

# AI 輔助程式設計與數據分析學習中的人機 互動行為分析

## Behavioral Analysis of Student-AI Interactions in AI-Assisted Programming and Data Science Learning

施育廷<sup>1</sup> 李政軒<sup>2</sup>

SHIH, YU-TING<sup>1</sup> LI, CHENG-HSUAN<sup>2</sup>

國立臺中教育大學 教育資訊與測驗統計研究所

E-mail: cms112103@gm.ntcu.edu.tw<sup>1</sup> chli@mail.ntcu.edu.tw.<sup>2</sup>

### 摘要

隨著人工智慧技術的迅速進展，資料科學與程式設計已日益被視為高等教育中不可或缺的核心素養。對非資訊相關背景的大學生而言，程式設計所要求的邏輯推理與抽象概念理解，常成為其學習歷程中的顯著挑戰。近年來，生成式人工智慧（Generative AI, GenAI）特別是大型語言模型（Large Language Models, LLMs）在程式教學中的應用日益普及，惟學生與 AI 互動歷程中所展現的認知策略與學習行為，尚缺乏系統性的分析與理解。

本研究以修習某大學「資料科學與問題解決」通識課程之 103 位學生為對象，蒐集其與 AI 虛擬學習夥伴互動歷程中所產生的 710 則對話紀錄，並運用滯後序列分析法，探討學生在學習過程中展現的七類行為模式與轉移結構。分析結果顯示，「任務提交（TS）」為最常見的互動行為，顯示學生多將 AI 虛擬學習夥伴作為作業成果回報管道，該行為類型呈現高度的自我連續性，學生完成學習任務會修正並重複的提交，反映其學習過程具明確的任務導向特性。此外，「資訊尋求（IS）」與「認知/後設認知互動（CM）」之間呈現雙向顯著轉移，構成一種持續反覆的「學習探索循環」，表示學生會在思考與反省後主動向 AI 尋求補充資訊，進而再進行整合與評估，深化學習歷程。而在獲得知識理解之後，學生亦傾向接續提出具體的任務請求（IS→TO），如請求 AI 提供程式範例或應用於生活情境中的解題建議，進行實務操作練習顯示知識運用能力的展現。此外，學生常以「請問」、「你好」作為互動開場，並以「謝謝」作為結束語，社交互動（SE）與任務請求（TO）間的雙向轉移反映出學生在與 AI 互動時，展現出社會性對話習慣，將 AI 視為具人際特質的學習夥伴。

綜合上述，本研究呈現 AI 輔助學習環境中學生的多樣行為轉移模式與潛在學習策略，並提供教師與系統開發者於教學設計與互動優化上的具體依據。未來可結合學習成效資料與質性訪談，探索 AI 介入下之學習動態與個別差異。

