

基于生成式AI的数值迭代法教学设计与案例研究

——以《数值分析》课程为例

徐映红¹, 张立溥²

¹浙江理工大学理学院, 浙江 杭州

²浙江传媒学院媒体工程学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年7月4日; 录用日期: 2025年8月2日; 发布日期: 2025年8月11日

摘 要

随着人工智能技术, 尤其是生成式大语言模型在教育领域的快速发展, 高等理工科课程教学迎来了创新变革的机遇。针对《数值分析》课程中非线性方程迭代法教学中存在的理解难点与编程实践障碍, 本文设计并实施了一套基于生成式AI辅助的嵌入式教学方案。该方案涵盖课前预习材料的AI自动生成与可视化动画制作, 课堂中的动态演示与师生互动, 以及编程实践环节中的多层次代码模板和AI调试支持, 最后辅以基于AI的个性化作业布置与自动反馈体系。通过具体案例详述每个环节的设计与实施流程, 保障教学内容的系统性与操作的可复制性。实证结果表明, AI技术有效提升了学生对迭代法数学原理的理解深度与编程实现能力, 促进了师生互动和个性化学习支持, 显著优化了教学效果与学习体验。本文为理工科数值计算课程在新兴AI环境下的教学创新提供了理论基础与实践范式, 具有重要的推广价值和参考意义。

关键词

生成式人工智能, 非线性方程迭代法, 数值分析教学, AI辅助教学

Teaching Design and Case Study of Numerical Iteration Methods Based on Generative AI

—A Case of the *Numerical Analysis* Course

Yinghong Xu¹, Lipu Zhang²

¹Department of Mathematics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

²College of Media Engineering, Communication University of Zhejiang, Hangzhou Zhejiang

文章引用: 徐映红, 张立溥. 基于生成式 AI 的数值迭代法教学设计与案例研究[J]. 教育进展, 2025, 15(8): 587-596.
DOI: 10.12677/ae.2025.1581478

Abstract

With the rapid development of artificial intelligence technologies, especially generative large language models (LLMs), higher education in science and engineering is undergoing significant instructional transformation. Focusing on the challenges in teaching nonlinear equation iterative methods within the *Numerical Analysis* curriculum—such as difficulty in understanding abstract mathematical concepts and lack of programming practice—this study designs and implements an embedded AI-assisted instructional scheme. The scheme integrates AI-generated pre-class learning materials and visual animations, dynamic in-class demonstrations with interactive guidance, multi-tiered coding templates with AI-powered debugging support, and AI-based personalized homework assignments with automatic feedback mechanisms. Each component of the instructional design is described in detail to ensure systematic structure and replicability. Empirical results show that the use of AI significantly enhances students' comprehension of numerical iteration theory, improves their programming proficiency, and fosters personalized learning and classroom interaction. This study offers a theoretical foundation and practical framework for teaching innovation in computational mathematics courses under the emerging AI-embedded educational paradigm, with strong implications for future adoption.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Nonlinear Equation Iteration Methods, Numerical Analysis Instruction, AI-Assisted Teaching

Copyright © 2025 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. 引言与研究背景

《数值分析》课程作为理工科专业本科阶段的核心基础课程,在推动学生将数学理论知识转化为工程实践能力方面发挥着不可替代的作用。课程内容涵盖误差分析、插值与拟合、非线性方程求解、数值积分与微分、线性代数方程组及常微分方程的数值解等关键模块,强调数学原理、数值算法与编程实现的三位一体,致力于培养学生的问题建模意识和数值计算能力,是实现“从理论走向应用”的重要桥梁[1][2]。

