

AI 赋能传统学习：“揭榜挂帅”模式的高等教育教学

于启旺** 胡瑞娟 席耀一

信息工程大学数据与目标工程学院，郑州 450000

摘要 针对 AI 赋能高等教育个性化教学面临的思维标准化、互动中介化、知识碎片化困境，结合传统学习方法的思维共生、知识共建、能力迁移核心价值，提出“AI 辅助、传统主导”的协同创新理念。系统构建“揭榜挂帅”式教学模式的三阶架构与实践路径，该模式以 AI 预处理筛选问题、学习共同体共创知识、动态问题集迭代进化为核心，以《多模态数据处理》课程为对象开展教学验证，实现教学效率提升、学生自主探究与创新实践能力增强、课程资源共建沉淀，为破解高等教育个性化难题、推进教育数字化转型提供可落地的实践范式。

关键字 AI 赋能，高等教育，个性化教学，传统学习方法，“揭榜挂帅”模式

AI-Empowered Traditional Learning: The "Bid-Winning" Model for Personalized Higher Education

Qiwang Yu** Ruijuan Hu Yaoyi Xi

School of Data and Target Engineering
Information Engineering University
Zhengzhou 450000

Abstract—Aiming at the dilemmas of standardized thinking, intermediated interaction, and fragmented knowledge in AI-empowered personalized higher education, this paper integrates the core values of traditional learning methods: thinking symbiosis, knowledge co-construction, and competence transferability, and proposes a collaborative innovation concept of “AI-assisted, tradition-led”. We systematically construct a three-stage “Bid-Winning” teaching model and its practical path, which is centered on AI preprocessing for problem screening, knowledge co-creation by learning communities, and iterative evolution of dynamic problem sets. Teaching verification is carried out on the course Multimodal Data Processing. The model improves teaching efficiency, enhances students’ independent inquiry and innovative practice ability, and promotes the co-construction and accumulation of curriculum resources. It provides a feasible practical paradigm for solving the problems of personalized higher education and promoting the digital transformation of education.

Keywords—AI Empowerment, Higher Education; Personalized Teaching, Traditional Learning Methods, “Bid-winning” Teaching Model

1 引言

人工智能（Artificial Intelligence, AI）凭借其卓越的数据处理能力与智能交互优势，已深度渗透高等教育教学全场景，围绕个性化学习支持、智能学情分析与评估、人机协同教学、学科深度融合及学术研究辅助五大核心应用场景，产生了革命性赋能效应。这一赋能成效已得到《BMC Medical Education》《清华大学教育研究》等国内外核心期刊及权威实践成果的充分佐证。

在个性化学习支持场景，ChatGPT 可通过模拟虚拟病人辅助医学生开展问诊练习，帮助学生提升临床推理的结构化程度与提问规范性，同时降低问诊焦虑、

增加练习灵活性^[1]，余星星等（2025）通过实证研究进一步验证，大语言模型依托智能交互优势，能够为学生量身定制个性化学习规划、提供实时练习反馈与一对一靶向辅导，切实提升学生核心知识点掌握水平与自主学习效率^[2]；在智能学情分析与评估场景，乔思辉团队提出“认知—情感—行为”三维学习者画像理论模型，为大学个性化教育提供核心建模框架，可支撑学生知识薄弱点定位、学习动机分析等精准化教育场景的探索，为 AI 赋能个性化学习诊断与方案匹配提供理论路径^[3]，董帅等（2024）则依托大模型构建人工智能导论实践教学工具链，通过采集学生编程实践、行业调研等多维度学习过程数据，实现对学习成效的精准评估与学习状态追踪，为个性化教学干预与决策优化提供了实践层面的数据支撑^[4]；在人机协同教学场景，电子科技大学“欧拉”AI 虚拟教师与真人

* ** 通讯作者：于启旺 207944159@qq.com。

教师开展双师授课,显著提升课堂互动氛围与学生参与积极性,学生课堂举手提问频次较传统模式显著提升^[5],李艳燕团队提出的“教师—学生—人工智能”三元协同模式,推动课堂教学样态从“工具赋能”转向“认知共生”,通过人工智能承接重复性事务,助力教师从机械性工作中解放,更聚焦于创造性教学实践与教学创新^[6];在学科深度融合场景,清华大学卢滇楠团队针对“化工热力学”课程开发AI专业垂直模型(智能助教系统),通过100余篇学科文献与书籍的专项训练与校准,为学生提供全天候即时答疑、知识短板补齐及复杂问题创造性解决方案支持,显著提升个性化学习效果与课程深度学习质量^[7],乔文豹团队则面向计算机项目实践课程,构建“先行一项目一实践一评估一育人”一体化教学模式,依托知识图谱与AI辅助教学工具引导学生开展批判性实践与项目创新,在破解AI代写难题的同时,有效提升课程实践能力与深度学习质量^[8];在学术研究辅助场景,哈尔滨工业大学联合多所国内外高校及字节跳动种子基金共同完成的《AI4Research: A Survey of Artificial Intelligence for Scientific Research》综述论文,系统梳理了AI在文献分析、数据处理、学术写作等的应用,为如何高效利用AI提升研究效率提供了全面指南^[9];同时学生借助AI工具进行代码优化、文献筛选、数据可视化分析也已成为常态。这些跨医学、计算机、语言等多学科的实证案例充分验证,AI已全面重塑高等教育教学的核心环节,不仅提升了教学的效率与学生知识的掌握率,更推动教育从规模化“一刀切”模式向精准化、个性化、智能化转型,为教育数字化注入了不可替代的核心动力。

