

AI赋能新工科跨学科项目式教学资源体系建设与实践研究

李梦琳^{1*}, 夏 巍^{2#}

¹湖北师范大学文理学院, 湖北 黄石

²湖北师范大学人工智能与计算机学院, 湖北 黄石

收稿日期: 2026年7月16日; 录用日期: 2026年8月18日; 发布日期: 2026年8月25日

摘 要

新一轮科技革命和产业变革对工程人才培养提出了智能化、跨学科和实践化的新要求。新工科教育强调面向未来产业需求, 推动人工智能技术、专业知识与真实工程问题深度融合。项目式学习作为培养学生复杂工程问题解决能力和创新实践能力的重要方式, 与新工科建设目标高度契合。然而, 当前跨学科项目式教学仍存在资源整合不足、实践场景有限、个性化指导薄弱和评价方式单一等问题。基于此, 本文从政策逻辑、技术逻辑和知识逻辑三个维度分析AI赋能新工科跨学科PBL的内在机理, 并提出由模块化课程群资源、“双映射”数字孪生实践平台和生成式AI学习支架构成的教学资源体系。研究认为, 该体系有助于促进产教融合, 提升学生工程实践能力、创新能力和跨学科素养, 但在应用中仍需关注伦理安全、技术依赖、教师数智素养和数字鸿沟等问题。在此基础上, 本文进一步提出由物理实体与资源层、数据接入与治理层、孪生建模与仿真层、决策回写与安全门控层、教学服务与评价层构成的技术架构, 并以智慧交通项目说明仿真结果如何转化为可执行参数, 反向指导实体设备调试与工程验证; 同时将生成式AI学习支架设计为由检索增强生成知识库、学习者模型、项目阶段识别、多角色智能体和支架渐隐机制组成的可追踪系统。理论上, 研究融合认知学徒制、支架理论、自我调节学习、认知负荷与分布式认知, 明确“真实任务-双向表征-人机协同-反思调节-迁移创造”的作用链条。

关键词

人工智能, 新工科, 项目式学习, 跨学科教育, 教学资源体系

Research on the Construction and Practice of an AI-Empowered Interdisciplinary Project-Based Learning Resource System for Emerging Engineering Education

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 李梦琳, 夏巍. AI 赋能新工科跨学科项目式教学资源体系建设与实践研究[J]. 教育进展, 2026, 16(8): 1438-1448. DOI: 10.12677/ae.2026.1681775

Menglin Li^{1*}, Wei Xia^{2#}¹College of Arts and Science, Hubei Normal University, Huangshi Hubei²School of Artificial Intelligence and Computer Science, Hubei Normal University, Huangshi Hubei

Received: July 16, 2026; accepted: August 18, 2026; published: August 25, 2026

Abstract

The new round of scientific and technological revolution and industrial transformation has raised new requirements for engineering talent cultivation, emphasizing intelligence, interdisciplinarity, and practice orientation. Emerging Engineering Education focuses on future industrial needs and promotes the deep integration of artificial intelligence technologies, professional knowledge, and real engineering problems. Project-Based Learning, as an effective approach to cultivating students' ability to solve complex engineering problems and engage in innovative practice, is highly consistent with the goals of Emerging Engineering Education. However, current interdisciplinary PBL still faces problems such as insufficient resource integration, limited practical scenarios, weak personalized guidance, and a single evaluation approach. Therefore, this paper analyzes the internal mechanism of AI-empowered interdisciplinary PBL in Emerging Engineering Education from the perspectives of policy logic, technical logic, and knowledge logic. It further proposes a teaching resource system composed of modular curriculum resources, a dual-mapping digital twin practice platform, and a generative AI-driven learning scaffold. The study argues that this system can promote industry-education integration and improve students' engineering practice ability, innovation capacity, and interdisciplinary competence. Meanwhile, issues such as ethical security, technological dependence, teachers' digital and intelligent literacy, and the digital divide should be carefully addressed. On this basis, this paper further proposes a technical architecture consisting of five layers: The physical entity and resource layer, the data acquisition and governance layer, the digital twin modeling and simulation layer, the decision feedback and safety control layer, and the teaching service and evaluation layer. Taking a smart transportation project as an example, it illustrates how simulation results can be transformed into executable parameters, thereby providing reverse guidance for the debugging of physical equipment and engineering validation. Meanwhile, the generative AI learning scaffold is designed as a traceable system composed of a retrieval-augmented generation knowledge base, learner model, project-stage identification mechanism, multi-role intelligent agents, and scaffold fading mechanism. Theoretically, this study integrates cognitive apprenticeship theory, scaffolding theory, self-regulated learning theory, cognitive load theory, and distributed cognition theory, establishing an operational pathway of "authentic tasks-bidirectional representation-human-AI collaboration-reflective regulation-transfer and creation."

