

大学生使用人工智能赋能数学学习现状的调查与研究

——以上海海事大学数学专业学生为例

陈张欣宇*, 廖博文*, 周 联

上海海事大学理学院, 上海

收稿日期: 2025年12月1日; 录用日期: 2025年12月22日; 发布日期: 2026年1月4日

摘要

随着人工智能技术的快速发展, 其在教育领域的应用越来越广泛。为了解大学生使用AI工具赋能数学学习的情况, 本报告基于上海海事大学数学专业的调查问卷数据进行了深入分析。本文首先对调查问卷数据进行清洗、整理, 然后对数据进行描述性统计分析, 再利用色关联分析与Pearson相关系数分析数学成绩与使用过人工智能工具、使用人工智能的频率等变量之间存在相关性, 然后再利用Bootstrap方法对结果进行检验, 接着同时分析学生对AI工具的功能偏好以及使用场景。结果发现, 上海海事大学大多数学生使用AI工具赋能数学学习已形成习惯, 数学成绩与“是否使用AI工具”, “AI使用频率”关联性更强, 正向影响优于“每周学习数学学习时长”。学生使用AI工具更偏向于使用综合性AI, 核心使用场景为课后作业的题目解析和复习备考的知识点梳理, 且学生对于AI工具的知识理解和作业效率提升功能认可度较高。综上, AI已深度融入大学生的数学学习过程, 其使用对学习效果具有积极作用, 工具选择与场景具有明确的需求导向, 可为后续智能体的开发与改进提供参考。

关键词

人工智能, 智能体, 数学建模

Survey and Research on the Current Status of College Students Using Artificial Intelligence to Enhance Mathematics Learning

—Taking Students Majoring in Mathematics at Shanghai Maritime University as an Example

*通讯作者。

Zhangxinyu Chen*, Bowen Liao*, Lian Zhou

College of Science, Shanghai Maritime University, Shanghai

Received: December 1, 2025; accepted: December 22, 2025; published: January 4, 2026

Abstract

With the rapid advancement of artificial intelligence technology, its applications in education have become increasingly widespread. To understand how college students utilize AI tools to enhance their mathematics learning, this report conducts an in-depth analysis based on questionnaire data from mathematics majors at Shanghai Maritime University. This study first cleans and organizes the survey data, then performs descriptive statistical analysis. Color correlation analysis and Pearson correlation coefficients are used to examine relationships between variables such as math grades, prior AI tool usage, and frequency of AI use. Bootstrap methods are subsequently applied to validate the results. The analysis further explores students' functional preferences for AI tools and their usage scenarios. Results indicate that most students at Shanghai Maritime University have developed habitual use of AI tools to enhance mathematics learning. Academic performance shows stronger correlations with "AI tool usage" and "frequency of AI use", with these factors exerting a more positive influence than "weekly mathematics study duration". Students predominantly favored comprehensive AI tools, primarily using them for homework problem solutions and organizing knowledge points for exam preparation. They expressed high recognition of AI tools' capabilities in enhancing knowledge comprehension and homework efficiency. In summary, AI has deeply integrated into university students' mathematics learning processes, positively impacting learning outcomes. Tool selection and usage scenarios exhibit clear demand-driven orientations, providing valuable insights for future agent development and refinement.

Keywords

Artificial Intelligence, Agent, Mathematical Modeling

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. 文献综述

在学习技术采纳研究领域，目前已有多种理论框架为理解学习者对新技术的使用行为提供了重要支撑。Davis 提出的技术接受模型(TAM)，强调感知有用性与感知易用性是影响个体技术采纳意愿的核心因素，为教育技术使用行为研究奠定了基础[1]。人机交互(HCI)理论关注界面设计、系统可用性与用户体验对技术使用行为的影响，为分析学习者与 AI 工具的交互模式提供了重要视角[2]。教育心理学则强调学习动机、自我效能、学习策略等内部因素在学习者技术采纳过程中的关键作用，是解释学习技术使用中个体差异的重要理论来源[3]。这些理论共同构成理解大学生使用 AI 工具进行数学学习的多维分析框架。

关于人工智能(AI)赋能高等教育的研究，国内外已有广泛成果。有相关研究显示，AI 能够在教学系统中承担个性化学习支持、智能评估、交互式内容生成以及学习资源推荐等功能，是推动高等教育改革

的重要技术力量[4]。在 STEM 尤其是数学学科中, AI 已被证实可通过题目解析、步骤展示、知识点讲解与学习路径规划等方式显著提升学生的学习效率和理解深度[5][6]。进一步地, 国际调查显示全球大学生对 AI 工具的使用已呈常态化趋势, 其中理工科学生使用比例显著高于文科学生, 表明 AI 工具在数学与工程类学习中的适用性较高[7]。这些研究说明, AI 在数学学习场景下的应用基础已经成熟, 教学辅助功能逐渐多样化和系统化。

尽管研究丰富, 但“大学生在数学学习中如何实际使用 AI 工具”这一微观主题仍存在明显研究空白。当前研究主要集中于 AI 技术如何改进数学课程教学模式的宏观视角[8], 或者对大学生使用 AI 工具的总体情况进行描述性调查[9], 但较少结合使用频率、使用场景、学习成效感知、个性化推荐体验等核心变量进行系统模型化研究。此外, 现有理论框架对数学学习这一逻辑性强、知识依赖密集的学习任务是否完全适用仍有讨论空间。因此, 本研究旨在回答:

- 1) 大学生在数学学习中使用 AI 工具的模式与场景是什么?
- 2) 学生如何评价 AI 辅助数学学习的效果?
- 3) AI 使用行为及其效果在多变量之间呈现何种关联?

