

知识图谱在大学计算机基础课程教学中的应用

姜 山^{1,2*}, 吴鸿娟^{1,2}, 沈 洁^{1,2}

¹重庆三峡科技大学计算机科学与工程学院, 重庆

²重庆三峡科技大学智能信息与控制重点实验室, 重庆

收稿日期: 2026年9月3日; 录用日期: 2026年10月6日; 发布日期: 2026年10月12日

摘 要

针对大学计算机基础课程知识点复杂、学生认知差异较大、教学资源匹配效率低等问题, 本文探讨了知识图谱赋能课程教改的理论基础、技术前沿、特点现状与应用路径。首先, 剖析了知识图谱的语义表示、图结构生成、灵活性和可扩展性、可解释性等多个特点; 然后, 梳理了知识图谱增强检索(GraphRAG)、多模态知识图谱、知识图谱与大语言模型融合三大发展趋势; 对比了传统人工多阶段构建流程与基于大语言模型的构建新范式, 分析人工提取和大模型提取在抽取方法、模式构建、人工成本等方面的区别。重点阐述了知识图谱在课程教学中的四大应用: 以图结构网络实现知识体系框架构建; 通过语义检索实现知识点的快速查询与智能推荐; 基于图拓扑生成个性化学习路径; 依托知识点-资源-关系三层结构实现教学资源的智能匹配。最后, 展望了大模型协同构建、多模态知识融合、跨课程图谱及基于知识图谱的智能答疑等未来发展方向。

关键词

知识图谱, 大学计算机基础, 教学改革, 大语言模型, 个性化学习

The Application of Knowledge Graphs in Teaching University Computer Fundamentals Courses

Shan Jiang^{1,2*}, Hongjuan Wu^{1,2}, Jie Shen^{1,2}

¹School of Computer Science and Engineering, Chongqing Sanxia University of Science and Technology, Chongqing

²Key Laboratory of Intelligent Information and Control, Chongqing Sanxia University of Science and Technology, Chongqing

Received: September 3, 2026; accepted: October 6, 2026; published: October 12, 2026

*通讯作者。

文章引用: 姜山, 吴鸿娟, 沈洁. 知识图谱在大学计算机基础课程教学中的应用[J]. 教育进展, 2026, 16(10): 178-187.
DOI: 10.12677/ae.2026.16102096

Abstract

Addressing the challenges of complex knowledge points, significant differences in student cognition, and low efficiency in matching teaching resources in university computer fundamentals courses, this paper explores the theoretical foundation, technological frontiers, current characteristics, and application paths of knowledge graph-enabled curriculum reform. First, it analyzes several characteristics of knowledge graphs, including semantic representation, graph structure generation, flexibility and scalability, and interpretability. Then, it outlines three major development trends: knowledge graph-enhanced retrieval (GraphRAG), multimodal knowledge graphs, and the integration of knowledge graphs with large language models. It compares the traditional multi-stage manual construction process with the new paradigm based on large language models, analyzing the differences between manual extraction and large model extraction in terms of extraction methods, pattern construction, and labor costs. The paper focuses on four key applications of knowledge graphs in curriculum teaching: constructing knowledge system frameworks using graph-structured networks; enabling rapid querying and intelligent recommendation of knowledge points through semantic retrieval; generating personalized learning paths based on graph topology; and achieving intelligent matching of teaching resources based on a three-layer structure of knowledge points, resources, and relationships. Finally, it looks forward to future development directions such as collaborative construction of large models, multimodal knowledge fusion, cross-course graphs, and intelligent Q&A based on knowledge graphs.

Keywords

Knowledge Graph, University Computer Fundamentals, Teaching Reform, Large Language Model, Personalized Learning

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

大学计算机基础这门课程是针对全学科本科学生所设置的公共必修课程,肩负着培育学生计算思维、信息素养以及数字化实践能力的核心任务。不过传统教学方式面临三重难题:一是课程知识点繁杂且联系紧密,学生不易在零散化学习中建立系统化的知识方案;二是大规模授课形式下,学生的认知起始点差异明显,统一的教学进程无法符合个性化学习要求;三是教学资源(习题、视频、课件等)和知识点的对应联系依靠教师经验,很难实现精确匹配与动态举荐。

