

动态知识图谱驱动的三阶融合 AI 教学体系研究

谢统薇

(郑州工程技术学院 商学院, 河南 郑州 450044)

摘要: 针对当前高校课程知识点复杂、学生认知碎片化及实践能力薄弱等共性问题, 本研究构建了“教学图谱全局导航-AI 工具链深度赋能-个人图谱动态迭代”的三阶融合 AI 教学体系。并在试点院校开展教学实验, 分别于教学图谱层构建了目标、动态知识及网络问题的三大图谱。在 AI 工具层通过自动生成代码、建模仿真等实现数据的智能分析。个人图谱层借助 DeepSeek 模型生成专属知识脑图, 反哺教学图谱。实验结果表明该体系有效提升了学生的知识整合与实践能力, 为高等教育的数字化转型提供了可推广范式。

关键词: 知识图谱; AI 教学; 高等教育数字化; 教学创新

引言

在全球高等教育数字化转型的背景下, 人工智能技术与教学的深度融合已成为推动教育变革的关键动力。2024 年 12 月, 世界慕课与在线教育大会在伦敦召开, 会议明确提出全球高等教育已进入“智慧教育元年”, 这标志着以 AI 为代表的新兴技术正在重塑教育生态, 推动教学模式向更加智能化和个性化的方向转型^[1]。我国高度重视教育的数字化发展, 于 2022 年启动了国家教育数字化战略行动, 并将其上升为国家重要战略, 后续中共中央、国务院印发的《教育强国建设规划纲要(2024—2035 年)》, 更为高等教育的数字化转型提供了政策指引^[2]。2025 年 4 月, 教育部等九部门联合印发的《关于加快推进教育数字化的意见》, 在总结前期实践经验的基础上, 进一步明确了教育数字化的发展路径和实施策略, 并强调要以习近平新时代中国特色社会主义思想为指导, 充分发挥数字化技术优势, 推动教育高质量发展, 助力教育强国建设目标的实现^[3]。

河南省作为我国重要的高等教育基地, 拥有丰富的教育资源和完整的学科体系。然而, 在教育数字化转型的进程中, 河南省内诸多高校却面临不少现实挑战。例如: 高校的传统教学模式难以适应 AI 时代学生对个性化学习的需求; 跨学科教学中的知识壁垒问题也尤为突出; 技术资源与实践平台的不足导致产学研衔接不畅等。这些问题不仅制约了人才的培养与质量提升, 也与河南省建设国家创新高地的战略目标存在一定差距^[4]。针对上述问题, 本研究提出基于动态知识图谱技术的 AI 教学体系, 通过构建“知识演化图谱+智能推演引擎”的新型教育范式, 以我国本科院校的代表性工科课程《系统工程》为实践案例, 验证了该体系在提升教学效果和促进学科交叉方面具备有效性, 为区域高等教育的数字化转型提供了可借鉴的实施路径。

一、需求分析与问题定位

本研究以河南省某本科院校作为试点, 对该校的物流工程、国际经济与贸易、车辆工程等专业分别进行调研, 并结合超星学习通平台的学生行为日志分析, 剖析了当前高等教育教

基金项目: 郑州工程技术学院“人工智能教育教学典型应用场景案例”(PX-111251634)阶段性成果、郑州工程技术学院重点学科建设项目资助。

作者简介: 谢统薇, 博士, 讲师, 研究方向为人工智能教育和机器学习。

学体系面临的三大核心挑战。首先是知识关联的困境，该校 78.6% 的学生在跨章节学习时难以建立有效的知识联系，概念网络断裂现象明显，导致学生的知识迁移能力薄弱。另外，在工科实验课程中教学虚实断层的问题尤为突出，63.4% 的教师反映教学案例与理论存在显著脱节，特别是在系统建模环节中，虚拟仿真与实物操作的衔接不畅，导致实验操作转换成功率不足 52%。最后，个性化的教学指导缺失严重，82.3% 的学生表示时常陷入统一进度与个体差异的矛盾中。

针对这些关键问题，本研究构建了“教学图谱全局导航-AI 工具链深度赋能-个人图谱动态迭代”的三阶闭环体系，如图 1 所示。该体系运用超星 KG-BERT 图嵌入技术，构建了包含 182 个知识节点的动态网络，实现了概念关联强度的量化表征、认知路径的实时优化，以及跨学科知识的有机融合。在技术实现层面，DeepSeek-R1 模型与工业级工具的深度集成，形成了强大的工具链支持，不仅实现了代码的自动生成和参数的智能寻优，更显著改善了虚实实验的衔接效率。同时，本研究的核心在于建立了双向的反馈机制，通过学生个人知识图谱的持续迭代，反哺教学系统的优化升级。

