Advances in Education 教育进展, 2026, 16(11), 859-868
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ae
https://doi.org/10.12677/ae.2026.16112452

Hans汉斯

大模型支持下高等数学人机协同课堂教学的构建与实施路径

穆小焕

岭南师范学院数学与统计学院，广东 湛江

收稿日期：2026年10月6日；录用日期：2026年11月5日；发布日期：2026年11月12日

摘　要

以大语言模型为代表的生成式人工智能正快速进入大学课堂。高等数学作为受众广、逻辑严密的公共基础课，既迎来个性化教学的机遇，也面临大模型数学推理错误、学生思维依赖等挑战。文章以“人机协同”为视角，借鉴张蜀青教授关于人工智能赋能数学课堂“自适应学习智能化升级、人机协同教学转向”的论述框架，并引入认知负荷理论与活动理论作为学理支撑，阐发大模型赋能高等数学教学的内在逻辑；构建“课前智能导学－课中双主协同－课后个性巩固”的全流程教学设计，并提出“准备－试点－常态”三阶段实施路径；进而结合国内外实证研究证据，分析该设计的可行性边界与主要风险。在此基础上，提出化错为源、梯度设限、以讲促学、教研赋能、分层参与、评价护航等优化策略，以期为同类课程改革提供参考。

关键词

高等数学，大语言模型，人机协同教学，教学改革，认知负荷理论

Construction and Implementation Path of Human-AI Collaborative Classroom Teaching of Advanced Mathematics Supported by Large Language Models

Xiaohuan Mu

School of Mathematics and Statistics, Lingnan Normal University, Zhanjiang Guangdong

Received: October 6, 2026; accepted: November 5, 2026; published: November 12, 2026

文章引用: 穆小焕. 大模型支持下高等数学人机协同课堂教学的构建与实施路径[J]. 教育进展, 2026, 16(11): 859-868.
DOI: 10.12677/ae.2026.16112452

Abstract

Generative artificial intelligence, represented by large language models, is rapidly entering university classrooms. As a public foundation course with a broad audience and rigorous logical structure, Advanced Mathematics is confronted with both the opportunity of personalized instruction and challenges such as the mathematical reasoning errors of large models and students' cognitive dependence. From the perspective of "human-AI collaboration", this paper draws on Professor Zhang Shuqing's framework of "the intelligent upgrading of adaptive learning and the shift toward human-AI collaborative teaching", and introduces cognitive load theory and activity theory to elaborate the intrinsic logic of empowering Advanced Mathematics teaching with large language models. It then constructs a whole-process instructional design characterized by "pre-class intelligent guided learning, in-class dual-subject collaboration, and after-class personalized consolidation", and proposes a three-stage implementation path of "preparation-piloting-routinization". Furthermore, drawing on empirical research evidence both in China and abroad, the paper analyzes the feasibility boundaries and major risks of the proposed design. On this basis, optimization strategies are put forward, including transforming AI errors into learning resources, imposing graded restrictions on AI use, promoting learning through student explanation, teaching through faculty research, providing differentiated participation pathways, and safeguarding implementation through process-oriented evaluation, with a view to providing a reference for the reform of similar courses.

Keywords

Advanced Mathematics, Large Language Models, Human-AI Collaborative Teaching, Teaching Reform, Cognitive Load Theory

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

2022 年底以来，以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能迅猛发展，2024 年以来，DeepSeek 等国产大模型相继免费开放，使大学生几乎“零门槛”就能用 AI 解题答疑。高等数学是理工、经管等众多专业一年级的公共基础课，修读人数多、班额大、学情差异显著，恰是学生使用大模型最频繁的课程之一。2025 年 1 月，中共中央、国务院印发《教育强国建设规划纲要（2024—2035 年）》，明确提出促进人工智能助力教育变革[1]。可以说，大模型进入大学数学课堂已不是“要不要用”的预测，而是“如何用好”的实践问题。

就机遇而言，大模型使个性化辅导的边际成本大幅降低：即时答疑、按学情生成讲解与变式、自动批改与错因归因，有望缓解大班教学“因材施教”难以落地的困境；导学案、情境与可视化素材也可快速生成，把教师从重复劳动中解放出来。就挑战而言，大模型“会对话不等于会证明”，其数学推理存在幻觉，给出的解答可能流畅完整却包含概念错误或条件遗漏；答案的即时可得又可能绕开“困惑–尝试–出错–校正”的思维必经过程，诱发作业雷同与思维惰化；教师的知识角色与专业定位也需要重新审视。更深层的问题是：数学学习必须经由学习者自身的认知加工才能真正发生，而大模型恰可能把“答案”这一结果提前交付，悬置了必须经历的过程。为此，本文以“人机协同”为基本立场，在阐发内在逻辑、构建全流程教学设计的基础上，提出分阶段实施路径，并结合已有研究证据分析其可行性边界与主要风

