Advances in Education 教育进展, 2026, 16(11), 474-482
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ae
https://doi.org/10.12677/ae.2026.16112407

Hans汉斯

人工智能在高等代数教学中的有效使用

娄本功

云南大学数学与统计学院，云南 昆明

收稿日期：2026年10月3日；录用日期：2026年11月2日；发布日期：2026年11月9日

摘　要

随着人工智能技术的迅猛发展，其在教育领域的应用日益广泛。高等代数作为大学数学专业的基础核心课程，具有高度的抽象性、严密的逻辑性和广泛的应用性，传统教学模式面临教学内容陈旧、教学方法单一、学生学习兴趣不足等挑战。本文立足当前高等代数教学实践，系统探讨了AI技术在高等代数教学中的应用路径与有效策略。文章首先分析了高等代数课程的教学现状与面临的困境，继而以APOS理论为认知分析线索，从智能辅导、自适应学习、可视化教学、自动评测等多个维度阐述了AI技术对学生概念认知建构各阶段的支持作用；在此基础上，通过教学案例展示了AI辅助教学在提升学生理解深度、激发学习兴趣和培养数学思维方面的实践效果。研究进一步讨论了AI赋能教学的优势与潜在局限，并提出了构建人机协同教学模式、优化课程内容与评价体系、提升教师数字素养等改革建议，以期为高等代数教学改革和高校数学教育数字化转型提供理论参考与实践借鉴。

关键词

人工智能，人机协同，自适应学习，APOS理论

Effective Use of AI in the Teaching of Advanced Algebra

Bengong Lou

School of Mathematics and Statistics, Yunnan University, Kunming Yunnan

Received: October 3, 2026; accepted: November 2, 2026; published: November 9, 2026

Abstract

With the rapid advancement of artificial intelligence technology, its applications in the field of education have become increasingly widespread. As a fundamental core course for mathematics majors in universities, Advanced Algebra features high abstraction, rigorous logic and extensive applicability. Traditional teaching modes are confronted with challenges such as outdated teaching content,

文章引用: 娄本功. 人工智能在高等代数教学中的有效使用[J]. 教育进展, 2026, 16(11): 474-482.
DOI: 10.12677/ae.2026.16112407

monotonous teaching methods and insufficient learning motivation among students. Based on current teaching practices of Advanced Algebra, this paper systematically explores the application approaches and effective strategies of AI technology in Advanced Algebra instruction. It first analyzes the teaching status and dilemmas of the Advanced Algebra cand then, taking the APOS (Action-Process-Object-Schema) theory as the cognitive thread, elaborates on specific application scenarios of AI technology across multiple dimensions including intelligent tutoring, adaptive learning, visual teaching and automated assessment, and how these applications support students' cognitive construction at different stages of concept formationessment. On this basis, teaching cases are presented to demonstrate the practical effects of AI-assisted teaching in deepening students' comprehension, stimulating their learning interest and cultivating mathematical thinking. The study further discusses the advantages and potential limitations of AI-empowered teaching, and puts forward reform proposals such as constructing a human-AI collaborative teaching model, optimizing curriculum content and evaluation systems, and improving teachers' digital literacy. It aims to provide theoretical references and practical experience for the teaching reform of Advanced Algebra and the digital transformation of university mathematics education.

Keywords

Artificial Intelligence, Human-AI Collaboration, Adaptive Learning, APOS 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

高等代数是高等院校数学类专业的一门核心基础课程，内容涵盖多项式理论、行列式、矩阵理论、线性方程组、向量空间、线性变换、特征值与特征向量、二次型等核心知识模块。该课程不仅为后续课程如近世代数、泛函分析、数值计算、优化理论等奠定坚实基础，更是培养数学抽象思维、逻辑推理能力和问题解决能力的关键环节[1]。然而，高等代数因其高度抽象的概念体系与严格的公理化演绎风格，长期以来被视为“难教、难学”的课程之一。