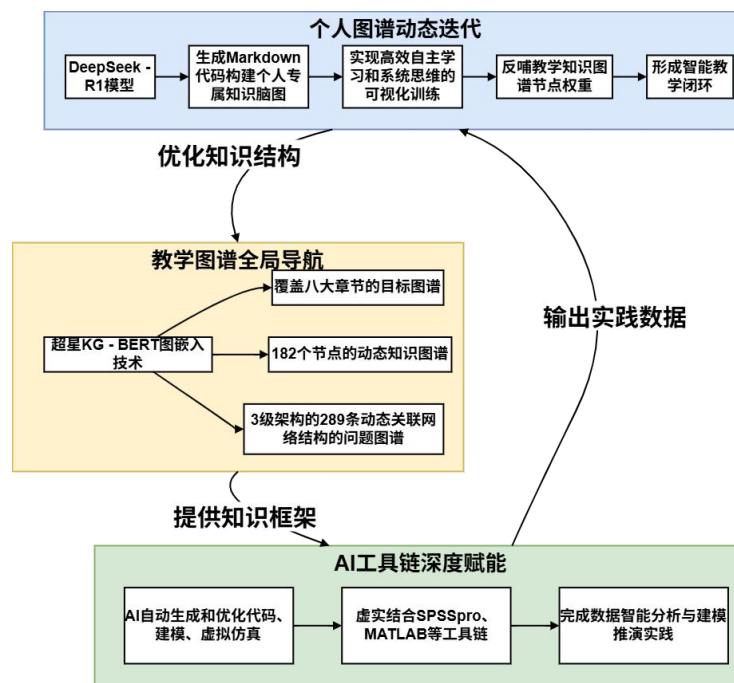


图 1 动态知识图谱驱动下的三阶 AI 教学体系逻辑图

二、动态知识图谱驱动的 AI 教学体系构建

本研究主要通过知识、目标和问题三类图谱的协同，将高校课程的核心知识转化为可视的关联网络。教师端可依托图谱动态调整教学路径，实现知识显示的网络化与学生问题诊断的智能化，进而使教学策略更加精准。而学生端可借助该工具，自主构建专属的知识脑图框架，将抽象思维转化为可交互的关系节点图谱，全面提升学生对知识的学习和系统思维的培养。

（一）动态目标和知识图谱

本研究提出的 AI 教学体系，在动态目标-知识图谱的协同框架构建方面，通过多层级语义关联，实现了教学目标的系统化映射与可视化。如图 2 所示，动态知识图谱方面采用三级

目标分解机制,构建了覆盖测试课程《系统工程》的八大章节知识能力矩阵。其中一级目标锚定国家战略需求与专业认证标准,例如:建立了“系统思维培养”与“双碳战略实践”的映射关系。并通过自然语言处理技术,从《中国工程教育专业认证标准》和《2030年前碳达峰行动方案》等政策文件中自动提取关键词,形成目标制定的依据。二级目标采用能力矩阵建模方法,运用潜在语义分析,确定各章节与核心能力的关联权重。三级目标则基于布鲁姆认知分类学,采用 BiLSTM-CRF 模型对 182 个知识节点进行自动标注,实现从记忆到创新的认知层级划分。这种动态耦合机制使目标体系能够随政策要求,及行业需求的变化而进行自适应调整。