险，进而给出优化策略，以期为高等数学等同类课程改革实践提供参考与借鉴。

2. AI 赋能高等数学人机协同教学的内在逻辑

2026 年 8 月，张蜀青教授在岭南师范学院“雷阳大讲坛”作《人工智能赋能数学课堂变革的逻辑与路径》学术报告，以“自适应学习的智能化升级”和“人机协同教学转向”为主线，剖析了人工智能赋能课堂变革的内在逻辑与实践路径。该框架对本文的构建具有直接的指导意义。需要说明的是，本文仅以该框架为分析线索，结合高等数学的学科特性与大学教学的实际加以阐发和拓展，并在此基础上形成本文自己的教学设计与实施路径，而非移用其结论；文中直接源于该报告的观点均已注明。

2.1. 从标准化适配到自适应学习的智能化升级

传统自适应学习依赖预设题库与规则引擎，只能按“对错”“用时”等粗粒度信息推送难度相当的题目，本质是标准化适配，难以解释错误成因。大模型使自适应学习发生质变：基于多轮自然语言交互的学情诊断与学习轨迹分析，能够捕捉学生具体卡在哪个概念、哪种方法上；资源供给由“检索匹配”升级为“生成式产出”，可针对个体错误即时生成变式题与分步讲解，实现个性化资源推送；反馈由“对错 + 答案”升级为“归因 + 启发”，大模型可以扮演苏格拉底式提问者，引导学生自查自纠。张蜀青所概括的“学情诊断、学习轨迹分析、个性化资源推送、即时反馈”，由此能够以自然对话方式低成本落地，成为大模型赋能高等数学教学最直接的抓手。

2.2. 教学关系转向：“师－生”二元走向“师－生－机”三元协同

“人机协同教学转向”指向课堂主体结构的深层变化。学界普遍认为，人工智能正推动“师－生”二元结构向“师－生－机”三元结构演进[2] [3]。在此结构下，机器以“助教”“学伴”身份嵌入教学全程：教师转向学习活动的设计者、思维过程的引导者与育人价值的把关者，回答“为什么教、教什么、教到什么程度”；大模型负责资源生成、即时答疑与学情分析，回答“怎么生成、怎么适配、怎么反馈”。都琳等提出的“师－生－AI 协同课堂”，以导论课、研讨课、总结课“三步法”组织知识单元教学，正是这一结构在大学数学课程中的具体载体[4]。张蜀青进一步归纳了大模型在教学目标重构、教学资源生成、情境创设、作业评价与教学反思等全流程中的应用，其共同特征是“教师主导、AI 赋能、学生主体”。对高等数学而言，逻辑主线的把握、严格证明的示范与课堂价值的引领，仍是机器无法替代的教师领地。以活动理论的视角看，这一三元结构可视为活动系统中主体、客体与中介工具的重新配置，其中的张力与矛盾将在 2.4 节作进一步分析。

2.3. 高等数学的学科特性与协同边界

高等数学以概念抽象(极限、导数、积分、级数等)、推理链长、逻辑严谨著称，其育人价值集中体现为数学思维训练；而大模型强于“检索－组织－生成－对话”，弱于“构造性证明、严格检验、批判性评价”，并存在数学幻觉。因此，人机协同必须划定边界：认知外包是有边界的，计算与检索可以外包，理解与证明不可外包。据此，本文确立贯穿教学设计的三个原则：一是辅助而非替代，大模型始终是助手，学生的主体地位与教师的主导地位不变；二是启发而非给予，反馈以追问、提示为主，答案“延迟”给出；三是质疑而非盲从，把大模型输出视为“待检验的命题”。这三条原则同时构成后文风险分析与策略提炼的基本框架。

