

生成式人工智能辅助学习的作用机制研究

——以“概率论与数理统计”课程为例

曹雅琦*, 王欣

中央民族大学理学院, 北京

收稿日期: 2026年1月27日; 录用日期: 2026年2月26日; 发布日期: 2026年3月5日

摘要

为探究生成式人工智能辅助学习在“概率论与数理统计”课程中的作用机制, 本研究综合运用信效度检验、回归分析与结构方程模型开展实证分析。研究构建并验证了涵盖提示工程能力、批判性思维等变量的AI辅助学习行为评价模型, 并整合课程成绩与学习满意度形成综合学习成果指标。结构方程模型表明, “提示工程 - 批判性思维 - 综合学习成果”构成显著的中介作用路径。进一步分析发现, 学生在学习任务与使用场景中对AI的使用方式和效果存在显著差异。学生的核心需求主要集中于提示工程能力的提升、批判性思维的培养以及AI与学科教学的深度融合。本研究揭示了AI辅助学习由技术使用向学习成效转化的内在机制, 为优化智能教学设计与协同育人模式提供了实证支持。

关键词

AI辅助学习, 提示工程, 批判性思维, 回归分析, 结构方程模型

Research on the Mechanisms of Generative Artificial Intelligence-Assisted Learning

—A Case Study of the Course “Probability Theory and Mathematical Statistics”

Yaqi Cao*, Xin Wang

College of Science, Minzu University of China, Beijing

Received: January 27, 2026; accepted: February 26, 2026; published: March 5, 2026

Abstract

To investigate the mechanisms through which generative artificial intelligence facilitates learning

*通讯作者。

in the course “Probability Theory and Mathematical Statistics”, this study conducted an empirical analysis using reliability and validity tests, regression analysis, and structural equation modeling. An evaluation model of AI-assisted learning behaviors was constructed and validated, incorporating key variables such as prompt engineering and critical thinking. Course achievement and learning satisfaction were further integrated to form a comprehensive learning outcome index. The results of the structural equation model indicate that prompt engineering competence, critical thinking, comprehensive learning outcomes constitutes a significant mediating pathway. Further analyses indicate notable differences in students’ patterns and effectiveness of AI use across different learning tasks and application scenarios. Students’ core needs are mainly focused on the enhancement of prompt engineering, cultivation of critical thinking, and the deep integration of AI with subject-specific teaching. This study indicates the intrinsic mechanism by which AI-assisted learning translates from technological use to learning outcomes, providing empirical support for optimizing intelligent instructional design and collaborative education models.

Keywords

AI-Assisted Learning, Prompt Engineering, Critical Thinking, Regression Analysis, Structural Equation 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. 引言

生成式人工智能(Artificial Intelligence, AI)已深度融入高校教学全过程,尤其在“概率论与数理统计”这类以抽象理论和严密逻辑为核心的理工类课程中,学生对其依赖度持续攀升。然而现有研究大多考虑生成式 AI 对学习成效的表层影响,缺乏对提示词设计与学习效果之间路径的系统探究,这一核心问题也成为制约 AI 与理工类理论课程深度融合的关键挑战。

生成式 AI 在“概率论与数理统计”课程教学中兼具实践价值与潜在风险。实践层面,董珊珊等[1]发现生成式 AI 可辅助学生完成项目设计与知识整合,李新娜等[2]通过案例驱动、问题牵引、思政融合模式融入 AI 助力学生思维转变,符裕红等[3]通过知识图谱加 AI 模式为统计类课程提供数字化教学方法,Liu 等[4]分析验证其对高阶思维能力有中等正向影响。然而,Strzelecki [5]基于 UTAUT2 模型发现过度依赖易导致“认知卸载”,削弱对统计原理的深度思考,Walter [6]警示学生缺乏提示工程能力与批判性思维时易接受 AI 错误结论,Ruiz-Segura 等[7]证实高难度任务中缺乏批判验证的 AI 使用会导致表现下滑。

现有研究虽关注人工智能对高等教育的结构性影响[8],却未深入剖析其与理工类课程的深度融合机制。应用层面, AI 多停留在习题解答、公式推导的表层辅助,未与数据分析能力、逻辑思维培养相结合[9],即便有搭建知识图谱等尝试也难以破解困境[10]。学生在 AI 使用熟练度、数学基础上存在显著个体差异,不同认知起点的学生对 AI 支持的需求呈现异质性特征[11],现有 AI 缺乏个性化设计导致效果分化。