本研究有望丰富 AI 教育应用的理论基础, 并为大学数学教育的教学改革与 AI 工具设计提供实践依据。

2. 描述性统计分析

2.1. 清洗调查问卷数据

调查问卷共收到 161 份数据, 通过检查填写完整度、填写时间检验等基础检验, 无明晰无效数据。

对数据进行分类, 共整理得三份数据集。为分析目前大学生使用人工智能赋能数学学习的情况, 整理一份主要内容为参与问卷调查学生的数学成绩、是否使用过 AI 工具、每周学习数学的时长、使用 AI 工具的频率的数据集, 为明确学生对 AI 工具的选择偏好, 整理一份主要内容为参与问卷调查学生常用的 AI 工具以及用途的偏好性数据集。为量化学生对 AI 辅助效果的主观反馈, 系统地归纳参与问卷调查学生对 AI 性能的主观评价, 形成主观评价数据集。

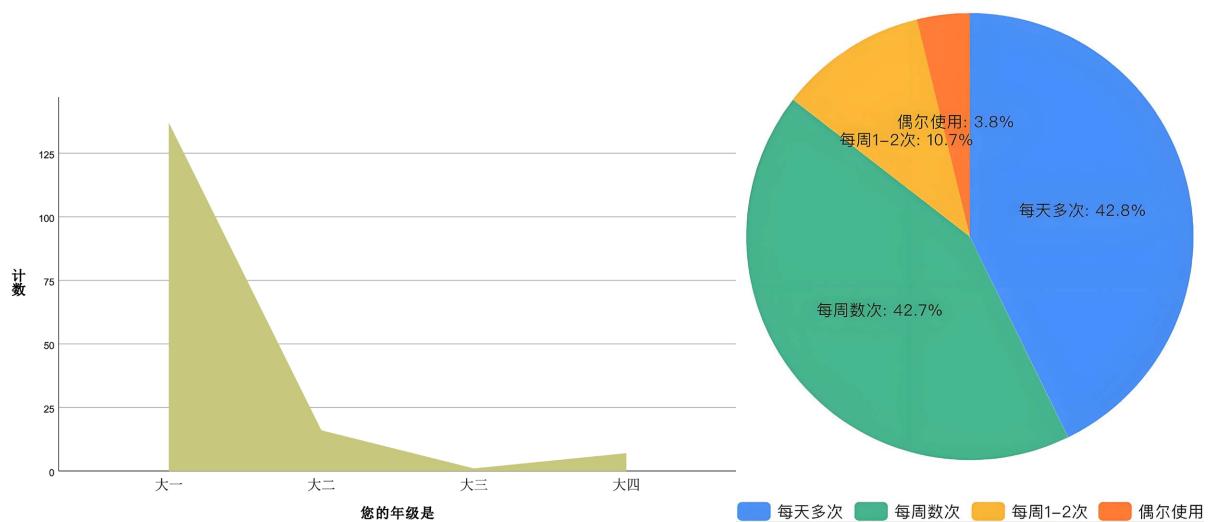
将非数值型数据进行标准化处理。对于数学成绩(等级制)相应转换成分数制(5 代表优秀, 4 代表良好, 3 代表中等, 2 代表及格, 1 代表不及格)。对于“是否使用过 AI 工具”变量, 将是或否的答案转换成 1 或 0。对于“每周用于数学学习时长”的变量, 将时长类别等数据转换成相应的数值并取中间值。同时将主观评价数据集采用 Likert 量化表进行量化(1 代表很不同意, 2 代表不同意, 3 代表一般, 4 代表同意, 5 代表很同意), 方便后续分析处理。

2.2. 描述性统计

本次调查问卷共调研 161 位学生, 参与问卷调查有 131 位大一学生, 16 位大二学生, 1 位大三学生, 7 位大四学生, 其中有 16 名其中有 132 名学生使用过人工智能工具辅助数学学习, 占比 82%, 仅有 29 名学生未使用过人工智能工具辅助数学学习, 占比 18%。本文主要研究对象为上海海事大学数学专业大一学生。

在使用过 AI 工具辅助数学学习的学生中, 每天多次使用的同学有 56 名, 占比 35.4%, 每周使用 2~5 次的同学有 56, 占比 34.8%, 每周使用 1~2 次的同学有 14 名, 占比 8.7%, 每月偶尔使用有 5 名, 占比 3.1% (见图 1(a))。

通过统计使用频率分布情况。结果显示约 43% 的学生“每天多次”使用 AI 工具, 另有 43% 的学生“每周数次”(1~5 次)使用, 只有 11% 的学生每周使用 1~2 次, 少数偶尔使用。这表明大多数学生具有较高的使

**Figure 1.** Descriptive statistical analysis**图 1.** 描述性统计分析

用频率。图 2 的饼图清晰地显示了“每天多次使用”和“每周数次使用”两类占比约四成以上(见图 1(b))。

3. 相关性分析

3.1. 模型假设

3.1.1. 灰色关联分析模型假设

- 1、数据分布无严格假设。
- 2、假设分辨系数取 0.5 为合理系数。
- 3、假设各比较数列(是否使用 AI、使用频率、学习时长)在影响数学成绩的过程中，无显著优先级差异。

3.1.2. Bootstrap 方法模型假设

- 1、假设 161 份有效问卷样本是上海海事大学学生群体的随机抽样，能反映总体(该校学生 AI 辅助数学学习情况)的特征，无系统抽样偏差。
- 2、假设采用“有放回重抽样”生成伪样本时，每次抽样相互独立，即某一样本被选中的概率不受前一次抽样结果影响，确保伪样本能模拟原始样本的分布特征。
- 3、假设原始样本计算的“灰色关联度”是总体关联度的“一致估计量”，即随着伪样本数量增加，重抽样得到的关联度均值会逼近总体真实值。

3.2. 灰色关联分析

3.2.1. 模型的建立

为探究数学成绩(因变量)与“是否使用 AI 工具”、“使用频率”、“每周用于数学学习的时间”(自变量)的关联程度，因数据量小，笔者决定采用灰色关联分析法。

首先对原始数据进行标准化处理。因“是否使用 AI 工具”是二分类问题，可定义 1 为是，0 为否，将“使用频率”进行有序分类，将“每月偶尔使用”赋值为 1，将“每周 1~2 次”赋值为 2，将“每周 2~5 次”赋值为 3，将“每天多次”赋值为 4，将“每周用于数学学习的时间”的每组取中值处理。由于各变量之间量纲不同，采用初值法对数据进行处理。