知识图谱作为通过图结构来组织知识的语义网络,为突破上述困境提供全新的技术途径。在 2020 年,《教育部办公厅关于启动部分领域教学资源建设工作的通知》¹明确表示要梳理知识图谱;《中国智慧教育蓝皮书(2022)》²进一步倡导通过系统化的知识点逻辑关系建立数字化知识图谱。2023 年期间,教育部清晰要求梳理有关新兴领域的核心课程及相应课程的知识领域、知识单元、知识点,建立各门核心课程的知识图谱[1]。这意味着知识图谱已被纳入国家教育信息化领域的顶层规划,成为促进课程教学智能化转变的核心基础设施。

¹http://www.moe.gov.cn/srcsite/A08/s7056/202004/t20200417_444280.html

²http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/xw_zt/moe_357/2023/2023_zt01/mtbd/202302/t20230213_1044392.html

在此期间大语言模型的迅猛兴起为知识图谱的搭建与运用赋予全新活力。图谱强化检索生成、多模态知识图谱[2]、知识图谱和大模型的深度交融等前沿领域，正重塑着知识表征、知识推断与智能授课的技术范围。在这一背景下，全面研究知识图谱于大学计算机基础课程教学中的应用逻辑、技术路线与实践意义，具备重要的理论价值和现实迫切性。

2. 知识图谱的理论基础与特点

2.1. 知识图谱的概念与本质

知识图谱的核心观念是以图结构方式描述客观世界中的概念、实体以及它们之间的关系。从知识工程的角度来讲，知识图谱能够形式化定义成三元组集合 $G = \{(h, r, t) | h, t \in E, r \in R\}$ ，这里 E 是实体集合， R 是关系集合， h 和 t 分别代表头实体与尾实体， r 表示这两者之间的语义关联。这种结构把分散的事实转变为彼此关联的语义网络，让机器可以领会知识之间的内在逻辑，从而支撑推理、检索以及问答等高级认知任务。

在教育领域，课程知识图谱被界定为由节点和节点间的关系边所组成的课程知识库。节点能够代表课程知识点(像概念、公式、定理等)、多媒体学习素材(数字教材、题库、教学视频等)以及教学规定(教学目标、教学重难点等)；边体现知识点、学习资源和教学要求之间的逻辑联系。该结构把课程由传统的线性文本转变为能计算、可推理、可导航的语义空间。

2.2. 知识图谱的核心特点

语义化表示。知识图谱运用清晰的语义标签(如前置依赖、包含关系、并列关联)来刻画知识点之间的联系，并非单纯依靠主要词匹配或者统计共现情况。这种语义化表达让机器可以明白为什么知识点 A 是知识点 B 的前置条件，而非仅仅知晓它们经常一同出现。

图结构推理。根据图的拓扑结构，知识图谱自然支持多跳推理。比如当学生未掌握知识要点 C 时，系统能够通过图谱推理链条知识点 A→知识点 B→知识点 C，察觉其根本原因在于知识点 A 的薄弱，进一步实施精准的根源性干预。

灵活可扩展。知识图谱的模式层具备动态拓展能力，能够根据教学需求不断增添新知识点、新关系类别和新资源节点，以符合课程内容的迭代更新与跨学科知识的融合需求。

可解释性强。和黑箱类的深度学习模型不一样，知识图谱里的推理路径能够被明确追溯与可视化显示。该特性于教学场景里非常重要——当系统给学生推荐某条学习路径之际，能够同时给出你的薄弱知识点 X 是知识点 Y 的前置依赖的可阐释根据。

3. 知识图谱的流行趋势

在 2025 至 2026 年期间，知识图谱领域展现出三项具有明显影响力的技术走向，这些走向共同推动知识图谱由传统的静态知识库朝着动态、智能、多模态的知识引擎转变。

3.1. 图谱增强检索生成

GraphRAG 是在传统 RAG 向量检索、拼接上下文、生成模式基础上，引入知识图谱(实体、关系、事件)以及图检索/多跳推理能力的全新方案。其主要突破之处在于：使检索结果根据实体、关系和证据链来组织，并非单纯依靠向量相似度进行匹配，进一步大幅提高复杂问答的可追溯性、覆盖范围和一致性。

2024 年 7 月，微软将 GraphRAG [3] 框架进行开源，这意味着 GraphRAG 从学术理念迈向工程化实施。到 2025 年时，密歇根大学、Adobe、Meta、亚马逊等相关机构共同发布长达 88 页的 GraphRAG 系统综合论述，提出包含五个组件的框架(查询处理单元、检索装置、组织模块、生成部件、数据源头)，且

包括知识图谱、文档图谱、科学图谱等 10 个不同领域的 GraphRAG 设计[4]。在教育应用场景里, GraphRAG 的潜在价值非常明显:它能够从教材、期刊论文、习题题库当中自主提取实体与关系, 打造学科知识网络, 并且通过多跳推理实现哪些前置知识缺失导致当前错误的精确诊断。