基于上述研究背景与实践问题,本文以“概率论与数理统计”课程为研究情境,聚焦生成式人工智能辅助学习的内在作用机制,开展系统的实证研究。本文的主要贡献体现在以下三个方面:第一,现有研究大多讨论在生成式 AI 对学习成效的总体影响评估,本文进一步构建“提示工程-批判性思维-学习成效”的作用机制模型,通过实证数据验证 AI 辅助学习的关键转化路径,探究生成式 AI 并非直接提升

学习效果,而是需通过学习者的高阶认知加工过程发挥作用。第二,本文将学习者的提示工程细分为多个维度,变成一种可引导、可评估的学习行为,为生成式 AI 情境下教学干预提供了具体操作方案。第三,以“概率论与数理统计”这一抽象、需要逻辑推理的课程为研究情境,本文验证了生成式 AI 辅助学习机制在复杂数学课程中的适用性与使用边界,为 AI 技术在理论性课程中的应用提供了实证案例。

2. 研究设计与数据准备

“概率论与数理统计”是理工、经管类专业核心公共基础课,涵盖随机事件与概率、随机变量及其分布、参数估计和假设检验等内容,是培养数学分析能力的关键课程。传统教学中,经管类学生因数学基础差异性较大,经常遇到概念理解难、复杂计算耗时等问题,影响学习效果。生成式 AI 在自然语言理解和复杂问题分析上的优势,为缓解此困境提供了技术帮助,但其对学习的促进作用仍需检验。本研究选取某高校 2024~2025 学年第一学期修读该课程的经管类专业学生为对象,课程采用线上线下混合式教学模式,线下包括核心知识讲授、案例分析与小组讨论,线上依托“学习通”平台布置预习、习题与答疑任务,教学全程不强制干预学生 AI 工具使用,确保研究数据源于真实教学情境。

基于问卷结果,学生使用的生成式 AI 工具呈多元化特征,主要包括 DeepSeek、豆包、ChatGPT、Kimi 等,应用场景高度贴合课程核心任务,集中在复杂数学推导、数据处理与分析、习题解答与思路拓展、概念理解与论文辅助四大维度。结合经管类专业概率论与数理统计课程特征,围绕 AI 辅助学习场景,各研究变量核心内涵如下,“提示工程”反映学生利用 AI 辅助学习时传递需求、拆解任务的交互方式;“课程学习支持”反映学生借助 AI 完成课程基础知识检索、简单习题解答等学习任务的辅助行为;“学科竞赛支持”体现学生利用 AI 辅助完成各类与统计相关竞赛的题目分析、数据处理等任务的行为;“论文写作辅助”是指学生通过 AI 辅助完成课程论文的文献梳理、润色等相关工作的行为;“统计学素养”体现学生在 AI 辅助学习中形成的概率统计专业知识储备及运用专业方法解决问题的能力;“批判性思维”量化学生接收 AI 输出内容后,进行反思质疑、整合优化的思维能力;“综合学习成果”兼顾客观课程成绩与主观学习满意度,全面反映学生 AI 辅助学习的学业提升与认知素养进步;“成果满意度”通过学生对 AI 辅助课程学习的效果、体验及收获的主观评价体现,各变量代表性题项示例见表 1。

本研究整合综合问卷数据与学业成绩数据构建分析数据集。综合问卷于课程结束后一周内通过“学习通”向 168 名学生发放,涵盖 AI 工具使用特征、交互指令示例等行为描述内容,及提示工程、批判性思维等维度的 5 点 Likert 量表题项。经筛查剔除无效问卷后,回收有效问卷 149 份;学业成绩从教学管理系统导出,作为衡量学习成效的核心客观指标。正式分析前对数据进行基础质量控制与整理,一是筛查问卷数据,剔除填写异常、作答模式一致的无效样本;二是对问卷定性信息统一编码,由两名研究者独立完成并交叉核验,降低主观偏差;三是以学生姓名标识整合问卷、AI 使用日志与学业成绩数据,形成综合数据集。数据处理中,身份信息仅用于数据匹配,不参与统计分析,同时严格控制访问权限,恪守教育研究伦理规范。