然而,AI赋能的理想图景与高等教育个性化的深层落地之间仍存在显著差距。尽管技术在效率提升、资源适配等方面展现出革命性价值,但受技术特性、认知发展规律与教育本质属性等多重因素制约,其在高等教育个性化教学的核心需求满足上仍存在明显局限——尤其在大学及研究生阶段“开放探究”“创新培育”的核心目标下,AI的技术短板与教育本质的内在矛盾逐渐凸显。

这促使我们重新审视传统学习方法的当代价值,传统学习方法中以“人的互动与共生”为核心的智慧传承,恰好能通过思维共生、知识共建、能力迁移等核心价值弥补AI短板,但传统学习模式本身也存在显著效率瓶颈——从《学记》“独学而无友,则孤陋而寡闻”的协作理念,到夸美纽斯“班级授课制”对集体学习效能的实践探索,再到现代教育理论中“同伴互助学习”“知识共建共享”的实证研究,传统学习方法始终围绕“人的发展”构建,但是却难以规避实际操作中的效率痛点:比如面对海量学习资料时,仅靠个体或小组讨论进行信息筛选,往往耗时耗力且难以精

准抓取核心内容;遇到基础知识点疑问时,依赖教师课后答疑或同伴互助讲解,易受时间、场景限制导致反馈滞后;而在知识整合环节,即便通过错题集整理、班级集体研讨等方式梳理知识点,也常因个体认知差异或缺乏系统工具支持,导致知识点碎片化、难以形成完整体系——其蕴含的教育智慧在AI技术主导的当下,更凸显出与技术互补的迫切性与不可替代的价值。

正是基于对AI技术局限性与传统学习方法核心价值的双重审视,本文提出“AI辅助而非替代”的教学创新逻辑:以AI高效解决传统学习中“信息筛选难、基础答疑慢、知识整合散”的效率痛点,同时以传统学习方法的“思维共生、知识共建、能力迁移”弥补AI的本质短板,构建二者深度融合的“揭榜挂帅”式教学模式,为破解高等教育个性化教学的核心难题提供兼具科学性与可操作性的新范式。

2 AI 赋能在高等教育中的困境与传统智慧的回应

2.1 AI 赋能高等教育个性化的三大现实困境

尽管AI在高等教育领域显著赋能,但在其应用在“开放探究性”“创新培育性”的核心教学目标时,技术逻辑与教育本质的内在矛盾逐渐凸显,具体表现为以下三大困境:

(1) 思维培养的标准化陷阱:算法依赖与多元思考的矛盾。高等教育的核心目标在于培养学生的批判性思维、创新能力与非常规问题的解决能力,强调学生“突破认知边界”进行开放的探索。但AI的算法逻辑本质上倾向于输出“最优解”或“标准化的思路”,如数学建模中的常规化算法应用、学术研究中的成熟性分析框架,易引导学生形成“算法依赖”。田金瑞等^[10]基于580名中国大学生的实证研究显示,AI依赖不仅直接负向预测批判性思维,还会通过认知疲劳产生间接抑制效应,这与大学的“鼓励多元解法、包容试错探索”的培养目标相悖。这种标准化输出压缩了学生独立思考与创新探索的空间,加剧了技术中心主义下学生思维主体性的消解,与传统学习中“举一反三、辩证思辨”的核心价值形成鲜明对比。

(2) 深层互动的技术中介化缺失:学术共同体的建构困境。高等教育的个性化不仅指向个体知识获取,更强调通过“学术辩论”“跨学科研讨”“思维碰撞”等深度互动探讨,构建学术共同体。这类互动探讨的核心价值在于群体间的思想交锋与观点博弈,而非单一问题的答案交付。AI虽能实现跨时空即时答疑,却难以复刻这种富含情感共鸣与认知碰撞的互动探讨。上海人工智能实验室与牛津大学有关CoMAS的研究揭