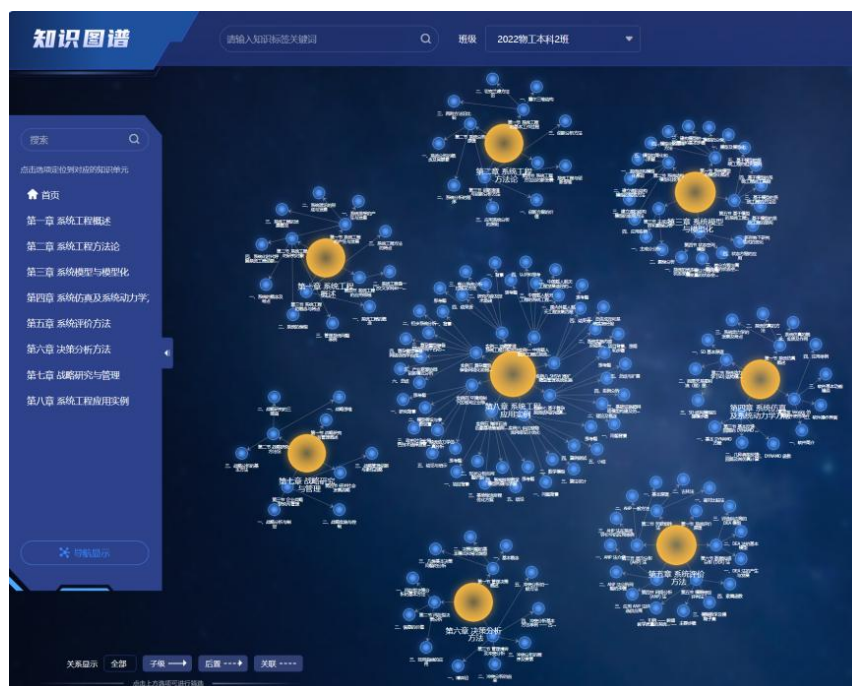


图 2 本研究开发的动态目标图谱及知识图谱

在本研究所构建的动态知识图谱中,各个知识节点的关联通过三种机制实现,其中因果关联基于学生测试数据的自动更新条件概率,采用贝叶斯网络进行建模。并列关联运用了词嵌入技术,通过余弦相似度计算,保持语义的一致性。依赖关联则构建了有向无环图,确保知识递进的逻辑性。如图 2,针对《系统工程》中的核心概念,本研究实时关联最新的工程案例,例如:新能源汽车电池回收的系统评价,并通过案例库的动态扩充保持教学内容的时效性。这种动态知识图谱的可视化引擎,以力导向算法与语义缩放技术,支持从宏观架构到微观细节的多尺度浏览^[5]。

(二) 问题网络图谱

同时,本研究搭建了覆盖 3 级架构,289 条动态网络的问题图谱,如图 3 所示,该问题网络图谱采用三级递进式架构,以《系统工程》该课程的系统方法论为指导,实现了复杂问题的结构化表征。分别由三列纵向文本节点构成,依次对应三类问题层级,即第一类节点表征学科的核心问题,如“多目标冲突下的系统优化”。第二类节点主要聚焦案例驱动型的问题,如“医疗资源调度中的排队模型”的构建。第三类节点则细化至工具的操作层面,如“基于 Python 的蒙特卡洛仿真参数调优”。各层级节点通过蓝、绿、金黄三色连线形成复杂网络,其中蓝色连线表示概念关联,绿色连线体现认知依赖,金黄色连线则标注工具支持关系。