2.4. 理论支撑的拓展：认知负荷理论与活动理论

认知负荷理论将学习者在完成学习任务时的认知资源区分为内在认知负荷、外在认知负荷与相关认

知负荷[5]。高等数学概念抽象、推理链长，任务本身的内在认知负荷已然较高；若大模型以即时答案替代学生的自主推演，虽在当下降低了外在认知负荷，却同时挤占了本应用于图式建构的相关认知负荷，使学习停留于“看懂”层面。由此看，后文“梯度设限”“先独立后问 AI”等设计的实质，是借助制度安排把外在认知负荷控制在合理区间，同时保留必要的认知投入，使学生在“适度困难”中完成图式建构。

活动理论将人类活动视为主体、客体、工具、规则、分工与共同体诸要素构成的系统，系统演进的动力来自要素之间的矛盾[6]。以该框架审视“师－生－机”三元结构：主体为学生，客体为数学问题及其所承载的思维训练目标，大模型作为新引入的中介工具嵌入系统，规则(AI 使用规范)、分工(教师与 AI 的职责边界)与共同体(课堂与教研室)随之需要重新配置。若规则与分工缺位，工具便可能由“中介”转化为“替代”，即越过主体直接完成对客体的加工，学习过程由此被悬置；反之，当规则明确、分工清晰时，工具所中介的正是主体的思维过程，系统内部的张力(如“答案可得”与“思维必经”之间的冲突)反而成为推动教学形态演进的动力。这为本文强调“评价护航”“教研赋能”等制度性策略提供了学理依据。

两种理论分别作用于不同层面：认知负荷理论解释“为何必须为 AI 的使用设限”，活动理论解释“为何必须配套规则、分工与共同体建设”；二者共同构成后文风险分析与策略设计的理论支点。

3. 人机协同课堂教学设计：课前－课中－课后全流程

3.1. 总体框架与角色分工

教学设计以“学习为中心”，按“课前－课中－课后”组织闭环，教师、学生与大模型各司其职，角色分工与典型活动见表 1。

Table 1. Division of roles and typical activities across the whole teaching process of human-AI collaborative classroom
表 1. 人机协同课堂教学全流程的角色分工与典型活动

环节	教师	学生	大模型
课前	审核、修改 AI 初稿并编制预习任务单；据预习反馈二次备课	完成概念预读与预学任务单，带着问题进课堂	生成导学材料与情境；前测诊断，汇总预习疑难点
课中	主讲逻辑主线与核心概念；组织辨析批判活动；把关 AI 内容的科学性与价值	先独立尝试再与 AI 对话；参与找错、讲理、互评	即时生成变式与可视化素材；扮演“反方”质疑；给出同题不同解
课后	分层布置两类作业；抽检 AI 批改结果；个别辅导	独立完成限时自测；就错题向 AI 追问至“讲明白”；录制讲题	错因归因与变式推送；启发式答疑；辅助批改并生成学情周报

3.2. 课前：智能导学，精准定教

教师端将课程目标、班级学情画像与历届学习数据输入大模型，生成导学案、情境导入与前测题初稿，经教师逐项审核并作本地化修改后方可发布；审核必须制度化，防止大模型的错误内容直接进入课堂。学生端课前完成 10 题左右的前测，与 AI 助教对话式预学并填写“我的问题”，系统将预习疑难点按概念、方法、态度归并生成热力图。教师据此确定课中精讲靶点，实现由“凭经验猜学情”转向“凭证据定教学”。

3.3. 课中：双主协同，以辨促思

课中仍由教师主讲概念来源、逻辑主线与严格证明，大模型以“即时生成器”和“认知对手”的双重

身份介入，形成四类典型活动。其一，变式即时生成：例题之后请大模型按“改变条件–交换已知与结论–构造反例”等策略生成变式，教师选取后分层演练，缓解大班“一刀切”。其二，可视化与数值直观：对定积分定义、级数收敛等抽象内容，用动画或数值表格辅助直观，同时强调“直观服务于理解，理解服从于证明”。其三，AI 解法批判：先让学生独立求解，再呈现大模型解法，全班找错、比较与评价，让学生亲历“数学过程是可以检验的”。其四，AI 找茬课：把教师预置的大模型典型错误投屏，组织学生诊断，让 AI 的错误转化为课程资源。大班实施不必人手一机，可采用“教师屏端演示 + 分组终端轮转 + 课后延伸”的方式，将人机直接交互控制在每课时 20%左右，把时间还给实质性互动。