3.2. 多模态知识图谱

多模态知识图谱把文本、图像、表格、公式、音频、视频等不同模态的数据统一建立为图谱方案, 实现跨模态知识的关联和推理。在计算机基础课程教学中, 多模态知识图谱能够对教材中的文字表述、教学视频中的操作展示、代码样例、实验截图、习题解答等异构资源加以统一整合, 建立起一个知识点、多种形式资源的多模态关联网络。

2025 至 2026 年间, 多模态文档智能技术有了突破性的成果: DocLayout-YOLO (上海人工智能实验室)在版式分析方面展现出良好的泛化能力; 百度 SLANet-plus 在表格解析领域达到业界最优水平; ICPR 2024 多行数学表达式识别冠军方案 HDNet 在公式识别上实现 Fair-CR 指标 0.963。这些技术给多模态教育知识图谱的自动建立打下坚实基础[5]。

3.3. 知识图谱与大语言模型的深度融合

知识图谱和大模型的结合是 2025~2026 年人工智能领域非常主要的研究主题之一。根据中国电子技术标准化研究院等机构发布的《知识图谱与大模型融合实践案例集》, 融合展现三种核心范式[6]:

(1) 大模型强化知识图谱(占比约 25%)。通过 LLM 的泛化特性突破知识抽取的瓶颈。较为典型的是蚂蚁集团的 OneKE 框架, 它把实体关系抽取任务转变为生成任务, F1 值提高超过 15 个百分点。

(2) 知识图谱强化大模型(占比约 60%)。采用结构化知识对 LLM 的幻觉加以约束。在政务问答的场景里, 单纯大模型的准确率是 66%, 在引入知识图谱之后, 准确率提高到 91%, 幻觉率从 30%~40%降低至 10%~15%。此范式在教育领域有着重要启示——于课程答疑情境里, 知识图谱能够为 LLM 赋予课程知识界限与精准的知识关联, 防止生成超出课程领域或有误的教学内容。

(3) 双轮协作(占比约 15%)。通过路由决策体系, 针对确定性问题采用图谱路径以确保可解释性, 对于开放性问题运用 LLM 路径来保障灵活性。图 1 是知识图谱的流行趋势示意图。

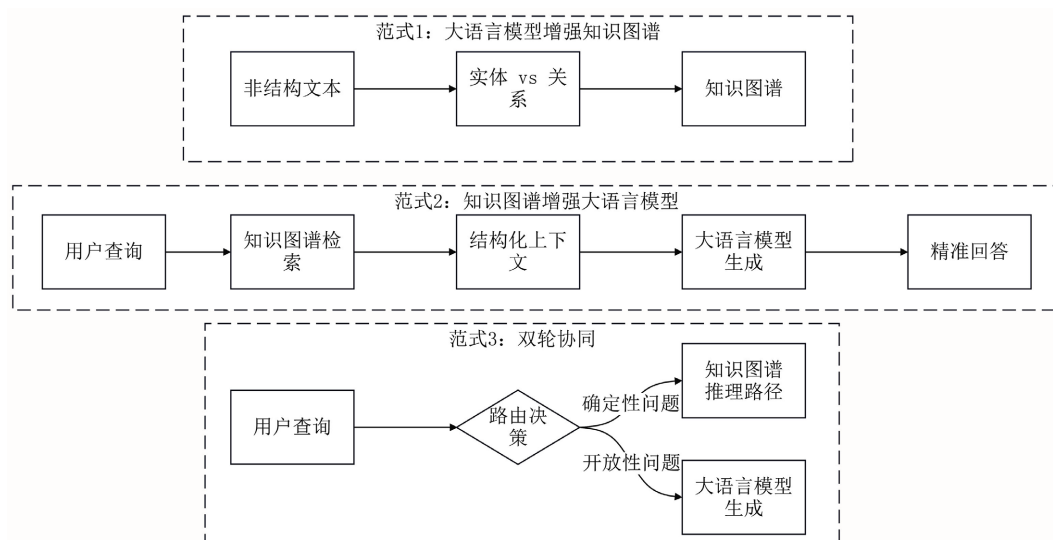


Figure 1. Popular trends of knowledge graphs

图 1. 知识图谱的流行趋势

4. 知识图谱的构建方法

4.1. 传统构建技术流程

传统意义上的知识图谱建立属于多阶段、工程式的系统流程，主要包括以下六个主要环节：

(1) 知识建立模型(本体方案设计)。界定知识图谱的概念方案，包括类别、特性与关联。在大学计算机基础课程中，类包括知识点、教学资源、教学目标、考核要求等；关系包含前置依赖、包含关系、并列关联、考核关联等。本体建立遵循明确性、可拓展性和连贯性原则。