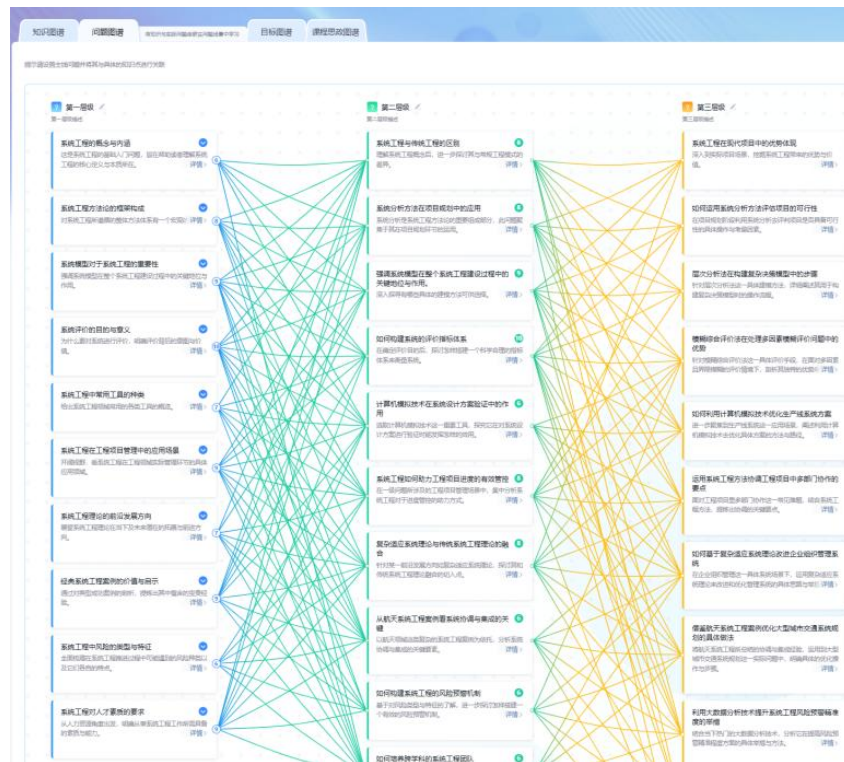


图3 本研究开发的动态关联网络问题图谱

基于系统工程中的反馈控制原理，本研究所开发的问题网络图谱的权重，能够根据教学过程中的实时数据持续优化。例如：当监测到学生在特定节点，如“层次分析法权重计算”时会遇到普遍性的困难，该问题图谱将自动强化该节点与基础概念节点间的关联强度。同时，针对不同专业的背景，如物流工程与车辆工程，问题图谱能够动态调整展示案例的不同侧重点，确保与各个专业的培养目标相契合。这种动态的演化机制，使问题图谱始终保持与教学进程的同步，为分析课程中的复杂问题提供了动态认知支架^[6]。

（三）AI 工具链协同

基于上述知识与问题图谱，本研究所开发的 AI 教学体系在 AI 工具链的应用方面，通过工具集成与功能耦合、智能辅助与个性化支持，及双向反馈与系统演进三个方面，协同构建了完整的“数据-模型-应用”闭环。工具集成与功能耦合作为底层架构，通过 API 网关和中间件技术，将 SPSSpro、SPSSAU 与 MATLAB 等专业工具，与 DeepSeek-R1 模型进行了深度耦合，使 MATLAB 的数值计算引擎与 DeepSeek 的代码生成能力相结合，协助学生自动完成从数学模型到可执行代码的转换。SPSS 系列工具的数据分析模块与知识图谱的语义网络相融合，帮助学生更好地基于各自专业知识进行智能数据解读。

智能辅助与个性化支持方面，本研究采用了动态适配机制，根据学生的学习轨迹提供精准支持。例如：当检测到学生对系统的可靠性进行分析时出现理解偏差，DeepSeek 模型能够基于问题图谱的关联分析，自动生成包含 Markdown 注释的代码模板，并推荐相关的学习视频。教师端则可通过管理界面实时显示全班学生的知识掌握热力图，支持教师基于图神经网络对各个班级学生的学习模式进一步分析。同时，本研究所开发的 AI 教学体系建立了双向的反馈通道，形成持续优化的闭环机制。学生端的操作数据，例如：学生对代码的修改记录、模型参数的调整路径等，均会实时更新到学生的个人知识图谱中，通过权重调整算法动

态重构各个节点的关联。学生的个体数据经脱敏处理后，也将聚合至教师端，驱动教学知识图谱的迭代更新。例如，当超过 30% 的学生在“排队论应用”节点出现相似的错误模式时，AI 教学体系会自动触发教学预警，并基于群体数据生成和补充相关教学方案。

三、核心技术架构与教学应用路径

本研究构建的 AI 教学体系采用分层式架构，如图 4 所示，实现了从数据采集到认知迭代的全流程支持。核心层基于图神经网络和 DeepSeek-R1 大模型，通过知识图谱的嵌入式表示，将课程知识点映射到低维向量空间。这种表示方法不仅保留了语义关联特性，还支持高效的相似度计算和推理。中间层整合了 SPSS Modeler Auto 等工具，构建了“图谱特征提取-数据降维-模型优化”的智能链路。其中，特征提取模块利用图注意力机制，自动识别关键的知识节点，数据降维采用 t-SNE 算法实现高维学习数据的可视化，模型优化环节主要通过贝叶斯优化自动调整参数。应用层面向具体的教学场景，即为目前的试点院校提供代码生成、虚拟仿真等操作，并在教学实验中成功支持了 86% 的学生完成从数据采集到系统建模的全流程实践，较传统实验教学方法提升 40% 的操作效率，有效破解了传统教学中理论与实践脱节的难题。

