

基于知识追踪的自适应认知学习方法研究与系统应用*

殷茗** 王皓

西北工业大学软件学院, 陕西省西安市 710072

摘要: 为践行“数智融合、精准育人”的理念, 本文提出了一种融合交互可靠性的图知识追踪的自适应认知学习方法, 其核心是结合学习者答题的交互可靠性动态建模认知状态, 并利用此模型驱动个性化学习。基于此, 构建了相应的自适应认知学习系统, 能够动态追踪并建模学习者的认知状态, 并据此自动生成个性化的习题路径。此系统应用于《软件项目组织与管理》课程, 进行了完整的教学实践, 实践数据与调查结果表明, 以知识追踪核心的自适应认知学习系统能有效追踪学生知识状态, 提高学习资源的适配性, 提升学生的学习体验与效果, 为计算机教育的个性化改革与智能化升级提供了实例佐证。

关键词: 自适应学习; 个性化教学; 认知状态追踪; 学习系统

Research and System Application of Adaptive Cognitive Learning Method Based on Knowledge Tracing

YIN Ming WANG Hao

School of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China

Abstract: To implement the concept of “integration of digital intelligence and precision education,” this paper proposes an adaptive cognitive learning method that integrates interaction reliability into graph-based knowledge tracing. The core of this approach lies in dynamically modeling learners’ cognitive states by incorporating the interaction reliability of question-answering behaviors, and subsequently driving personalized learning based on this model. On this basis, a corresponding adaptive cognitive learning system is constructed, which can dynamically track and model learners’ cognitive states and automatically generate personalized exercise paths accordingly. The system has been applied to the course Software Project Organization and Management for comprehensive teaching practice. Empirical data and survey results demonstrate that the adaptive cognitive learning system centered on knowledge tracing can effectively monitor students’ knowledge states, improve the adaptability of learning resources, and enhance students’ learning experience and outcomes. This study provides practical evidence supporting the personalized reform and intelligent upgrading of computer education.

Key words: adaptive learning; personalized instruction; cognitive state tracking; learning system

0 引言

在国家全面推进教育数字化战略行动、高等教育强调“内涵式发展”的背景下, 计算机教育作为创新人才培养的前沿阵地, 正面临着从规模化知识传授向个性化、智能化育人的深刻转型^[1]。信息技术不仅重塑了知识获取的方式, 更对传统教学模式与学习评价体系提出了新的挑战与机遇^[2]。然而, 当前多数智慧教学平台仍停留在资源堆砌与数据记录, 难以精准洞察学习者的动态知识状态, 无法提供契合其当前学习“最近发展区”的个性化指导^[3]。

自适应认知学习被视为破解上述难题的关键。其通过知识追踪技术动态建模学习者的知识状态, 并据此提供个性化路径^[4]。然而, 现有研究大多将学习过程简化为纯粹的认知行为, 未能区分不同内在信号对认知状态评估的影响^[5-6]。同时, 如何基于可靠的认知状态表示, 生成稳健且可解释的学习资源序列, 而非简单的“下一题推荐”, 是当前面临的主要挑战。

针对以上问题, 本文旨在探索一种融合交互可靠性与长期序列决策的自适应认知学习方法。通过对学习行为进行可靠性评估, 实现对知识状态的精准、稳健建模; 并将此技术部署为原型系统, 在一门本科课程中进行教学实践, 最终解决以下问题: (1) 融合可靠性的知识追踪模型能否精准、稳定刻画学习过程?