(2) 数据收集与预先处理。通过教材、教学大纲、课件、题库、MOOC 平台等多种数据来源收集信息，开展去重操作，将格式标准化，并统一编码。数据品质管控是保障后续提取质量的基础。

(3) 知识抽取。包括实体提取(命名实体识别，NER)以及关系提取。常规方式依靠 BiLSTM-CRF 序列标注模型或者 BERT-based NER 开展学科专属词汇识别，通过依存句法分析完成关系抽取。

(4) 知识融合。化解多源知识的多余、冲突与差错。通过实体链接(把知识图谱里的实体关联到外部知识库对应的实体)以及实体对齐(判定不同知识图谱中的实体是否为相同对象)实现知识整合。通过表示学习的实体对齐手段(像 TransE 系列模型)得到普遍关注。

(5) 知识的推理与补全工作。运用知识图谱嵌入模型(像 TransE、DistMult、ComplEx 等)或者图神经网络(GNN)发掘隐含知识或者补全缺失连接。

(6) 质量评价与更新。对所建立的知识图谱开展准确性、完整性以及一致性的评估工作，根据反馈情况不断进行迭代与优化。

4.2. 由大语言模型驱动的建立新方式

随着大语言模型的崛起，知识图谱建立正由规则主导、流程式的体系朝大语言模型引领的统一且自适应的框架转化。大语言模型采用三种核心机制：

生成式知识建模。大语言模型能够直接从无结构化文本里合成有结构化的知识表示，无需提前定义标签体系。在通过模式的范式情形中，大语言模型充当本体助手，根据预定义模式开展抽取工作；在无模式的范式状况下，大模型自行发现实体与关系，具备更强的灵活性。

语义统一。大模型通过自然语言理解能力对齐异构的知识源，把来自不同地方、不同术语体系的知识内容整合成为统一的知识表达。

指令驱动的协同。按照提示开展协调建立流程，通过精细规划的提示工程把控知识抽取的粒度、格式和品质。

具有代表性的方法 SAC-KG 把大模型当作基础模型，通过生成器、验证器、剪枝器这三个组件协同工作，实现 89.32%的准确率以及 81.25%的领域特异性，相较于 SOTA 方法提高 20% [7]。此研究成果显示，凭借大模型推动的知识图谱搭建已达到实用化标准，为大规模课程知识图谱实现自动化建立提供可行办法。表 1 是传统构建方法与大模型驱动构建方法的对比。

Table 1. Comparison between traditional construction methods and large model-driven construction methods
表 1. 传统构建方法与大模型驱动构建方法的对比

维度	传统构建方法	大模型驱动构建方法
抽取方式	规则匹配 + 监督学习模型	提示工程 + 生成式抽取
模式依赖	需预定义标签体系	支持无模式自主发现
人工成本	高(大量标注)	显著降低
知识幻觉	低(规则约束)	需验证器过滤
动态更新	需重新构建流程	支持增量更新

为了验证大语言模型驱动的大学计算机基础课程知识图谱构建方法,本文以人工智能概述这一章节为例,以 DeepSeek 作为实体和关系提取工具,进行了知识图谱的构建。并开发了一个小型的知识图谱查询工具。其效果如图 2:

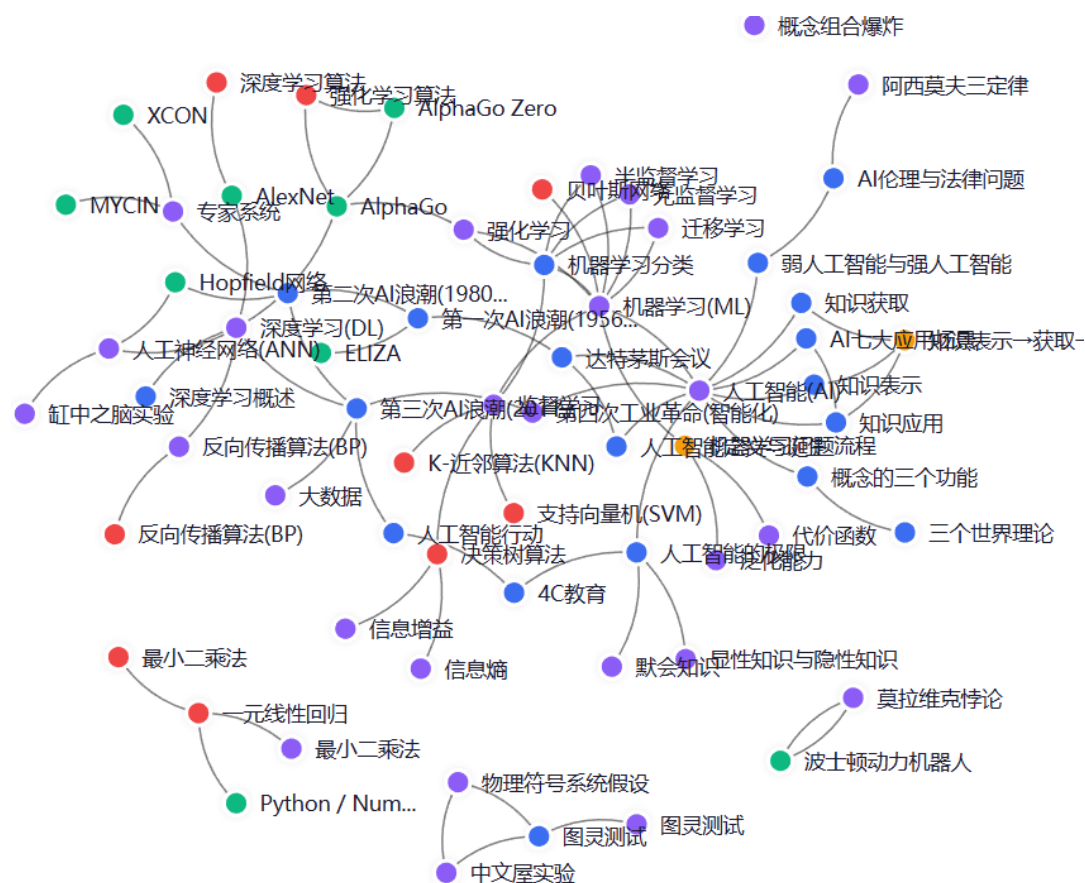


Figure 2. Knowledge graph construction in the overview chapter of artificial intelligence
图 2. 人工智能概述章节的知识图谱构建

5. 知识图谱在教学中的应用

此部分从知识体系搭建、知识点快速查询、定制化学习路线推荐以及智能资源适配这四个方面,系统阐释知识图谱在大学计算机基础课程教学中的核心应用逻辑与实践途径。

5.1. 知识框架系统化构建

大学计算机基础课程包含计算机组成原理、操作系统、网络基础、数据结构、程序设计、数据库、人工智能导论等多个知识板块,各知识点间存在复杂的前置依存、并列联系和包含关联。举个例子二进制与编码属于数据表示的先备知识,数据表示更是存储器层次结构的基础;算法复杂度分析和数据结构之间有着紧密的并列互赖关系。在传统教学中,这类关系隐匿于教材的章节编排当中,学生不易直观察觉知识间的内在逻辑。

知识图谱把课程内容转变为以节点(知识点)和边(关系)构成的语义网络,明确展现知识点之间的前置依存、并列联系、包含关联等,帮助学生建立系统化的知识方案。详细来讲它的建立逻辑包括三个方面:

知识体系层。运用图结构显示知识点的层级与链接关系,把知识点划分成基础概念类别、原理方法

类别、实践应用类别等不同类型，建立跨章节、跨模块的知识关联网络。

问题体系层。围绕知识点来设计深度理解类、深入思考类以及创新运用类的问题，把这些问题和知识点建立起映射联系，建立出以问题带动知识检索的学习闭环。

能力体系层。把课程相关的能力(像编程能力、算法设计能力等)、学习方法相关的能力(如信息检索能力、自主学习能力等)和知识点建立关联，让能力培养目标能够被追踪、可进行评估。

知识图谱将计算机基础课程中离散的知识点串联为有机关联的语义网络，帮助学生构建清晰的宏观知识框架。例如，以“计算机系统”为根节点，向下逐层展开为“硬件系统”“软件系统”“网络系统”三大分支；“硬件系统”又细分为“运算器”“控制器”“存储器”“输入输出设备”等子节点，并标注“CPU = 运算器 + 控制器”等关联关系。学生通过图谱可一目了然地看到各章节的层级归属与横向联系，理解“存储体系”如何连接“硬件”与“操作系统”中的“内存管理”，从而从碎片化记忆转向体系化认知。

