

基于知识图谱构建的生成式 AI 深度思辨学习系统设计

Design of a Generative AI Deep Reflective Learning System Based on Knowledge Graph Construction

郑好 1*, 王永固 1, 金洲 1

1 浙江工业大学教育学院

* 202205720339@zjut.edu.cn

【摘要】

生成式人工智能在提升学习效率的同时，也引发学习者将推理与表达等高阶认知活动外包于系统的风险。本文从学习过程视角出发，基于“人类在环”设计原则，构建一种动态知识图谱驱动的学习系统。通过引入认知事件，将关键行为抽象为可记录单位，使学习过程实现可见与可计算。并设计系统内对照实验，从认知、行为与情感三个维度检验其效果。研究旨在在生成式 AI 情境下重构学习过程建模方式，为增强学习者深度思辨能力提供可操作路径。

【关键词】 学习分析；认知外包；学习过程控制；生成式人工智能

Abstract: Generative AI can improve learning efficiency, but it also leads to the risk that learners outsource high-order cognitive activities such as reasoning and expression to the system. From the perspective of learning process, this paper constructs a dynamic knowledge map driven learning system based on the design principle of "human in the loop". By introducing cognitive events, key behaviors are abstracted as recordable units, making the learning process visible and computable. A controlled experiment was designed to test its effect from the three dimensions of cognition, behavior and emotion. The purpose of this study is to reconstruct the modeling method of learning process in the context of generative AI, and to provide an operational path enhancing learners' deep thinking ability.

Keywords: Learning analytics, Cognitive offloading, Learning process control, Generative artificial intelligence

1. 生成式 AI 导致的认知外包风险

生成式人工智能正在改变学习活动的基本结构，也在根本上重构了学习中的认知分工方式。其不仅承担低阶认知任务，还能够执行复杂推理与知识生成，从而使学习者不再需要经历复杂问题的中间认知步骤。既有研究多借助“认知外包”理论解释这一现象，即个体将部分认知任务转移至外部工具以降低认知负荷（Risko & Gilbert, 2016）。从这一视角看，技术本身并非必然削弱人类认知，其影响取决于人与工具之间的分工方式。

学习分析的基本假设在于，学习行为可以通过可记录的数据进行建模，并进一步推断认知状态。然而，当学习活动被压缩为“输入—输出”模式时，中间过程的缺失使得分析只能停留在表层行为或结果层面，难以触及认知结构本身（Rodríguez-Ortiz et al., 2025）。

基于此，本文提出，生成式 AI 在于认知过程是否仍然可见、可建模且可调控。围绕这一问题，本文尝试从系统设计与学习分析的交叉视角，重构学习过程的表达与分析方式。

2. 系统设计的理论参考

2.1 知识图谱支持工具

知识图谱作为典型的知识可视化与外部表征工具，通过将抽象概念及其关系显化，在促进学习者组织知识结构、概念联系以及深度理解方面具有显著价值（Novak & Canas, 2008）。相较于传统文本或问答形式，图结构能够直接呈现概念之间的关系及其组织方式，从而为认知分析提供更具结构性的对象。

2.2 Human-in-the-Loop 嵌入学习过程

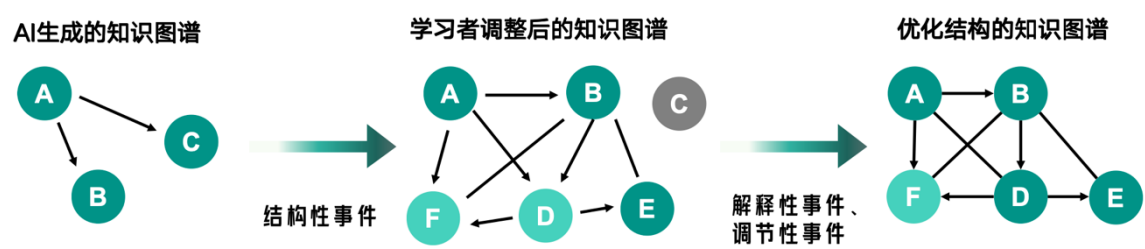
Human-in-the-Loop 最初被提出用于弥补自动化系统在不确定情境下的局限，在人机交互与人本 AI 研究中，Shneiderman (2020) 进一步指出，人类应被视为智能系统中的核心节点，而非仅在系统失效时才介入的外部角色。HITL 的关键价值在于通过显化人为决策，使得原本被生成式 AI 压缩或遮蔽的学习过程重新变得可观测、可记录与可分析。