然而在现实教学实践中,该课程的教学效果受到多方面因素制约。首先,课时资源有限与内容体系庞杂之间存在天然矛盾,导致教学难以在广度与深度之间取得平衡;其次,课程编程训练部分常因进度紧张而被弱化,学生缺乏对数值方法程序实现与调试过程的实践锻炼;再次,学生的数学基础与编程能力差异较大,使统一教学进度和评价标准难以兼顾;此外,反馈机制不完善导致学生错误难以及时纠正,影响知识结构的建构与认知的深入发展。这些挑战使得部分学生在学习过程中停留于对公式与算法的表层记忆,缺乏对数值思想本质的深刻理解和综合运用能力[3][4]。

在此背景下,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术,尤其是近年来兴起的大规模语言模型(Large Language Models, LLMs)如 ChatGPT、Claude、通义千问等,为高等教育教学改革带来了前所未有的机遇。生成式 AI 具备自然语言生成、上下文推理、代码补全与自动分析等能力,已在智能问答、个性化推荐、

作业自动批改与反馈等教育场景中获得积极应用[5] [6]。在数值计算类课程中, AI 可辅助公式推导可视化、支持代码调试与逻辑解释, 从而帮助学生直观理解抽象算法原理与误差结构, 降低学习门槛, 提升课堂参与度与知识掌握的深度。

国内外研究亦表明, AI 技术能够有效赋能教师备课、教学内容设计与课堂互动。例如, AI 可生成课程讲义、题目变式与分析报告, 显著减轻教师的重复性工作负担, 释放更多时间投入高阶认知引导与学习诊断。同时, AI 的智能推荐系统可基于学习记录与知识图谱, 为不同层次学生生成个性化练习与学习路径[7] [8], 推动实现“因材施教”的教育理想。在学习行为分析方面, AI 亦可利用学习平台日志、代码提交历史等多模态数据构建学生画像, 识别认知盲点, 辅助教师进行精准干预[9] [10]。

尽管 AI 带来了广阔的教学拓展空间, 但在高等教育中的应用亦面临诸多挑战。一方面, 部分学生可能将 AI 作为“答案生成器”使用, 过度依赖其推导与编程功能, 从而弱化了自主思考与逻辑建构能力[11]; 另一方面, 当前的生成式 AI 系统在数学推理或编程语义理解方面仍存在误差传播风险, 例如可能出现公式误用、步骤跳跃、上下文歧义等问题, 若缺乏教师审校与学生反思性学习机制, 易形成“认知偏差积累效应”; 此外, 教师角色亦需从传统知识传授者转型为学习设计者、任务驱动者与认知引导者, 这对其 AI 素养、平台掌握能力与课程适应能力提出了更高要求[12]-[14]。

因此, 迫切需要设计一种兼顾“技术引入、认知引导与教学场景适配”的 AI 融合教学范式, 使生成式 AI 真正服务于学生理解、能力建构与知识迁移的全过程, 真正实现“技术为用、教学为本、认知为核”的融合路径。

为此, 本文选取《数值分析》课程中的“非线性方程迭代法”这一知识单元作为案例切入点, 系统设计并实施了一套 AI 嵌入式教学方案, 尝试将生成式 AI 引入教学的各个环节, 包括: 公式推导演示、图形可视化、编程实现支持、个性化反馈分析等, 构建“学生-教师-AI”三方交互的教学生态。本研究特别关注以下几个方面:

- 公式推导演示: 通过 AI 逐步生成公式推导过程, 减少学生在推理链条中的断点, 提升过程透明性;
- 图形与动画可视化: 借助 AI 自动生成动态示意图和收敛过程动画, 增强对算法机理与误差传播过程的直观理解;
- 编程实现支持: 通过 AI 提供语法检查、语义分析与代码调试建议, 降低编程门槛, 提高实现效率;
- 个性化评估与反馈: 利用 AI 辅助诊断学生代码实现与逻辑偏差, 生成差异化学习建议, 实现精准教学干预。

教学实施中, 本文充分融合了超星平台学习行为日志、豆包插件调用记录、Jupyter Notebook 编程任务提交数据、课后问卷调查与访谈等多模态数据, 全面评估该教学方案在提升学生理解深度、编程能力与学习主动性等方面的实际效果, 并分析其风险点与应对策略。