示,人类智慧的发展本质上依赖与群体间的交流争论,这种集体思考与辩论是思维突破的关键^[11]。当学生更倾向于向 AI 寻求确定性答案,而非与同学、老师开展思想交锋时,传统学术生态中“切磋琢磨”的核心价值被弱化,将难以形成创新的学术共同体,这与传统学习中“生生协作、教学相长”的核心逻辑存在本质矛盾。

(3) 知识建构的碎片化困境:体系化认知与即时响应的矛盾。大学及研究生阶段的个性化学习,核心在于构建跨学科、体系化的知识框架,形成“问题—分析—沉淀—迭代”的知识生产闭环。但 AI 对个体问题的响应多停留在“即时性解答”层面,缺乏对知识的体系化整合与集体化沉淀——其擅长模仿结论却不真正“理解”推理逻辑,难以将分散的学术困惑转化为可复用、可延伸的集体知识资产。尤其面对跨学科关联、前沿学术争议等复杂议题,AI 的单一化解答无法提供体系化的知识支撑,导致学生的知识建构始终停留在零散片段,知识点间的潜在关联与逻辑脉络被割裂,形成“知识孤岛”现象。这与高等教育“系统化认知、结构化思维”的个性化培养目标脱节,而传统学习中“知识共建、集体沉淀”的智慧传承模式,恰好能弥补这一短板。

2.2 传统学习方法的核心价值与互补作用

AI 的三大困境,本质上是技术与高等教育“人本性”“互动性”“体系性”核心需求的错位,而传统学习方法中以“人的互动与共生”为核心的智慧传承,蕴含三大不可替代的核心价值,恰好回应 AI 的短板:

(1) 思维的共生性:破解 AI “标准化陷阱”。传统学习的核心在于通过多元主体的思维碰撞实现“双向启发”,这与 AI 单向输出“最优解”的逻辑形成鲜明对比。不同认知水平、不同思维视角的学生在讨论中形成的互动恰好弥补这一缺陷——基础薄弱学生的“朴素疑问”源于对知识表层理解的困惑,往往能揭露常规解法的隐性漏洞,打破群体对固有思路的依赖;优秀学生的“深度思考”则依托高阶思维能力,引导群体突破认知边界,实现知识的意义性联系与创造性运用^[12]。这种“相互启发、彼此修正”的思维共生过程,既避免了“算法依赖”导致的思维固化,又契合高等教育“开放探究、多元创新”的培养目标,直接破解 AI 带来的标准化陷阱。

(2) 知识的社会性:化解 AI “碎片化困境”。传统学习中“分享—质疑—优化—沉淀”的过程,本质是“私有知识”向“公共知识”转化的社会化建构过程。例如小组协作构建的“专题知识库”,作为社区公共知识的核心载体,会在持续对话与集体探究中不断补充跨学科关联、修正逻辑偏差、丰富实践案例,最

终形成超越个体贡献总和、比 AI 单向输出的解答更立体、更系统的知识成果^[13]。这种集体参与的知识共建,不仅能将分散的学术困惑整合为可复用的集体知识资产,更能帮助学生把握知识点间的逻辑脉络,从根本上化解 AI 导致的知识碎片化问题。

(3) 能力的迁移性:弥补 AI “互动缺失短板”。传统学习方法所承载的“协作沟通、批判质疑、理性辩驳”等能力,是 AI 无法直接赋予的社会情感与高阶实践能力。学生在学术辩论中学会“倾听不同观点并理性回应”,在小组协作中掌握“分工协作、问题拆解”的方法,在知识共创中提升“逻辑建构、精准表达”的素养。这些能力的迁移价值远超越具体知识点,既符合高等教育“能力本位”的培养导向,又能弥补 AI 技术中介化导致的深层互动缺失,实现“知识学习”与“人格成长”的双重目标。

3 理论框架:AI 与传统学习方法的协同逻辑

AI 与传统学习方法的协同并非技术层面的简单叠加,而是基于“辅助—核心”双定位的教育生态重构,其核心逻辑体现为双向赋能的辩证统一:AI 依托自然语言处理、数据可视化等技术优势,精准破解传统学习模式中效率偏低、过程监测滞后的核心难题;传统学习方法则以“立德树人”的教育本质为根本锚点,清晰界定 AI 在教学场景中的应用边界与价值导向,二者协同构建“技术赋能教育、教育引领技术”的闭环生态,最终指向学生深度学习能力与核心素养的一体化发展。这种协同模式通过二者的功能互补与价值融合实现学习效果的倍增效应,为 AI 时代教学模式创新提供了兼具理论自洽性与实践可行性的支撑框架。

3.1 AI 的“辅助性定位”

AI 在协同模式中扮演“效能放大器”与“过程支撑者”的角色,核心功能是通过技术手段为传统学习方法扫清障碍、提供支撑,而非替代学生的思维过程与人际互动,具体体现为三大辅助角色:

(1) 问题筛选的“智能筛网”。传统学习中,学生提出的问题常存在“重复率高、价值差异大”的问题——如程序设计课程中,80%的提问集中于“语法错误排查”这类基础问题,若全部投入生生讨论,会浪费大量时间。AI 可通过 NLP 技术解析问题语义,自动标注“知识标签”(如“程序设计—指针错误”“数学—微分方程应用”),过滤重复问题并生成基础解答;仅将“AI 无法完全解答”“具有思维深度”“涉及跨知识点关联”的问题(如“为何指针数组与数组指针的定义易混淆”“如何用微分方程模拟现实中的人口增长”)

推送至集体讨论环节,既避免传统讨论的“低效性”,又为高质量互动预留空间。

(2) 知识支持的“资源枢纽”。传统学习中,学生协作常受“资源获取不便”制约——如讨论“历史事件因果关系”时,需手动查阅史料、整理时间线;而 AI 可实时推送与问题相关的“知识点链接”“思维导图”“文献摘要”,甚至生成“思维可视化图谱”(如用流程图展示“洋务运动与近代工业发展”的逻辑链)。这种辅助并非“直接给出答案”,而是为传统协作提供“资源支撑”,让学生将精力集中于“分析—论证—创造”,而非“信息检索”。

(3) 过程追踪的“隐形观察者”。传统学习中,教师难以实时掌握每个学生的协作参与度——如小组讨论中,可能出现“少数人主导、多数人沉默”的情况。AI 可通过分析学生在讨论平台的“发言频率”“观点贡献度”“质疑次数”等数据,生成“协作参与度报告”,辅助教师调整引导策略(如对沉默学生发起定向提问),确保传统学习方法中“全员参与”的理念落地,避免协作沦为“形式化流程”。

3.2 传统学习方法的“核心性定位”

传统学习方法是协同模式的“灵魂与根基”,其蕴含的“协作、评价、共创”理念不仅未被 AI 替代,反而在技术赋能下焕发出更强的生命力,成为激活学习本质的核心引擎。其核心价值通过三大路径实现:

(1) 以“生生协作”破 AI “思维固化”。借鉴传统“学习共同体”理念,在 AI 预处理问题后,构建“揭榜—质疑—辩论—优化”的协作闭环:学生可自主“揭榜”解答问题,也可对他人解答提出质疑——如针对 AI 给出的“数学函数求导”常规解法,学生可通过讨论提出“几何意义推导法”“特殊值验证法”,甚至发现 AI 解法中“忽略定义域限制”的漏洞。这种“多向互动”打破了 AI 单一答案的束缚,让思维从“被动接受”转向“主动建构”。

(2) 以“集体评价”补 AI “反馈单一”。传统学习中“互评互鉴”的评价方式,可弥补 AI 仅关注“答案正确性”的局限:设置“提问者初评—学习者互评—教师终评”的三级评价体系——提问者判断解答是否“解决自身困惑”,学习者从“逻辑严谨性”“思路创新性”“表述清晰度”评价同伴解答,教师最终提炼评价标准并补充“思维改进建议”。这种评价不仅关注“结果”,更重视“解题过程中的思维路径”,与 AI 的“标准化评分”形成互补,更符合“过程性评价”的教育理念。

(3) 以“知识共创”解 AI “资源碎片”。传统学习中“专题整理”“错题共享”的做法,可将 AI 处理的碎片化问题转化为“动态知识资产”:通过集体筛选,

将“讨论热度高”“解法多样性强”“知识点覆盖广”的问题及其优质解答(含与 AI 解法的对比分析)汇编成“动态问题集”,并定期根据新讨论结果更新——如“物理浮力计算”问题集,可从 AI 初始的“阿基米德原理应用”,逐步补充学生提出的“实验误差分析”“生活场景迁移(如船只载重)”等内容,形成比 AI 答疑库更系统、更具生命力的知识体系。

4 “揭榜挂帅”教学模式的核心架构构想

基于上述理论逻辑,“揭榜挂帅”模式以“动态问题集”为载体,构建“AI 预处理—共同体共创—知识进化”的三阶架构,如图 1 所示,各环节均贯穿“AI 辅助、传统主导”的原则:

4.1 第一阶: AI 引导的问题分层(输入环节)

此环节的核心目标是“为传统协作筛选高质量问题”,避免资源浪费,具体流程如下:

(1) 问题提交与 AI 初解:学生将学习困惑提交至 AI 平台,AI 生成基础解答并标注“问题属性”——包括“知识难度”(基础/中等/高阶)、“思维类型”(记忆型/理解型/创造型)、“与 AI 解法的互补空间”(是否需集体讨论补充)。