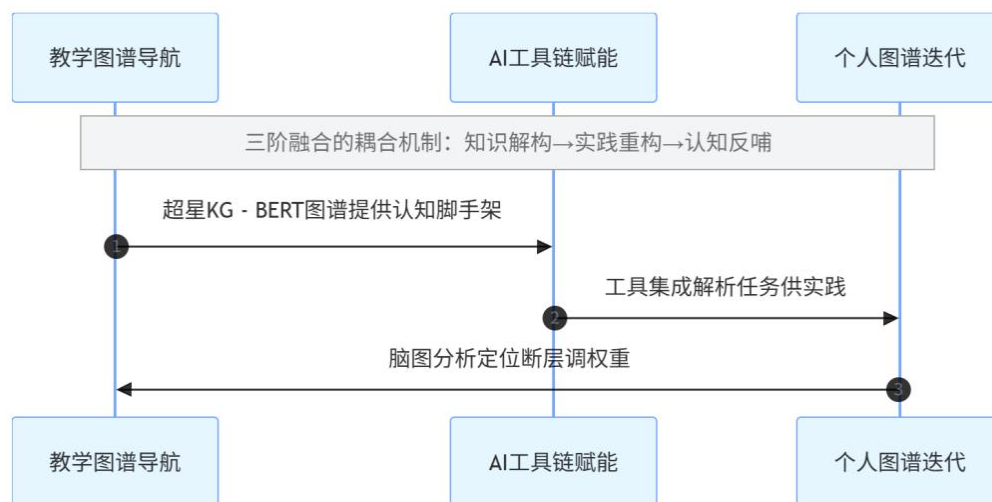


图 4 AI 教学体系的应用路径

（一）知识图谱应用与学生学习支持

本研究所开发的 AI 教学体系，首先在知识图谱的应用方面突破了传统静态知识组织的局限，实现了三重动态机制。首先，基于 DeepSeek-R1 模型的增量学习能力，每周自动从试点院校的学术文献和教学资源中抽取新知识，通过语义相似度计算和更新图谱节点。之后，采用协同过滤算法分析学生群体的学习轨迹，动态调整节点间的关联权重。最后，通过双向长短期记忆网络分析学生的提问内容，实时扩展问题的解决路径。这种动态机制使测试课程《系统工程》的知识图谱，在四个月的教学实验周期内迭代了 12 个版本，节点数量从初始的 182 个增长至 257 个。实证数据显示，使用动态图谱的学生在知识迁移能力测试中得分提高了 27%，且能够构建出更具逻辑性的个人知识脑图。

（二）多模态数据融合分析技术

针对教学过程中的异构数据问题,本研究首先通过光学字符识别和自动语音识别技术,将物流工程专业的教材、讲义和课堂录音等转化为结构化文本,并利用知识图谱的语义关系路径,建立不同模态数据间的关联映射。尤其对于工科专业的实验操作视频类数据,采用3D卷积神经网络提取时空特征,并将其锚定到图谱的相应节点。这种多模态数据的融合方法,显著提升了数据分析的可解释性^[7]。例如:在系统建模任务中,学生可追溯每个分析步骤的知识依据,使决策过程透明度大幅提升。同时,本研究开发的AI教学体系支持跨模态检索,例如:当学生输入概念进行查询时,可直接定位到相关的授课视频片段,使检索的准确率达到89%。

(三) 虚实联动的个性化推荐

虚实联动作为工科实验教学的难点,本研究采用强化学习框架,将知识图谱作为状态空间,学习目标作为奖励函数。通过知识诊断测试初始化学生的认知状态,之后基于策略网络生成个性化的学习路径建议,最后根据学习效果动态调整策略。与传统的学习推荐系统相比,本研究融合了虚拟仿真和真实的实验数据,构建出更加全面的状态表征。同时,本研究引入了课程的目标约束,确保推荐路径符合教学大纲的要求。目前,在实验课程中显示学生的平均学习效率提升了32%,且83%的学生反馈推荐内容与个人需求高度契合。教师端数据显示,本研究显著改善了试点院校的学习资源利用率,实验设备的闲置率从45%降至18%。

四、实证研究与效果分析

(一) 实验设计与数据采集

本研究采用实验研究方法,于2025年2月至6月在试点院校开展教学实践,旨在验证本研究所开发的动态知识图谱驱动AI教学体系的有效性。实验选取2023级物流工程专业4个平行班级作为研究对象,其中实验组为2个班级,共计86人,采用基于动态知识图谱与AI工具链的新型教学模式。对照组为2个班级,合计82人,沿用传统的PPT讲授与案例分析相结合的教学方式。在实验开始前,首先通过独立样本t检验对两组学生的前测成绩进行比较和分析,p值为0.21,表明两组学生在实验前的知识水平不存在显著差异。为确保之后的实验内部效度,两组采用统一的教学大纲、教材和课时安排,且由同一教学团队授课。