(2) 所开发的系统在课程教学中能否提升学习者的知识掌握水平? 此外, 结合成果导向教育(OBE)理念,

***基金资助:** 本文得到西北工业大学教育教学改革研究项目(2026JGZ060)资助。

***通讯作者:** 殷茗 yming@nwpu.edu.cn。

本研究进一步从课程目标达成度视角,验证系统对学生核心能力(如项目管理知识应用、复杂问题分析)的支持效果,为个性化教学的成效评价提供量化依据。

1 可靠性驱动的自适应认知学习方法

作为自适应认知学习系统的核心支撑,本研究构

建的自适应认知学习方法框架如图1所示,其核心由上下两层闭环构成:上层的“决策-推荐”闭环与下层的“感知-追踪”闭环。上层基于强化学习动态优化学习路径,实现个性化资源精准推荐与策略调控;下层依托可靠性感知的图知识追踪,实时量化知识掌握程度,为上层决策提供精准的认识状态支撑。

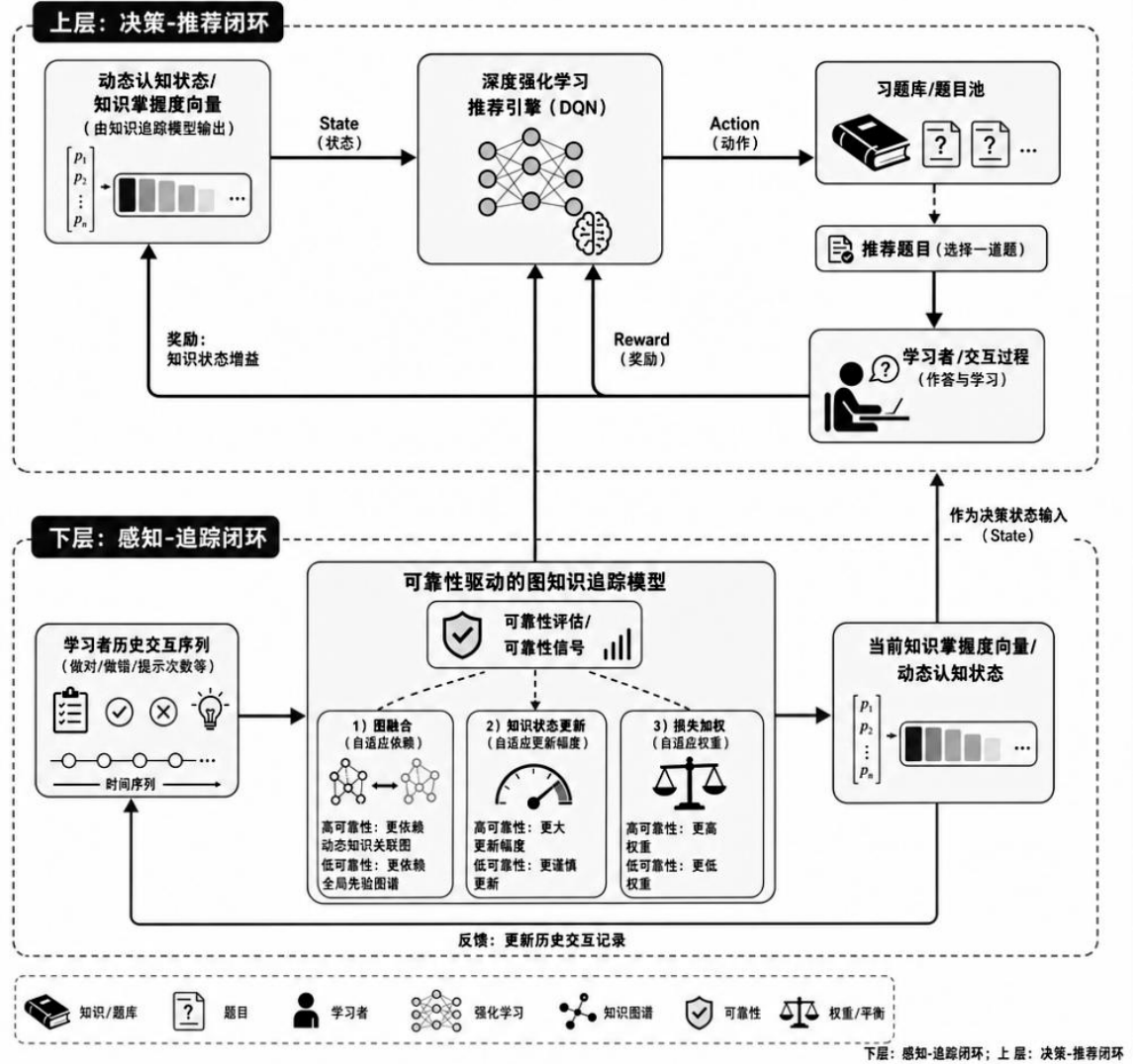


图1 可靠性驱动的自适应学习方法框架

知识追踪旨在从学习者的历史交互序列中推断其隐式的知识状态^[7-9]。传统模型如DKT^[10]、DKVMN^[11]等,通常将相同的答题记录(如做对/做错)视为等效,未能区分学习者答题时的内在状态差异。在实际学习场景中,一次回答的正确未必意味着真实掌握,它可能源于多次尝试或外部提示;而一次错误也可能只是粗心所致。若模型将这些表面结果相似但内在质量迥异的交互一视同仁,则容易受到“低质量学习信号”的误导。

为此,本研究提出了一种基于可靠性驱动的图知识追踪模型。其核心思想是引入一个可学习的“可靠性”

信号 $r_t \in (0,1)$,用于量化每次学习交互的信赖程度,并以此联合调控知识图谱融合、知识状态更新及训练权重分配等。与将行为特征(如提示次数、答题时间、尝试次数等)作为普通特征拼接的模型不同,本文模型通过可靠性估计器计算每次交互的可靠性分数 r_t ,其计算过程如下:首先从当前第 t 次交互中提取知识点嵌入(e_q)、答题对错嵌入(e_y)、题目嵌入(e_p)、行为编码(e_b)和题目难度嵌入(e_d),拼接并通过投影层得到当前交互的稠密表示 x_t 。