

# 促进或阻碍：生成式人工智能在协作学习知识建构中的作用审视

## Resist or Embrace: A Critical Appraisal of Generative AI's role to the Collaborative Knowledge Construction

郑奕珂<sup>1</sup>, 杨现民<sup>1\*</sup>, 李新<sup>1</sup>  
江苏师范大学智慧教育学院<sup>1</sup>  
\* [1057747483@qq.com](mailto:1057747483@qq.com)

**【摘要】**本研究以某高校 42 名教育技术专业本科生为对象, 通过为期四周的两轮实验, 借助协作成果评价量规和知识建构交互分析框架, 依托自主开发的智能干预平台进行实验, 并采用 Mann-Whitney U 检验等统计分析法对认知投入、协作成果质量进行分析。研究发现, 在认知投入方面, AI 组(使用人工智能的小组)在浅层和中间层认知投入的整体表现优于 CN(不使用人工智能的小组)组, 但深层认知投入方面 CN 组表现更佳。在协作成果质量上, 两轮实验中 AI 组与 CN 组在各维度均无显著差异, 仅主题相关性 AI 组平均值较高, 且 AI 组第二轮得分虽高但未达显著水平。总体而言, 生成式人工智能虽然增加了浅层和中间层认知投入, 但并未显著促进协作学习的知识建构。

**【关键词】**生成式人工智能; 协作学习; 知识建构; 高等教育

**Abstract:** This study conducted two 4-week experiments with 42 educational technology undergraduates using a self-developed platform. Mann-Whitney U tests revealed AI-group outperformed CN-group in shallow/middle cognitive engagement, but CN-group excelled in deep engagement. No significant differences emerged in collaborative outcomes except higher AI-group theme relevance. Generative AI enhanced surface-level engagement without improving knowledge construction.

**Keywords:** generative artificial intelligence; collaborative learning; knowledge construction; higher education

## 1. 问题提出

在数字化转型加速的教育新生态中, 以 ChatGPT 为典型代表的生成式人工智能(GAI)凭借其强大的语言处理能力, 通过多轮交互与动态优化能力, 为教育领域的协作知识建构提供了新支持(Cress & Kimmerle, 2023)。然而, GAI 在教育中的角色仍存争议: 一方面, 其生成内容的真实性不足及用户依赖性可能阻碍深层认知发展; 另一方面, 人机协作的效能尚未明确。从计算机支持的协作学习(CSCL)视角看, 多主体交互是知识构建的核心。尽管 GAI 缺乏自主意识, 但其拟人化交互能力可能成为协作主体。因此, 本研究将生成式人工智能作为实验变量, 比较不同小组在协作过程中的认知投入和协作成果质量, 从而审视生成式人工智能在协作学习知识建构中的作用。

## 2. 文献综述

### 2.1. 认知视角下的协作知识建构

协作知识建构的理论基础源于建构主义学习理论, 该理论认为知识是通过个体与他人之间的互动和协商构建而成的。现有研究中, 在设计和实施协作知识建构活动时, 可从以下几方面更好地促进学生的认知投入: 一是清晰界定学生要掌握的知识点与具体任务, 让学生明确学习方向, 更高效地参与学习(Costley et al., 2022); 二是仔细挑选如论坛、协作文档、视频会议软件等适宜工具, 助力学生在线协作与知识共享(刘清堂 et al., 2024); 三是通过同伴互动和集体讨论, 学生可以更好地理解和修正自己的观点, 并在群体工件中形成新的知识

(Wang&Zhang,2023);四是征求学生反馈,兼顾学生社会和情感需求,融入团队合作等情感元素(张思 et al.,2020)。

## 2.2. 生成式人工智能支持的协作学习

从知识建构理论看,GAI 借鉴计算机支持的协作学习(CSCL)中的知识转化机制,促使学习者突破表层知识获取,转向应用与创新层面:通过与 GAI 交互,学习者整合碎片化信息,推动概念重构与创新思维发展。在群体层面,GAI 生成的独特观点可作为认知刺激源,激发成员间深度讨论,促进群体知识共识达成。然而,GAI 支持下的协作学习环境也面临双重挑战:其一,GAI 生成内容的真实性与可靠性存疑,需培养学习者的批判性思维(Chi & Wylie, 2014);其二,过度依赖 GAI 可能抑制自主学习能力,需通过任务设计引导学习者将其定位为辅助工具(Liu et al., 2024)。

## 3. 研究设计

### 3.1. 研究对象

本研究选取江苏某高校教育技术专业基础课程“教育大数据应用与案例”作为实验课程。研究对象为 42 名教育技术学专业二年级本科生,其中男生 20 人,女生 22 人。参与者被随机分配到两个 AI 组:一组不允许使用 GAI (CN 组,共 21 人,每组 3 人);一组只允许使用平台内的 GAI (AI 组,共 21 人,每组 3 人)。研究参与者对大学的学习环境和专业基础知识有一定的了解,具备与同伴共同完成协作任务的经验与能力,并熟练掌握智能干预平台的应用,参与者在实验开始前均签署实验知情同意书。