在评估体系设计方面,本研究构建了四个核心维度的综合评价框架,包括:知识掌握水平、系统思维能力、学习效率及学生满意度^[8]。知识掌握水平通过目前试点院校所使用的超星学习通平台,对实验课程八个章节的内容进行测试和期末闭卷考试,进行综合量化评估。系统思维能力的测评则采用该课程中的“多目标优化决策”,及“医疗资源调度建模”两项综合任务,通过教师和AI工具双盲评分的方式确保评价的客观性。学习效率的评估基于平台记录的重复学习行为,和薄弱知识点的错误率变化情况。学生满意度调查使用经过信效度检验的Likert 5级量表。实验结束后问卷的回收率达92%,且Cronbach's α 信度系数为0.87,确保了数据的可靠性和有效性。

(二) 实验结果与量化分析

如表1,通过实验组与对照组的前后测数据分析,结果表明在知识掌握与思维能力提升方面,实验组的期末平均成绩为 82.4 ± 6.2 分,较对照组的 75.1 ± 7.8 分,高出9.7个百分点,这一差异具有统计学的显著性。尤其在系统建模这一核心章节的考试中,实验组得分率高达89%,显著高于对照组的72%。同样在综合任务评估中,实验组学生在多目标优化决策和医疗资源调度建模环节,给出的解决方案获得逻辑完备性 84.5 ± 5.1 分,明显优于对照组的 67.2 ± 8.3 分。且在AI工具链提供的自动代码生成与参数优化功能方面,实验组学生的

建模效率高出 40%左右，这在一定程度说明，实验组在复杂问题的解决能力上，也较对照组具备明显优势。

评估维度	具体指标	实验组	对照组	统计检验
知识掌握水平	期末考试成绩（分）	82.4±6.2	75.1±7.8	t=3.12, p=0.008**
	系统建模章节得分率（%）	89±5.3	72±8.1	t=4.25, p=0.005**
系统思维能力	综合任务评分（分）	84.5±5.1	67.2±8.3	t=5.67, p=0.002**
	章节重复学习时长（小时）	2.8±0.9	4.2±1.2	t=-4.89, p=0.001**
学习效率	薄弱知识点错误率（%）	15.2±4.1	33.8±6.7	t=-6.34, p=0.001**
	节点跳转频次（次/章）	12.3±3.2	5.3±2.1	t=8.76, p<0.001**
学生满意度 教学效果	教学模式认可度（%）	83.2±7.5	47.3±9.2	$\chi^2=18.6$, p<0.001**
	知识点正确率（%）	85.6±6.3	66.8±8.4	t=5.92, p=0.003**

表 1 实验组与对照组关键指标对比分析

在学习效率提升方面，如表 1 中的实验数据显示，实验组学生平均每章节的重复学习时长从 4.2 小时降至 2.8 小时，降幅 32%，同时，薄弱知识点的二次错误率减少了 55%，这说明本研究所开发的动态知识图谱的个性化导航功能，显著提升了实验组学生的学习效率。通过对学生学习行为日志的分析，发现实验组学生更倾向于通过节点跳转路径探索知识的关联，其节点跳转频次较对照组高出 2.3 倍。这种非线性的知识探索方式，不仅提高了实验组学生的学习效率，还促进了学生对知识体系整体架构的理解。由此说明，实验组学生在知识迁移能力方面也表现出极大的优势，能够更快速地将所学知识应用到新的问题情境中。

关于学生反馈与教学改进，由满意度调查结果可知，实验组中 83%的学生对新型的教学模式表示认可，认为本研究所开发的动态图谱能够帮助其更好地理解知识关联，这一比例明显高于对照组的 47%。并且质性分析发现，学生非常认可 AI 生成的个人知识脑图功能，认为该功能可快速定位学生的学习漏洞，如在“蒙特卡洛仿真参数调优”等复杂知识点的学习过程中，为学生提供了有效的学习支持。从教师的角度观察，动态知识图谱实现了教学过程的实时监测与反馈，教师能够通过系统，及时发现实验组学生在“排队模型构建”等知识点上的共性问题，并及时动态调整教学的重难点，将知识点考核的正确率提升了 28%。