同时,模型维护一个知识状态矩阵 H_{t-1} ,其中包含学习者在每个知识点上的隐式掌握度向量。模型将当前交互的知识点对应状态向量 $h_{t-1}^{q_t}$ 、交互表示 x_t 和题目难度 d_{p_t} 拼接,送入一

个多层感知机 (MLP)，再通过Sigmoid函数激活，生成可靠性分数：

$$r_t = \sigma(\text{MLP}(h_{t-1}^q || x_t | d_{p_t})) \quad (1-1)$$

当 r_t 接近1时，表示模型认为该次交互是高质量、可信的学习信号；接近0时，则表示交互可能受噪声干扰或信息质量较低。模型的核心创新在于，将计算出的可靠性分数 r_t 作为一个统一的控制变量，动态地调整图知识追踪的各个关键环节。

模型在知识图谱的传播环节融合静态先验图和动态个体化图。静态图 A_s 从全局训练数据中统计得出，代表知识点间的稳定转移关系。动态图 A_d 则根据学习者当前状态和交互特征实时生成，具有个性化特征。最终的融合图 A_t 由 r_t 控制：

$$A_t = r_t * A_d + (1 - r_t) * A_s \quad (1-2)$$

当交互可靠性高时，模型更相信为该学习者即时生成的个性化知识关联路径；当交互可靠性低时，模型则偏向于采用保守、通用的全局先验图，以防止低质量交互引入噪声传播。模型在更新学习者知识点掌握状态时， r_t 控制了更新的方向和强度。模型计算一个候选更新量 *candidate*，并学习增益门*gain*和噪声抑制门*noise*。

最终针对当前知识点 q_t 的状态增量 Δ_t 计算如下：

$$\Delta_t = r_t * \text{gain} * \text{candidate} - (1 - r_t) * \text{noise} * h_{t-1}^q \quad (1-3)$$

之后，这个增量会通过融合图 A_t 传播，更新到所有相关知识点状态矩阵 H_t 中。这使得高可靠交互能驱动知识状态的正向或负向更新，而低可靠交互的影响则被显著抑制。

