

生成式AI在数学课堂中的多元教学画像与教师角色重构

刘仕聪, 梁洪雪

佛山大学数学学院, 广东 佛山

收稿日期: 2026年5月26日; 录用日期: 2026年7月15日; 发布日期: 2026年7月24日

摘要

随着以ChatGPT等为代表的生成式人工智能技术加速渗透至数学教育领域, 当前研究多聚焦于其习题生成、问题解答等表层功能, 忽视了不同模型在真实教学互动中存在的系统性差异。文章旨在突破这一“黑箱化”认知, 重构数学教师的专业角色, 从单纯的技术使用者转型为具备AI特性诊断、精准提示设计、人机对话引导及批判性整合等核心能力的“AI教学策略师”, 推动数学课堂教学向更高阶的人机协同智慧形态演进。

关键词

生成式人工智能, 数学课堂教学, 教学画像, 教师角色重构, 人机协同

Generative AI in Mathematics Classrooms: Diverse Teaching Profiles and Teacher Role Reconstruction

Shicong Liu, Hongxue Liang

School of Mathematics, Foshan University, Foshan Guangdong

Received: May 26, 2026; accepted: July 15, 2026; published: July 24, 2026

Abstract

As generative AI technologies represented by ChatGPT accelerate their penetration into the field of mathematics education, current research mostly focuses on superficial functions such as exercise generation and problem-solving, while neglecting the systematic differences that exist among different models in real teaching interactions. This paper aims to break through this “black-box” perception and reconstruct the professional role of mathematics teachers, transforming them from

mere technology users into “AI teaching strategists” with core competencies including AI feature diagnosis, precise prompt design, human-computer dialogue guidance, and critical integration, thereby promoting the evolution of mathematics classroom teaching toward a higher-level form of human-computer collaborative intelligence.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Mathematics Classroom Teaching, Teaching Portraits, Reconstruction of Teacher Roles, Human-Machine Collaboration

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. 绪论

生成式人工智能正以前所未有的速度与深度渗透至数学教育领域。以 ChatGPT、文心一言、DeepSeek、Kimi 等为代表的大语言模型, 凭借其强大的内容生成、智能问答与个性化交互能力, 正在重塑数学教学的结构与流程。这些技术已从单纯的习题生成工具, 发展为能够提供概念讲解、解题引导、错误分析乃至探究启发的“智能教学代理”。这一趋势与教育数字化转型的宏观方向高度契合, 特别是在《教育强国建设规划纲要(2024—2035 年)》¹等政策推动下, 利用人工智能技术赋能课堂教学、助推教师队伍建设已成为明确的战略支点。

当前的研究普遍存在一种“黑箱化”的认知局限。多数探讨集中于生成式人工智能“能做什么”的功能性应用, 将其视为一个均质、统一的工具。这种视角忽视了不同模型因其训练数据、算法优化目标与内在机制差异, 在真实、复杂的数学教学互动中可能表现出的系统性差异。现有研究未能有效回答: 不同的人工智能模型在知识严谨性、思维呈现方式、互动引导策略以及创新发散程度上, 是否呈现出可辨识的、多元的“教学画像”? 这种差异对于其作为“教学协作者”的有效性有何影响?

这种认知局限直接导致了实践中的适配困境。教师若将人工智能视为同质化工具, 便难以根据具体的教学场景, 比如需要严谨讲授的新概念课、需要启发引导的探究活动或需要辨析错误的复习环节, 去策略性地选择与调用最合适的模型。长久下去, 不仅削弱人工智能的教育潜能, 还可能因不当使用而导致知识传授快餐化、学生思维浅表化等风险。因此, 数学教育领域需要一场研究范式的转向: 从对“功能应用”的泛化讨论, 转向对“教学特性”的精细化比较与诊断。