3. 研究方法

本研究对提示工程、课程学习支持、批判性思维、统计学素养、科学竞赛支持、论文写作辅助等核心维度开展描述性分析,通过计算各维度的平均值、标准差、中位数、最小值与最大值,系统梳理数据的整体分布特征与离散程度,检验数据分布的合理性,为后续实证分析奠定基础。成果满意度由多道题项构成,各题项均采用 5 点 Likert 量表,学生在该维度所有题项得分计算平均值。综合学习成果整合客观课程成绩与主观成果满意度,经标准化处理后相加消除量纲,实现“客观表现 + 主观感知”双重覆盖,全面反映学习质量。

信度检验采用克隆巴赫 Alpha 系数作为判定标准,通过该系数检验调研量表的内部一致性与稳定性,确保问卷收集的原始数据具备可靠的统计特征;效度检验则结合 KMO 取样适切性量数与巴特利特球形度检验开展,通过两项指标共同验证开展探索性因子分析的适用性,判断变量间的相关性是否符合因子分析的前提条件。在完成因子分析适用性验证后,采用主成分分析法提取公共因子,以特征值大于 1 为核心提取标准识别公共因子,同时结合研究理论框架与课程教学实践,对提取后的原始维度进行人工重构与调整,维度重构后还将对各因子再次开展信度检验,验证重构后维度的统计稳健性,确保后续以重构维度为分析变量的研究过程具备科学性。

本研究采用多种量化数据分析方法,每种方法都针对性解决不同的研究问题,共同支撑核心结论的推导,确保分析结果的科学性和说服力。回归分析主要用于识别影响学习成效的关键变量,我们分别以综合学习成果、成果满意度为因变量,以提示工程、课程学习支持、学科竞赛支持、论文写作辅助、批判性思维和统计学素养为核心自变量构建分析模型,通过分析自变量的回归系数、显著性等指标,明确各变量对学习成效的影响方向和强度,最终发现提示工程、批判性思维等维度对综合学习成果呈显著正向影响,同时通过方差膨胀因子检验排除多重共线性问题,验证了模型的稳定性与结果的可信度。

研究采用 K-means 聚类分析与配对样本 t 检验开展实证研究,以提示工程、课程学习支持、批判性思维等六个核心维度为指标,通过碎石图确定最优聚类数,划分学生群体并明确各类群体在 AI 交互学习中的行为规律与需求差异,识别不同群体的优势短板,为精准制定差异化教学策略提供支撑;配对样本 t 检验以论文写作、课程学习、学科竞赛三种场景为对象,通过计算平均差值、t 值及显著性 P 值,对比分析学生 AI 使用深度差异,同时开展学生 AI 工具场景化应用偏好调研与学习需求词频分析,为 AI 工具与课程场景精准匹配及智能教学生态构建提供数据支撑与实践依据。

结构方程模型是验证核心作用机制的关键方法,将论文写作、课程支持、学科竞赛、提示工程作为前因变量,纳入批判性思维、统计学素养作为中介变量,综合学习成果为结果变量,构建前因、中介、结果的理论模型,通过适配度指标检验模型与调研数据的契合度,为路径分析奠定基础。中介效应检验依托结构方程模型,采用偏差校正 Bootstrap 法,通过多次重复抽样计算路径效应置信区间,结合 P 值判定中介效应显著性,明确核心传导路径。此外,本研究还开展优质 AI 交互指令质性分析,对筛选出的高效学习指令进行归类,提炼这些指令的核心特征与关键要素,从实践层面总结有效交互指令的构建逻辑,为学生优化提问方式、提升 AI 辅助学习效率提供直接参考。

4. 研究结果与育人启示

根据表 1 的描述性分析结果,所有自变量均值介于 3.39 至 3.97 之间,均高于 3 分中等水平,整体呈中等偏上特征且数据普遍右偏,反映学生在 AI 辅助学习相关核心维度表现普遍较好。提示工程均值最高接近 4 分,学生对 AI 提示设计的实操能力相对突出;课程学习支持均值最低,AI 在常规课程学习中的应用适配性和学生使用深度仍有优化空间。各维度标准差在 0.50 至 0.83 之间,数据分布集中无极端分化,科学竞赛支持个体差异较明显,批判性思维水平相对均衡,满足后续实证研究基本要求。

