Creative Education Studies 创新教育研究, 2026, 14(11), 257-266
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ces
https://doi.org/10.12677/ces.2026.1411885

Hans汉斯

知识图谱与AI大模型协同驱动的材料物理学教学改革实践

秦　蒙*，王毅轩，杨俊涛，童　锐，周望怀，周　峒

湖北汽车工业学院新能源学院，湖北　十堰

收稿日期：2026年9月22日；录用日期：2026年11月4日；发布日期：2026年11月18日

摘　要

材料物理学作为材料科学与工程专业的核心基础课程，具有学科交叉性强、知识体系庞杂、概念抽象等特点，传统教学模式面临知识碎片化、理论与应用脱节、学情反馈滞后等突出问题。本文以“知识图谱为中枢、AI大模型为接口”的协同驱动理念为核心，提出并实践了一套材料物理学课程教学改革方案。通过系统梳理课程知识体系，构建涵盖晶体结构、缺陷物理、相变与扩散等核心模块的结构化知识图谱，实现知识点间关联关系的显性化与可视化；在此基础上，依托大语言模型开发课程专属AI智能助教系统，实现智能答疑、个性化学习路径推荐与学情自动分析三大功能。教学实践表明，该模式有效提升了学生对抽象概念的理解深度和知识体系的整体把握能力，同时为教师提供了精准的教学决策支持，为材料类基础课程的智能化教学改革提供了可行路径。

关键词

材料物理学，知识图谱，AI大模型，教学改革

Teaching Reform Practice of Material Physics Enabled by Knowledge Graph and Large-Scale AI Models

Meng Qin*, Yixuan Wang, Juntao Yang, Rui Tong, Wanghuai Zhou, Tong Zhou

School of New Energy, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan Hubei

Received: September 22, 2026; accepted: November 4, 2026; published: November 18, 2026

*通讯作者。

文章引用: 秦蒙, 王毅轩, 杨俊涛, 童锐, 周望怀, 周峒. 知识图谱与 AI 大模型协同驱动的材料物理学教学改革实践[J]. 创新教育研究, 2026, 14(11): 257-266. DOI: 10.12677/ces.2026.1411885

Abstract

Materials Physics, a core foundational course for the Materials Science and Engineering major, is characterized by strong interdisciplinary integration, a complex and extensive knowledge system, and highly abstract concepts. Traditional teaching models face prominent challenges including fragmented knowledge delivery, a disconnect between theory and application, and delayed feedback on students' learning progress. Centering on the collaborative-driving philosophy of "knowledge graph as the hub, AI large model as the interface," this paper proposes and implements a teaching reform scheme for the Materials Physics course. By systematically reorganizing the course's knowledge framework, a structured knowledge graph was constructed covering core modules such as crystal structure, defect physics, and phase transformation and diffusion, thereby making the relationships among knowledge points explicit and visually accessible. On this basis, a course-specific AI intelligent teaching-assistant system was developed leveraging large language models, which delivers three major functions: intelligent Q&A, personalized learning-path recommendation, and automatic analysis of students' learning status. Teaching practice demonstrates that this model effectively deepens students' understanding of abstract concepts and strengthens their holistic command of the knowledge system, while also providing instructors with precise teaching-decision support, offering a feasible pathway for the intelligent reform of foundational courses in materials-related disciplines.

Keywords

Materials Physics, Knowledge Graph, AI Large Models, Teaching 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

材料物理学是研究材料结构、性能及其内在物理机制的学科，是材料科学与工程专业本科培养方案中的核心基础课程[1]。该课程以固体物理、热力学与统计物理、量子力学等为先修基础，内容涵盖晶体结构、晶体结合、晶格振动与热学性质、能带理论、缺陷物理、相变与扩散等模块，旨在帮助学生建立从微观到宏观的材料物理认知框架，培养其运用物理原理分析和解决材料工程问题的能力。

在多年的教学实践中，材料物理学课程面临三重结构性困境。其一，知识体系高度复杂，碎片化特征显著。课程涉及固体物理、热力学、统计物理、量子力学等多学科知识的交叉融合，各知识模块之间存在大量前置、后置、关联关系，学生普遍反映“知识点太多、太散，学完后面忘了前面”，难以构建起系统化的认知框架。其二，概念高度抽象，学生缺乏直观理解载体。如倒格子空间、布里渊区、声子色散关系、费米面等核心概念具有极强的数学抽象性，学生往往局限于对公式的机械记忆，难以构建相应的物理图像。传统教学依赖 PPT 静态图示和板书推导，缺乏动态、交互式的知识呈现手段。其三，教学过程缺乏数据支撑，学情反馈滞后。教师难以实时、精准地掌握学生对各知识点的理解程度，教学调整多依赖课后作业和期中考试等滞后性评价，无法在问题萌芽阶段实施有效干预[2]。