构造比较数列 a_i : a_1 为是否使用工具, a_2 数列为使用频率, a_3 数列为每周用于数学学习的时间。

构造参考数列 a_0 , 选择“数学成绩”的最优值作为参考, 代表虚拟的最优数学成绩对象。

其中 $a_0 = \{a_0(1), a_0(2), \dots, a_0(n)\}$, n 为样本量。

$$\text{初值化后为 } a'_0 = \left\{ \frac{a_0(1)}{a_0(1)}, \frac{a_0(2)}{a_0(1)}, \dots, \frac{a_0(n)}{a_0(1)} \right\} = \left\{ 1, \frac{a_0(2)}{a_0(1)}, \dots, \frac{a_0(n)}{a_0(1)} \right\}.$$

$$\text{比较数列进行初值化: } a'_i = \left\{ \frac{a_i(1)}{a_0(1)}, \frac{a_i(2)}{a_0(1)}, \dots, \frac{a_i(n)}{a_0(1)} \right\}.$$

利用层次分析法(AHP)确定权重 $\omega = \sum_{i=1}^3 \omega_i$, 在本分析中, 无需区分权重, 则认为 $\omega_1 = \frac{1}{3}, \omega_2 = \frac{1}{3}, \omega_3 = \frac{1}{3}$ 。

灰色关联系数公式:

$$\xi_i(j) = \frac{\min_{1 \leq i \leq m} \min_{1 \leq t \leq n} |a'_0(t) - a'_i(t)| + \rho \cdot \max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq t \leq n} |a'_0(t) - a'_i(t)|}{|a'_0(j) - a'_i(j)| + \rho \cdot \max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq t \leq n} |a'_0(t) - a'_i(t)|} \quad (1)$$

其中 $\xi_i(j)$ 为比较数列 a_i 对参考数列 a_0 在第 j 个指标上的关联系数, $\rho \in [0, 1]$ 为分辨系数, 一般来讲, 分辨系数 ρ 越大, 分辨率越大, ρ 越小, 分辨率越小, ρ 一般取 0.5。

其中 $\min_{1 \leq i \leq m} \min_{1 \leq t \leq n} |a'_0(t) - a'_i(t)|$ 为两级最小差(所有序列、所有样本的绝对差最小值)。

$\max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq t \leq n} |a'_0(t) - a'_i(t)|$ 为两级最大差(所有序列、所有样本的绝对差最大值)。

灰色关联度计算公式:

$$r_i = \sum_{k=1}^n \omega_k \xi_i(k) \quad (2)$$

r_i 为第 i 个评价对象对理想对象的灰色加权关联度。

3.2.2. 模型的求解

根据关联度可知, 变量“是否使用 AI 工具”的关联度与“使用频率”的关联度相近, 可知“是否与 AI 工具”和“使用频率”对数学成绩的关联度最大, “每周用于数学学习的时间”对数学成绩的关联度较小(见表 1)。

Table 1. Grey relational grade calculation table
表 1. 灰色关联度求解表

变量名	关联度
是否使用 AI 工具	0.764
使用频率	0.740
每周用于数学学习的时间	0.597

3.3. Bootstrap 方法验证

模型的建立[10]

因数据量较少, 所以利用 Bootstrap 方法进行检验, 通过有放回重抽样, 重复计算关联度, 再分析关联度分布, 量化结论的稳健性。

可构造数学成绩序列: $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

$$\text{构造自变量矩阵 } X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{pmatrix}.$$

然后对原始样本进行有放回抽样，生成 B 个伪样本 ($B \geq 1000$)，其中第 b 次抽样 ($b=1, 2, \dots, B$)，从原始 n 个样本中，又放回地随机选取 n 个样本，得到伪样本索引 $I_b = \{i_{b1}, i_{b2}, \dots, i_{bn}\}$ ($i_{bk} \in \{1, 2, \dots, n\}$ ，允许重复)。

$$\text{伪样本因变量 } Y_b = \{y_{i_{b1}}, y_{i_{b2}}, \dots, y_{i_{bm}}\}, \text{ 自变量 } X_b = \begin{pmatrix} x_{i_{b1},1} & x_{i_{b1},2} & \cdots & x_{i_{b1},m} \\ x_{i_{b2},1} & x_{i_{b2},2} & \cdots & x_{i_{b2},m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i_{bn},1} & x_{i_{bn},2} & \cdots & x_{i_{bn},m} \end{pmatrix}.$$

随后利用公式(1)对每一个伪样本计算灰色关联系数，利用公式(2)计算灰色关联度。

数学成绩与 AI 使用的相关系数的 Bootstrap 均值约 0.881，95% 置信区间约 [0.823, 0.924]，这表明结论具有较高稳定性，学习时长与成绩的相关系数 95% 置信区间为 [-0.005, 0.312]，区间跨零，以此有理由推测相关性可能较弱。

3.4. Pearson 相关系数

3.4.1. 利用 SPSS 软件进行求解

Table 2. Pearson correlation coefficient

表 2. Pearson 相关系数

变量名	数学成绩	显著性(双尾)	样本量(N)
每周数学学习时长	0.230	0.003	161
是否使用 AI 工具	0.158	0.045	161
AI 使用频率	0.060	0.498	132

利用 SPSS 软件进行分析，可知因变量“数学成绩”与“每周用于数学学习的时间”和“是否使用 AI 工具”的相关系数较高，相关性显著(见表 2)。

3.4.2. Person 相关系数结果分析

以数学成绩为因变量，通过求解 Pearson 相关系数的结果，可分析得到以下结论。在统计学上每周数学学习时长与数学成绩存在显著的弱正相关性，是否使用 AI 工具存在显著的弱相关性，AI 使用频率与数学成绩之间没有可靠的线性关系。但使用频率与数学成绩之间的灰色关联度达到 0.740，则说明频率变化与数学成绩变化的趋势相似性较强。

AI 使用频率的作用效果存在两种，需根据使用者的使用方法进行划分。当用 AI 进行辅助推导解题思路和直接利用 AI 直接抄答案对成绩的作用效果完全相反。当使用 AI 频率较低时，AI 辅助解题，提供思路等功能推动成绩提升，但当使用频率升高后，可能为过度依赖 AI 进行搜答案替代自主思考，导致成绩停滞增长甚至下降。通过数据集数据中可以得到，数学成绩较差的同学大部分使用 AI 频率较高，但是因为使用方法不正确而导致 AI 使用频率与数学成绩无线性相关。