**關鍵字：**行為序列分析、生成式 AI、程式設計教育、學習分析、人機互動

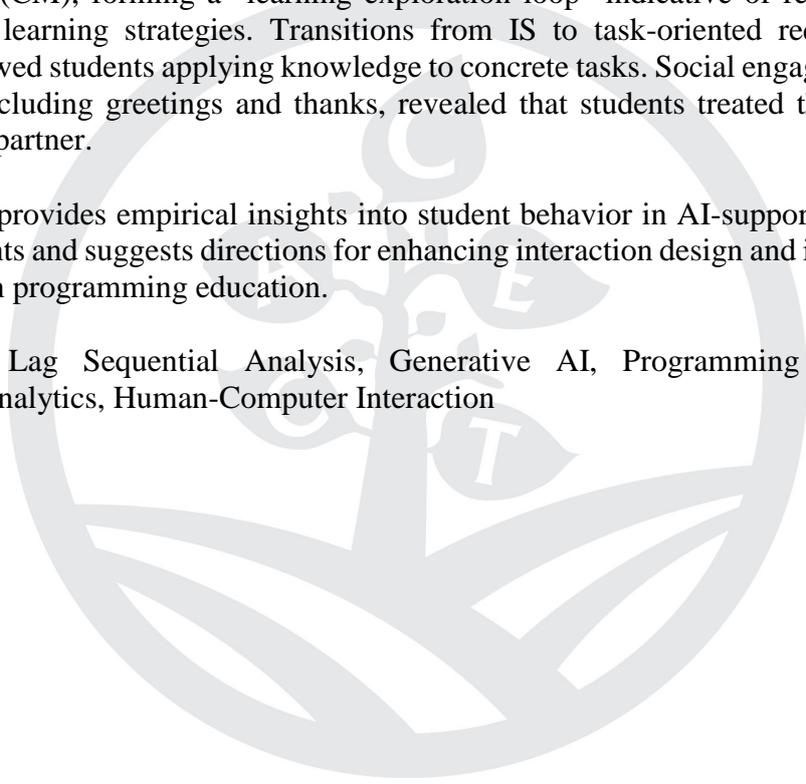
## Abstract

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) has positioned data science and programming as essential competencies in higher education. However, students without a computer science background often struggle with the abstract reasoning required for programming. This study explores how 103 undergraduates interacted with an AI-based virtual learning partner during a general education course, analyzing 710 dialogue records through lag sequential analysis.

Results identified seven behavior types and revealed that task submission (TS) was the most frequent, reflecting a highly task-oriented learning style. A key finding was the bidirectional transition between information seeking (IS) and cognitive/metacognitive interaction (CM), forming a "learning exploration loop" indicative of reflective and integrative learning strategies. Transitions from IS to task-oriented requests (TO) further showed students applying knowledge to concrete tasks. Social engagement (SE) patterns, including greetings and thanks, revealed that students treated the AI as an interactive partner.

This study provides empirical insights into student behavior in AI-supported learning environments and suggests directions for enhancing interaction design and instructional strategies in programming education.

**Keywords:** Lag Sequential Analysis, Generative AI, Programming Education, Learning Analytics, Human-Computer Interaction



## 壹、緒論

### 一、研究背景與動機

近年來，人工智慧技術的快速發展，正深刻影響高等教育的教學模式與學習樣態 (Ouyang & Jiao, 2021)。其中，資料科學與程式設計不再僅是資訊相關科系的專業技能，而逐漸成為所有大學生應具備的核心素養。對於非資訊背景的大學生而言，程式設計的抽象概念、複雜語法及嚴謹邏輯，常形成顯著的學習障礙。

大型語言模型 (Large Language Models, LLMs) 為基礎的生成式 AI (Generative AI, GenAI) 工具，近年被廣泛應用於程式設計教學中。這些工具具備即時生成程式碼、解釋概念、協助除錯與提供回饋等能力，展現了顯著的學習支持潛力 (Zhai, 2022; Kasneci et al., 2023)。然而，如何適切將這些 AI 工具納入課程結構與教學流程，以發揮其最大潛力，並避免學生產生過度依賴或學術誠信問題，仍是教育實務中的重要挑戰。雖已有研究肯定 GenAI 對學習成效之提升潛力 (Denny et al., 2023; Kazemitabaar et al., 2023)，但對學生與 AI 互動過程中的行為序列結構、策略遷移路徑與其與認知層次之關聯，尚缺乏量化實證與細緻分析。本研究採用序列分析法，探討學生在與 AI 互動歷程中所展現之動態行為模式與潛在學習策略。

### 二、研究目的

本研究聚焦於大學入門級「資料科學與問題解決」課程中，學生與 AI 虛擬學習夥伴之間的互動紀錄，透過行為編碼與滯後序列分析方法，深入探討學生的人機互動樣態與潛在的學習行為。具體研究目的如下：

1. 分析互動行為類別的出現頻率與分佈：了解學生在 AI 輔助學習環境中，採取哪些類型的互動行為及其比例差異。
2. 運用行為序列分析技術，辨識常見的互動轉移模式與學習策略：探究學生在與 AI 互動時，是否展現出特定的行為序列與學習方式。
3. 反思研究結果對課程設計與 AI 工具優化的啟示：提出具體建議，以提升 AI 在程式設計與資料科學教學中的教育價值與應用效能。

## 貳、文獻探討

### 一、生成式 AI 於程式設計教育之應用與挑戰

近年來，生成式人工智慧 (Generative AI, GenAI) 在程式設計教育中展現出多元的應用潛力。以大型語言模型 (LLMs) 為核心的 GenAI 工具，能協助學生進程式碼生成、解釋抽象概念與演算法、偵測錯誤並提供即時回饋，有助於降低程式學習的門檻與挫折感 (Zhai, 2022; Kasneci et al., 2023; Denny et al., 2023)。儘管如此，GenAI 的應用亦伴隨諸多挑戰。初學者可能因過度依賴 AI 而影響自我建構知識的能力，亦可能無法判斷 AI 生成內容的正確性。此外，生