近年来，人工智能技术的快速发展为破解上述教学难题提供了新的技术路径。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，构建以知识点为实体、以逻辑关系为边的结构化知识体系，将碎片化的知识融汇为清晰的认知框架[3]。与此同时，基于大语言模型的 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，可作为连接学生、教师与知识库的智能交互中枢[4]。将知识图谱作为 AI 智能体的结构化知识库，使智能体的回答有据可依、有路可循，能够有效减少模型生成无事实依据内容的现象；同时，大模型的自然语言交互能力使知识图谱的丰富信息得以被学生以最自然的方式触达，实现知识组织与对话问答的双向赋能、协同增效。

2. 材料物理学课程知识图谱的构建

知识图谱是一种以图结构组织知识的方式，由节点(实体)和边(关系)构成语义网络[5]。材料物理学课程知识图谱的构建遵循“本体设计→实体与关系抽取→知识融合→人工审查与入库”的标准化流程。

2.1. 本体构建

本体构建是知识图谱构建的基础性工作，旨在定义课程领域内的核心概念类型及其相互关系。结合材料物理学的知识结构，本文构建的本体涵盖以下核心概念类型(见表 1)。

Table 1. Ontology concept list of materials physics course
表 1. 材料物理学课程本体概念列表

概念类型	说明	举例
晶体结构	描述原子在空间中的周期性排列方式	体心立方、面心立方、密排六方、倒格子
晶体结合	原子间结合力的类型与键合机制	离子键、共价键、金属键、范德瓦耳斯力
晶格动力学	晶格振动、声子及热学性质	简正模式、声子色散、态密度、比热容
电子理论	固体中电子态的描述与输运性质	自由电子气、能带结构、费米面、有效质量
缺陷物理	晶体中的点、线、面缺陷及其行为	空位、位错、晶界、缺陷反应平衡
相变与扩散	材料中相变机制与原子扩散行为	形核–长大、调幅分解、菲克定律、扩散系数
材料性能	材料对物理场的宏观响应特性	电导率、热导率、磁化率、介电常数
实验方法	材料结构与性能的表征技术	X 射线衍射、电子显微术、热分析

上述概念实体之间存在多种语义关系，构成网状知识结构。表 2 列出了本课程中的核心关系类型。

Table 2. List of ontological relationships for the materials physics course
表 2. 材料物理学课程本体关系列表

关系类型	说明	举例
前置	知识点间存在的预备知识关系	(倒格子，前置，晶面指数)
后置	与前置关系互为相反	(晶格振动，后置，声子)
关联	知识点间具有参考、对比或引申的弱关联	(能带理论，关联，自由电子气)
应用于	物理概念与材料性能之间的关系	(能带结构，应用于，导电性)
表征于	物理概念与实验方法之间的关系	(晶体结构，表征于，X 射线衍射)
父/子	概念间的属种关系	(缺陷物理，父子，点缺陷)

2.2. 实体与关系提取

知识图谱构建的核心是从课程讲义、教材、教学文档等非结构化文本中抽取出符合本体定义的实体及其语义关系。实体抽取阶段，将任务构建为文本标注问题。设计包含以下核心要素的系统提示词：首先，将 LLM (Large Language Model)定位为“材料物理知识图谱构建专家”，明确任务为从给定文本中识别课程知识实体；其次，提供完整的本体概念列表及其定义，确保 LLM 的概念理解与教学团队保持一致；再次，要求以结构化 JSON 格式输出，每个实体包含名称、类型和置信度；最后，提供 1 至 2 个少样本示例，激发模型的上下文学习能力。关系抽取阶段，将任务构建为关系分类问题。对同一文本上下文中出现的任意两个实体，从预定义关系库中选择最合适的关系类型。提示词设计明确列出所有关系类型及其定义，并将待判断的实体对及其所在原始文本一并提供，确保模型拥有充足的语境信息进行判断。