所以本文想要突破上述局限, 核心目标是构建一个系统的分析框架, 对多种主流生成式人工智能模型在回应标准化数学教学任务时的表现进行实证比较, 从而揭示其多元、互补的教学画像光谱。文章试图说明, 不存在普适的“最优”模型, 关键在于教学场景的精准适配。本文将探讨数学教师专业角色的重构方向, 从单纯的技术使用者, 转型为具备人工智能特性诊断、精准提示设计、人机对话引导及批判性整合等核心能力的“AI 教学策略师”, 以驾驭技术赋能教育、育人回归本真的未来图景。

2. 文献综述与分析框架构建

2.1. 相关研究述评

生成式人工智能在教育领域的应用研究已形成丰富成果, 普遍认可其在内容生成、个性化学习支持

¹https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_11846/202502/content_7002799.html

等方面的潜力。现有文献指出,生成式人工智能能够“提供多样化的教学资源”[1],并“驱动教学场景向立体沉浸模式跃迁”[2],从而辅助教学推进并拓宽教学范畴[3]。特别是在数学学科,研究探讨了利用其突破抽象知识具象化困难、实现定理推导可视化与练习资源个性化的实践路径[4]。然而,这些研究多聚焦于技术“能做什么”的功能性描述,或泛泛讨论机遇与挑战[5],普遍将生成式人工智能视为一个同质化的“黑箱”工具,缺乏对不同模型在教学互动中可能存在的系统性差异进行深入比较与诊断。

在数学教学互动方面,传统研究强调教师通过组织合作、启发提问与搭建思维支架来引导学生深度探究。生成式人工智能的介入,理论上能够“实现多元化的课堂互动”[1],并构建“教师-AI-学生”的新型三元互动生态。但现有关于人工智能支持数学辅导或创作的研究,尚未充分揭示不同模型在互动引导风格上的可辨识差异,而这正是影响其作为“教学代理”有效性的关键。

与此同时,教师数字素养的内涵在人工智能时代正经历深刻扩展。伴随技术从分析工具向创造性工具转型[5],教师的专业能力需求已超越基本操作,指向更高阶的“元能力”。研究指出,深度教学对教师的课程二次开发与课堂动态调控智慧提出了更高要求[6]。面对生成式人工智能的多元可能,教师的核心挑战在于如何从“技术使用者”转变为能够评估、选择并策略性引导人工智能的“教学设计者”。这要求教师不仅需理解学科核心素养,更需发展精准的提示工程设计、人机对话引导以及对人工智能输出进行批判性审视与整合的能力,以避免对技术的过度依赖或简单化应用[7]。

2.2. 数学 AI 教学特性四维分析框架的构建

针对现有研究对 AI“黑箱化”认知的局限,以及数学教学互动对多维度支持的内在需求,本文想要超越单一的功能性评价,构建一个能够系统刻画不同人工智能模型教学特性的分析框架。该框架的构建借鉴了已有关于“人机共生”核心理念下构建深度交互教学新生态的探讨[2],以及将人工智能从工具性使用转向主导性应用以实现“角色反转”的相关启示[8]。同时,结合数学学科教学强调逻辑严谨、思维过程外显、互动引导与创新应用等特点,如图1,文章提出了一个涵盖“知识严谨性”、“思维外显度”、“互动引导性”与“创新发散性”的四维分析框架,以期对人工智能在数学教学中的表现进行精细化诊断与比较。

第一个维度是“知识严谨性”。这主要评估人工智能生成内容的数学准确性、逻辑自洽性与概念解释的精确程度。在数学教学中,知识的正确性是基本前提。生成式人工智能的响应是否严格遵循数学定义、定理,其解题步骤是否逻辑严密、无跳跃或错误,是其能否作为可靠“讲授者”或“答疑者”的基础。现有研究指出,人工智能生成内容可能出现“语言模型误差”[9],在数学语境下则表现为推理链条的断裂或概念理解的偏差。所以该维度是考察不同模型在应对标准化数学任务时,其输出的内在一致性与学科规范性水平。

第二个维度是“思维外显度”。这一维度关注人工智能在解答问题或讲解概念时,是否能够清晰展示其内部的思考路径、关键决策点与推理过程。数学学习不仅在于获得正确答案,更在于理解问题解决的策略与思维方法。一个具有高思维外显度的回应,应能像一位优秀的教师那样,将隐含的数学思想方法逐步拆解,如明确解题的切入点、展示公式的推导过程、解释步骤转换的依据。这有助于学生模仿和学习问题解决的元认知策略,而非仅仅被动接受最终结论。

