬可夫模型（Hidden Markov Model, HMM）」、凝聚式序列分群（agglomerative sequence clustering）、流程探勘演算法（process mining）等方式，可以有效呈現學生學習取向的複雜性。

在若干研究中，研究者採用兩階段方法分析帶有時間戳記的線上學習事件序列。第一階段辨識全體學生共通的學習策略：研究者使用 HMM 處理線上學習事件的類型，找出序列分布相似的學習序列型態，作為學生的學習策略。第二階段辨識學生的學習取向：透過對學生樣本進行凝聚式序列分群（agglomerative clustering），找出具有相似策略的學生群體。Jovanović et al.（2017）運用此方法分析 290 位資工系大學生的學習行為，識別出以下五種線上學習取向：

* 密集型學習者（intensive learners）：這類學生善用多種學習策略。
* 策略型學習者（strategic learners）：這類學生會優先處理總結性與形成性評量任務。
* 高度策略型學習者（highly strategic）：這類學生會特別重視總結性評量。
* 選擇型學習者（selective learners）：這類學生僅聚焦於總結性任務，閱讀活動較少。
* 高度選擇型學習者（highly selective）：這類學生只進行總結性活動。

此外，Jovanović et al.（2017）也比較了不同學習取向學生的成績表現。結果發現，「密集型」、「策略型」與「高度策略型」學習者在期中與期末考的成績都明顯高於「選擇型」與「高度選擇型」學習者。

Han et al.（2022）使用類似方法，分析澳洲工程系學生的過程資料，識別出四種不同的學習取向：密集理論應用（intensive theory application）、中等理論應用（moderate theory application）、薄弱理論應用與中等理論測試（weak theory application and moderate testing）、閱讀與理論應用皆薄弱（weak reading and weak theory application）。同時研究顯示，不同的學習取向學生在學業表現上有明顯差異：採用「密集理論應用」策略的學生在考試中表現最佳；而採用「薄弱閱讀與理論應用」策略的學生，成績最低。

# 研究問題

在翻轉教室學習中，學生的學業成就是否會因其透過自陳資料與過程資料所辨識出的學習取向而有所差異