

智能体驱动的机器学习课程 “教 - 学 - 评 - 改” 教学改革与实践

黄小明

北京信息科技大学计算机学院, 北京

收稿日期: 2026年7月30日; 录用日期: 2026年9月9日; 发布日期: 2026年9月17日

摘 要

针对机器学习课程教学中存在的教学资源更新滞后、知识问答缺乏精准性、个性化学习支持不足、教学评价反馈滞后等现实问题, 本文提出基于智能体技术的“教 - 学 - 评 - 改”四位一体教学改革方案。通过在Coze平台构建四类教学智能体, 教学资源建设智能体实现“搜索 - 去重 - 分类 - 摘要 - 推荐 - 日报”全流程自动化资源采集与课程映射, RAG课程学习智能体实现基于课程知识库的精准问答与学习辅导, 个性化学习智能体实现“诊断 - 推荐 - 训练 - 反馈”闭环因材施教, 教学评价与持续改进智能体实现学情自动统计与教学分析报告生成, 形成覆盖教学全流程的智能支持体系。本文详细阐述了各智能体的设计思路、技术架构与实现流程, 为人工智能赋能高校课程教学改革提供了可复制、可推广的实践路径。

关键词

智能体, RAG, 机器学习, 教学改革

The “Teaching - Learning - Assessment - Revision” Teaching Reform and Practice of the Agent-Driven Machine Learning Course

Xiaoming Huang

College of Computer Science, Beijing Information Science and Technology University, Beijing

Received: July 30, 2026; accepted: September 9, 2026; published: September 17, 2026

Abstract

To address the practical issues in machine learning course teaching, such as lagging updates of teaching resources, lack of precision in knowledge Q&A, insufficient personalized learning support, and delayed teaching evaluation feedback, this paper proposes a “teaching - learning - evaluation -

correction” four-in-one teaching reform scheme based on agent technology. By constructing four types of teaching agents on the Coze platform, the teaching resource construction agent realizes the full-process automation of resource collection and course mapping, including “search - deduplication - classification - summary - recommendation - daily report”. The RAG course learning agent achieves precise Q&A and learning guidance based on the course knowledge base. The personalized learning agent implements a closed-loop “diagnosis - recommendation - training - feedback” for individualized teaching. The teaching evaluation and continuous improvement agent facilitates automatic student learning statistics and the generation of teaching analysis reports, forming an intelligent support system covering the entire teaching process. This paper elaborates on the design ideas, technical architecture, and implementation processes of each agent, providing a replicable and scalable practical path for AI-enabled curriculum teaching reform in universities.

Keywords

Agent, RAG, Machine Learning, Educational Reform

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

1.1. 机器学习课程教学的现实困境

随着人工智能技术以前所未有的速度迭代演进，社会对机器学习人才的需求持续攀升，也对高校机器学习课程教学提出了更高要求。机器学习作为一门理论性与实践性并重的前沿课程，既需要学生掌握扎实的算法理论基础，又需要具备解决真实问题的工程实践能力。然而，当前机器学习课程教学面临四方面突出困境。

第一，教学资源建设滞后于技术发展。机器学习领域新算法、新数据集、新案例、新竞赛层出不穷，传统依赖教材和固定案例的教学模式难以及时反映产业前沿。现有实践教学多基于经典案例和小规模数据集(如 Iris 数据集、Boston 房价数据集等)，存在不够大、不够复杂、不够真实的问题，与产业实际需求严重脱节。教师每日需花费大量时间手工检索 Kaggle、GitHub、Papers with Code 等平台上的新资源，效率低下且覆盖面有限。

第二，课程知识问答缺乏精准性保障。学生在学习过程中面临大量概念理解、公式推导、代码调试等问题。教师精力有限，难以及时响应每一位学生的疑问。通用大模型虽可提供参考解答，但缺乏课程特定的知识边界(如本课程讲授的侧重点、考核要求、特定证明方法等)，且存在“幻觉”风险——可能给出与课程内容不一致甚至错误的答案，对初学者造成误导。