本研究旨在为人工智能深度赋能理工类课程教学提供一套可复制、可推广的教学设计框架与实证路径, 为今后的高等教育数字化转型与课程深度融合提供理论支撑与实践参考。

本文结构安排如下: 第 2 章介绍 AI 嵌入式教学方案的整体设计逻辑与“非线性方程迭代法”单元的具体实施流程; 第 3 章详细呈现教学过程中各环节(课前预习、课堂互动、编程辅导与课后反馈)的操作实践与案例分析; 第 4 章基于多维度数据和师生反馈系统评估教学成效; 第 5 章探讨本研究的推广意义与现实局限, 并提出后续改进方向与研究展望。

2. 嵌入式教学设计与实施方案

本研究面向《数值分析》课程中“非线性方程数值迭代法”单元的教学需求, 设计并实施了一个系统化的嵌入式教学方案, 旨在改善传统讲授中普遍存在的推导抽象、演示不足、编程实现困难与反馈滞

后等问题。该方案充分利用现代教学技术, 强调教师主导与自动化工具之间的有机整合, 力图在内容呈现、学生实践和个性化辅导环节中实现教学的深度变革。

2.1. 教学设计理念与总体目标

本教学设计秉持“人机协同、以学为中心”的基本理念。教师在整个教学过程中发挥引导者和设计者的核心作用, 承担课程目标设定、学习任务分解与认知支持等职责。与此同时, 嵌入的自动化内容生成和反馈系统则作为辅助工具, 协助完成公式推导的细化、可视化演示的制作、编程实现的指导以及学生作业的个性化反馈。

在本单元的教学目标方面, 课程不仅要求学生掌握二分法、牛顿法与弦截法的数学推导与基本思想, 还强调收敛性分析、误差控制及其在程序实现中的落地能力。此外, 教学设计注重培养学生的问题意识与反思能力, 引导其发展批判性思维与自主学习习惯, 避免形成对技术工具的被动依赖或机械模仿。

2.2. 教学流程与整体架构

为实现上述目标, 本研究确立了一个覆盖课前、课中与课后的全流程闭环设计, 旨在为学生提供系统连贯的学习体验。课前阶段通过模块化内容生成与严格的人工校对流程, 为学生准备可读性强、逻辑清晰的公式推导材料和引导性任务; 课堂阶段围绕动态可视化演示与结构化讲解设计, 帮助学生形成对抽象算法思想的直观理解; 编程实践环节通过分层模板和自动化支持, 培养学生将公式转化为可运行程序的能力; 课后阶段则通过自动批改、个性化反馈和错题本管理, 强化学习的巩固与迁移。

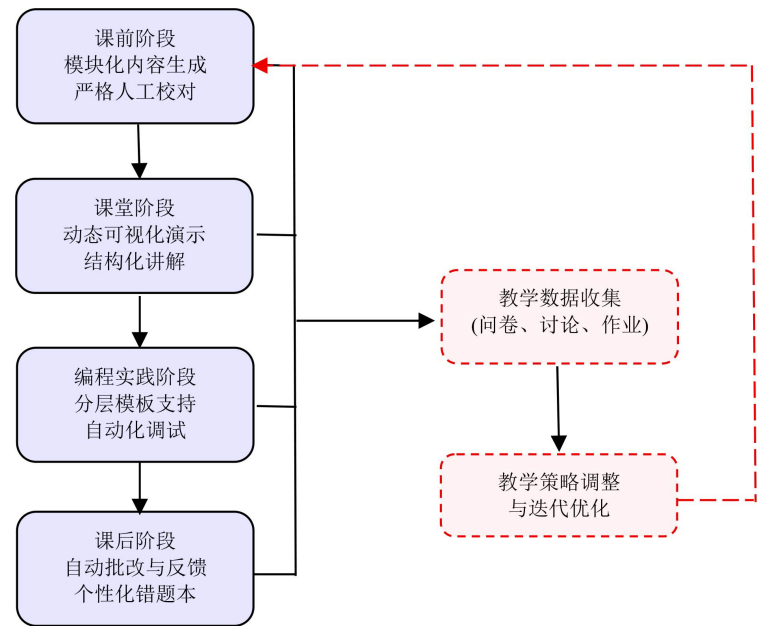


Figure 1. The closed loop of “design-implementation-evaluation-improvement”
图 1. “设计 - 实施 - 评估 - 改进” 闭环