Keywords

Artificial Intelligence, Emerging Engineering Education, Project-Based Learning, Interdisciplinary Education, Teaching Resource System

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**

新一轮科技革命和产业变革正在重塑工程教育的价值取向、知识结构与培养模式[1]。人工智能、大

数据、数字孪生、智能制造、车路云协同等技术快速发展,使传统工程领域呈现出明显的智能化、网络化和跨界融合特征。工程人才不仅需要掌握本专业知识,还需要具备数据思维、算法理解、系统集成、复杂问题解决与跨学科协同创新能力。正是在这一背景下,新工科教育成为我国高等工程教育改革的重要方向。教育部《新工科研究与实践项目指南》强调,要面向产业变革和未来发展需求,推动信息技术与工程教育深度融合,建设优质教学资源和实践平台[2]。

新工科教育的核心并非简单增设新专业或新课程,而是推动人才培养逻辑从“学科供给导向”转向“产业需求导向”,从“专业分割培养”转向“跨界融合育人”。然而,从现实情况看,人工智能教育资源仍主要集中在计算机、软件工程、人工智能等信息类专业,机械、交通、车辆、土木、材料等传统工科专业的 AI 课程基础相对薄弱,教学内容与真实产业场景衔接不足,学生难以形成支撑产业智能化转型的复合能力。部分高校虽已开设人工智能基础课程,但仍存在案例碎片化、实践资源封闭化、项目任务低阶化等问题,未能有效支撑学生解决复杂工程问题[3] [4]。

项目式学习强调以真实问题为牵引,通过团队协作、方案设计、持续探究和成果展示,促进学生知识建构与能力生成。PBL 与新工科强调的复杂工程问题解决、跨学科融合和创新实践具有天然契合性。但在传统 PBL 实施过程中,仍面临资源接入浅层化、教师指导不足、项目评价单一、学生学习路径缺乏个性化支持等限制。生成式人工智能、数字孪生、扩展现实等新兴技术的出现,为破解上述难题提供了新的可能。研究表明,生成式 AI 能够推动教学结构由“师-生”二元关系向“师-机-生”三元协同结构转变,从而支持个性化学习、智能反馈与学习过程重构[5] [6]。

因此,构建 AI 赋能的新工科跨学科 PBL 教学资源体系,不仅是高校课程改革的技术更新,更是工程教育范式转型的重要支点。其意义在于:一方面,通过 AI 技术将产业真实问题转化为可教学、可实践、可评价的项目资源;另一方面,通过智能学习支架、虚实融合平台和多主体协同机制,提升学生的工程实践能力、跨学科素养和创新能力。基于此,本文围绕 AI 赋能新工科跨学科 PBL 的耦合逻辑、资源体系构建路径、实践应用成效及现实挑战展开讨论,以期为新型工程人才培养和高等工程教育数字化转型提供参考。

国际研究已从人工智能辅助教学的工具效能讨论,逐步转向教学关系、学习过程和制度治理的系统考察。高等教育人工智能既有研究较多关注预测、评价和智能辅导,而教师角色与教学设计视角相对不足[7]。面向工程教育的最新综述进一步表明,AI 应用已扩展到智能导师、学习分析、设计支持、编程辅助和能力评价,但不同研究在真实工程情境、跨学科协作和长期学习成效方面仍缺少一致的评价证据[8]。生成式 AI 研究则开始关注评价重构、自我调节学习和高阶思维,强调应把 AI 从“答案生成器”转化为促进论证、比较、反思和协同意义建构的学习伙伴。

数字孪生教学应用的研究主要集中于制造、建造和工业培训。Karanam 和 Hartman 的系统综述显示,数字孪生与虚拟学习环境可通过实时数据、沉浸式仿真和自适应路径弥合理论与实践之间的距离,但仍受到实施成本、可扩展性、数据安全和平台互操作性的限制[9]。Omrany 等在建造教育研究中也指出,现有案例较为分散,亟需将物理实体、虚拟模型、教学任务和评价整合为结构化学习过程[10]。这些研究证明了数字孪生的教育潜力,但多数工作仍以“物理对象到数字模型”的单向映射为主,对仿真结论如何经约束校验、教师审批和参数转换后反馈至真实操作,讨论尚不充分。

国内相关研究主要围绕新工科建设逻辑、“AI+”课程体系、产教融合和数智化教学平台展开,形成了需求导向、跨学科课程群和校企协同育人的基本共识[11]。但现有成果多停留在理念阐释、资源分类或平台功能罗列层面,对生成式 AI 支架的阶段识别、学习者建模、证据检索、反馈渐隐和过程留痕等机制缺乏细化;同时,平台设计与学习科学、认知科学理论之间的对应关系尚未充分建立。

基于上述不足,本文的研究贡献体现在三个方面:第一,在政策逻辑、技术逻辑和知识逻辑之外,

引入认知学徒制、支架理论、自我调节学习、认知负荷和分布式认知，解释 AI 与数字孪生何以促进复杂工程学习；第二，将“双映射”平台细化为“状态同步－模型校准－情境仿真－多目标优化－安全门控－参数回写－物理验证－误差再校准”的闭环；第三，提出面向 PBL 全过程的生成式 AI 支架，利用检索增强生成、项目阶段识别、学习者模型和支架渐隐，确保反馈可追溯、可核验并保持学生的认知主体性。

2. AI 赋能新工科跨学科 PBL 的耦合逻辑

AI 赋能新工科跨学科 PBL，并不是将人工智能工具简单嵌入课堂，也不是把传统项目教学搬到数字平台上，而是在政策目标、技术条件和知识生产方式之间形成深层耦合。只有理解这种耦合逻辑，才能避免“技术装饰化”和“资源堆砌化”，真正实现工程教育质量提升。PBL 的三重耦合逻辑如表 1 所示。