第三个维度是“互动引导性”。该维度评价人工智能是否能够以及如何通过设计提问、提供脚手架、引发反思等方式,主动引导和激发用户的思考,而非进行单向的知识灌输。有效的教学互动是促进学生深度参与的关键。借鉴“即时案例”模型中案例在动态交互中生成的理念[10],这个维度考察人工智能能否根据用户的潜在困惑或学习进程,动态调整其回应策略,例如通过反问“你认为下一步应该考虑什么?”、提供提示“可以尝试从函数的单调性入手”或分解复杂任务,来搭建学习的阶梯,促进深度对话。

第四个维度是“创新发散性”。此维度衡量人工智能在应对开放性、探究性数学任务时，所表现出的联想、类比、跨学科联系及创造性问题解决的能力。数学教育的目标之一在于培养学生的创新思维与应用能力。这个维度在捕捉不同模型在脱离标准答案范式后，能否提出新颖的问题视角、设计联系现实生活的项目式学习点子，或在错误分析中发掘非常规但合理的解题思路。这反映了人工智能作为“协作者”或“启发者”，在支持学生进行高阶思维活动和创造性探索方面的潜力。

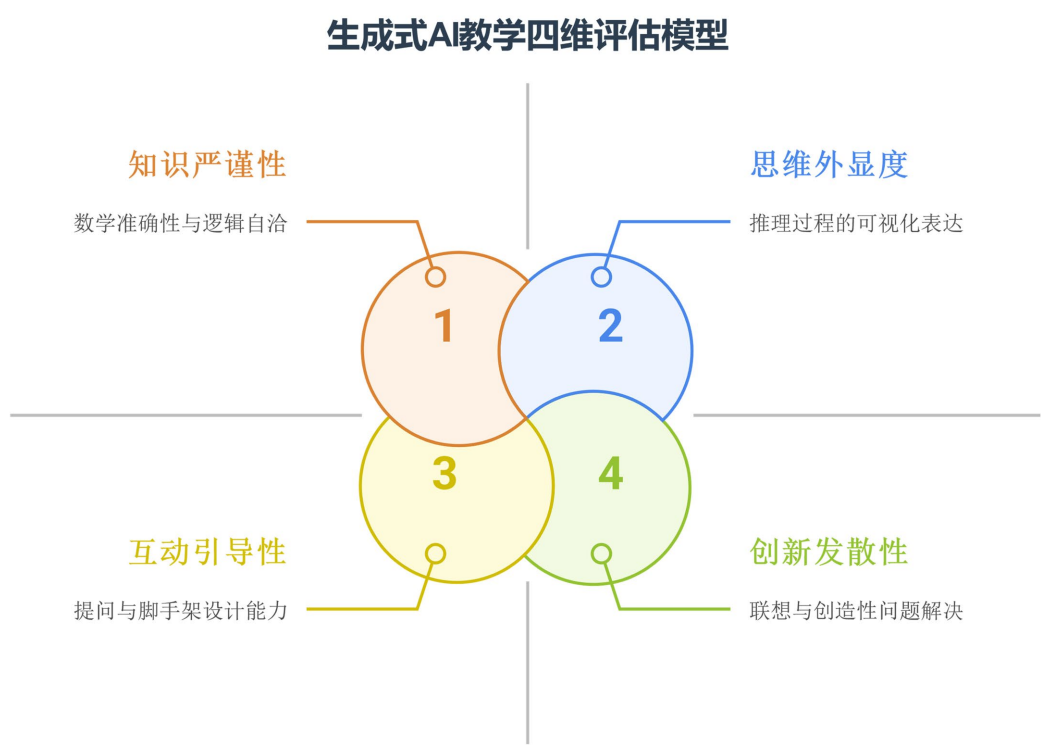


Figure 1. Generative AI teaching thinking assessment model diagram
图 1. 生成式 AI 教学思维评估模型图

