

问题图谱对大语言模型支持下的自主式学习影响机制分析

程 哈, 傅 冰, 吴中红, 罗 云*

海军工程大学兵器工程学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年12月18日; 录用日期: 2026年1月29日; 发布日期: 2026年2月10日

摘要

针对人工智能发展影响下的学习新生态问题, 本文分析了大语言模型在自主式学习中的优势与局限性, 并以此为基础系统探讨了问题图谱与大语言模型在自主式学习中的协同逻辑, 进而深入分析了问题图谱对大语言模型支持下的自主式学习的影响机制。研究发现, 问题图谱通过结构化知识、优化学习路径和提供认知支持三大核心机制, 能够有效克服大语言模型在自主学习中的“幻觉”问题, 达到提高学习效率的效果。本文揭示了问题图谱与大语言模型协同工作时的动态交互模式, 为构建更高效、可靠的智能自主学习系统提供了理论框架与实践指导。

关键词

自主式学习, 大语言模型, 问题图谱, 影响机制

Analysis of the Mechanism of Influence of Problem Graphs on Autonomous Learning Supported by Large Language Models

Han Cheng, Bing Fu, Zhonghong Wu, Yun Luo*

Collage of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan Hubei

Received: December 18, 2025; accepted: January 29, 2026; published: February 10, 2026

Abstract

In response to the issue of the new learning ecosystem influenced by the development of artificial

*通讯作者。

文章引用: 程哈, 傅冰, 吴中红, 罗云. 问题图谱对大语言模型支持下的自主式学习影响机制分析[J]. 创新教育研究, 2026, 14(2): 308-316. DOI: 10.12677/ces.2026.142128

intelligence technology, this paper analyzes the advantages and limitations of large language models in autonomous learning, and on this basis, systematically explores the collaborative logic of problem maps and large language models in autonomous learning. Furthermore, it deeply analyzes the influence mechanism of problem maps on autonomous learning supported by large language models. The research finds that problem maps can effectively overcome the “hallucination” problem of large language models in autonomous learning through three core mechanisms: structuring knowledge, optimizing learning paths, and providing cognitive support, thereby achieving the effect of improving learning efficiency. This paper reveals the dynamic interaction mode when problem maps and large language models work together, providing a theoretical framework and practical guidance for building more efficient and reliable intelligent autonomous learning systems.

Keywords

Autonomous Learning, Large Language Models, Problem Graphs, Influence Mechanisms

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着人工智能技术的迅猛发展，大语言模型在教育领域的应用日益广泛[1]。以 ChatGPT 为代表的大语言模型凭借其强大的文本生成和理解能力，为教育系统提供了智能化的内容生成和问答交互支持[2]。然而，大语言模型在自主学习中也面临诸多挑战，其中最突出的是“幻觉”问题——模型可能生成看似合理但与事实不符的内容，这在教育场景中可能导致学习者接收错误信息，影响学习效果[3]。

与此同时，知识图谱作为一种结构化的知识表示方式，通过实体、属性和关系三元组的形式组织知识，能够为智能系统提供强大的知识支持[4]。而问题图谱作为一种以“问题”为核心节点的知识图谱衍生工具，通过语义关联、逻辑分层与能力映射，可构建“知识 - 问题 - 技能”的三维网络。现有研究成果表明，在大语言模型支持的学习场景中引入问题图谱，可使学习者的复杂问题解决效率有效提升，为解决大语言模型的“幻觉”问题提供了新思路[5]。但当前尚缺乏系统揭示问题图谱对自主式学习的影响路径与作用机理，尤其缺乏“技术协同 - 认知变化 - 能力提升”的闭环理论构建，这一研究缺口亟待填补。

本文拟构建“问题图谱 - 大语言模型 - 自主学习”三元互动框架，深入分析问题图谱如何增强大语言模型支持下的自主式学习效果，并揭示其具体影响机制。

2. 问题图谱与大语言模型的融合应用现状

2.1. 问题图谱的定义与特点

问题图谱是一种基于知识图谱技术衍生的教育专用工具，以“教学问题”为核心节点，通过“宏观议题 - 中观任务 - 微观子问题”的三级分层，关联解决路径、知识点、资源及认知逻辑，整合学科知识、技能目标、解决策略与学习资源，形成可视化、可交互的网络结构。其核心特征包括：① 目标导向性，每个问题节点映射明确的能力目标；② 逻辑关联性，节点间通过“因果”“递进”“类比”等关系连接；③ 动态迭代性，可基于学习数据更新节点权重与关联路径。图 1 所示为问题图谱的三级分层结构。