知识图谱可以帮助学生建立深层联系。传统教学中，操作系统、数据库、计算机网络三部分各自独立讲授。知识图谱通过显式化跨域依赖边(如“原子性→依赖→WAL→依赖→fsync 系统调用”), 让隐式知识连接变得可见，帮助学生从“孤立知识点”转向“系统整体思维”。图 3 是“事务”的 ACID 特性的依赖路径。

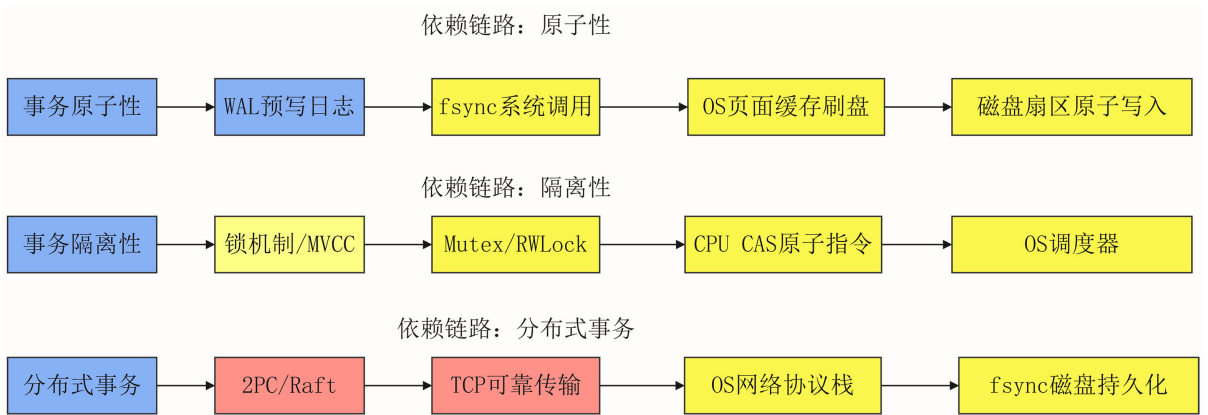


Figure 3. Dependency path of ACID properties of “transactions”

图 3. “事务”的 ACID 特性的依赖路径

知识图谱的价值在于：将“数据库事务的 ACID”与“OS 的 fsync 系统调用”、“网络的 TCP 可靠传输”等概念通过边连接起来，让隐式依赖变得可见。学生可以沿着“原子性→WAL→fsync→页面缓存→磁盘扇区”的路径，逐层理解一个数据库特性如何穿过多层抽象最终落地到硬件。当学生发现某个数据库概念在知识图谱中缺少与 OS/网络的连线时，可能意味着他们尚未理解其底层实现原理。通过反复浏览跨域连接，学生逐渐建立起“计算机系统是一个整体”的思维方式，而非孤立的知识点集合。

5.2. 基于知识图谱的知识点快速查询

大学计算机基础课的知识点繁杂，学生在学习期间时常要查询特定的知识点。以往的教材目录以及索引的查询效能欠佳，并且无法给出关联知识的推荐。通过知识图谱开展的知识点查询具备如下优势：以往的主要词搜索仅能匹配文字表述一样的内容，而通过知识图谱开展的语义搜索能够领会查询的意图，给出语义相关的知识要点。学生查询特定知识点时，知识图谱除给出该知识点的详尽信息外，还能推荐与其有关联的其他知识点，包括前置知识、后续知识、相关概念等。知识图谱把多种模态的教学素材和

知识点建立关联,学生在查找知识点之际,能够一站式获得相关的文字阐释、图片示意、视频讲授、代码实例等多样形式的学习资料,不用在不同平台和资源间进行切换,明显提高学习效能。

5.3. 个性化学习路径推荐

定制化学习路径推荐是知识图谱于教学中最富变革性的运用之一。该核心机制为:根据图谱中知识点的关联联系,综合学生的学习表现、兴趣倾向以及知识掌握状况,系统能够智能推送个性化的学习路径。

从技术实现方面讲,通过课程知识图谱的学习路径推荐融合学习者认知情况、知识点关联通路、学习资源特性等多方面信息,为学习者自动规划学习线路。它的推荐策略会根据不同学习时期作出调整:刚开始学习时期重点知识点的拓扑排序(保证先修知识在学习目标知识之前得以掌握);日常复习时期重点薄弱知识点的关联强化;临近考试复习时期重点高频考点和易错点的集中解决。

知识图谱于推荐系统中可解决两项主要问题。首先缓解数据稀少与冷启动难题——知识图谱给出充足的外部语义讯息,进行有效融合运用能够更精确地对学习者和学习资源的特性加以建模。其次给出可说明的推荐理由——利用课程知识图谱能够找出目标学习者和推荐学习资源之间的语义关联途径,为推荐结论提供可靠的解释,极大提高学习者的学习感受和信任程度。