3.4. 课后：个性巩固，以讲促学

课后采用“两类作业”制度。A 类为独立限时自测，每章 2 次，课堂或平台限时完成、禁用 AI，守住独立思维的底线并保证评价可信；B 类为 AI 辅助探究作业，允许使用大模型，但须提交人机对话记录、自主修改痕迹与百字反思(AI 帮我解决了什么、我质疑了什么、我学到了什么)。同时设置“讲给 AI 听”的费曼式任务：学生选取一道错题或重点题，把 AI 当作“什么都不会的同学”讲清楚，AI 按预设脚本追问“这一步依据什么定理”“条件漏了吗”，学生答出方算过关，使课后巩固由“对答案”变为“理思路”。批改反馈上，由大模型完成客观批改与错因分类(概念性、计算性、方法性)，教师抽检约 20%并补充情感性与个别化反馈，每周生成个人学情小结、双向反馈。该设计仅需通用大模型配合提示词模板库即可运行，不依赖商业教学平台，成本低、易复制。

4. 实施路径与可行性证据分析

4.1. 分阶段实施路径

上述设计要在真实教学环境中落地，需要明确的推进路径与保障条件。结合高等数学课程实际，实施可分三个阶段推进。准备期(开课前 4 周)：教研室层面完成“高等数学提示词模板库”初建与“AI 找错案例库”启动，涵盖学情诊断、变式生成、错因归因、试题命制、讲题伴侣等高频模板；教师完成导学案模板、两类作业制度与 AI 使用声明的设计，并面向学生开展“学术诚信与 AI 伦理”微讲座。试点期(1 个教学单元)：选取一个知识单元(如一元函数微分学的应用)按全流程完整试运行，重点检验课前预习反馈闭环与课中四类活动的组织可行性，据运行情况修订模板与活动设计。常态期(整学期)：全流程常态化运行，A 类限时自测每章 2 次，B 类作业与“讲给 AI 听”任务贯穿学期，教师以教学日志持续记录典型事件，期末以简易问卷收集反馈，为效果检验与迭代改进积累一手证据。

保障条件上，一是确立“AI 生成–教师审核–课堂验证”的内容质量闭环，使审核制度化而非依赖个人经验；二是坚持低成本运行路线，仅需通用大模型加提示词模板库，不依赖商业教学平台，便于在地方院校推广；三是采用“教师屏端演示 + 分组终端轮转 + 课后个人使用”的大班组织方式，规避机房与终端约束。

4.2. 已有研究证据的支撑分析

本设计的各个环节并非凭空设想，已有研究从不同侧面提供了证据支撑。都琳等提出的“师–生–AI 协同课堂”将知识单元教学按“三步法”组织，在大学数学“概率论与数理统计”课程中应用，取得学生学习积极性、主动性与综合能力显著提升的效果[4]，表明大模型深度嵌入大学数学课堂在组织形态上可行；黄廷祝指出，人工智能时代的教学变革必须由教师主动发起，教学形态与教师角色的转型是核心环节[7]。在大模型对学习效果的因果影响上，Bastani 等在近千名中学生中开展的随机实地实验表明：使用 GPT-4 辅导使练习阶段成绩提升 48%~127%，但撤除访问后，使用无护栏基础版的学生成绩反而比

从未使用者低 17%，而嵌入教师设计提示(只给启发、不泄露答案)的“导师版”护栏可显著缓解这一负面效应[8]。这一结果为本文“先独立后问 AI”“启发而非给予”的设计原则提供了直接证据。黄贤明等对学生使用生成式 AI 解决数学问题的过程分析则发现，学生的提示语设计不完善、问题解决存在表面性、人机交互效率个体差异明显，且 AI 辅助学习后出现知识迁移能力较差、数学表达退化、认知理解虚化等现象[9]，提示语训练、“讲给 AI 听”等设计具有直接针对性。需要说明的是，该研究的对象为初一学生，其结论虽不能直接外推至大学阶段，但所揭示的提示语不完善、交互表面化等问题具有跨学段的普遍性，对高等数学教学同样具有警示与参考价值。上述代表性证据及其对本设计的支撑点归纳为表 2。

Table 2. Existing representative research evidence and its implications for the proposed design
表 2. 已有代表性研究证据及其对本设计的支撑点