3.5. 有序 logistics 回归分析

3.5.1. 模型建立

将“每周数学学习时长”、“是否使用 AI 工具”、“AI 使用频率”作为自变量，将数学成绩的等级

作为因变量进行有序 logistics 回归分析，使用 logit 连接函数进行研究。使用有序 logistics 回归可得到：

$$\ln \frac{n_1}{n_2 + n_3 + n_4 + n_5} = \beta_{0j} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (3)$$

$$\ln \frac{n_2}{n_1 + n_3 + n_4 + n_5} = \beta_{0j} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (4)$$

$$\ln \frac{n_3}{n_1 + n_2 + n_4 + n_5} = \beta_{0j} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (5)$$

$$\ln \frac{n_4}{n_1 + n_2 + n_3 + n_5} = \beta_{0j} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (6)$$

$$\ln \frac{n_5}{n_1 + n_2 + n_3 + n_4} = \beta_{0j} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (7)$$

式中， $n_i = p(Y=i)$ ($i=1,2,3$) 为数学成绩属于第 i 级的概率， β_{0j} 为常数项， $\beta_1 \sim \beta_3$ 为回归系数。

3.5.2. 模型检验

对模型有效性进行似然比检验，卡方值 = 15.999，显著性 = 0.001 < 0.05 (见表 3)，说明本次构建模型，放入的自变量具有有效性，本次模型构建有意义。

Table 3. Simulated fitting information

表 3. 模拟拟合信息

模型	-2 对数似然	卡方	自由度	显著性
仅截距	191.949			
最终	175.951	15.999	3	0.001

模拟伪 R 平方值(McFadden)为 0.033，意味着所选取的自变量在一定程度上可以解释因变量的变化原因，但是解释能力还是较弱。

3.5.3. 模型结果分析

Table 4. Ordinal logistic regression analysis

表 4. 有序 logistics 回归分析

变量	变量名称	估算	标准错误	Wald	显著性
$y = 1$	不及格	-1.525	0.719	4.494	0.034
$y = 2$	及格	-0.234	0.694	0.113	0.737
$y = 3$	中等	1.390	0.702	3.924	0.048
$y = 4$	良好	2.976	0.740	16.165	0.001
x_1	每周学习数学的时间	0.493	0.152	10.572	0.001
x_2	使用 AI 的频率	0.021	0.200	0.011	0.916
x_3	是否使用 AI	-0.792	0.746	1.127	0.288

每周学习数学的时间(x_1)，其 p 值为 0.001 < 0.05，故其对数学成绩的影响显著，且为正向影响。使用 AI 的频率(x_2)，其 p 值为 0.916，则对数学成绩的影响不显著。是否使用 AI(x_3)，其 p 值为 0.288，则

对数学成绩的影响也不显著(见表 4)。

通过 logistics 有序回归分析可知, 每周学习数学的时间对数学成绩有显著的正向影响, 而使用 AI 的频率与是否使用 AI 对数学成绩无显著影响。

4. 学生偏好性分析

4.1. 学生常使用的 AI 工具

为了解学生在数学学习中常使用的 AI 工具及使用场景, 对学生进行调查。可得到学生使用的 AI 工具集中于豆包、Deepseek、大学搜题酱、夸克等市面常见 AI(见图 2)。

上海海事大学学生使用 AI 工具功能指向性明显, 更倾向于选择市场上知名度高、功能契合学习需求的主流 AI 工具。像豆包、Deepseek 这类综合型 AI 工具, 凭借其强大的自然语言处理能力和知识问答功能, 成为学生数学学习中解决概念理解、思路梳理等问题的重要选择。大学搜题酱这类工具则明显偏向于“搜题解题”的功能, 满足学生在数学作业、习题解答方面的刚需, 夸克也具备搜题、知识检索等功能, 与学生的解题需求相契合(见图 3)。

通过抽取参与问卷调查的同学进行访谈, 同学们大部分更愿意选择识别率准确, 回答准确率高的 AI 工具。选择主流 AI 工具(如豆包等)是因为市场知名度高, 操作门槛低, 且拍题识别率, 准确性高。

综上, 学生在数学学习中对 AI 工具的选择, 既受工具功能与学习需求匹配度的影响, 也受工具市场知名度和普及度的驱动, 呈现出主流工具集中使用、功能指向性明确、小众工具使用有限的特点。

4.2. 学生 AI 工具使用方式与场景

学生使用 AI 工具方式呈现出分层, 使用题目讲解和知识点讲解的使用频次显著高于错题分析和个性化学习推荐。学生更加侧重使用 AI 工具解决题目的做法、知识点这类直接且高频的学习需求, 对 AI 工具的知识讲解与题目解析功能依赖度较高(见图 4)。

