Creative Education Studies 创新教育研究, 2026, 14(11), 275-284
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ces
https://doi.org/10.12677/ces.2026.1411887

Hans汉斯

生成式人工智能融入“计算方法”课程的教学重构

方晓峰*，李鸣镝，吴聪伟

火箭军工程大学基础部，陕西 西安

收稿日期：2026年9月24日；录用日期：2026年11月4日；发布日期：2026年11月18日

摘　要

生成式人工智能进入高校课堂，并不会自动转化为教学质量增量，反而可能在认知、关系、评价与建模四个层面诱发异化风险。以工科基础课“计算方法”为载体，依据分布式认知、认知外包与人机协同教学理论，确立分工、在场、校验等五条技术使用边界，构建“直观化预演－协同化探究－审辩化反思”三阶教学模式，并以常微分方程数值解法单元为例给出完整课例与编程实现。研究采用量化与质性相结合的汇聚式混合设计：在对改革前后两轮授课($n = 51$, $n = 40$)进行纵向量化比较的同时，辅以分层半结构化访谈与人机对话日志的内容分析，形成三角互证。量化结果表明：两轮学生客观题成绩无显著差异($p > 0.05$)，改革后学生在综合算法分析题得分、课堂参与度与技术审辩综合测验得分上显著提升($p < 0.001$)，课程体验量表总分由3.20升至4.35；质性分析进一步显示，学生与人工智能的交互模式由“整体委派”逐步转向“定向校验”与“质疑论证”，审辩能力沿“盲信－受挫－警觉－习惯化校验”的轨迹养成。研究表明，为技术划定清晰边界、将节省的课堂时间再投资于思维训练与师生对话，是人工智能融入课程教学且不致异化的可行路径。

关键词

生成式人工智能，人机协同，认知外包，混合方法研究，计算方法，教学重构

Reconstructing the Teaching of “Numerical Methods” with Generative Artificial Intelligence

Xiaofeng Fang*, Mingdi Li, Congwei Wu

Department of Basic Sciences, Rocket Force University of Engineering, Xi’an Shaanxi

Received: September 24, 2026; accepted: November 4, 2026; published: November 18, 2026

*通讯作者。

文章引用: 方晓峰, 李鸣镝, 吴聪伟. 生成式人工智能融入“计算方法”课程的教学重构[J]. 创新教育研究, 2026, 14(11): 275-284. DOI: 10.12677/ces.2026.1411887

Abstract

The arrival of generative artificial intelligence (AI) in university classrooms does not automatically yield gains in teaching quality; it may instead induce alienation in cognition, teacher-student relations, and evaluation, and modeling. Drawing on distributed cognition, cognitive offloading, and human-AI collaborative teaching theories, this study takes the undergraduate course Numerical Methods as the carrier, defines five boundaries for AI use—task division, teacher presence, learner verification and others—and constructs a three-stage instructional model comprising intuitive preview, collaborative inquiry, and critical reflection. A complete lesson on numerical methods for ordinary differential equations, including its programming implementation, is presented. A convergent mixed-methods design was adopted: a longitudinal quantitative comparison of two rounds of teaching (n = 51 before and n = 40 after the reform) was triangulated by stratified semi-structured interviews and content analysis of student-AI dialogue logs. Quantitative results show no significant difference in objective-item scores ($p > 0.05$), whereas the post-reform cohort improved significantly in algorithm-analysis performance, classroom participation, and scores on a comprehensive test of technological critical reasoning ($p < 0.001$); the mean course-experience score rose from 3.20 to 4.35. Qualitative analyses further reveal that students' interaction with AI shifted from wholesale delegation to targeted verification and critical argumentation, and that their critical disposition developed through stages of blind trust, frustration, vigilance, and habitual verification. Delimiting the role of technology and reinvesting the saved class time in reasoning and dialogue constitute a feasible path for integrating AI into coursework without alienation.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Human-AI Collaboration, Cognitive Offloading, Mixed-Methods Research, Numerical Methods, Teaching Reconstruction

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. 问题提出

以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能正加速进入高校教学现场。《教育强国建设规划纲要（2024—2035 年）》已将“促进人工智能助力教育变革”列为重点任务。学界的讨论大体沿两条线索展开：一条肯定技术在提升教学效率、支持个性化学习方面的潜能[1] [2]，另一条则警惕知识、主体与过程的异化风险[3] [4]。两条线索指向同一实践难题：落到一门具体的课程之中，技术应当用在何处、用到何种程度？