在模型训练阶段，可靠性信号也作用于损失函数。模型为每一次交互的二元交叉熵损失分配一个动态权重 w_t ：

$$w_t = \lambda + (1 - \lambda) * r_t \quad (1-4)$$

其中 λ 是一个基础权重超参数。

$$L = \sum_t w_t * \text{BCE}(\hat{y}_t, y_t) \quad (1-5)$$

这使得高可靠性交互在反向传播中产生更大的梯度，对模型参数调整有更强影响，而低可靠性交互的影响被削弱，从而在监督层面强化了模型对高质量学习信号的关注。

综上，当模型判断某次交互的可靠性较高时，会倾向于采用更贴近当前学习者状态的动态知识关联图，并以较大权重更新相关知识点掌握度，同时该样本在训练中也获得更高关注。反之，对于可靠性较低的交互（如依赖多次尝试才答对），模型则会更多依据全

局先验知识图谱，以较小幅度更新知识状态，并在训练中降低其影响。通过这种“可靠性”信号贯穿图融合、状态更新和损失函数的统一驱动机制，模型能够更细致地辨别不同质量的学习信号，从而实现对学习者知识状态更为细致和稳健的建模。

2 自适应认知学习原型系统

2.1 系统架构

基于上述可靠性驱动的图知识追踪方法，本研究进一步开发了自适应认知学习系统，实现从算法模型到教学应用的全链路落地。系统采用分层架构与微服务设计理念，构建了从前端交互到后端数据处理、存储与智能推荐的工作流，整体架构如图2所示，形成了一个层次清晰、逻辑闭环的“学习者—服务端—数据层—微服务”的自适应认知学习系统。系统在线演示地址：<http://10.71.153.102:10031/>（账号：2021001001，密码：111），读者可通过该链接访问完整功能，包括知识状态可视化、习题推荐流程与学情仪表盘。原系统截图保留核心交互逻辑示意，详细界面交互可通过在线链接体验。

在学习者发起做题请求后，客户端将包含学生ID、课程信息等参数的请求发送至Web服务器。请求经由控制层（Controller层）接收并转发至知识追踪微服务。该服务通过调用内部Flask微服务接口，获取学生当前的知识状态数据，用以表征其在各知识点上的掌握情况。随后，知识状态信息被传递至习题推荐服务，后者结合题库中习题的难度分布与学生实时知识水平，智能筛选出最匹配的习题集合，并将推荐结果回传至控制层。

控制层依据推荐结果，从MySQL数据库中检索对应习题并返回给客户端展示。学生作答后，答题记录将被上传并存储于数据库。同时，这些记录会再次经控制层提交至知识追踪微服务，用于更新学生知识状态，使其准确反映完成当前习题后的知识点掌握变化。

更新后的知识状态随即触发新一轮的习题推荐流程：知识追踪服务再次调用习题推荐服务，为学生动态生成下一组适配习题。由此，系统形成了“知识状态驱动推荐 → 作答行为更新状态 → 新状态驱动下一轮推荐”的持续闭环机制。

通过该闭环架构，系统能够实时感知学习者的能力变化，动态调整学习内容与难度，确保习题推荐始终与学生实际水平高度匹配。这种设计不仅显著优化了学习路径，还有效提升了学习效率与整体学习效果，充分体现了自适应学习系统在个性化教育场景中的核心价值。