图 1 给出了整个流程的次序, 值得注意的是整体流程并非简单的阶段性串联, 而是强调信息在各环节之间的反馈闭环。教师基于课前问卷反馈、课堂讨论记录和编程作业提交日志, 不断调整后续教学重点与策略, 实现“设计 - 实施 - 评估 - 改进”的迭代优化路径。这一系统设计理念为数值分析等数学课程在人工智能支持下的教学改革提供了可推广的范式。

2.3. 技术平台与系统集成

在技术实现层面, 教学方案整合了多种工具以支撑上述全流程设计。大语言模型接口被用于公式推导内容的自动生成与多轮改写, 通过分步提示策略生成严谨而可读的数学推导文本, 并为学生编程过程中的错误分析和修改建议提供自然语言支持。Python 编程环境(例如 Jupyter Notebook)则承担了动态可视化演示的开发与学生编程任务的实现与调试支持。在线学习管理系统(如 Moodle 或超星学习通)负责教学资源的分发管理、在线作业布置、自动批改、错题本生成以及学习行为数据的收集与分析。

这种多层次的技术集成不仅提高了教学各环节的可操作性与可复制性, 还实现了教学数据的系统化采集与利用, 为后续教学改进和教育研究提供了坚实的支撑基础。

2.4. 教学风险的嵌入式规避设计

为平衡 AI 辅助与自主能力培养, 本方案在教学设计中系统融入风险应对机制, 将“反 AI”任务与过程性评估贯穿教学全流程:

1) “AI 错误诊断”任务设计

在编程实践阶段增设“AI 代码纠错挑战”: 由教师选取 AI 生成的包含典型错误(如牛顿法未考虑导数为零的异常处理、二分法区间端点判断逻辑漏洞)的代码片段, 要求学生通过调试日志分析错误成因并修正。例如, 针对 AI 生成的牛顿法代码中“未设置导数阈值判断”的问题, 引导学生对比修正前后的收敛稳定性, 理解算法鲁棒性设计的必要性。该任务占编程实践成绩的 20%, 评估指标包括错误定位准确性、修正逻辑严谨性及反思报告质量。

2) 过程性评估体系构建

采用“双轨记录法”评估学习过程:

- 技术层面: 通过 Jupyter Notebook 的版本控制功能追踪代码迭代历史, 分析学生调试步骤与 AI 工具的交互时序(如是否先自主排查再求助 AI);
- 认知层面: 要求学生提交“迭代思路说明书”, 记录对算法原理的理解变化、AI 建议的采纳与否及理由, 教师结合说明书与代码轨迹评估其独立思考能力。

3) 动态依赖监测与干预

基于豆包插件的调用数据设置“依赖预警阈值”: 当某学生的 AI 代码生成请求占比超过 40%时, 系统自动推送“自主编程引导题”, 教师同步进行针对性辅导, 强化算法逻辑的手动推导训练。

3. 案例研究: 非线性方程迭代法单元

为验证前述 AI 嵌入式教学设计的可行性与效果, 本研究以《数值分析》课程中的“非线性方程数值迭代法”单元作为典型应用场景, 系统实施并深入分析了 AI 辅助教学方案的设计流程、技术实现及教学成效。该单元涵盖二分法、牛顿法与弦截法的数学推导、收敛性分析及编程实现, 属于数学课程中公式抽象、可视化匮乏且编程难度较高的重点难点, 极具代表性, 适合作为 AI 教学辅助的验证平台。