2.2. 大语言模型在自主学习中的应用

大语言模型在自主学习中主要应用于以下方面[6]-[9]：

- 智能问答：大语言模型能够理解和回答学习者提出的问题，提供即时的学习支持。
- 内容生成：大语言模型可以根据学习者需求生成个性化学习材料，如教案、习题、讲义等。
- 学习辅导：大语言模型可以分析学习者的学习行为和反馈，预测学习需求，提供个性化的学习建议和资源。
- 知识探索：学习者可以通过自然语言与大语言模型交互，发现知识点之间的联系，增强知识迁移和创新能力。
- 然而，大语言模型在自主学习中面临“幻觉”问题，即可能生成看似合理但与事实不符的内容。

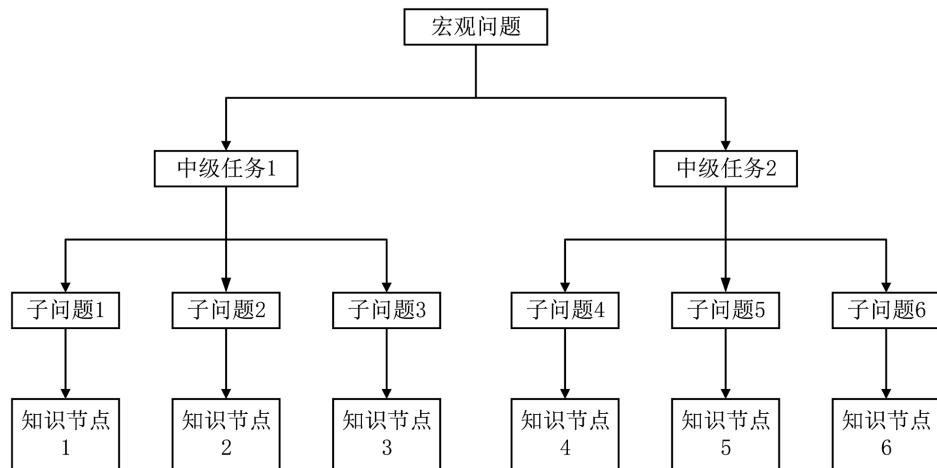


Figure 1. The three-level hierarchical structure of the problem graph
图 1. 问题图谱的三级分层结构

2.3. 问题图谱与大语言模型的融合应用

问题图谱与大语言模型的融合应用主要体现在以下几个方面[10]-[12]：

- 知识内嵌：将问题图谱转化为文本语料，作为高质量的文本数据集用于大语言模型的预训练。
- 知识外挂：将问题图谱作为外部工具，通过协调器与大语言模型交互，共同完成推断任务。
- 检索增强生成：结合问题图谱的结构化知识与大语言模型的自然语言生成能力，提高回答的准确性和可解释性。
- 动态知识注入：通过大语言模型自动识别问题图谱中的知识缺口并触发更新，形成大语言模型与问题图谱的双向增强循环。

3. 大语言模型在自主学习中的优势与局限性

3.1. 大语言模型在自主学习中的优势

大语言模型在自主学习中具有以下优势[13]：

- 强大的自然语言理解与生成能力：大语言模型能够理解学习者提出的复杂问题，并生成高质量的自然语言回答。
- 跨领域知识覆盖：大语言模型在预训练阶段学习了大量跨领域的知识，能够提供多角度的学习支持。
- 个性化学习支持：大语言模型可以根据学习者的学习状态和知识掌握情况，提供个性化的学习建议和资源。
- 多模态支持：最新一代的大语言模型已经能够处理文本、图像、音频等多种模态的数据，为学习者

提供更丰富的学习体验。

3.2. 大语言模型在自主学习中的局限性

大语言模型在自主学习中也面临以下局限性[13]:

“幻觉”问题: 大语言模型可能生成看似合理但与事实不符的内容, 这在教育场景中可能导致学习者接收错误信息。

可解释性不足: 大语言模型的决策过程通常是黑盒式的, 难以追溯其推理逻辑。

实时更新困难: 大语言模型的知识是静态的, 难以实时吸纳新的知识, 可能导致知识过时。

多模态能力不足: 尽管大语言模型在多模态处理方面有所进展, 但在处理图像、音频等非文本模态时仍依赖外部工具, 可能限制自主学习的场景覆盖。

隐私安全风险: 大语言模型在处理学习者数据时存在隐私泄露的隐患, 可能影响学习者的学习体验和安全感。

3.3. “幻觉”问题的成因与影响

大语言模型的“幻觉”问题主要源于以下几个方面:

训练数据中的错误与偏差: 大语言模型在预训练阶段学习了大量可能存在错误或偏差的数据, 这些错误可能被模型记住并在回答中体现。

对齐数据的局限性: 大语言模型在对齐阶段使用的数据可能不够全面, 导致模型偏向于同意用户观点而忽略事实。

模型的过度自信: 大语言模型在缺乏知识的情况下仍然可能给出确定性结果, 即使在输出错误信息时也会倾向于续写错误而非自我纠正。

在教育场景中, “幻觉”问题可能导致学习者接收错误信息, 影响学习效果。

4. 问题图谱与大语言模型的协同逻辑

4.1. 问题图谱的教育属性与技术特征

(1) 教育属性

问题图谱的教育属性主要体现在目标映射性和过程线性化两个部分, 具体表现为:

目标映射性: 问题图谱的每个问题节点对应于学生发展核心素养中的特定指标, 实现图谱节点与学生发展素养的映射关系。

过程显性化: 问题图谱通过给出问题解决路径图, 呈现解决问题的思维过程, 展现复杂问题分析和解决的完整链路, 帮助学习者复盘认知过程。

(2) 技术特征

问题图谱基于图神经网络与自然语言处理技术, 实现三大核心功能: ① 语义标注, 计算机自动识别问题节点的知识类型与能力层级; ② 关系推理, 基于问题节点关联生成问题链; ③ 可视化呈现, 通过算法生成交互式图谱, 支持缩放、拖拽与节点检索。

4.2. 大语言模型在自主学习中的核心功能

目前, 大语言模型在自主学习中的核心功能主要体现在个性化问题序列生成、实时反馈与元认知引导、跨模态资源整合三个方面:

(1) 个性化问题序列生成

大语言模型能基于学习者的历史数据构建用户画像, 结合问题图谱的能力层级, 生成适配“最近发

展区”的问题序列。

(2) 实时反馈与元认知引导

大语言模型能根据学习需求,遵循“思路解析+错误归因+策略建议”的三维反馈模式介入学习的全过程:

① 在学习开始前,根据学习目标和学习者的基本情况,整合学习资源给出问题思路解析,生成多路径解题方案,适配学习需求;

② 在学习过程中,根据学习动态数据实时定位学习者的认知偏差,实现错误归因;

③ 在完成学习数据采集后,根据错误归因的结论针对性推荐学习资源,给出合理的策略建议。

(3) 跨模态资源整合

大语言模型能够通过多模态预训练模型,将涵盖文本资源、图像资源、视频资源等多种模态的教学资源与问题节点关联,支持“问题触发-资源推送”的联动机制,实现有针对性地根据问题节点自动推送教学资源,帮助学习者解决资料收集整理的问题。