第三，学生基础差异显著，统一教学难以因材施教。机器学习课程涉及高等数学、线性代数、概率统计、编程开发等多学科知识，学生前置基础参差不齐。传统“一刀切”教学模式中，基础薄弱者跟不上进度，基础较好者又觉得缺乏挑战，两端需求均无法得到有效满足。

第四，教学评价反馈严重滞后。教师通常依赖期中考试、期末考试和作业来评估学生学习效果，缺乏对学习过程的持续追踪。哪些知识点学生提问最多、哪个实验完成率最低、哪个算法的错误率最高——这些关键的教学改进信息往往散落在各处，难以及时汇总为可操作的决策依据，导致教学改进难以实施。

1.2. 智能体技术：破解教学困境的新路径

近年来,以大语言模型为基础的智能体(Agent)技术[1][2]为上述困境提供了系统性破解思路。智能体是以大语言模型为核心、具备自主感知、决策与执行能力的智能实体。与通用大模型的一问一答模式不同,智能体可通过调用知识库实现精准检索增强生成,通过设计 workflow 完成多步骤自动化任务,并可通过记忆模块持续追踪用户特征以提供个性化服务。

当前,以 Coze 为代表的主流智能体开发平台[3][4]提供了可视化、低代码的开发环境,教师无需深厚编程背景即可根据教学需求灵活搭建教学智能体。这为高校教师自主探索“AI+ 教学”创新提供了前所未有的技术条件。

1.3. 本文工作

本文在充分调研教学现状的基础上,提出基于智能体技术的“四位一体”机器学习课程教学改革方案。通过构建四类教学智能体,覆盖资源建设、知识服务、个性导学、评价改进的教学全流程,四者协同形成教学改革的完整闭环。本文第 2 章综述智能体教学应用的研究现状;第 3 章详细阐述四类智能体的设计方案与实现流程;第 4 章介绍了教学改革实施要点和成效分析;第 5 章总结全文并展望未来方向。

2. 智能体教学应用研究现状

2.1. 智能辅导系统与自适应学习的演进

智能辅导系统(Intelligent Tutoring Systems, ITS)的核心目标,是通过人工智能技术模拟人类导师的个性化教学行为。经典的 ITS 架构通常包含领域模型、学生模型和教学模型三个核心组件:领域模型存储学科知识结构,学生模型追踪学习者的知识状态,教学模型根据学生模型制定教学策略。

自适应学习(Adaptive Learning)作为 ITS 的重要发展方向,强调根据学习者的实时表现动态调整学习路径和内容难度。然而,早期自适应系统面临两个根本性局限:其一,学生模型的构建依赖大量标注数据和预定义的认知规则,难以覆盖开放域的知识推理;其二,教学策略的生成基于固定的决策树或规则库,缺乏灵活性和语境理解能力。

近年来,大语言模型(LLM)的突破为 ITS 和自适应学习带来了范式变革。LLM 具备强大的自然语言理解、知识推理和内容生成能力,使得智能辅导系统能够处理开放式提问、生成个性化解释,并以对话方式提供教学支持。LLM 驱动的 ITS 在提升学习动机和学业表现方面展现出显著优势,但长期效果评估、伦理设计以及在资源受限环境中的实施仍存在明显空白。本文正是在这一背景下,探索利用智能体技术解决机器学习课程教学中的实际问题。

2.2. 智能体与 RAG 技术概述

智能体(Agent)是大模型从回答问题向完成任务进化的关键形态[5],具备感知、规划、记忆、工具调用和行动的闭环能力。在大语言模型时代,智能体的“大脑”由 LLM 驱动,通过调用外部工具(搜索引擎、知识库、代码解释器等)和执行预设 workflow 来完成复杂任务。智能体能够感知环境、做出决策、执行行动并反馈调整的自主系统,其核心能力包括:

