

数据驱动的数据结构精准诊断与个性化学习 实践研究

——基于PTA与学习通的混合智能教学探索

罗承茜, 康静雨, 叶 舒

重庆城市科技学院人工智能与大数据学院, 重庆

收稿日期: 2026年5月28日; 录用日期: 2026年7月13日; 发布日期: 2026年7月22日

摘 要

针对《数据结构》课程教学中长期存在的“指针恐惧症”、“递归理解难”、“调试效率低”、“分层教学缺失”四大核心痛点, 本研究构建了“PTA数据感知-混合智能诊断-学习通平台干预”三位一体的智能化教学体系。通过PTA平台自动化采集学生学习行为数据, 运用聚类分析与开源大语言模型(如ChatGLM-6B)进行学习困境诊断, 依托学习通平台实现精准化教学干预。在一项为期16周的准实验研究中, 实验组(60人)采用上述模式, 对照组(60人)接受传统教学。结果显示: 实验组调试时间缩短33.3%, 指针与递归题型正确率从55.3%和49.7%分别提升至76.8%和71.2%, 教师重复答疑工作量减少41.7%。大语言模型在153个代码错误样本上的诊断准确率达86.9%, K-Means聚类将学生划分的三个学习群体特征可解释性良好。半结构化访谈显示, 实验组学生普遍认可诊断推送的针对性和实用价值。本研究为计算机类专业课程的教育数字化转型提供了可复制的实践案例。

关键词

数据结构, 学习行为大数据, PTA平台, 学习通, 个性化学习, 教学诊断

Data-Driven Precision Diagnosis and Personalized Learning Practice for Data Structures

—Hybrid Intelligent Teaching Exploration Based on PTA and Xuexitong

Chengxi Luo, Jingyu Kang, Shu Ye

School of Artificial Intelligence and Big Data, Chongqing Metropolitan College of Science and Technology,
Chongqing

Received: May 28, 2026; accepted: July 13, 2026; published: July 22, 2026

Abstract

To address the four long-standing core pain points in the teaching of the Data Structures course—namely “pointer phobia,” “difficulty in understanding recursion,” “low debugging efficiency,” and “lack of tiered instruction”—this study constructs a three in one intelligent teaching system that integrates “PTA data perception, hybrid intelligent diagnosis, and Xuexitong platform intervention.” By automatically collecting students’ learning behavior data through the PTA platform, employing clustering analysis and an open source large language model (e.g., ChatGLM 6B) to diagnose learning difficulties, and relying on the Xuexitong platform for precise instructional intervention, a 16 week quasi experimental study was conducted with an experimental group (60 students) adopting the above model and a control group (60 students) receiving traditional teaching. The results show that the experimental group reduced debugging time by 33.3%, increased accuracy on pointer and recursion related problem types from 55.3% and 49.7% to 76.8% and 71.2%, respectively, and cut teachers’ repetitive question answering workload by 41.7%. The large language model achieved a diagnostic accuracy of 86.9% on 153 code error samples, and the K Means clustering produced three learning groups with good interpretability. Semi structured interviews indicated that students in the experimental group generally recognized the relevance and practical value of the diagnostic feedback and resource recommendations. This study provides a replicable practice case for the digital transformation of education in computer related programs.

Keywords

Data Structures, Learning Behavior Big Data, PTA Platform, Xuexitong, Personalized Learning, Instructional Diagnosis

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

《教育强国建设规划纲要(2024—2035 年)》¹明确提出“以数字化开辟教育新赛道”，要求重点课程开展 AI 融合试点。作为计算机专业的核心基础课，《数据结构》课程的教学困境由来已久，为精准刻画这些困境，本研究前期对两届共 240 名计算机专业学生进行了问卷调查与课堂观察。结果显示：42.5% 的学生认为指针概念“抽象难懂，无法想象内存操作过程”，38.3% 的学生表示递归算法“单层能懂，多层就乱”，另有 35.8% 的学生反映“调试时完全不知道错误原因，只能反复试”。在链表插入、删除等典型操作中，首次提交的正确率仅为 47.2%。这些数据表明，抽象概念缺乏可视化呈现以及调试反馈不足是主要障碍。传统“一刀切”教学模式受限于教学资源 and 教师精力，难以兼顾学生个体差异，部分基础薄弱的学生在链表、树结构等章节出现学习停滞，而拔尖学生则可能缺乏挑战性任务。