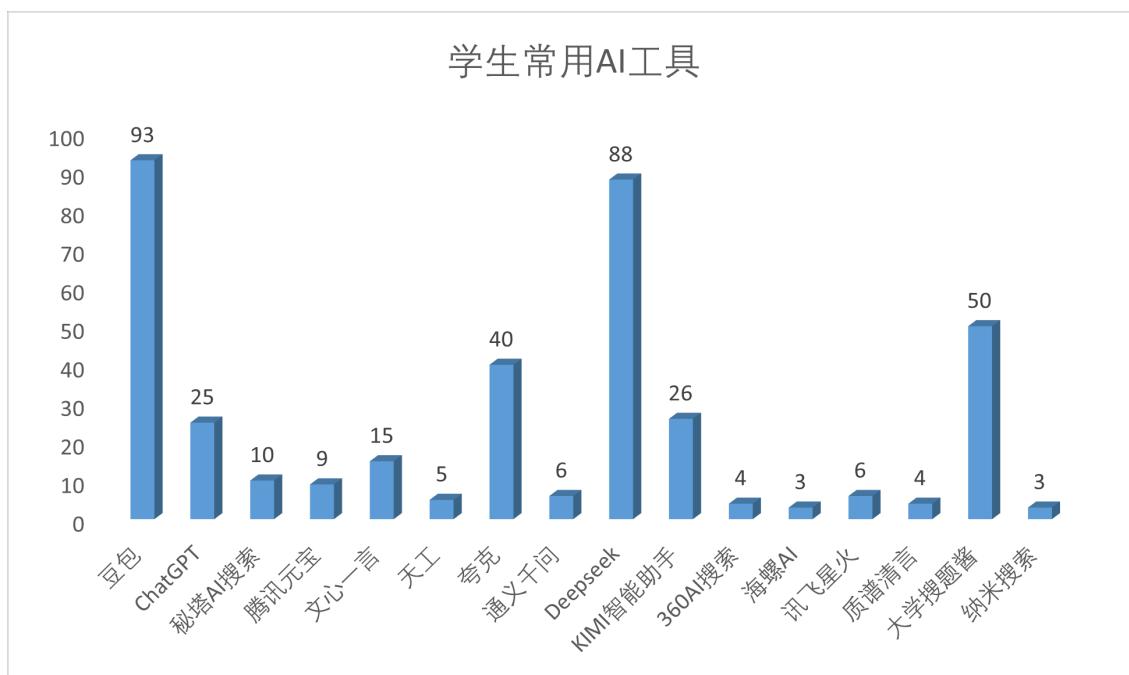
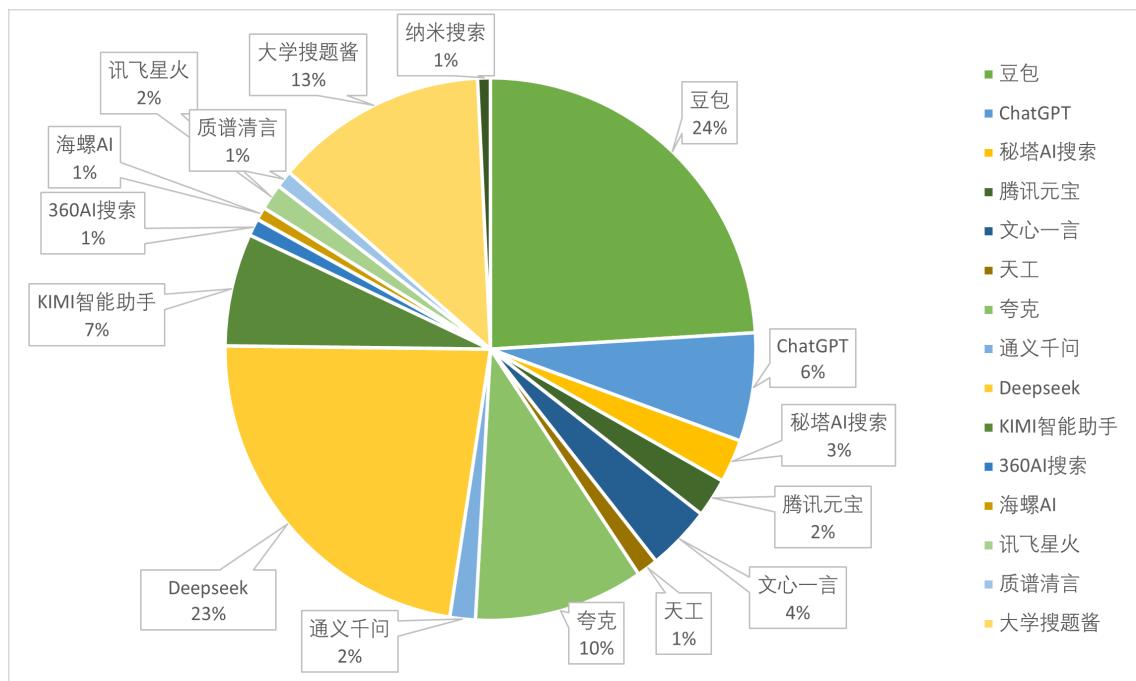
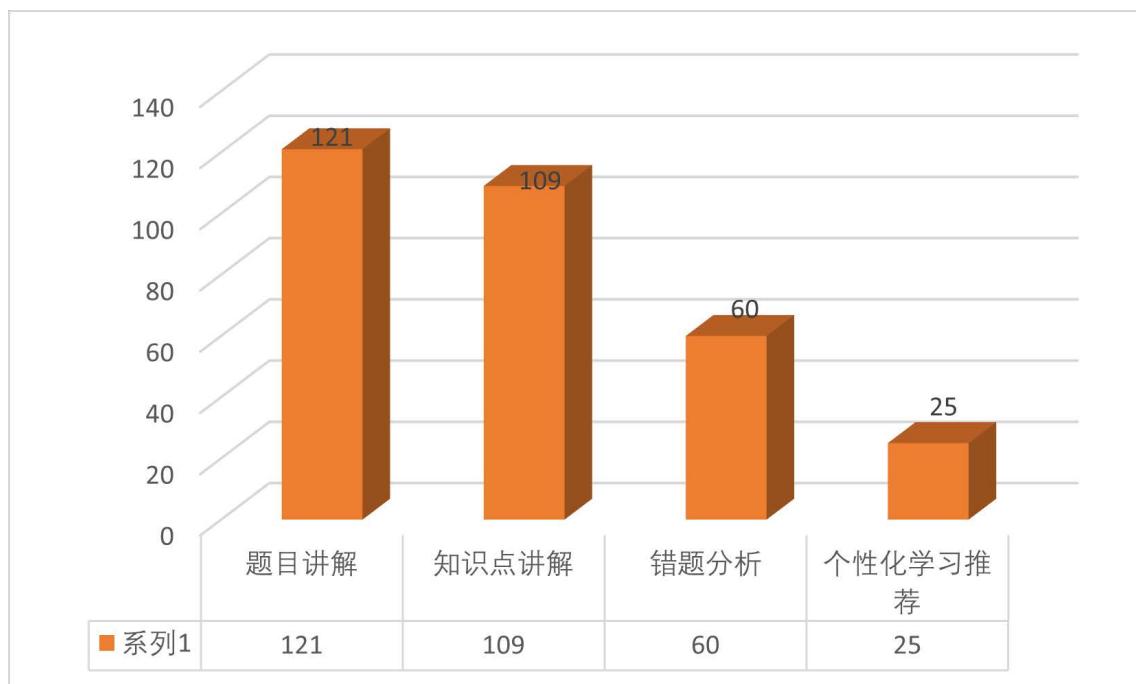


Figure 2. Bar chart of commonly used AI tools by students

图 2. 学生常用的 AI 工具柱形图

**Figure 3.** Pie chart of AI tools used by students**图 3.** 学生使用的 AI 工具饼图**Figure 4.** Bar chart of students use cases for AI tools**图 4.** 学生的 AI 工具使用方式柱形图