成內容在學術誠信上的風險與評量準則的模糊，也對教師與課程設計者提出新的挑戰（Kasneci et al., 2023）。因此，如何在發揮 GenAI 優勢的同時，避免學習遷移與依賴性問題，並建立合宜的評量與引導機制，已成為教育研究與實務急需探討的重要議題。

## 二、學生與 AI 互動模式研究

理解學生與 AI 工具之間的互動模式，是評估其教學效益的關鍵。互動行為的差異，常受任務性質、系統設計與個人習慣等因素影響（Norman, 2013）。教育領域中，AI 工具的「任務執行能力」被視為影響有效性的重要條件之一。近期研究逐漸從互動頻率的觀點，轉向對「互動意圖」與「對話結構」的關注。例如 Winkler 與 Söllner（2018）強調，區分學生互動的目的有助於理解其學習策略。然而，目前針對學生與 GenAI 工具互動行為的分類、遷移路徑與學習意涵，仍有待更多實證研究加以釐清。

綜上所述，儘管生成式 AI 於程式教育之應用日趨廣泛，其互動過程中所展現的學習行為仍有待深入探究。特別是透過行為序列視角，辨識學生與 AI 互動的潛在模式，將有助於開展更具策略性的教學設計。

## 三、學習分析與序列分析方法

學習分析（Learning Analytics, LA）是以學習歷程中產生的數據為依據，藉此理解與優化教學與學習行為（Siemens & Baker, 2012）。在 LA 的眾多方法中，序列分析（Sequential Analysis）是一項關注事件之間時間順序與轉移關係的重要技術。傳統的學習行為分析多著重於出現頻率，然而序列分析則能揭示學習歷程中行為的動態過程與轉移邏輯。例如，學生是否在提問後立即尋求任務協助，或是否經歷過反思與整合，這些行為之間的時序關係，有助於推論其學習策略。

本研究採用的滯後序列分析（Lag-Sequential Analysis）可分析特定行為後接續行為的發生機率，藉此建立行為遷移模式，辨識學生學習傾向與潛在困難，為學習行為的機制提供實證佐證。

# 參、研究方法

## 一、研究對象與資料收集

本研究以修習某大學一年級「資料科學與問題解決」課程的 103 位非資訊相關科系學生為研究對象。課程期間學生與 AI 虛擬學習夥伴的互動記錄共收集 710 條訊息。本研究開發的虛擬學習夥伴是一個基於 Line 平台的聊天機器人，整合了 Gemini 和自訂的輔助功能。學生在向 AI 虛擬學習夥伴發送訊息，透過自動化機制記錄互動資料。

## 二、行為編碼

為了探討學生與 AI 虛擬學習夥伴互動的學習行為，將對話記錄進行行為編碼。本研究行為分類包含七個主要類別如下，定義與學習模式關聯如表 1 所示：

- 社交互動 (SE - Social Engagement): 發起或回應非特定任務導向的社交性對話，有助於理解學習情境中的社交動態。
- 任務導向請求 (TO - Task-Oriented Request): 學生要求聊天機器人執行具體任務的行為，直接反映其學習目標導向性。
- 資訊尋求 (IS - Information Seeking): 學生詢問特定知識或程序性資訊的行為，顯示其知識建構或問題解決的嘗試。
- 認知/後設認知互動 (CM - Cognitive/Metacognitive): 學生展現反思、監控、評估或澄理解等高层次思維的互動(Ali et al., 2022)。
- 任務提交 (TS - Task Submission): 學生提交指定學習任務的行為。
- 離題/不當互動 (OT - Off-Task/Inappropriate): 與學習任務無關或不適當的互動，可能指示學習分心、挫敗感或參與度不足。
- 系統確認/簡單應答 (SA - System Acknowledgement/Testing): 簡短的、功能性的或探索性的輸入。