这四维框架共同构成了一个诊断生成式人工智能“教学画像”的分析工具。它不仅关注输出结果的正确性，也重视思维过程的透明度、互动方式的启发性以及在开放情境中的创造性。通过这一框架，可以对不同模型进行系统比较，揭示其在数学教学场景中的优势与局限，从而为后续的实证分析与教学适配策略的提出奠定理论基础。

3. 多模型教学画像的实证比较分析

3.1. 研究设计与实施：模型选择、标准化任务与数据采集

为系统比较不同生成式人工智能模型在数学教学互动中展现的多元“教学画像”，在这一节中详细阐述了实证研究的设计与实施过程。研究设计严格遵循比较分析法的原则，旨在通过标准化的任务输入与系统化的输出分析，揭示模型间的系统性差异。具体实施包括三个关键环节：主流模型的选择、标准化教学任务的设计与呈现，以及生成数据的采集与预处理。

在模型选择上，文章选取了截至 2026 年初在中文互联网环境下可公开访问、具有广泛用户基础且技术架构具有代表性的三个主流大语言模型。模型 A 代表 Qwen2.5-Math，模型 B 代表 DeepSeek-R1，模型 C 代表 ERNIE Bot。这些模型涵盖了不同的研发背景与优化方向。选择具有差异性的主流模型，有助于

确保比较结果能够反映生成式人工智能在教学特性上的“光谱式”分布，而非单一的技术路线。

研究核心在于设计一组标准化的数学教学任务提示语。这些任务提示语并非随机选取，而是依据第二章构建的“四维分析框架”精心设计，旨在分别考察模型在四个维度的表现。任务类型覆盖了数学课堂教学的关键环节，具体包括：面向“概念讲解”的任务、面向“典型解题”的任务、面向“错误辨析”的任务，以及面向“开放探究”的任务。所有提示语均采用清晰、中性的指令，避免预设引导性词汇，以确保各模型在相同起跑线上进行响应，其输出差异可主要归因于模型内在的教学特性。

数据采集过程在 2026 年 4 月集中进行。在相同的网络环境与时间窗口内，将上述标准化任务提示语逐一输入选定的各个模型，并完整记录其首次生成的文本响应。对于每个任务，均采集所有选定模型的输出，形成可横向对比的数据集。采集后，对原始文本进行必要的匿名化与格式化预处理，为后续基于“四维框架”的质性内容分析与量化评分比较奠定基础。整个设计与实施过程力求严谨、透明，为后续揭示多元教学画像提供可靠、可验证的实证依据。

3.2. 基于四维框架的模型画像差异与案例深度评述

基于四维分析框架对多模型输出进行的系统比较显示，不同生成式人工智能模型在回应标准化数学教学任务时，呈现出清晰且多元的“教学画像”光谱。在“知识严谨性”维度，如表 1，A 模型展现出对数学概念与逻辑链条的高度忠实，其讲解与解题步骤严密、定义准确，较少出现推理跳跃或事实性错误，契合了“严谨讲授者”的定位。而 B、C 模型则在此维度偶有疏漏，这种差异可能源于模型训练数据中学术性文本与通用性文本的比例差异，以及算法在追求生成流畅性与追求准确性之间的不同侧重[4]。

在“思维外显度”与“互动引导性”维度，模型间的分化更为显著。如表 2，A 模型倾向于直接给出完整答案与最终结论，其思维过程高度内隐，类似于单向的知识灌输。相反，B 模型则能主动将解题思路分解为可理解的步骤，并通过嵌入“我们可以这样思考”、“关键一步是”等引导性话语，使其推理过程透明化。C 模型展现出较强的“互动引导性”，能在回应中设计反问或提供渐进式提示，尝试搭建学习脚手架，引导学生主动思考。这种能力使得这些模型更接近于“启发式协作者”的角色。研究指出，这种差异与模型是否针对教学对话场景进行过专门优化，或其底层算法是否鼓励探索性、多轮次互动密切相关。

Table 1. Examples of generative AI responses in different math teaching tasks (Task 1: Concept Explanation)