(2) 问题筛选与匿名推送:AI 自动过滤“重复问题”“纯记忆型问题”(如“某公式的具体内容”),仅将“创造型问题”“AI 解答不完整的问题”(如“如何用 AI 推荐的算法解决现实中的特殊场景”)进行匿名化处理,推送至“智慧擂台”讨论平台,标注为“待揭榜”状态。

(3) 问题可视化分类:AI 按“学科模块”“知识关联度”“讨论热度预期”对“待揭榜”问题分类(如数学板块分为“代数应用”“几何证明”“概率统计”),并生成“问题关联图谱”(如将“函数求导”问题与“切线方程”“单调性判断”等知识点链接),为学生选择感兴趣的问题提供指引——这一过程既保留传统“问题自主选择”的灵活性,又通过 AI 分类降低选择成本。

4.2 第二阶: 共同体主导的知识共创(处理环节)

此环节是传统学习方法的核心体现,AI 仅提供资源支持,具体设计如下:

(1) “揭榜”机制:激活主动参与。借鉴传统“任务认领”的协作方式,学生可单人或组队“揭榜”——单人揭榜适合聚焦个人擅长的知识点,组队揭榜适合复杂问题(如“跨学科知识整合类问题”)。为强化传统“学习共同体”的归属感,设置“贡献度记录”:组

队解答需明确每位成员的分工（如“思路提出”“逻辑验证”“表述整理”），避免“搭便车”现象，这一设计呼应了传统协作中“责任共担”的理念。

(2)“解答”要求：凸显思维深度。不同于AI仅输出“答案”，学生提交的解答需包含“思路分析”“与AI解法的差异对比”“适用场景说明”三部分——如

解答“程序设计报错问题”时，需说明“为何选择‘逐行调试’而非AI推荐的‘语法检查工具’”“该解法不同代码版本中的适配性”。这种要求旨在引导学生跳出“被动接受AI答案”的惯性，主动思考“解法背后的逻辑”，传承传统学习中“知其然更知其所以然”的精髓。

