

生成式人工智能参与的协作学习策略对学生的劣构性问题解决能力的影响研究

A Study on the Impact of GAI Assisted Collaborative Learning Strategies on Students' Ill-structured Problem-Solving Abilities

汪娅励^{1*}, 金慧²

¹ 上海外国语大学语言科学研究院

² 上海外国语大学教务处

* jyfx20000701@163.com

【摘要】 生成式人工智能（Generative artificial intelligence, GAI）技术的发展为提升学生的问题解决能力提供了新的机遇。本研究提出一种 GAI 参与的协作学习策略，并在中国某初中开展了一项准实验研究以验证该策略的有效性，重点考察该策略对学生的问题解决能力、学习投入度与认知网络结构的影响。实验组（EG, n=30）采用 GAI 参与的协作学习策略，对照组（CG, n=35）采用传统教师参与的协作学习策略。研究结果表明，实验组学生的问题解决能力得到了提升，学习投入度也明显增强。此外，认知网络分析（Epistemic Network Analysis, ENA）结果表明，实验组学生的认知网络结构比对照组更加完善。本研究不仅揭示了生成式人工智能参与的协作学习策略在解决劣构性问题方面的价值，也为技术整合信息科技教学研究提供了新的视角。

【关键词】 技术整合教学；协作学习；GAI；劣构性问题；问题解决能力

Abstract: The advancement of Generative artificial intelligence (GAI) provides new opportunities for enhancing students' problem-solving abilities. This study proposes a GAI assisted collaborative learning strategy and conducted a quasi-experimental study in a Chinese junior secondary school to validate its effectiveness, focusing on its impact on students' problem-solving abilities, learning engagement, and cognitive network structures. The experimental group (EG, n=30) employed the GAI assisted collaborative learning strategy, while the control group (CG, n=35) employed a traditional teacher-led collaborative learning approach. Findings indicate that problem-solving abilities improved significantly among experimental group students, alongside markedly heightened learning engagement. Furthermore, epistemic network analysis revealed more robust epistemic network structures in experimental group students compared to their counterparts. This research not only demonstrates the value of GAI assisted collaborative learning strategies for addressing ill-structured problems but also offers fresh perspectives for future studies integrating technology into information technology education.

Keywords: Technology-integrated teaching; Collaborative learning; GAI; Under-structured problems; Problem-solving ability

1. 前言

学生的问题解决能力已经成为了适应未来社会发展的重要能力之一。人工智能时代的到来推动了编程教育的发展和普及，各国也逐步将编程学习融入学生的必修课程以培养学生的问题解决能力（Tellhed, 2022）。事实上，编程学习被认为是提升学生问题解决能力的重要手段

(Erol & Çırak, 2022), 学生的创新能力和高阶思维能力能够在解决编程问题的过程中得到有效培养。

目前, 编程教学普遍以培养学生的问题解决能力为导向, 仍存在以下几点问题。首先, 大部分编程教学仍聚焦于结构清晰、解决路径单一的良好构性问题, 而忽略了学生对劣构性问题的探索 (Vaníček, 20119)。其次, 在传统的编程课堂中, 虽然提倡教师协同学生进行探究性学习、合作性学习, 但是在实际教学中仍以教师讲授为主。这导致学生的实践时间有限, 难以建立概念性知识与实际应用之间的联系, 不利于将知识技能迁移到真实的问题情境与解决过程之中, 在编程学习过程中学习投入度不高。

对此, 本研究拟从技术赋能和教学优化两个方面进行改善。在技术赋能方面, 借助生成式人工智能作为人机协同的工具, 为学生提供多样化、个性化的指导和反馈。在教学优化方面, 相比于结构良好的问题, 劣构性问题具有开放性、复杂性和多解性的特点, 这些特点与编程知识的本质良好吻合。综上, 本研究旨在探讨 GAI 支持的人机协同方式如何对初中学生的编程学习产生影响, 同时也会进一步探索劣构性问题与学习投入度之间的相关性, 揭示 GAI 支持的人机协同方式在解决劣构性问题方面的价值。