表 1：聊天機器人互動行為分類定義與學習模式關聯

代碼	分類名稱	定義	與學習模式的關聯 (參考 Ali et al., 2022)
SE	社交互動	發起或回應非特定任務導向的社交性對話，建立或維持互動關係。	影響學習氣氛與歸屬感，間接關聯參與度。
TO	任務導向請求	要求聊天機器人執行具體任務，如生成內容、提供建議、執行動作等。	核心任務參與行為，與學習目標達成、學習毅力相關。
IS	資訊尋求	詢問事實、定義、概念解釋、程序性知識或特定領域資訊。	主動學習、知識建構行為，反映學習困境或資訊尋求。
CM	認知/後設認知互動	表現出更深層次的思考、監控、評估或澄理解的互動，包含尋求回饋、報告問題、規劃等。	反映深度學習、自我調節能力。
TS	任務提交	提交指定任務的連結或文件，通常是課程作業。	學習過程的里程碑，反映任務完成情況。
OT	離題/不當互動	發出與學習任務、聊天機器人功能無關，或帶有攻擊性、不適當的言論。	可能指示學習分心、低參與度、挫折感或退出。
SA	系統確認/簡單應答	非常簡短的輸入，目的可能是測試系統是否正常、簡單應答或無明確意義的輸入。	低層次互動，需結合序列分析判斷其意義，可能與初步探索或不確定性有關。

## 三、資料分析方法：序列分析

本研究採用滯後序列分析 (Lag-Sequential Analysis)，探討相鄰兩個行為事件之間的轉移模式。分析過程使用 Chen(2024)開發的工具完成。進行頻率分析與轉換概率分析，能夠捕捉學習過程的動態性和複雜性。

## 肆、研究結果

### 一、互動行為描述性統計

在 710 筆學生與 AI 虛擬學習夥伴的互動紀錄中，不同行為類別呈現明顯的比例差異。其中，以任務提交 (TS) 佔比最高 (74.4%)，顯示多數學生傾向於將 AI 作為作業成果呈交或驗證之媒介，行為目的清晰且任務導向明確。其次為認知／後設認知互動 (CM) (7.9%)，反映部分學生會在互動中展現思考、監控與澄清的學習策略。資訊尋求 (IS)、任務導向請求 (TO) 與社交互動 (SE) 比例接近 (約 5~6%)，顯示學生在實作過程中會適時向 AI 提問，並透過禮貌語言建立互動關係。離題／不當互動 (OT) 與系統確認 (SA) 發生次數極低 (<1%)，代表大多數互動皆與課程學習目標相關。如表 2 所示。

表 2：互動行為事件統計表

事件編碼	出現頻率	出現百分比
TS	528	74.4%
CM	56	7.9%
SE	42	5.9%
TO	42	5.9%
IS	39	5.5%
SA	5	0.7%
OT	3	0.4%
總數	710	100.0%

### 二、行為序列轉移模式分析

#### (一) 顯著的自我轉移模式 (慣性)：

所有七種行為都表現出極其顯著的自我連續性，調整後殘差均遠大於 1.96 (例如，TS -> TS:  $a=20.915$ ; SA -> SA:  $a=18.634$ ; CM -> CM:  $a=14.662$ )。特別是任務提交與認知互動類型。這表示學生在進行特定互動時，常連續進行同類行為，呈現階段性任務集中特徵。例如，完成一項任務後常緊接著提交下一項；進行概念釐清後亦可能延續反思性對話。這種行為慣性特徵顯示學習歷程可能呈現片段化，學生傾向在短時間內聚焦於單一類型行為。

#### (二) 顯著的跨類別正向轉移模式：

- 學習探索循環：IS 與 CM 之間存在顯著的雙向轉移 (CM -> IS:  $a=3.543$ ; IS -> CM:  $a=3.192$ )。構成反覆進行思考、確認與補充資訊的學習歷程。例如，學生可能先釐清不理解的程式邏輯，接著提出具體問題詢問，再回頭反思與整合，形成一種動態且具層次的「學習探索循環」。
- 社交與任務連結：SE 與 TO 之間存在顯著的雙向轉移 (TO -> SE:  $a=4.570$ ; SE -> TO:  $a=3.293$ )。學生常透過社交性語言與 AI 互動，例如以「請問」、「你好」作為提問開場，以「謝謝」結束對話，突顯學生在任務互動中融合社交禮儀，顯示其對 AI 具有擬人化與情境對話的認知。