Table 1. Threefold coupling logic of AI-enabled interdisciplinary project-based learning in new engineering education
表 1. AI 赋能新工科跨学科 PBL 的三重耦合逻辑

逻辑维度	核心内涵	对 PBL 教学的作用	资源体系建设要求
政策逻辑	服务国家战略、新型工业化和新工科建设	明确人才培养方向，推动产教融合	面向产业需求的项目案例库
技术逻辑	生成式 AI、数字孪生、XR 和学习分析等技术支撑	重构教学场景，提供智能反馈和虚实融合实践	建设智能平台、虚拟仿真环境和数据支持系统
知识逻辑	从单一学科知识传授转向跨学科协同创新	促进复杂工程问题解决和知识迁移	建设模块化课程群和跨学科项目资源

2.1. 国家战略牵引下的人才培养重构

从政策层面看，AI 赋能新工科 PBL 具有鲜明的国家战略导向。《新一代人工智能发展规划》明确提出，要加快人工智能人才培养，完善人工智能教育体系，推动人工智能与各行业融合发展[12]。新工科建设则进一步要求高校主动面向新经济、新产业和新业态，重构专业体系、课程体系和实践体系。这意味着工程教育不能停留在传统知识传授层面，而必须服务国家新型工业化、制造强国和数字中国建设。

在这一政策逻辑下，跨学科 PBL 成为落实新工科理念的重要载体。它能够把人工智能、工程专业知识、产业场景和社会需求整合到同一学习过程中，使学生在真实或准真实任务中理解技术应用边界、工程约束条件和社会价值。尤其对于非信息类工科专业而言，AI 赋能 PBL 能够弥补传统课程中智能技术训练不足的问题，推动学生从“会使用工具”走向“能解决复杂工程问题”。因此，AI 赋能不是外部附加，而是新工科人才培养结构性改革的内在要求。

2.2. 数智技术推动教学场景重构

从技术层面看，生成式人工智能、数字孪生、扩展现实和学习分析等技术，为 PBL 提供了更加真实、开放和动态的学习环境。传统工程实践往往受到设备成本、安全风险、实验周期和场地条件限制，学生难以反复试错，也难以接触复杂系统的全过程。数字孪生技术可以构建物理空间与虚拟空间之间的映射关系，使学生在数字场景中完成仿真、监测、调试和优化。相关研究指出，数字孪生正在成为工程教育中支持不同认知层次学习的重要工具[13]。

生成式 AI 则为项目学习提供了智能化学习支架。学生可以借助 AI 进行问题澄清、资料检索、方案生成、代码检查、报告优化和反思评价。与传统教师单向指导相比，AI 能够提供即时反馈和个性化建议，使学习过程更加连续、灵活和可追踪。国外关于生成式 AI 与工程教育的研究也指出，AI 工具能够支持课程协同、跨学科合作、产业项目和能力本位评价，但同时需要重视伦理、学术诚信和公平性问题。

因此, AI 赋能 PBL 的技术逻辑在于: 通过数智技术把工程学习从静态课堂转向动态场景, 从单一知识学习转向复杂系统实践, 从经验性指导转向数据驱动的精准支持。

2.3. 从学科知识传递到跨学科协同创新

从知识生产逻辑看, 新工科跨学科 PBL 体现了工程知识生成方式的转变。传统工程教育多以学科体系为基础, 强调知识的系统性和规范性, 这种模式有利于学生掌握基础理论, 但容易造成知识边界固化和应用情境缺失。面对智能制造、智慧交通、智能医疗等复杂场景, 单一学科知识已难以独立解决问题, 工程创新越来越依赖多学科知识的集成。

AI 技术进一步加速了知识生产方式的转型。知识不再只是教材中的固定内容, 而是在数据、算法、模型、平台和工程场景的互动中不断生成。学生在 PBL 中需要调用机械设计、控制工程、计算机视觉、数据分析、伦理规范和用户体验等多类知识, 通过团队协作完成问题定义、方案设计、模型训练、系统集成和结果评价。这种过程体现出跨学科协同创新的特征。

生成式 AI 还改变了学生获取和组织知识的方式。它可以帮助学生快速建立知识框架, 但真正的学习价值并不在于获得现成答案, 而在于通过提问、验证、比较和反思形成高阶认知。研究者提醒, 生成式 AI 教育应用可能带来“去技能化”风险, 即技术过度替代可能削弱学习者的核心能力。因此, AI 赋能 PBL 的知识逻辑应强调“人机协同建构”, 既发挥 AI 的信息整合和智能反馈优势, 又坚持学生在问题判断、方案选择和价值决策中的主体地位。

2.4. 学习科学与认知科学视角下的作用机制

从社会建构主义和认知学徒制视角看, 复杂工程能力并非通过抽象知识的线性传递形成, 而是在真实任务、专家示范、协同实践和反复修正中逐步内化。数字孪生把难以直接观察的系统状态、变量关系和因果链条外显为可操控表征, 教师和企业导师可以围绕模型假设、方案选择与故障诊断开展示范、教练和反馈, 使学生经历“观察 - 模仿 - 独立解决 - 迁移创新”的认知学徒过程[14]。

