

【数字赋能教育发展】

基于“思-师-生-机”协同框架的习题推荐路径研究^{*}

王磊¹, 王军锋¹, 钱凯², 时亚文³

(1. 陕西省远程教育研究中心, 陕西 西安 710119; 2. 陕西开放大学 新城分校, 陕西 西安 710032;

3. 西安湖滨中学, 陕西 西安 710119)

[摘要] 针对习题推荐过程缺失人机协同, 提出了基于“思-师-生-机”协同推荐习题框架。其中大模型知识引擎层基于课程知识图谱进行知识追踪, 习题推荐引擎层根据知识追踪结果进行习题推荐, 并结合优化策略和认知增强提高习题推荐精度。实验结果表明, 认知增强策略借助大模型对本地知识库的深度挖掘, 能精准把握学生学情, 并根据学生答题情况动态调整后续习题难度, “思-师-生-机”协同框架显著提升了习题推荐效果与学习质量。

[关键词] 习题推荐; 大模型; 知识追踪; 知识库; 知识图谱

[中图分类号] G424 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1008-4648(2026)01-0058-05

Exercise Recommendation Paths Based on the “Ideology – Teacher – Student – Agent” Collaborative Framework

Wang Lei¹, Wang Junfeng¹, Qian Kai², Shi Yawen³

(1. Shaan Xi center Distance Research, Xi'an 710119;

2. The Open University of Shaanxi Xincheng Branch, Xi'an 710032;

3. Xi'an Hubin Middle School, Xi'an 710119)

Abstract: To address the deficiency of human-agent collaboration in exercise recommendation systems, this paper proposes a collaborative exercise recommendation framework based on the “Ideology – Teacher – Student – Agent” paradigm. The LLM-based knowledge engine layer leverages the course knowledge graph to implement precise knowledge tracking, and the exercise recommendation engine layer generates targeted exercise recommendations based on the tracking results. Concurrently, the framework integrates optimization strategies and cognitive enhancement mechanisms to further improve the accuracy of exercise recommendation. Experimental results demonstrate that the cognitive enhancement strategies can deeply mine the local knowledge base via LLM, thereby accurately capturing students' real-time learning status and dynamically adjusting the difficulty of subsequent exercises

[收稿日期] 2025-08-26

[作者简介] 王磊(1984—), 陕西省彬州市人, 陕西省远程教育研究中心副教授, 博士。王军锋(1971—), 陕西省扶风县人, 陕西省远程教育研究中心教授, 硕士。钱凯(1979—), 陕西省西安市人, 陕西开放大学新城分校副教授。时亚文(1986—), 女, 陕西省凤翔县人, 西安湖滨中学讲师, 硕士。

***[基金项目]** 陕西省教育厅 2025 年度重点研究基地项目“基于大模型多智能体协同机制的推荐系统在远程教育中的应用研究”(项目编号: 25JZ014); 2025 年度陕西开放大学教育教学改革一般项目“大模型与知识库协同构建课程知识图谱及其在教学中的应用”(项目编号: sxkd2025yb21); 陕西省职业技术教育学会 2025 年度职业教育教学改革研究课题“知识追踪结合大模型构建的课程知识图谱进行习题推荐”(项目编号: 2025SZX521)。

according to their answering performance. Moreover, the proposed framework significantly elevates the recommendation effectiveness and learning quality of exercise recommendation systems.

Keywords: Recommended exercises; Llm; Knowledge tracing; Knowledge base; Knowledge graph

引言

在教育教学领域,习题是知识巩固与能力提升的重要教学资源。然而,学生盲目刷题,不仅效率低下,还可能因重复练习简单题目或过度钻研过难题目而挫伤学习积极性。对于教师而言,精准挑选适合不同层次学生的习题也具有一定挑战,导致难以做到因材施教。习题推荐依据学生的学习能力、知识掌握情况以及学习动机精准推送习题,不仅有助于学生高效利用时间,有针对性地查漏补缺、提升学习能力,还能让教师更科学地布置作业。因此,深入探究习题推荐的难易适配度、新颖度、多样性对于提高教育教学质量、促进学生个性化发展具有至关重要的意义。