3.1. 研究背景与选题动机

传统“非线性方程数值迭代法”教学面临多重挑战:

- 公式推导过程抽象复杂, 学生难以理清每步转换的数学逻辑;
- 缺乏动态可视化演示, 难以直观理解迭代收敛路径与初值敏感性;
- 编程实现难度大, 错误定位困难, 反馈周期较长, 影响学习效率;
- 大班授课难以兼顾个体差异, 缺少个性化指导手段。

针对上述痛点,本研究设计并实施基于 AI 深度嵌入的教学闭环,涵盖课前预习、课堂讲授、编程实践和课后反馈四个核心环节,力图构建系统化、可复现的“设计-实施-评估-优化”教学范式。

3.2. 教学流程设计与环节安排

本单元教学流程分为课前预习、课堂讲解、编程实践和课后作业四个阶段,融合 AI 辅助与教师引导,形成完整教学闭环。

3.2.1. 课前阶段: AI 辅助内容生成与预习材料设计

课前环节重点在于降低学生课堂认知负担,构建扎实的先备知识体系。教师根据教学大纲细化知识点,涵盖二分法、牛顿法与弦截法的迭代思想、公式推导、收敛性条件及常见错误等内容。随后,设计模块化 Prompt 策略,利用 GPT-4 等大语言模型分步生成数学推导初稿,并严格进行人工多轮审校,重点关注以下典型错误(见表 1)。

Table 1. Common error types in ai-generated formula text and key points for teacher proofreading
表 1. AI 生成公式文本常见错误类型及教师校对要点

错误类型	教师校对要点
符号混淆	确保符号统一且首次出现明确定义
推导跳步	补全省略步骤,确保逻辑严密
错误套用公式	核查公式适用条件,避免错误迁移
LaTeX 语法错误	修正括号、上下标等语法问题,保证可编译
数学表达歧义	明确误差类型和收敛条件定义
记号系统不一致	统一全文符号体系并标注说明

最终生成的预习材料以 PDF 和 HTML 格式通过超星学习平台发放,配合 Python Matplotlib 编写的动态图形展示二分法区间缩减及牛顿法初值敏感性等核心概念。教师同时设计反思性预习问卷(如“牛顿法初值为何影响收敛效果?”),平台自动收集学生回答并生成汇总报告,支持教师课前诊断。

为确保 AI 生成内容的准确性与可用性,教师设计了结构化 Prompt 示例如下:

【任务说明】

你是大学《数值分析》课程的助教,请详细推导“二分法的数值迭代公式”。

【输出要求】

- 1) 使用标准 LaTeX 公式;
- 2) 步骤完整,避免跳步;
- 3) 每步附带中文解释;
- 4) 语言适合大一理工科学生;
- 5) 强调端点异号假设和收敛性基础。

该模块化 Prompt 策略助力 AI 分步产出逻辑严谨、表达清晰且易于教师复审的数学推导内容。

3.2.2. 课堂阶段: 结构化讲解与动态演示融合

课堂环节聚焦将抽象公式转化为结构化推导与直观可视化。教师基于经多轮审校的 AI 生成文本,结

合 LaTeX 排版详细讲解各方法公式来源、适用条件及几何意义:

$$x_{k+1} = \frac{a_k + b_k}{2} \quad (\text{二分法})$$

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)} \quad (\text{牛顿法})$$

$$x_{k+1} = x_k - f(x_k) \frac{x_k - x_{k-1}}{f(x_k) - f(x_{k-1})} \quad (\text{弦截法})$$

利用 Python 脚本动态演示, 展示:

- 二分法区间缩减及线性收敛过程;
- 牛顿法在不同初值下的收敛与发散路径;
- 弦截法通过割线近似避免显式求导的优势。

教师还设计互动问题引导学生预测收敛行为, 例如:

【课堂提问】

对于函数 $f(x) = x^3 - 2x + 2$, 使用牛顿法时:

初值 $(x_0 = -2)$ 会收敛吗? 收敛到哪个根?