表 1. 生成式 AI 在不同数学教学任务中的响应示例(任务 1: 概念讲解)

任务 1: 概念讲解 提示语: 向高中生解释导数的几何意义。	
模型 A 响应示例	导数的几何意义是函数曲线在某一点处切线的斜率。严谨地说，对于函数 $y=f(x)$ ，在点 x_0 处的导数 $f'(x_0)$ ，定义为当自变量增量 Δx 趋于 0 时，函数增量 $\Delta y=f(x_0+\Delta x)-f(x_0)$ 与 Δx 比值的极限，即 $f'(x_0)=\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\Delta y}{\Delta x}$ 。该极限值在几何上即表示曲线在点 $(x_0, f(x_0))$ 处切线的倾斜程度。若导数为正，切线上升，函数在此点附近递增；导数为负，切线下降，函数递减。
模型 B 响应示例	想象一下，你正在观察一段起伏的山路。导数要回答的核心问题是：在某个具体的地点，这条路到底有多“陡”？我们无法直接用整个山坡的坡度来回答，因为山路是弯曲的。于是，数学家的办法是无限“放大”这个点附近的路径，直到它看起来像一条直线——这条假想的直线就是“切线”，它的斜率就是“导数”。所以，导数就是帮你精确测量曲线在某一点瞬间变化快慢(或陡峭程度)的工具。想想看，汽车速度表显示的瞬时速度，是不是就是这个思想？
模型 C 响应示例	导数就像是给曲线安装的一个“瞬时坡度计”。它不关心整段路的平均坡度，只想知道“此时此刻”的倾斜情况。你可以把它联系到很多地方：比如在经济学里，它可以是边际成本(多生产一件产品带来的成本瞬间变化)；在运动学里，它就是瞬时加速度(速度变化的瞬间快慢)。它的核心思想是“以直代曲”——用切线的局部直线特性来研究曲线的复杂行为。你能试着画出抛物线 $y=x^2$ 在某点的切线，并感受其斜率(导数)如何随点移动而变化吗？

Table 2. Examples of generative ai responses in different math teaching tasks (Task 2: Typical Examples)
表 2. 生成式 AI 在不同数学教学任务中的响应示例(任务 2: 典型例题)