5. 问题图谱对自主式学习的影响机制分析

5.1. 认知建构机制: 从碎片化知识到结构化能力

问题图谱和大语言模型相结合,可以帮助学习者构建知识的结构化认知,实现语义关联性推理强化,达到知识内化和学习者能力提升的目的,其逻辑框架如图2所示。

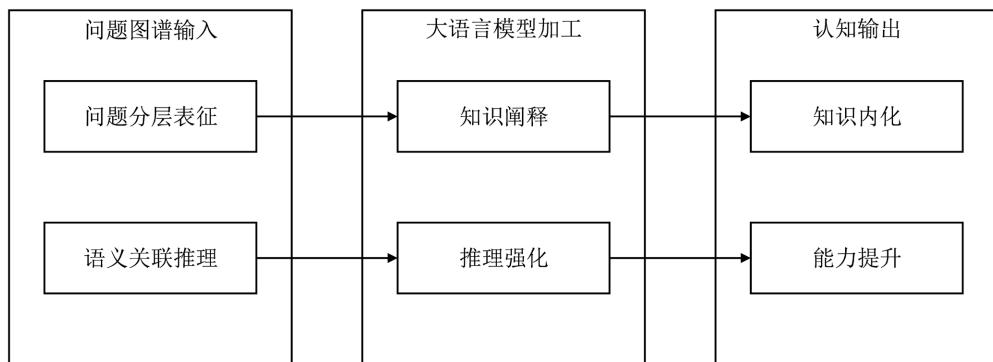


Figure 2. The logical framework of cognitive construction mechanisms

图2. 认知建构机制逻辑框架

(1) 问题分层表征与知识内化

问题图谱将复杂知识拆解为“可操作、可理解”的子问题单元,降低认知门槛;大语言模型针对每个子问题生成“概念定义+可视化动画+代码演示”的多维度阐释。两者相结合可以帮助学习者实现对知识从局部理解到整体整合的跨越,实现对知识的结构化,从而实现对知识的内化。

(2) 语义关联建模与推理深化

问题图谱通过节点间的隐性关联,实现不同知识点之间的跨学科关联;大语言模型基于关联路径生成推理链条,引导学习者进行跨领域知识迁移。通过这一途径生成的推理链条能帮助学习者精准定位复杂问题的关键性节点并获取准确的知识索引,从而高效地提升跨学科问题解决正确率。

5.2. 学习策略机制: 从被动接受到主动规划

问题图谱与大语言模型协同,帮助学习者形成“目标分解→策略匹配→过程监控→策略优化”的自

主学习路径, 实现自主学习策略的自主形成和动态优化。其作用路径如图 3 所示。

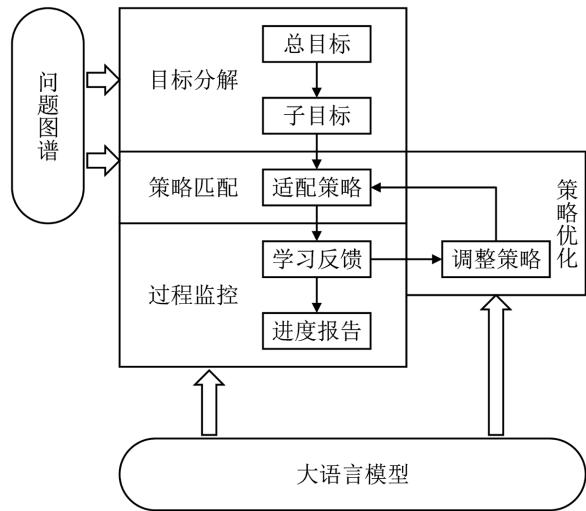


Figure 3. The action path of the learning strategy mechanism
图 3. 学习策略机制作用路径

(1) 个性化学习路径生成

由于开展自主式学习的学习者通常具备不同的背景知识, 这就导致每个学习者都需要个性化的学习路径来确保学习活动的高效精准。对于开展自主式学习的学习者而言, 在运用大语言模型开展自主学习的过程中, 由于缺乏必要的路径设计, 其学习过程不可避免“走弯路”。而问题图谱通过子问题拆解的形式给出了复杂问题的解决路径, 与此同时结合学习者的能力画像, 可以帮助学习者生成差异化学习路径, 从而实现高效精准的自主式学习。

(2) 元认知监控与调节

对于学习者而言, 必要的认知监控和学习过程干预调节对于提升确保学习效果有重要意义。而对于开展自主式学习的学习者而言, 由于缺乏必要的监控和干预调节, 其学习效果往往无法得到保障。问题图谱可以在解构核心问题的基础上, 给出学习者进度条形式的可视化学习过程。在此基础上, 通过大语言模型基于可视化数据生成的元认知提问, 可以实现能力雷达图形式的元认知监控, 进而可以结合问题需要实现精准的学习过程干预调节。