从理论视角审视上述困境，认知负荷理论(Cognitive Load Theory) [1] 提供了有力的分析框架。该理论认为，学习材料呈现方式与学习者先前知识经验之间的不匹配可能造成内在认知负荷增加，进而抑制有效学习。数据结构课程中指针与递归涉及多个抽象概念的同时加工，极易超出学习者的工作记忆容量，

¹http://www.moe.gov.cn/jyb_xxgk/moe_1777/moe_1778/202501/t20250119_1176193.html

这正是“指针恐惧症”和“递归理解难”的认知根源。与此同时,自我决定理论[2] (Self-Determination Theory) 从动机维度指出,能力感、自主感和归属感的满足是维持内在学习动机的关键。学生因无法自主定位编程错误而产生的挫败感,直接削弱了其能力感知,导致学习投入下降。上述双重理论视角为后续教学设计提供了理论指导方向。

在实践层面,国内外学者对数据结构课程教学改革进行了广泛探索。在国内,胡新荣等提出了“动态分层-弹性分组”的大模型驱动教学模式,尝试通过智能分组来适配学生差异化需求。林勇[3]指出,程序设计类课程的教学设计需要更加关注学生的个体差异和认知规律。吴年志[4]探索了“超星学习通+PTA”的混合教学模式,通过学习通进行教学过程管理,依托PTA平台完成编程训练与考核,取得了初步成效。Lawrence[5]的研究表明,在数据结构课程中引入竞争性游戏机制能显著提升学生参与度和学习效果。钟绍春等[6]进一步指出,数据驱动的个性化学习应实现“行为感知-效果评估-成因溯源-路径规划”的全链条闭环。白彦辉等[7]将SPOC与PTA平台结合应用于数据库课程,验证了平台融合的可行性。此外,程黎艳等[8]从课程思政角度探讨了数据结构教学改革的价值导向问题,李贵民等[9]则探讨了跨学科背景下AI技术驱动的课程教学探索。然而,现有研究在实现“数据采集→智能诊断→精准干预”的系统整合方面仍存在不足,本研究正是对此做出的尝试。

基于上述理论和实践背景,本研究以《数据结构》课程为切入点,构建“PTA数据感知-混合智能诊断-学习通平台干预”三位一体的智能化教学体系,探索数据驱动精准教学的实现路径。

2. 问题分析:《数据结构》教学的四大困境

2.1. “指针恐惧症”:抽象概念可视化缺失

指针是数据结构的基石,但其抽象的内存操作机制成为学生入门的第一道难关。传统教学中,指针的指向变化、内存分配与释放过程完全依赖于学生想象,缺乏直观呈现。前期数据表明,在未接受任何可视化辅助的情况下,仅有不到50%的学生能正确描述链表插入操作中指针的变动顺序。学生在链表插入、删除等操作中频繁出现“野指针”、“内存泄漏”、“释放后使用”等错误,且难以自主定位问题根源。

2.2. “递归理解难”:算法思维构建障碍

递归作为一种自指涉的思维方式,与学生的日常线性思维存在显著差异。二叉树遍历、汉诺塔等经典递归问题中,学生往往能理解单层递归的逻辑,但面对多层嵌套时,调用栈的动态变化过程超出其认知负荷,导致“看得懂代码却写不出来”,问卷调查显示,超过60%的学生在递归章节的学习中曾产生“放弃”念头,递归相关题目的平均首次正确率仅为49.7%(见4.2.2节数据),远低于其他类型题目。

2.3. “调试黑洞”:问题定位效率低下

编程学习中的调试能力至关重要,但传统教学缺乏对调试过程的系统指导。学生面对编译错误或运行时错误时,往往陷入“试错-失败-再试错”的低效循环。前期课堂观察记录显示,学生在链表反转等中等难度题目中,平均调试耗时超过60分钟,其中相当比例的时间浪费在基础错误的反复排查上。

2.4. “分层教学缺失”:个体差异应对不足

学生先修基础、学习风格、认知能力的差异客观存在,但传统课堂受限于教学资源 and 教师精力,难以实现真正的因材施教。程黎艳等[8]指出,数智赋能下的教学模式改革应更加注重个性化培养。基础薄弱的学生因任务难度超出其最近发展区而受挫,能力较强的学生则可能因缺乏挑战而动力衰减,两类群体均难以在最优发展区获得成长。前期聚类分析显示,约有25%的学生属于“基础薄弱型”(正确率长期低于50%),另有约15%的学生属于“潜力型”(正确率高于75%),二者的学习行为模式差异显著,但传