任务 2: 典型解题 提示语: 分步讲解一道三角函数最值问题: 求函数 $y = 2\sin x - \cos 2x$ 的最大值和最小值。	
模型 A 响应示例	步骤 1: 利用二倍角公式将函数统一为关于 $\sin x$ 的函数。由 $\cos 2x = 1 - 2\sin^2 x$, 代入得: $y = 2\sin x - (1 - 2\sin^2 x) = 2\sin^2 x + 2\sin x - 1$ 。步骤 2: 令 $t = \sin x$, 则 $t \in [-1, 1]$ 。原函数化为关于 t 的二次函数: $g(t) = 2t^2 + 2t - 1$ 。步骤 3: 求二次函数在闭区间上的最值。抛物线开口向上, 对称轴为 $t = -\frac{1}{2} \in [-1, 1]$ 。计算端点及对称轴函数值: $g(-1) = 2 - 2 - 1 = -1$; $g(1) = 2 + 2 - 1 = 3$; $g(-\frac{1}{2}) = 2 \cdot \frac{1}{4} + 2 \cdot (-\frac{1}{2}) - 1 = 0.5 - 1 - 1 = -1.5$ 。步骤 4: 故最大值为 3, 最小值为 -1.5。
	我们一起来拆解这道题。首先, 目标是什么? 是求一个同时含有 $\sin x$ 和 $\cos 2x$ 的式子的最值。一个常见的策略是统一变量。注意到 $\cos 2x$ 可以用二倍角公式转化为 $\sin x$ 的形式: $\cos 2x = 1 - 2\sin^2 x$ 。这样, 原函数 y 就变成了只关于 $\sin x$ 的表达式: $y = 2\sin x - 1 + 2\sin^2 x = 2\sin^2 x + 2\sin x - 1$ 。接下来, 我们遇到了什么? 一个关于 $\sin x$ 的二次函数! 但 $\sin x$ 本身是有范围的(在 -1 到 1 之间)。所以, 我们设 $t = \sin x$, 问题就转化为: 求二次函数 $g(t) = 2t^2 + 2t - 1$ 在 $t \in [-1, 1]$ 上的最值。现在, 请你想一想: 对于一个开口向上的抛物线, 在有限区间内, 最值可能出现在哪里? (停顿)对, 可能是端点或对称轴。我们计算一下: 对称轴 $t = -\frac{1}{2}$, 恰好在区间内。那么比较 $g(-1), g(1), g(-\frac{1}{2})$ 的值, 就能找到答案。你算出来了吗?
模型 B 响应示例	这道题可以看作一个“三角函数代数化”的经典案例。除了标准的解法, 我们还可以从“动态图形”角度思考: 它本质上是正弦波和余弦波(二倍频)的线性组合, 其最值反映了波形叠加后的峰值。标准步骤是: 1) 统一为 $\sin x$ 函数: $y = 2\sin^2 x + 2\sin x - 1$ 。2) 视 $\sin x$ 为变量 t , 问题变成二次函数求最值。但这里有个巧思: 配方! $g(t) = 2(t^2 + t) - 1 = 2[(t + 0.5)^2 - 0.25] - 1 = 2(t + 0.5)^2 - 1.5$ 。这样一眼就能看出, 当 $t = \sin x = -0.5$ 时, 取最小值 -1.5; 当 $t = \sin x = 1$ 时(离对称轴最远), 取最大值 $2 \cdot 1.5^2 - 1.5 = 3$ 。有没有其他变形? 如果题目是 $y = a\sin x + b\cos 2x$, 你会怎么处理? 这种模式可以推广吗?
模型 C 响应示例	

Table 3. Examples of generative AI responses in different mathematics teaching tasks (Task 3: Open Inquiry)
表 3. 生成式 AI 在不同数学教学任务中的响应示例(任务 3: 开放探究)

任务 4: 开放探究 提示语: 设计一个联系“函数”与现实生活的项目式学习点子。	
模型 A 响应示例	项目主题: 探究本地一天内气温变化模型。1. 核心函数概念: 时间 t 为自变量, 气温 T 为因变量, 建立函数关系 $T(t)$ 。2. 实施步骤: a) 收集本地气象站 24 小时整点温度数据。b) 绘制散点图, 观察变化趋势。c) 尝试用分段函数或三角函数模型(如正弦型曲线)进行拟合。d) 分析模型参数(如振幅、周期、相位)的实际意义(如日较差、最高温出现时间)。3. 拓展: 比较不同季节(夏/冬季)的函数模型差异。
	项目点子: “我的零花钱增长计划”——理解指数函数与线性函数。驱动问题: 如果每月固定存一笔钱(线性增长), 和每月将本金与利息一起再投资(假设固定复利, 指数增长), 长期结果会有何惊人差异? 学生行动: 1) 设定两种储蓄方案的具体参数。2) 分别建立总金额关于月份的函数模型: $f(x) = ax + b$ (线性)与 $g(x) = P(1+r)^x$ (指数)。3) 用软件绘制函数图像, 观察短期和长期的走势对比。4) 采访银行人员或查找资料, 了解实际金融产品。关键思考: 这个项目如何让你深刻体会指数增长的“力量”? 它在哪些现实领域(如人口、病毒传播、信息扩散)有类似体现?
模型 B 响应示例	项目: “设计最‘划算’的奶茶杯”——优化函数与表面积体积比。挑战: 为一家奶茶店设计一个圆柱形容器, 在容积固定(如 500 ml)的前提下, 如何设计底面半径和高, 使得制作杯身所用的材料(表面积)最省? 跨学科连接: 1) 数学: 建立容积 $V = \pi r^2 h$ 为定值的约束下, 表面积 $S = 2\pi r^2 + 2\pi r h$ 的目标函数, 转化为单变量函数求最值。2) 经济学: 联系成本最小化。3) 艺术/设计: 绘制设计草图, 考虑握持手感(这可能会挑战纯数学最优解)。4) 环保: 讨论材料节省的环境意义。最终产出: 一份包含数学计算、设计图和成本/环保分析报告。还可以更疯狂点吗? 如果杯子是棱台形、球缺形呢? 最优解会变吗?
模型 C 响应示例	