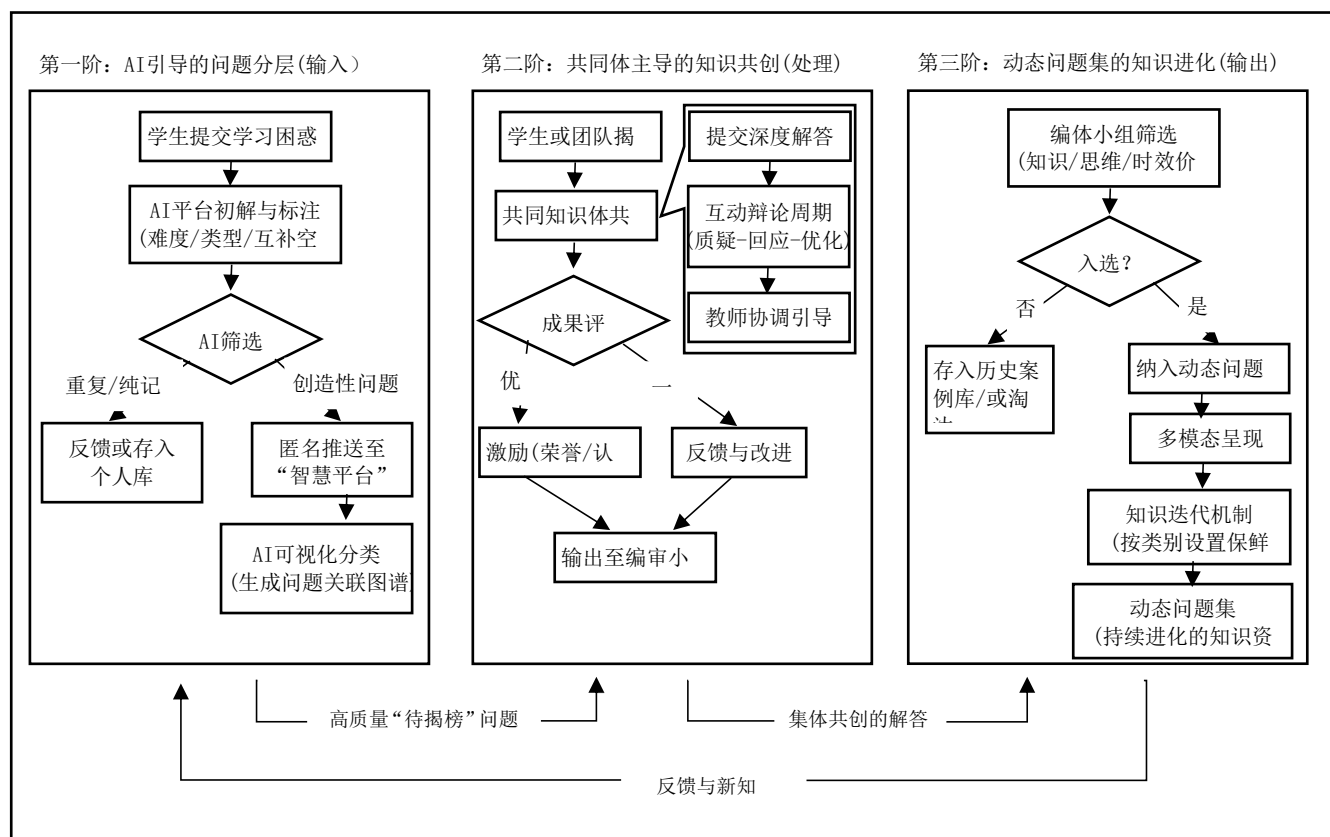


图1 “揭榜挂帅”教学模式流程图

(3)“互动”环节：复刻传统辩论。设置“质疑—回应—优化”的互动周期（如48小时）：其他学生可对已提交的解答提出质疑（如“你的推导忽略了某个边界条件”），揭榜者需回应质疑并完善解答；若争议较大，教师可发起“主题辩论”，引导学生从“逻辑严谨性”“实践可行性”等角度展开讨论——这一过程复刻了传统课堂中“小组辩论”的场景，让AI辅助筛选的问题真正成为“思维碰撞的载体”。

(4)“激励”设计：延续传统认可机制。为激发学生参与热情，借鉴传统“荣誉激励”与“能力认可”的逻辑，构建非功利性激励体系：

- 精神激励：设置“思维创新奖”（突破AI解法）、“协作之星”（组队中贡献突出）、“质疑能手”（提出有价值的反驳）等荣誉，定期公示“优秀参与者名单”，呼应传统学习中“榜样示范”的作用；

- 能力认可：优秀解答者可成为“学生导师”，参与后续“问题集编审”，或获得与教师“专题研讨”的机会——这种认可超越了“积分兑换”等功利性激励，更符合传统教育中“以优带弱、教学相长”的理念。

4.3 第三阶：动态问题集的知识进化（输出环节）

此环节是传统“知识整理”与AI“资源整合”的结合，旨在将集体共创的成果转化为长期可复用的知识资产，具体构想如下：

(1)筛选标准：锚定传统与AI的融合价值。组建“教师+优秀学生”的编审小组，依据三大维度筛选优质内容：

- 知识价值：是否覆盖核心知识点、是否关联跨章节内容（如数学中“函数”与“不等式”的结合），

呼应传统“专题整理”的系统性；

- 思维价值：是否包含多元解法、是否突破 AI 的标准化思路、是否能启发后续学习，延续传统“思维训练”的目标；

- 时效价值：是否适配当前知识体系（如编程语言版本更新后，旧解法是否仍适用）、是否可随学科发展补充新内容，避免传统“知识固化”的局限。

（2）迭代机制：实现传统知识的动态更新。借鉴传统“错题本定期修订”的做法，结合 AI “实时追踪”的优势，建立问题集“保鲜期”制度：

- 基础理论类问题（如数学定理证明、历史事件背景）：保鲜期 3 年，期间若出现新的研究视角（如历史新史料），则补充说明；

- 应用实践类问题（如程序设计案例、物理实验分析）：保鲜期 1 年，随技术迭代（如编程语言更新）或教学需求变化修订解法

- 过时问题（如被新知识点替代、AI 已能提供更优解答的内容）：移入“历史案例库”，供对比学习使用——这一机制既保留了传统“知识传承”的稳定性，又通过 AI 辅助实现了“动态进化”，避免问题集沦为“静态资料”。

（3）呈现形式：兼顾传统与 AI 的优势。动态问题集采用“多模态”呈现，融合传统“文本记录”与 AI “可视化辅助”：

- 核心内容：保留传统“问题描述+解答思路+易错点分析”的文本结构，确保知识的严谨性；

- AI 辅助元素：嵌入“知识点关联图谱”、“解法对比流程图”、“拓展阅读链接”——这种呈现既避免了传统“纯文本”的枯燥，又不让 AI 可视化元素掩盖知识本身，实现“形式服务于内容”。

5 应用实践

为验证“揭榜挂帅”模式的实践适配性，本研究将所提出的“AI 辅助、传统主导”协同逻辑与三阶架构，首次完整应用于《多模态数据处理》课程实验教学环节，实现了该模式从理论构想到教学实践的落地转化。本次以通用 AI 工具、课程线上教学群、共享文档及线下实验课堂为主要载体，围绕课程实践全流程，将“AI 预处理—共同体共创—知识进化”三阶架构对应到课程核心实验环节，完成了模式全流程实施，验证了其在实践中的基础适配性，取得了阶段性成果。