3. 应用场景与系统设计

3.1 面向复杂问题场景时生成式 AI 的角色

在生成式 AI 支持下，系统与学习者之间形成明确的认知分工：AI 负责生成与扩展可能空间，而学习者负责做出关键结构性与解释性决策。

图 1
认知事件驱动的知识图谱演化



该系统首先基于学习目标生成概念的初始结构，用以提供认知起点。然而，该结构并不作为最终结果，而是作为后续认知活动的操作对象。随后，学习者需围绕该图谱展开一系列认知活动：包括对节点的修改与重组、对关系的解释与重构，以及对整体路径的反思与调整（如图 1）。

3.2 认知事件构建

学习过程被刻画为一个由“系统生成—学习者决策—结构演化”所构成的动态循环，其中每一次关键操作均对应一个可记录的认知事件。为了界定学习行为，本文引入认知网络分析与序列建模方法中的事件概念，作为构建认知结构的基本单元（Yan et al., 2024）。认知事件强调其在知识建构中的功能角色，如表 1。

表 1
三类认知事件表格

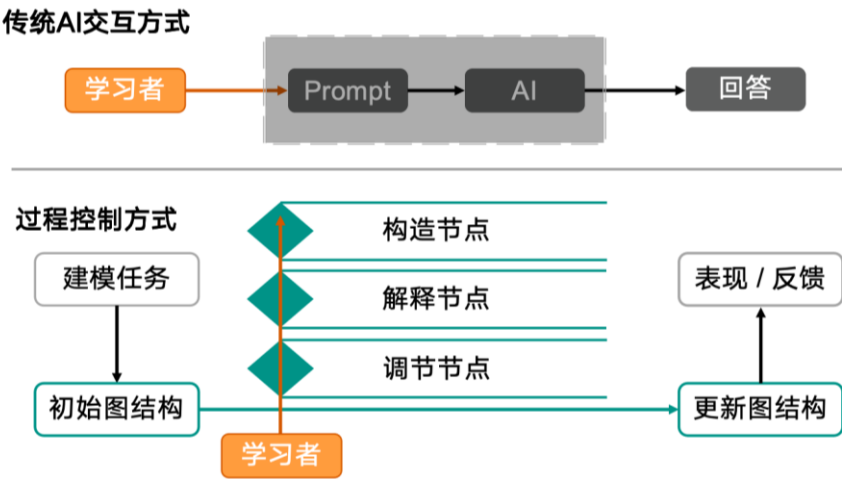
	事件功能角色
构造性事件	知识组织与问题分解
解释性事件	关系建构与推理表达
调节性事件	路径调整与元认知监控

3.3 学习过程的结构化与 workflow 化设计

在生成式 AI 情境下,若缺乏结构约束,学习过程往往被简化为连续的“提问—回答”交互,从而削弱认知参与。有结构引导反而有助于学习者提高学习表现, Dillenbourg (2002) 指出,适度的脚本设计有助于引导学习活动,但其关键不在于控制学习者行为,而在于为认知活动创造条件。因此,有必要通过结构化设计,将学习活动组织为若干关键阶段与决策节点,使学习者独立于任务本身,在这些节点上做出明确判断(如图 2)。

