

国内知识图谱的教育应用研究现状分析与未来展望——基于 CiteSpace 的可视化分析

Overview and Prospects of Knowledge Graph Applications in Education in China: A Visual Analysis Based on CiteSpace

梁淇锋¹, 陈娟娟^{1*}

¹ 浙江大学教育学院

*juanjuanchen@zju.edu.cn

【摘要】 近年来, 知识图谱在教育领域的应用成为研究热点。本研究利用 CiteSpace 对 2012-2025 年间 CNKI (中文核心期刊和 CSSCI 来源期刊) 的 195 篇相关论文进行可视化分析, 并系统梳理了国内该领域研究的发文特征、热点主题与发展趋势。结果发现: 国内相关研究发展迅速, 发表论文数量逐年增加; 研究聚焦于教育知识图谱的构建技术, 并将教育知识图谱应用于智能查询与可视化、智能问答、教育数据挖掘与学习分析、智能推荐等不同场景, 促进个性化学习。基于分析结果, 本研究提出未来发展的 4 个方向: 深化实证研究、注重学科整合、关注大语言模型、加强多模态数据整合。

【关键词】 知识图谱; 教育; 可视化分析; 研究趋势

Abstract: Knowledge graph applications in education have emerged as a growing research focus. This study employed CiteSpace to analyze 195 relevant papers published in CNKI (Chinese Core Journals and CSSCI) between 2012 and 2025 and reviewed the publication characteristics, hot topics, and research trends in China. The results revealed rapid growth in the research area, with annual publications increasing steadily. Studies primarily concentrated on constructing educational knowledge graphs and applying them in various scenarios including query and visualization, question answering, educational data mining and learning analytics, and recommendation systems, to promote personalized learning. Based on the results, we proposed four future directions: deepening empirical research, incorporating disciplinary integration, integrating large language models, and enhancing multi-modal data integration.

Keywords: knowledge graph, education, visual analysis, research trend

1. 引言

知识图谱是人工智能领域中支撑知识表示、语义理解和逻辑推理的核心技术, 于 2012 年由谷歌公司以“Google Knowledge Graph”的名称正式提出。将知识图谱应用于教育教学可有效支持“以学习者为中心”的现代教育理念, 近年来也成为了国内外的研究热点。本研究梳理国内知识图谱的教育应用研究现状, 并基于现有成果展望未来研究方向。研究将回答以下 3 个问题: (1) 国内知识图谱的教育应用研究论文发表的时空特征是什么? (2) 国内知识图谱的教育应用研究的热点是什么? (3) 国内知识图谱的教育应用发展趋势是什么?

2. 研究设计

2.1. 研究样本

本研究在中国知网 (CNKI) 中进行论文检索, 使用的检索策略为“(知识图谱) AND (教育 OR 学科 OR 课程 OR 专业 OR 学生 OR 学习者)”, 检索字段为“主题”, 检索范围限定于中文核心期刊和 CSSCI 来源期刊。此外, 由于知识图谱在 2012 年被正式提出, 因此将检索的时间跨度设定为 2012 年至 2025 年。最终筛选得到 195 篇有效论文。

2.2. 研究方法

本研究结合文献计量法和内容分析法,首先基于 CiteSpace 软件对所收集的 195 篇论文进行作者与机构共现、关键词共现、关键词聚类以及关键词突现等分析,并基于聚类结果深入剖析重要论文,最终梳理出国内知识图谱教育应用研究的发展概况、研究热点和研究趋势。

3. 研究结果

3.1. 研究发文特征

3.1.1. 发文时间分布特征

如图 1 所示,国内知识图谱的教育应用研究开始不晚于 2018 年,总体论文规模不大,但发文量保持着明显的增长趋势,研究的开始与发展与国际基本同步(Qu et al., 2024)。数据说明自 2018 年以来,该领域的研究热度不断上升,且依然存在较大的探索空间。