对传统习题推荐精准性不足问题,周楠等人^[1]融合学生知识状态检测与混沌萤火虫算法开展研究,先通过知识追踪量化学生知识掌握情况,挖掘薄弱知识点,再引入混沌优化改进萤火虫算法的寻优能力,实现习题的个性化精准推荐。针对传统习题推荐缺乏个性化、适配性不足等问题,张曦允等人^[2]设计并实现了一款基于大模型的个性化习题推荐系统。叶俊民等人^[3]根据习题难度和学习者能力水平构建“学习者-习题”匹配矩阵,利用交叉压缩单元和交替学习方法进行习题推荐。金天成等人^[4]提出了基于认知心理学的 OJ 习题推荐方法,该方法结合工作记忆、长时记忆、外部信息和非连续性认知发展的理论,通过分析习题描述词数、输入输出格式词数等特征评估习题难度,并利用知识图谱嵌入技术处理知识点间复杂关系。钱浩文等人^[5]针对现有推荐系统缺乏对知识点关联性分析、无法精准定位学生薄弱环节的问题,提出基于树状关系结构图的个性化习题资源推荐方法。韩祎珂等人^[6]基于认知诊断技术,挖掘学生认知状态与知识薄弱点,设计个性化习题推荐方案,为个性化教学提供支撑。针对现有习题推荐方法中存在的问题,郭英清等人^[7]提出了结合深度知识追踪(DKT)与矩阵补全的习题推荐

算法。诸葛斌等人^[8]通过融入学生学习行为和学习能力的 KTM-LC 模型,精准挖掘学生知识掌握水平,接着设置两次筛选机制,利用知识点掌握矩阵初步筛选相似学生,再根据认知状态相似度和习题难度相似度进行二次筛选,双重过滤保障推荐习题的准确度。张曦允等人^[9]通过深度分析学生的学习行为、兴趣偏好及能力水平,结合大模型的强大语言理解和生成能力,为学生推荐符合其个性化需求的习题。

虽然现有研究已取得一定成果,但大多研究没有利用课程知识点关联对知识追踪模型进行增强。课程知识图谱以结构化、可视化的方式呈现课程知识点,在教学设计、教案编写、课程标准制定中发挥着重要作用。传统课程知识图谱构建依赖人工标注、规则编写和领域专家模板,耗时耗力且难以扩展,可以利用大模型根据输入数据自动生成实体和关系的定义。然而,大模型对垂直领域的术语、规则理解有限,易产生“幻觉”知识,需要注入领域结构化知识。与此同时,大模型的训练数据存在时间截点,无法覆盖最新数据。

为了解决现有研究中存在的痛点,本研究提出了基于“思-师-生-机”协同框架的习题推荐方法。针对大模型的训练数据存在时间截点,通过整合课程教案、活页式教材,利用大模型的自然语言处理能力以及知识库的丰富资源构建出课程知识点图谱,在该图谱的基础上利用知识追踪进行习题推荐。为了进一步弥补大模型缺陷,本研究引入了人机协同机制,结合师生合作与模型强大算力,提升习题推荐准确性。

一、习题推荐框架设计

(一) 大模型结合知识库生成课程知识图谱

第一步,利用 LLM 结合课程大纲、教材文本、课件、作业等多源数据,去除重复、错误内容,统一格式并标注元数据。从文本中识别课程核心实体及其属性,并抽取实体间的关系,形成“知识点-关系-知识点”三元组。接下来,进行知识融合与消歧,合并不同来源的相同实体,解决同名歧义问题。同时,通过人工协同校验修正关键错误,保证数据质

量。最后,将结构化知识存储至图数据库,通过可视化手段展示知识点关联。

(二)知识追踪生成薄弱知识点

1. 深度知识追踪

首先收集学生答题数据,具体包括题目内容、作答情况等,接着运用深度知识追踪模型(DKT)处理序列答题数据,预测学生做对题目的概率为:

$$P(c_{t+1} = 1 | k_{t+1}, s_t) \quad (1)$$

其中 c_{t+1} 是下一题正确性,知识点 s_t 是 t 时刻知识状态。

接下来计算各知识点 k 的平均预测正确率:

$$Acc(k) = \frac{1}{N_t} \sum_{t: k_i = k} P(c_{t+1} = 1 | k_{t+1}, s_{t-1}) \quad (2)$$

随后设定阈值,阈值结合学情与教学目标设定,参考知识点掌握概率的统计分布,经交叉验证确定临界值。当某知识点掌握概率低于该值,便判定为薄弱知识点。最后对识别出的薄弱知识点进行分类汇总,分析其关联与分布,为个性化教学和针对性复习提供精准依据。