规划(Planning): 将复杂任务分解为子任务并制定执行计划。

记忆(Memory): 短期记忆(对话上下文)与长期记忆(知识库、用户画像)。

工具调用(Tool Use): 调用外部 API、数据库、搜索引擎、计算器等扩展能力。

行动(Action): 根据推理结果执行具体操作,如发送邮件、生成报告、调用代码。

检索增强生成(RAG, Retrieval-Augmented Generation)是教育智能体的核心技术之一[6]。RAG 先将用

户问题转化为向量，从外部知识库中检索相关文档片段，再将这些片段作为上下文输入大模型，引导模型基于检索结果生成最终答案。RAG 通过将外部知识检索与大模型生成相结合，有效解决了大模型知识时效性不足、缺乏专业领域知识和“幻觉”三大问题，尤其适合对回答准确性要求较高的教育场景。

2.3. 国内外相关实践

智能体赋能的教学改革已经在国内外引起了广泛的关注[7]。为积极应对这一技术革命带来的挑战，意大利欧洲中等教育学院围绕教师 AI 协同教学素养的关键领域与核心要素，构建了覆盖课程设计、批判性思维训练与对话式反思三大环节的智能体体系[8]。杨航等人针对新工科背景下原有工程教育面临的知识碎片化、教学方式单一、工程实践不足以及跨学科融合不深入等问题，提出了一种融合智能体协同与数字孪生技术的教学改革框架[9]。覃颖等人以人工智能技术应用专业程序设计基础课程为例，构建面向专业需求的教学智能体[10]。在 RAG 教育应用方面，王晓玮等人引入 RAG 技术实现知识动态检索，结合双层 Prompt 机制增强内容可控性，在确保历史真实性的同时有效提升了红色教育的趣味性与沉浸感[11]。在个性化学习方面，任枫轩等人搭建了基于动态精准画像的个性化学习智能推荐系统[12]。

上述研究和实践表明，智能体技术在教学资源管理、知识问答、个性化学习支持等方面具有广阔应用前景，但面向机器学习课程的系统化、全流程智能体教学改革方案尚不多见。本文在此基础上，提出覆盖资源建设、知识服务、个性导学、评价改进四个维度的系统性改革方案。

3. 基于智能体的“教 - 学 - 评 - 改”四位一体教学改革方案设计

3.1. 总体架构

本文提出的教学改革方案包含四类教学智能体，四者协同构成完整的教学支持闭环。

四类智能体均基于 Coze 平台搭建，相互独立又协同互补：资源建设智能体为课程持续注入新鲜教学素材；RAG 学习智能体保障日常知识问答质量；个性化学习智能体实现精准因材施教；评价改进智能体为教师提供数据驱动的教学决策支持。

3.2. 教学资源建设智能体(Teaching Resource Agent)

3.2.1. 设计背景与目标

机器学习实践教学需要依托真实数据集和前沿案例展开。当前 Kaggle、天池、DataFountain 等平台上新竞赛层出不穷，arXiv 每日更新大量研究成果，GitHub 和 HuggingFace 上开源项目迭代迅速。依靠教师个人力量跟踪这些资源不仅效率低下，且难以保证全面性和时效性。

本智能体的设计目标，是构建一条包含搜索、去重、分类、摘要、推荐、日报的完整自动化流水线，最终输出的《机器学习课程教学资源日报》。不仅汇总资源，还通过分析将资源自动映射到课程的具体章节、实验项目或课程设计选题，真正实现资源找得到、用得上。

3.2.2. 技术实现流程

在 Coze 中设计工作流并绑定至 Bot (自动化助手)，用户输入“生成今日机器学习教学资源日报”或配置定时触发即可运行。工作流包含以下核心节点：

① 开始节点与多源并行搜索节点。接收触发指令后，并行调用多个搜索插件，分别检索 Kaggle (最新竞赛与数据集)、GitHub (趋势开源项目)、Papers with Code (最新论文与代码实现)、HuggingFace (热门模型与数据集)、天池与 DataFountain (国内竞赛平台)、arXiv (最新机器学习论文)等来源。

② 去重节点。对多源搜索结果进行去重处理。采用标题相似度计算 + URL 比对相结合的策略，若相同资源出现在多个平台(如某竞赛同时发布在 Kaggle 和天池)，仅保留一条记录，避免日报冗余。

