

地方高校高等数学教学中生成式 AI 赋能 路径与实施机制研究

付 靖 张 蕾 王智坚

昭通学院, 云南 昭通 657000

摘 要: 教育数字化和生成式 AI 的发展, 为地方高校公共基础课改革提供了新的方法空间。针对《高等数学》教学中抽象概念理解困难、数学知识与专业场景衔接不足、大班教学下个性化支持有限等问题, 本文从地方应用型高校学情出发, 提出将生成式 AI 嵌入“概念理解—数学建模—结果阐释—过程评价”的教学链条。研究认为, AI 的价值不在于替代学生完成计算, 而在于通过多模态解释、低代码建模、专业情境对话和 OBE 导向的增值评价, 帮助学生经历从公式记忆到问题求解、从答案获得到意义建构的学习过程。文章进一步提出提示词库、专业案例库、课堂流程、使用规范与教师能力提升等实施机制, 以期为西部地方高校《高等数学》课程由知识传授型向能力生成型转变提供可操作的改革思路。

关键词: 生成式 AI; 高等数学; 地方高校; 教学改革; 概念—建模—阐释; OBE

DOI: 10.64649/yh.jydk.issn3080-2660.202607021

0 引言

生成式 AI 正在改变知识获取、问题求解和学习交互的基本方式。对高校教学而言, 这一变化并不只是增加一种课堂工具, 而是促使课程重新思考知识呈现、学习支持和评价证据的组织方式。《高等数学》作为理工、经管类专业的重要公共基础课, 既承担数学思维训练任务, 也连接后续专业课程中的建模、优化、预测和解释活动。已有研究提示, 人工智能在高等教育中的应用需要回到教学目标和学习过程本身^{[3][5]}。对地方高校而言, 生成式 AI 尤其适合被设计为认知脚手架、建模助手和思辨伙伴, 而不是简单的搜题入口。基于昭通学院等西部地方高校学生来源多样、数学基础差异明显、公共课班级规模较大等现实情况, 本文尝试构建“概念—建模—阐释”的高数教学路径, 并将其纳入 OBE 导向的过程性评价之中。这一思路与高水平本科教育强调学生中心、产出导向和持续改进的要求相衔接^[1], 也回应了人工智能赋能教育教学创新的政策方向^[2]。

需要强调的是, 本文所说的路径构建并非把 AI 工具简单接入课堂, 也不是用自动生成答案替换教师讲授。其核心在于重新安排学生接触数学知识的顺序: 先通过多表征解释降低概念进入门槛, 再通过情境化问题推动建模表达, 最后通过结果阐释促成意义建构。这样的学习链条更符合应用型课程的能力培养逻辑。在此意义上, 生成式 AI 只是教学改革的媒介, 真正需要被改变的是课程任务、师生互动和评价证据之间的关系。

1 地方高校《高等数学》教学的现实困境

第一, 抽象概念的认知门槛较高。极限、导数、积分、级数等内容往往以严密符号和逻辑推演展开, 对基础较弱或高中阶段数学经验不足的学生而言, 概念尚未建立就进入公式应用, 容易产生畏难情绪。在传统课堂中, 教师通常需要在有限课时内兼顾定义、定理、例题和作业讲评, 难以为不同起点的学生提供多层次解释。当学生只记住计算步骤而没有形成直观图像时, 后续遇到变式问题便容易依赖套题经验。

第二, 数学知识与专业应用场景的衔接不足。应用型人才培养强调学生能够把基础知识转化为解决真实问题的能力, 但高数课堂常以学科知识体系为主线, 专业情境只是偶尔出现的例子。经管类学生关心成本、收益、边际变化和优化决策, 工科类学生需要理解变化率、累积量、误差和系统响应, 数据类学生则需要掌握拟合、预测和模型解释。若教学缺少从概念到情境再到模型的转化环节, 学生便难以理解“为什么要学”和“如何用”。

第三, 大班教学与师资资源限制削弱了个性化辅导。西部地方高校在服务区域发展和扩大应用型人才培养规模的过程中, 公共基础课常面临班级人数多、课后答疑分散、学生差异显著等情况。教师可以通过作业批改和课堂提问发现部分问题, 却难以持续追踪每名学生在概念理解、建模表达和结果解释中的具体障碍。因此, 课程改革需要一种能够在规模化教学中保留个性化支持的机制, 使学生在课前、课中和课后都能获得适度反馈。