统教学未对此作出区分性应对。

3. 解决方案：PTA - 学习通双平台驱动的精准确教学体系

3.1. 整体框架

针对上述问题，本研究设计了“PTA 数据感知 - 混合智能诊断 - 学习通平台干预”三位一体的智能化教学体系，如图 1 所示。

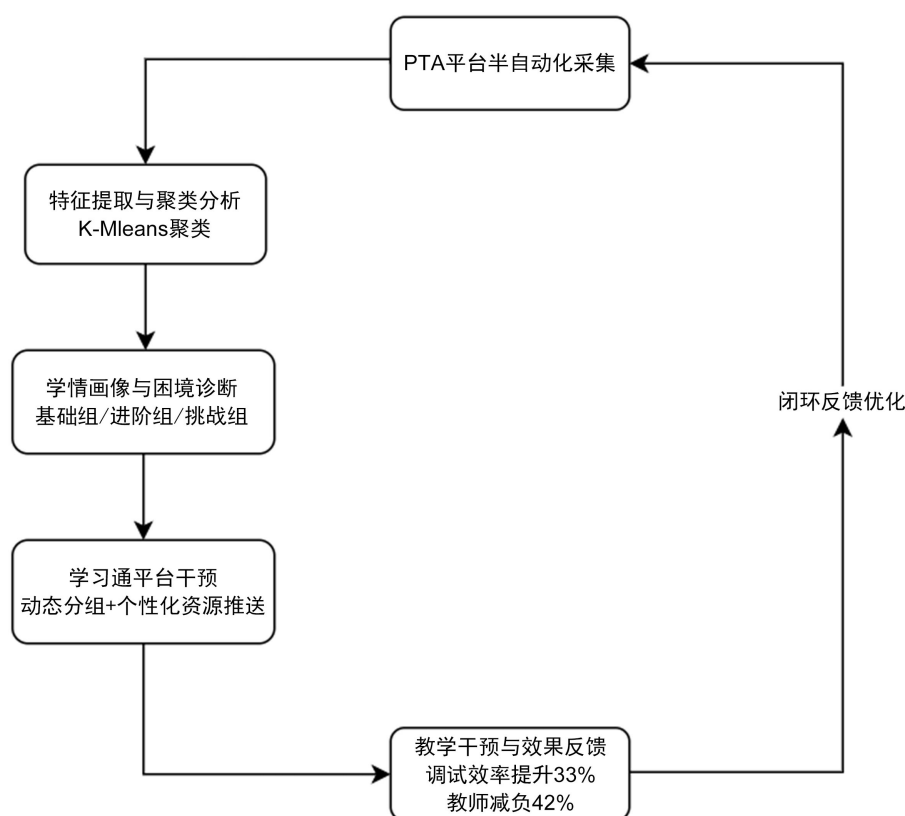


Figure 1. Framework of data-driven precision teaching system

图 1. 数据驱动的精准确教学体系框架图

3.2. 数据层：PTA 平台半自动化行为采集

依托学院已部署的 PTA (Programming Teaching Assistant) 平台，通过教师后台定期导出数据的方式，采集学生在《数据结构》课程中的全学习流程数据。具体操作流程为：教师每周末登录 PTA 教师端，导出本周所有学生的提交记录，文件格式为 Excel，包含以下核心字段：学生学号、题目编号、提交时间、评判结果 (ACCEPTED、WRONG_ANSWER、RUNTIME_ERROR、COMPILE_ERROR、TIME_LIMIT_EXCEEDED 等)、通过测试用例数、总测试用例数、运行耗时(毫秒)、内存占用(KB)等。

随后，项目组开发的学情分析系统读取这些 Excel 文件，进行数据清洗、特征提取与后续的智能诊断。虽然该方式非全自动化，但具有以下优势：首先，不依赖 PTA 官方 API，规避了接口权限申请的不确定性；其次，数据采集成本为零，教师仅需每周花费 5~10 分钟即可完成导出操作；再次，数据结构清晰，便于后续分析处理。实践证明，该半自动化方案完全能够满足本研究对学习行为数据的采集需求，且具备良好的可复制性和推广价值。

