

知识图谱和AI智能体协同驱动的机器学习课程 助学助教模式探索

闫之焕, 吴恒洋, 李丽萍

上海第二工业大学计算机与信息工程学院, 上海

收稿日期: 2026年3月26日; 录用日期: 2026年4月23日; 发布日期: 2026年4月30日

摘要

针对当前机器学习课程中教学资源碎片化、教师难以实时掌握学生学习情况的问题, 本文提出“以知识图谱为中枢、AI智能体为双向接口”的助教助学一体化新范式。通过超星平台的知识图谱功能构建知识点图谱并将其与课程目标进行关联; 为每个知识点配置多样化的学习资源与练习题库以方便知识掌握程度的量化分析; 在此基础上基于讯飞星辰Agent开发平台构建助学助教智能体。应用表明, 该模式不仅有效提升了学生的学习效率与目标清晰度, 更赋能教师实现基于数据的教学决策与动态调整, 形成了教学相长、闭环优化的新型教学模式。

关键词

机器学习, 知识图谱, AI智能体, 助教助学

Exploration of a Teaching and Learning Assistance Model for Machine Learning Courses Collaboratively Driven by Knowledge Graphs and AI Agents

Zhihuan Yan, Hengyang Wu, Liping Li

School of Computer and Information Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai

Abstract

In response to the current issues of fragmented teaching resources in machine learning courses and the difficulty for instructors to grasp students' learning progress in real time, this study proposes a novel integrated paradigm of teaching and learning assistance characterized by "knowledge graph as the central hub and AI agent as a bidirectional interface". Using the knowledge graph functionality of the Chaoxing Platform, a knowledge point graph was constructed and linked to course objectives. Diverse learning resources and exercise question banks were configured for each knowledge point to facilitate quantitative analysis of knowledge mastery. On this basis, a teaching and learning assistance agent was developed utilizing the iFlytek Agent Development Platform. Application results demonstrate that this model not only effectively enhances students' learning efficiency and goal clarity but also empowers instructors to make data-driven teaching decisions and dynamic adjustments, ultimately forming a closed-loop, optimized teaching model that promotes mutual growth between teaching and learning.

Keywords

Machine Learning, Knowledge Graph, AI Agent, Teaching and Learning Assistance

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

机器学习作为人工智能的核心领域，已成为高等院校计算机及相关专业的重要课程[1]。其教学目标不仅在于让学生理解基础概念、基础理论和核心，更在于培养他们解决复杂现实问题的工程实践能力与创新思维。然而，传统的机器学习课程教学多采用“理论讲授 + 实验验证”的线性模式[2]，并严重依赖PPT、视频、实验手册等静态的教学资源，难以适应智能化时代对学生个性化学习和教师教学过程精细化管理的需求。

现有的教学模式主要存在两大痛点。其一，知识碎片化，缺乏系统性关联。课程中的知识点往往以孤立的形式呈现，且与整体课程目标、相关学习资源之间的关联断裂，导致学生学习目标模糊，从而影响其学习积极性。其二，教学过程缺乏数据支撑，难以量化评估。教师无法实时、精准地掌握每个学生对于特定知识点的理解程度以及整体课程目标的达成情况，教学调整往往基于经验而非数据，缺乏针对性。

近年来，人工智能技术的发展为破解上述教学困境提供了新的机遇。教育界和产业界共同探索基于人工智能技术的机器学习课程教学模式[3]。知识图谱技术能够对多源、异构的教学资源进行语义化抽取与整合，构建出以知识点为实体、以逻辑关系为边的结构化知识体系，从而将碎片化的知识融汇成一张清晰的知识地图[4]。与此同时，基于大语言模型 AI 智能体具备了强大的自然语言理解、知识检索与推理能力，正在渐渐进入学校、进入教室[5]。将知识图谱作为智能体的核心知识库，可以开发出高度智能的助学助教系统，它不仅能够像超级助教一样，随时回答学生问题、推荐学习路径、进行个性化辅导，更能为教师提供全局学情可视化看板，动态监测各课程目标的达成度，精准定位班级和个体的学习薄弱点，为教师优化教学内容、调整教学策略提供精准的数据支撑。