2. 文献综述

2.1 劣构性问题

在 21 世纪, 问题解决能力已成为学生的核心素养之一。认知心理学依据问题的结构特质, 将问题分为良好构性问题与劣构性问题 (Reitman, 1965)。前者抽象、去情境化, 具有明确的对错之分; 后者复杂、开放, 依赖具体情境且无标准答案 (Howland et al., 2003)。劣构性问题的解决过程非线性, 不仅需要完整的结构性知识, 还涉及元认知与现实情境等因素, 要求学生从多角度审视问题、动态调整理解, 方能生成有效解决方案。

协作学习被认为是提升学生劣构性问题解决能力的重要方式 (Mukazi, 2022)。在此过程中, 认知结构发挥着关键作用, 完善的认知结构有助于学生明确问题本质、制定方案并监控与评估学习过程 (Hattie & Donoghue, 2016)。Ader et al. (2023) 通过对比面对面与在线协作学习环境中学生的元认知调节差异, 揭示了不同学习环境对劣构性问题解决能力的影响, 提示教育者需针对性地选择教学策略。此外, 劣构性问题解决与认知思维之间的关联仍有待深入探究。

因此, 本研究将使用认知网络分析法, 通过分析个体话语或行为中的概念关联模式来揭示认知网络结构的变化, 以此为人机协同支持的劣构性问题的有效解决及其学生的问题解决能力提升寻找到更多佐证。

2.2 人机协同

教育领域早期对协同效应的研究主要聚焦于机构协作及师生、生生间的群体协作, 由此形成了“协同学习的概念 (Sanders & Epstein, 1998)。随着技术与教育的深度融合, 协同教学逐渐从“人人协同”向“人机协同”转变。在编程学习领域, 人工智能支持的协同学习主要通过两种方式实现: 一是设计动态学习支架, 借助实时反馈与个性化内容推送降低认知负荷、维持学习动机 (Chen et al., 2020); 二是数据驱动的精准确干预, 通过智能自适应系统对学习行为建模分析, 精准识别学生的学习投入状态并提供针对性指导 (Zhang & Zhou, 2024)。

近年来,生成式人工智能因其实时交互、即时反馈、迭代式纠错的特点,被部分研究者应用于人机协同的编程教学中,人机协同的核心理念也逐渐发展为人与机之间的双向适应性交互。但是,一些研究仍指出,利用生成式人工智能协同解决问题时仍存在很多的不足。例如,Fan et al. (2025) 在研究中指出,学生可能会过度依赖 AI 生成的反馈信息,无法将反馈进行有效的内化并应用于问题解决之中,从而阻碍学习投入度。

综上,本研究拟将 GAI 作为人机协同模式的技术工具,重点探究学生在解决劣构性问题过程中,人机协同方式如何影响学习投入度?最终,以弥补生成式人工智能协同解决劣构性问题过程中存在的不足。

3. 研究问题

基于上述文献的分析和思考,本研究拟使用生成式人工智能技术作为人机协同的工具,构建以人机协同的方式解决编程学习中的劣构性问题的策略。因此,本研究将围绕以下几个问题进行探究:

问题一:与传统教师参与的协作学习策略相比,生成式人工智能参与的协作学习策略是否能够提高学生的问题解决能力?

问题二:与传统教师参与的协作学习策略相比,生成式人工智能参与的协作学习策略是否能够提高学生投入度?

问题三:与传统教师参与的协作学习策略相比,生成式人工智能参与的协作学习策略是否能够优化学生的认知网络结构?