近年来，以深度学习、大语言模型和知识图谱为代表的人工智能技术取得了突破性进展。ChatGPT、DeepSeek 等大语言模型的涌现，知识图谱技术在各垂直领域的深度应用，以及智能推荐、自然语言处理、计算机视觉等技术的成熟，为高等教育带来了前所未有的变革机遇[2]。教育部印发的《高等学校人工智能创新行动计划》明确指出，要推动人工智能与教育教学深度融合，探索智能教育新模式[3]。在这一背景下，如何将 AI 技术有效融入高等代数教学，提升教学质量和学生学习成效，成为数学教育工作者亟需关注和探索的重要课题。

本文旨在系统探讨 AI 技术在高等代数教学中的有效使用路径。具体而言，本文将回答以下核心问题：第一，当前高等代数教学面临哪些突出困境？第二，AI 技术在哪些教学环节中能够发挥有效作用？第三，实施 AI 辅助教学应当遵循怎样的策略和原则？第四，如何构建可持续的人机协同教学新生态？通过回答上述问题，本文期望为高等代数教学改革提供理论与实践层面的参考。

2. 高等代数教学现状与挑战

2.1. 教学内容高度抽象，学生认知负荷过大

高等代数的核心特征在于其高度的抽象性。从具体数域到一般域的概念推广，从二维、三维几何直

观到 n 维甚至无穷维空间的跨越，从具体线性方程组求解到线性变换、同构等抽象结构的讨论，每一个环节都要求学生完成认知上的“跨越”。瑞士心理学家皮亚杰的认知发展理论指出，大学生的学习正处于“形式运算阶段”向更高层次发展的关键期，许多学生尚未具备成熟的抽象思维能力[4]。在教学实践中，大量学生反映难以建立抽象概念与具体实例之间的有效联系，例如在理解线性空间的八个公理化条件时，学生往往只能机械记忆而无法体会其数学本质。认知负荷理论表明，当学习材料的内禀认知负荷超过学习者的工作记忆容量时，有效学习难以发生[5]。高等代数中大量同时呈现的抽象概念与符号操作，极易导致学生认知超载。

2.2. 教学方式相对单一，个性化学习难以实现

当前高等代数的教学仍以课堂讲授为主要形式。在大班教学(通常 60~90 人)的环境下，教师难以兼顾每位学生的个体差异。学生在数学基础、学习风格、认知节奏等方面存在显著异质性：部分学生能够快速把握代数结构的本质，另一些学生则在基础概念的理解上便遇到障碍。传统的“一刀切”教学模式使得前者可能因进度过慢而失去兴趣，后者则因跟不上节奏而产生畏难情绪[6]。此外，课后辅导资源有限，学生遇到疑难问题时难以及时获得针对性帮助，这在很大程度上影响了学习效果和持续投入的动力。

2.3. 评价方式单一，过程性评价缺失

当前高等代数课程的评价体系仍以期末考试为主要手段，辅以少量的平时作业和期中测试。这种终结性评价模式存在明显局限：其一，它难以全面反映学生的学习过程与真实能力，尤其无法有效评估学生的数学思维发展和问题解决策略；其二，滞后性明显——当期末考试揭示出学生的学习困难时，课程已经结束，补救机会已经丧失；其三，容易导致学生采用“考前突击”的应试策略，这与数学素养培养的长期性、渐进性特征形成根本冲突[7]。尽管部分教师尝试引入课堂提问、小组讨论等形式纳入过程性评价，但由于缺乏高效的技术手段支撑，在实施层面面临可行性与客观性双重困境。

2.4. 数学思维培养不足，计算与证明未能有机融合

高等代数课程承载着培养数学思维能力的重要使命，其核心在于训练学生运用公理化方法进行严格的逻辑推理。然而在实际教学中，计算演练与证明推导常常被人为割裂：一方面，矩阵运算、行列式计算等机械性的计算训练占据了大量课时；另一方面，学生面对证明题时往往感到无从下手，缺乏从已知条件出发构建推理链条的能力。这种割裂使得学生既难以欣赏代数结构的优美，也难以形成真正的数学思维方式。研究表明，学生在高等代数学习中普遍存在“会算不会证”的现象，其根源在于缺乏对代数结构本质的深刻理解[8]。