学生使用 AI 工具的核心场景是用于课后作业，主要用于题目讲解，占比 67.7%。主流场景是复习备考和课堂学习，主要用于知识点讲解等，分别占比 53.3% 和 43.5%。AI 工具用于预习新知识属于潜力场景，占比 25.5%（见图 5、图 6）。

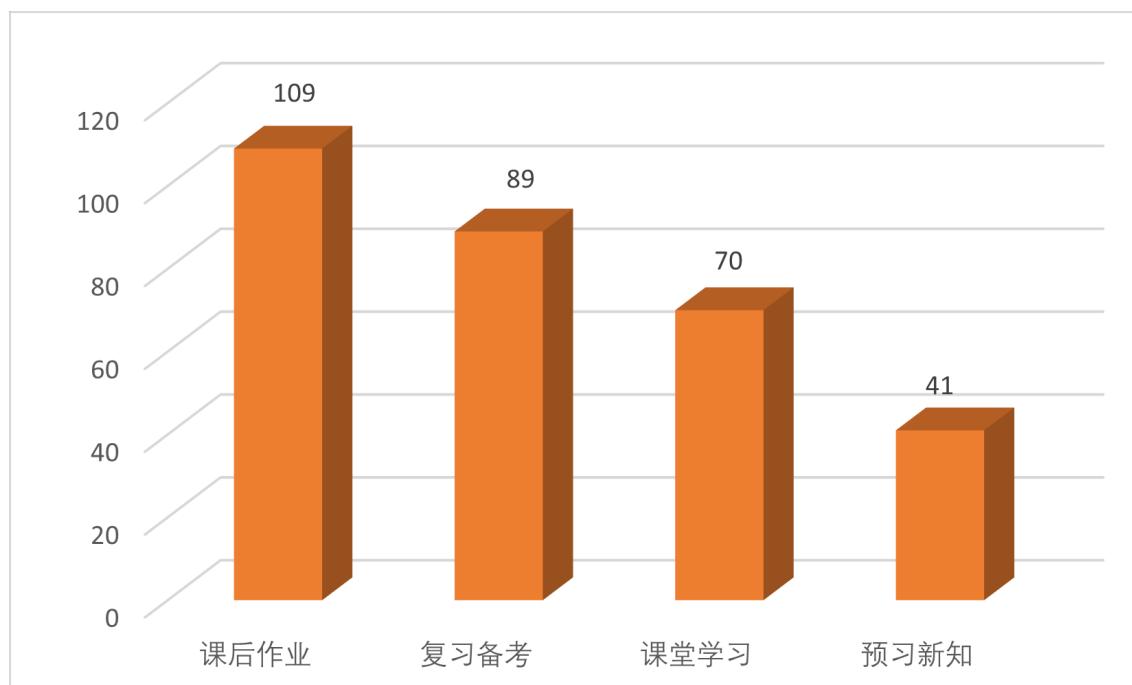


Figure 5. Bar chart of scenarios for student AI tool use
图 5. 学生的 AI 工具使用场景柱形图

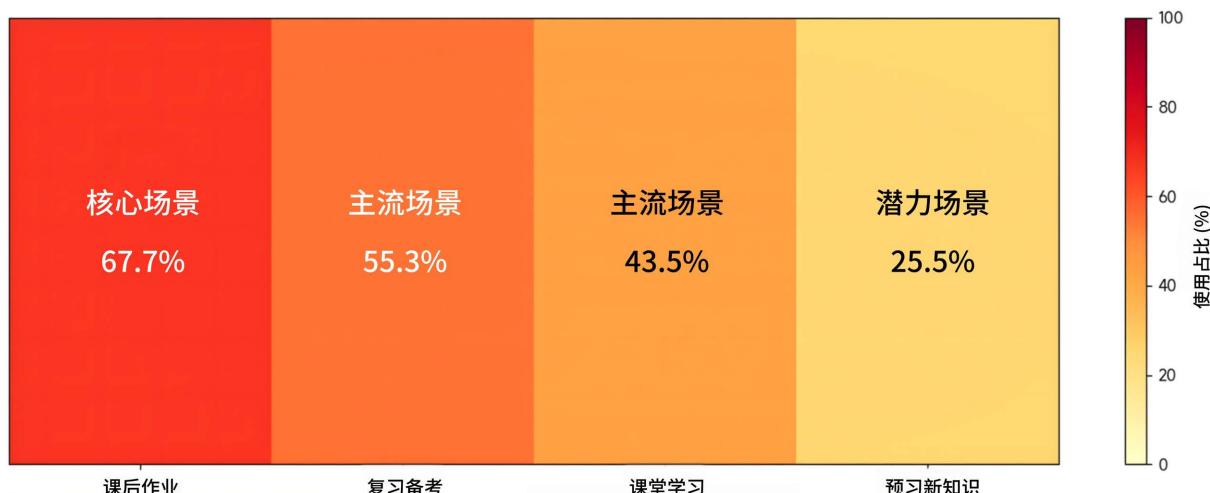


Figure 6. Stacked bar chart analyzing the scenarios of student AI tool use
图 6. 学生使用 AI 工具场景的分析分段条形图

4.3. 学生对 AI 工具赋能数学学习的效果评价

学生对 AI 工具效果评价采用 Likert 量表，并使用箱线图展示学生对 AI 工具赋能数学学习的评分分布。

理解更加清晰和提高作业效率这两项的平均分均略高于 4 分(理解更加清晰平均分为 4.05 分，提高作业效率平均分为 4.06 分)，且箱线的整体位置较高(见图 7)，说明学生普遍认为 AI 工具在帮助理解知识和提升作业完成效率方面效果较好，是 AI 工具的核心优势维度。