3.3. 分析层：混合智能诊断模型

3.3.1. 规则引擎初筛

基于教学经验预定义 50 种高频错误模式，如“指针悬挂”、“递归基准条件缺失”、“二叉树遍历顺序混淆”等，形成基础诊断规则库，实现常见错误的快速识别。

3.3.2. 聚类分析挖掘隐性困境

对采集的结构化行为数据进行特征提取后，应用 K-Means 无监督学习算法对学生进行聚类分析。特征选取与量化方法如下：从每个学生的提交记录中计算 15 个特征变量，包括平均正确率(正确提交数/总提交数 × 100%)、平均调试时长(各次提交至最终通过的时间间隔均值)、各错误类型发生频次、各题目类型(链表/栈/树/图)的正确率等。对所有连续变量进行 Z-Score 标准化后，采用手肘法和轮廓系数确定 K = 3 为最优聚类数。在此基础上，采用 K-Means 算法将学生划分为三个学习群体：基础薄弱型(平均正确率 < 50%，调试次数多，常在指针操作处卡顿)、进阶发展中型(正确率约 55%~75%，基本概念理解较好但编码细节处理有待加强)、实践潜力型(正确率 > 75%，调试韧性好，具备挑战高阶任务的基础能力)。聚类中心各维度的特征平均值具有统计区分度，三类群体的组间差异经方差分析验证显著。

3.3.3. 大语言模型语义洞察

对聚类发现的共性错误模式，在确保代码匿名化前提下，利用本地部署的开源大语言模型(如 ChatGLM-6B)分析代表性错误代码，深入理解错误的根本原因。代码筛选采用两级标准：先由聚类分析识别出高频错误类型，再从每种类型中选取出现频率最高且结构完整的三至五个代码样例交由 LLM 分析。

表 1 给出了针对段错误(Segmentation Fault)和递归超时两类问题的 Prompt 设计范例及 LLM 输出示例。

Table 1. Example of large language model prompt design and response
表 1. 大语言模型提示设计与响应示例

错误类型	Prompt (输入)	LLM 相应摘要	验证结果
段错误(链表插入后释放节点)	分析以下 C 代码中导致段错误的原因：指出错误位置、内存操作过程及修改建议。 代码中 malloc 后立即 free(new_node)。	“错误发生在 malloc 后立即 free(new_node)。new_node 指向的内存被释放，但 head 仍指向该区域，形成悬挂指针。修正：删除 free(new_node)。”	正确
递归超时(基准条件缺失)	分析以下递归函数为何运行超时：int factorial(int n) { return n * factorial(n-1); } 请指出逻辑缺陷并给出修正代码。	“缺少基准条件(n <= 1 时返回 1)，导致无限递归。应在函数首部添加：if (n <= 1) return 1;。”	正确

结果验证流程：首先由研究团队两名具有 3 年以上数据结构教学经验的教师独立判断 LLM 分析是否正确，当两人判断不一致时通过讨论达成共识；随后选取 53 个未被用于 Prompt 设计的代码错误样本作为测试集，对比 LLM 诊断结果与教师标注的黄金标准。在测试集上，LLM 在 153 个错误样本(包括指针操作类 69 例、递归逻辑类 45 例、数据结构实现类 39 例)上的总诊断准确率为 86.9%，其中指针操作类 88.4%，递归逻辑类 84.4%，数据结构实现类 87.2%。LLM 对于具有明确结构特征的错误识别率较高，但对于逻辑嵌套复杂的错误仍存在一定局限。

3.4. 干预层：学习通平台精准推送

3.4.1. 动态分组机制

根据聚类分析结果，在学习通平台中自动创建“基础组”、“进阶组”、“挑战组”三个学习群体，并为每个群体配置差异化的学习资源和任务目标。

3.4.2. 个性化资源推送

- 通过桥接服务自动调用学习通 API，向不同群体推送适配的学习材料：
- 基础组：指针操作动画库、递归训练卡牌使用指南、顺序表基础练习题
 - 进阶组：链表错误案例库、二叉树遍历对比动画、中等难度综合题
 - 挑战组：B+ 树索引优化案例、算法复杂度分析指南、企业级挑战任务