3. AI 技术在高等代数教学中的应用场景

为使后文的分析具有统一的认知科学线索，本文以 APOS 理论(Action-Process-Object-Schema，即操作－过程－对象－图式)作为考察学生代数概念认知建构的基本框架[8]。该理论认为，数学概念的习得遵循一条逐级进阶的路径：学习者首先把概念理解为对外部对象的操作(Action)；随着操作的反复与熟练，操作被内化为可在头脑中自主执行的心理过程(Process)；过程进一步被“压缩”为一个可以整体把握、可充当其他运算对象的认知实体(Object)；最终，相关概念、定理与方法被整合为协调一致的认知图式(Schema)。以“子空间”概念为例：学生起初通过“非空且对两种线性运算封闭”的具体检验步骤来识别子空间(Action)；继而能够脱离具体步骤，在心理上灵活地执行封闭性判定并推演其结果(Process)；进而将子空间当作本身具有运算结构的独立对象来把握，理解子空间、商空间与同构之间的层级关系(Object)；最终把这一概念纳入线性空间理论的整体结构之中(Schema)。下文所述的各类 AI 应用场景，本

质上是在这一认知进阶的不同环节为学习者提供差异化支撑。

3.1. 大语言模型驱动的智能答疑与概念解析

大语言模型(Large Language Model, LLM)如 GPT-4、DeepSeek-R1、文心一言等具备强大的自然语言理解和生成能力，能够为高等代数学习中的概念理解提供有力支撑。具体而言，LLM 的应用体现在以下几个方面：第一，概念的多层次阐释——AI 可以根据学生的理解水平，对同一个数学概念(如“线性无关”“同构映射”“特征子空间”等)提供从直观类比到严格数学定义的多梯度解释，帮助学生逐步建立从直觉到形式的认知桥梁。例如，对于“线性无关”这一概念，AI 可以用“无法用其他向量线性表出”的直观语言阐释，也可以严格导向公理化定义，甚至可以通过几何类比(三维空间中不共面的三个向量)帮助学生建立空间直觉[9]。第二，苏格拉底式启发引导——通过精心设计的提示词(Prompt)，AI 可以模拟苏格拉底教学法，以循序渐进的问题引导学生自主发现和构建数学知识，而非直接给出答案。第三，即时反馈与错误诊断——学生在完成证明或计算后，AI 可以即时分析其解题过程，定位推理链中的薄弱环节或错误步骤，并给出针对性的改进建议从 APOS 理论的视角看，大语言模型的智能答疑与概念解析主要作用于概念习得的早期环节：通过多梯度解释与即时问答，帮助学生完成从外部操作(Action)到内化过程(Process)的过渡，使抽象定义的“操作化”理解逐步自动化。

3.2. 知识图谱支撑的自适应学习路径规划

知识图谱(Knowledge Graph)技术能够将高等代数课程的知识体系结构化为节点(概念、定理、方法)和边(前置依赖、应用延伸、类比关联)组成的语义网络[10]。基于此构建的自适应学习系统可以诊断学生的知识掌握状态，识别其知识图谱中的“缺口”和“薄弱节点”，进而为其规划个性化的学习路径。例如，当系统识别到学生对“矩阵可对角化”一节理解困难时，可以回溯检测其在“特征值与特征向量”“线性无关”“维数公式”等前置知识点上的掌握程度；若发现学生对“特征向量的线性无关性”理解不到位，系统将优先推送该知识点的微课与针对性练习，待学生掌握后再回到“对角化”的学习主线。这种基于知识图谱的个性化导航机制，有效避免了学生在复杂知识网络中的“迷航”问题，提升了学习的针对性和效率[11]。同时，知识图谱还能揭示知识点之间的深层关联——如线性变换与矩阵表示之间的同构关系、二次型与对称矩阵的对应关系等——帮助学生在更高层次上理解代数结构的统一性在 APOS 框架下，知识图谱驱动的自适应路径规划则更多作用于图式(Schema)层面的整合与重组：它把知识点之间的前置与关联结构显式化，帮助学生将零散的过程与对象经验组织进协调一致的认知图式，并在图式出现“缺口”时提供定向修补。