“计算方法”是工科类本科生的专业基础课，公式繁多、迭代量大、算法抽象，长期存在“理论课听懂难、上机课落实难”的双重困境[5] [6]。生成式人工智能的介入放大了这种张力：它既能把抽象的迭代过程转化为直观的动态演示，也能使学生越过思考直接获得“可以运行的代码”。既有研究多在宏观层面讨论融合原则与治理框架，深入课程内部、给出可操作的人机分工方案并辅以对照证据的教学研究仍属少见。本研究以该课程为载体，依次回答三个问题：人工智能融入后出现了哪些异化表现；如何设计人机分工明确的教学模式；模式的实际成效如何。

2. 困境审视：技术融入的四重隐忧

“异化”原指主体的创造物反过来支配主体。引入教育领域，即提示技术这一育人手段一旦与目的

倒置，便可能出现“手段遮蔽目的”的局面[7]。为摸清学情，课题组面向改革前修读该课程的学生发放问卷 91 份，回收有效问卷 85 份(有效率 93.41%)，结果如图 1 所示。结合课堂观察，课程的异化风险集中表现为四个方面。

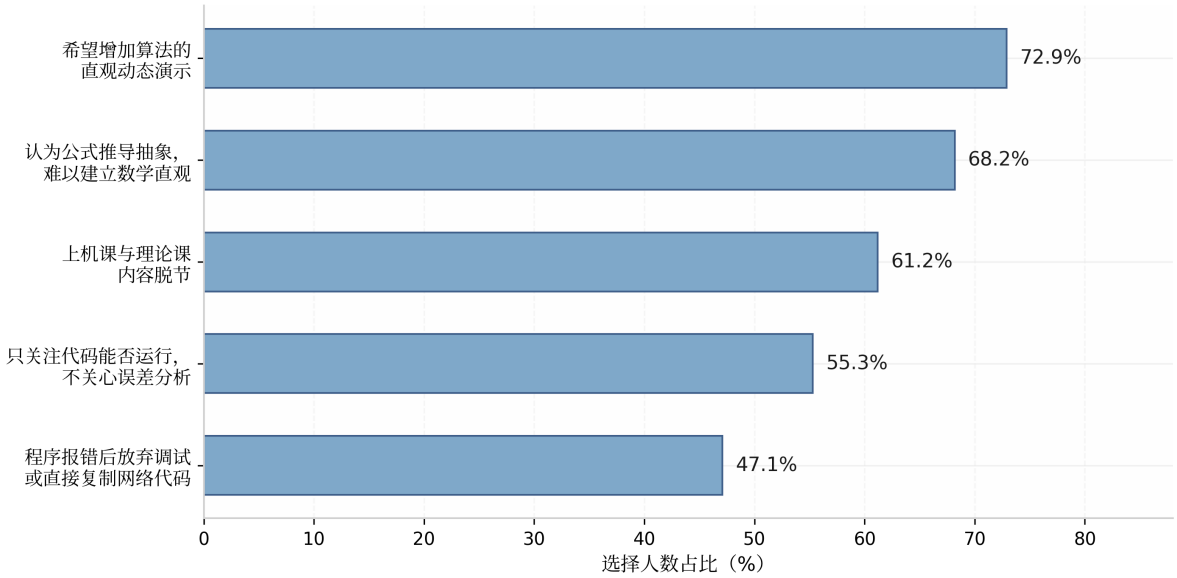


Figure 1. Survey results of learning experience in “computational methods” course before reform (n = 85)
图 1. 改革前“计算方法”课程学习体验调查结果(n = 85)

一是认知的浅表化。生成式人工智能大幅降低了编写代码的门槛，也降低了不经思考的成本。改革前的实验作业中，笔者多次收到高度雷同的程序：学生直接以人工智能生成的代码调用相关函数提交作业，当追问其截断误差的阶数与步长选取依据时，多数学生无法作答。算法实现被整体外包给机器，而数值方法的核心——误差分析与收敛性讨论——恰恰被绕开[8]。调查中 55.3%的学生承认“只关注代码能否运行”，即为这一状态的量化佐证。

二是关系的疏离化。上机课本应是师生围绕问题展开对话的场域，实践中却常退化为对设备与报错信息的技术处置。笔者曾统计一次上机课(90 分钟)的师生互动：全班 51 人中主动与教师探讨算法思路者仅 10 人，其余提问集中于环境配置与报错处理。当作业批改、答疑等事务性环节亦交由智能工具承担之后，师生围绕数学问题本身的交流进一步减少，课堂应有的思维共振与情感联结随之弱化。

三是评价的窄化。传统闭卷考试长于考查公式记忆与固定题型的演算，却无法测量学生识别机器错误的能力。改革前期末试卷中设有一道“分析给定数值结果是否可信”的开放性试题，全年级平均得分率不足三成。人工智能时代最为紧要的审辩能力，在原有评价体系中处于“失明”状态。