支架理论强调支持应处于学习者现有能力与潜在发展水平之间, 并随能力提高逐步撤除[15]。据此, 生成式 AI 支架不能采用固定强度, 而应依据项目阶段、知识掌握、错误类型和连续表现进行动态调节: 初学阶段提供概念解释、步骤提示和示例对照; 进阶阶段转向追问、反例、证据核验和自我解释; 当学习者能够稳定完成任务时降低提示粒度, 仅保留风险提醒和反思问题。若出现连续性错误, 则重新激活相应支架, 实现“诊断 - 支持 - 渐隐 - 再诊断”的循环。

自我调节学习理论为人机协同过程提供了时间结构。项目开始时, AI 协助学生设定目标、拆分任务和制定验证计划; 项目进行中, 学习分析模块记录提问、代码提交、模型迭代和团队协作, 并提示学生监控进度与策略有效性; 项目结束后, 反思智能体引导学生比较预期与结果、解释失败原因并形成迁移规则。这样, AI 反馈嵌入“计划 - 执行 - 监控 - 反思”的闭环, 而非替代学生决策[16]。

认知负荷理论提示, 数字孪生可通过可视化和分步仿真降低复杂系统的无关认知负荷, 但过多界面、并行信息和即时建议也可能造成分心与依赖[17]。因此, 平台应采用分层呈现、关键变量突出、按需展开和提示限流, 并要求学生对 AI 建议进行证据说明。分布式认知进一步表明, 工程问题求解分布于学生、教师、AI 工具、模型、设备和规范之间[18]; 教学设计的关键是明确各主体的认知责任, 使 AI 负责检索、计算与反馈, 学生负责问题判断、证据权衡和价值决策。由此形成“真实任务 - 双向表征 - 人机协同 - 反思调节 - 迁移创造”的理论作用链条。

3. AI 赋能的跨学科项目式教学资源体系构建

构建 AI 赋能的跨学科 PBL 教学资源体系, 应坚持系统化、模块化、开放化和可持续原则。该体系

不是单一课程资源库,而是由课程群资源、数字孪生平台、生成式 AI 学习支架、项目案例库和评价反馈机制共同组成的闭环生态。其中,跨学科项目式教学资源体系结构图,如图 1 所示。在总体资源框架基础上,图 2 进一步给出“双映射”数字孪生平台与生成式 AI 学习支架的协同技术架构及关键数据流。

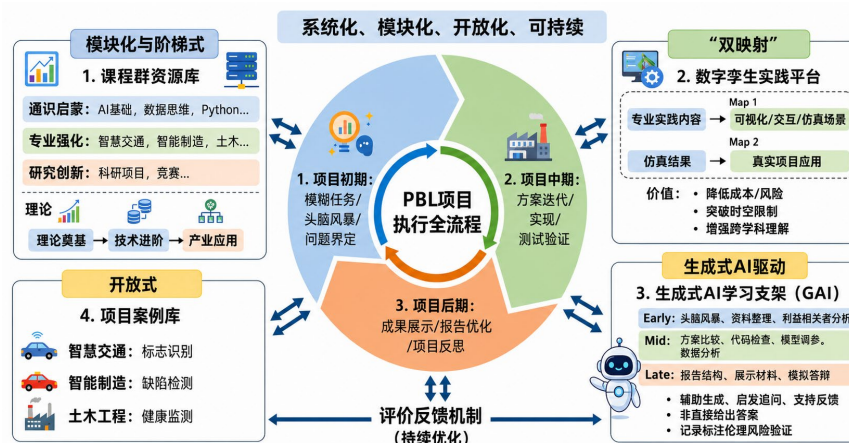


Figure 1. Framework for constructing an interdisciplinary project-based learning resource system

图 1. 跨学科项目式教学资源体系构建框架图

3.1. 模块化与阶梯式的课程群资源

首先,应打破传统专业课程之间的封闭边界,构建“通识启蒙-专业强化-研究创新”本研究贯通的阶梯式课程群。在通识启蒙层面,应面向全体工科学生开设人工智能基础、数据思维、工程伦理、Python编程、机器学习导论等课程,使非信息类专业学生具备理解 AI 技术的基本能力。在专业强化层面,应结合不同工科专业特点开发应用模块,如智慧交通中的交通标志识别、车辆轨迹预测、交通流量预测;智能制造中的缺陷检测、设备状态监测、机器人路径规划;土木工程中的结构健康监测和施工安全识别。

在研究创新层面,可依托科研课题、企业真实项目和学科竞赛,形成开放式项目资源库。课程群建设应遵循“理论奠基-技术进阶-产业应用”的逻辑,使学生逐步完成从知识理解到技术应用再到创新实践的能力跃迁。已有研究提出,新工科背景下人工智能课程建设应结合专业应用场景,突出需求导向和工程实践能力培养。因此,课程资源不能停留在算法原理介绍,而应通过项目案例实现 AI 知识与专业问题的深度融合。