2.3. 知识融合与人工审查

从多源教学资源(教材章节、授课 PPT、实验指导书等)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，其间存在大量冗余和异构性(如同一概念“面心立方”与“FCC (Face-Centered Cubic)”指向同一实体)。采用基于预训练词向量的语义相似度计算方法进行实体对齐，将相似度超过预设阈值的实体判定为等价并进行合并。

自动化构建的知识图谱须经过严格的人工审查方可投入使用。本文设计并实施了“教学团队双人独立审核、交叉验证与协商一致”的质控流程。两位具有丰富授课经验的教师独立审核全部知识三元组，对每条三元组做出“接受”“拒绝”或“需修改”的判断，存在分歧的三元组通过讨论达成最终一致。经仲裁后的最终知识三元组列表被批量导入超星教学平台完成存储与可视化呈现。

3. 融入知识图谱的 AI 智能体构建

以构建完成的课程知识图谱为核心知识库，依托讯飞星辰 Agent 开发平台和本地化部署的轻量级大语言模型，开发了材料物理学课程专属 AI 智能助教系统。该系统的核心设计理念为：知识图谱定结构、大模型赋智能，其体系架构如下。

3.1. 系统总体架构

底层是已构建的结构化课程知识图谱，存储了全部知识点实体、属性及其语义关系，构成了系统的事实基础和推理框架。中间层是知识检索与融合模块，负责将学生问题转化为图查询语句，从知识图谱中检索相关子图及关联知识点。上层是基于大模型的交互与生成模块，将检索到的结构化知识作为最可靠的上下文，与大语言模型的通用知识相结合，生成准确且有深度的回答。

这一知识图谱增强生成架构能够降低大模型产生失实输出的概率，在处理课程内专业问题时效果显著，系统优先调用知识图谱中的权威三元组作为回答依据，确保回答有据可查；对于超出图谱覆盖范围的开放性问题，则通过大模型的通用推理能力进行适度拓展，同时向学生说明信息的来源边界。

3.2. 核心功能设计

结构化智能答疑。系统解析学生输入的自然语言问题，通过意图识别模块判断问题类型(概念辨析、机理探究、计算推导、应用延伸等)。随后调用知识图谱检索组件，将问题中的关键实体与图谱中的对应节点匹配，提取该节点及其邻居节点的结构化信息。检索到的知识子图作为核心上下文输入大模型，生成系统化、有逻辑层次的回答。

个性化学习路径生成。知识图谱中的前置/后置关系为路径规划提供了基础。当学生希望学习目标知

识点但基础薄弱时，系统自动沿前置关系回溯，生成从当前认知状态到目标知识点的一条或多条最优学习路径，并在每个节点上推荐对应的学习资源。主动式学习引导。智能体在完成当前问题回答后，以知识图谱中的关联关系为依据，自动推荐 2 至 3 个相关的延伸问题，将被动应答转化为主动引导，帮助学生在探索中建立系统性认知。

4. 学生自主图谱构建的新型教学模式

针对当前学生过度依赖 AI、被动接受知识的突出问题，本文创新性地提出“以 AI 大模型驱动学生自主构建动态知识图谱”的教学模式，将 AI 从知识结论的供给方重塑为认知活动的引导媒介。

4.1. 核心理念

在传统知识图谱教学范式下，由教师完成图谱构建工作，学生仅进行查看学习。图谱的构建者往往是教师或教学团队，学生仅作为“浏览者”和“使用者”参与。这种模式下，图谱虽具结构之美，但学生并未经历知识的组织与关联过程，体系化认知能力的培养效果有限。

本模式的核心转变在于：将知识图谱的构建权交还给学生。学生以每一章节的学习笔记为原料，在 AI 智能体的辅助下，自主提取核心概念、建立语义关联、形成个性化的知识网络。AI 不再承担知识搬运工的角色，转而充当认知脚手架，不会代为建立知识关联，而是通过提问、类比、质疑等启发手段，助力学生梳理知识点的内在联系。

4.2. 实施流程

“导－构－评－馈”四环节形成完整闭环。

导：图谱认知与工具培训。学期初，教师利用 2~3 个示范案例，如晶格常数→布拉维格子→空间群对称性的关联路径，演示知识图谱的内在逻辑与作用，培训学生操作 AI 智能体，强调 AI 仅作为学习助手，不能替代学生完成思考。