四是建模的被动化。“计算方法”课程作为工科基础课，教学目标不止是单纯完成数值计算、编写程序，还要培养学生从实际问题到数学问题建模的能力。在实际工程中，现实问题往往更加复杂，需要学生对问题进行分析，选出合适的数值算法，最终完成模型构建。生成式人工智能则是根据问题直接给出算法与结果，学生缺乏建模过程，容易被动接受人工智能提供的方案，只是在此基础上进行相应优化。

3. 教学重构：边界划定与三阶模式

3.1. 理论依据与五条技术使用边界

分布式认知理论认为，认知并非封闭于个体头脑之中，而是分布于个体、工具与环境所构成的系统

之内[9]；认知外包研究进一步表明，问题的关键不在于“用不用”人工智能，而在于学习者以何种认知姿态去用——高绩效学习者呈现“自主规划–精准互动–选择性深度加工”的模式，低绩效学习者则停留于低层次认知元素的堆砌[10]。人机协同教学理论则要求依据人与机器的各自优势重新分配教学功能，而非任由机器接管课堂[11]-[13]。据此，课题组为课程中的技术使用划定五条边界。分工边界：机械演算与直观演示交由机器承担，原理辨析与价值判断留给师生。在场边界：凡涉及个别化学情研判与情感支持之处，教师必须亲自在场，不以数据画像替代面对面交流。校验边界：凡机器生成之物——代码、解答、反馈——必经学习者本人核验，并能解释清楚依据、含义等，使用情况要进行留痕，包括提示词、对话记录等，否则不视为完成学习。分层边界：不同基础的学生在机器使用中的限制应该有所不同，同时，基于不同知识内容的机器使用，也应该有所区别。考核边界：在考核过程中，必须包含排除机器独立解决的任务，确保学生掌握相关能力，而不是对于机器一直被动使用。五条边界共同指向一个原则：利用人工智能节省的时间，必须再投入于思维训练与师生对话，而非被更多的技术环节填满。

3.2. “三阶协同”模式框架

循此构建“直观化预演–协同化探究–审辩化反思”三阶模式(图 2)。课前，教师借助生成式工具制作算法的几何动态演示，降低抽象概念的认知门槛，使学生带着直观猜想进入课堂；课中，机械迭代演算交由人工智能辅助完成，教师将节省的时间用于组织原理辨析与“算法失效”情境研讨；课后，学生提交的不只是计算结果，还包括与人工智能对话过程中的提示词等相关记录，以及对人工智能生成代码的核验记录与算法局限性反思，教师依据过程性数据开展个别化指导。模式的两翼分别为教师智能教育素养的提升与“结果 + 过程 + 审辩”的过程性多元评价：就前者而言，教师需在整合技术的学科教学知识(TPACK)框架下统整学科知识、教学法知识与技术知识[14]，相关实证研究亦证实了高校教师人工智能素养的可发展性[15] [16]。