成绩提升评价指标和解题步骤启发性两项平均分接近 4 分(成绩提升平均分为 3.80 分，解题步骤启

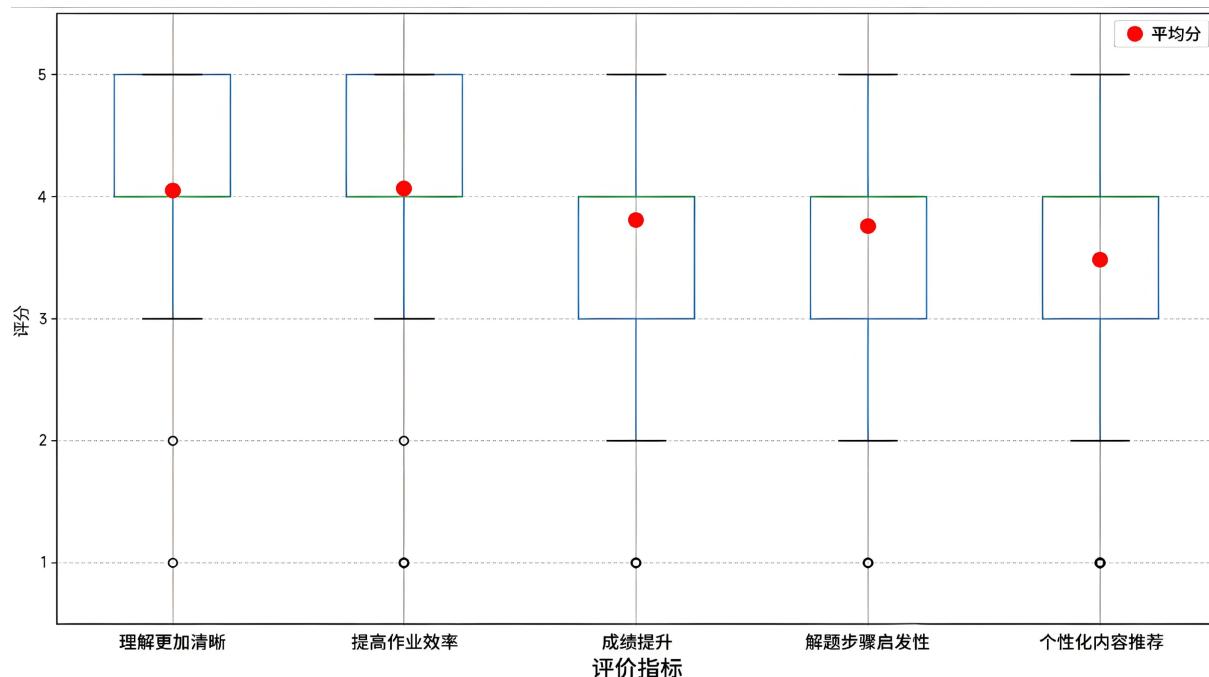


Figure 7. Box plots evaluating the effectiveness of AI tools in enhancing math learning

图 7. AI 工具赋能数学学习的效果评价箱型图

发性为 3.75 分), 表明学生认可 AI 工具在启发解题思路方面的价值, 但对“成绩提升”的直接效果感知稍弱于使知识点理解更加清晰和提高作业效率两个方面。个性化内容推荐平均分为 3.40 分, 是所有维度中最低的, 说明学生认为 AI 工具在个性化学习资源推送方面的表现还有较大提升空间。

继续对学生的 Likert 评分数据进行聚类分析。使用 K-means 聚类算法将学生分为三类: 高接受组(Cluster 0, 30 人)对 AI 评价极高(各项评分几乎全 5), 中接受组(Cluster 1, 71 人)给予一般较高评分(平均在 3.7~4.2 之间), 低接受组(Cluster 2, 30 人)评分较低(平均在 2.3~3.0)。层次聚类树状图也大体反映了这三组分布(可见最左侧为高评分群体, 右侧为低评分群体)(见图 8)。高接受组的学生往往更加积极使用 AI、并且明显获得较高评分, 而低接受组可能使用较少或效果体验不佳。这种分群显示了学生对 AI 辅助的态度存在明显差异。

5. 讨论与结论

5.1. 研究的局限性

尽管本研究基于问卷调查与多元统计方法, 初步解释了大学生使用 AI 工具赋能数学学习的基本现状及其与学业表现之间的关联, 为理解智能技术在教育中的实际应用提供了有益参考, 但若要将研究发现切实转化为教育实践或智能体开发的具体指引, 仍需在后续研究中纳入更广泛的影响因素与现实条件, 开展更深入、更系统的探索, 从而确保研究结论的全面性与推广价值。

具体而言, 本研究的局限主要体现在以下方面: 第一、样本主要来源于上海海事大学数学专业的大一同学, 样本群体同质性较高。在推广至不同档次的院校以及不同专业和学习阶段的学生需保持谨慎。第二、受限于样本数据量以及学习方法的多样, 无法排除反向影响。因此, 未来研究可在拓展样本覆盖、引入纵向或干预设计、融合多源数据等方面进一步深化, 从而为 AI 教育应用的优化提供更扎实、更富指导意义的依据。