3.3. 计算引擎与动态可视化辅助的数学实验

现代计算工具(如 Python 的 SymPy 库、Mathematica、MATLAB 等)与 AI 技术相结合，可以创建交互式的数学实验环境，使抽象的代数概念变得可视化、可操作。这一应用场景包括：其一，矩阵变换的动态可视化——学生可以通过调整参数直观观察线性变换对二维或三维空间中向量的几何效应，从而将抽象的矩阵乘法与直观的“旋转、缩放、投影”等几何操作建立联结。例如，通过动态可视化展示特征向量在变换下保持方向不变的特性，可以帮助学生深刻理解特征值与特征向量的几何意义[12]。其二，代数结构的交互式探索——学生可以通过编程或交互界面操作群、环、域中的元素，探索代数运算的封闭性、结合律等性质，在实践中感受公理化体系的构建逻辑。其三，计算实验与猜想验证——学生可以通过大量的计算实验观察代数现象的规律性，先形成猜想，再进行严格的数学证明，这一“实验–猜想–证明”的认知路径符合数学发现的历史逻辑，能够有效激发学生的探索精神和创新意识在 APOS 框架下，动态可视化所支撑的“拖动–观察–归纳”恰恰对应操作(Action)阶段：学生在反复操作中积累具体经验，为

把操作内化为心理过程、再把过程凝聚为认知对象奠定基础。同时应当指出，此类实验所依赖的符号计算与动态可视化属于结果完全确定的成熟技术，其可靠性显著高于大语言模型自由生成的数学文本，因而是当前 AI 辅助高等代数教学中最值得信赖的应用形态之一。

3.4. 智能批改与学习分析驱动的精准评价

AI 技术为改革高等代数课程的评价方式提供了关键技术支撑。一方面，自然语言处理和符号计算技术可以实现对数学证明题、计算题的部分自动化批改，不仅判断答案正误，还能分析解题过程的逻辑结构和规范性，给出定性评价与改进建议。另一方面，基于学习分析(Learning Analytics)技术，系统可以持续采集学生的学习行为数据——包括在线练习的正确率与用时、视频观看的停留与回看位置、讨论区提问的关键词等——构建多维度的学习画像[13]。教师通过可视化的学情仪表盘可以实时了解全班学生的整体学习状态和个体差异，从而精准调整教学策略。例如，若学习分析显示全班超过 40%的学生在“Jordan 标准型”这一节出现显著的困难，教师可以及时调整教学计划，增加该内容的讲授时间与练习量。这种数据驱动的教学决策模式，使得“因材施教”从教育理想走向可操作的实践常态从认知诊断的角度看，基于学习分析的评价还有助于定位学生停留在 APOS 进阶的哪一个阶段——是只能执行标准算法(Action)，还是能灵活调度计算过程(Process)，抑或已能把代数结构当作对象来运算(Object)——从而为教学干预提供比“对错”更为细粒度的证据。

4. AI 辅助高等代数教学的实践策略

4.1. 构建“人机协同”的混合式教学模式

AI 技术的介入并不意味着教师的角色被取代，而是催生了一种新型的“人机协同”教学范式。在这一模式中，教师与 AI 各有分工、优势互补：AI 承担知识传递中的重复性、标准化任务——如基础知识讲解、标准化练习批改、常见问题答疑等——使教师从繁重的重复劳动中解放出来；教师则专注于 AI 难以胜任的高阶教学任务——如数学思想方法的提炼、证明策略的启发引导、学生数学品位的培养、学习动机的激发与维护等[14]。

具体而言，“人机协同”模式在高等代数教学中的实施可以分为课前、课中、课后三个环节。课前，学生通过与 AI 教学系统的交互自学基础知识(如基本概念、简单定理)，完成预习自测；系统自动将学习数据报告推送教师，教师据此精准定位课堂讲授的起点和重点。课中，教师不再花大量时间讲授基础内容，而是聚焦于核心定理的推导思路、证明方法的深度剖析、概念之间的内在关联揭示，并组织小组讨论与合作探究，实现课堂时间的高价值利用。课后，AI 系统为学生提供分层作业与个性化答疑，教师则根据学情数据对困难学生进行个别辅导，实现精准帮扶。这一模式本质上是翻转课堂(Flipped Classroom)理念在 AI 赋能下的升级版，其核心价值在于实现了教学资源的最优配置和教学时间的最大化利用[15]。