Table 1. Descriptive statistics of core variables in AI-assisted learning

表 1. AI 辅助学习核心自变量描述性统计量表

维度	代表性题项示例	平均值	标准差	中位数	最小值	最大值
提示工程	将复杂任务拆解为多步引导指令	3.97	0.55	4	2.2	5
课程学习支持	梳理课程知识间的系统性逻辑联系	3.39	0.76	3.5	1.5	5
批判性思维	运用多元方法独立验证 AI 生成结果	3.9	0.5	3.8	1.8	5

续表

统计学素养	关注统计原理及其在实际中的应用	3.78	0.59	3.8	2.2	5
科学竞赛支持	辅助调试竞赛代码并提升运行效率	3.59	0.83	3.6	1	5
论文写作辅助	辅助撰写及润色学术报告摘要结论	3.89	0.7	4	1	5

注：各维度由多道题项构成，表中统计量基于学生在该维度所有题项得分的平均值计算，因此变量取值为连续型并可能出现小数。各题项均采用 5 点 Likert 量表(1 = 非常不符合, 5 = 非常符合)。

相关性分析显示，批判性思维与提示工程、论文写作辅助相关系数均为 0.58，凸显二者相辅相成的核心支撑作用。课程学习支持与综合学习成果相关性不显著，说明单纯基础学习辅助难以转化为核心素养与学业产出。这一结果可能与生成式 AI 在基础概念解释中的不确定性有关，例如模型“幻觉”现象可能在一定程度上干扰学生对统计概念的准确理解。同时，部分学生仅将 AI 作为即时问答工具进行浅层信息获取，而缺乏进一步验证与深度加工，导致学习支持未能有效转化为稳定的学习成效。启示 AI 辅助教学需聚焦提示工程优化至批判性思维强化的核心路径，引导学生通过技术开展深度学习。

回归分析结果在表 2 中展示。对于因变量为成果满意度的回归分析，批判性思维的回归系数为 0.250，体现对 AI 输出的验证掌控能提升学习认可度；学科竞赛支持的回归系数 0.152，反映 AI 助力高阶任务可增强成就感；提示工程的回归系数 0.212，说明精准交互是提升学习体验的基础。这表明在教学中应引导学生优化提示工程、强化批判性思考，在人机协同中收获成长与自信。以综合学习成果为因变量的回归结果显示，提示工程呈现边缘统计显著水平，其基础作用十分重要；批判性思维的回归系数为 0.389，再次验证对 AI 输出的思考和检验是知识内化、能力提升的核心前提。这一发现初步揭示，提示工程与批判性思维二者缺一不可，共同将外部帮助转化为自身素养，为后续挖掘学习成效转化路径提供关键依据。

Table 2. Summary of regression coefficients for regression model of outcome satisfaction and comprehensive learning outcomes

表 2. 成果满意度与综合学习成果回归模型的回归系数汇总分析表

自变量	成果满意度			综合学习成果		
	回归系数	标准误差	P 值	回归系数	标准误差	P 值
提示工程	0.212	0.095	0.028*	0.261	0.141	0.066
课程学习支持	-0.013	0.067	0.845	-0.131	0.098	0.185
批判性思维	0.250	0.112	0.028*	0.389	0.166	0.021*
统计学素养	0.072	0.098	0.468	-0.15	0.145	0.303
学科竞赛支持	0.152	0.074	0.041*	0.251	0.109	0.023*
论文写作辅助	0.071	0.092	0.442	0.008	0.136	0.951

在路径分析前，对结构方程模型整体拟合度进行检验。结果显示模型拟合指标达到可接受标准： $\chi^2/df = 1.42$ ，RMSEA = 0.05，CFI = 0.90，TLI = 0.89，SRMR = 0.07。各项指标均处于结构方程模型常用评价标准范围内，表明理论模型与样本数据具有良好拟合度，因此可进一步开展路径系数与中介效应分析。结构方程模型检验的结果见表 3。结果显示，提示工程对批判性思维预测力极强，路径系数 0.831，批判性思维对综合学习成果路径系数 0.659，二者形成有效转化链条“提示工程 - 批判性思维 - 综合学习成果”，且在中介效应检验中，效应值 0.376 且置信区间不含 0，其余路径中介效应均不显著，印证该结论。统计学素养路径的断裂，表明单纯依托 AI 积累知识技能缺乏核心链条支撑，难以转化为实质学习成