知识图谱通过记录知识点间的先修关系与难度层级,可为每位学生动态生成个性化学习路径。例如,某学生在“计算机网络”章节测试中,发现其对“IP地址与子网划分”掌握薄弱,知识图谱可自动回溯到前置知识点——“二进制与数制转换”,推荐先复习该基础内容,再逐步推进到“子网掩码计算”和“CIDR编址”。同时,图谱标记学生已掌握的“OSI模型”等节点,跳过重复内容,避免学习冗余。这种“缺什么补什么”的精准导航,使学习路径从“千人一面”转变为“千人千面”,显著提升学习效率。

5.4. 基于学生知识点掌握概率的加权图最短路径算法

本文研究了路径生成的具体算法——基于学生知识点掌握概率的加权图最短路径算法。其数据模型、算法设计和评估标准如下:

知识图谱 $G = (V, E, W)$, 其中节点 V 为知识点,边 E 表示前置依赖关系,权重 W 为学习难度系数。学生画像 $S = p_i$ 表示每个知识点 i 的掌握概率(0~1),通过测验得分、作答时间、错题分布等数据动态更新。采用加权最短路径算法。设目标知识点为 t ,已掌握节点集合 $M = \{v_i | p_i \geq 0.7\}$ 。边权重定义为 $w(u, v) = d(u, v) \times (1 - p_u)$,其中 d 为基础难度, p_u 为起点掌握概率。已掌握节点的出边权重趋近于零,算法优先推荐从已知区域出发的路径。使用 Dijkstra 算法从 M 中各节点出发,选取到达 t 的最短路径作为推荐学习序列。评估标准包括:路径总长度(步数);知识覆盖度(路径包含的前置知识点比例);跳转平滑度(相邻知识点难度差异);学生完成率与后测正确率。

5.5. 智能教学资源匹配

在常规教学中,教学资源(习题、视频、课件、实验指导等)和知识点的对应关联主要依靠教师的经验判定,存在覆盖范围不全、匹配精准度不高、更新不及时等状况。知识图谱给出了结构化的解决办法:针对掌握薄弱的知识点,智能匹配对应的练习、视频、课件等教学资源,实现诊断、匹配、推送、反馈的智能化闭环。

智能资源匹配的实现依靠三个层级的知识关联。第一层级知识点、资源关联:把各个知识点和其对应的教学资源(像教材章节、教学视频、练习题、实验项目等)建立映射联系。第二层级知识点、诊断关联:把考核题目和知识点建立关联,让学生的答题成效能够直接反映出知识点的掌握状况。第三层级资源与路径关联:通过知识图谱的拓扑方案,为各异的学习路径配备差异化的资源组合。

知识图谱通过将教学资源与知识点节点建立语义关联,实现资源的精准匹配与智能推送。例如,当学生正在学习“操作系统的进程调度”时,图谱自动关联并推荐“先来先服务(FCFS)算法动画演示”视频、“短作业优先(SJF)调度习题集”以及“时间片轮转算法模拟实验”等配套资源。若学生在该知识点上反复出错,系统还能自动匹配难度较低的“进程与线程基础概念”回顾材料,实现教学资源的自适应供给,避免学生面对海量资源无从下手的困境。图 4 是知识图谱赋能大学计算机基础课程教学的应用架构图。