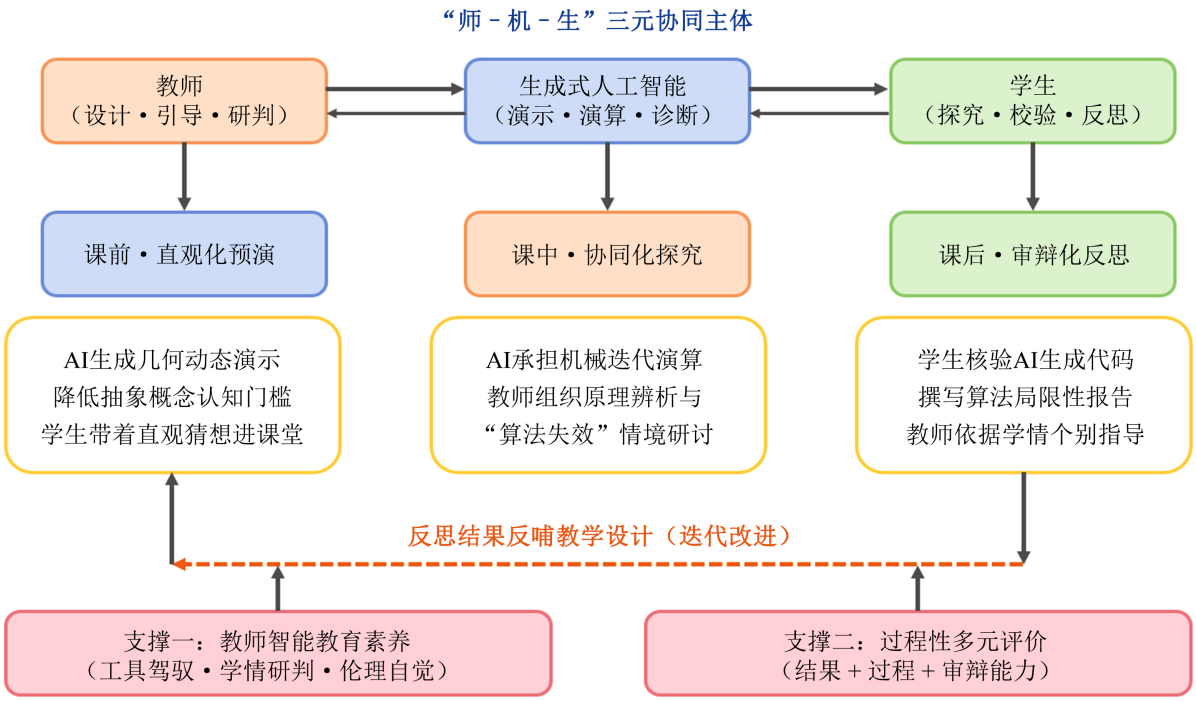


Figure 2. “Third-order synergy” teaching reconfiguration model framework
图 2. “三阶协同”教学重构模式框架

3.3. 课例：常微分方程数值解法单元

以四阶龙格－库塔(Runge-Kutta)方法为例，该单元共 8 学时。既往教学通常有两条路径，均不理想：或以两节课板书推导四级公式，学生普遍反映抽象难懂；或直接进入机房调用 ode45 函数，学生虽能求得数值解，却难以阐明步长控制的原理。重构后的实施分为三步，其中，传统教学模式与“三机协同”模式的教学环节对照，如表 1 所示。

第一步，直观先行。课前，教师利用生成式人工智能辅助制作动态演示：针对同一初值问题，欧拉折线与龙格－库塔曲线同步逼近真实解，步长减半，误差曲线同步下移。学生观看后记录猜想——“h 减半，误差约缩小至多少？”多数学生从动画中观察到 16 倍的数量关系，并带着这一猜想进入课堂。

第二步，协同探究。课堂不再要求学生手工完成全部迭代，而是由学生在人工智能编程助手协助下搭建四阶格式。以初值问题 $y'=y-\frac{2t}{y}$，$y(0)=1$ 为例，核心代码如下：

```
def rk4(f, y0, t0, t_end, h):
    t, y = t0, y0
    while t < t_end:
        k1 = f(t, y)
        k2 = f(t + h/2, y + h/2*k1)
        k3 = f(t + h/2, y + h/2*k2)
        k4 = f(t + h,   y + h*k3)
        y += h/6 * (k1 + 2*k2 + 2*k3 + k4)
        t += h
    return y
```

代码框架可由学生与人工智能协作生成，但教师随即将教学重心置于两处：其一，令学生分别取 $h=0.1$ 与 $h=0.05$ 运行，以两组数值解反推方法的阶，验证课前猜想——人工智能可以代劳演算，却无法替代学生“看见”误差的阶；其二，引入一个刚性方程，学生发现人工智能未加判断即推荐的显式格式出现数值发散，课堂随即转入“算法为何失效”的小组研讨。此环节的要点在于：机器负责降低算力门槛，教师负责提升思维强度。

Table 1. Comparison of teaching phases between traditional teaching mode and “three-stage collaborative” mode
表 1. 传统教学模式与“三阶协同”模式的教学环节对照

教学环节	传统教学模式	“三阶协同”重构模式	人机分工要点
算法原理引入	板书推导四阶格式，约 2 学时，学生普遍感到抽象	课前 AI 辅助生成动态几何演示(约 1 学时)，课堂从直观猜想切入	机器负责直观呈现，教师负责深度设问
算法实现	学生手工迭代 3~4 步，耗时且易错	AI 编程助手搭建框架，学生核验关键迭代步	剥离机械演算，保留逻辑校验
误差分析	教师给出误差公式，学生代值计算	预设刚性方程“失效情境”，组织小组研讨	聚焦机器无法替代的高阶思维
课后评价	提交标准答案式计算报告	对话记录 + 计算结果 + 代码核验记录 + 局限性反思	从单一结果转向过程与审辩

第三步，审辩收尾。课后作业由四部分构成：与人工智能的对话记录、计算结果、对人工智能生成代码的核验记录(教师事先在示例代码中埋入步长未更新、系数错位两处缺陷)，以及一份不超过八百字的算法局限性反思。批阅中一份作业令笔者印象深刻：“AI 生成的代码能够运行，但它并不知晓本问题对步长上界的要求；它为我节省了演算时间，也险些使我忽略误差控制。”学生开始以审辩的眼光审视技术，这正是本模式所追求的核心目标。