初值 $(x_0 = 0)$ 会怎样? 为何可能不收敛?

学生通过分析导数表达式和迭代公式, 结合动态演示理解初值选择对收敛性的关键影响。

3.2.3. 编程实践阶段: 多层次模板设计与 AI 调试支持

编程任务采用分层模板, 满足不同能力水平学生需求:

- 初级任务: 填写核心迭代逻辑;
- 中级任务: 设计终止条件及异常检测;
- 高级任务: 扩展功能, 探索不同函数和初值组合。

学生可借助 AI 对话插件(集成于 JupyterHub 或教学平台)获得即时调试建议。例如:

学生: 为什么牛顿法会出现 ZeroDivisionError?

AI: 可能是因为 $f'(x_k) = 0$, 建议添加阈值判断:

```
if abs(f_prime) < 1e-6:
```

```
raise ValueError("导数过小, 请更换初始值")
```

系统自动批改功能支持测试覆盖率、边界条件和异常处理检查, 生成详细反馈报告, 指导学生逐步完善代码。教师依据错误统计和 AI 交互记录调整后续教学重点。课堂环节聚焦将抽象公式转化为结构化推导与直观可视化。教师基于经多轮审校的 AI 生成文本

3.2.4. 课后阶段: 个性化作业布置与反馈机制

课后作业结合 AI 自动生成与教师筛选, 涵盖不同难度题型:

- 基础题: 多项式求根实现;
- 中级题: 初值敏感性分析;
- 挑战题: 构造收敛失败案例并分析。

自动批改后, 系统生成个性化错题本, 详细记录错误类型、失败原因及改进建议, 支持学生多次提交修订。教师端通过汇总报告、错误热力图及 AI 调用统计, 精准把握学生学习状态和薄弱环节, 辅助个

性化辅导与课程优化。

作业及反馈生成的示例 Prompt 如下:

你是《数值分析》课程的智能助教, 请设计“非线性方程数值迭代法”单元的分层作业:

- 1) 基础题: 实现二分法和牛顿法求根;
- 2) 中级题: 分析不同初值对收敛性的影响;
- 3) 挑战题: 构造收敛失败的函数和初值组合并说明原因;

请分别给出题目描述、学生回答要点和 Python 代码建议。设计自动批改反馈模版, 涵盖典型错误类型和改进建议, 并提供错题本记录格式。

3.3. 技术实现与平台集成

本教学方案基于以下技术平台完成端到端集成:

- 大语言模型 API (如 OpenAI GPT-4): 数学文本生成及自然语言交互;
- Python 及 Jupyter 环境: 动态演示与学生编程实践;
- 超星学习平台: 教学资源发布、作业布置、自动批改与错题管理。

该集成设计充分发挥教师主导与 AI 协同优势, 确保教学闭环的可操作性、灵活性与可复制性。

3.4. 伦理规范与数据处理

本研究严格遵循学术伦理规范, 所有采集数据均进行匿名化处理, 去除个人标识信息, 仅用于教学效果分析与方案优化。

4. 成效评估与分析

为了系统评估 AI 嵌入式教学方案在《数值分析》课程“非线性方程迭代法”单元中的应用成效, 本研究设计了多维度的数据采集与分析框架, 涵盖课前、课堂、编程实践及课后环节的量化记录与质性反馈。通过超星学习平台、豆包 AI 插件和 Jupyter Notebook 环境, 实现了全过程的学习行为追踪和结果评估。以下从研究设计、各环节成效表现到师生反馈进行详细分析。

4.1. 评估设计与数据采集方法

为确保评价的客观性与可重现性, 本研究在超星平台和相关工具中预设了学习数据记录与导出接口。主要包括: 课前任务的访问日志与问卷文本回答、课堂 AI 演示调用和现场提问记录、编程任务提交与错误日志、以及 AI 对话插件的使用详情。