构：AI 辅助自主图谱构建，为本教学模式的核心环节。每章学习结束后，学生以课堂笔记、教材阅读笔记为素材，在 AI 智能体支持下分步开展图谱搭建：提取章节核心知识点实体，为实体撰写简明定义并标记事实性知识、概念性知识、程序性知识等认知维度；在新增与已有知识点间构建前置、后置、关联、应用于等关系，完成图谱增量更新；AI 智能体自动生成图谱可视化效果，提供关联质量评分与潜在遗漏关联提示，帮助学生迭代优化图谱框架。

评：图谱质量评估与互评。本环节引入同伴互评机制，学生将构建完成的知识图谱提交小组开展交流，组内成员依据节点覆盖完整性、关系准确性与丰富度、跨章节关联深度三项评价维度进行打分并提供修改建议，教师筛选具有代表性的图谱案例用于课堂点评分析。

馈：学情数据驱动的教学调整。系统自动汇总全体学生的图谱构建数据，生成班级层面的知识关联热力图与薄弱节点分布图，教师依托上述结果精准识别班级普遍存在的知识困惑，在后续教学中开展针对性重点讲解。

4.3. 面向认知中介定位的 AI 智能体设计

为避免学生交由 AI 代劳，智能体的设计遵循脚手架递减原则：初学适应期 AI 提供较强力度的引导，给出关联类型建议候选列表、关键词提取示例等；熟练应用期 AI 逐步缩减提示，仅针对学生构建的关联给出质量反馈，启发学生思考已建立的知识联系之外是否还存在其他潜在关系，倒逼学生主动开展知识挖掘；自主建构期 AI 退至后台，仅在学生出现明显逻辑矛盾或知识遗漏时进行介入，形成学生主导、AI 纠偏的协同模式。经由上述设计，学生完成碎片化知识点到主动关联再到体系化图谱的完整认知建构过

程，不再将 AI 视作抄作业的工具，而是把它作为锤炼思维的磨刀石。

5. 协同驱动赋能精准助学

知识图谱与 AI 智能体协同驱动模式，以知识图谱为知识核心、AI 智能体为交互接口，融合结构化知识表征与智能交互能力，向学生提供精准主动的可视化学习支持。

5.1. 知识图谱赋能学习状态可视化感知

基于知识图谱的学习进度映射功能，将学生的学习活动(视频观看、作业完成、问答交互、图谱构建进度等)映射到图谱中的对应知识点节点上。

更为关键的是，系统依托图谱关联分析完成知识薄弱点的根源性定位。以学生能带结构知识点测试效果不佳为例，系统并非仅标记该节点为知识薄弱项，而是顺着知识前置关系开展回溯分析，甄别问题是否源于倒格子、布里渊区等先修知识点掌握不到位。依托溯源式诊断，学生可以清晰识别学习障碍的根本成因。

5.2. 图谱建构驱动的自主探究式学习

区别于传统模式依靠教师推送知识的形式，本模式下的知识图谱由学生自主编织生成。建构阶段，学生需要持续开展自我反思，思考当前概念与已学概念的对应关系、该概念所属的知识模块、所需的前置知识，以及是否存在尚未建立的知识关联。

这种建构式学习具备深层次教学效益，学生不再被动接受标准化权威图谱的单向引导，而是在持续地质疑、探索与修正过程中，主动搭建并完善专属的个人认知网络。已有研究表明，知识图谱辅助教学可有效提升学生对复杂专业概念的系统化认知能力，而自主建构的学习机制能够进一步放大该教学成效，助力学生形成完整、连贯、个性化的知识体系[6]。

5.3. AI 智能体充当实时个性化学习伙伴

AI 智能体将知识图谱的结构化能力转化为无处不在的个性化交互支持。学生不再受限于教师的办公时间或答疑课时，可随时以自然语言发起提问。智能体依托知识图谱进行推理，其回答不仅包含直接答案，更会阐明知识点间的内在联系。智能体在答疑后主动推荐关联性延伸问题，将单向的信息获取转变为多轮次的对话式探索。

6. 协同驱动赋能精准助教

知识图谱与 AI 智能体的协同作用不仅面向学生端的学习活动提供支持，同时能够为教师输出数据驱动的教学决策依据，推动教学模式由依赖主观判断的经验式教学向以客观数据为支撑的精准化教学转型。