- 資訊尋求驅動任務：IS -> TO 的轉移顯著 ( $a=2.507$ )。表示學生在理解概念或取得知識後，會進一步請求 AI 協助完成實際任務，展現知識轉化為應用的遷移歷程，如撰寫特定程式語句、請求演算法建議等。
- 離題行為的關聯：OT -> SE ( $a=2.211$ ) 和 OT -> TO ( $a=2.124$ ) 的轉移顯著，而 SE -> OT ( $a=2.819$ ) 也顯著。反映部分學生在學習過程中因困惑或試探功能而產生偏離主題的互動行為。

### (三) 顯著的抑制轉移模式：

從 TS 出發到其他主要類別 (CM, IS, SE, TO) 的轉移均顯著低於隨機期望 (TS -> CM:  $a=-10.964$ )。說明此行為常發生於任務階段的結尾，為明確收束性的行為類型，非屬學習探索或互動延伸的主要節點。

## 三、可視化呈現

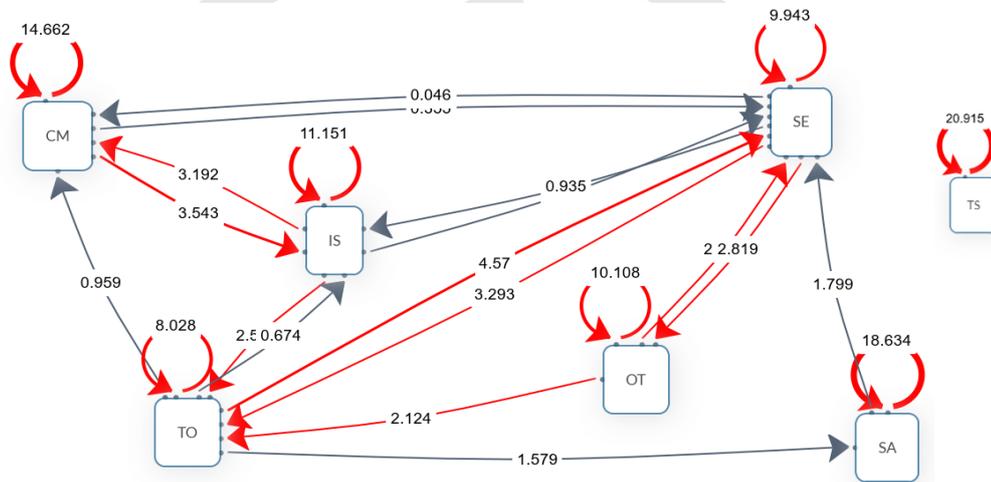


圖 1 本研究行為序列轉移模型

行為序列轉移圖如圖 1 所示，以粗紅箭頭標示統計上顯著的轉移關係，形象呈現出「探索—應用—回饋」之行為環，以及社交互動如何包裹於任務執行之前後。此結構凸顯 AI 互動歷程中多重學習策略與心理歷程交織的特徵，亦有助於未來設計更具引導性與個別化調適的 AI 教學輔助系統。

## 伍、討論

### 一、主要互動模式

本研究結果顯示，學生在 AI 輔助學習環境中的互動以「任務提交 (TS)」為主，反映出學生傾向於將 AI 虛擬學習夥伴作為學習成果呈交並以任務驅動為主要學習策略，顯示部分學生尚未充分發揮 AI 在學習歷程中作為「互動對話夥伴」的潛力。

## 二、學習探索歷程與人機互動表現

觀察到的「資訊尋求 (IS)」與「認知／後設認知互動 (CM)」之雙向轉移，顯示學生會在理解不足時，透過 AI 提出問題獲取新知，並在獲得回饋後進行反思與整合，形構出一種具有遞回性質的學習探索循環。此結果與自我調節學習 (SRL) 理論中的「監控－求助－評估」歷程一致 (Zimmerman, 2002)，指出 AI 互動歷程中可觸發高階思維行為，具有促進深度學習的潛力。學生在獲得資訊後，常緊接著提出具體任務請求 (IS→TO)，顯示其具有將新知應用於解決實際問題的傾向。此遷移歷程對於程式設計學習特別關鍵，亦反映學生將 AI 視為協助建構問題解法與演算法設計的工具，展現從認知理解走向實作應用的學習歷程。SE 與 TO 之間的顯著雙向轉移顯示，學生在與 AI 互動時會依循人際互動習慣，透過禮貌用語啟動對話並結尾致謝。此一結果指出，學生已逐漸將 AI 虛擬學習夥伴視為具社交特質的互動對象，而非單一功能性工具。此現象呼應 Følstad 等人 (2018) 提出「社交存在感」對用戶接受 AI 系統之影響，亦為未來 AI 介面設計提供重要參考。