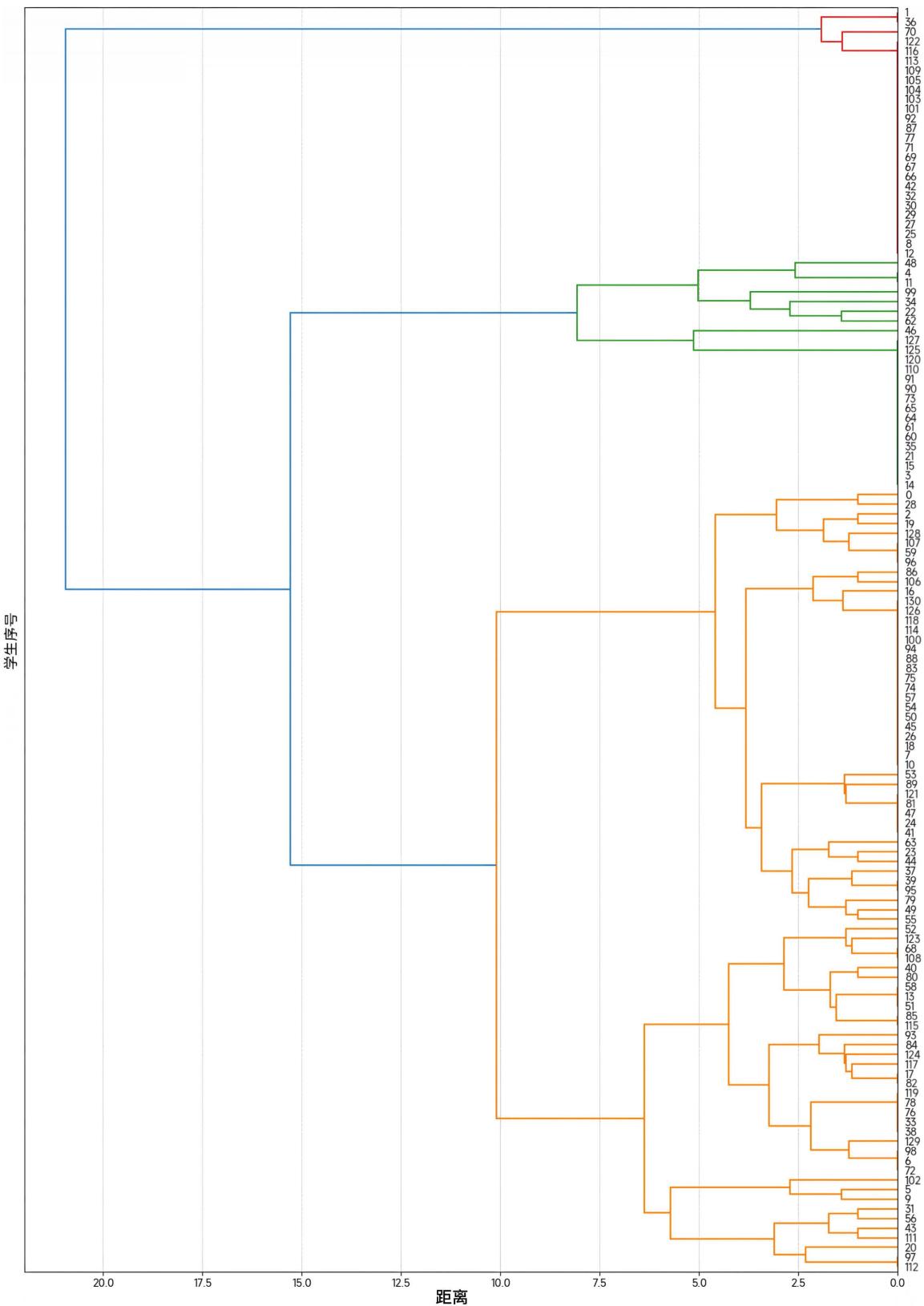


Figure 8. Dendrogram from cluster analysis of student evaluations on AI tool usage
图 8. 学生对于 AI 工具使用评价的聚类树状图

5.2. 结论

本报告基于上海海事大学问卷数据，从使用现状、相关性特征、偏好需求及效果评价四个维度，系统剖析了学生利用人工智能工具赋能数学学习的实际情况，核心结论如下：

1、AI 使用覆盖面广，多数学生形成稳定的使用习惯。 AI 工具已深度融入学生数学学习过程，使用率高达 82%。35.4% 的使用者每天多次使用，34.8% 每周使用 2~5 次，两者合计占比近 70%，表明多数学生已会使用 AI 赋能数学学习。

2、AI 的使用与学习效果的关联更为紧密，比单纯延长学习时间更有效。 通过灰色关联分析、Pearson 相关系数检验及 Bootstrap 稳健性验证发现，数学成绩与“是否使用 AI 工具”(灰色关联度 0.764)、“AI 使用频率”(灰色关联度 0.740)的关联性更强且统计显著性更高，而与“每周数学学习时长”(灰色关联度 0.597)的关联性较弱，AI 工具的使用行为对学习效果的正向影响优于单纯延长学习时间。

3、AI 工具选择与使用场景聚焦需求，核心用于解题和知识点梳理。 工具选择与使用场景呈现明确的需求导向，学生偏好豆包(24%)、Deepseek (23%)等综合型 AI 及夸克(10%)等搜题类工具，核心应用场景集中于课后作业(67.7%)的题目解析与复习备考(55.3%)的知识点梳理，预习新知(25.5%)场景虽使用率较低，但具备较大开发潜力。学生对 AI 工具的效果评价呈现优势突出、短板清晰的特点，在知识理解(平均分 4.05)与作业效率提升(平均分 4.06)方面认可度最高，对解题思路启发性(3.75)与成绩提升(3.80)的感知次之，而个性化内容推荐(3.40)满意度最低，且 K-means 聚类显示学生态度可划分为高接受组(30 人)、中接受组(71 人)与低接受组(30 人)，群体差异明显。

4、目前市面上的 AI 工具还存在个性化不足等问题。 调查也显示了一些问题，个性化学习推荐功能的使用率和评价较低，部分学生由于 AI 错误答案而产生学习误区，还有学生提出 AI 不够个性化、教材耦合度不够等不足。基于此，在后续的 AI 智能体的开发中，因着重注意学生常使用的场景(课后作业的题目解析与期末复习)，使学生的体验感更好。开发智能体还需更有针对性，对学生用户推荐更个性化的内容。

基金项目

上海市市级大学生创新创业训练项目《多场景智能体与 ADS 技术融合赋能大学数学教学》(项目编号：S20250903)。

参考文献

- [1] Davis, F.D. (1989) Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, **13**, 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [2] Norman, D. 日常生活中的设计[M]. 陈楠, 译. 北京: 中信出版社, 2015.
- [3] Schunk, D. (1991) Learning Theories: An Educational Perspective.
- [4] 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(12): 5-13.
- [5] 叶荔辉. 基于 STEM 教育理念的 PBL 教学模式设计与实践研究[J]. 电化教育研究, 2022, 43(2): 95-101.
- [6] 曹一鸣, 吴景峰. 生成式 AI 赋能数学课堂教学内容选配的探索与研究——以高中数学例习题选配为例[J]. 数学教育学报, 2024, 33(5): 60-66.
- [7] Jin, Y., Yan, L., Echeverría, V., Gašević, D. and Martinez-Maldonado, R. (2025) Generative AI in Higher Education: A Global Perspective of Institutional Adoption Policies and Guidelines. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, **8**, Article ID: 100348. <https://doi.org/10.1016/j.caei.2024.100348>
- [8] 肖春景, 张敏. 人工智能课程教学改革探讨[J]. 创新教育研究, 2020, 8(3): 402-407.
- [9] 崔宇红, 赵锦涛. 人工智能素养视域下高校学生用户使用 AIGC 信息行为分析[J]. 农业图书情报学报, 2025, 36(11): 20-32.
- [10] 司守奎, 孙玺箐. 数学建模算法与应用[M]. 第 4 版. 北京: 国防工业出版社, 2021: 222-228.