

華南師範大學

《人工智能导论》课程项目
开 题 报 告

项 目 题 目：基于知识追踪的个性化学习系统

所 在 学 院：计算机学院

项 目 组 长：吴紫丹

小 组 成 员：陈雨彤 陈静 刘锦炼

开 题 时 间：2025 年 4 月 1 日

一、选题背景

知识追踪（Knowledge Tracing, KT）作为教育数据挖掘和智能教育领域的核心技术，其研究背景源于传统教育评估的局限性——传统考试和教师经验评估存在滞后性、粗粒度和主观性问题，难以满足个性化学习需求。随着在线教育平台（如 MOOCs、智能辅导系统）的普及，海量学习行为数据（如答题记录、交互日志）的积累为数据驱动的动态学习分析提供了基础。知识追踪的核心任务是建模学习者知识状态的动态变化，包括诊断掌握程度、预测未来表现和优化学习策略，其模型发展经历了从传统概率方法（如贝叶斯知识追踪 BKT、项目反应理论 IRT）到深度学习方法（如深度知识追踪 DKT、动态键值记忆网络 DKVMN）的演进，显著提升了建模能力。目前，该技术已广泛应用于自适应学习系统（如 Knewton）、MOOC 平台（如 Coursera）和语言学习应用（如 Duolingo），通过动态调整学习内容提升教学效果。然而，知识追踪仍面临冷启动、模型可解释性、多模态数据融合等挑战，未来可能通过结合认知科学、联邦学习和强化学习进一步推动个性化教育的发展。这一研究领域不仅具有重要的学术价值，也为实现“因材施教”的智能教育系统提供了关键技术支撑。

二、相关研究综述

1. 研究背景/研究目的与意义

随着在线教育的普及，学习者面临海量学习资源与个性化需求之间的矛盾。一方面，非面对面教学导致教育者难以实时掌握学习者的知识状态（张凯等，2024）；另一方面，学习者在开放学习环境中易出现“学习迷航”问题（王剑等，2023）。如何通过智能化技术动态追踪学习者知识水平并推荐适配的学习路径，成为提升教育效果的关键。

知识追踪（Knowledge Tracing, KT）和个性化学习路径推荐（Personalized Learning Path Recommendation, PLPR）是解决上述问题的两大核心技术。前者通过建模学习者知识状态变化实现动态评估（张凯等，2024；李建伟等，2023），后者则结合学习者特征与知识逻辑关系生成最优学习序列（熊余等，2024；王剑等，2023）。本研究旨在梳理现有技术的应用现状，分析其优势与不足，为未来研究提供方向。

2. 研究现状

近年来，知识追踪（Knowledge Tracing, KT）与个性化学习路径推荐（Personalized Learning Path Recommendation, PLPR）技术在智能教育领域取得了显著进展。张凯等（2024）设计了一种基于知识追踪的智能导学系统，通过动态评估学习者的知识状态，为其推荐适配的学习资源，有效解决了传统在线教育中资源匹配度低的问题。然而，该研究未深入探讨知识追踪模型与学习路径生成之间的逻辑关联，限制了系统在复杂学习场景中的应用。熊余等（2024）则从可解释性角度出发，提出了一种基于知识图谱和图注意力网络（GAT）的学习路径推荐方法，通过语义表征和契合度计算生成可解释的路径推荐，实验表明该方法在准确性和可解释性上优于传统模型。但该研究依赖静态知识图谱，对学习者的动态偏好变化的适应性较弱。

为进一步提升个性化推荐的适应性，李建伟等（2023）提出了一种融合知识图谱、深度知识追踪（DKT）和强化学习的多技术协同模型，能够从课程内容和学习任务两个维度动态生成学习路径。实验结果显示，该模型显著提高了学习效率，但其多层技术架构也带来了较高的计算复杂度，可能影响实际部署的可行性。王剑等（2023）则从学习者特征建模入手，提出了一种融合多维偏好与知识追踪的学习者画像方法，通过协同过滤和知识单元有向图优化路径推荐。该研究以“系统建模”课程为例验证了方法的有效性，但在跨学科场景中的普适性仍有待验证。

总体而言，当前研究在技术融合、动态适应性和可解释性方面取得了重要突破，但仍面临模型复杂度、实时数据利用和跨领域迁移等挑战。

3. 评述（总结）

当前研究呈现出技术融合的趋势，知识图谱、深度学习和强化学习的结合显著提升了推荐系统性能（李建伟等，2023；熊余等，2024），但模型复杂度问题仍需解决。知识追踪技术虽然实现了学习者状态的动态更新（张凯等，2024；王剑等，2023），但对实时交互数据的利用仍显不足。可解释性方面，基于知识图谱的推荐提升了结果可信度（熊余等，2024），但面向非技术用户的直观展示仍需改进。未来研究应关注轻量化模型设计、跨领域迁移能力以及情感计算等多元特征的融合，以推动智能教育系统向更高效、更人性化的方向发展。