3.4.3. 过程性评价体系

制定《数据结构 6 维力量表》，从概念理解、编码规范、调试韧性、算法效率、工程实践、协作能力六个维度评价学生。依托学习通平台的过程数据，自动生成学生个人能力雷达图，替代单一笔试评价。

3.5. 桥接服务：自动化闭环核心

为实现“PTA 数据→学习通干预”的自动化处理，本研究开发了轻量级的学情分析系统。系统以 Python Flask 为后端框架，每周触发一次。其工作流程为：系统扫描指定文件夹中新上传的 PTA 导出数据(Excel 格式)，自动进行数据清洗、特征提取、聚类分析和大语言模型语义分析，生成包含分组名单和干预建议的学情诊断报告，供教师参考执行。图 2 展示了该系统的简要数据流。该模式实现了“半自动化”的数据处理闭环，大幅降低了教师的数据处理负担。

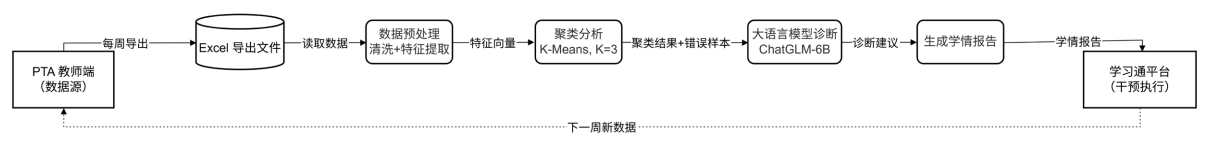


Figure 2. Data flow diagram of the bridging system
图 2. 桥接系统数据流示意图

4. 实践效果与数据分析

4.1. 实验设计

选取 2025~2026 学年第一学期修读《数据结构》课程的 120 名学生为研究对象，随机分为实验组(60 人)和对照组(60 人)。两组的先修课《C 语言程序设计》成绩平均值分别为 74.3 ($SD = 8.7$)和 74.1 ($SD = 8.9$)，差异不显著，性别比例、前序编程经验等协变量也无显著差异，满足实验分组可比性要求。对照组教学条件界定：对照组的教学进度、使用教材、PTA 练习题目集、期末考试内容与实验组完全相同；对照组的差异化体现在：实验组每周获得基于 PTA 数据分析的个性化诊断报告和适配的资源推送，对照组仅获知班级均分和排名，但同样使用 PTA 平台，以确保平台使用变量得到控制。

4.2. 效果评估

4.2.1. 调试效率显著提升

实验组学生在链表反转等典型题目中的平均调试时间由 63 分钟缩短至 42 分钟，降幅达 33.3% ($t = 4.82, p < 0.01$)。系统记录的“连续调试次数”指标显示，实验组学生平均调试次数从 8.3 次降至 5.1 次，问题定位效率明显提高。

4.2.2. 核心概念掌握度提高

针对指针和递归相关题型的章节测验显示，实验组平均正确率为 78.5%，对照组为 58.2%，提升幅度达 34.9%。其中，指针操作类题目正确率从 55.3%升至 76.8%，递归类题目正确率从 49.7%升至 71.2%。

4.2.3. 教师负担明显减轻

教师工作日志统计显示,实验周期内教师用于基础代码答疑的时间减少 41.7%,从平均每周 4.8 小时降至 2.8 小时。教师可将更多精力投入高阶算法讲解和学生个性化指导。

4.2.4. 分层教学精准适配

实验组中,基础组(22 人)、进阶组(26 人)、挑战组(12 人)的分层任务完成率分别为 86.4%、92.3%、83.3%,均超过 85%的预设目标。学习通平台数据显示,学生主动点击推送资源的比例为 78.5%,资源使用效果满意度达 82.3%。

4.2.5. 学生满意度调查

期末问卷调查显示,92%的实验组学生认可“PTA - 学习通”模式对其学习的帮助,89%的学生认为个性化资源推送“非常有帮助”或“比较有帮助”,学生对课程的整体满意度达到 91.7%,显著高于对照组的 76.5%。