4.2. 设计 AI 嵌入的“概念深度理解”教学策略

高等代数的学习难点很大程度上源于学生对核心概念的理解停留于表面。AI 技术为促进学生的概念深度理解提供了独特工具。本文提出以下实践策略：

第一，多表征转换训练。借助 AI 生成同一数学概念的多种表征形式——符号表征(如 $Ax = b$)、几何表征(如线性变换的向量场可视化)、数值表征(如具体矩阵的运算结果)和语言表征(如命题的自然语言描述)——引导学生在不同表征之间灵活转换，深化对概念本质的理解。研究表明，多表征的整合运用有助于学生构建更丰富、更牢固的概念意象[16]。

第二，反例自动生成。在高等代数学习中，反例对于理解概念的边界(即为什么某个条件是必要的)至

关重要。AI 系统可以根据概念定义自动生成反例——例如，生成满足加法交换律但不满足乘法结合律的代数结构来说明环的定义中每一条公理的独立性——帮助学生在“正–反”对比中把握概念的精髓。

第三，概念图自动构建。AI 可以帮助学生梳理概念之间的逻辑关系，自动生成概念地图(Concept Map)，展示如“线性空间→子空间→商空间→同构→维数”等概念链的层级结构和横向关联，促进知识的结构化组织[17]。

4.3. 实施基于 AI 的形成性评价与即时反馈

形成性评价(Formative Assessment)是提升学习成效的关键机制。AI 为形成性评价的大规模、常态化实施提供了技术可能。具体实践包括：

第一，分层练习与实时反馈。AI 系统根据学生的当前水平动态推送与其“最近发展区”相匹配的练习，使每位学生都能在适度的挑战水平上进行学习。系统对每次练习提供即时反馈，不仅指出答案正误，更给出解题过程的诊断分析和改进建议，使学生能够及时纠正理解偏差。John Hattie 的综合元分析表明，及时、具体的反馈是影响学业成就的最重要因素之一，其效应量($d = 0.70$)远超多数教育干预措施[18]。

第二，学习轨迹追踪与预警。AI 系统持续追踪每位学生的学习轨迹，利用机器学习算法识别学习困难的早期信号——如持续的低正确率、知识点的反复出错、学习投入度的明显下降等——及时向教师和学生本人发出预警，实现在问题积累之前进行干预。

第三，电子学档与反思性学习。AI 自动汇集学生的学习过程数据生成电子学档，包括知识掌握图谱、能力发展曲线、典型作业与错题等，引导学生进行自我反思和元认知监控，培养其自主学习能力[19]。

4.4. 利用 AI 构建合作学习与学术探究社群

AI 还可以作为中介工具，促进高等代数学习中有效的合作学习和学术探究。一方面，AI 支持的智能分组系统可以根据学生的知识状态、学习风格和交流偏好，动态组建异质性学习小组，并为每个小组推送适合合作探究的挑战性任务——如“比较不同线性空间同构条件的等价刻画”“探索二次型分类与矩阵合同分类的对应关系”等。另一方面，AI 驱动的讨论辅助工具可以在小组讨论中提供实时的概念支持与资源推送，降低合作学习中因知识储备不足而导致的讨论停滞。此外，AI 系统还可以充当“虚拟学习伙伴”，在学生独立探究时以追问、质疑、补充视角等方式促进其深入思考，模仿学术共同体中的思辨氛围[20]。

5. AI 在高等代数教学中的优势与局限

5.1. AI 赋能高等代数教学的核心优势

AI 技术在高等代数教学中的应用具有多方面显著优势。首先是教学个性化的真正落地。与传统教学中“一对多”的局限不同，AI 系统可以实现理论上的“一对一”个性化教学——每一位学生都能获得与其当前知识状态和认知风格相匹配的学习内容、练习难度和反馈方式，个性化学习的规模化实现不再是遥不可及的教育理想。其次是即时性与全天候。AI 系统不存在工作时间限制，能够为学生提供 7×24 小时的即时答疑和学习支持，显著缩短了“遇到困难–获得帮助”的等待时间，这对于维持学习动力和减少挫败感具有重要价值[21]。