“创新发散性”维度的对比揭示了模型在支持开放性探究任务上的潜力差异。面对“设计联系函数的现实项目”此类任务，如表 3，C 模型能够提出新颖、跨学科的创意点子，如结合经济学中的成本函数或物理学中的运动图像进行分析，展现出较强的联想与创造能力。而 A 模型的回应则相对常规，更倾向于列举教科书中的经典案例。这反映了不同模型在脱离结构化知识框架、进行创造性生成时的不同倾向，其“教学画像”可对应从“保守的知识复现者”到“发散的创意激发者”。

基于上述模拟响应，对各模型在四个任务中的表现进行五级评分(1~5 分，5 分最高)，并概括其核心教学画像，见表 4。

Table 4. Multifaceted profiles and adaptation scenarios of different generative AI models in the teaching of the “geometric meaning of derivatives”

表 4. 不同生成式 AI 模型在“导数几何意义”教学任务中的多元画像与适配场景

分析维度	Qwen2.5-Math	DeepSeek-R1	ERNIE Bot
知识严谨性	5 分：表述精确，公式、定义、步骤无懈可击，几乎无模糊或错误。	4 分：核心知识准确，但在严格性上偶有让步，极少出现事实错误。	4 分：概念理解正确，但为了发散联系或启发思考，有时会略过严格的中间推导步骤。
思维外显度	4 分：逻辑链条完整清晰，步骤分解明确，但过程呈现偏重结果导向的“展示”。	5 分：不仅展示步骤，更通过自问自答、强调“关键是什么”等方式，主动揭示思考的节点和策略。	3 分：能给出思路，但有时跳跃性较强，或更侧重于对答案的“包装”与“拓展”，而非按部就班地拆解。
互动引导性	2 分：基本是单向陈述，缺乏直接面向学习者的提问、提示或留白，假定学习者被动跟随。	5 分：高频使用提问、设问、邀请计算等策略，积极构建虚拟对话情境，试图激发学习者即时思考。	4 分：善于在讲解结尾或拓展部分抛出开放性问题，引导深入探究，但在核心讲解过程中的互动嵌入不如模型 B 自然。
创新发散性	2 分：紧扣经典题型与标准方法，回应安全、常规，极少提供非标准的视角或跨学科联系。	3 分：能在保证主线清晰的基础上，适当联系常见现实实例，进行有限的拓展。	5 分：表现出强烈的联想与创造欲望，能提出新颖的项目构想、跨学科联系及反向设问，激发创新思维。
综合教学画像	严谨的讲授者：权威、准确，适合用于知识点的精确复习与巩固，提供标准范本。	启发式的引导者：擅长模拟课堂互动，循循善诱，适合用于新课教学、思路引导和激发兴趣。	发散的协作者：思维活跃，长于头脑风暴、项目构思和建立多元连接，适合用于拓展探究和研究性学习。

4. 结论、讨论与展望

基于前述实证比较所揭示的生成式人工智能在数学教学中的多元画像光谱，文章认为，数学教师的专业角色要进行系统性重构，其核心在于从技术的被动使用者，转型为能够诊断差异、设计策略并引导整合的“人工智能教学策略师”。这一重构并非对教师权威的消解，而是对其专业智慧在人工智能时代的深化与拓展。文章还存在许多局限，其只限于文本模态以及初高中数学教学领域，并且文章在实际教学课堂中尚未检验与实践，缺乏真实的课堂数据，在未来需要进一步引入真实的师生作为研究参与者，设置真实的课堂环境实验，从而收集更有效的实验数据。