4. 实施与成效：改革前后的纵向比较

4.1. 研究设计、测量工具与数据收集

上述模式在“计算方法”课程完整实施一轮(16 周)，以改革前一轮授课(n = 51)为对照、改革后一轮(n = 40)为考察对象；两轮授课由同一教师承担，教材、学时与教学进度一致，两轮学生入学高等数学与线性代数均分差异不显著($p > 0.05$)，可视为同质总体。测量从四个维度展开：期末同难度试卷的客观题(40 分)与综合算法分析题(60 分，含算法选择论证、误差来源分析、结果可信度判断)；助教随堂记录的课均主动发言人次；学期末的技术审辩能力综合测验；以及课题组自编的课程体验量表(李克特五点计分)。两类自编工具的开发与信效度检验过程报告如下。

其一，课程体验量表的开发。梳理课程体验与学习投入相关文献形成初始维度框架；对改革前一轮学生施测开放式问卷，收集其对课程体验的描述性语句，经归纳编码后与文献框架比对合并，形成含 32 个项目的初始题库。随后邀请含教育技术、数学教育、教学评估等 6 名专家进行两轮内容效度评定，以项目内容效度指数(I-CVI)不低于 0.83 为保留标准，删除语义重复与维度归属不清的 7 个项目，量表水平内容效度指数 S-CVI/Ave 为 0.92，最终形成含 25 个项目、五个维度的正式量表。以改革前 51 份预试数据进行探索性因子分析：KMO 值为 0.89，Bartlett 球形检验 $\chi^2 = 1186.42$ ($df = 300$, $p < 0.001$)；采用主轴因子法结合 Promax 斜交旋转，提取 5 个特征值大于 1 的因子，累计解释方差 64.7%，各项目载荷介于 0.52~0.81 之间，与预设维度一一对应。再以两轮正式施测的合并有效数据(n = 91)进行验证性因子分析，五因子模型拟合良好：$\chi^2/df = 1.82$，RMSEA = 0.061，CFI = 0.93，TLI = 0.91，SRMR = 0.058。总量表 Cronbach α 系数为 0.87，各分量表介于 0.79~0.86 之间，表明量表信效度符合研究要求。

其二，技术审辩能力综合测验的编制。改革前的施测仅要求学生识别一段代码中的预设缺陷，难以覆盖审辩能力的完整内涵；本轮重新编制了包含三类认知任务的综合性测验：缺陷识别(在一段含 3 处预设缺陷的人工智能生成代码中定位错误并说明其性质)、结果评判(判断给定数值结果的可信度并给出依据)、方案论证(针对一个刚性方程在两种候选算法间作出选择并论证步长策略)。测验编制完成后，先以 30 名未参与本研究的同类课程学生进行预测：项目难度介于 0.32~0.68，点二列相关鉴别度介于 0.41~0.63，整体 Cronbach α 系数为 0.81；在改革后正式施测样本(n = 40)上，以综合算法分析题成绩为效标检验效标关联效度，$r = 0.54$ ($p < 0.01$)。评分采用课题组研制的四级评分细则，由两名经培训的评分者独立评分，一致性系数 Kappa = 0.82，分歧经协商达成一致。

其三，质性数据的收集与分析。本研究采用汇聚式混合设计[17]，在量化测量之外同步收集两类质性材料。一是半结构化访谈：改革后一轮授课结束后，按综合算法分析题成绩将学生分为高、中、低三组，每组随机抽取 4 人，共 12 名受访者，围绕“如何看待人工智能在学习中的角色”“审辩能力的养成过程”“人机协作中遇到的困难”三个主题进行个别访谈，采用主题分析法进行三级编码[18]。二是人机对话日志：经学生知情同意，采集常微分方程数值解法单元中学生与人工智能编程助手的完整对话记录，抽取高、中、低三组各 2 名学生的全部日志，参照汪凡淙等的交互行为分析框架[10]编制编码表，将交互行为划分为“整体委派”“提示迭代”“定向校验”“质疑论证”四类，由两名研究者独立编码，一致

性系数 Kappa = 0.84。量化与质性结果在解释阶段进行联合比较，以三角互证增强结论的稳健性。

量化数据采用独立样本 t 检验，并报告效应量 Cohen’s d。

4.2. 量化结果分析

表 2 与图 3 显示，两轮学生客观题均分分别为 72.4 分和 74.1 分，差异不显著(t = 0.73, p = 0.467, d = 0.15)。这一结果本身值得强调：引入人工智能并未以削弱基础训练为代价，回应了“使用 AI 将导致学生基本功退化”的担忧。真正拉开差距的是综合算法分析题：改革后均分 80.0 分，高出改革前 18.5 分(t = 6.84, p < 0.001, d = 1.41)，达到大效应水平；阅卷记录显示，改革后学生在“误差来源分析”与“结果可信度判断”两小题上的优势尤为明显，与课中反复开展的“算法失效”研讨相互印证。