再次是教育公平的促进。在优质教师资源分布不均的现实背景下，AI 辅助教学系统可以将高质量的教学资源以近乎零边际成本的方式覆盖更广泛的学生群体，缩小不同院校之间因师资差异带来的教育质量差距。最后是数据驱动的教学持续改进。基于海量学习数据的分析，AI 系统不仅帮助教师更精准地了解学情，也为课程设计的迭代优化提供了实证依据，推动教学决策从“经验驱动”向“证据驱动”转型。

5.2. AI 在数学教育中的现实局限与风险

在拥抱 AI 技术红利的同时，必须清醒认识其现实局限与潜在风险。第一是大语言模型的“幻觉”问题。LLM 的本质是基于统计模式的语言生成，而非真正的数学推理。在实际使用中，LLM 可能生成看似合理但实质错误的数学论证，对数学基础薄弱的学生形成误导[22]。例如，AI 可能在“证明”一个线性代数命题时使用循环论证或隐含错误前提，而初学者难以识别这类错误。因此，在数学教学中使用 LLM 必须辅以批判性思维的引导，培养学生对 AI 输出内容进行独立验证的习惯。

需要进一步指出的是，上述局限在通用大模型与面向数学的专业化模型之间存在质的差异，不应笼统而论。就通用大模型而言，公开评测的结果并不乐观：Frieder 等人对 ChatGPT 数学能力的系统评测表明，其在涵盖研究生水平数学问题(含线性代数)的基准上，整体表现显著低于数学专业研究生的平均水平，在多步推理与严格证明环节的错误率尤为突出[22]。相比之下，通过高质量数学语料微调得到的专业化模型，以及与符号计算引擎、形式化验证系统深度耦合的混合系统，在计算类任务上的可靠性明显更高——SymPy、Mathematica 等符号计算引擎在限定域内的计算结果是完全确定的。这一区分提示我们，对 AI 数学能力的评估必须同时区分任务类型(数值计算、符号推导、证明构造、概念阐释)与模型类型(通用大模型、数学微调模型、符号引擎)，并据此设计不同的人机分工：语义理解与讲解可交给大模型，精确计算可交给符号引擎，而严格证明的最终裁判权应保留给师生，必要时辅以形式化验证工具。任何脱离具体任务与系统架构的笼统判断，都容易造成对技术的过度信任或过度贬低。

第二是过度依赖风险。如果学生习惯于遇到困难即向 AI 寻求答案，可能弱化其持久思考、独立探索和面对认知挫折的韧性——而这些恰恰是数学素养的核心组成部分。教育者需要精心设计 AI 工具的使用边界，确保 AI 是“思维的支架”而非“思考的替代品”。第三是算法偏见与标准化风险。AI 推荐系统可能基于学生的历史表现形成对该学生的“低期望”反馈循环，限制其接触挑战性内容的机会。此外，过度依赖标准化的 AI 评价可能忽视数学思维中那些难以量化的维度——如证明的优雅性、视角的原创性、数学审美的养成等[23]。第四是教师数字素养不足的现实瓶颈。有效实施 AI 辅助教学要求教师具备一定的技术整合能力与教学变革意识，而现实中有相当比例的数学教师在此方面准备不足，构成了技术落地的最大障碍之一。

6. 改革建议与未来展望

6.1. 重构 AI 时代的高等代数课程目标与内容

AI 时代对数学教育提出了新的要求，也提供了重新审视高等代数课程目标的契机。在 AI 能够高效执行符号计算和部分逻辑推理的技术条件下，高等代数教学应将重心从机械计算技能的反复训练，转向数学思想的理解、代数直觉的培养和建模能力的提升。课程内容应更多融入与数据科学、人工智能、密码学等前沿领域的交叉应用案例，如矩阵分解在推荐系统中的应用、特征值分析在图论和图神经网络中的角色、有限域上的线性代数在纠错码和密码协议中的应用等，以增强课程的现代性和学生学习的内在动机[24]。同时，应在课程中增设“AI 时代的数学素养”模块，培养学生的 AI 批判性使用意识——包括识别和评估 AI 生成数学内容的能力、合理界定人机分工的元认知策略等。