4. 生成式人工智能参与的协作学习策略

本研究选用生成式人工智能“文心一言”作为教学实验技术支撑平台,并基于该平台提出一种生成式人工智能参与的协作学习策略。该策略的创新点在于将生成式人工智能作为学生编程学习的“智能伙伴”,试图通过人机协同的学习方式,在学生解决劣构性问题的过程中提升其问题解决能力,学生不仅能够借助生成式人工智能平台对遇到的问题进行精准化诊断,还能够通过与 GAI 多次迭代的对话进行深度反思,理解 GAI 所生成内容中的基础算法逻辑和设计思路,探索潜在的问题解决优化路径。而劣构性问题的解决则指的是本策略突破了传统编程教学中采用的良构性任务设计,而将问题情境聚焦于具有复杂性、真实性、开放性的自主探究类问题。综上,本策略主要将教学设计为三个阶段,分别为初步提问阶段、自主探索阶段和优化阶段。具体如图 1。

本研究团队基于 SOLO 分类理论(Biggs & Collis, 2014)开发了一种 ENA 编码量表。在初始编码阶段, 研究团队对编程代码和反思文本进行了多轮开放编码, 整合并精炼编码概念。最终, 形成认知网络分析编码表。该编码量表在研究团队内进行了审查和讨论, 以确保其适当性和一致性。在达成一致意见后, 两名研究者应用该编码方案独立编码了整个数据集的 10%。该编码的评级者间协议为 0.78。

5.5 实验流程

本研究的实验设计流程如图 2 所示。第 1 周为训练阶段。这一阶段的目的是让学生熟悉生成式人工智能平台的基本功能和操作。第 2 周为前测阶段。这一阶段实验组、对照组学生需要完成问题解决能力、学习投入度的前测问卷。第 3-10 周为实验开展阶段。在此阶段, 学生们围绕非遗传承的主题开展为期八周的网页编程学习活动, 控制两组授课教师、授课内容和教学进度相同。第 11-12 周为后测调查阶段, 这一阶段实验组、对照组学生需要完成问题解决能力、学习投入度的后测问卷。另外, 从实验组中随机抽取 10 名学生进行深度访谈。

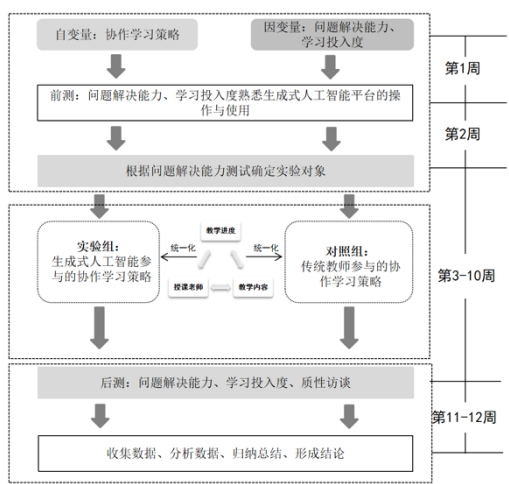


图 2 实验流程图

6. 研究结果

6.1 问题解决能力的差异性分析

本研究采用协方差分析 (ANCOVA), 将题解决能力前测数据作为协变量, 后测数据作为因变量, 教学策略作为自变量, 排除前测数据的交互作用以获得更准确的数据统计结果。

首先, 本研究进行了组内回归系数同质性检定, 从同质性检定结果可知未达显著水平 ($F=0.02, P=0.19>.05$), 不违反方差齐性, 表明该假设可以被接受, 可以采用 ANCOVA 对两组学生的后测数据进行分析。后测分析结果如表 1 所示。在问题解决能力后测分析中, 两组呈现显著性差异 ($F=39.00, P=0.00<.05$)。当效应量 $\eta^2 \geq 0.138$ 时, 其被视为大效应量 (cohen, 2013)。因此, 两组在问题解决能力后测上出现的差异为较大差异 ($\eta^2=0.39$)。这表明, 在问题解决能力上实验组学生高于对照组学生。此外, AVCOVA 对问题解决能力各维度进行分析。结果表明, 在面对问题的态度 ($F=10.19, P=0.00<.05, \eta^2=0.14$)、处理问题的方式 ($F=33.07, P=0.00<.05, \eta^2=0.35$)、和解决问题的品质 ($F=41.60, P=0.00<.05, \eta^2=0.40$) 这三个维度均存在显著差异, 这意味这实验组学生在面对问题的态度、处理问题的方式和解决问题的品质三方面均要好于对照组。