4.2. 课前预习环节效果分析

在课前阶段, AI 自动生成的公式推导文档与动态图形被以 PDF 与 HTML 格式上传至超星平台供学生自主学习。访问日志显示, 超过 90% 的学生按要求完成了阅读任务, 平均学习时长约 13 分钟, 体现出较高的参与度。文本问卷分析显示, 学生在回答中较为集中地提及“收敛性条件”“初值敏感性”“误差分析”等核心概念, 说明 AI 内容在引导先备知识建构方面取得了积极效果。

不过, 通过教师对问卷回答的主题分析也发现, 约 40% 的学生在“牛顿法导数接近零时的收敛性失效”这一概念上表述模糊, 反映了对特定细节的掌握不足。基于这一诊断结果, 课堂教学中安排了针对性动画演示和专题讨论, 强调初值选择与局部收敛性的关联机制。

4.3. 课堂演示与学术互动效果

课堂阶段充分利用 AI 生成的结构化推导文档和动态可视化演示, 帮助学生克服传统推导抽象难以直

观理解的问题。教学记录显示,教师平均每堂课调用 AI 动画演示 5 至 7 次,演示了不同初值下的迭代路径及收敛或发散特征。通过参数化初值的即时演示,学生能够观察算法几何意义与收敛条件。

同时,学生现场提问围绕“初值选择策略”“误差来源分析”等主题展开,显示 AI 动态演示降低了抽象概念的理解门槛,并促使课堂讨论从“公式记忆”转向“算法机理”层面的深入交流。这一过程体现了 AI 工具对高阶认知任务的支持功能。

4.4. 编程实践环节效果与 AI 调试支持

在编程环节,课程要求学生在 Jupyter Notebook 环境中实现二分法、牛顿法和弦截法算法。超星平台记录显示,学生平均每人提交约 2.1 次版本迭代,表明 AI 辅助调试在鼓励反复修改与逐步完善方面起到了积极作用。

错误日志分析发现,学生常见问题包括未设置收敛终止条件、在导数接近零时产生除零异常、以及初值选择不当导致的发散。豆包 AI 插件的对话调用中,约 60%为调试错误诊断建议,30%为生成代码模板需求,10%用于解释算法原理。这表明 AI 支持既在降低编程门槛上发挥了重要作用,也为后续的教师讲解提供了基于真实错误模式的针对性切入点。

4.5. 课后作业自动批改与个性化反馈

课后环节中, AI 辅助实现了自动化批改与个性化错题本生成功能。平台数据统计显示,基础题的整体通过率达到约 85%,中级题和挑战题分别为 62%与 38%。AI 自动反馈不仅指出了代码错误的具体位置,还提供了相应的修改建议,帮助学生进行针对性修订。记录显示超过一半学生在收到 AI 反馈后进行了至少一次二次提交,体现出个性化自动反馈对学习动机与效果的正向激励作用。

4.6. 师生反馈与教学反思

通过课后问卷与访谈收集到的质性反馈表明,学生普遍认可 AI 在公式推导说明、动态演示和编程调试中的辅助价值,认为其提升了学习效率和算法机制的直观理解。然而也有部分学生表达了对“过度依赖 AI”可能削弱自主编程能力和独立思考习惯的担忧。

教师反馈同样指出, AI 在教学准备环节显著降低了内容生产成本,支持了分层任务设计和个性化作业布置,但也强调必须对 AI 生成内容进行严格的人工校对,防止推导步骤跳跃、符号不一致等潜在错误传播给学生。

4.7. 方法可复制性与推广潜力

本研究不仅在本地教学环境中实施了系统化的 AI 嵌入式方案,还在技术与流程层面进行了可复制性的设计。团队整理并共享了超星平台的导出字段规范、Python 数据分析与 NLTK 文本处理脚本、AI 对话脱敏记录示例、以及问卷访谈提纲模板等配套材料。通过这些技术资源的开放共享,研究为其他高校教师在本地条件下实施类似 AI 融合教学提供了可操作、可推广的评估方法和实践范式。

