

课程知识图谱研究进展：现状、挑战与展望

王路路^{1,2}, 杨丰瑞³, 张硕硕¹, 张 帅¹, 刘悦宝^{2*}

¹陆军工程大学训练基地, 江苏 徐州

²陆军工程大学研究生院, 江苏 南京

³商丘市梁园区实验小学, 河南 商丘

收稿日期: 2025年8月4日; 录用日期: 2025年9月6日; 发布日期: 2025年9月15日

摘 要

课程知识图谱作为知识图谱技术在教育领域的深度应用, 通过结构化地表示课程知识体系、概念关系及教学资源, 已成为推动个性化学习和智能教育发展的关键技术。本文系统梳理了课程知识图谱的研究现状, 在构建技术层面, 重点剖析了从基于深度学习的自动化知识抽取到多源化数据融合的技术演进; 在场景应用层面, 分析了其在实时化学情分析、个性化学习推荐以及智能化问答系统等场景的深化。其次, 识别了课程知识图谱研究当前面临的三大挑战: 图谱更新的实时性、数据融合的有效性和效果评估的科学性难题。最后, 展望了课程知识图谱研究的未来方向, 认为课程知识图谱的动态更新、多源异构数据的深度融合以及图谱应用效果的科学评估是未来研究的核心增长点。

关键词

课程知识图谱, 知识抽取, 多源数据融合, 个性化学习推荐, 动态更新, 效果评估

Research Progress on Course Knowledge Graphs: Current Status, Challenges, and Prospects

Lulu Wang^{1,2}, Fengrui Yang³, Shuoshuo Zhang¹, Shuai Zhang¹, Yuebao Liu^{2*}

¹Training Base, Army Engineering University of PLA, Xuzhou Jiangsu

²Graduate School of Army Engineering University of PLA, Nanjing Jiangsu

³Liangyuan Experimental Primary School, Shangqiu City, Shangqiu Henan

Received: Aug. 4th, 2025; accepted: Sep. 6th, 2025; published: Sep. 15th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 王路路, 杨丰瑞, 张硕硕, 张帅, 刘悦宝. 课程知识图谱研究进展: 现状、挑战与展望[J]. 教育进展, 2025, 15(9): 956-961. DOI: 10.12677/ae.2025.1591761

Abstract

As an in-depth application of knowledge graph technology in the educational field, course knowledge graphs structurally represent curriculum knowledge systems, conceptual relationships, and teaching resources, and have become a key technology driving the development of personalized learning and intelligent education. This paper systematically reviews the current research status of course knowledge graphs. At the technical level of construction, it specifically analyzes the evolution from deep learning-based automated knowledge extraction to multi-source data fusion techniques. At the application level, it examines their deepening use in scenarios such as real-time learning analytics, personalized learning recommendations, and intelligent Q&A systems. Furthermore, the study identifies three major challenges currently faced in course knowledge graph research: the real-time updating of graphs, the effectiveness of data fusion, and the scientific rigor of evaluation methods. Finally, future research directions are outlined, suggesting that dynamic updating of course knowledge graphs, deep integration of multi-source heterogeneous data, and the scientific assessment of application effectiveness will be core areas for future growth.

Keywords

Course Knowledge Graph, Knowledge Extraction, Multi-Source Data Fusion, Personalized Learning Recommendation, Dynamic Updating, Effectiveness Evaluation

Copyright © 2025 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飞速发展,教育领域正经历着一场由“知识传授”向“素养培育”转型的深刻变革。在这一背景下,如何利用技术手段实现大规模的个性化学习、提升教学质量与效率,成为教育领域研究的重要议题。知识图谱(Knowledge Graph, KG)作为一种大规模的语义网络,通过“实体-关系-实体”的三元组形式存储和组织各类知识,为解决上述问题提供了强有力的技术支撑[1]。

课程知识图谱(Course Knowledge Graph, CKG)是知识图谱在特定课程领域的具象化应用。它不仅涵盖课程内的核心概念、知识点,还显式地定义了这些知识点之间的逻辑关系,如前驱、后继、组成、对比等[2]。通过将教材、课件、音频、视频、习题等多源异构的教学资源与图谱中的知识节点进行关联,课程知识图谱能够构建一个结构化、网络化、可视化的知识空间。这为实现个性化学习路径推荐、学习资源智能检索、学生学习状态诊断以及智能问答系统提供了坚实的基础,对推动教育智能化具有重要意义。