表 1 实验组与对照组问题解决能力后测的 ANCOVA 结果分析

维度	组别	个案数	平均值	标准偏差	调整后平均值	F	P	η^2
问题解决能力（总体）	前测	30	63.87	6.24	63.85	39.00	0.00	0.39
	后测	35	52.97	7.63	52.99			
面对问题的态度	前测	30	13.70	1.49	13.67	10.19	0.00	0.14
	后测	35	12.03	2.39	12.05			
处理问题的方式	前测	30	27.30	2.71	27.32	33.07	0.00	0.35
	后测	35	22.14	4.20	22.13			
解决问题的品质	前测	30	22.87	2.32	22.87	41.60	0.00	0.40
	后测	35	18.80	2.71	18.80			

6.2 学习投入度的差异性分析

本研究采用协方差分析（ANCOVA），将学习投入度前测数据作为协变量，后测数据作为因变量，教学策略作为自变量，排除前测数据的交互作用以获得更准确的数据统计结果。

首先，本研究进行了组内回归系数同质性检定从同质性检定结果可知未达显著水平（ $F=1.51$, $P=0.224>.05$ ），不违反方差齐性，表明该假设可以被接受，可以采用 ANCOVA 对两组学生的后测数据进行分析。后测分析结果如表 2 所示。在学习投入度后测分析中，两组呈现显著性差异（ $F=32.38$, $P=0.00<.05$ ）。当效应量 $\eta^2\geq 0.138$ 时，其被视为大效应量（cohen, 2013）。因此，两组在问题解决能力后测上出现的差异为较大差异（ $\eta^2=0.34$ ）。这表明，在学习投入度上实验组学生高于对照组学生。此外，AVCOVA 对学习投入度各维度进行分析。结果表明，在行为投入度（ $F=29.13$, $P=0.00<.05$, $\eta^2=0.32$ ）、情感投入度（ $F=33.92$, $P=0.00<.05$, $\eta^2=0.35$ ）、和认知投入度（ $F=15.24$, $P=0.000<.05$, $\eta^2=0.20$ ）这三个维度均存在显著差异，这意味这实验组学生在行为投入度、情感投入度和认知投入度三方面均要好于对照组。

表 2 实验组与对照组学习投入度后测的 ANCOVA 结果分析表

维度	组别	个案数	平均值	标准偏差	调整后平均值	F	P	η^2
学习投入度（总体）	前测	30	39.70	5.32	39.57	32.38	0.00	0.34
	后测	35	32.17	4.90	32.29			
行为投入度	前测	30	13.33	1.95	13.29	29.13	0.00	0.32
	后测	35	10.43	2.23	10.47			
情感投入度	前测	30	13.37	1.81	13.31	33.92	0.00	0.35
	后测	35	10.57	1.90	10.62			
认知投入度	前测	30	13.00	2.02	12.94	15.24	0.00	0.20
	后测	35	11.17	1.52	11.23			

6.3 认知网络结构分析

本研究采用 Shaffer et al. (2016)提出的认知网络分析法对学生演讲文本进行结构化分析。通过分析统计学生的代码和课堂反思文本中一些关键词汇应用的频率，并使用 ENA 工具将高频元素投射到二维空间中，构建学生认知思维表征的平面参考系。其目的是分析生成式人工智能支持的同伴互动策略对学生认知网络结构带来的影响。图 3 展示了不同组的认知网络结构。其中，图 3(a)描述了对照组的认知网络结构。图 3(b)描述了实验组的认知网络结构。图 3(c)描述了实验组和对照组后测叠加的认知网络结构。图中的连接关系的强弱程度反映了学生在演讲内容上运用词汇的认知倾向性。