课堂参与方面，改革后课均主动发言由 3.2 人次升至 8.5 人次(t = 12.41, p < 0.001, d = 2.73)；技术审辩综合测验中，改革后学生的总得分率为 68.3%，改革前仅为 15.0% (t = 10.78, p < 0.001, d = 2.31)。需要说明的是，改革前学生并非未接触智能工具——其在课后同样广泛使用，只是缺少“带着问题去校验”的系统训练。两相对照可以说明：审辩能力并非工具使用的自然副产品，而是教学设计的产物。

Table 2. Comparison of students’ learning outcomes before and after the reform (M ± SD)
表 2. 改革前后两轮学生学习结果比较(M ± SD)

评价维度	改革前(n = 51)	改革后(n = 40)	t 值	p 值	Cohen’s d
客观题均分(分)	72.4 ± 11.3	74.1 ± 10.8	0.73	0.467	0.15
综合算法分析题均分(分)	61.5 ± 14.2	80.0 ± 11.6	6.84	<0.001	1.41
课均主动发言(人次)	3.2 ± 1.6	8.5 ± 2.3	12.41	<0.001	2.73
技术审辩综合测验得分率(%)	15.0 ± 21.8	68.3 ± 24.6	10.78	<0.001	2.31
课程体验总分(五点计分)	3.20 ± 0.78	4.35 ± 0.62	7.84	<0.001	1.61

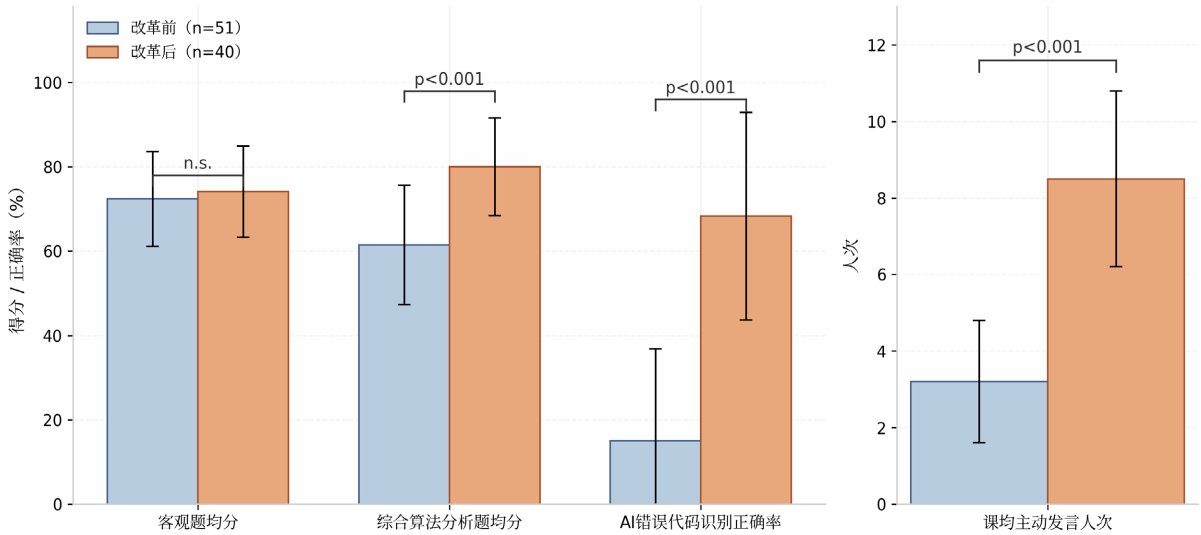


Figure 3. Comparison of key learning indicators of students before and after the reform (error lines represent standard deviations)
图 3. 改革前后两轮学生主要学习指标比较(误差线为标准差)

课程体验量表总分由 3.20 ± 0.78 升至 4.35 ± 0.62 (t = 7.84, p < 0.001, d = 1.61)，两轮分别回收有效问卷 51 份与 40 份。分维度看(图 4)，提升幅度最大的是技术审辩意识与课堂参与意愿，师生互动满意度亦维持在较高水平(4.23 分)。