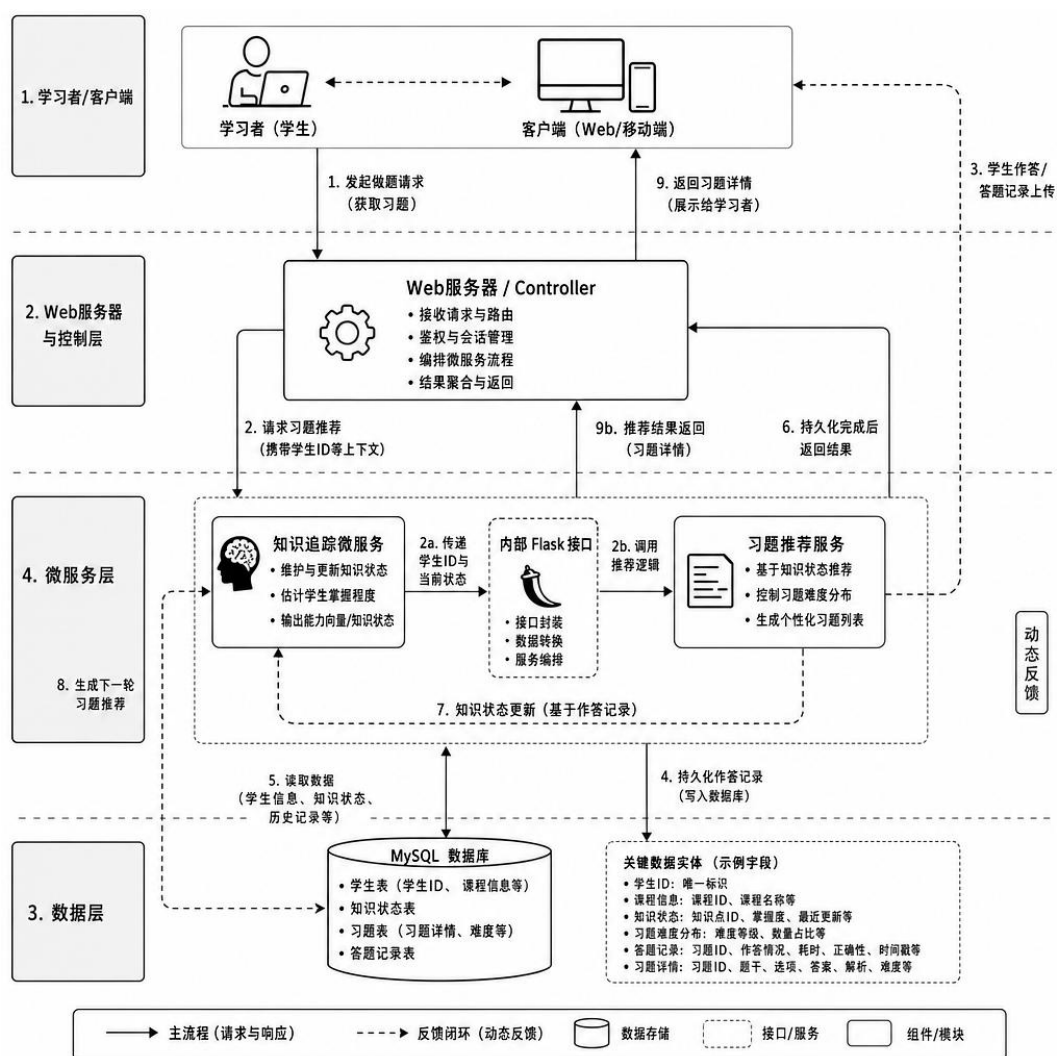


图2 自适应认知学习系统架构

2.2 关键界面

如图3所示，本系统围绕“软件项目组织与管理自适应学习平台”构建，涵盖登录、课程、测试、消息及学习详情等核心模块，整体采用简洁布局，实现了从身份认证到个性化学习与管理的流程交互。用户首先通过登录界面进入系统，主界面以左侧导航栏清晰划分课程、任务与收件箱等功能入口，便于快速访问学习内容与管理通知。在核心的自适应测试环节，系统提供知识点强化测试入口并清晰展示考试规则与历史记录，支持学生按需启动练习；完成测试后，学习详情界面则直观呈现答题统计与逐题解析，帮助学生复盘巩固。各界面通过连贯的跳转逻辑与清晰的功能分区，将前端的便捷操作与后端的知识追踪、习题推荐服务无缝衔接，形成一个直观、高效且个性化的在线学习环境。

3 应用与效果

为验证系统的教学有效性，本研究选择了某高校

软件学院本科必修课“项目组织与管理”课程作为教学实践场景。实践对象为课程的两个平行教学班，共计276名学生，教学过程持续一个学期，将本系统作为辅助学习工具嵌入教学环节。学生在完成章节学习后，要求使用系统进行巩固练习，系统实时记录交互数据，并为每位学生生成动态的个性化习题推荐。