## 三、研究限制

本研究結果的解釋應考慮以下限制：分析結果可能高度受到本研究特定的課程設計、AI 功能設定以及學生群體特徵的影響，推論至其他課程或 AI 工具時需持保留態度。聚焦於行為模式，未能直接將這些模式與學生的實際學習成效進行關聯分析。可能忽略更長時間跨度的行為模式或更複雜的序列結構。

## 陸、結論與建議

### 一、研究結論

本研究透過行為編碼與滯後序列分析技術，分析大學課程中學生與 AI 虛擬學習夥伴的互動歷程，主要結論如下：

1. 學生在 AI 輔助環境中的互動以任務提交為主，展現強烈任務導向之學習特徵。
2. 學生在資訊尋求與認知互動之間展現學習探索循環，顯示 AI 有助於支持高層次思維歷程。
3. 在資訊理解後學生傾向進行任務請求，體現從知識掌握到應用遷移的學習邏輯。
4. 社交互動與任務互動之間的交織，顯示 AI 在學習場域中亦扮演具情感性與溝通性的角色。

### 二、實務建議

1. 教學設計方面：教師應引導學生掌握與 AI 互動的策略性思維，如如何發問、如何從回饋中整合概念，以發揮 AI 在知識建構與自我調節歷程中的輔助潛力。

2. AI系統設計方面：建議設計具引導與反饋能力的AI模組，如能在任務提交後主動發問、於資訊回應後引導反思，促進互動連貫性與學習深度。
3. 研究與評量應用：未來應結合學習表現數據，分析不同行為序列與學習成效之關聯，並探索不同背景學生的互動模式差異，作為個別化學習與系統推薦之基礎。

## 參考文獻

- Ali, M., Ashaari, N. S., Noor, S. M., & Zainudin, S. (2022). Identifying students' learning patterns in online learning environments: A literature review. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 17(8), 189-205.
- Allison, P. D., & Liker, J. K. (1982). Analyzing sequential categorical data on dyadic interaction: A comment on Gottman. *Psychological Bulletin*, 91(2), 393-403.
- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2016). Educational data mining and learning analytics. In *Learning analytics*. 61-75.
- Chen, P.-Y. (2024). *HTML-Lag-Sequential-Analysis* [Computer software]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.12514965>
- Denny, P., Kumar, V., & Pateras, N. (2023). Conversing with Copilot: Exploring prompt engineering for solving Python problems. *Proceedings of the 2023 Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education, 1*, 22-29.
- Følstad, A., Nordheim, C. B., & Bjørkli, C. A. (2018). What makes users trust a chatbot for customer service? An exploratory interview study. In *Internet Science: 5th International Conference, INSCI 2018* (pp. 194-208).
- Kasneji, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., ... & Kasneji, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, 103, 102274.
- Kazemitabaar, M. A., Bumbacher, E., Petersen, A., Louie, S., Rangwala, H., Montell, Y., Thaker, K., Ibrahim, M., Klemmer, S. (2023). Studying the effect of AI code generators on introductory programming. *Proceedings of the 54th ACM Technical Symposium on Computer Science Education*, 547-553.
- Matcha, W., Gašević, D., & Pardo, A. (2019). A systematic review of empirical studies on learning analytics dashboards: A self-regulated learning perspective. *IEEE transactions on learning technologies*, 13(2), 226-245.
- Norman, D. A. (2013). *The design of everyday things: Revised and expanded edition*. Basic Books.

- Ezzaim, A., Kharroubi, F., Dahbi, A., Aqqal, A., & Haidine, A. (2022). Artificial intelligence in education-State of the art. *Artificial intelligence*, 20(21), 22.
- Siemens, G., & Baker, R. S. (2012). Learning analytics and educational data mining: Towards communication and collaboration. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 252-254.
- Winkler, R., & Söllner, M. (2018). Unleashing the potential of chatbots in education: A state-of-the-art analysis. *Academy of Management Annual Meeting Proceedings*, 2018(1).
- Zhai, X. (2022). ChatGPT user experience: Implications for education. *SSRN Electronic Journal*.
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory into Practice*, 41(2), 64-70.