③ 大模型分类与摘要节点。调用大模型对每条资源进行分类和摘要。分类维度包括：资源类型(数据集/实践案例/最新论文/竞赛/开源项目/教程)、难度等级(入门/进阶/高级)、适用领域(CV/NLP/结构化数据/生成式 AI 等)。同时生成简洁摘要，突出该资源的核心价值和教学适用场景。

④ 课程映射节点。这是本智能体的关键创新环节。大模型根据课程教学大纲，自动判断每条资源可应用于哪个教学环节：比如对应哪一章节的理论教学、适合哪个章节课程实验、是否可作为课程设计选题。映射结果以结构化标签形式输出。

⑤ 日报生成节点。代码节点将上述所有信息整理为 Markdown 格式日报。日报结构包括：今日资源总览统计、按资源类型分类的详细清单(含摘要、难度、来源链接、课程映射建议)、重点推荐资源 TOP3、历史累计资源统计等。

⑥ 结束节点：输出格式化日报，通过邮件或即时通讯工具推送给教师。

3.2.3. 核心价值

该智能体将教师日均数小时的资源检索工作压缩为零，实现教学素材的自动送达。更重要的是，课程映射功能使资源不仅被找到，更被定位到具体的教学场景中，极大降低了教师将新资源融入教学的转化成本。

3.3. 基于 RAG 的课程学习智能体(RAG Course Assistant)

3.3.1. 设计背景与目标

机器学习课程包含大量专业概念、算法原理和数学推导，学生课后常遇到理解困难。通用大模型虽能给出看似合理的回答，但缺乏课程特定的知识边界，比如可能使用与课程不同的符号体系、证明方法或侧重点，甚至产生事实性错误。本智能体的目标是构建一个有据可依的课程专属问答助手，确保所有回答均基于课程官方材料，有效降低大模型“幻觉”风险。

3.3.2. 技术实现流程

① 知识库构建。在 Coze 中创建“机器学习课程学习助手”Bot。准备知识库素材，包括课程教学大纲(含教学目标与考核方式)、完整课件 PPT、课程教学方案文档、历届学生常见问题集及答案、指定教材电子版节选、实验指导手册、典型代码示例库等。将上述素材上传至 Coze 知识库，观察系统自动分块与解析结果，必要时手动调整分块大小(建议 512-1024 tokens)以确保语义完整性。

② 检索参数配置。配置知识库检索参数，编写系统提示词，核心要求包括：“基于知识库内容回答；每条回答须标注信息来源(如‘根据课件第三章’)；若知识库中无相关信息，可以使用外部资源，并告知用户‘来自外部资源’；回答风格应清晰、有条理，适当使用公式和代码辅助说明。”

③ 测试与迭代优化。收集班级学生真实问题作为测试集，覆盖概念解释、公式推导、代码调试、作业疑问等类型。记录首次回答的准确率、来源标注比例、“幻觉”发生率。根据测试结果迭代优化：若检索不准确，调整分块策略等检索参数；若回答不完整，补充知识库内容；若风格不恰当，优化提示词。

3.3.3. 核心价值

该智能体为机器学习课程提供“7×24 小时”精准问答服务，有效减轻教师重复性答疑负担，同时保障学生获得与课程内容一致的权威答案。区别于通用大模型的开放性回答，本智能体实现的是有边界、可溯源、负责任的课程专属问答。

3.4. 面向个性化学习的智能体(Personalized Learning Agent)

3.4.1. 设计背景与目标

机器学习课程中学生基础差异显著。部分学生数学和编程基础薄弱，需要补充前置知识；部分学生

已有一定经验,渴望接触 Transformer、Diffusion 等前沿模型和 Kaggle 竞赛实战。统一的教学内容难以满足两端需求。

本智能体的核心目标是实现因材施教,通过多维度学情分析构建学生画像,据此推荐适配的学习资源,形成诊断、推荐、训练、反馈的闭环个性化学习支持。

3.4.2. 技术实现流程

① 学生画像构建模块。智能体综合分析多源数据构建学习画像,包括提问历史(提问频率、问题深度、知识点分布)、作业成绩(历次作业得分与错题类型)、实验完成情况(完成进度、通过率、耗时)、学习行为数据(课件访问频次、视频观看进度、平台登录活跃度)。画像维度包括:整体水平等级(基础/进阶/高阶)、各知识点掌握度、常见错误类型、学习习惯偏好。