6.1. 基于交互数据的学情实时感知

系统采集并解析学生与 AI 智能体之间的全部交互日志，涵盖提问热点分布、问题类型划分、知识图谱构建质量等多维度信息，自动生成班级整体学情热力图，直观呈现全班学生的知识掌握现状。依托可视化的分析结果，教师能够快速识别多项关键教学信息：哪些知识点是学生高频咨询的内容，哪些知识点容易引发学生持续追问，又有哪些知识点对应的图谱关联构建整体质量处于较低水平。

依靠该分析机制，教师可以及时捕捉班级群体普遍存在的知识难点与认知困惑，不必完全依赖课后作业、单元测验等滞后的评价手段完成学情判断。例如当多名学生针对费米面这一知识点搭建的知识关联数量偏少、逻辑关系单薄时，系统会向教师管理端推送相应预警信号。教师可以在课堂教学推进过程

中就及时定位群体性学习问题，灵活调整授课节奏，适时开展补充讲解与针对性答疑，将教学干预前置，有效化解学生的认知障碍。

6.2. 知识图谱驱动的课程目标达成度分析

课程目标达成度评价是工程教育专业认证工作当中的关键组成部分，也是持续改进教学质量的重要依据。本教学模式依托知识图谱预先搭建知识点与课程目标之间的映射对应关系，以此实现课程目标达成度的自动化测算，同时输出具备可解释性的分析结果，弥补传统达成度评价结果只输出分数、难以定位问题根源的短板。

完成各项课程目标与对应知识点的关联绑定之后，系统会依据预设映射规则，自动聚合学生在知识点习题、课后作业、知识图谱构建质量等多场景下的学习表现，计算得到各项课程目标对应的达成度数值。该分析体系具备层级化向下追溯的能力：教师可以从课程目标整体达成情况出发，逐层向下查看各个从属知识点的得分分布，还可以进一步定位到具体学生，查看该学生在对应知识点上存在的图谱关联构建缺陷。这套可追溯、高透明度的分析链路，能够帮助教师厘清教学问题产生的根源，为后续开展靶向教学改进提供明确的实施方向。

6.3. 据驱动的教学资源优化

系统持续采集各类教学资源的使用行为数据，包括资源点击频次、平均观看时长、知识图谱内部对各类资源的引用频次等客观指标，为教师迭代优化教学资源集合提供量化参考。通过对统计数据进行综合研判，教师能够区分不同教学资源的实际应用效果，甄别使用体验好、教学收益高的资源，同时筛选出实际教学成效与设计预期存在明显偏差的内容。

基于上述数据反馈，教师可以开展有理可依的教学资源迭代工作：对教学效果突出的资源进行内容扩充与重点强化，对效果不佳的资源进行内容修订或者直接替换更新，推动课程教学资源库形成动态更新、持续自我迭代的运行机制。该方式改变以往依靠教师主观感受调整教学资源的工作模式，让资源更新优化建立在学生真实使用行为数据之上，进一步提升课程资源与学生学习需求之间的匹配程度。

7. 教学实践与效果分析

知识图谱与 AI 大模型协同驱动的教学模式于 2025~2026 学年在湖北汽车工业学院光电工程学院材料物理学课程中开展了一学期的教学实践(授课对象为 2023 级新能源专业本科生，共 86 人，分属 2 个平行班级)。基于超星平台学情数据、学生知识图谱质量评估以及与上一学年传统教学模式的纵向对比，本研究从学习成效、知识建构质量与教师教学效能三个维度对改革成效进行了系统评估。

7.1. 学习效果对比

教学效果核心指标的对比结果如表 3 所示。

上述数据呈现出三点值得关注的信号：

第一，平均成绩的稳步提升体现了基础知识的巩固。期末平均成绩由 73.8 分提升至 83.2 分(+9.4 分)，结合知识点阶段测试正确率由 72%提升至 84% (+12 个百分点)，表明协同驱动模式在概念性知识的吸收与保持上具有稳定增益。

第二，跨章节综合题得分率的大幅跃升印证了体系化认知的形成。该指标由 58%提升至 76% (+18 个百分点)，是所有观测指标中涨幅最大的一项。这一变化具有特殊意义——综合题得分率直接反映学生将分散概念整合为连贯知识网络的能力，而该能力的跃升与“学生自主构建知识图谱”这一核心环节高度

耦合，进一步印证了显性化知识组织对高阶认知能力的支撑作用。

第三，师生互动频次的数量级提升改变了教学节奏。人均互动频次由 0.5 次/周增至 4.1 次/周(提升约 8 倍)，意味着 AI 智能体有效承接了大量基础性答疑与即时反馈，使教师得以将精力集中于高阶指导与价值引领——这也为学生主观感知的“知识体系清晰度”由 3.1 分提升至 4.2 分提供了现实支撑。