图 2

结构化学习过程与认知节点



4. 研究设计与分析设计

4.1 实验设计

本研究的核心自变量为是否引入认知事件节点。据此,将实验条件划分为两类:对照组采用传统生成式 AI 交互模式,学习过程主要表现为连续的“提问—回答”交互;实验组则在关键认知跃迁位置嵌入结构性、解释性与调节性决策节点,从而要求学习者对知识结构与推理过程进行显性操作。

实验任务统一设定为复杂概念学习,并以知识图谱构建作为外化形式,以保证不同条件下任务目标的一致性。在学习过程中,系统自动记录学习者的操作行为与结构变化,并在任务结束后通过问卷收集主观体验数据,包括认知负荷与主体性评价。

4.2 实验分析设计

与传统以结果评分为核心的研究不同,本文的分析重点在于学习过程本身的结构特征。基于第三部分提出的认知事件框架,学习过程被表示为由一系列结构变化与决策行为构成的动态序列,且在系统使用过程中直接产生。数据及分析如表 2、3 所示。

表 2

以不同层面划分的数据类型及作用表格

	数据类型	数据作用
行为层面	记录学习者在学习过程中产生的关键操作: 决策次数、节点修改行为以及路径调整操作	保证数据完整性,同时支持学习过程的回溯与重构分析
结构层面	建模知识图谱的动态变化: 节点的增删与关系修改均触发系统快照记录	提取认知状态的结构特征,用于认知分析

表 3

以不同维度划分的分析目的表格

	核心指标一	核心指标二	分析目的
认知维度	概念图复杂度	推理链长度	反映学习深度
行为维度	决策频率	路径调整次数	衡量参与质量
情感维度	主体性体验	认知负荷	解释学习效果差异

5. 总结与讨论

5.1 总结

本文从认知外包问题出发，指出生成式 AI 对学习的深层影响在于学习过程的不可见化。基于此，提出学习过程控制与认知事件建模框架，并通过知识图谱情境加以具体化。

文章以动态知识图谱系统为例，重构学习过程的表达方式，可以使学习重新进入可分析与可干预的空间，从而为生成式 AI 支持深度学习提供新的路径。其理论意义在于推动学习研究从结果导向转向过程导向，其方法意义在于实现从行为记录到认知建模的转变。

5.2 讨论

本文的通过引入认知事件与过程控制机制，可以在不降低效率的前提下，维持学习者的认知参与。需要指出的是，该框架亦可能带来额外认知负荷。因此，关键在于区分无效负荷与促进学习的生成性负荷，例如，是否为先验知识薄弱的学习者提供更明确的初始知识图谱。

此外，表面参与仍然是潜在风险。即学习者可能完成形式上的操作而未进行实质性思考。因此，未来研究需进一步结合语义分析与过程模式识别，对认知质量进行更精细的判别。

致谢

本项目受“浙江省大学生科技创新活动计划新苗人才计划(项目代码:G25191080019)”资助

参考文献

- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in cognitive sciences*, 20(9), 676-688.
- Dillenbourg, P. (2002). Over-scripting CSCL: The risks of blending collaborative learning with instructional design. *Three worlds of CSCL. Can we support CSCL?*, 61-91.
- Novak, J. D., & Cañas, A. J. (2008). The theory underlying concept maps and how to construct and use them.
- Winne, P. H. (2017). Learning analytics for self-regulated learning. *Handbook of learning analytics*, 754, 241-249.
- Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495-504.

- Yan, L., Martinez-Maldonado, R., & Gasevic, D. (2024, March). Generative artificial intelligence in learning analytics: Contextualising opportunities and challenges through the learning analytics cycle. In Proceedings of the 14th learning analytics and knowledge conference (pp. 101-111).
- Rodríguez-Ortiz, M. Á., Santana-Mancilla, P. C., & Anido-Rifón, L. E. (2025). Machine learning and generative AI in learning analytics for higher education: A systematic review of models, trends, and challenges. *Applied Sciences*, 15(15), 8679.<https://www.mdpi.com/2076-3417/15/15/8679>