### 3.2. 研究工具

#### 3.2.1. 协作成果评价量规

活动的评价标准主要是对各小组的协作成果进行打分,本研究参考 Yang 等人制定的协作问题解决方案的评分标准(Yang et al.,2021),借助大语言模型 Kimi 结合协作任务进行适当调整,最终设计了包含五个维度的评分标准。

#### 3.2.2. 知识建构交互分析框架

学习者在讨论过程中产生的话语,不仅是协同创作的直观呈现,更能映射出他们在参与活动时的认知水平与认知发展轨迹。认知投入采用修正后的 Gunawardena 等编写的知识建构交互分析框架(Gunawardena et al.,1997),并在此基础上对测量指标进行了适度修订,将其合并为浅层认知投入(C1),中层认知投入(C2),深层认知投入(C3)三个层级,并且增加了与任务无关内容的分析,即脱离任务(C4)。

### 3.3. 研究过程

本研究依靠团队自主开发的智能干预平台开展为期四周的 2 轮实验(如图 1 所示),具体实践情况如下:

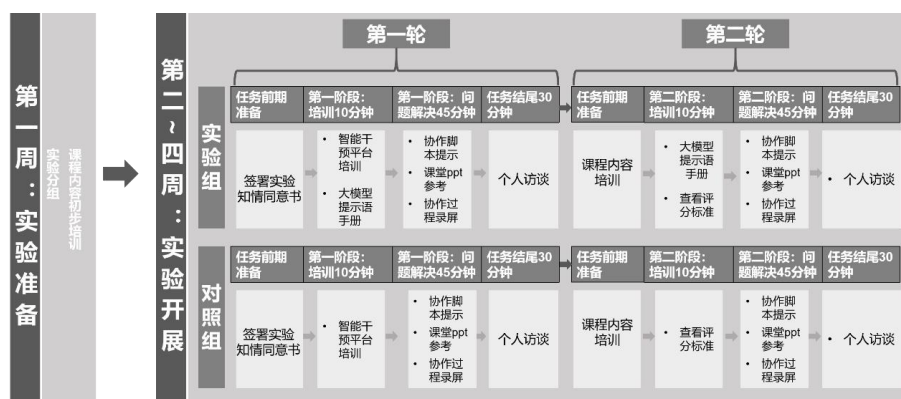


图 1 实验流程

### 3.4. 数据收集与分析

本研究数据收集分为两个阶段。第一阶段，一方面利用智能干预平台收集的交流数据，根据交流数据对协作过程中的认知投入进行编码并分析，另一方面收集各组协作成果进行评价，并将 AI 组和 CN 组的各维度成绩进行差异性比较。在第二阶段，收集最终的访谈数据。

## 4. 研究结果与讨论

### 4.1. 生成式人工智能对认知投入的支持效果分析

本研究首先对各小组的认知投入进行描述性统计分析，如表 1 所示。从中位数角度考量，在第一轮和第二轮实验中，AI 组在浅层、中层认知投入上的中位数均显著高于 CN 组。进一步观察 AI 组的最大值、最小值、均值以及标准差等统计指标，可以发现其整体表现优于 CN 组。而深层认知投入方面，CN 组在两轮实验中均值及中位数均高于 AI 组。因此，生成式人工智能的应用能够激发学习者产生更多的认知交互行为，但是在问题深度的思考方面，还未能有效提升 AI 组学习者在深层认知投入上的表现。

表 1 AI 组和 CN 组在认知投入上的描述性统计分析

| 组别   | 维度 | L1-最小值 | L2-最小值 | L1-中位数 | L2-中位数 | L1-最大值 | L2-最大值 | L1-平均值 | L2-平均值 | L1-标准差 | L2-标准差 |
|------|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| AI 组 | 浅层 | 2      | 4      | 10     | 9      | 14     | 22     | 8.29   | 9.71   | 3.95   | 5.91   |
|      | 中层 | 5      | 5      | 9      | 6      | 13     | 10     | 9.86   | 7.29   | 2.73   | 2.06   |
|      | 深层 | 1      | 2      | 11     | 7      | 25     | 16     | 12.29  | 7.29   | 7.93   | 4.96   |
|      | 脱离 | 3      | 1      | 8      | 3      | 13     | 7      | 7.29   | 4      | 3.15   | 2.24   |
| CN 组 | 浅层 | 5      | 1      | 8      | 4      | 28     | 17     | 11.43  | 6.57   | 8.26   | 5.83   |
|      | 中层 | 2      | 0      | 5      | 4      | 8      | 27     | 4.57   | 7.00   | 2.30   | 9.06   |
|      | 深层 | 9      | 3      | 15     | 8      | 43     | 19     | 21.57  | 9.14   | 13.31  | 6.15   |
|      | 脱离 | 0      | 0      | 2      | 8      | 5      | 19     | 2.43   | 5.00   | 1.99   | 7.02   |