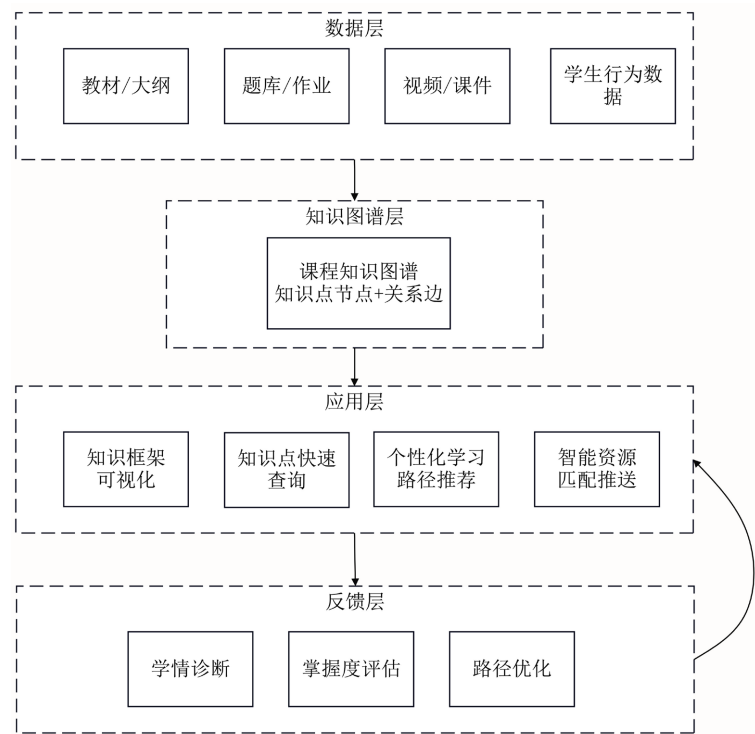


Figure 4. Application architecture of knowledge graph empowering university computer fundamentals course teaching
图 4. 知识图谱赋能大学计算机基础课程教学的应用架构

6. 结语与展望

知识图谱身为衔接知识表示与智能应用的主要纽带,正深度重塑大学计算机基础课程的教学模式。从知识体系的系统搭建,到个性化学习路线的智能推选,再到教学资源的精确匹配,知识图谱给课程教学供应了结构化、可推理、可解释、可视化的技术基础。融合大语言模型、多模态技术以及 GraphGAN 等前沿领域,知识图谱的应用领域正在不断扩展。

放眼未来这四个方向很值得重点留意:

(1) 大模型和知识图谱的深度协同搭建。通过大模型削减课程知识图谱搭建的人力成本,同时运用知识图谱抑制大模型的幻觉,打造大模型建立知识图谱、知识图谱加强大模型、大模型优化知识图谱的良性循环,实现课程知识图谱的自生长与自进化。

(2) 多模态知识图谱在课程方面的应用。把文本、代码、图像、视频以及实验操作等多种模态的教学资源一同归入知识图谱进行表示,实现跨模态的知识检索与推理,给编程实践、实验操作等实践环节提供更充足的智能支撑。

(3) 跨课程知识图谱的建立。从单一课程知识图谱迈向跨课程、跨学科的知识图谱,打破计算机基础

课程和后续专业课程间的知识障碍。

(4) 由 GraphRAG 驱动开展智能答疑。把 GraphRAG 技术应用到课程智能答疑体系中, 通过图结构开展多跳推理实现哪些前置知识缺失导致当前错误的精确诊断, 减轻教师负担, 为学生提供即时、精准的个性化答疑服务。

知识图谱技术已从理论研究时期迈入大规模实践应用时期。对大学计算机基础课程来讲, 把握这一技术机遇期, 凭借应用引领、以用促建的迭代发展方式推动知识图谱的建立与运用, 会是提高课程教学质量、实现因材施教的主要切入点。

基金项目

本文受资助于, 重庆市高等教育教学改革研究项目“基于 DeepSeek 制作的知识图谱赋能大学计算机基础课程数字化建设研究”(编号: 254093); 重庆市教委科学技术研究计划项目“多周期 SparseTSF 预测模型研究”(编号: KJQN202501213)。

参考文献

- [1] 贺超波, 杨佳琦, 林晓凡, 等. 课程知识图谱研究现状及趋势分析[J]. 中国教育信息化, 2025, 31(7): 85-96.
- [2] 陈强, 张栋, 李寿山, 等. 融合任务知识的多模态知识图谱补全[J]. 软件学报, 2025, 36(4): 1590-1603.
- [3] 2026 年 RAG 技术全景演进: 从基础检索到认知智能的七大核心范式深度解析[EB/OL]. <https://cloud.tencent.com/developer/article/2695163>, 2026-08-06.
- [4] (88 页)知识图谱增强大模型 GraphRAG 2025 年最新调研综述—密歇根大学、Adobe、Meta、亚马逊等[EB/OL]. <https://blog.csdn.net/z551646/article/details/144960723>, 2025-01-06.
- [5] 多模态 GraphRAG 初探: 文档智能 + 知识图谱 + 大模型结合范式[EB/OL]. <https://blog.csdn.net/tgqdt3ggamdkhaslzy/article/details/148545807>, 2025-06-09.
- [6] 2025 知识图谱与大模型融合实践案例集[EB/OL]. https://www.sohu.com/a/978136148_121713417, 2026-01-20.
- [7] 用 LLM 一键生成百万级领域知识图谱! 中科大新框架入选 ACL 2024 [EB/OL]. <http://m.toutiao.com/group/7435909293846708787/>, 2024-11-11.