如图4所示，本研究收集了学生全量系统交互日志、单元与期末考试成绩，并开展了问卷与访谈的主观反馈收集。所收集数据统计表明，学生整体表现优异，平均答题正确率达78.56%，显示出对课程知识点的良好掌握。系统在16周的教学周期内保持了极高且稳定的参与度，累计产生有效答题交互逾18,000次，每周活跃学生覆盖率超过85%，日均答题量稳定在320题左右，表明系统能激发并维持学习者的练习积极性。题库方面，系统内置的350道习题经过智能标引，平均难度控制在25.4%左右，难度分布呈合理梯度，既覆盖了基础概念的巩固，也包含了高阶思维的训练，验证了系统推荐习题的高度适配性。学习行为分析显示，学生的

整体正确率在观察期内表现出良好的稳定性（波动区间控制在 $\pm 3\%$ 以内），且对重点章节的平均掌握度高

达82.3%，说明系统能够有效支持连续、深入的学习进程。

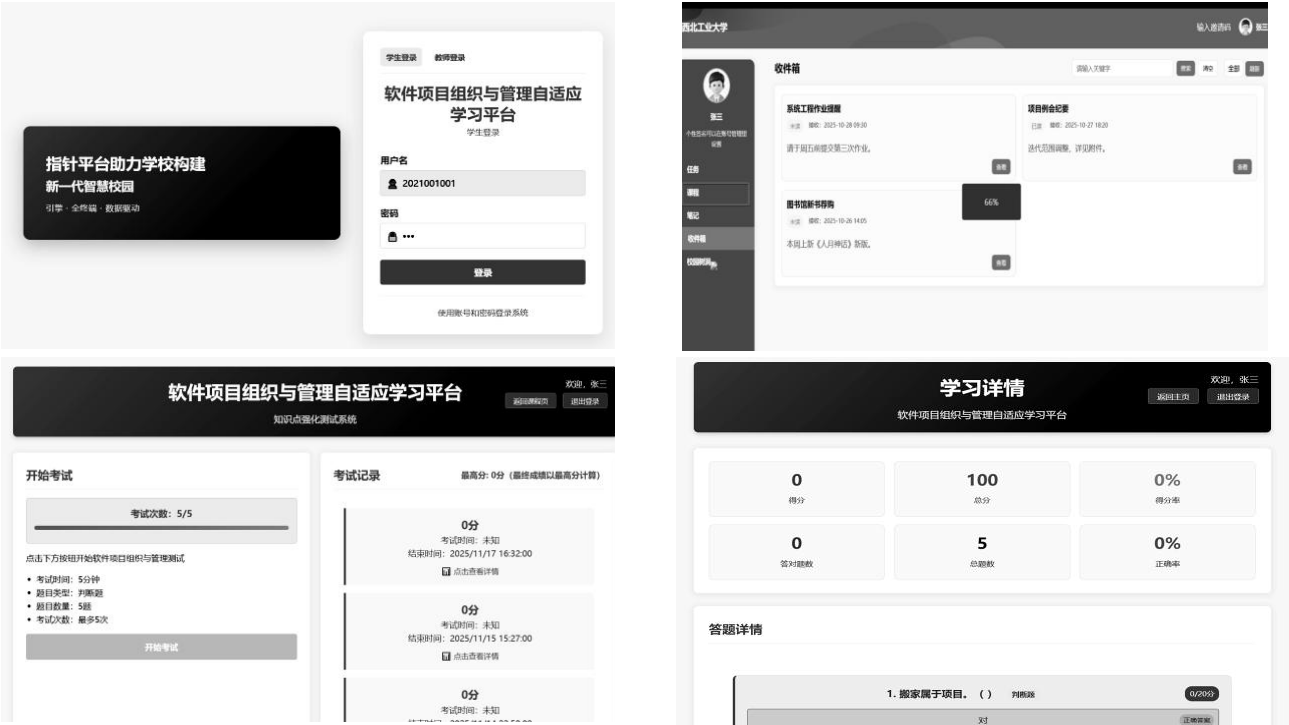
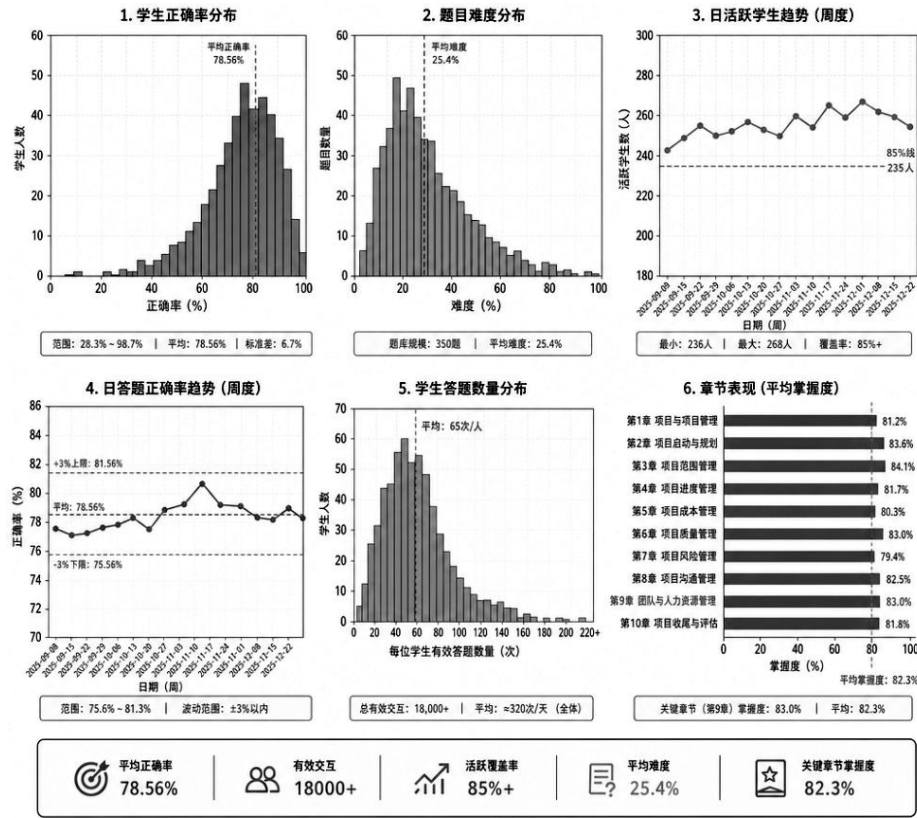