3.2. “双映射”数字孪生实践平台

“双映射”数字孪生实践平台不是把实体设备简单复制到虚拟空间,而是构建“物理状态进入数字空间”和“数字决策返回物理空间”的双向闭环。第一重映射以传感器、PLC、摄像头、实验记录和行业数据为输入,将专业实践内容转化为可计算的几何模型、机理模型、数据驱动模型和行为规则,并通过时间戳对齐、异常值处理、状态估计和参数辨识保持虚实状态同步。第二重映射则把仿真与优化所得的控制参数、操作步骤和风险边界,经约束校验、教师审批和测试台验证后,转化为物理设备能够执行的指令或操作单,随后再采集实体运行结果校准孪生模型,形成持续迭代的工程学习闭环。

从技术结构看,平台可划分为五个相互连接的层级:物理实体与项目资源层负责真实设备、产业案例和专业规范;数据接入与治理层通过 API 网关、消息总线和时序数据库完成多源数据采集、清洗、脱敏和版本管理;孪生建模与状态同步层维护几何、机理与数据模型;仿真与智能决策层提供场景生成、灵敏度分析、异常检测和多目标优化;执行映射与教学服务层完成参数转换、安全门控、可视化、任务

编排与学习证据导出。不同专业可根据任务特征选择卡尔曼滤波或贝叶斯更新进行状态估计, 采用代理模型与蒙特卡洛仿真分析不确定性, 并使用 Pareto 优化或 NSGA-II 在效率、能耗、安全和成本等目标之间寻找可解释的折中方案。

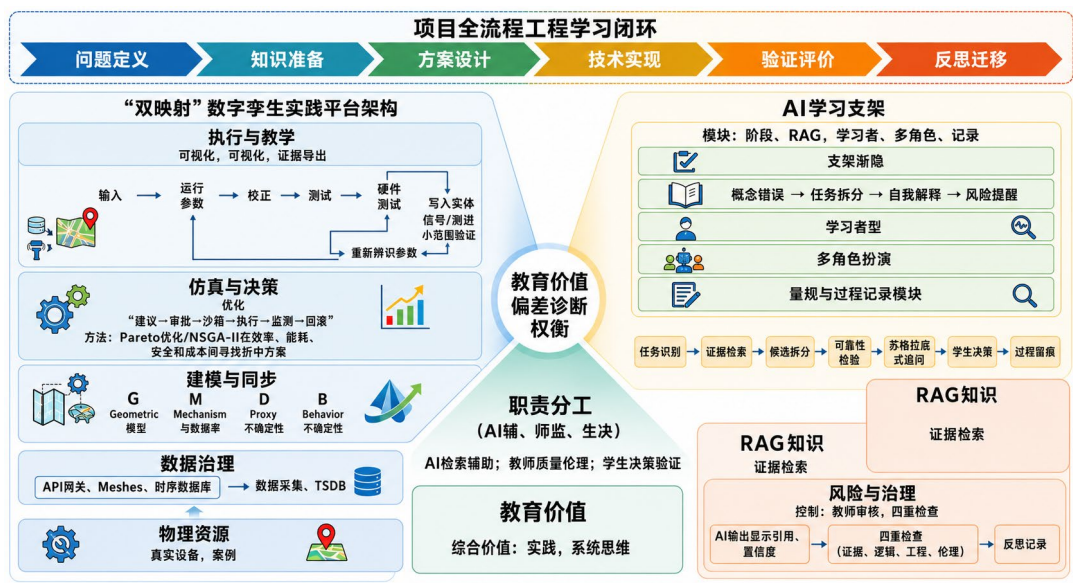


Figure 2. Collaborative architecture of the “Dual-Mapping” digital twin platform and generative AI-based learning scaffolds
图 2. “双映射”数字孪生平台与生成式 AI 学习支架协同架构

以智慧交通交叉口项目为例, 第二重映射可按以下链条指导物理实践: 学生首先导入真实路口的流量、速度、排队长度和信号相位数据, 完成孪生模型校准; 随后在早晚高峰、突发事件和行人优先等情境下批量运行不同配时方案, 比较平均延误、最大排队、停车次数和行人等待时间; 平台将满足安全约束的候选方案转换为控制器可读取的周期、绿信比、相位差和触发阈值参数包, 并同时生成置信区间、适用条件和风险清单; 经教师或企业导师审核后, 先在硬件在环测试台执行, 再写入实体信号控制器进行小范围验证; 最后, 将实测结果与仿真预测比较, 若偏差超过设定阈值, 则重新辨识到达率、饱和和流率或驾驶行为参数。这样, 仿真数据不只是用于展示, 而是直接决定“调什么参数、按什么顺序调、在何种边界内调”, 并通过实体反馈检验模型有效性。

为避免仿真结论未经审查直接作用于真实设备, 平台应设置“建议 - 审批 - 沙箱 - 执行 - 监测 - 回滚”六级安全门控。每次第二重映射均输出模型版本、输入数据范围、目标函数、约束条件、推荐参数、置信度、审批人和执行结果, 形成可追溯证据链。教学上, 学生还需提交模型假设说明、仿真与实测差异分析及参数调整理由, 使平台同时承担工程控制工具和认知外化工具的双重功能。

由此, “双映射”平台的教育价值不只体现在降低成本和风险, 更在于把工程设计中的测量、建模、预测、决策、执行与验证串联为完整实践。学生能够在可重复试错中理解模型适用边界, 在虚实偏差中学习诊断, 在多目标权衡中形成系统思维, 并将数字空间中的方案论证迁移到真实工程操作。