本文旨在探索基于知识图谱与 AI 智能体的新型助教助学模式，以期提升机器学习课程的教学质量与学习效率。研究框架如图 1 所示。

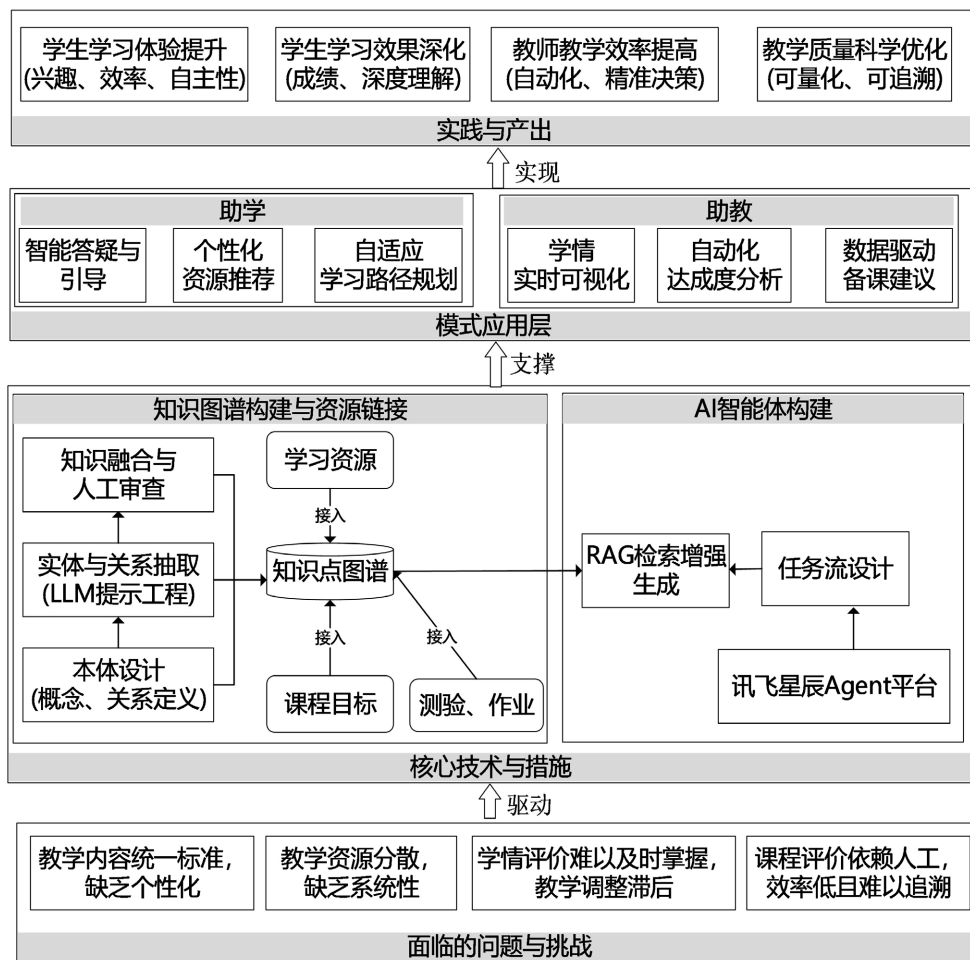


Figure 1. Framework of the machine learning course teaching and learning assistance model based on knowledge graph and AI agent

图 1. 基于知识图谱和 AI 智能体的机器学习课程助教助学模式框架

2. 基于超星平台的机器学习课程知识图谱构建

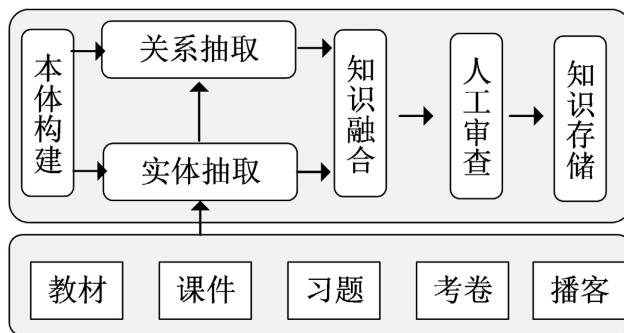


Figure 2. Construction process of the knowledge graph for the machine learning course

图 2. 机器学习课程知识点图谱构建流程

知识图谱是由节点和边组成的网状结构[6]，如图 2 所示，基于超星平台的知识图谱构建第一步是本体的构建，即说明知识图谱中应该包含哪些类型的节点以及这些节点之间应该存在哪些类型的关联关系；然后，在本体的指导下从丰富的数据资源中进行实体抽取和关系抽取；从不同的数据源中可以构建不同的知识图谱片段，为了构建一个完整的、统一的知识图谱，还需要将多源知识图谱进行融合；融合后的知识图谱可能存在一些实体和关系，要经过人工审查以后才能导入到超星平台进行存储。

2.1. 本体构建

知识图谱的构建始于本体的设计[7]，其目的在于定义领域内核心概念的抽象模型及其之间的约束关系，是确保知识体系结构化、标准化和可推理的基础。结合机器学习课程的知识结构，本文构建的本体主要包含如表 1 所示的核心概念。