研究与来源	主要证据	对本设计的支撑点
都琳等，2025 (《中国大学教学》)	“师－生－AI 协同课堂”三步法应用于概率论与数理统计课程，学生学习积极性、主动性与综合能力显著提升	人机协同的大学数学课堂组织形态可行；“教师主导、AI 赋能、学生主体”的结构有效
Bastani 等，2025 (PNAS)	GPT-4 辅导使练习成绩提升 48%~127%；无护栏基础版使用者撤除后成绩下降 17%，护栏设计可显著缓解	AI 辅助的即时收益真实存在，但须以“先独立、给提示不给答案”的护栏为前提
黄贤明等，2026 (《数学教育学报》)	学生提示语设计不完善、交互表面化；AI 辅助后出现知识迁移较差、数学表达退化、认知理解虚化	提示语训练、“讲给 AI 听”、批判性使用等设计具有直接针对性

4.3. 预期成效与效果检验思路

综合设计逻辑与研究证据，该模式预期在三个层面产生成效：学习层面，先思后问增加主动认知投入，即时反馈缩短“试错－校正”周期，个性化变式与分层练习缓解大班“一刀切”；素养层面，AI 解法批判与“验 AI”训练强化元认知监控与批判性思维，“讲给 AI 听”推动深层加工与数学表达；教学层面，学情热力图与 AI 批改使教师由经验驱动转向证据驱动，将精力集中于高价值的思维引导。同时，已有证据同样警示风险边界——无约束的使用会实质损害学习[8]，成效的达成依赖“两类作业”“梯度设限”等制度设计的严格执行。在效果检验上，宜采取“先实践、后实证”的思路：先在单班常态实施中通过课堂观察、作业过程证据与期末反馈形成过程性判断，再在条件成熟时开展平行班对照研究，对学习兴趣与投入、批判质疑意识、AI 使用规范与学业成就等变量进行前后测的量化检验，使结论逐步获得更严格的证据支撑。

5. 实施风险分析

5.1. 大模型的数学推理错误及其识别难度

大模型在高等数学问题上的错误大体分为三类：一是概念边界混淆，如把“函数在某点连续”当作“在该点可导”的充分条件直接使用，或将“可导必连续”的逆命题当作结论；二是定理条件缺失或误用，如使用洛必达法则时不先验证“0/0 或∞/∞”的前提，在条件不满足时强行求导并给出貌似合理的极限；三是计算与符号疏漏，如积分漏写任意常数 C、分部积分符号错乱、矩阵维数不匹配等，在长篇幅回答中尤其难以察觉。已有研究亦确认，大模型的数学输出存在错误与幻觉，用户必须检验其结果，已有研究亦确认，大模型的数学输出存在错误与幻觉[8]。危害的根源在于“伪权威”：输出流畅识别的难点

在于输出的高拟真性：输出流畅、语气肯定、格式酷似标准解答，数学基础薄弱的学生难以识别；错误一旦未被纠正，就会被当作“标准答案”记忆，其不利影响甚于“不会做”——它在给出答案的同时，减少了学生发现问题、检验结论的机会。

5.2. 学生的答案依赖与思维惰化

依赖风险已有明确的证据。Bastani 等的实验显示，无护栏使用 GPT-4 的学生在练习中形成对即时答案的外部依赖，撤除访问后成绩反而低于从未使用者[8]；黄贤明等也观察到学生交互表面化、直接索要答案，以及 AI 辅助后知识迁移较差、数学表达退化、认知理解虚化等现象[9]。从机制看，大模型把“困惑–尝试–犯错–纠正”这一数学思维的必经链路压缩为“提问–复制”，短期提效以长期思维训练流失为代价，答案的即时可得性还削弱了挫折耐受与坚持性。更隐蔽的风险是“虚假理解”：学生把“看见过答案”误当作“掌握了方法”，而“看懂了”与“会做了”之间存在鸿沟；作业真实性的受损还使教师难以依据作业作出准确的教学诊断。

5.3. 教师的新负担与素养缺口

教师同样面临压力：AI 生成素材需逐条校验，备课“审核成本”上升；提示词设计与任务单开发耗时；识别与处理学生的 AI 使用缺乏现成经验；部分教师存在技术焦虑或对“工具化”的抵触。别敦荣指出，AI 技术应用于大学教学需要相应的理论准备与制度设计，而非简单的工具叠加[3]。这提示，人机协同教学要可持续，必须配套教师发展机制与相应的策略支持。从工作量看，教师新增的负担主要集中在三个环节：AI 生成素材的逐条审核、提示词与任务单的持续维护、学生 AI 使用情况的甄别与反馈。前两项随班额与作业频次线性增长，第三项则缺乏成熟经验可循；若不加以控制，人机协同极易由“减负”异化为新的负担。此外，大班教学下周课时与答疑时间本已紧张，教师对技术介入的态度存在分化，学校层面也未必配备专门的技术支持，这些都是方案必须正视的现实约束。为此，6.4 节提出三阶段教师发展计划(表 3)，以使负担可控、能力可积累。