2. 习题推荐框架

习题推荐框架由“思-师-生-机”知识引擎

和习题推荐引擎两部分组成,前者进行知识追踪与状态估计,后者根据大模型知识引擎层输出进行习题预测。具体习题推荐框架结构如图1所示。

(1)“思-师-生-机”知识引擎

采用大模型 DeepSeek 解析教材和课件教学资源构造课程思政知识图谱,本地知识库包括教案、课程进度表。考虑到习题本身所蕴含的知识点,将每个知识点定义为知识图谱中的一个节点。构建课程思政知识图谱的过程中,利用习题与知识点之间的关联进行建模。如果一个习题考察了多个知识点,则可以将该习题与这些知识点之间建立连果通过技能点抽取产生学生技能图谱(生)。课程思政知识图谱与学生技能图谱作为知识追踪智能体输入捕获知识薄弱点。同时,在学情分析(师)的基础上,基于项目反应理论(IRT)动态调整推荐难度。实时计算用户能力值与题目难度值的匹配度,当用户能力值提升,自动推荐难度匹配题目。教师通过学情分析动态调整后续学习任务的难度和内容,动态难度校准结合遗忘曲线策略科学规划复习节奏与难度匹配,将机械练习转化为结构化认知训练,根

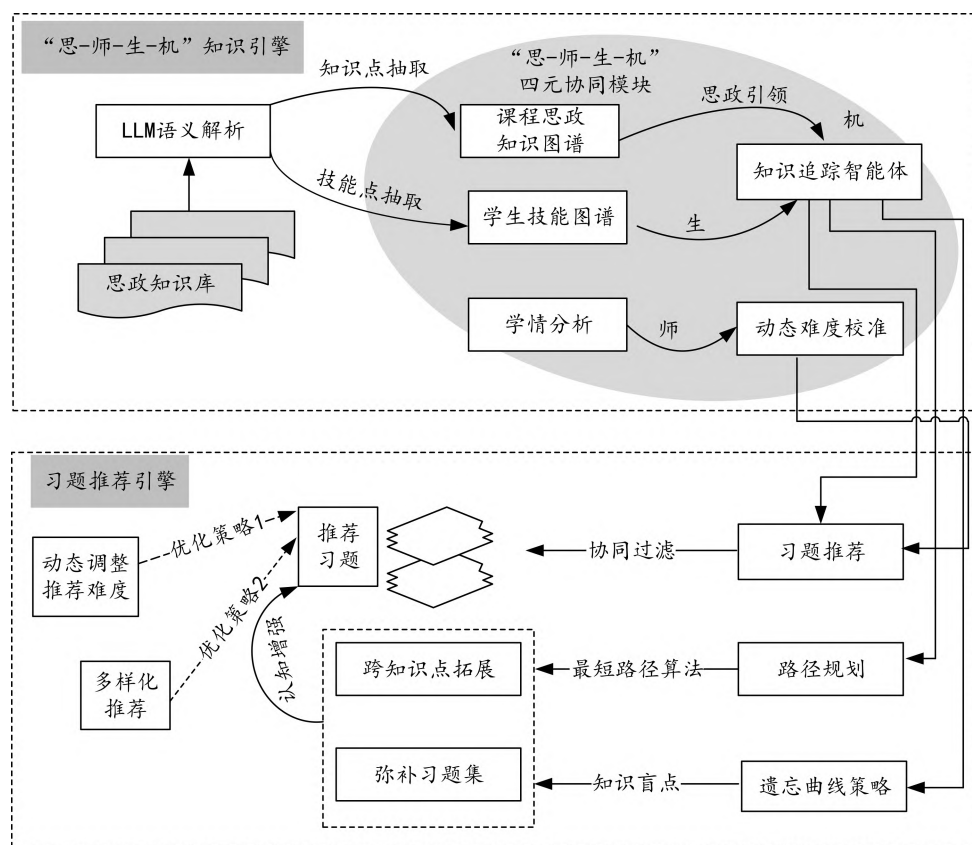


图1 习题推荐框架

据学习者当前记忆状态动态调整习题难度。

(2) 习题推荐引擎

习题推荐系统的增强方案采用优化策略和认知增强。优化策略一:采用动态调整推荐难度适中的习题,学生掌握度低于阈值时推荐基础题,学生掌握度高于阈值时推荐进阶题。结合知识追踪模型避免重复推荐同一知识点的习题,确保覆盖所有薄弱点。优化策略二:采用多样化推荐,针对低曝光率的长尾题目,设计长尾补偿机制,当用户能力值与长尾题目难度匹配时,提升其推荐权重,并通过威尔逊区间平滑处理低曝光题目的统计波动,避免因数据稀疏导致推荐偏差。当用户连续多次跳过同类题型时,系统自动触发难度调整机制,并在后续推荐验证调整效果。结合构建的课程知识点图谱采用最短路径算法沿着图谱网络结构进行跨知识点扩展。同时,基于遗忘曲线策略检测知识盲点弥补习题集。扩展的知识点与习题集融合进行认知增强,综合考虑推荐决策和动态难度校准进行习题推荐,推荐决策依据最短路径算法实现跨知识点拓展。