6.2. 提升高校数学教师的数字素养与 AI 整合能力

教师是教学改革成功与否的关键变量。高校应为数学教师提供系统的 AI 教学应用培训，涵盖 AI 工具体验、教学设计重构、学情数据分析等模块，帮助教师从 AI 技术的“外围使用者”成长为“深度整合者”。建议在教师专业发展体系中纳入“AI + 数学教育”的专项研修项目，并建立跨校的 AI 教学实践共同体，促进优质实践案例的交流与共享[25]。此外，激励机制也需同步调整——将 AI 教学创新成果纳

入教师教学业绩考核和职称评审的参考指标，为教师的教学改革探索提供制度保障。

6.3. 建设面向高等代数教学的智能教育平台

当前市面上已有的 AI 教育产品多面向中小学或通识类课程，专门针对大学数学专业课程的智能教学平台尚属稀缺。建议由数学教育专家与 AI 技术人员协作，建设集知识图谱导航、智能答疑、自适应练习、学习分析与预警、师生互动等功能于一体的高等代数智能教学平台。该平台的核心资产应包含：高等代数领域知识图谱(覆盖概念、定理、证明方法、典型例题及其关系)，经过数学专家审核的高质量习题库与多梯度解答，以及基于教育心理学和学习科学原理设计的教学策略库[26]。在平台建设中，应特别注重 AI 系统的可解释性与透明度，使学生和教师能够理解 AI 决策的依据，而非面对一个“黑箱”系统。

6.4. 建立 AI 赋能教学的质量保障与伦理规范

AI 在教育中的深度应用引发了数据隐私、算法公平、人机关系等伦理议题。高校应制定 AI 教育应用的伦理指南，明确学生数据采集、存储和使用的边界与规范，确保 AI 系统的推荐与评价算法的公平性和透明性。同时，建立 AI 教学效果的多维评估机制——不仅关注学业成绩的提升，还须评估 AI 使用对学生学习动机、数学思维品质、自主学习能力、学术诚信等非认知因素的长期影响。通过持续的循证研究，为 AI 教育应用的优化迭代提供科学依据[27]。

6.5. 未来研究方向

展望未来，以下研究方向值得高等教育数学教育研究者关注：第一，开展 AI 辅助高等代数教学的随机对照实验，生成因果层面的有效性证据，弥补当前研究以案例描述和理论探讨为主的不足；第二，探索生成式 AI (如大语言模型)在数学证明教学中的有效使用边界——在哪些类型的证明任务中 AI 是有效支架，在哪些任务中 AI 的使用反而阻碍了学生证明能力的发展？第三，研究 AI 辅助教学对学生数学信念和数学认同的长期影响，考察其是否有助于形成更健康的数学学习心态；第四，开发面向高等代数教学的专用 AI 模型，在开源 LLM 基础上使用高质量的数学教学语料进行微调，提升其在数学教育场景中的准确性和教学适切性。

7. 结论

人工智能技术正在深刻重塑高等教育的面貌，高等代数教学改革迎来了历史性的窗口期。本文系统分析了高等代数教学在内容抽象性、教学个性化、评价多元化和思维培养等方面面临的核心困境，并全面探讨了 AI 技术在上述领域发挥有效作用的应用路径——大语言模型驱动的智能答疑、知识图谱支撑的自适应学习、计算引擎与可视化辅助的数学实验、学习分析赋能的精准评价等。在此基础上，本文提出了“人机协同”混合式教学模式、AI 嵌入的概念深度理解策略、基于 AI 的形成性评价体系以及 AI 支撑的合作探究社群等具体实践方略。

必须强调的是，AI 技术是高等代数教学改革的催化剂和赋能器，而非解决一切问题的万能药。技术应用的有效性最终取决于其是否服务于数学教育的根本目标——培养能够深度思考、严谨推理、创造性解决问题的数学人才。教育者对技术始终保持批判性反思，坚守“以人为本、以学定教”的教育立场，在技术赋能与人文关怀之间寻求动态平衡，是 AI 时代高等代数教学改革行稳致远的根本保障。展望未来，随着 AI 技术的持续进步和教育工作者实践智慧的不断积累，AI 与高等代数教学的深度融合必将结出更加丰硕的成果，为培养新时代数学人才作出积极贡献。

基金项目

云南大学本科生教育教学改革研究项目(2023Y23)。

参考文献

[1] 北京大学数学系前代数小组. 高等代数[M]. 第 5 版. 北京: 高等教育出版社, 2019.