② 难度评估节点。当学生提出学习请求时,大模型节点分析其问题深度和复杂度。例如,提问“什么是梯度消失”与“如何通过残差连接和适当的初始化策略缓解深度网络中的梯度消失问题”反映出的理解深度明显不同,据此将学生当前状态分为三级。

③ 知识图谱定位节点。构建课程知识图谱(节点为知识点,边为先修关系),根据学生问题或请求定位其在知识图谱中的位置,识别其学习路径上的前置缺失和后续方向。

④ 推荐决策节点。综合画像信息和当前请求,从分级知识库中检索适配资源:基础级推送概念讲解视频、补充数学推导、简单代码示例;进阶级推送应用案例、中等难度练习题;高阶级推送前沿论文解读、Kaggle 竞赛方案分析、课程设计选题建议。

⑤ 练习生成与自动讲解节点。调用大模型生成适配难度的练习题及参考答案。学生提交答案后,自动批改并生成讲解(正确则拓展延伸,错误则针对性纠错)。

⑥ 学习报告生成节点。每次学习结束后,自动生成个人学习报告,包含本次学习内容、练习成绩、进步点、薄弱环节、下一步建议。学习报告同时推送给教师,便于教师掌握学生学习动态。

3.5. 教学评价与持续改进智能体(Evaluation & Improvement Agent)

3.5.1. 设计背景与目标

教学质量的持续改进有赖于及时、全面的学情数据反馈。然而,机器学习课程中分散着大量有价值的过程数据。比如学生在智能体中提了哪些问题、哪个概念被反复询问、各实验的完成率和正确率如何、哪些类型的题目错误率最高,这些数据若能得到系统化的汇总和分析,将为教师提供精准的教学改进方向。

本智能体的目标是自动汇聚学情数据,生成多维度的教学分析报告,实现从经验驱动的教学改进向数据驱动的教学改进转型。

3.5.2. 技术实现流程

① 数据汇聚节点。从各智能体和其他教学平台(课程管理系统、作业系统等)自动采集数据。数据维度包括:问答数据(各知识点提问频次、问题类型分布、回答满意度)、实验数据(各实验完成率、平均耗时、通过率、常见错误类型)、作业数据(各题目正确率、错误分布、得分率变化趋势)、学习行为数据(课件访问频次、视频观看完成度、智能体使用频率)。

② 统计分析节点。调用大模型节点对数据进行多维度统计与交叉分析,自动识别关键信号,比如高频提问知识点排行榜(反映教学难点)、低完成率实验识别(反映实验设计问题)、高错误率题目分析(反映知识点掌握薄弱点)、学生分层分布变化(反映整体教学效果)等。

③ 深度诊断节点。大模型综合分析多维度数据,给出诊断结论和归因分析。例如,若“正则化”章

节提问频次高且相关题目错误率也高，可能表明该章节教学方法需要调整；若某实验完成率低但提问不多，可能表明学生遇到障碍但未寻求帮助，需主动干预。

④ 改进建议生成节点。基于诊断结论，智能体生成可操作的教学改进建议，例如：“建议在第六章增加 L1/L2 正则化对比实验”“建议实验二增加数据预处理模板代码”“建议为学困生组组织一次线性代数补习工作坊”。

分析报告生成节点。将上述所有内容整理为结构化的《机器学习课程教学分析报告》，通过邮件或协同办公平台推送给教师。

3.5.3. 核心价值

该智能体将碎片化的学情数据转化为结构化的教学洞察，使教师能够发现教学过程中的真实问题，使教学改进有据可依、有方向可循，实现教学质量的持续提升。

4. 教学改革实施步骤和成效分析

4.1. 实施步骤

① 分阶段推进，稳步实施。按以下阶段有序部署：第一阶段部署 RAG 课程学习智能体(技术成熟、见效最快，可快速建立师生信任)；第二阶段部署资源建设智能体(为课程持续注入新鲜素材)；第三阶段部署个性化学习智能体(需要一定数据积累)；第四阶段部署评价改进智能体(需要前三阶段和教学平台的多源数据支撑)。