二、推荐路径对比分析

为了比较不同推荐路径推荐性能,本研究进行

了实验对比。实验在 Ubuntu 20.04 LTS 系统下进行,硬件平台为 NVIDIA RTX 3090 GPU 与 Intel Xeon Platinum 8350C 处理器,搭配 128GB DDR4 内存。大模型采用 DeepSeek-R1,代码基于 Python 3.8 实现。本实验用到的数据集为在线学习平台 ASSISTment。实验结果如图 2 所示。推荐路径一:PATH{KT} 代表仅使用知识追踪模块推荐习题路径;推荐路径二:PATH{(LLM->CG),KT} 代表利用大模型生成课程知识图谱,并结合知识追踪进行习题推荐;推荐路径三:PATH{LLM_KB->CG),KT} 代表利用大模型融合本地知识库生成课程知识图谱,并结合知识追踪进行习题推荐。

对比三条推荐路径,实验结果表明两个优化策略以及认知增强都提升了推荐性能指标。认知增强过程中,跨知识点拓展挖掘知识点间的关联,推荐交叉复合型题目,从而辅助用户建立系统性认知。弥补习题集合针对高频错题关联的知识点动态补充同类型但难度适配的关联习题。

对于推荐路径一和二,结果表明认知增强优于两个优化策略,原因是认知增强策略通过最短路径算法生成跨知识点拓展,并通过遗忘曲线策略获取知识盲点。缺失课程知识点关联的知识追踪模块推

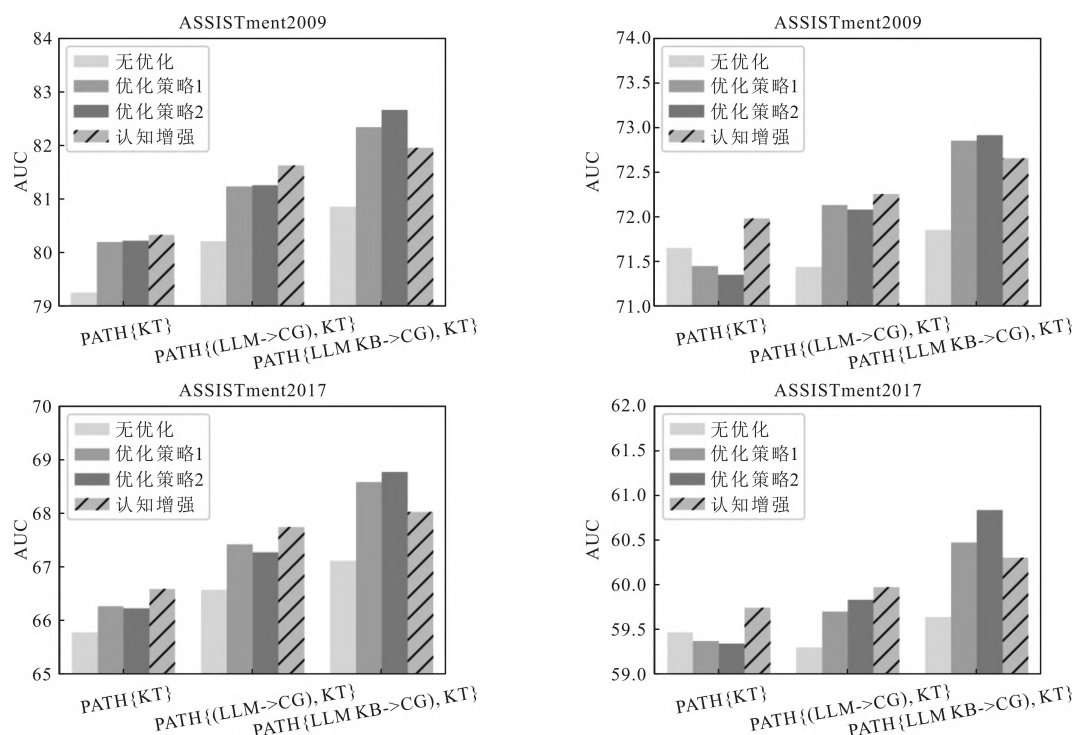


图2 不同推荐路径性能比较

荐路径效果弱于融合课程知识图谱后的路径。加入课程知识点关联后,路径二和路径三推荐指标显著提升,原因是课程图谱以知识点关联构建推荐路径能获得学生当前水平与目标差距,避免题目难度不匹配。课程图谱知识清晰呈现了知识点间的逻辑关系与层次结构,知识追踪能实时记录学生对每个知识点的掌握情况,课程知识图谱与知识追踪结合可精准定位学生的薄弱知识点,为其推荐与之紧密相关且难度适配的习题,避免盲目练习,提高学习效率。