Table 1. List of ontology concepts in the machine learning course

表 1. 机器学习课程本体概念列表

概念	说明	举例	
机器学习算法	指为实现特定学习任务而构建的、具有明确定义的计算步骤和模型的统称	决策树、支持向量机、线性回归	
机器学习方法	指宏观的、范式级别的学习方式或框架	监督学习、无监督学习、强化学习	
基础概念	指算法旨在解决的具体问题类型或目标	分类、回归、聚类	
数据集相关概念	指与模型训练和评估数据相关的实体和操作	训练集、测试集、特征	
机器学习现象	指在模型训练过程中出现的常见、重要的行为或状态	过拟合、欠拟合、梯度消失	
正则化	通过引入额外约束防止模型过拟合	L2 正则化	
模型优化技巧	数据优化	通过改善输入数据质量来提升模型表现	数据增强、特征缩放
结构优化	通过改变模型内部结构来解决深层网络训练难题	归一化、残差连接	
训练过程优化	通过动态调整训练超参数和控制周期来引导模型高效收敛	早停、学习率调度	
模型优化方法	用于更新模型参数、最小化损失函数的数学算法	随机梯度下降法, Adam	
激活函数	神经网络中用于引入非线性因素的函数，决定神经元是否被激活。它是神经网络能够拟合复杂函数的关键组件	Sigmoid、ReLU、Tanh	
损失函数	用于量化模型预测值与真实值之间差异的函数	均方误差损失(MSE)、交叉熵损失	
评估方法	评估模型性能的策略和流程	留一法、交叉验证法	
评估指标	用于量化模型性能的具体数值标准	精确率、召回率、F1 分数	

上述概念实体通过一系列语义关系相互关联，构成一张紧密的网状知识结构。包括如表 2 所示的核心关系。

Table 2. List of ontology relationships in the machine learning course

表 2. 机器学习课程本体关系列表

关系类型	说明	举例
前置	描述知识点与知识点之间存在的预备知识关系，是实现个性化学习路径推荐的关键	(随机森林, 前置, 决策树)
后置	与前置关系互为相反关系	(线性模型, 后置, 神经网络)
关联	描述知识点之间非先修但具有参考、对比或引申的弱关联关系	(线性回归, 关联, 逻辑回归)

续表

是(is A)	实例与概念之间的关系	(ReLU, 是, 激活函数)
适用于	机器学习算法与机器学习任务之间的关系, 或者模型优化技巧与机器学习算法之间的关系, 或者优化方法与机器学习算法之间的关系, 或者损失函数、激活函数与机器学习算法之间的关系	(线性回归, 适用于, 回归任务) (随机梯度下降, 适用于, 神经网络)
父子关系	父概念与子概念之间的关系	(模型优化技巧, 父子关系, 正则化)
解决	“模型优化技巧”解决特定的“机器学习现象”	(早停, 解决, 过拟合)

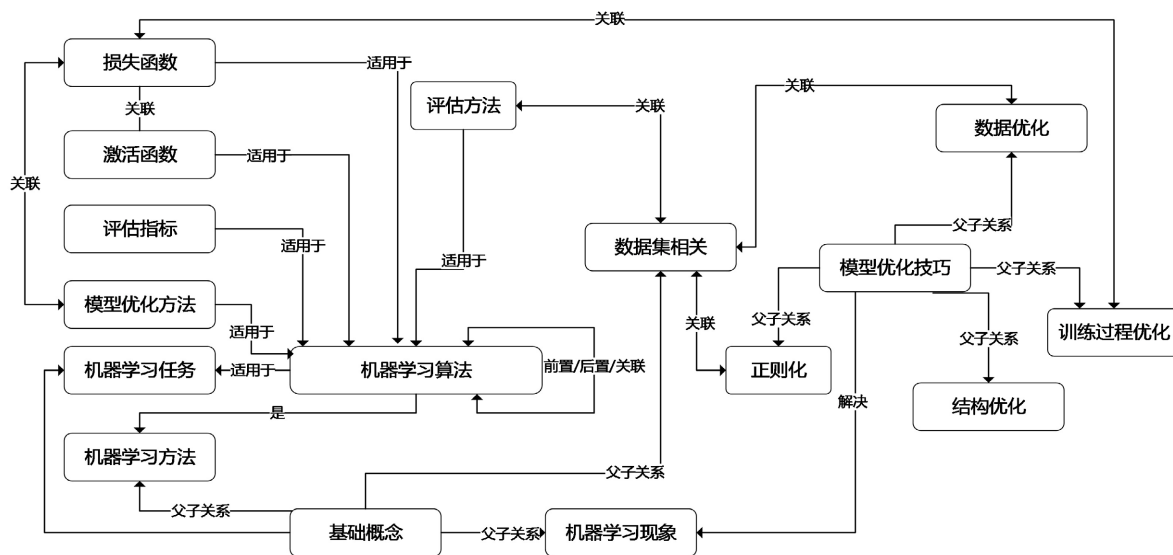


Figure 3. Ontology of the knowledge graph for the machine learning course
图 3. 机器学习课程知识点图谱本体

基于以上定义, 本体的核心架构可通过图 3 表示, 清晰地展现了机器学习课程中各类知识点之间的关联关系。

2.2. 实体抽取和关系抽取

知识图谱构建的核心在于从非结构化文本中抽取出实体及它们之间的语义关系。本文采用基于大语言模型(LLM)提示工程的两阶段抽取方法, 通过精心设计的提示词可高效、准确地从多源异构教学资源中构建知识图谱。