5.3. 情感动机机制: 从任务驱动到价值认同

问题图谱与大语言模型通过“成就激励 + 意义建构”的路径, 激发学习者的深层动机。

一方面, 基于问题图谱对复杂问题解构化的特性, 可以设计形成微成就系统。学习者通过自主式学习在取得阶段性成果后, 可以依据微成就系统获得正向的个性化鼓励, 从而提升自我效能感, 有利于激励学习者的自主学习积极性。

另一方面, 还可以通过在问题图谱中适当地引入思政元素和协作性元素, 加强学习者在学习过程中的学习意义建构, 提升学习者的价值认同感和学习归属感, 从而深度激发学习动机。

6. 教学实践与结果分析

以《XX 控制原理》课程为例, 课程组结合所建设的自主式学习资源构建了采用包含全局层、概念层、方法层和资源层的四层结构问题图谱本体架构, 如图 4 所示。



Figure 4. The ontology structure diagram of the problem graph for the “XX Control Principles” course
图 4. 《XX 控制原理》课程问题图谱本体结构图

以上述本体机构图为基础针对各个核心问题构建了其具体的问题图谱,如图5所示。



Figure 5. Schematic diagram of the problem map for the “XX Control Principles” course
图 5. 《XX 控制原理》课程问题图谱示意图

为了验证问题图谱对大语言模型支持下的自主式学习干预的有效性，在 2024~2025 学年下学期的《XX 控制原理》课程的教学中运用问题图谱和大语言模型辅助学生的课外自学环节。收集相关学习数据后与 2024~2025 学年上学期的课程教学数据进行比对，形成相关统计结论如下：

(1) 学生综合能力评价显著提高

表 1 所示为两个学期学生参与课程学习的综合成绩对比。

Table 1. Comprehensive grade data table for the “XX Control Principles” course
表 1. 《XX 控制原理》课程综合成绩数据表

学年	形成性考核			终结性考核			总评		
	最低	最高	平均	最低	最高	平均	最低	最高	平均
2024~2025 上学期	63	91	80	67	94	79	70	92	80
2024~2025 下学期	83	93	89	78	90	83	80	92	85
2024~2025 上学期	63	91	80	67	94	79	70	92	80

通过数据对比可以发现：

- ① 相比 2024~2025 学年上学期，下学期的学生在形成性考核成绩方面有较大提升，终结性考核成绩方面有一定提升，总评成绩有明显提升；
- ② 对比 2024~2025 学年上学期，下学期学生的成绩分布更为稳定，特别是及格线附近的学生人数明显减少。

总结上述现象，可以得出以下结论：

- ① 在《XX 控制原理》课程教学中运用到问题图谱和大语言模型辅助学生的课外自学后，学生综合水平得到全面提升，教学目标的达成效果明显增强；
- ② 在《XX 控制原理》课程教学中运用到问题图谱和大语言模型辅助学生的课外自学后，学生参与学习的积极性得到充分激发，学生的自主学习意识明显增强。

(2) 学生对课程的满意度明显提升

根据两次课程教学质量问卷调查表中学生反馈的情况发现：

- ① 对于课程中所设置的所有教学环节，2024~2025 学年上学期最受学生欢迎的环节为“理论授课”(占比 68.42%)，学生最愿意深入开展的教学内容为“理论授课”(占比 57.89%)，下学期最受学生欢迎的环节为“课堂研讨”(占比 50%)，学生最愿意深入开展的教学内容为“课堂研讨”(占比 62.5%)。
- ② 课程学习的总体感受方面，2024~2025 学年上学期学生给出的平均分为 9.53 分(满分 10 分)，下学期学生给出的平均分为 9.99 分(满分 10 分)。

总结上述现象，可以得出以下结论：

- ① 在《XX 控制原理》课程教学中运用到问题图谱和大语言模型辅助学生的课外自学后，学生的自主学习意识和创新意识得到充分激发，学习课程后更关心的从通过考试变为研究和解决实际问题；
- ② 在《XX 控制原理》课程教学中运用到问题图谱和大语言模型辅助学生的课外自学后，学生对课程学习的满意度大幅提升。