注：L1 为第一轮实验，L2 为第二轮实验

为了直观比较各实验情境中每个小组在认知投入上的表现及差异，本研究绘制了 AI 组和 CN 组在认知投入频数分布的箱线图，如图 2 所示。从浅层认知投入来看，两轮实验中，AI 组中位数都高于 CN 组，须线长度适中，而且分布范围较集中；从中层认知投入来看，AI 组在两轮实验的中位数均高于 CN 组，须线长度适中，且分布范围集中于中位数附近，分布情况优于 CN 组；从深层认知投入来看，两轮实验中，CN 组的中位数均高于 AI 组，整体水平优于 AI 组。因此，从认知投入支持效果来看，生成式人工智能与协作脚本的结合能够激发学习者产生更多的认知交互行为，但在促进学习者在问题深度上的进一步思考方面有所不足。

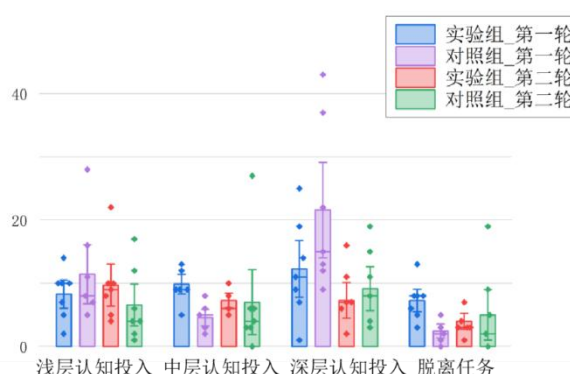


图 2 认知投入频数分布的箱线图

### 4.2. 小组协作成果质量评价

两轮实验中 CN 组和 AI 组在逻辑连贯性、格式规范性、主题相关性、内容准确性、作品创新性上均不具有显著差异性。从平均值这一统计量角度观察发现，在主题相关性这一评价维度上，AI 组的平均值呈现出始终高于 CN 组的态势。然而，值得注意的是，从最终得分的整体情况来看，两组之间的差异程度相对较小。AI 组在第二轮协作成果得分高于 CN 组，但在统计学上并不具有显著差异性。同时，在作品创新性维度，CN 组在两轮实验中均值都高于

AI 组, 但此结果也不具有显著差异性。虽然生成式人工智能已被证明能够显著提高学生的写作成绩, 但生成式人工智能会显著削弱学生的创造性写作能力。

## 5. 结论

本研究全面比较了在协作过程中使用与不使用生成式人工智能小组的认知投入以及协作成果质量, 从而审视生成式人工智能在协作学习知识构建中的作用。结果显示, 在认知投入方面, 在生成式人工智能的支持下, 协作小组能够进行更多的浅层认知投入和中层认知投入。总体而言, 生成式人工智能的使用并没有对协作学习知识构建起到促进的作用, 其原因或许在于, 生成式人工智能提供的信息虽丰富, 却易使学习者产生依赖, 削弱自主思考与深度探究的动力。同时, 小组内部成员互动模式可能因人工智能介入而改变, 减少了深度思想碰撞机会, 但生成式人工智能是否对协作学习知识建构起阻碍作用, 这还需要进一步探讨。后续研究需进一步探索生成式人工智能在哪些方面对协作学习知识建造成影响, 并考察其在不同协作过程的作用, 以挖掘更广泛的教育价值。

## 参考文献

- 刘清堂, 杨诗涵, 郑欣欣 & 陈亮. (2024). 认知群体感知工具对在线协作学习知识建构水平的影响研究. *电化教育研究* (10), 49-57.
- 张思, 何晶铭, 上超望, 夏丹 & 胡泉. (2020). 面向在线学习协同知识建构的认知投入分析模型及应用. *远程教育杂志* (04), 95-104.
- Chi, M. T., & Wylie, R. (2014). The ICAP framework: Linking cognitive engagement to active learning outcomes. *Educational Psychologist*, 49(4), 219 - 243.
- Costley, J., Courtney, M., & Fanguy, M. (2022). The interaction of collaboration, note-taking completeness, and performance over 10 weeks of an online course. *The Internet and Higher Education*, 52, 100831.
- Cress, U., & Kimmerle, J. (2023). Co-constructing knowledge with generative AI tools: Reflections from a CSCL perspective. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 18(4), 607-614.
- Gunawardena, C. N., Lowe, C. A., & Anderson, T. (1997). Analysis of a global online debate and the development of an interaction analysis model for examining social construction of knowledge in computer conferencing. *Journal of educational computing research*, 17(4), 397-431.
- Liu, M., Zhang, L. J., & Biebricher, C. (2024). Investigating students' cognitive processes in generative AI-assisted digital multimodal composing and traditional writing. *Computers & Education*, 211, 104977.
- Wang, Y., & Zhang, M. (2023). Social Emotional Learning Modeling for Enhancement in Preschool Education. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9(1).
- Yang, G., Chen, Y. T., Zheng, X. L., & Hwang, G. J. (2021). From experiencing to expressing: A virtual reality approach to facilitating pupils' descriptive paper writing performance and learning behavior engagement. *British Journal of Educational Technology*, 52(2), 807-823.