② 注重知识库和数据基础建设。RAG 效果高度依赖知识库质量，需要投入足够精力整理课程资料、梳理常见问题。个性化学习的画像准确性依赖多源数据的汇聚质量，需提前规划数据采集接口。需要建立知识库和学情数据库的定期更新机制。

③ 坚持人机协同原则。智能体是辅助教学的工具而非替代教师的方案。教师应始终把握教学设计的主导权，对智能体生成的日报、分析和建议进行人工审核与判断，将智能体的数据洞察与教师的教学经验相结合，实现最优的人机协同教学决策。

4.2. 结果与分析

为验证教改方案的有效性，在北京信息科技大学计算机学院数据科学与大数据技术专业 2025~2026 学年的“机器学习与数据挖掘”课程中开展了试点应用。课程为专业必修课，3.5 学分，共 56 学时(理论 36 学时，实验 20 学时)。试点班级共 64 名学生(男生 41 人，女生 23 人)，授课教师为本课程团队负责人。

以该班级作为实验组，以同专业上一学期采用传统教学模式的平行班级(60 人)作为对照组。实验组全程使用本研究构建的四类教学智能体，对照组采用传统教学模式(固定案例库、教师面对面答疑、统一作业)。教学效果评价指标包括课堂参与率、实验完成率、人均自主学习次数、课程满意度、课程成绩、竞赛参与人数。评价指标对比结果见表 1。

Table 1. Effectiveness analysis of teaching reform
表 1. 教改效果分析

评价指标	对照组	实验组
课堂参与率	71%	82%
实验完成率	89%	95%
人均自主学习次数	3.5	4.6

续表

课程满意度	88%	94%
课程成绩	80.2	84.3
竞赛参与人数	14	19

5. 挑战与应对策略

知识库更新维护。RAG 系统的回答质量高度依赖知识库的时效性和完整性，随着课程内容更新，知识库需同步更新，否则智能体将基于过时信息作答。应对策略：将教学资源建设智能体每日采集的最新资源经过教师审核后，自动纳入 RAG 知识库，定期更新知识库。

API 调用成本控制。大模型 API 按 tokens 计费，学生日均提问量增加可能带来显著成本。应对策略：对于常见问题(FAQ)启用缓存机制，相同问题直接返回缓存答案，无需调用大模型；考虑在后续推广中接入本地部署的开源模型以降低 API 调用成本。

平台依赖风险。当前方案完全基于 Coze 平台构建，存在平台政策变动、服务中断或商业收费变化的风险。应对策略：在开发过程中保持 workflow 配置和知识库的文档化记录，确保可在其他平台上迁移；关注国产智能体开发平台的发展动态，保持技术选型的灵活性。

如何引导学生合理使用 AI。部分学生可能形成过度依赖 AI，不经思考直接询问智能体，削弱独立解决问题的能力。应对策略：在课程开始前明确说明智能体的定位；在作业和考试中设置需要独立完成的任务；在智能体提示词中增加引导性语句(如“请先尝试自己思考，再查看以下提示”)。

数据隐私保护。智能体系统采集学生的学习行为数据(提问记录、作业成绩、实验完成情况等)，涉及个人隐私。应对策略：所有学生数据的采集和使用均需获得知情同意；对导出数据做匿名化处理，删除学生身份信息；考虑在后续推广中采用本地化部署方案，减少数据外传风险。