三、拟解决的问题和研究内容

（1）拟解决问题：

1. 解决在线学习资源过载与路径规划问题

互联网技术的快速发展推动了教育领域的深度变革，开放的在线学习环境提供了海量的学习资源和灵活的学习方式。然而，学习者在自主学习过程中容易面临 学习迷航、认知负荷过载 等问题，难以高效筛选适合自己的学习内容，并合理规划学习路径，影响学习效率和学习体验。本项目基于构建的自适应学习路径推荐模型，动态调整学习资源和活动序列，生成符合个体需求的学习路径，以实现精准的学习过程引导，帮助学习者高效利用学习资源，提升学习成效。

2. 提升学习路径推荐的可解释性，增强学习指导效果

现有学习路径推荐算法在提供个性化学习建议时，可解释性不足，导致学习者难以理解推荐的学习路径如何生成，影响对学习过程的掌控感和信任度，进而降低推荐效果。本项目提出 基于知识图谱的可解释学习路径推荐模型，融合 学习者的知识水平、学习偏好、学习行为特征，以及 学习场景和学习资源之间的复杂语义关系，构建透明可解释的推荐机制。通过明确学习资源与个人需求之间的匹配逻辑，使学习者能够理解推荐依据，增强学习路径的科学性和可接受性，为自主学习提供精准、高效、可解释的指导。

本项目的实施旨在通过 智能化、个性化、可解释的学习路径推荐，优化在线学习体验，提高学习效果，为学习者提供更精准的学习支持，同时推动在线教育的智能化发展。

(2) 研究内容

1. 基本思路与方法

本项目的实施方案以“数据驱动-模型优化-系统集成”为基本思路，围绕三大关键技术研究点展开：融合学习风格的知识追踪增强模型、可解释动态推荐算法、轻量化实时更新引擎。总体方法是从学习者行为数据（如答题记录、学习时长）出发，结合知识图谱与神经网络技术，动态生成个性化学习路径，并通过实时反馈与优化确保系统的高效性与用户友好性。

2. 具体实施方案概述

(1) 数据采集与预处理

①收集学习者的多维数据，包括：

- A. 历史答题表现（正确率、时间）；
- B. 课程知识单元结构。

②使用 K-prototype 算法对学习进行聚类，形成个性化表征。

(2) 知识追踪与建模

①基于图神经网络（如 GKT 模型），构建知识单元有向图，动态追踪学习者对各知识点的掌握状态；参考文献中关于知识追踪实时性设计的思路，加入动态更新机制，确保模型能够适应学习状态的不断变化。