5.4. 学生投入的差异性与现实约束

学生的学情基础与参与意愿同样存在显著差异：一部分学生缺乏独立使用大模型的设备与网络条件，一部分学生因既往数学学习受挫而回避主动探究，也有学生虽频繁使用 AI，却只作“取答案”式的浅层调用。统一的参与要求在这三类学生身上效果迥异，若不加区分，人机协同可能放大而非缩小既有的学习差距。此外，课堂时间的刚性与评价制度的惯性，也压缩了活动设计的展开空间。这些都要求设计本身具备弹性，为不同学生提供可选择的参与路径(见 6.6 节与表 4)。

6. AI 赋能高等数学课堂的优化策略

6.1. 化错为源：把 AI 错误转化为批判性思维训练资源

针对 5.1 节所述风险，教研室持续收集大模型在高等数学问题上的典型错误，按概念性、条件性、计算性、表述不规范分类建档，形成“AI 找错案例库”，并以“呈现–归因–修正–反思”四步法组织课堂；同时把“验 AI”的方法教给学生——代回检验、特例与反例验证、换用其他工具复核、回归定义核查定理条件。当学生习惯把任何 AI 输出都当作“待检验命题”时，批判性验证本身即构成数学素养训练，人机对话也由“索取答案”转向“协商论证”。

6.2. 梯度设限：以“开放度梯度”规范使用边界

针对 5.2 节所述风险，依据任务的认知目标设置 AI 开放度梯度：概念记忆与基本运算类任务为低开

放，禁用 AI 并限时独立完成；综合应用与变式类任务为中开放，AI 可提示思路但不得代做；探究建模与章节总结类任务为高开放，鼓励深度人机协作但须披露使用过程。该梯度与“两类作业”制度、随堂小测共同构成防依赖的制度骨架。Bastani 等的研究恰恰表明，护栏式的使用设计能显著缓解 AI 对学习的负面效应而保留其收益[8]，这为梯度设限提供了直接的实证依据。从认知负荷理论看，梯度设限的实质并非简单限制技术使用，而是通过任务分级把外在认知负荷控制在合理区间，同时保留学生自主推演所必需的相关认知负荷[5]。

6.3. 以讲促学：用输出倒逼理解的深度学习设计

针对 5.2 节所述的“虚假理解”与思维惰化风险，将“讲给 AI 听”由可选任务上升为常态化的评价性任务：AI 按教师预设脚本追问甚至“装傻出错”，迫使学生把程序性知识组织为可言语化的逻辑结构。这与黄贤明等提出的“AI 解构－学生重构”循环学习模式在思路上相通[9]：先让 AI 给出解构式的分析，再由学生重构完整推理，避免“看懂”冒充“会做”。讲题质量、提问质量与批判质量纳入过程性评价，使评价导向由“用了 AI”转向“会用 AI”，为大模型的使用创造有认知价值的意义空间，既巩固理解又预防依赖。

6.4. 教研赋能：教师 AI 素养与提示词库协同建设(表 3)

Table 3. A three-stage teacher development plan for human-AI collaborative teaching
表 3. 人机协同教学教师三阶段发展计划

阶段	时间	目标	主要任务	支持与产出
适应期	第 1 个学期	会用	套用现成提示词模板，按审核清单校验 AI 生成内容，完成 1 个知识单元的试点	教研室提供模板库与审核清单；产出个人使用日志
发展期	第 2~3 个学期	用好	自主设计变式与追问脚本，常态化运行两类作业，参与“AI 找错案例库”共建	校本工作坊同伴互助；产出可复用的活动设计
引领期	第 4 学期起	会研	牵头校本研究，把课堂观察、作业过程证据与问卷反馈转化为研究问题	形成校本课题与研究成果，反哺模板库与制度设计

6.5. 评价护航：过程性评价与使用伦理制度建设

修订课程考核方案，将过程性评价权重由约 20%提高至 30%~40%，使独立自测、讲题记录、人机对话质量等过程证据进入成绩构成；开学之初即与学生约定 AI 使用声明，明确禁用、可用与必须披露的情形，并开展“学术诚信与 AI 伦理”微讲座。这与联合国教科文组织《生成式人工智能教育与研究应用指南》所强调的“人类主导、目的优先、合乎伦理”原则相一致[10]。