对于推荐路径二和三,可以看出加入知识库能够显著提升推荐系统性能指标,其核心在于大模型结合本地知识库构建课程知识图谱可以整合专属教学资源,从而确保知识点关联完整性。结合本地知识库之后,路径三采用两个优化策略的效果得以回升,甚至超越认知增强。动态调整难度虽能匹配学生当前水平,但缺乏对学生知识体系的深度剖析。多样化推荐可增加题目类型,却忽略了知识点间的内在逻辑,而认知增强策略借助大模型对本地知识库的深度挖掘,能精准把握学生学情,并根据学生答题情况动态调整后练习难度,还能从知识网络的全局视角,为学生规划出最符合其认知发展规律的题目序列,从而实现跨知识点的有机串联与拓展,避免知识碎片化。

三、推荐路径验证

验证阶段,推荐路径采用 $\text{PATH}\{\text{LLM_KB} \rightarrow \text{CG}\}, \text{KT}\}$ 。以某开放大学开放教育学院计算机专业两个班共 38 名学生、高职计算机应用技术专业一个班 48 名学生为研究对象,课程分别选取数据库应用技术、IT 终端设备维护。采集学生课前预习参与情况、课堂互动行为、阶段性测试成绩及课后习题作为学习行为数据。先通过融入本地知识库的大模型构建课程思政知识图谱,教师依据学情分析,覆盖实验组 85% 以上学生知识点掌握情况,动态校准习题难度。实验期间记录两组习题完成率、正确率及测试成绩,对比分析方案有效性。评价指标包括习题推荐精准度、学生知识点掌握提升率及课程考核合格率,验证该方案在教育场景下的应用价值。实验结果显示,实验组习题推荐精准度较对照组提升 18.6%,学生知识点掌握达标率达 89.2%。

课程考核合格率提升至 91.7%,中档及难题作答正确率分别提升 16.8%、10.2%。验证了该方案能显著优化课程习题推荐效果与学习质量。

四、结语与展望

本文构建了“思-师-生-机”协同推荐习题框架进行习题推荐。“思-师-生-机”知识引擎层利用 LLM 语义解析结果抽取知识点和技能点分别构建了课程思政知识图谱(思)和学生技能图谱(生),教师根据学情分析(师)实现动态难度校准。习题推荐引擎层利用知识追踪智能体(机)和动态难度校准输出结果进行习题推荐。最后在某开放大学开放教育学院、高职院校进行验证。同时,本研究也存在不足,本地知识库所覆盖知识点存在重复,未来工作将持续更新和优化本地知识库,确保知识点互补,并扩大实验样本范围,涵盖更多不同类型的学生群体,以增强研究结果的普适性。

[参考文献]

- [1]周楠,董永权,闫林克,等.融合学生知识状态与混沌萤火虫算法的习题推荐研究[J].计算机科学与探索,2025,19(06):1620-1631.
- [2]张曦允,谭锐,欧阳涛辉,等.基于大模型的个性化习题推荐系统设计与实现[J].数字技术与应用,2024,42(07):32-34.
- [3]叶俊民,宋家琦,张珂,等.一种知识图谱增强的在线评测系统习题推荐算法研究[J].小型微型计算机系统,2023,44(11):2558-2565.
- [4]金天成,窦亮,肖春芸,等.记忆与认知融合的个性化 OJ 习题推荐方法[J].计算机学报,2023,46(01):103-124.
- [5]钱浩文,王忠群,沈超.考虑知识点掌握缺陷的个性化习题资源推荐[J].安徽工程大学学报,2023,38(05):79-87.
- [6]韩伟珂,徐彬,张硕.基于认知诊断的个性化习题推荐[J].计算机应用,2024,44(08):2351-2356.
- [7]郭英清,王敏,肖明胜.结合深度知识追踪与矩阵补全的习题推荐方法[J].计算机技术与发展,2023,33(07):188-195.
- [8]诸葛斌,汪盈,肖梦凡,等.基于知识追踪机的多特征融合习题推荐模型[J].电信科学,2024,40(09):75-87.
- [9]张曦允,谭锐,欧阳涛辉,等.基于大模型的个性化习题推荐系统设计与实现[J].数字技术与应用,2024,42(07):32-34.

[责任编辑 张宇龙]