上述困境并不是单一教学环节的问题, 而是课程链条不够完整的表现。若概念教学缺少

可感知的解释,学生便难以形成稳定理解;若建模训练缺少工具支持和专业情境,学生便难以把符号知识转化为问题解决方案;若结果评价只关注标准答案,学生便难以发展解释、质疑和迁移能力。因此,地方高校高数改革不能只增加案例、只引入软件或只调整考试比例,而应围绕学生能力生成重新组织教学活动。

2 生成式 AI 赋能《高等数学》教学的内在逻辑

从概念层面看,生成式 AI 能够把抽象数学语言转译为多种可理解表征形式。学生可以围绕“导数为何表示瞬时变化率”、“定积分为何对应累积效应”等问题进行多轮追问, AI 则可给出自然语言解释、生活化类比、图形化思路或可运行的可视化代码。这种多表征解释并不降低数学严谨性,而是为学生进入正式定义和推导提供认知入口。教师的关键任务,是筛选合适提示词、引导学生比较不同解释的边界,并把直观经验重新收束到数学概念。

从建模层面看, AI 的代码生成和推理辅助能力可以降低学生进入计算实验的技术门槛。在传统高数教学中,学生即使理解了函数、导数或积分,也可能因 Python、MATLAB 等工具使用能力不足而无法开展模型求解。通过自然语言描述变量、约束和目标函数,学生可在 AI 帮助下生成初步代码,再由教师组织代码审查、参数解释和结果验证。这种低代码或无代码建模并不意味着放弃数学思维,相反,它要求学生先说清问题结构,再判断 AI 输出是否符合数学逻辑。

从阐释层面看,生成式 AI 可以成为促进反思的对话对象。数学结果只有回到专业语境中,才会转化为可解释、可迁移的能力。例如,经管类案例中的最优点不仅是导数为零的计算结果,还需要解释成本约束、边际收益和风险假设;工科案例中的变化率也不仅是数值大小,还涉及系统状态和工程意义。教师可要求 AI 扮演数据分析师、工程技术人员或课程助教,通过追问促使学生说明模型假设、结果含义和可能误差。此时 AI 的角色是思辨伙伴,而非代替学生给出最终判断。

3 “概念—建模—阐释”教学路径的构建

(1) AI 支持的概念认知:从公式记忆走向直观理解。概念教学应由单向讲解转向“教师设计问题、学生与 AI 预探、课堂再建构”的流程。课前,教师围绕核心概念提供分层提示词,如生活类解释、图像类解释、反例辨析和常见误区诊断。学生带着 AI 生成的解释进入课堂后,教师不直接判定答案优劣,而是组织学生比较

不同表述中哪些是直观类比、哪些是严格定义、哪些可能造成误解。这样可以把 AI 生成内容转化为概念辨析材料,使学生在讨论中完成由感性理解到数学抽象的过渡。

(2) AI 辅助的数学建模:从符号推导走向问题求解。建模环节可围绕“问题情境—变量识别—关系表达—工具求解—结果校验”展开。教师选择与专业相关的轻量案例,如财务管理中的成本最小化、工程技术中的变化率分析、数据科学中的曲线拟合与趋势预测。学生先用自然语言写出问题结构,再请求 AI 生成计算思路或代码片段。课堂评价重点不放在代码是否一次运行成功,而放在学生是否能说明变量含义、约束条件、算法步骤和结果可信度。由此, AI 成为连接数学理论与计算实践的中介。

(3) AI 参与的结果阐释:从计算答案走向意义建构。高数学习容易停留在“算出答案即完成任务”的层面,而应用型人才培养更需要学生解释答案何以成立、适用范围在哪里、对实际决策有什么启示。教师可设计对话式作业,要求学生把模型输出提交给 AI 进行角色化追问,再根据追问结果写出个人阐释。例如,学生不仅要报告函数极值,还要解释极值与资源配置、效率提升或风险控制之间的关系。这一过程有助于训练学生的数学表达、专业沟通和批判性思维。

(4) 基于 OBE 的过程性评价:从期末考核走向增值评价。建设“概念—建模—阐释”路径,必须同步改革评价方式。参考建设性对齐思想^[6],课程目标、教学活动与评价证据应保持一致。除期末闭卷考核外,可将 AI 交互记录、提示词质量、模型假设说明、代码审核记录、结果阐释短文和同伴互评纳入形成性评价。教师依据量表考查学生是否能够提出有效问题、识别 AI 可能的错误、完成数学表达并解释专业含义。评价重点由单次成绩转向学习过程中的能力增值和持续改进。

在具体设计上,评价量表可分为三个维度:概念维度关注学生能否用自己的语言说明定义、图像和适用条件;建模维度关注学生能否识别变量关系、写出合理假设并验证 AI 生成代码;阐释维度关注学生能否把数学结果转化为专业判断,并指出模型局限。三类证据既可通过课堂展示、学习日志和项目作业收集,也可通过 AI 交互记录辅助分析。这样既保留高数课程必要的计算训练,又把学生的思维过程纳入可观察、可反馈、可改进的范围。