实体抽取旨在从课程讲义、教材等原始文本中识别并分类出符合本体定义的实体。本文将实体抽取任务构建为一个基于 LLM 的文本标注问题。提示词设计是该方法的核心。设计的提示词包含以下核心要素: 首先是角色设定和任务定义, 将 LLM 定位为“知识图谱构建专家”, 以引导其生成更专业的输出, 清晰说明需从后续文本中识别并抽取出实体; 其次是概念定义列表, 详细列出所有在本体中预定义的实体类型(如“机器学习算法”、“模型优化技巧”、“评估指标”等)及其严格定义, 确保 LLM 对概念的理解与本体保持一致; 然后是结构化输出要求, 强制要求模型以指定的 JSON 格式输出结果, 每个实体包含实体名称、类型及置信度, 极大便利了后续的自动化处理; 最后是少样本示例, 提供 1 至 2 个输入输出示例, 以激发 LLM 的上下文学习能力, 使其快速掌握任务范式。

在实体抽取的基础上, 关系抽取旨在判断同一文本上下文中任意两个实体之间存在何种预定义的语义关系。本研究将其构建为一个关系分类任务。此阶段的提示词设计同样遵循结构化原则: 首先预定义

关系库，明确列出所有可能的关系类型及其定义；然后是任务上下文，将待判断的实体对及其所在的原始文本片段一并提供给 LLM，为其进行关系判断提供充足的语境；最后是严格的输出限制，要求模型仅从预定义关系库中选择一个最合适的关系类型输出，极大减少了输出中的不确定性噪音。

2.3. 知识融合

在从多源异构教学资源中完成实体与关系抽取后，会形成多个独立的知识图谱片段，这些片段间存在大量冗余和异构性，例如同一体“支持向量机”可能被简写为“SVM”。知识融合是构建高质量、统一化知识图谱的关键步骤，其核心任务是实体对齐，即判定来自不同数据源的实体是否指向现实世界中的同一对象。采用基于预训练词向量的语义相似度计算方法来实现实体对齐，包含以下三个核心步骤：1) 实体汇集与预处理：将从所有数据源中抽取得到的实体汇集到一个实体池中，并进行标准化预处理，包括：字母小写化、去除停用词、缩写扩展(如将“NN”扩展为“Neural Network”)等，以减少表面形式的差异。2) 候选实体对生成：为降低计算复杂度，采用基于倒排索引的快速检索方法，为每个目标实体生成一个候选匹配实体集合。通常基于实体名称的字符串相似度(如 Jaccard 相似度)进行初步筛选。3) 语义相似度计算与对齐：对于每个候选实体对(如<“SVM”，“支持向量机”>)，计算其深层语义相似度。若相似度超过预设阈值，则判定这两个实体为等价实体，并进行合并。

2.4. 人工审查与知识存储

自动化构建的知识图谱是后续 AI 智能体提供可靠服务的基础，其质量至关重要。为彻底消除自动抽取与融合过程中可能存在的语义错误、逻辑不一致或事实性偏差，设计并实施了一套严谨的线下人工双审质量控制流程。该流程充分发挥教学团队的专业权威性，确保最终入库知识的准确性与教学适用性。其核心机制是教学团队双人独立审核、交叉验证与协商一致。其具体操作流程如下：首先进行材料制备与分发，由课程负责人将知识融合后输出的最终知识三元组列表(格式为：<头实体，关系，尾实体，来源>)整理成结构化的电子表格，并分别提供给两位评审教师(教师 A 与教师 B)。然后进行独立背对背审核：两位教师各自独立地对表格中的所有三元组进行审核。审核时，教师需基于其专业知识和课程教学目标，在表格中为每一个三元组添加审核意见栏，并选择以下一种判断：

√(接受)：该三元组知识正确，表述规范，符合课程要求。

×(拒绝)：该三元组存在事实错误、关系错误或与课程无关。

?(需修改)：该三元组部分内容需调整，并在备注栏中明确写出修改意见(如：“实体名称应使用全称‘卷积神经网络’而非‘CNN’”、“关系应为‘用于’而非‘解决’”)。

结果汇总与比对：审核完成后，由课程负责人回收两份审核表格，对于“待仲裁”的三元组，双方需就每一个存在分歧的三元组陈述审核理由，通过讨论达成最终一致意见(接受、拒绝或采纳某一方的修改方案)。

所有仲裁后的最终决议将由研究负责人统一整合到一份最终版知识三元组列表中。该列表为经过教学团队双重认证的、可用于生产的最终知识库。随后，课程负责人将严格按照此列表，将知识批量导入图数据库完成存储。导入到超星平台后可可视化如图 4 所示。

3. 融入课程知识图谱的 AI 智能体构建

在构建了高质量的教学知识图谱后，以此为核心知识库，依托讯飞星辰 Agent 开发平台[8]，通过其低代码、可视化的任务流构建了一个兼具“个性化助学”与“数据驱动助教”双重功能的 AI 智能体。该智能体作为连接学生、教师与知识库的智能交互中枢，将静态的结构化知识转化为动态的、主动的教学服务能力。