3.3. 生成式 AI 驱动的学习支架

生成式 AI 学习支架应被设计为面向项目全过程的“诊断 - 生成 - 核验 - 追问 - 渐隐”系统, 而不是通用聊天入口。其核心模块包括: 项目阶段识别器, 用于判断学生处于问题定义、知识准备、方案设计、技术实现、验证评价或反思迁移阶段; 检索增强生成知识层, 从教师审定的教材、行业标准、案例库、实

验手册和优质文献中检索证据；学习者模型，记录知识掌握、常见错误、认知负荷、协作贡献和历史反馈；多角色智能体，包括问题界定教练、建模助手、代码审查员、证据核验员和反思教练；量规与过程记录模块，用于保存提示词、检索来源、AI 输出、学生修改和采纳理由。

支架运行流程可概括为“任务识别－证据检索－候选反馈－可靠性核验－苏格拉底式追问－学生决策－过程留痕”。在项目初期，系统优先通过问题树、利益相关者图和约束清单帮助学生界定工程问题；在项目中期，提供方案比较矩阵、代码单元测试、模型诊断和反例情境；在项目后期，依据评价量规模拟答辩、检查证据链并引导失败反思。对事实性或规范性问题，回答必须绑定可定位的来源；对计算和代码任务，系统应自动生成测试用例并要求学生解释结果；当证据不足或模型置信度低于阈值时，系统只提示检索方向，不输出确定性结论。

自适应性的关键在于“支架渐隐”。平台可采用规则阈值、贝叶斯知识追踪或基于量规的掌握度估计，根据学生连续表现动态调整支持强度：首次出现概念错误时提供解释与示例；重复错误时引导回看先修知识并拆分任务；稳定正确后由直接提示转为线索、反问和自我解释要求；达到迁移标准后只保留风险提醒。团队项目中，还应比较成员的提问、提交和修订记录，避免由少数学生或 AI 包办关键认知活动。

为控制幻觉、偏见和学术不端风险，RAG 知识库应实行教师审核、来源分级、更新时间标记和版本控制；AI 输出需显示引用、置信度与不确定性说明，并经过“证据一致性－逻辑一致性－工程约束－伦理合规”四重检查。教师端可查看高风险交互、异常依赖和未经核验的直接复制，学生端则必须完成“AI 建议－人工判断－修改理由－验证结果”的反思记录。相关研究和国际指南均强调，生成式 AI 的教育价值取决于人类主体性、数字素养、评价重构和数据治理，而非单纯提高生成效率。

因此，生成式 AI 支架的功能边界应明确为：AI 负责信息检索、模式识别、计算辅助和形成性反馈，教师负责目标设计、质量审查、伦理治理和高阶诊断，学生负责问题定义、证据权衡、方案取舍和后果承担。只有在这种责任分工下，AI 才能成为促进深度学习和跨学科协作的认知伙伴，而不是替代性作业工具。

4. 实践探索与应用成效

从部分高校和产教融合联盟的实践看，AI 赋能的跨学科 PBL 教学资源体系已表现出较好的应用成效。其核心经验在于把企业技术生态、真实产业问题、课程教学目标和学生能力发展有机结合，形成“产业真需求－教学真项目－学习真产出”的育人闭环。AI 赋能跨学科 PBL 实践应用成效，如表 2 所示。

第一，产教融合程度明显加深。高校可引入百度 AI Studio、腾讯云、华为云、科大讯飞开放平台等企业资源，将企业真实案例转化为教学项目。例如，在智能交通方向，可围绕道路目标检测、驾驶行为识别、车路协同感知等任务设计课程项目；在智能制造方向，可围绕视觉质检、设备预测性维护和生产调度优化设计综合项目。学生在完成项目过程中，不仅学习算法和软件工具，还需要理解工程约束、成本控制、用户需求和行业规范。Mills 和 Treagust 指出，项目式学习能够改变传统工程教育中过度依赖知识讲授的模式，使学生在真实问题解决过程中发展工程实践能力、团队协作能力和综合应用能力[19]。因此，将企业真实任务引入课堂，有助于缩短学校培养与产业需求之间的距离，提高学生的职业适应性。

第二，学生学习有效性和创新能力得到提升。GAI 的引入能够减少学生在资料搜集、格式整理和低阶重复性任务上的时间消耗，使其把更多精力投入问题分析、方案比较和创新设计。实践中，高表现学生通常能够更加精准地向 AI 提出问题，并通过多轮追问完成方案迭代；而低表现学生则容易停留在复制答案层面。这说明 AI 赋能并不会自动带来高质量学习，关键在于学生是否具备问题意识、批判性思维和

反思能力。Kasneci 等研究认为，大语言模型在教育中具有支持个性化学习、生成学习材料和提升学习互动的潜力，但同时也可能带来错误信息、过度依赖和学术诚信等风险[20]。因此，教学设计应通过过程性评价、提示词训练和反思日志，引导学生从“使用 AI”走向“驾驭 AI”。

Table 2. Effectiveness of AI-enabled interdisciplinary project-based learning in practice
表 2. AI 赋能跨学科 PBL 实践应用成效