近年来,随着深度学习、自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)以及大语言模型(Large Language Model, LLM)等技术的突破,课程知识图谱的研究取得了显著进展。然而,在其构建自动化、数据融合、应用评估等方面仍面临诸多挑战。本文通过系统梳理课程知识图谱的研究现状,深刻剖析其面临的核心挑战,并对其未来发展趋势进行前瞻性展望,以期为该领域的理论研究与实践应用提供有益参考。

2. 课程知识图谱研究现状

课程知识图谱的研究已从早期的概念探讨和手动构建,发展到以自动化、多模态和深度应用为特征

的新阶段。其研究内容主要包括构建技术和应用场景等方面。

2.1. 构建技术的进展

课程知识图谱的构建是一个系统工程,涉及本体构建、知识抽取、知识融合和知识存储等环节。其中,自动化知识抽取和多源数据融合是当前研究的焦点。

2.1.1. 自动化知识抽取

知识抽取是构建课程知识图谱的核心环节,是从非结构化的课程文本(如教材、课件等)中自动识别知识实体(如概念、原理等)及其间关系[3]。早期基于人工规则或传统机器学习的方法效率较低且泛化能力有限。当前主流方法依赖于深度学习,其中 BiLSTM-CRF 模型因其能够有效结合上下文信息和标签转移约束,在命名实体识别(NER)任务中表现良好,广泛用于课程实体的识别[4]。然而,此类模型对词向量的依赖性强,难以处理一词多义等复杂语义。预训练语言模型(如 BERT)的出现带来了显著突破[5]。BERT 通过大规模无标注语料预训练,能捕获丰富上下文语义信息。将其与下游模型结合,特别是 BERT-BiLSTM-CRF 架构,已成为实体关系抽取任务的先进方法。大量跨领域研究表明,相比单一 BiLSTM-CRF,该架构在精确率、召回率和 F1 值等关键指标上均有显著提升[6]。教育领域实证研究也证实其优越性,能更准确地从教学文本中抽取概念等实体[7]。此外,远程监督方法被引入以缓解标注数据稀缺问题,通过对齐现有知识库与文本自动生成标注数据。尽管可能引入噪声,结合门控或注意力机制进行降噪,仍是实现大规模关系抽取的有效途径[8]。

2.1.2. 多源化数据融合

现代课程资源日益多样化,除了传统的文本,还包括图片、音频、视频、动画、代码片段等。因此,构建能够融合多源异构数据的课程知识图谱成为新的研究趋势。一方面,研究者致力于解决不同来源(如不同版本的教材、多个在线课程平台)的知识冲突与冗余问题,本体对齐是关键技术之一。通过计算不同知识图谱中实体和关系的语义相似度,实现知识的对齐与融合[9]。另一方面,多模态课程知识图谱的构建成为前沿热点,它将文本知识与图像、音频、视频等非文本信息进行关联。例如,有研究提出了标签对齐的多模态数据融合方法(LCSMMF),实现了包含文本、图片、视频模态的党建知识图谱[10]。

2.2. 应用场景的进展

随着构建技术的成熟,课程知识图谱的应用不再局限于简单的知识检索,而是向更智能、更深入的教学场景拓展。

2.2.1. 实时化学情分析

课程知识图谱为学情分析提供了新的视角,通过将学生的测验成绩、作业完成情况等数据映射到知识图谱上,教师可以直观地看到班级整体以及个体学生对各个知识点的掌握情况,从而识别出课程的重难点和学生的知识薄弱环节。例如,研究者在《数据结构与编程》课程的实践中,利用知识图谱分析学生的学习盲点,为后续的教学调整提供了数据支持[11]。这种基于课程知识图谱的学情分析,使得教学评估更加精细化和过程化。