半结构化访谈发现:从实验组中按分层随机抽取 9 名学生(各组 3 名)进行半结构化访谈,每人约 25~35 分钟。访谈内容围绕三个方面:对诊断报告的感知、对推送资源的使用体验、对 AI 诊断的态度与偏好。经主题分析(Braun & Clarke, 2006 [10]的六步法),提炼出三个核心主题。(1) 针对性的资源推送得到肯定:8 名学生认为诊断报告帮助他们集中解决了具体错误类型,有学生表示“以前链表错误时我只会反复改,不知道从哪下手,报告指出了具体问题,我就知道该去看哪个动画了”。(2) 诊断明确性感知存在差异:对聚类分组推送的“基础”“进阶”“挑战”标签,大多学生表示认可,但对 AI 诊断结果的依赖程度不一,部分能力较强的学生倾向于自行排查而非立即采信 AI 建议。(3) 改进需求:部分学生希望推送时机更及时(如接近实时而非每周一次),诊断报告的语言描述可以更通俗一些。这些质性发现表明,该模式在学习困境的具体性提示方面具有实用价值,但在时效性响应和个性化描述深度上仍有优化空间。

5. 结论

本研究构建的“PTA 数据感知 - 混合智能诊断 - 学习通平台干预”三位一体智能化教学体系,为《数据结构》课程的教学改革提供了切实可行的解决方案。实践表明,该模式能够有效缓解“指针恐惧症”、“递归理解难”、“调试效率低”、“分层教学缺失”四大核心困境,实现学生增效、教师减负的双重目标。

本研究的创新与贡献主要体现在三个方面:其一,以学校现有 PTA 和学习通平台为技术基座,通过数据导出与学情分析系统实现了轻量级、低成本的技术方案,避免了对商业 API 或昂贵系统的依赖;其二,形成“数据采集→聚类分析→LLM 诊断→学习通干预”的完整操作闭环,产生了实证数据支持的实践效果;其三,采用“规则引擎 + 聚类分析 + 大语言模型”的混合智能诊断架构,为数据结构课程教学困境的识别与干预提供了具有可操作性的模型参考。

当然,本研究存在以下局限:第一,大语言模型诊断仍处于半自动化阶段,面对逻辑嵌套复杂的代码准确率有提升空间。第二,数据采集采用半自动化方式,可能存在人为延迟。第三,AI 诊断可能存在潜在偏见。第四,数据隐私与伦理方面需进一步研究。此外,学生存在过度依赖 AI 诊断的风险。

未来研究可从以下方向深入:一是探索更实时的数据采集方式;二是优化 LLM 诊断的提示工程;三是比较不同 LLM 模型的性能差异;四是探讨本模式向其他课程的迁移可行性。

基金项目

重庆城市科技学院人工智能与大数据学院 2025 年院级高等教育教学改革研究项目“AI 驱动的〈数据结构〉学习困境诊断与个性化成长研究与实践”(项目编号:202501208)。

参考文献

- [1] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- [2] Ryan, R.M. and Deci, E.L. (2000) Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being. *American Psychologist*, **55**, 68-78. <https://doi.org/10.1037/0003-066x.55.1.68>
- [3] 林勇. 面向对象程序设计课程的教学设计[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(10): 124-126.
- [4] 吴年志. 基于学习通与 PTA 的《C 语言程序设计》混合式教学的研究和实践[J]. 客联, 2021(4): 31-41. <http://www.qikan.com.cn/article/keli20210439.html>
- [5] Lawrence, R. (2004) Teaching Data Structures Using Competitive Games. *IEEE Transactions on Education*, **47**, 459-466. <https://doi.org/10.1109/te.2004.825053>
- [6] 钟绍春, 杨澜, 范佳荣. 数据驱动的个性化学习: 实然问题、应然逻辑与实现路径[J]. 电化教育研究, 2025, 46(1): 13-19, 33.
- [7] 白彦辉, 段宏伟, 张巍娜, 等. 基于“SPOC + PTA”的数据库原理及应用课程教学创新研究与实践[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(1): 15-17, 25.
- [8] 程黎艳, 周凤丽. 数智赋能下数据结构课程思政教学模式研究[J]. 大学教育, 2025(16): 77-80.
- [9] 李贵民, 王欢, 吴慧佳. 跨学科背景下人工智能技术驱动的数据结构课程教学探索[J]. 教育学前沿, 2025, 2(3): 33-37.
- [10] Braun, V. and Clarke, V. (2006) Using Thematic Analysis in Psychology. *Qualitative Research in Psychology*, **3**, 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>