6.6. 分层参与：面向不同学情与投入意愿的弹性路径

针对 5.4 节所述的学生投入差异，本文在统一基本要求的前提下，设置三条可选择的参与路径(表 4)。三条路径在课前、课中、课后的任务要求上分层，但共享同一底线：A 类独立限时自测与学术诚信要求对所有学生一致；学生可在学期初自主选择路径，也可在教师建议下中途调整；路径的选择本身不进入成绩，完成的投入与质量才进入评价。

Table 4. Differentiated participation pathways for students with different learning situations and willingness to invest
表 4. 面向不同学情与投入意愿的学生差异化参与路径

路径	适用学生	课前	课中	课后与评价
基础达标型	基础薄弱，或缺设备与网络条件	完成纸质或平台预学单，观看教师提供的AI生成讲解回放	跟随教师演示参与辨析，完成基础变式	完成A类自测；B类作业以“复述思路”为主，可利用课后时段或学校机房完成
标准参与型	学情中等、愿意尝试的多数学生	与AI助教对话预学，提交“我的问题”	参与AI解法批判与找茬活动，完成分层变式	A类自测 ＋B类探究作业，提交对话记录与百字反思
深度探究型	学有余力、投入意愿强的学生	自主设计提示词预学，尝试提出变式	担任小组“质疑者”，组织同伴互评与多解比较	完成“讲给AI听”并提交讲题录音，参与案例库共建，可申请以探究报告替代部分常规作业

分层并非降低要求，而是先向学生让渡“参与的可能性”，再用过程性评价收回“投入的质量”；这既回应了学生惰性与条件差异等现实约束，也避免因统一要求过高而导致整体性的敷衍。

7. 结语

大模型进入高等数学课堂已是不可逆的趋势。本文的分析表明，以“人机协同”理念统筹教学设计与制度约束，能够在保留数学思维训练内核的同时，释放大模型个性化、即时化的育人红利；已有研究证据既支持其可行性，也清晰划定了风险边界——无护栏的使用会实质损害学习，因而“怎么用”比“用不用”更根本。其关键不在于技术本身，而在于教师能否把大模型从“答案供应商”重塑为“思维脚手架”，始终把学生的认知发展置于课堂的中心。与此同时，教师发展与学生参与都需要分层推进，方能使改革在真实的教学约束中持续下去。后续研究将把本文提出的设计与路径付诸教学实践，在单班实施与过程性评价的基础上，逐步开展平行班对照研究，并对学习兴趣、批判质疑意识、AI使用规范与学业成就等变量作量化检验，为人机协同的高等数学教学改革提供更扎实的证据支撑。

基金项目

岭南师范学院2026年度校级高层次人才专项项目(经费号：000-000302603508)。

参考文献

[1] 中共中央 国务院印发 《教育强国建设规划纲要（2024—2035年）》[EB/OL]. https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_11846/202502/content_7002799.html, 2025-01-19.

[2] 徐宗本, 都琳, 黄廷祝. 人工智能时代的科学教育需要新定位和新范式[J]. 科学与社会, 2025, 15(1): 1-6, 14.

[3] 别敦荣. AI技术应用于大学教育教学的理论阐释[J]. 中国大学教学, 2024(5): 4-9, 2.

[4] 都琳, 徐爽, 徐宗本. 师-生-AI协同课堂: 人工智能赋能大学数学教育的载体及实践[J]. 中国大学教学, 2025(4): 59-65, 81.

[5] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

[6] Engeström, Y. (2001) Expansive Learning at Work: Toward an Activity Theoretical Reconceptualization. *Journal of Education and Work*, **14**, 133-156. https://doi.org/10.1080/13639080020028747

[7] 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(1): 85-91, 107.

[8] Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö. and Mariman, R. (2025) Generative AI without Guardrails Can Harm Learning: Evidence from High School Mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **122**, e2422633122. https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122

[9] 黄贤明, 李亚琼, 赵岩, 等. 生成式人工智能辅助初一学生解决数学问题的表现研究[J]. 数学教育学报, 2026, 35(3): 60-65, 92.

[10] 联合国教科文组织. 生成式人工智能教育与研究应用指南[R]. 巴黎: 联合国教科文组织, 2023.