7. 结论

本文针对大语言模型支持下的自主式学习场景，系统分析了大语言模型在自主式学习过程中的优势和局限性，进而分析了其“幻觉”问题的成因及影响；在此基础上，分别就问题图谱与大语言模型的协同逻辑以及问题图谱对自主式学习的影响机制展开了研究分析，主要研究结论如下：

- (1) 问题图谱与大语言模型存在双向协同效应：问题图谱能为大语言模型提供包含问题层级、能力目标等结构化输入，优化模型输出的精准性；大语言模型能为问题图谱提供保护局学习数据、用户画像等动态反馈，推动图谱的迭代优化。
- (2) 问题图谱通过“认知建构－学习策略－情感动机”三维机制，系统性提升大语言模型支持下的自主学习效果，有效实现知识体系的碎片化到结构化演变、学习过程的被动化到主动化演变、学习动机的任务驱动式到价值驱动式演变。

基金项目

2025 年度海军工程大学教育科研项目：基于问题图谱的《XXXX 原理》课程教学模式研究。

参考文献

- [1] 李曼丽, 乔伟峰, 李睿森. 大语言模型工具能促进高校学生的高阶思维能力发展吗?——基于 12 所双一流大学生问卷调查的实证分析[J]. 现代教育技术, 2025, 35(1): 34-43.
- [2] Jeon, J. and Lee, S. (2023) Large Language Models in Education: A Focus on the Complementary Relationship between Human Teachers and ChatGPT. *Education and Information Technologies*, **28**, 15873-15892. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11834-1>
- [3] 刘莉, 邵波. 大语言模型环境下高校未来学习中心的探索与实践[J]. 图书馆学研究, 2024(7): 70-76+109.
- [4] 王永, 秦嘉俊, 黄有锐, 等. 融合知识图谱和大模型的高校科研管理问答系统设计[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(1): 107-117.
- [5] 韩筠. 数字时代高等教育的教学创新[J]. 中国大学教学, 2023(12): 4-10.
- [6] Organisciak, P., Acar, S., Dumas, D. and Berthiaume, K. (2023) Beyond Semantic Distance: Automated Scoring of Divergent Thinking Greatly Improves with Large Language Models. *Thinking Skills and Creativity*, **49**, Article ID: 101356. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2023.101356>
- [7] Carroll, A.J. and Borycz, J. (2024) Integrating Large Language Models and Generative Artificial Intelligence Tools into Information Literacy Instruction. *The Journal of Academic Librarianship*, **50**, Article ID: 102899. <https://doi.org/10.1016/j.acalib.2024.102899>
- [8] Zhang, L. and Zhang, W. (2024) Integrating Large Language Models into Project-Based Learning Based on Self-Determination Theory. *Interactive Learning Environments*, **33**, 3580-3592. <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2446535>
- [9] Teng, D., Wang, X., Xia, Y., Zhang, Y., Tang, L., Chen, Q., et al. (2024) Investigating the Utilization and Impact of Large Language Model-Based Intelligent Teaching Assistants in Flipped Classrooms. *Education and Information Technologies*, **30**, 10777-10810. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13264-z>
- [10] Neshaei, S.P., Mejia-Domenzain, P., Davis, R.L. and Käser, T. (2025) Metacognition Meets AI: Empowering Reflective Writing with Large Language Models. *British Journal of Educational Technology*, **56**, 1864-1896. <https://doi.org/10.1111/bjet.13601>
- [11] Bewersdorff, A., Hartmann, C., Hornberger, M., Seßler, K., Bannert, M., Kasneci, E., et al. (2025) Taking the Next Step with Generative Artificial Intelligence: The Transformative Role of Multimodal Large Language Models in Science Education. *Learning and Individual Differences*, **118**, Article ID: 102601. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2024.102601>
- [12] 王佐旭. 知识图谱和大语言模型辅助新工科课程教学资源建设方法[J]. 高等工程教育研究, 2025(1): 40-46+110.
- [13] Yan, L., Sha, L., Zhao, L., Li, Y., Martinez-Maldonado, R., Chen, G., et al. (2023) Practical and Ethical Challenges of Large Language Models in Education: A Systematic Scoping Review. *British Journal of Educational Technology*, **55**, 90-112. <https://doi.org/10.1111/bjet.13370>