第一，两组中 RCLO 均为核心认知元素，表明两组学生均能整合知识、输出较完整的代码，这是两组的共性特征。第二，从连接权重来看，实验组中 RCLO-MMTO 关联度最高（0.18），对照组中 UCU-MCS 关联度最高（0.17），表明对照组偏重概念等陈述性知识的理解，实验组偏重操作等程序性知识的掌握，体现了生成式人工智能支持策略的优势。第三，实验组 RCLO

与 9 个节点相关联,对照组仅与 6 个节点相关联;两组中与 RCLO 关联最低的节点均为 EPO,说明两组在性能优化与拓展创新方面仍是共同弱项。但实验组能在 EPO、EME、ERA 三个层面进行创新性思考,而对照组仅涉及 EPO 一个层面,表明生成式人工智能支持的同伴互动策略对实验组高阶思维能力的发展仍具有一定的促进作用。

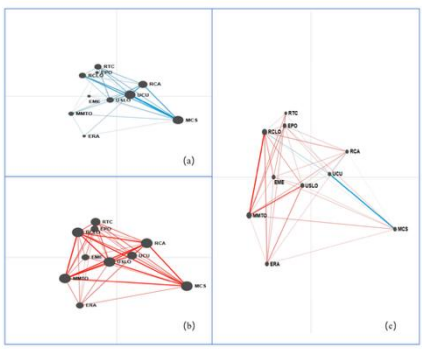


图 3 对照组 (a) 和实验组 (b) 的认知网络结构图

7. 质性分析

为了深入分析本研究学习开展的满意情况,在实验组随机抽取 10 名学生进行访谈,运用扎根理论对访谈结果进行编码与分析。结果显示,生成式人工智能参与的协作学习策略对学生问题解决能力的影响主要体现在促进个性化学习、增强互动行为、学习动机和信心三方面。

受访学生普遍认为,生成式人工智能能够提供比教师更即时、准确和全面的反馈,有效促进个性化学习。同时,该策略不仅激发了学生的自我反思,还提升了自我效能感,使其更主动地与人工智能互动对话。在学习动机方面,学生普遍表示,融入生成式人工智能的编程活动更具多样性与趣味性,在缓解学习焦虑的同时也增强了学习兴趣与信心。

8. 讨论

针对问题一的讨论。实验组学生在面对问题的态度、处理方式和解决品质三方面均优于对照组。传统编程教学多聚焦于结构良好问题的线性解决路径,易导致学生思维单一、缺乏创新。本研究引入劣构性问题,促使学生自主分解、规划、设计与纠错,在实践中实现抽象概念知识的迁移转化。

针对问题二的讨论。实验组学生在行为、情感与认知投入度三方面均高于对照组。传统教师主导的编程教学重概念传授、轻实践训练,导致学生知识迁移能力弱、课堂参与度低。本研究提出的生成式人工智能协作学习策略以劣构性问题为核心,强调动态反馈与迭代优化,有效促进了学习迁移与问题解决能力的提升。

针对问题三的讨论。ENA 分析显示,实验组偏重程序性知识的实践应用,对照组偏重陈述性知识的理解;实验组在高阶认知元素间的连接权重也更高。这表明,生成式人工智能参与的协作学习策略不仅能帮助学生将概念与实践形成创新性联结,还能推动学生突破预设任务、拓展代码功能,从而同步提升实践应用能力与高阶认知思维能力。

9. 结语

本研究提出了一种生成式人工智能参与的协作学习策略,并探讨了该策略对学生的问题解决能力、学习投入度以及认知网络结构带来的影响。研究结果表明,这一策略不仅能够有

效提升实验组学生的问题解决能力，并且还能增强学生的学习投入度，使学生的认知网络结构更加丰富。

尽管本研究获得了良好的效果，但是仍有一些限制因素需要考虑。第一，实验周期较短。第二，本实验中的样本量比较小，且仅限于初中某一单元的课程。第三，一些潜在的因素可能会对本研究造成干扰。针对以上问题，我们也为今后长期的研究提出了以下建议。第一，为了解生成式人工智能参与的协作学习策略对学生的问题解决能力带来的长期效益，研究者可以适当延长实验周期，或进行多阶段的跟踪研究。第二，扩大实验样本量，针对不同地区、不同背景的群体开展研究。第三，使用不同的自变量开展研究，以强化研究的深度和广度。