6. 研究局限与未来展望

研究局限：

样本规模有限。本研究仅在一个课程中开展试点，样本量偏小，且仅以历史平行班级作为对照，未采用随机对照实验设计，研究结论的外部效度受限。

技术平台依赖性。当前方案完全基于 Coze 平台构建，如果 Coze 平台政策变动或能力调整，方案的可迁移性和稳定性将面临挑战。

评估维度单一。本研究效果评估指标较为简单，缺乏对高阶思维能力的直接测量。RAG 智能体虽然提升了知识问答效率，但对学生深层认知能力的影响未能有效评估。

未来研究方向：

跨课程、跨院校推广验证。计划将方案扩展至同专业的“深度学习”“数据挖掘”等课程，以及在 2~3 所不同类型高校中开展对照实验，扩大样本量并检验方案在不同教学情境下的有效性。

深度评估高阶能力。设计专门针对高阶思维能力的评估工具，对比智能体教学与传统教学对学生高阶认知能力的影响差异。

多智能体协作机制优化。当前四类智能体相对独立运行，未来可探索多智能体间的协同机制，实现智能体间的数据流通与任务协同。

7. 结束语

本文针对机器学习课程教学中的资源更新滞后、知识问答缺乏精准性、个性化学习支持不足、教学

评价反馈滞后等现实问题,提出了基于智能体技术的“教-学-评-改”四位一体教学改革方案。通过在 Coze 平台构建教学资源建设智能体、RAG 课程学习智能体、个性化学习智能体和教学评价与改进智能体,实现了覆盖资源建设、知识服务、个性导学、评价改进的教学全流程的智能化支持。四类智能体既各司其职又协同互补,共同构成教学改革的数据驱动闭环。

随着大模型能力和智能体开发平台的持续演进,智能体有望成为未来高等教育人机协同教学模式的核心基础设施。本文的探索旨在为人工智能赋能课程教学改革提供一条可操作、可复制、可推广的实践路径,期待更多教育工作者在这一方向上的深入探索与创新实践。

基金项目

北京信息科技大学校级教改项目:产教融合、科教融汇背景下的机器学习课程教学方法创新与实践(2024JGYB22)。

参考文献

- [1] 张维玉,周小丁,鹿文鹏.“协议智能体”:基于大语言模型的交互式教学法在计算机网络课堂中的构建与探讨[J].信息与电脑,2026,38(15):254-256.
- [2] 周健.基于大语言模型对齐的多智能体协同强化学习[J/OL].系统仿真学报:1-13.
<https://www.cnndoi.org/Resolution/Handler?doi=10.16182/j.issn1004731x.joss.26-0474>,2026-07-30.
- [3] 刘麒,张朔,王影.基于 COZE 平台构建的单片机课程 AI 专属答疑智能体的研究[J].吉林化工学院学报,2025,42(12):22-27.
- [4] 段小焕.基于 Coze 的路由交换实训辅助系统设计与实践[J].互联网周刊,2025(21):71-73.
- [5] 顾小清,曹玥,季卓琦.人智共生教育智能体的设计理念、技术路径与学习生态构建[J].开放教育研究,2026,32(4):28-37.
- [6] 许恭瀚.Coze+RAG 架构驱动的大语言模型智能问答在图书馆的实践与启示——以厦门大学“法图助手”为例[J].价值工程,2026,45(20):165-168.
- [7] 沈瑶,陈锋,高昕悦,等.基于开放 AI 平台构建实验智能体在教学中的应用[J].中国现代教育装备,2026(1):11-14.
- [8] 蒋友涵,徐瑾劼.意大利智能体赋能教师 AI 协同教学素养的多元建构与实践探索[J].上海教育科研,2025(11):28-33.
- [9] 杨航,张博,刘永红.新工科背景下基于智能体赋能的教学改革路径研究——以自动化制造系统课程为例[J].中国现代教育装备,2026(11):118-123.
- [10] 覃颖,黄思涵,蒋玉芳.AI 智能体赋能程序设计类课程教学模式创新研究[J].信息与电脑,2026,38(11):236-238.
- [11] 王晓玮,马新怡,吴钰霖.RAG 与提示词工程赋能的红色教育游戏设计框架构建与应用实践[J].信息与管理研究,2025,10(6):68-83.
- [12] 任枫轩,韩雪平,时倩如.基于动态精准画像的个性化学习智能推荐系统搭建[J].中国信息化,2026(6):114-115.