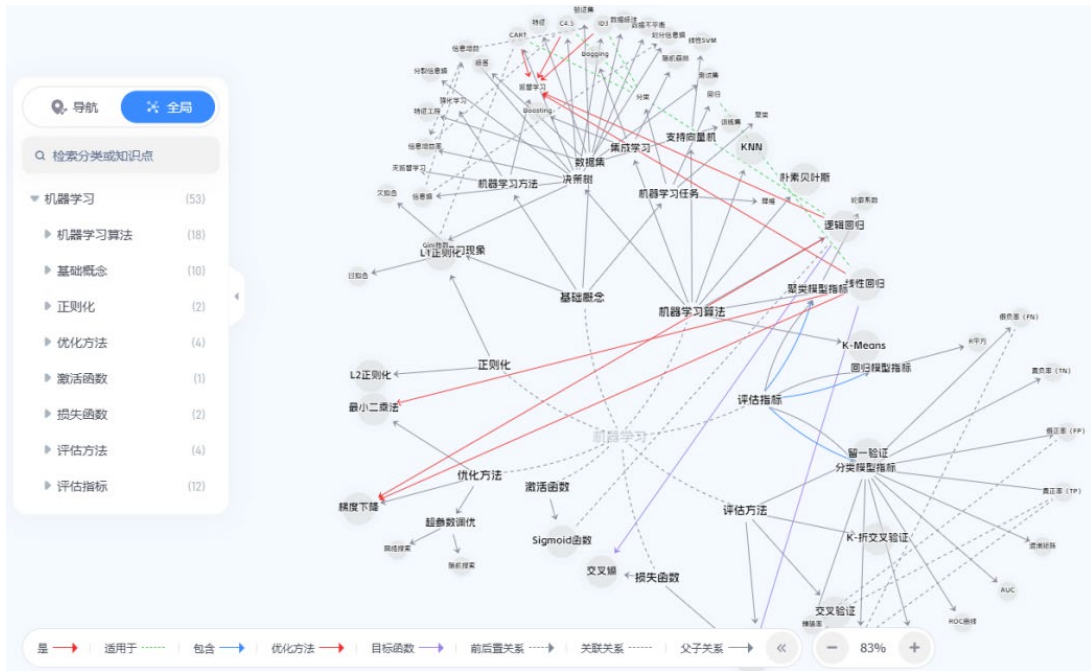


Figure 4. Knowledge graph of the machine learning course
图 4. 机器学习课程知识点图谱

该任务流智能体首先解析学生输入的自然语言问题(如“为什么 CNN 要用卷积核?”), 识别其问题类型(如: 概念理解、代码调试、学习路径咨询)。然后调用平台的知识库检索组件, 将问题与知识图谱中的实体和关系进行匹配, 精准定位相关知识点及其上下文。检索到的结构化知识作为最可靠的上下文, 与大语言模型的内部知识相结合, 生成准确且详实的回答, 有效缓解了模型“幻觉”。在智能体成功回答学生当前问题后, 自动触发关联问题推荐, 推荐与当前问题密切相关的扩展性问题, 激发学生的好奇心, 帮助其构建系统性的知识。智能体界面如图 5 所示。



Figure 5. Machine learning question-answering assistant
图 5. 机器学习答疑小助手

4. 知识图谱和 AI 智能体赋能的精准助学模式

传统的在线学习模式往往存在资源离散、反馈滞后、路径单一等问题，难以满足学生的个性化需求。“知识图谱为大脑，AI 智能体为接口”的精准助学新模式通过结构化的知识体系与智能化的交互引导，不仅使学生对自身学习状况一目了然，更提供了两种高效便捷的资源获取方式，极大地提升了学习支持的精准度和主动性。

4.1. 知识图谱赋能学习状态实时感知与可视化

知识图谱为本模式提供了结构化的认知模型，使学生的学习状态从“不可见”变为“可见”。首先是学习进度的可视化，超星系统可以将学生的学习活动(如视频观看、作业完成、问答交互)映射到知识图谱中的具体知识上。通过可视化界面，学生可直观看到哪些知识点已掌握、哪些正在学习、哪些尚未触及或存在困难。其次可以进行薄弱点精准定位，基于图谱关联分析，系统能定位根本性的薄弱环节。例如，学生在“反向传播”知识点上的反复失败，可能根源在于对“链式法则”掌握不牢，知识地图会通过关联关系高亮提示这一深层原因。

4.2. 知识图谱赋能“自主 + 智能”双路径学习资源推荐

本模式提供了两种相辅相成的资源获取方式，满足不同情境下的学习需求。



Figure 6. Establishing rich learning resources for each knowledge point
图 6. 为每个知识点建立丰富的学习资源

首先，通过为每个知识点(如 ID3 算法)建立如图 6 所示的学习资源，学生可以在知识图谱上直接点击任何感兴趣或标识为薄弱的知识点，即可清晰罗列出与该知识点强关联的所有多模态学习资源，包括：理论讲解：对应的 PPT 幻灯片、网络资源等。同时，学生可以随时以自然语言向 AI 智能体提问，直接表达资源需求。智能体依托知识图谱的语义理解，提供精准、动态的推荐。

4.3. 知识图谱赋能个性化学习路径规划

知识图谱的语义网络为规划动态学习路径提供了可能，系统不再提供千篇一律的学习顺序。当学生

希望学习目标 A (如“Transformer”)时,智能体会基于知识图谱中的先修关系,自动为其生成一条从当前状态到目标知识点的最优学习路径(如:基础数学→神经网络→注意力机制→Transformer)。补救性路径规划:当诊断出学生的知识漏洞时,智能体会自动生成一条补救学习路径,引导学生回溯并巩固先修知识点,从而打通学习障碍,为其后续学习扫清道路。