五、结语

综上，本研究针对高等教育数字化转型中的核心挑战，构建了动态知识图谱驱动的 AI 教学体系，在理论层面，提出的“目标-知识-问题”三图谱的协同模型，通过语义网络与动态演化机制，实现了从国家战略需求到具体知识节点的贯通映射，突破了传统线性教学模式的局限，为智能化教学提供了新的认知框架。技术实现上，本研究所研发的基于 DeepSeek-R1 的动态知识图谱引擎，融合了图神经网络、强化学习与工业级工具链，构建了支持“数据采集-建模分析-认知迭代”全流程的智能教学系统，其核心创新在于实现了知识表示、工具调用与认知诊断的有机统一。上述实证研究结果表明，本研究目前在《系统工程》课程应用中成效显著，实验组在知识掌握方面，已实现成绩提升 9.7%、系统思维任务评分提高 25.7%，和学习时间节省 32%等关键指标，均显著优于传统教学模式。因此，本研究创建的“全局导航-智能赋能-动态迭代”三阶闭环教学模式，不仅有效解决了知识碎片化、虚实断层等长期存在的教学难题，更为“人工智能+教育”的深度融合提供了可复制、可推广的实践范式。

尽管本研究取得了一定的成果，但未来仍需应对诸多挑战。首先，在技术优化方面，未来还需防范算法偏见可能对教学公平产生的影响。本研究计划未来引入关于公平性评估的指标，建立算法的动态修正机制，确保 AI 教学体系能够更加公平和公正地运行。在推广应用方面，本研究将不止局限于试点院校，未来将不断更新新知识图谱，实现一年内至少覆盖河南

省内 2 至 3 所高校, 完成 30 余文理课程的全面应用, 并将现有的师生共建模式, 升级为高校与企业协同机制。同时, 开放 API 接口对接更多工业平台, 提高知识图谱构建的效率, 以及与河南省区域产业的适配性, 为校企合作与产教融合提供有力的支持, 更好地推动高等教育教学模式的创新与优化。

参考文献:

- [1] 易凯谕, 韩锡斌. 从混合教学到人智协同教学: 生成式人工智能技术变革下的教学新形态[J]. 中国远程教育, 2025, 45 (04) :85-98.
- [2] 李永智, 曹培杰, 武卉紫, 等. 基于教学思维链的教育大模型推理显化研究[J]. 开放教育研究, 2025, 31 (04) :4-11.
- [3] 黄廷祝. 人工智能时代教学形态的主动变革[J]. 中国大学教学, 2025, (Z1) :85-91.
- [4] 朱许强, 沈自茹. 从线性到图谱: 学生学习方式的转向[J]. 教育评论, 2025, (07) :93-102.
- [5] 于菲, 李京, 刘智光, 等. 基于情景分析和负面评论的用户需求识别方法[J]. 机械设计, 2025, 42 (08) :205-211.
- [6] 付英, 苏海龙, 李宪博. 基于 CiteSpace 的科研诚信及伦理治理文献计量与知识图谱分析[J]. 社会科学家, 2025, (04) :185-190.
- [7] 舒忠梅. 高校多模态档案知识图谱构建与智慧利用路径研究[J]. 浙江档案, 2025, (07) :29-32.
- [8] 缪玉松, 张欣刚, 张颖, 等. 人工智能与虚拟仿真赋能基础力学实验教学改革初探[J]. 实验室研究与探索, 2025, 44 (08) :155-160.

Research on a Three-Level Integrated AI Teaching System Driven by Dynamic Knowledge Graphs

XIE Tongwei

(School of Business, Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou 450044, Henan, China)

Abstract: Addressing common challenges in higher education such as complex course knowledge points, fragmented student cognition, and weak practical abilities, this study constructs a three-level integrated AI teaching system characterized by "global navigation via teaching knowledge graphs, in-depth empowerment through AI toolchains, and dynamic iteration of personal knowledge graphs." Teaching experiments were conducted in pilot institutions, where three core graphs—target graphs, dynamic knowledge graphs, and networked problem graphs—were established at the teaching graph level. At the AI tool level, intelligent data analysis was realized through automatic code generation, modeling, and simulation. At the personal graph level, the DeepSeek model was employed to generate personalized knowledge mind maps, which in turn fed back into the teaching knowledge graphs. Experimental results demonstrate that this system effectively enhances students' knowledge integration and practical capabilities, providing a scalable paradigm for the digital transformation of higher education.

Key words: knowledge graph; AI teaching; Digitalization of higher education; Teaching innovation