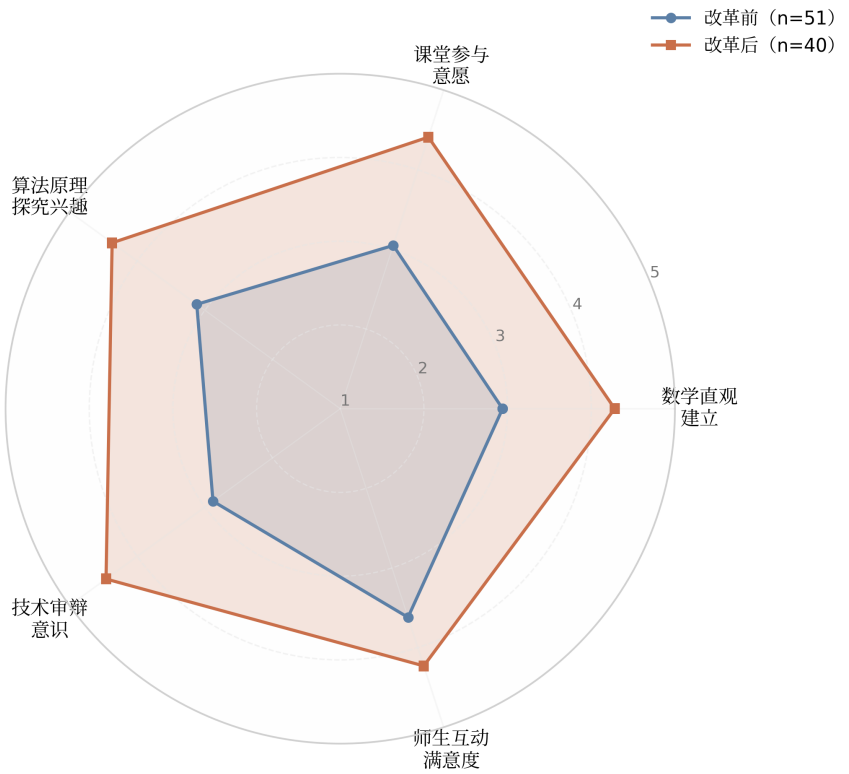


Figure 4. Comparison of the five dimensions of course experience before and after the reform (using the Likert five-point scale)
图 4. 改革前后课程体验五维度比较(李克特五点计分)

4.3. 质性结果分析

访谈与日志分析的结果与量化数据相互印证，并进一步揭示了三阶模式起作用的内在机制。

第一，学生对人工智能角色的认知发生了可辨识的转向。学期初，多数受访者将其定位为“答案提供者”：“那时就是直接问它怎么做，它给什么我就用什么”(S07，中等组)；学期末，高成就组的表述普遍转向“需要被质疑的协作者”：“我会先想清楚每一步应该是什么，再看它写得对不对”(S03，高成就组)。低成就组的转变相对迟缓，但亦出现了校验意识的萌芽：“以前它给代码我就直接运行，现在至少会看一看步长那几行”(S10，低成就组)。

第二，审辩能力的养成呈现“盲信 - 受挫 - 警觉 - 习惯化校验”的阶段性轨迹。多数受访者将课堂上的刚性方程失效情境视为态度转变的关键事件：“那次它给的显式格式直接发散了，我才意识到它并非每次都正确”(S05，中等组)。这一发现从学习者视角印证了课例中“失效情境”设计的价值，也说明审辩意识的萌发往往始于亲历的技术失误，而非抽象的告诫。

第三，人机对话日志的内容分析显示了交互模式的历时性变化。对该单元前期与后期作业中的对话记录进行比较，“整体委派”类行为占比由 61%降至 28%，“定向校验”与“质疑论证”类行为合计占比由 18%升至 47%。这一轨迹与认知外包研究中高、低绩效学习者的行为分化相一致[10]，说明三阶模

式所要求的“埋设缺陷–要求核验–撰写反思”任务链条确实改变了学生与人工智能的互动方式，审辩能力随任务链条的反复操练而逐步内化。

访谈亦揭示了有待改进之处。低成就组学生普遍反映“核验本身需要的知识储备就是一道门槛”(S09)，“核验 AI 生成的代码比自行编写更费心力”(S11)；课题组教师的教学日志则记录了另一重代价：重构后的备课时间明显增加，增加的部分并非课件制作，而是“失效情境”与开放问题的设计——这对教师的学科功底与教学设计能力提出了更高要求[19]。

综合量化与质性证据，可作四点解释。第一，客观题无差异而主观题差异显著，说明人工智能所替代的主要是机械演算负荷，释放出的认知资源被再投入高阶思维活动，与分布式认知及认知外包研究中“有效的外包有赖于内外部认知网络的平衡”之判断一致[9] [10]。第二，技术审辩能力的显著差距表明，审辩不会自动发生，必须经由“埋设缺陷–要求核验–撰写反思”的任务链条加以刻意培养[8]。第三，课程体验各维度的均衡提升提示，“人文回归”并非抽象口号，它可以被操作化为师生对话时间的增加、可观察的直观演示，以及对机器保持审慎的学习姿态。第四，思考型对话占比的提高显示，人机协作模式得到改变，学生思辨能力得到数据显化，与综合算法分析题考试结果、学生课程体验感提升可以相互验证，使“学生思辨能力提高”这个结论具有有力的证明依据。