4.4. AI 智能体充当实时个性化学习伙伴

AI 智能体作为前端交互界面,将知识图谱的能力转化为无处不在的个性化支持。学生可随时以自然语言提问。智能体依托知识图谱进行推理,不仅能直接回答问题,更能阐明知识点间的内在联系,提供超越普通搜索的深度解答。另外,智能体在答疑后,会基于知识图谱主动推荐关联性问题(如:回答完“什么是 LSTM?”后,推荐“LSTM 和 GRU 有什么区别?”),变被动应答为主动引导,激发学生的探索欲。

4.5. 提升学习兴趣与学习效果

该助学模式通过上述机制,可以提升学习兴趣与自主性,游戏化的知识地图赋予了学生探索学习的主动权,而智能体的即时反馈和引导则保持了学习的新鲜感和互动性,从“要我学”变为“我要学”。另外,实现精准高效学习,学生可将时间集中于最薄弱或最关键的环节,避免在已掌握内容上浪费时间或在不具备基础的情况下学习高阶内容,学习路径最优,效率最大化。该模式还可以培养学生的计算思维与体系化认知,学生通过与系统和智能体的交互,潜移默化地培养如何利用计算工具(知识图谱)发现、分析并解决问题的计算思维,同时对课程形成了系统化的整体认知,而非零散的知识点记忆。

知识图谱与 AI 智能体的深度融合,构建了一个“可视、可查、可问”的精准助学生态系统,有效满足了学生差异化、个性化的学习需求,为破解大规模教学中的因材施教难题提供了行之有效的解决方案。

5. 知识图谱和 AI 智能体赋能的精细化助教模式

通过知识图谱的结构化知识表征与 AI 智能体的自动化分析能力,为教师提供数据驱动教学洞察,实现从经验式教学到精准化教学的转变。该模式不仅大幅减轻了教师的教学管理负担,更使其能够基于客观数据作出精准的教学决策。

5.1. 基于交互分析的学情实时感知与教学策略调整

传统教学中,教师难以及时、全面地掌握全班学生的整体学习状况。本模式通过分析学生与 AI 智能体的交互日志,教师可一目了然地发现哪些知识点被询问的频率最高,哪些知识点下的问题常伴有“低置信度”回答或学生的后续追问。这使教师能从宏观上把握学生的学习焦点和困惑所在。还可以挖掘学生存在的共性问题,当老师发现大量学生集中对某一知识点(如“梯度消失”)提出相似疑问时,可以获得提前预警,无需等待作业批改或考试,就能在教学过程中及时发现问题,并可在后续课堂中有针对性地调整教学策略,如对共性难点进行集中复习或换一种方式讲解。

5.2. 自动化、可解释的课程目标达成度分析

传统的课程目标达成度分析依赖教师手动将考试/作业题目与课程目标匹配,再进行繁琐的分数统计,过程耗时且解释性不强。本模式利用知识图谱中预先建立的知识点-课程目标达成关系(如图 7 所示),实现自动化、精细化的分析。将学生在每次练习、作业中知识点的得分情况,通过达成分解关系,自动聚合、计算并生成每个课程目标的达成度分数。