5.1 实践基础

本次实践以《多模态数据处理》课程实践为实施对象，覆盖 55 名学生，课程总周期 10 周，其中实验

实操课时占比 35%，是培养学生 AI 工程实践能力的核心课程；实践以“验证模式落地可行性、适配课程实操场景”的核心目标，不额外搭建专用教学平台、不设计复杂的配套制度，依托现有教学工具与课堂场景开展，确保模式贴合教学实际，具备可复制、可推广的基础条件。在研究提出的三阶架构指导下，依次完成 AI 预处理、共同体共创、知识进化三大环节实施，实现理论框架与教学实践的有效衔接。

5.2 实验成效

本次实践完成了“揭榜挂帅”模式从理论到实践的首次落地，围绕 AI 提效、个性化教学、能力培养、资源沉淀四大核心目标取得显著成效，与论文提出的理论框架形成了有效呼应，具体如下：

（1）AI 辅助提效明显，教学效率显著提升。借助 AI 对基础操作类问题进行集中归类与标准化解答，重复答疑时长减少 20%，充分验证了 AI 在实验教学中“智能筛网”的辅助价值。

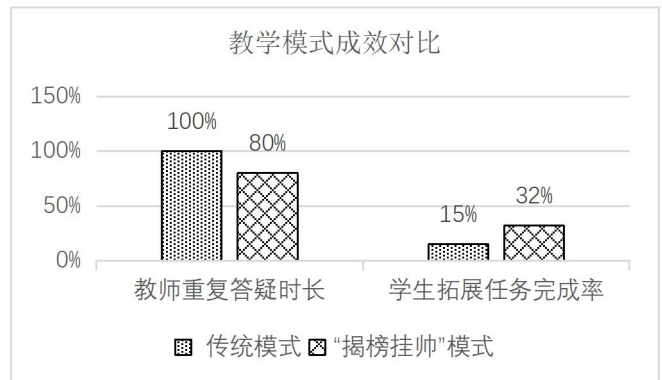


图 2 课程教学模式成效对比表

（2）学生学习主动性增强，个性化教学初见成效。实践中 32% 的学生完成了基础任务以外的拓展内容，主动探究与自主提问的学生数量明显增加。这一转变与基础问题的显性化记录密切相关：学生可直接查阅沉淀的标准化解决方案，无需在基础操作上耗费过多时间或等待答疑，实现了“即查即学、即学即练”的高效闭环。这一机制有效打破了传统实验“统一任务、被动完成”的固化模式，推动学生从被动接受向主动探究转变，个性化学习需求得到初步满足。

（3）模式适配性得到验证，理论实践转化顺畅。通过将“AI 预处理—共同体共创—知识进化”三阶架构贯穿《多模态数据处理》实验流程，证实“AI 辅助、传统主导”协同逻辑可有效适配强实践型课程场景，顺利完成从理论构想到教学实践的转化，为模式精细化落地与全场景推广提供了实践经验。

（4）学生创新实践能力提升，核心素养有效培育。在揭榜任务驱动下，学生围绕多模态数据处理相关内

容产出多项高质量创新实践成果，有效锻炼了工程实践能力与创新思维，凸显本模式在能力迁移与高阶素养培育方面的价值，学生代表性创新实践成果具体见表1。

(5) 课程教学资源实现共建沉淀，知识共建目标初步落地。通过汇编形成《多模态数据处理实践问题集》，将学生的个体实践成果与AI辅助生成的标准化解答共同转化为课程共享资源，为后续教学贴合学生学习实际的参考资料，初步实现了模式设计的“知识共建、集体沉淀”核心目标，有效破解了传统实验教学中成果零散、资源复用性差的问题，为动态问题集的迭代优化奠定了坚实基础。

表 1 代表性创新实践成果

实践环节	实践名	创新点
实践一	CLIP图文检索	针对中文场景优化CLIP文本输入，提升中文图文检索匹配精度；可视化展示Top-K匹配结果，提升实验可读性与交互性
实践二	提示词工程优化CLIP	利用AI批量生成提示词，实现提示词多样化与高效生成
实践三	AI赋能课件	数字人嵌入课件，实现真人化知识点讲解
综合实践	认知产品生成	引入对抗性测试技术，构建多模态生成引擎，尝试绕过AI内容防护机制，定量评估模型在异常输入下的内容生成偏差
	声像信息检索	实现声像信息的精准时间定位与片段排序
	多模态信息抽取	构建“AI自动抽取+人工精细修正”的协同处理流程，提高抽取结果的准确性与精细化程度

6 思考与展望

当前“AI辅助、传统主导”协同逻辑与“揭榜挂帅”教学模式的实践落地仍存显著局限：AI对小众学科、跨学科议题的识别精度、资源适配性及思维深度判断能力均有待提升；基础薄弱或性格内向学生易在“揭榜—辩论”中陷入被动，全员参与的包容性不足；动态问题集迭代依赖师生自发投入，缺乏标准化管理体系与激励机制，易出现更新滞后、知识关联松散等问题；针对学生高阶素养的提升效果，尚未形成可量化、长周期的评估模型，实证支撑较为薄弱。