2.2.2. 个性化学习推荐

通过记录学生不同知识点上的学习行为和测试结果,可实时精准掌握学生的学习状态,基于知识点之间的前驱、后继关系及知识点的难度系数,可以为学生规划出从易到难、循序渐进的学习路径。当学生在某个知识点上遇到困难时,系统可以推荐其前序知识点进行巩固,并推荐相关的练习题和教学资源。一些研究开始探索将学生的学习行为数据(如答题记录、视频观看时长)融入图谱,动态调整推荐策略,

实现更精准的个性化导学。

2.2.3. 智能化问答系统

基于课程知识图谱建设的智能问答系统，可以打破传统课程答疑对于时间和地点的局限性，使学生可以根据自身情况灵活解决课程问题，为其提供便利的学习环境；教师则有了更多的时间和精力用于高质量的教学准备和科学研究。例如，研究者在《信号与系统》课程的实践中，通过相似度算法解决句子和词语的对应匹配矛盾后，可以对学生提出的问题进行精准地回答，使学生学习的自主性和积极性得到了有效提升[12]。

3. 课程知识图谱研究挑战

尽管课程知识图谱的研究已取得长足进步，但在其构建、融合和应用的深水区，依然面临着严峻的挑战。

3.1. 图谱更新的实时性

当前，课程知识图谱的构建在很大程度上仍是一个劳动密集型过程，虽然深度学习模型提升了知识抽取的自动化水平，但在特定课程领域，通过获取大量标注数据来提高性能的成本极高，远程监督等方法虽能降低成本，但噪声问题仍是关键瓶颈。而课程内容、学科前沿和教学资源是不断发展的，一个静态的知识图谱很快就会过时。如何建立一个高效、低成本的动态更新机制，使其能够自动地从新增的教材、最新的学术论文、丰富的网络资源中发现新知识、更新旧关系，是当前课程知识图谱研究亟待解决的重要难题。现有研究虽对知识图谱的实时更新和质量评估有所提及，但具体实现机制和性能指标的研究仍显不足[13]。

3.2. 数据融合的有效性

将来自教材、PPT、音频、视频、在线论坛等多源异构的数据进行有效融合，是构建高质量课程知识图谱的关键，但实现这一过程需要解决众多难题。首先，不同来源的数据对同一概念的表述可能存在差异(如“循环神经网络”与“RNN”)，如何实现跨模态、跨平台的语义对齐是一个难题。其次，不同教材或教师对同一知识点的解释可能存在细微差别甚至冲突，如何进行冲突消解和知识校验，确保图谱的权威性和准确性，缺乏成熟的自动化方案。而且，文本、图像、音频、视频等数据在结构上存在天然的差异，如何设计一个统一的表示框架，将这些异构信息无缝地融合进知识图谱，并支持跨模态的推理和查询，技术上仍有待突破。

3.3. 效果评估的科学性

“知识图谱对学习到底有多大帮助？”——这是所有课程知识图谱应用最终需要回答的问题。然而，当前的研究大多停留在系统构建和功能展示层面，严重缺乏对应用效果进行严格、科学的量化评估。虽然有研究探讨了课程知识图谱在 STEM 教育中的应用[14]，但鲜有研究采用对照实验等科学方法，提供关于学生学习成效(如成绩提升、概念掌握度)等方面的可信量化数据。例如，对学生学习成效的整体量化影响，相关的实证研究和实验数据非常稀缺。缺乏统一、公认的评估指标体系和评估方法，使得课程知识图谱的应用价值难以被证实，也限制了其在教育实践中的大规模推广。

4. 课程知识图谱研究展望

面对上述挑战，结合人工智能技术的最新进展，未来课程知识图谱的研究有望在以下几个方向取得突破。

4.1. 课程知识图谱的动态更新

大语言模型在文本理解、信息抽取和文本生成方面具有的强大能力，为解决课程知识图谱的更新难题提供了可靠的途径。可以设计一个由大语言模型驱动的监控系统，持续“阅读”新的教学大纲、学术论文、课程论坛讨论等，自动识别新的知识概念、关系变化或过时信息，实时更新课程知识图谱。尽管存在新知识权威性判定、生成内容可能存错、图谱更新策略复杂等难点，但可通过构建分层置信度机制、“人机协同”闭环和开发知识演化推理模块等方式加以解决。