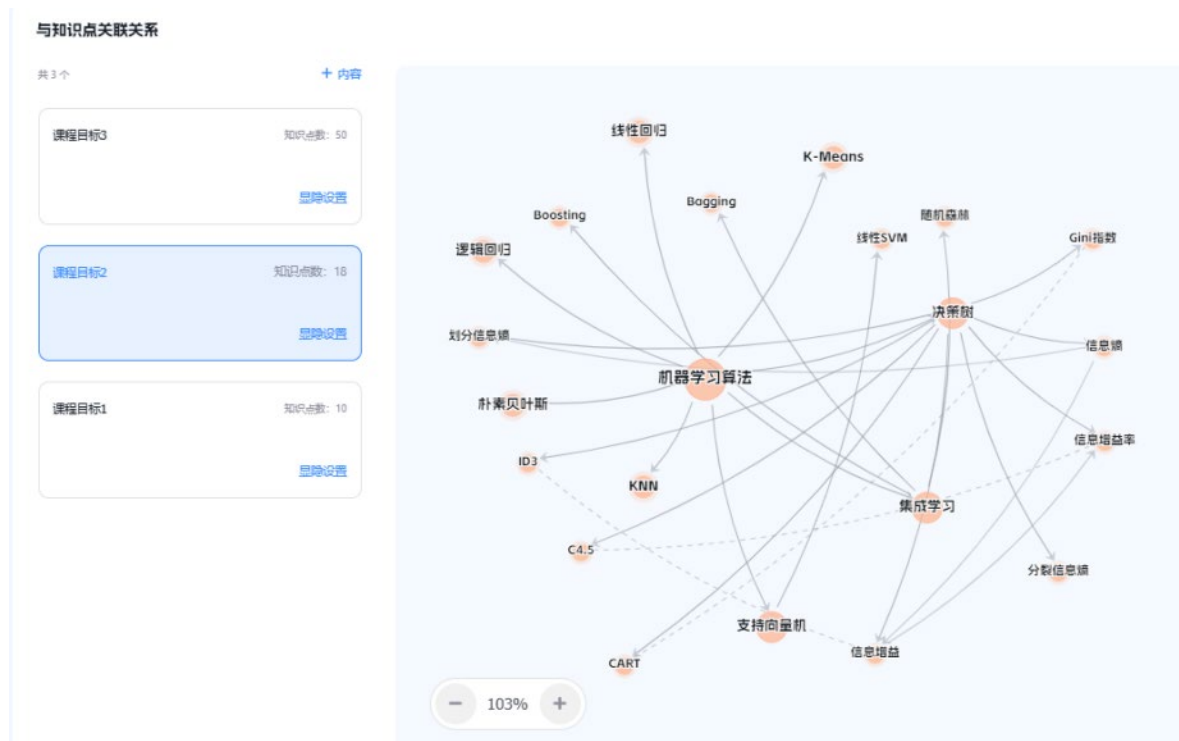


Figure 7. Mapping each course objective to corresponding knowledge points
图 7. 建立每个课程目标与相关知识点的对应

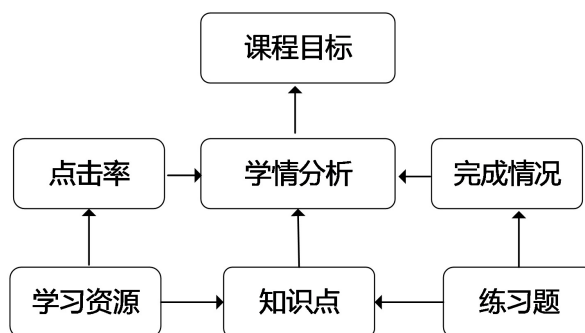


Figure 8. Learning analytics using knowledge points as a hub
图 8. 以知识点为枢纽进行学情分析

在达成度自动计算的基础上, 还可以生成可解释的分析报告, 分析结果不再是单一的数字。如图 8 所示, 建立了知识点 - 学习资源 - 练习题之间的关联关系后, 教师可逐层查看: 课程目标总体达成度 → 下属各知识点得分情况 → 具体哪些学生在该知识点上得分较低。这种可解释的分析路径使教师不仅能知其然(达成度是多少), 更能知其所以然(是哪部分知识出了问题、影响了哪些学生), 为教学改进提供了极其明确的方向。

5.3. 数据驱动自适应教学资源优化与推荐

本模式同时服务于教师的“教”和学生的“学”。通过分析资源的使用数据, 为教师优化教学资源提供客观依据, 并使其能向学生推荐更有效的资源。超星系统可以跟踪各类学习资源被学生点击、观看和使用的频率与时长。教师可以清晰看到哪一类资源最受欢迎、哪一个视频对某个知识点的讲解最有效。

基于上述数据，教师可以做出科学的教学策略调整，比如增加或扩充高点击率、高成效的教学资源类型；修订或重录效果不佳的资源；针对难点知识点，主动推荐已被验证有效的资源给学生，从而实现教学资源库的持续自我优化。

知识图谱与 AI 智能体共同构建了一个精准助教的闭环系统：从实时学情感知中发现问题，从达成度分析中定位问题根源，最终通过资源优化和策略调整来解决问题。这不仅将教师从繁琐的事务性工作中解放出来，更赋能其成为基于数据洞察的教学设计师和决策者，显著提升教学的科学性和有效性。

6. 知识图谱和 AI 智能体支持的助教助学模式实践

知识图谱和 AI 智能体支持的助教助学模式在计算机专业 2024 年度(采用传统线上线下模式)和 2025 年(采用本文教学模式)的两轮教学(学生数分别为 79 和 83)中进行了实践。通过设计调查问卷，分析超星平台的学情记录，从学生对每个知识点的平均学习时长、知识点掌握率、教学过程参与度、学习积极性，以及教师每节课的备课时长、课程目标达成度计算所用时间等角度进行分析，分析结果如表 3 所示，结果展示了本文所提助学助教模式在提升学生学习效率、提升教师工作效率等多方面的显著成效。

Table 3. Comparison of practical results before and after using the proposed model in this paper

表 3. 本文所提模式使用前后实践结果对比

年度	助学实践结果				助教实践结果		
	每个知识点的平均学习时长/小时	教学过程参与度(线上线下人均互动频次)	知识点掌握率/%	学习主动性(生均主动查询每个知识点的次数)	学生平均成绩	备课平均时长/小时	课程目标达成度计算所用时长/小时
2024 年度	3	0.8	76	0.6	78	2	6
2025 年度	1.8	5	85	2	86	1.2	1