未来需针对性推进模式迭代完善：技术层面迭代AI适配算法，构建小众学科专属知识库，提升跨学科议题的适配精准度；机制层面采用异质性分组、阶梯

式任务设计并增设匿名表达通道，强化全员参与的公平性与包容性；管理层面组建“教师+学生骨干”专项团队，明确问题集更新周期、筛选标准与分工细则，借助AI工具优化知识关联结构；评估层面构建“量化数据+质性分析”的多维度模型，长期追踪高阶素养提升效果。唯有针对上述局限持续精准优化、动态迭代，才能让模式更贴合“全人培育”本质，为高等教育数字化转型提供更具实操性的实践范式。

7 结束语

AI技术重塑高等教育的核心，是“赋能”而非“替代”，教育本质始终聚焦“人的成长”。本文针对个性化教学“思维标准化、互动中介化、知识碎片化”困境，提出“AI辅助、传统主导”的协同模式——以AI破解传统学习效率瓶颈，用传统学习“思维共生、知识共建、人文共育”的价值，弥补AI本质短板，为个性化教学提供了可行范式。

这一探索的深层启示在于：高等教育数字化转型，绝非技术主导的单向颠覆，而是传统教育智慧与现代技术的双向融合。唯有坚守“育人为本”，让技术适配教育本质，才能突破个性化困境，实现从“知识传递”到“全人培育”的升维，为人类社会进步注入持久的智慧动力。

参 考 文 献

[1] Cross J, Kayalackakom T, Robinson R E, et al. Assessing ChatGPT’s Capability as a New Age Standardized Patient: Qualitative Study[J]. JMIR Medical Education, 2025, 11: e63353. <https://doi.org/10.2196/63353>.

[2] 余星星, 刘华敏, 鲍忠将. 大模型重塑《计算机系统基础》课程实践教育范式 [J]. 计算机技术与教育学报, 2025, 13 (5): 19-25.

[3] 乔思辉, 眭依凡. 数智时代大学的个性化教育: 价值理路、潜在挑战与变革策略 [J]. 江苏高教, 2025 (6): 78-84.

[4] 董帅, 庄宇, 李悦乔. 大模型赋能的人工智能导论实践教学改革 [J]. 计算机技术与教育学报, 2024, 12 (5): 109-115.

[5] 电子科技大学新闻中心. 基于 AI 知识图谱平台的智能助教及数字人教学辅助系统开发 [EB/OL]. [2025-4-1]. <https://news.uestc.edu.cn/?n=UestcNews.Front.DocumentV2.ArticlePage&Id=94731>.

[6] 李艳燕, 孙铭泽, 郑雅倩. 从工具赋能到认知共生: “人工智能+” 课堂教学新样态 [J]. 现代远程教育研究, 2025, 37 (5): 30-39, 68. <https://doi.org/10.13966/j.cnki.kfjyyj.2023.10.009>.

[7] 卢滇楠, 党漾, 王宏宁, 等. 生成式人工智能赋能高校课程教学: 以“化工热力学”课程为例[J]. 清华大学教育研究, 2024, 45 (5): 89-98. <https://doi.org/10.14138/j.1001-4519.2024.05.0089.10>.

[8] 乔文豹, 于欣宜. 突破 AI 代写: 计算机项目实践课程教学改革与思政建设 [J]. 计算机技术与教育学报, 2025, 13 (6): 9-17.

[9] Chen Q, Yang M, Qin L, et al. AI4Research: A Survey

- of Artificial Intelligence for Scientific Research[EB/OL]. [2025-08-05]. <https://arxiv.org/abs/2507.01903v2> [cs.CL].
- [10] Tian J R, Zhang R H. Learners' AI dependence and critical thinking: The psychological mechanism of fatigue and the social buffering role of AI literacy[J]. *Acta Psychologica*, 2025, 260:105725. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105725>.
- [11] Xue, X. Y., Zhou, Y. F., Zhang, G. B., et al. (2025). CoMAS: Co-evolving multi-agent systems via interaction rewards. arXiv: 2510.08529 [cs.CL]
- [12] 张良,关素芳.为理解而学:人工智能时代的知识学习[J].湖南师范大学教育科学学报,2021,20(1):55-60.DOI:10.19503/j.cnki.1671-6124.2021.01.007.
- [13] Scardamalia, M., Bereiter, C. (2003). Knowledge building. In J. W. Guthrie (Ed.), *Encyclopedia of Education* (2nd ed., pp. 1370-1373). New York, NY: Macmillan Reference.