应用维度	主要问题	AI 赋能后的改进表现	主要成效
产教融合	教学案例与产业需求联系不够紧密，学生接触真实工程问题的机会有限。	引入企业真实项目和行业平台资源，将产业需求转化为教学案例。	提升学生工程实践能力、产业认知能力和岗位适应能力。
学习过程	学生获得反馈不及时，学习路径缺乏个性化。	生成式 AI 提供即时反馈、学习建议和个性化支持。	提高学习效率，增强学生自主学习和深度探究能力。
项目实践	实验设备、场地和安全条件受限，工程问题难以反复训练。	数字孪生平台提供虚实融合、可重复和低风险的实践环境。	增强学生系统分析能力、实验验证能力和复杂问题解决能力。
跨学科协作	学科边界明显，学生跨专业沟通和知识整合能力不足。	通过跨专业项目团队开展任务分工、协同设计和成果展示。	提升学生团队协作能力、沟通表达能力和跨学科综合素养。
教学评价	评价方式偏重最终成果，忽视学习过程和能力发展。	利用学习分析记录过程数据，结合教师评价、同伴互评和 AI 辅助评价。	实现过程性评价与结果性评价结合，促进学生持续改进。

第三，跨学科素养得到广泛提升。在智能驾驶、智能医疗、智慧能源、智能制造等项目中，学生需要同时运用专业知识、数据分析、算法模型、系统设计和沟通表达能力。通过团队协作，学生能够理解不同学科成员的知识结构和表达方式，提升系统思维与协同创新能力。国际工程教育改革也普遍强调跨学科、项目中心和真实问题导向。Graham 在 MIT 委托完成的全球工程教育研究报告中指出，世界领先工程教育项目普遍重视跨学科培养、工程设计能力、真实情境学习和产业关联度[21]。这说明，AI 赋能跨学科 PBL 不仅符合我国新工科建设要求，也与国际工程教育改革趋势具有一致性。

第四，教学评价方式更加多元。AI 赋能平台能够记录学生在项目过程中的学习轨迹、协作行为、代码提交、方案迭代和反思记录，为教师开展过程性评价提供数据支持。评价不再只依赖期末报告或成果展示，而是综合考察问题定义、知识整合、技术实现、团队贡献、创新程度和伦理意识。这有助于改变传统工科教学“重结果、轻过程”的评价倾向，推动学生形成持续改进意识。

为检验上述技术与理论机制，应用评价应从“结果 - 过程 - 认知 - 迁移”四个层面收集证据。结果层考察概念测验、工程方案质量、模型鲁棒性和实体调试效果；过程层分析问题迭代、代码与模型版本、团队贡献和 AI 使用轨迹；认知层测量自我调节策略、认知负荷、反思深度与证据判断能力；迁移层则观察学生能否把孪生仿真中形成的参数权衡和故障诊断策略应用到新的设备或场景。评价宜采用前后测、量规评分、学习日志、访谈和实体任务表现的混合证据，并将 AI 建议采纳率与人工验证质量区分开来，避免把“使用次数”误当作学习成效。

总体来看，AI 赋能跨学科 PBL 资源体系能够促进课程资源、实践平台、企业案例、智能工具和评价机制的协同运行，在提升学生工程实践能力、人工智能应用能力和跨学科创新能力方面具有积极作用。

5. 结语

尽管 AI 赋能新工科跨学科 PBL 展现出广阔前景，但其推广应用仍面临伦理治理、技术依赖、教师转型和教育公平等多重挑战。

第一，伦理、安全与隐私风险不容忽视。AI 平台在提供个性化学习服务时，往往需要采集学生的学

习行为、作业数据、交互记录和能力画像。如果缺乏明确的数据治理规范, 可能导致隐私泄露、算法偏见和不当评价。高校应建立 AI 教育应用的伦理审查机制, 明确数据采集边界、使用目的、存储方式和责任主体, 确保学生知情同意和数据安全。

第二, 技术依赖可能削弱学生批判性思维。生成式 AI 能够快速生成答案、代码和报告, 但如果学生长期依赖 AI 完成核心思考环节, 可能出现认知浅层化、问题意识弱化和自主创新意愿下降等问题。对此, 教师应在教学中设置“AI 不可替代任务”, 如原理推导、方案辩论、现场答辩、实验验证和失败反思, 要求学生解释 AI 生成内容的依据和局限, 从而培养其判断能力与责任意识。

第三, 教师数智素养亟需提升。AI 赋能 PBL 要求教师不再只是知识讲授者, 而要成为项目设计者、跨学科协调者、学习过程引导者和智能工具治理者。高校应建立工科教师 AI 素养培训体系, 提升教师在项目设计、提示词工程、学习分析、数字孪生平台应用和 AI 伦理治理方面的能力。同时, 应鼓励校内教师与企业导师组成“双导师”团队, 共同指导学生完成真实工程项目。

第四, 数字鸿沟与技术疲劳需要关注。不同高校、不同专业、不同学生在 AI 资源获取、设备条件和数字能力方面存在差异, 可能导致新的教育不公平。同时, 过度依赖平台、模型和持续在线协作, 也可能增加学生的心理负担和技术疲劳。因此, 资源体系建设应坚持开放共享、低门槛接入和分层支持, 既建设高水平平台, 也保留必要的线下讨论、实体实验和人际互动。