从统计结果可见，采用知识图谱与 AI 智能体协同驱动的助学模式后，相比以往的线上线下混合模式，学生对于每个知识点的学习时长平均缩短了 40%，同时知识点掌握率从 76% 提升至 85%，显著提升了学习效率。此外，通过知识图谱链接知识点、学习资源与相关习题，动态调整学习路径和学习资源，使得学生的教学过程参与度与学习积极性都有所提高，线上线下的师生互动率从人均 0.8 次提升到人均 5 次，学习主动性也明显上升。另外，通过分析两种模式下学生的平均成绩和三个课程目标的达成情况，可以看出，学生的平均成绩从 78 分提升到 86 分，充分说明了本文所提助教模式的教学效果。课程目标的达成度(如图 9 所示)也有所提升，说明将课程目标关联到特定知识点可以有针对性地教学，有效促进课程目标的达成。

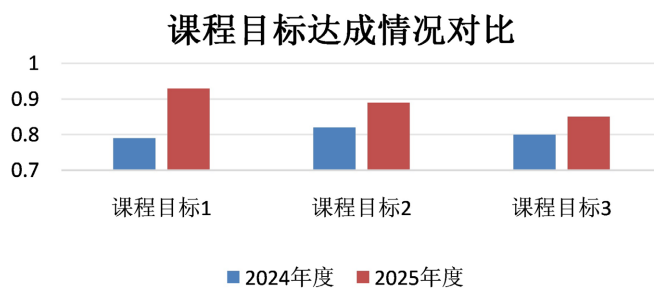


Figure 9. Comparison of course objective achievement before and after using the proposed model in this paper
图 9. 本文所提模式使用前后课程目标达成情况对比

尤其是课程目标 1 (掌握机器学习基础知识及核心算法的原理)的达成度提升尤为显著,传统的线上线下混合模式下,尽管学生也能通过及时复习课件、刷题、网络检索等方式掌握这些技能,但仍有部分同学学习主动性和积极性不高,导致整体的达成度分布不均。在引入知识图谱和 AI 智能体后,通过提供可视化的学情分析、交互式的伴学体验以及可追溯的知识点链路,有效提升了基础知识的体系性,改善了核心算法的学习路径,使学生学习起来更加有逻辑性。

这一模式也为教师提供了极大的便利。如表 3 所示,教师每节课的备课时长从 2 小时缩减到 1.2 小时,充分说明该助教模式依据从经验判断转变为由知识图谱分析的学情热点驱动,使教学资源投放精度显著提高。课程目标达成度评价也实现了自动化计算,教师仅需极少量的汇总及手动计算即可获取具有可解释性的分析报告,工作效率与教学质量评估科学性同步提升。系统还能实时识别班级共性学情短板,使教师能够实施及时精准的教学干预。此外,所有教学资源的优化与迭代均基于客观使用数据,推动了教学资源库的持续自我完善。真正实现了数据驱动的教学闭环管理,将教师从繁琐事务中解放出来,聚焦于教学设计与创新。

7. 结语

本文针对机器学习课程教学中存在的资源分散、学情不清、评价滞后等现实问题,探索并实践了一种“知识图谱与 AI 智能体”双核驱动的助学助教新模式。通过构建结构化的课程知识图谱,并基于大语言模型实现智能化的交互与推理,该模式成功实现了从“人找知识”到“知识找人”、从“经验教学”到“数据驱动”的转变。实践证明,该模式不仅能为学生提供个性化的学习路径与精准的资源推荐,有效提升学习兴趣与效率,更能为教师提供实时、可视化的学情洞察与自动化的教学评价工具,显著减轻工作负担并提升教学决策的科学性。本研究为人工智能技术赋能教育教学改革提供了一个可行且高效的案例,具有一定的示范意义和推广价值。未来,我们将进一步优化知识图谱的构建效率与智能体的多模态交互能力,推动该模式在更广泛的学科领域中应用落地。

基金项目

上海高校青年教师培养资助计划(ZZEGD202418)。

参考文献

- [1] 曹付元, 赵兴旺, 高小方, 等. 一流课程建设背景下数据挖掘与机器学习课程教学改革[J]. 计算机教育, 2025(7): 155-159.
- [2] 彭涛. 百度飞浆 AI Studio 平台在机器学习课程教学中的应用[J]. 高教学刊, 2025, 11(7): 122-125.
- [3] 陈孜孜, 玄玉波, 李兆玺, 等. 基于百度飞浆 AI Studio 的机器学习教学新模式实践与探索[J]. 计算机教育, 2021(9): 46-50.
- [4] 辛宇, 陈叶芳, 李国庆, 等. 高校大数据专业课程知识图谱的构建与教学探索[J]. 计算机教育, 2025(8): 170-176.
- [5] 颜维琦. 人工智能融入校园变化的不只是课堂[N]. 光明日报, 2025-06-10(007).
- [6] 彭志扬. 知识图谱赋能高校课程“教-学-评”一体化实施路径的构建研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南师范大学, 2025.
- [7] 张天舒, 申姝婧, 张子成, 等. 基于大语言模型的弱结构化数据通用问答对实体关系抽取研究[J]. 情报理论与实践, 2026, 49(2): 179-188.
- [8] 科大讯飞股份有限公司. 讯飞星辰 Agent 开发平台[EB/OL]. <https://agent.xfyun.cn/home?ch=xcagent-aitool1>, 2025-09-08.