Table 3. Comparison of learning effects before and after teaching reform
表 3. 教学改革前后学习效果对比

评估指标	传统模式 (2024~2025 学年)	协同驱动模式 (2025~2026 学年)	变化幅度
期末平均成绩	73.8	83.2	+9.4
知识点掌握率(阶段测试平均正确率)	72%	84%	+12pp
跨章节综合题得分率	58%	76%	+18pp
学生对“知识体系清晰度的评分”(5 分制)	3.1	4.2	+1.1
师生互动频次(人均/周)	0.5	4.1	+3.6

7.2. 学生知识图谱构建质量分析

对试点班级 86 名学生提交的课程知识图谱进行质量评估，关键量化指标如下：

从图谱构建质量各项核心指标来看，学生整体建构效果较为可观，在节点覆盖度方面，人均自主构建 45 至 60 个核心知识点节点，能够基本覆盖课程全部一级与二级知识概念，保障了知识体系的完整性；在关联密度层面，学生人均搭建 120 至 180 条知识点语义关联，其中跨章节关联占比平均达到 35%，充分体现出知识图谱横向贯通、整合零散知识的核心优势；在关联准确率上，经教师审核统计，学生自主构建的知识关联整体准确率可达 82%，表明学生已初步掌握知识点关联建构的方法与逻辑，具备基础的自主建图能力，同时也反映出学生对部分概念的理解仍存在偏差，需要依托教师的针对性引导持续修正优化，减少概念误连、错连等问题，进一步提升图谱建构的精准度与规范性。

在质性反馈方面，多数学生认可图谱建构对学习的促进作用。代表性反馈如下：

“以前觉得能带理论、费米面这些概念都是孤立的，画了图谱才发现它们之间有一条完整的逻辑链。”(大三，李同学)

“最开始觉得画图谱很麻烦，但画完两章之后，发现复习的时候直接顺着图谱走，比翻书快多了。”(大三，王同学)

上述反馈表明，知识图谱的显性化建构过程不仅帮助学生梳理概念间的逻辑关系，更将“图谱本身”转化为一种可重复使用的复习脚手架，由此改变了学生的学习方式与认知路径。

7.3. 教师端应用效果

从教师视角看，该模式在教学管理层面同样带来了显著的效率提升。一方面，课程目标达成度的统计与归因工作由传统方式下的约 4 小时缩短至约 0.5 小时，提效近 8 倍；另一方面，基于智能体交互日志与图谱实现学情数据自动汇总，让教师课前便能明确学生上周学习困惑的分布情况与相关薄弱知识点，并据此动态调整当周教学重点与课堂讨论议题。教学决策由此由经验驱动转向数据驱动，初步实现了精准教学。

7.4. 局限性分析

第一，实验设计与统计检验存在不足。本轮改革采用学年之间纵向对比，未设置同一学期内随机分配的实验组与对照组，难以完全排除时间、教师状态、学生生源等混杂干扰变量；同时本研究各类教学成效量化指标未开展统计显著性检验，缺少 p 值等统计参数支撑，改革成效结论有待更严格的实验进一步证实。后续研究建议采用随机对照试验(RCT)，在同一学期设置实验组与对照组，对全部量化对比结果开展统计显著性检验并报告 p 值，提升研究证据的科学性。

第二，试点规模受限。本轮教学实践仅覆盖 2 个平行班级($n = 86$)，样本规模对结果的统计显著性构成约束，相关结论尚需在更广范围内进一步验证。

第三，自主建构环节对学习能力存在门槛。“学生自主构建知识图谱”对学生的信息组织能力与元认知水平提出了一定要求，初期约有 15%~20%的学生表现出明显的不适应，提示后续需配套阶梯化的引导框架与脚手架设计。

第四，AI 智能体的回答质量仍存在提升空间。在涉及复杂计算推导(如能带结构、态密度积分等)的场景下，智能体偶有计算错误或公式缺漏，需配合人工复核机制加以约束。

综上，上述局限将作为下一轮迭代的重点优化方向：一是完善实验研究方案，开展同一学期下的随机对照试验，引入统计显著性检验并报告 p 值，严格验证教学改革真实效果；二是设计分级图谱模板与示范案例，以降低基础薄弱学生的认知负荷；三是构建“智能体推理 + 教师审核”的双层校验链路，全面提升 AI 辅助教学的可靠性。