5. 结论与讨论

本研究以“计算方法”课程为例，考察了生成式人工智能融入高校数学课程的异化风险及其规避路径。主要结论有三：其一，融入过程中的异化风险集中表现为认知浅表化、关系疏离化与评价窄化，其共同根源在于技术使用边界的模糊。其二，“直观化预演–协同化探究–审辩化反思”三阶模式通过明确人机分工，能够在不削弱基础训练的前提下，显著提升学生的高阶思维能力、课堂参与度与技术审辩能力，并改善课程体验。其三，人机协同不是技术的简单叠加，而是以育人目标为锚点的教学再设计——机器退至其擅长的位置，教师回到育人者应在的位置。质性证据从机制层面支持了上述结论：学生与人工智能的交互模式经历了由“整体委派”向“定向校验”与“质疑论证”的历时转变，审辩能力沿“盲信–受挫–警觉–习惯化校验”的轨迹养成，量化与质性材料的三角互证增强了结论的稳健性。

本研究的局限在于开设该课程的专业少，学生数量样本较少，改革前后的纵向比较无法完全排除两轮学生既有差异与社会环境变化的影响；干预周期为一轮授课，审辩能力与学习方式的改变能否长期保持，有待追踪；研究聚焦数学类课程，模式向其他学科迁移时，“缺陷埋设”“失效情境”等策略的具体形态尚需重新设计。此外，质性样本取自单一课程单元，访谈对象的选取受班级规模所限，结论的迁移需结合更大样本加以检验。后续研究将引入延迟测试与更精细的学习分析框架，以检验该模式的稳健性与可迁移性。

基金项目

军队数学教学联席会重点项目“数智化驱动下大学数学课程的重构逻辑与实现路径研究”(编号：JY25A003)。

参考文献

[1] 杨宗凯, 王俊, 吴砥, 等. 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.

[2] 刘邦奇, 聂小林, 王士进, 等. 生成式人工智能与未来教育形态重塑: 技术框架、能力特征及应用趋势[J]. 电化教育研究, 2024, 45(1): 13-20.

[3] 柯清超, 米桥伟, 鲍婷婷. 生成式人工智能在基础教育领域的应用: 机遇、风险与对策[J]. 现代教育技术, 2024,

34(9): 5-13.

[4] 张鹏, 汪旸, 尚俊杰. 生成式人工智能与教育变革: 价值、困难与策略[J]. 现代教育技术, 2024, 34(6): 14-24.

[5] 万中, 韩旭里. 《数值分析》课程教学的新认识及改革实践[J]. 数学教育学报, 2008, 17(2): 65-66.

[6] 杜廷松. 关于《数值分析》课程教学改革研究的综述和思考[J]. 大学数学, 2007, 23(2): 8-15.

[7] 蔡连玉, 金明飞, 周跃良. 教育数字化转型的本质: 从技术整合到人机融合[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(3): 36-44.

[8] 余胜泉, 汪凡淙. 人工智能教育应用的认知外包陷阱及其跨越[J]. 电化教育研究, 2023, 44(12): 5-13.

[9] Salomon, G. (1993) Distributed Cognitions: Psychological and Educational Considerations. Cambridge University Press.

[10] 汪凡淙, 汤筱玓, 余胜泉. 基于生成式人工智能的认知外包: 交互行为模式与认知结构特征分析[J]. 心理学报, 2025, 57(6): 967-986.

[11] 祝智庭, 戴岭, 赵晓伟. “近未来”人机协同教育发展新思路[J]. 开放教育研究, 2023, 29(5): 4-13.

[12] 王一岩, 朱陶, 杨淑豪, 等. 人机协同教学: 动因、本质与挑战[J]. 电化教育研究, 2024, 45(8): 51-57.

[13] 王一岩, 郑永和. 智能时代的人机协同学习: 价值内涵、表征形态与实践进路[J]. 中国电化教育, 2022(9): 90-97.

[14] Mishra, P. and Koehler, M.J. (2006) Technological Pedagogical Content Knowledge: A Framework for Teacher Knowledge. *Teachers College Record*: *The Voice of Scholarship in Education*, **108**, 1017-1054. https://doi.org/10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x

[15] 李艳, 孙凌云, 江全元, 等. 高校教师人工智能素养及提升策略[J]. 开放教育研究, 2025, 31(1): 23-33.

[16] 刘邦奇, 尹欢欢. 人工智能赋能教师数字素养提升: 策略、场景与评价反馈机制[J]. 现代教育技术, 2024, 34(7): 23-31.

[17] Creswell, J.W. and Plano Clark, V.L. (2018) Designing and Conducting Mixed Methods Research. 3rd Edition, Sage Publications.

[18] Braun, V. and Clarke, V. (2006) Using Thematic Analysis in Psychology. *Qualitative Research in Psychology*, **3**, 77-101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

[19] 宋萑, 林敏. ChatGPT/生成式人工智能时代下教师的工作变革: 机遇、挑战与应对[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 78-90.