综上所述, AI 赋能新工科跨学科 PBL 教学资源体系建设, 是工程教育应对智能时代产业变革的重要路径。其关键不在于技术本身, 而在于能否通过技术重构课程、资源、平台、评价和育人关系。未来, 高校应以真实工程问题为牵引, 以跨学科课程群为基础, 以数字孪生平台为支撑, 以生成式 AI 学习支架为工具, 以伦理治理和质量评价为保障, 持续推进新工科人才培养模式创新, 培养具有工程实践能力、数智素养、跨界整合能力和社会责任感的未来工程人才。本文进一步将概念性资源体系落实为可执行的双映射技术闭环和阶段自适应生成式 AI 支架, 并以学习科学与认知科学解释其促进知识建构、认知调节和工程迁移的机制, 为后续开展原型开发、准实验验证和跨专业比较研究提供了可操作框架。

参考文献

- [1] Zawacki-Richter, O., Marín, V.I., Bond, M. and Gouverneur, F. (2019) Systematic Review of Research on Artificial Intelligence Applications in Higher Education—Where Are the Educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, **16**, Article No. 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- [2] 教育部办公厅关于推荐新工科研究与实践项目的通知: 教高厅函〔2017〕33 号[EB/OL]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A08/s7056/201707/t20170703_308464.html, 2026-07-17.
- [3] 徐国艳, 杨世春, 张永飞, 等. “产教-科教”双融驱动的新工科“AI+”课程体系构建[J]. 高等工程教育研究, 2026(2): 73-77.
- [4] 金东寒, 马新宾. 推动新工科教育迭代升级支撑服务新型工业化建设[J]. 中国高等教育, 2024(5): 8-11, 21.
- [5] Liu, C., Wang, G. and Wang, H. (2025) The Application of Artificial Intelligence in Engineering Education: A Systematic Review. *IEEE Access*, **13**, 17895-17910. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3532595>
- [6] 谢冰蕾, 吴琳华. 融入区域发展的新工科教育建设: 逻辑、挑战与进路[J]. 中国高教研究, 2021(6): 51-56.
- [7] Xia, Q., Weng, X., Ouyang, F., Lin, T.J. and Chiu, T.K.F. (2024) A Scoping Review on How Generative Artificial Intelligence Transforms Assessment in Higher Education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, **21**, Article No. 40. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00468-z>
- [8] Borge, M., Smith, B.K. and Aldemir, T. (2024) Using Generative AI as a Simulation to Support Higher-Order Thinking. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, **19**, 479-532. <https://doi.org/10.1007/s11412-024-09437-0>
- [9] Kumar Karanam, S.A. and Hartman, N.W. (2025) A Systematic Review of Digital Twin (DT) and Virtual Learning Environments (VLE) for Smart Manufacturing Education. *Manufacturing Letters*, **44**, 1597-1608. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2025.06.179>

-
- [10] Omrany, H., Al-Obaidi, K.M., Ghaffarianhoseini, A., Chang, R., Park, C. and Rahimian, F. (2025) Digital Twin Technology for Education, Training and Learning in Construction Industry: Implications for Research and Practice. *Engineering, Construction and Architectural Management*, **33**, 1836-1870. <https://doi.org/10.1108/ecam-10-2024-1376>
- [11] 杨六栓, 陈艳浩. 数智化赋能高校新工科教育高质量发展的耦合逻辑与实践向度[J]. 河南师范大学学报(哲学社会科学版), 2025, 52(6): 141-149.
- [12] 方兵, 胡仁东. 我国高校人工智能学院建设: 动因、价值及哲学审思[J]. 中国远程教育, 2020, 41(4): 19-25.
- [13] 陆国栋. “新工科”建设的五个突破与初步探索[J]. 中国大学教学, 2017(5): 38-41.
- [14] Collins, A., Brown, J.S. and Newman, S.E. (2018) Cognitive Apprenticeship: Teaching the Crafts of Reading, Writing, and Mathematics. In: Resnick, L., Ed., *Knowing, Learning, and Instruction*, Routledge, 453-494. <https://doi.org/10.4324/9781315044408-14>
- [15] Wood, D., Bruner, J.S. and Ross, G. (1976) The Role of Tutoring in Problem Solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, **17**, 89-100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>
- [16] Zimmerman, B.J. (2002) Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview. *Theory into Practice*, **41**, 64-70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2
- [17] Sweller, J., van Merriënboer, J.J.G. and Paas, F. (2019) Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, **31**, 261-292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- [18] Hutchins, E. (1995) *Cognition in the Wild*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/1881.001.0001>
- [19] Mills, J.E. and Treagust, D.F. (2003) Engineering Education, Is Problem-Based or Project-Based Learning the Answer? *Australasian Journal of Engineering Education*, **3**, 2-16.
- [20] Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., et al. (2023) ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education. *Learning and Individual Differences*, **103**, Article ID: 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- [21] Graham, R. (2018) *The Global State of the Art in Engineering Education: Outcomes of Phase 1 Benchmarking Study*. Massachusetts Institute of Technology.