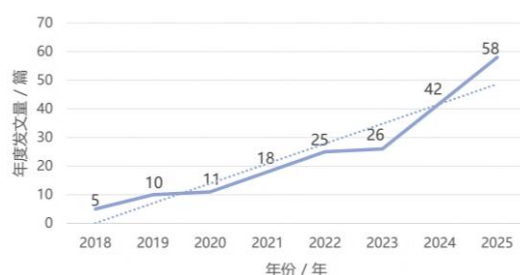


图 15 年度发文量统计图

3.1.2. 发文空间分布特征

本研究统计了发文量在3篇以上的机构,结果如图2所示。可以看出,师范类高校凭借其教育学科的支持,在知识图谱的教育应用领域产出了较丰富的成果。其中,东北师范大学与北京师范大学的发文量都在10篇或以上。此外,作者共现图(见图3)显示,该领域内的研究者数量较多,其中北京师范大学余胜泉和东北师范大学周东岱等研究者的成果较为丰富。但领域内合作通常发生在机构内部,跨机构的合作较少,尚未形成显著的合作网络。

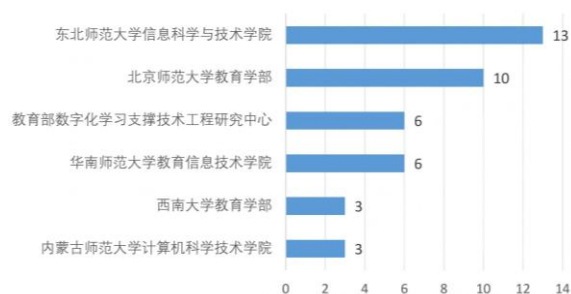


图 16 机构发文量统计图



图3 作者共现图

3.2. 研究热点分析

本研究利用收集到的 195 篇论文进行关键词共现, 形成了 281 个节点以及 486 条连接边, 关键词网络密度为 0.0124, 网络结构较为合理 (见图 4)。高频关键词包括“知识图谱”“人工智能”“个性化学习”“大语言模型”以及“学科知识图谱”等。

在关键词共现的基础上,本研究进行了聚类,结果主要包含“人工智能”、“个性化学习”、

“习题推荐”等 8 个类别（见图 5），聚类的模块值（Q 值）为 0.7232 (>0.3)，平均轮廓值（S 值）为 0.9677 (>0.7)，说明网络具有显著的模块化结构，且聚类内部高度同质，聚类结果可信。根据聚类结果及各聚类对应的关键词，本研究梳理关键文献，将研究热点划分为“教育知识图谱的构建技术”与“教育知识图谱的应用实践”两个核心议题进行分析。



图 4 关键词共现图

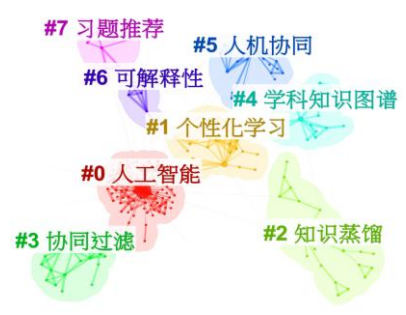


图 5 关键词聚类图

3.2.1. 教育知识图谱的构建技术研究

教育知识图谱的实现方式是学界持续关注的焦点，其构建过程通常包括本体构建、实体识别、关系抽取、知识表示以及知识融合等步骤(赵宇博等, 2024)。近年来，研究者综合运用了从传统机器学习到深度神经网络等人工智能方法，并结合知识蒸馏等模型优化技术，通过融合不同策略不断优化模型在实体识别、关系抽取等环节的性能(刘军等, 2024)。随着大语言模型的迅速发展，如何将其应用于知识图谱的构建也成为了当前研究的热点。张为等(2025)在构建汉语文化负载词知识图谱的过程中，采用基于大模型设计的通用框架进行实体识别和关系抽取，解决了传统方法中长文本信息抽取效果不佳等难题。

3.2.2. 教育知识图谱的应用实践研究

经过文献整理，本研究总结出教育知识图谱的四大具体应用场景，包括智能查询与可视化、智能问答、教育数据挖掘与学习分析、智能推荐。它们在实现方式上各有侧重，但核心目标和最终导向都是促进学习者的个性化学习。

(1) 智能查询与可视化。知识图谱将领域内的知识及其关系有机整合并进行可视化呈现，同时图数据库将知识图谱的图数据结构有效存储，当学习者进行查询时，系统可通过对图数据库的搜索将与检索内容相匹配的知识实体以可视化的方式反馈给学习者(岳文玉等, 2025)。

(2) 智能问答。当学习者向系统发出提问时，系统首先通过自然语言处理对学习者的提问进行语义解析，随后在后台的知识图谱等数据库中检索匹配的信息，提取关键内容，最后生成学习者可以理解的自然语言并反馈(卢宇等, 2020)。