8. 反思与展望

尽管本次教学改革取得了阶段性成效，但落地实践过程中也暴露出若干有待进一步研究与解决的现实问题。

剖分 AI 依赖悖论的破解成效与现实挑战。本模式的核心创新点在于依靠学生自主构建图谱，以此破解学习过程中凡事依靠 AI 完成任务的困境。教学实践证明，该设计能够引导相当一部分学生转变学习方式，从交由 AI 代劳过渡到借助 AI 开展辅助思考；但仍存在部分学生直接复制 AI 输出的图谱关系敷衍完成任务的现象。因此，如何设计更为完善的图谱质量评价体系与学习激励机制，引导学生追求真实的知识建构，避免流于形式化的任务完成，将是后续研究需要重点攻克的内容。

现有教学方案需要整合超星平台、Neo4j 图数据库以及本地化大模型，整体技术架构相对复杂，对教师的数字化信息素养具备较高要求。后续计划研发可在 Web 端直接运行的轻量级图谱构建工具，并配套制定标准化教师培训方案，以此降低模式落地应用的技术门槛。

知识图谱的动态更新机制有待完善。现阶段知识图谱仅能够按照学期周期完成版本迭代，还无法自动同步吸纳学科前沿研究成果。后续拟引入基于文献自动摘要的知识增量捕获机制，实现知识图谱伴随学科发展持续动态演进。

在后续实证层面，将采用随机对照试验(RCT)的研究范式，完善统计显著性检验流程，报告 p 值等统计指标，进一步夯实本教学模式的实证证据。面向未来，本研究将重点开展三方面工作：一是研发轻量化图谱构建工具，支持学生通过拖拽式交互完成知识点关联搭建，降低操作难度；二是搭建面向图谱构建质量的自动评分算法，在减轻教师人工评价压力的同时，充分调动学生开展自主建构的内在动机；三是尝试将该教学模式迁移应用至光电工程学院其余核心课程，逐步搭建起跨课程互通的一体化知识图谱网络。

9. 总结

材料物理学作为材料科学与工程专业的基础核心课程，其教学改革的核心命题在于如何帮助学生在

高度抽象的概念丛林中建立系统化的认知框架，同时在 AI 工具普及的时代保持思维的主动性。本文提出的“知识图谱与 AI 大模型协同驱动、学生自主建构图谱”的教学模式，推动 AI 由答案提供者向认知中介转型，使学生在图谱建构过程中完成从碎片化知识到体系化认知的跃迁。实践表明，该模式有效提升了学生对抽象概念的理解深度与知识体系的整体把握能力，为材料类基础课程的智能化教学改革提供了可复制的实践范式。正如武汉理工大学的实践所证明的，“教师高效教、学生精准学”的良性生态正在成为材料学科教育的新常态。

基金项目

湖北汽车工业学院教学改革研究项目：知识图谱与 AI 大模型协同驱动的材料物理学教学改革实践：JY2025033；面向汽车产业链的“AI＋ 车规芯片”产教融合人才培养体系研究与实践，JY2026025；汽车产业数智制造背景下《工程伦理》智慧课堂的内容构建与教学实践，Y202509。

参考文献

[1] 高卫红, 傅宇东, 孙斌, 等. 新工科背景下材料物理学课程教学创新改革的思考与实践[J]. 高教学刊, 2026, 12(6): 76-79, 84.

[2] 刘高斌, 王森, 卢艳青, 等. 材料专业“固体物理”课程混合式教学改革探讨[J]. 教育教学论坛, 2026(25): 126-130.

[3] 王戈明, 刘繁, 匡双阳, 赵洪阳, 邵晨冬. 材料物理专业实习教学模式的创新与实践[J]. 创新教育研究, 2025, 13(6): 599-605.

[4] 王鹏, 张居敏. 物理与数据双驱动的材料力学 AI 教学实践[J]. 教育进展, 2026, 16(9): 535-543.

[5] 颉雨佳, 刘叶, 朱裔荣, 陈文昊. 新工科背景下材料固体物理课程教学改革的探索和实践[J]. 创新教育研究, 2025, 13(12): 53-60.

[6] 唐剑锋, 王放, 李冠男, 等. 产出导向的课程设计助力研究生综合能力培养——以材料物理学课程为例[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2022, 47(8): 117-124.