果产出, 表明教育工作者需重视批判性思维培育, 实现技术与育人目标统一。

Table 3. Summary of path coefficient tests in structural equation modeling

表 3. 结构方程模型路径系数检验汇总表

路径关系	系数	标准误差	临界比值 C.R.	P 值
提示工程 - 批判性思维	0.831	0.234	3.553	<0.001*
批判性思维 - 论文写作	0.239	0.145	1.648	0.099
统计学素养 - 提示工程	0.377	0.151	2.501	0.012
统计学素养 - 课程学习	0.187	0.085	2.195	0.028
统计学素养 - 论文写作	0.374	0.135	2.78	0.005*
综合学习成果 - 批判性思维	0.659	0.23	2.865	0.004*
综合学习成果 - 统计学素养	0.168	0.221	0.758	0.449

配对样本 t 检验表明, 学生不同场景的 AI 使用深度差异显著, 论文写作场景 AI 使用率平均得分显著高于课程学习与学科竞赛, 学科竞赛高于课程学习。此分布说明, 任务复杂度与产出压力越高, 学生 AI 辅助动力越强。教学中可将 AI 与竞赛、论文等实践任务融合, 引导学生在解决真实问题过程中, 实现“以赛促学、以研促练”效果。

聚类分析将学生划分为三类群体, 为差异化育人提供依据。“工具平衡型”各维度均值 3.11~3.81, 具备基础指令能力与批判性思维; “低参与避难型”占比 8.1%, 各维度得分低于均值; “全能探索型”各维度得分均超 3.92, 可借助 AI 完成复杂任务并保持强批判性思维, 具体结果见表 4。对三类学生提出具体建议, 对全能探索型学生, 建议其用 AI 构建模型并进行手工推导证明, 将统计学素养转化为创新能力; 对工具平衡型学生, 教师可在课堂演示用指令逐步拆解复杂统计问题的过程, 鼓励其不断向 AI 反复提问, 提升思维能力; 对低参与避难型学生, 提供可直接套用的 AI 交互指令, 帮助这一部分同学在基础概念搜索中获得成就感、缓解焦虑, 提升学生运用 AI 的主动性, 全面推进数字化教育发展。

Table 4. Student AI-assisted learning behavior cluster centers and group distribution

表 4. 学生 AI 辅助学习行为聚类中心及群体分布表

行为维度指标	聚类 1: 工具平衡型	聚类 2: 低参与避难型	聚类 3: 全能探索型
样本量(占比%)	76 (51%)	12 (8%)	61 (41%)
提示工程	3.81	3.42	4.28
课程学习支持	3.11	2.42	3.92
批判性思维	3.78	3.17	4.18
统计学素养	3.63	2.73	4.18
学科竞赛支持	3.34	2.02	4.2
论文写作辅助	3.75	2.3	4.37

从 AI 工具的场景化应用偏好来看, 学生的工具选择呈现显著的任务情景针对性, 在复杂数学推导任务中, DeepSeek 的偏好度为 60.4%; 在论文写作与润色场景中, 豆包的选择占比达 61.1%; ChatGPT、Kimi 两款工具也有一定的选择占比。这一规律为 AI 工具与课程学习场景的精准匹配提供了数据支撑,

教学中应引导学生根据不同学习任务需求选择工具, 提升 AI 辅助学习的效率。

学生 AI 辅助学习关注点词云分布图见图 1。学生的需求主要包括四方面, 一是提升提示工程能力, 掌握不同学习场景下与 AI 的精准交互方法; 二是培育批判性思维, 防止对 AI 过度依赖; 三是期待 AI 工具与课程核心知识点、高阶学习任务深度融合; 四是明确 AI 使用的边界与学术规范, 树立风险意识。这些需求凸显了人工智能时代经管类专业学生在概率论与数理统计课程学习中的成长诉求, 为精准育人明确了实施方向。