参考文献

- Ader, M., Hassane, S., van Bruggen, J., & Vermeulen, M. (2023). Comparing metacognitive regulation and socially shared metacognitive regulation in face-to-face and online learning settings in ill-structured problem solving. *Learning, Culture and Social Interaction*, 39, 100684. <https://doi.org/10.1016/j.lcsi.2022.100684>
- Biggs J B, Collis K F. Evaluating the quality of learning: The SOLO taxonomy (Structure of the Observed Learning Outcome)[M]. *Academic Press*, 2014.
- Chen, L., Chen, P., & Lin, Z. (2020). Artificial intelligence in education: A review. *Ieee Access*, 8, 75264-75278. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988510
- Erol, O., & Çırak, N. S. (2022). The effect of a programming tool scratch on the problem-solving skills of middle school students. *Education and Information Technologies*, 27(3), 4065-4086. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10776-w>
- Fan, Y., L. Tang, H. Le, K. Shen, S. Tan, Y. Zhao, Y. Shen, X. Li, and D. Gašević. 2025. "Beware of Metacognitive Laziness: Effects of Generative Artificial Intelligence on Learning Motivation, Processes, and Performance." *British Journal of Educational Technology* 56 (2): 489–530. doi:10.1111/bjet.13544.
- Hattie, J. A., & Donoghue, G. M. (2016). Learning strategies: A synthesis and conceptual model. *npj Science of Learning*, 1(1), 1-13. doi:10.1038/npjscilearn.2016.13
- Howland, J., Jonassen, D., Marra, R., & Moore, J. (2003). Learning to solve problems with technology: A constructivist perspective. Merrill Prentice Hall: Upper Saddle River, New Jersey.
- Hwang, G. J., Yang, L. H., & Wang, S. Y. (2013). A concept map-embedded educational computer game for improving students' learning performance in natural science courses. *Computers & Education*, 69, 121–130.
- Mukazi, F. M. (2022). Simulations as collaborative Learning systems to enhance Student Performance in Higher Education. In Handbook of Research on Digital-based Assessment and innovative practices in Education (pp. 378-396). *IGI Global*. 10.4018/978-1-6684-2468-1.ch020
- OECD. (2016). PISA 2015 Results (Volume I): Excellence and Equity in Education. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264266490-en>
- Sanders, M. G., & Epstein, J. L. (1998). School-family-community partnerships and educational change: International perspectives. *International handbook of educational change: Part one*,

482-502.https://doi.org/10.1007/978-94-011-4944-0_24

- Shaffer, D. W., Collier, W., & Ruis, A. R. (2016). A tutorial on epistemic network analysis: Analyzing the structure of connections in cognitive, social, and interaction data. *Journal of learning analytics*, 3(3), 9-45.<https://doi.org/10.18608/jla.2016.33.3>
- Sun, F. R. , Pan, L. F. , Wan, R. G. , Li, H. , & Wu, S. J. . (2018). Detecting the effect of student engagement in an svvr school-based course on higher level competence development in elementary schools by sem. *Interactive Learning Environments*, 1-14.
- Tellhed, U., Bjorklund, F., & Kallio Strand, K. (2022). Sure I can code (but do I want to?). Why “ boys’ and girls’ programming beliefs differ and the effects of mandatory programming education. *Computers in Human Behavior*, 135(1), 107370. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107370>
- Vaniček, J. (2019). Early programming education based on concept building. *Constructivist Foundations*, 14(3), 360-372.<https://constructivist.info/14/3/360>
- Zhang, W., & Zhou, Y. (2024). Research on Differentiated Teaching Model of Python Programming Based on Learning Data Analysis. *Journal of Computer Technology and Electronic Research*, 1(3).<https://doi.org/10.70767/jcter.v1i3.405>