多元教学画像的存在，意味着不存在适用于所有教学环节的“最优”模型。第三章的分析表明，有的模型长于严谨讲授，适合用于概念澄清与课后答疑；有的模型善于启发引导，可在探究活动中充当思维伙伴；还有的模型富有创新发散性，能为项目式学习提供创意源泉。因此，教师的专业能力首先体现为“评估与选择能力”。这要求教师超越将人工智能视为均质工具的认知，发展出对技术教学特性的敏感性与诊断力。

在此基础上，教师的“提示工程设计能力”成为实现精准调用的关键。正如文章指出，通过优化提

示词可以引导人工智能生成更具探究性或贴合学情的内容。教师需要掌握设计分层、启发式提示语的技巧, 这种能力使得教师能够驾驭人工智能, 使其输出更符合特定的教学意图。更关键的是, 教师需发展“人机互动引导能力”与“批判性整合能力”, 教师应设计互动流程, 避免学生被动接受人工智能答案, 而是组织学生与人工智能进行对话、质疑与辩论。这过程就是将人工智能的输出转化为培养学生批判性思维、元认知能力与数字素养的“活素材”。

展望未来, 随着人工智能智能体技术的发展, 数学课堂可能从当前的人机对话模式, 演进为“多智能体协作探究”的复杂生态。届时, 教师的角色可能将进一步升维为“首席学习体验设计师”, 其核心职责在于规划学习旅程、配置智能资源、促进社会性建构, 并守护教育过程的人文性与伦理性。面对快速迭代的技术, 教师需要通过持续的专业发展, 更新其智能教育素养。职前与在职教师培训应系统融入人工智能特性分析、教育提示工程、人机协同教学设计以及科技伦理等内容, 助力教师完成这一必要的角色跃迁, 最终在人工智能时代持续发挥不可替代的专业领导力。

参考文献

- [1] 陈丽. 新课标背景下生成式 AI 赋能小学数学教学的路径[J]. 基础教育论坛, 2026(6): 81-83.
- [2] 李艳琼, 王强芬, 张江华. 生成式 AI 赋能高校思政课教学的“三度”研究[J]. 教育理论与实践, 2026, 46(6): 38-43.
- [3] 吴仙凤. “生成式 AI+数智资源”赋能高中数学课堂教学的探索[J]. 中华活页文选(高中版), 2026(1): 121-123.
- [4] 蔺娟. 生成式 AI 学习系统在高中数学教学中的应用——以“二项式定理”为例[J]. 求知导刊, 2026(3): 32-34+61.
- [5] Xu, Q. and Li, H. (2025) Research on the Educational Application of Generative Artificial Intelligence Based on CiteSpace: Hotspots, Trends, and Cross-National Comparisons. *Journal of Contemporary Educational Research*, 9, 227-240. <https://doi.org/10.26689/jcer.v9i11.12940>
- [6] 司元雷, 梁赛平, 张勇昌. 基于生成式 AI 的高职计算机专业课程精准教学策略探究[J]. 北京工业职业技术学院学报, 2026, 25(1): 80-84.
- [7] Guo, W., Xu, B., Feng, J., Zou, Z. and Zhou, M. (2025) Revolutionizing Medical Education the Role of Generative Artificial Intelligence in Medical Education. *Progress in Medical Education*, 2, 113-123. <https://doi.org/10.61189/141463mjzgwj>
- [8] Tong, L., Niu, Y., Zhou, L., Jin, S., Wang, Y. and Xiao, Q. (2025) Perceptions and Experiences of Generative Artificial Intelligence Training to Support Research for Chinese Nurses: A Qualitative Focus Group Study. *International Journal of Nursing Sciences*, 12, 210-217. <https://doi.org/10.1016/j.ijnss.2025.04.010>
- [9] Bai, J. (2025) Generative Artificial Intelligence Empowering Foreign Language Education and Teaching Reform: Mechanism, Risk, and Response. *Journal of Contemporary Educational Research*, 9, 182-190. <https://doi.org/10.26689/jcer.v9i6.10659>
- [10] 陈令军, 史振厚. “即时案例”: 一种生成式 AI 驱动的情境化教学模型及其治理框架[J]. 高等工程教育研究, 2026(1): 168-173.