(3) 教育数据挖掘与学习分析。除了进行知识表征，知识图谱也可以关联诸如学习者认知状态等多方面的信息，进而被应用于学生认知诊断评估(李振和周东岱, 2022)以及学生成绩预测(陈曦等, 2020)等，在研究中均取得了较好的效果。

(4) 智能推荐。在学习分析的基础上，教育知识图谱还能根据学习者的个体情况实现智能推荐，支持个性化学习。如陈泽君等(2025)构建了包含知识概念、学习者以及习题三种类型实体的知识图谱，并基于知识图谱向学习者推荐既符合其当前水平又具有多样性的题目。

3.3. 研究发展趋势

根据关键词突现图（见图 6），在 2020 年以前，教育知识图谱处于起步探索阶段，研究者较多关注基于知识图谱的学习路径推荐和教育机器人构建等方向。从 2020 至 2022 年，研究者尝试使用知识图谱技术对学习者的学习过程进行挖掘和分析，同时研究也有效回应“教育新基建”等国家政策导向。自 2023 年起，随着大语言模型的迅速发展，基于其强大的语义理解能力以及多模态数据处理能力，大量研究聚焦于利用大语言模型进行实体关系抽取以及多模

态数据实体抽取，至今仍是研究的前沿和热点。

Top 16 Keywords with the Strongest Citation Bursts



图 6 关键词突现图

4. 研究总结与未来展望

从 2018 年起，国内对知识图谱教育应用的关注度持续上升，研究论文的数量逐年增加。研究者不断优化教育知识图谱的实现方式，并且在智能查询与可视化、智能问答、教育数据挖掘与学习分析、智能推荐等不同教育场景中应用知识图谱，促进学习者的个性化学习。

展望未来，本研究提出 4 个发展方向。首先，应该注重深化实证研究，在真实教育场景中验证教育知识图谱对学习者的认知表现的影响。其次，应该注重学科融合，加强跨学科知识图谱的构建和应用。第三，应该关注大语言模型，深化知识图谱与大语言模型在教育领域的协同机制与应用实践。最后，是要加强多模态数据整合，提升教育知识图谱的综合表达能力。

综上，国内知识图谱的教育应用研究已经取得了一定成果，未来通过强化教育理论支撑、深化前沿技术应用等方式，知识图谱将在支持个性化学习中发挥更重要的作用。

参考文献

陈曦, 梅广, 张金金, & 许维胜. (2020). 融合知识图谱和协同过滤的学生成绩预测方法. 计算机应用, 40(2), 595-601.

陈泽君, 张所, 陈卫卫, 崔静, 龙佳琪, & 陈恩红. (2025). 面向作答序列数据的情境自适应学习推荐方法. 计算机研究与发展, 62(09), 2152-2165.

李振, & 周东岱. (2022). 基于学科知识图谱的智能化认知诊断评估方法. 现代教育技术, 32(11), 118-126.

刘军, 冷芳玲, 吴旺旺, & 鲍玉. (2024). 基于多模态和知识蒸馏的教材知识图谱构建方法. 计算机科学与探索, 18(11), 2901-2911.

卢宇, 薛天琪, 陈鹏鹤, & 余胜泉. (2020). 智能教育机器人系统构建及关键技术——以“智慧学伴”机器人为例. 开放教育研究, 26(2), 83-91.

岳文玉, 曹树金, 曹茹桦, & 赵怡珑. (2025). 基于深度学习的中共党史知识图谱构建. 图书馆论坛, 45(02), 22-34.

张为, 肖巧玲, 刘海江, 任好, 蔡子妍, 苏鹏鹏, & 顾进广. (2025). 大模型辅助的汉语文化负载词抽取与知识图谱构建. 数字图书馆论坛, 21(01), 33-45.

赵宇博, 张丽萍, 闫盛, 侯敏, & 高茂. (2024). 基于改进分段卷积神经网络和知识蒸馏的学科知识实体间关系抽取. 计算机应用, 44(8), 2421-2429.

Qu, K., Li, K. C., Wong, B. T. M., Wu, M. M. F., & Liu, M. (2024). A Survey of Knowledge Graph

Approaches and Applications in Education. *Electronics*, 13(13), 2537.