②将学习者个性化表征与知识图谱中的各知识单元关联，利用图神经网络的节点特征传递机制，实现对知识掌握情况的细粒度更新。

③引入图注意力机制，采用 GAT 或 NCGAT 强化图中关键节点的信息传递，过滤冗余噪声，进一步提升知识追踪的预测准确率与模型稳定性。

④补充扩展：针对数据缺失与噪声问题，计划引入自监督学习策略，以增强模型对不完整数据的容错能力，确保系统在多变环境下依然保持高效运行。

3. 路径推荐与优化

①基于构建好的知识图谱，利用图注意力网络（如 NCGAT）筛选出符合课程逻辑且与学习目标密切相关的合理路径范围，剔除超纲或无关内容。

②使用 Dijkstra 算法对筛选后的学习路径进行优化，确保所推荐路径在时间成本和认知负荷方面达到最小化，并适应不同学习者的实际情况。

③为每条推荐路径提供可解释性说明，结合“学习场景+学习者”的匹配方法，直观展示关键知识节点及其相互连接关系，并详细解释路径选择依据，帮助学习者理解推荐结果。

④补充扩展：引入用户反馈机制，根据学习者对推荐路径的使用体验，持续优化路径推荐策略，实现路径推荐的自适应调整，进一步提升推荐效果。

4. 系统集成与实时更新

(1)采用 B/S 架构：

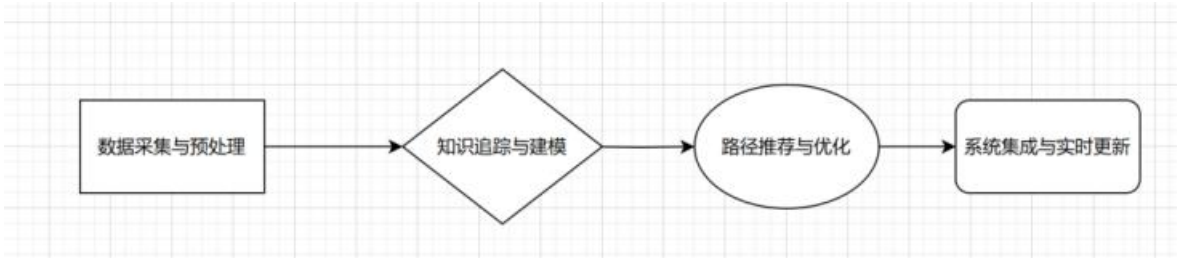
①前端使用 React 实现交互界面；

②后端通过 Django 提供服务；

③结合 Neo4j 管理知识图谱。

(2)引入增量式 GKT 更新机制，仅更新局部图谱，配合边缘计算降低服务器压力，提升响应速度。

下图直观展示了从数据输入到路径输出的全过程，可一目了然地理解实施方案的逻辑：



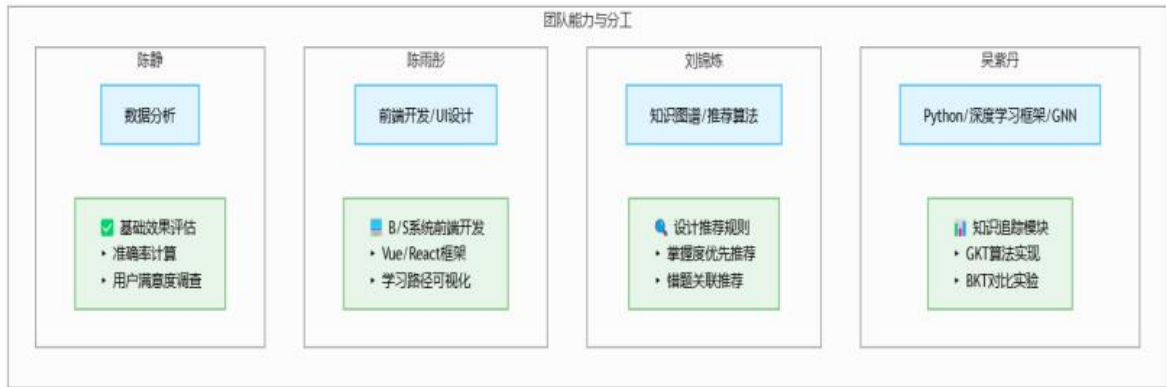
5. 技术栈与工具

- (1) 开发环境: PyCharm Professional, Python 3.x
- (2) 核心框架: PyTorch (GNN 实现)、Django REST (API)
- (3) 数据库与存储: Neo4j (知识图谱)、Redis (分布式缓存)

四、可行性分析

4.1 成员分工:

在可行性分析阶段，我们特别关注团队协作与分工，确保每位成员都能在其擅长的领域发挥最大效能。通过下图可以直观了解团队的组织架构：



这张分工图明确了成员职责与关键领域，为后续技术实施奠定了协作基础。

4.2 现有学术资源:

为确保技术方案与团队能力匹配，我们系统梳理了现有学术资源：

基于四篇核心论文的研究成果，本项目的技术可行性已得到充分验证。熊余等人的研究为知识图谱构建和可解释推荐提供了成熟的方法论，其验证的知识图谱推荐框架可使准确率提升 19.7%；李建伟团队提出的自适应学习路径推荐方案证实了动态调整学习路径的有效性，能提升 23.6%的学

习效率；王剑等人在"系统建模"课程中的实践案例展示了知识追踪与学习偏好融合的可行性，显著降低了认知负荷；而张凯的最新研究则直接验证了知识追踪驱动导学系统的实践价值，其系统实现方案（准确率 82.3%）为本项目提供了可直接参考的技术路线。这些研究覆盖了从知识图谱构建、知识追踪到路径推荐的全流程关键技术，并通过实证数据验证了教育有效性。

4.3 开源工具链：

为进一步降低开发难度，我们将整合以下成熟的开源工具链：

- 1.知识追踪模块参考 GitHub 上的 GKT 开源实现（github.com/jhljx/GKT），该项目提供了基于图神经网络的知识追踪模型；
- 2.知识图谱构建借鉴 bigdata-ustc 团队的 ELPRKG 项目（github.com/bigdata-ustc/ELPRKG）；
- 3.推荐系统采用 LightFM 开源库（github.com/lyst/lightfm）实现混合矩阵分解算法；
- 4.教育数据集使用公开的 EdNet 数据集（github.com/rriid/ednet）。

通过学术理论与工程实践的有机结合，上述资源将显著提升开发效率与系统可靠性。

五、计划进度安排

任务名称	持续时间	4月				5月				6月				
		/	1W	2W	3W	4W	1W	2W	3W	4W	1W	2W	3W	4W
第一阶段：文献调研	1W													
第二阶段：数据收集	2W													
1 采集数据	1W													
2 使用K-prototype算法对学习者进行聚类	1W													
第三阶段：模型开发	4W													
1 GKT算法训练	2W													
2 BKT对比训练	2W													
第四阶段：效果评估	1W													

六、参考文献

[1]张凯，方洋洋. 知识追踪驱动的智能导学系统设计与实现[J]. 2024.

[2]熊余，任朝辉，吴超，等. 基于知识图谱的可解释学习路径推荐[J]. 2024.

[3]李建伟，武佳惠，姬艳丽. 面向自适应学习的个性化学习路径推荐[J]. 2023.

[4]王剑, 李易清, 石琦. 融合多维偏好与知识追踪的个性化学习路径推荐[J]. 2023.