5. 结论

本研究基于生成式 AI 技术,成功构建并应用了《数值分析》“非线性方程迭代法”单元的嵌入式教学体系,覆盖课前内容生成、课堂协同演示、编程实践支持及课后个性化反馈,实现了教学过程的系统闭环。教学效果表明,该方案有效提升了学生对迭代算法理论和实践的理解与掌握,激发了学习兴趣,促进了学习深度和主动性。

然而, AI 辅助教学仍存在内容准确性不足、学生依赖性增强以及教师负担增加等问题。教师应作为

AI 生成内容的质量把控者, 严密审核所有教学材料, 确保知识点的严谨传达。同时, 教学设计应注重引导学生批判性使用 AI, 避免机械复制, 培养自主解决问题的能力。未来, 需进一步推进 AI 与教学平台的深度融合, 通过案例共享和教师协作, 提升 AI 在课程中的应用效能和持续创新能力。

综上, AI 辅助教学为数学及理工科核心课程的教学改革提供了切实可行的范式, 展现出广阔的应用前景和发展潜力。基于本研究经验, 期望后续研究在提升 AI 内容质量、优化教学设计及增强师生互动方面持续发力, 推动智能教学走向成熟与普及。

基金项目

浙江省教育厅“十四五”第二批研究生省级教学改革常规项目(JGCG2024162)以及浙江省教育厅“十四五”第二批本科省级教学改革备案项目(JGBA2024362)。

参考文献

- [1] 李庆扬, 王能超, 易大义. 数值分析[M]. 第5版. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [2] Epperson, J. (2021) An Introduction to Numerical Methods and Analysis. 3rd Edition, Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119604754>
- [3] 冯国虎, 李兴玮. 工科“计算方法”课程面临的困境及应对措施[J]. 高等教育研究学报, 2018, 41(2): 99-103.
- [4] 郑玉清, 赵涛, 刘瑾. AI时代教育人工智能辅助教学现状及研究[J]. 教育进展, 2024, 14(11):1-6.
- [5] 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>
- [6] Siemens, G. (2013) Learning Analytics: The Emergence of a Discipline. *American Behavioral Scientist*, **57**, 1380-1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
- [7] Xu, W. and Ouyang, F. (2022) The Application of AI Technologies in STEM Education: A Systematic Review from 2011 to 2021. *International Journal of STEM Education*, **9**, Article No. 59. <https://doi.org/10.1186/s40594-022-00377-5>
- [8] Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O. and Mavroudi, A. (2018) The Current Landscape of Learning Analytics in Higher Education. *Computers in Human Behavior*, **89**, 98-110. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.027>
- [9] Pedró, F., Subosa, M., Rivas, A. and Valverde, P. (2019) Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development. UNESCO.
- [10] Lockyer, L., Heathcote, E. and Dawson, S. (2013) Informing Pedagogical Action: Aligning Learning Analytics with Learning Design. *American Behavioral Scientist*, **57**, 1439-1459. <https://doi.org/10.1177/0002764213479367>
- [11] Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. and Forcier, L. (2016) Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education. Pearson.
- [12] Doğan, M., Celik, A. and Arslan, H. (2024) AI in Higher Education: Risks and Opportunities from the Academician Perspective. *European Journal of Education*, **60**, e12863. <https://doi.org/10.1111/ejed.12863>
- [13] 邓国民, 李梅. 教育人工智能伦理问题与伦理原则探讨[J]. 电化教育研究, 2020, 41(6): 39-45.
- [14] Brown, T.B., Mann, B., Ryder, N., et al. (2020) Language Models Are Few-Shot Learners. *Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'20)*, Vancouver, 6-12 December 2020, 1877-1901.