图 3 界面展示



注：活跃覆盖率按每周活跃学生数 / 月总学生数 (276人) 计算；有效交互包括有效答题、查看解析等行为。

图 4 学生答题行为与学生表现多维度分析图

结合OBE理念的课程目标达成度分析显示：使用系统的班级在“项目管理知识应用”（课程核心目标1）达成度为0.87，较未使用系统的平行班（0.79）提升10.1%；在“复杂项目问题分析与解决”（课程核心目标2）达成度为0.83，较平行班（0.74）提升12.2%。这得益于系统对高可靠性交互（如快速、独立作答正确）赋予更高权重，学生能跳过冗余练习，聚焦能力短板。

模型输出的学生知识状态曲线，与传统的测验成绩趋势高度相关，但能提供连续、稳健的过程刻画。相较于传统方法，系统在追踪中表现出对“噪声交互”的显著鲁棒性。例如，系统在多次低可靠性交互（如耗时异常、频繁提示）中仍能维持对某生知识点“网络图绘制”掌握状态的稳定评估，而传统模型则因噪声产生大幅波动，并最终在后续测验中证实。

同时，超过85%的学生完成了系统推荐的全部或大部分学习任务。系统能够依据可靠性感知的知识状态，为不同学生规划出难度递进、知识点覆盖各有侧重的长期学习路径，实现了真正的“因材施教”。在使用系统规划路径进行学习后，超过80%的学习者在对应知识簇的迁移应用类题目上表现出稳定的掌握提升。

在控制其他变量的对比中，高频使用系统的学生，在涉及综合分析与迁移应用的期末考核中，平均得分显著高于对照组。更重要的是，通过个案发现，系统对高可靠性交互（如快速、独立作答正确）赋予了更高的状态更新权重，这使得系统推荐表现出更强的可解释性——学生能够明确感知到“因为我这里掌握得扎实，所以系统跳过了冗余练习”。