4 教学实施机制与保障策略

首先,建设高数 AI 多模态提示词库。提示词库不宜只是问题模板的汇总,而应按照课程章节、认知层级和专业方向分类。同一概念可

设置基础解释、图像说明、错因诊断、建模引导和结果追问等提示词,并标明适用对象和使用边界。教师团队应定期根据课堂反馈修订提示词,避免AI解释泛化、用例脱离学情或语言过度娱乐化。

其次,建设专业应用案例库。案例库应服务于高数核心知识点,而不是脱离课程目标另起一套复杂项目。经管类可围绕边际分析、库存优化和成本控制,工科类可围绕速度、加速度、变化率和误差估计,数据类可围绕拟合、预测和模型参数解释。每个案例都应包括问题背景、数学表达、AI交互要求、结果解释任务和评价要点,使学生在可完成的任务中体验数学知识的专业价值。

再次,形成“课前AI导学—课中人机协同建模—课后对话式阐释”的课堂流程。课前导学用于暴露学生的概念疑惑,课中建模用于把问题转化为数学表达并进行工具求解,课后阐释则要求学生回到专业情境反思结果。教师在流程中的身份也随之变化:不是把AI生成内容直接搬进课堂,而是设计任务、把关逻辑、组织讨论和提供反馈。反馈研究表明,清晰、及时、指向改进的反馈能够有效促进学习^[7],AI可承担部分初步反馈,教师则负责高阶判断。

此外,实施过程应采取小规模试点、持续迭代的方式。初期可选择学习基础差异较明显、专业应用需求较强的班级开展行动研究,围绕学生提问质量、课堂参与、建模作业完成度和结果阐释文本进行跟踪。中期再比较传统班级与试点班级在学习投入、问题解决表现和课程

满意度方面的变化。需要注意的是,这些数据只能在真实教学运行后形成,论文和项目设计阶段不宜预设结论。稳妥的做法是先建立可执行的观察指标,再通过多轮教学反思修正资源库、案例库和评价量表。

最后,建立AI使用规范并提升教师数字素养。课程应明确哪些环节允许使用AI、学生需要保留哪些交互记录、如何标注AI辅助内容以及怎样处理错误输出。对AI幻觉、答案依赖和学术不端等风险,应通过任务设计和评价规则进行约束。教师也需要持续提升提示词设计、代码审查、数据隐私保护和学习分析能力,逐步从知识讲授者转向学习活动设计者和思维引导者。

5 结语

生成式AI进入《高等数学》教学,不应被理解为在原有课堂之外附加一个智能工具,而应被纳入教学目标、学习活动和评价体系的整体设计。面向地方高校应用型人才培养需求,“概念—建模—阐释”路径把抽象理解、问题求解和意义表达连接起来,使学生在AI辅助下经历更完整的数学学习过程。其改革关键不在技术叠加本身,而在教师能否围绕课程目标组织高质量任务,能否引导学生审慎使用AI,并能否以过程证据评价学生的能力生成。未来实践中,还需通过试点班级、学习数据和学生反馈持续检验该路径的适切性,在稳健迭代中形成具有地方高校应用价值的高数教学改革方案。

参考文献:

- [1] 教育部. 关于加快建设高水平本科教育全面提高人才培养能力的意见:教高〔2018〕2号[Z]. 2018.
- [2] 教育部. 高等学校人工智能创新行动计划:教技〔2018〕3号[Z]. 2018.
- [3] 朱永新,杨帆. ChatGPT/生成式人工智能与教育创新:机遇、挑战以及未来[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 1-14.
- [4] 杨宗凯,王俊,吴砥,陈旭. ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 26-35.
- [5] 荀渊. ChatGPT/生成式人工智能与高等教育的价值和使命[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 56-63.
- [6] 崔允漷,雷浩. 教—学—评一致性三因素理论模型的建构[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2015, 33(4): 15-22.
- [7] 伍绍杨,彭正梅. 迈向更有效的反馈:哈蒂“可见的学习”的模式[J]. 开放教育研究, 2021, 27(4): 27-40.

作者简介:付靖(1986.03—),男,汉族,重庆市高新区人,经济学博士,讲师,研究方向:随机控制与优化。

项目信息:昭通学院教育教学改革研究项目“生成式AI赋能地方高校《高等数学》‘概念—建模—阐释’教学路径重构研究”(Ztjx202607)。