4.2. 多源异构数据的深度融合

未来的课程知识图谱将不仅仅是文本概念的网络，而是一个深度融合了文本、图像、音频、视频、交互式动画和代码片段等多源异构数据的多模态认知网络。多模态大模型技术的发展为理解图像、音频、视频、动画和代码等多源异构数据提供了可能。虽然具有模态间存在“语义鸿沟”、多模态数据对齐复杂等困难，但是可以采取多模态大模型作为“统一表征器”、分层对齐策略等方法进行破解。

4.3. 图谱应用效果的科学评估

一套综合性的评估体系可对课程知识图谱的应用价值进行科学评估，通过融合技术指标(如知识覆盖率、关系准确率等)和教育学指标(学习效率、学习投入度和知识迁移能力等)来构建合理的评估体系。对于面临的教育效益归因困难、长期效果难以追踪、评估标准难以统一等矛盾，可通过设计随机对照试验、采取多维纵向评估和建立分学科、分层次的评估模型等方法，来实现对课程知识图谱的真实效益开展有效评估。

5. 结语

课程知识图谱作为结构化展示课程知识的一种教学资源，对于推动教育改革和提高教育教学质量起着非常重要的作用。本文通过系统梳理其在构建技术和应用场景方面的研究现状，深入剖析了其在自动化构建更新、多源数据深度融合以及应用效果量化评估方面面临的挑战，在此基础上，对课程知识图谱未来发展提出建议，以期能够为相关领域研究提供有益参考。

参考文献

- [1] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(3): 582-600.
- [2] 张慧楠. 面向智慧教育的课程知识图谱构建与应用[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古师范大学, 2023.
- [3] Liu, Y. (2021) DKG-PIPD: A Novel Method About Building Deep Knowledge Graph. *IEEE Access*, **9**, 137295-137308.
- [4] 蒋海辉. 基于知识图谱的风电故障自动问答研究[D]: [硕士学位论文]. 湘潭: 湘潭大学, 2022.
- [5] Devlin, J., Chang, M.W., Lee, K., *et al.* (2019) BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv:1810.04805*.
- [6] 许娜, 梁燕翔, 王亮, 等. 基于知识图谱的煤矿建设安全领域知识管理研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(5): 28-35.
- [7] Nan, L., Qiang, S., Rui, S., *et al.* (2022) MEDUKG: A Deep-Learning-Based Approach for Multi-Modal Educational Knowledge Graph Construction. *Information*, **13**, 91-91. <https://doi.org/10.3390/info13020091>
- [8] Feiyue, H. and Lianglun, C. (2024) Distant Supervision Knowledge Extraction and Knowledge Graph Construction Method for Supply Chain Management Domain. *Autonomous Intelligent Systems*, **4**, Article No. 7. <https://doi.org/10.1007/s43684-024-00064-y>
- [9] 吴子仪, 李邵梅, 姜梦函, 等. 基于自注意力模型的本体对齐方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(9): 215-220.
- [10] 刘昱然. 多模态领域知识图谱构建方法及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 银川: 北方民族大学, 2021.
- [11] Tang, Y., Yuan, E., Chen, W., *et al.* (2023) Analysis of Learning Effectiveness Based on Knowledge Graph. *Proceedings*

of the 2023 4th International Conference on Education, Knowledge and Information Management, Zhengzhou, 13-15 January 2023, 1745-1749.

- [12] 谢珺, 杨海洋, 梁凤梅, 等. 基于课程图谱的智能答疑系统设计与开发——以“信号与系统”为例[J/OL]. 系统科学学报, 2025(3): 161-167. <https://link.cnki.net/urlid/14.1333.N.20250106.0915.010>, 2025-08-10.
- [13] He, L. and Wu, Y. (2024) Research on Teaching Reform of College Curriculum Based on Subject Knowledge Mapping Architecture. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, **9**, 1-19. <https://doi.org/10.2478/amns.2023.2.01699>
- [14] Zhang, S., Zhong, Q., Liu, Y., et al. (2021) Course Knowledge Graph for Computer Sciences. *The International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, Xi'an, 1-3 August 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70665-4_84