[2] 祝智庭, 胡姣. 教育数字化转型的本质探析与研究展望[J]. 中国电化教育, 2022(4): 1-8, 25.

[3] 教育部关于印发《高等学校人工智能创新行动计划》的通知[EB/OL]. https://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s7062/201804/t20180410_332722.html, 2025-06-01.

[4] Piaget, J. (1972) The Principles of Genetic Epistemology. Routledge.

[5] Sweller, J., van Merriënboer, J.J.G. and Paas, F. (2019) Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, **31**, 261-292. https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5

[6] 张奠宙, 宋乃庆. 数学教育概论[M]. 第 4 版. 北京: 高等教育出版社, 2021.

[7] 曹一鸣, 冯启磊. 数学教育评价新论[M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2020.

[8] Dubinsky, E. and Mcdonald, M.A. (2001) APOS: A Constructivist Theory of Learning in Undergraduate Mathematics Education Research. In: Holton, D., Artigue, M., Kirchgräber, U., Hillel, J., Niss, M. and Schoenfeld, A., Eds., *The Teaching and Learning of Mathematics at University Level*, Kluwer Academic Publishers, 275-282. https://doi.org/10.1007/0-306-47231-7_25

[9] 余胜泉. 教育数字化转型的关键路径[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(3): 62-71.

[10] 李艳燕, 张香玲, 李新, 等. 面向智慧教育的学科知识图谱构建与创新应用[J]. 电化教育研究, 2019, 40(8): 60-69.

[11] Chen, P., Lu, Y., Zheng, V.W. and Pian, Y. (2018) Prerequisite-Driven Deep Knowledge Tracing. 2018 *IEEE International Conference on Data Mining* (*ICDM*), Singapore, 17-20 November 2018, 39-48. https://doi.org/10.1109/icdm.2018.00019

[12] Tall, D. (2013) How Humans Learn to Think Mathematically: Exploring the Three Worlds of Mathematics. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/cbo9781139565202

[13] Siemens, G. and Baker, R.S.J.D. (2012) Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, Vancouver, 29 April-2 May 2012, 252-254. https://doi.org/10.1145/2330601.2330661

[14] 黄荣怀, 周伟, 杜静, 等. 面向智能教育的三个基本计算问题[J]. 开放教育研究, 2019, 25(5): 11-22.

[15] 张萍, 张文硕. 翻转课堂的理念、演变与有效性研究[J]. 教育学报, 2017, 13(1): 46-55.

[16] Ainsworth, S. (2006) Deft: A Conceptual Framework for Considering Learning with Multiple Representations. *Learning and Instruction*, **16**, 183-198. https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.03.001

[17] Novak, J.D. (2010) Learning, Creating, and Using Knowledge: Concept Maps as Facilitative Tools in Schools and Corporations. 2nd Edition, Routledge.

[18] Hattie, J. (2023) Visible Learning: The Sequel. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781003380542

[19] 钟志贤. 信息化教学模式——理论建构与实践例说[M]. 北京: 教育科学出版社, 2017.

[20] 王一岩, 郑永和. 智能教育产品研发的问题、成因与应对策略[J]. 中国远程教育, 2024, 44(2): 88-96.

[21] Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., *et al*. (2016) Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education. Pearson.

[22] Frieder, S., Pinchetti, L., Chevalier, C., Griffiths, R., Salvatori, T., Lukasiewicz, T., *et al*. (2023) Mathematical Capabilities of ChatGPT. *Advances in Neural Information Processing Systems* 36, New Orleans, 10-16 December 2023, 27699-27744. https://doi.org/10.52202/075280-1205

[23] Selwyn, N. (2019) Should Robots Replace Teachers? AI and the Future of Education. Polity Press.

[24] 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.

[25] 焦建利, 陈婷. 大型语言模型赋能英语教学: 四个场景[J]. 外语电化教学, 2023(2): 12-17.

[26] 杨宗凯, 吴砥, 陈敏. 教育信息化 2.0: 新时代信息技术变革教育的关键历史跃迁[J]. 教育研究, 2018, 39(4): 16-22.

[27] 顾小清, 李世瑾. 人工智能促进未来教育发展: 本质内涵与应然路向[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2022, 40(9): 1-9.