另外，问卷调查与访谈结果表明，多数学生认为系统规划的学习路径“节奏合理、重点明确”，并感到“系统能区分我是真会还是蒙对的”。可靠的知识状态可视化让他们对自己的学习进展建立了更清晰的认知。对低可靠性练习的提示与标识，也增加了他们对系统判断的信任。另外，有教师反馈指出，系统提供的基于可靠知识状态的学情仪表盘，能够有效过滤行为数据中的噪声，呈现更接近真实学情的班级热点与个体瓶颈，使教学干预更加有的放矢。这体现了“人机协同、可信决策”在实际教学中的价值。

为检验方案的通用性，研究初步在《数据结构》《软件测试》两门课程中开展了试点，结果显示系统在不同课程知识追踪准确率均在85%以上，表明方法具备跨课程的迁移潜力。未来将进一步扩大范围，覆盖不同层次高校与学情群体，验证其适用性。

4 结 语

本文提出了一种基于可靠性驱动的自适应认知学习方法，构建了能够动态追踪学习者认知状态的自适应认知学习系统。该系统在《软件项目组织与管理》

课程中进行了教学实践，实践结果表明，该系统有效支持了个性化学习与过程性评价，提升了学习体验与教学效果，为计算机教育的个性化与智能化改革提供了从方法、系统到课程实践验证的实例佐证。

当前研究仍存在一定局限性：其一，系统的习题推荐主要聚焦于知识点掌握，对学习者的非认知因素（如学习动机、情绪状态）的融合尚显不足；其二，跨课程迁移测试的样本规模较小，需在更多学科与学情群体中验证通用性。未来研究将从三方面展开：一是引入多模态学习分析技术，融合眼动、表情等非认知数据，进一步提升知识状态建模的全面性；二是优化强化学习推荐策略，支持项目式学习、协作学习等多元教学场景；三是构建开放共享的知识图谱与题库，推动自适应学习技术在计算机教育中的规模化应用。

参 考 文 献

- [1] 徐艳国. 面向“十五五”深化高等教育改革应重视的若干问题[J]. 中国高等教育, 2026, (1): 16-20.
- [2] 韩文娟, 于二元. 教育大模型辅助计算机教育数字化改革的机遇与挑战[J]. 软件导刊, 2025, 24(11): 1-8.
- [3] 叶晨, 王晓国, 王利. 面向竞教融合的个性化智能导学平台[J]. 计算机技术与教育学报, 2022, 10(5): 27-32.
- [4] 唐艳琴, 刘凌, 陈卫卫等. AI赋能的数据结构课程学习路径生成研究[J]. 计算机技术与教育学报, 2025, 13(4): 14-21.
- [5] 郭丽娜. 人工智能驱动的个性化学习支持系统研究——以远程教育为例[J]. 教育与教学实践, 2025, (4): 185-188.
- [6] 陈恩红, 刘淇, 王士进等. 面向智能教育的自适应学习关键技术与应用[J]. 智能系统学报, 2021, 16(5): 885-898.
- [7] Zhang J, Xia R, Miao Q, Wang Q. Explore Bayesian analysis in Cognitive-aware Key-Value Memory Networks for knowledge tracing in online learning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 257: 124933.
- [8] Wang J, Ma H F, Zhang M Y, Zhang L, Chang L. Multi-granularity ensemble interaction graph modeling for knowledge tracing[J]. Knowledge-Based Systems, 2025, 309: 112834.
- [9] Qiu L, Xu Y. Adaptive meta-path discovery for dual-stream collaborative knowledge tracing[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 329: 133016.
- [10] Li X, Luo F, Ouyang J H, Rojas Pino L, Li W H, Ding W C, et al. A novel deep knowledge tracing model with problem complexity and state stability[J]. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2025, 35(5): 3270-3293.
- [11] Xu T, Zhao Y, Zhang J, Deng J, Zhao Z, Han D, et al. SQGKT: Student-question interaction graph-based knowledge tracing[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 297: 129175.