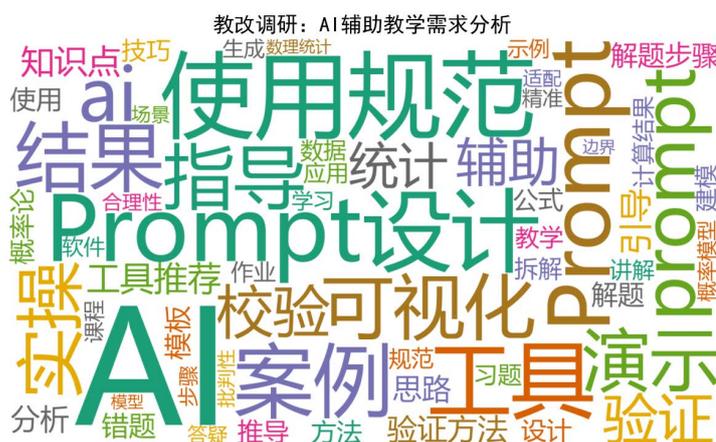


Figure 1. Word cloud distribution of key focus areas in AI-assisted learning for students

图 1. 学生 AI 辅助学习关注点词云分布图

为评估学生实操任务中的提示工程设计能力与批判性思维运用水平, 本研究围绕以下统计学问题: 结合“样本均值趋近理论均值”课程核心结论, 设计蒙特卡洛模拟专项任务。题目中提供了按完整性、专业性、严谨性划分的 1~5 分层级提示工程方案。结果显示, 学生提示工程设计能力分化显著, 4 分与 5 分高分段累计占比 55.7%, 超半数学生可设计高阶提示工程; 但仍有 30.9% 的学生选择 2 分及以下低阶提示工程, 仅停留于基础操作层面。该专项实验从实操层面印证了核心路径的科学性, 5 分高阶提示工程的设计是学生专业知识与批判性思维的基础体现, 只有明确实验核心逻辑与验证方向, 才能设计出引导 AI 输出深度内容的提示工程方案。

在此基础上, 本研究选取了学生的高质量提示工程文本进行深入剖析。分析结果表明, 优质提示工程在身份设定、认知定位与任务结构化表达等方面具有显著优势, 为学生优化提示工程策略提供了可操作的方法路径。例如, 部分学生通过明确要求 AI 扮演概率统计专业讲师的角色, 或说明自身统计基础较为薄弱的学习背景, 从而引导 AI 生成与其认知水平相匹配的教学内容, 实现个性化学习支持。又如, 一些学生在提示工程中对学习任务进行了细致具体的描述, 准确指出贝叶斯公式应用、均匀分布积分区域确定等核心学习困惑, 并结合期中备考、课程难点突破等具体学习情境进行情境化表述, 使 AI 输出内容更贴合实际学习需求。此外, 还有学生采用递进式提示结构, 先铺垫随机变量等已知基础概念, 再逐步引出中心极限定理等高阶知识点, 有效提升了信息传递的逻辑连贯性与学习引导效率。

5. 总结

本研究揭示“提示工程 - 批判性思维 - 综合学习成果”的核心机制, 其创新价值在于证实批判性思维在二者转化中的核心中介作用, 弥补现有研究重技术应用、轻能力转化的不足, 为数字化转型下理论

课程教学改革提供差异化指引。教学策略优化需立足该核心路径, 将提示工程与批判性思维培育纳入课程, 依托 DeepSeek、豆包等工具的场景应用精准贴合需求, 为不同学生设计适配任务以培育学生 AI 应用能力与自主学习信心。教学生态构建则需明确教师、学生、AI 三方定位, 学生主导学习与能力内化, AI 承担低阶任务与资源支撑, 同时建立 AI 使用规范与学术诚信教育体系, 确保提示工程通过批判性思维中介转化为实质学习成果, 助力理论课程高质量发展。

参考文献

- [1] 董珊珊, 郭燕, 杨铁林. 生成式人工智能辅助生物类专业 Python 课程的项目式教学[J]. 生物学杂志, 2025, 42(4): 27-30.
- [2] 李新娜, 刘楠, 张宁. 基于“三位一体”的概率论与数理统计课程教学模式探索[J]. 大学数学, 2025, 41(4): 59-66.
- [3] 符裕红, 汪学俭, 彭雪梅, 等. 基于知识图谱 + AI 辅助教学的改革与探索——以生物统计学课程为例[J]. 科教文汇, 2025(19): 99-102.
- [4] Liu, B., Zhang, W. and Wang, F. (2026) Can Generative Artificial Intelligence Effectively Enhance Students' Mathematics Learning Outcomes?—A Meta-Analysis of Empirical Studies from 2023 to 2025. *Education Sciences*, **16**, Article 140. <https://doi.org/10.3390/educsci16010140>
- [5] Strzelecki, A. (2023) To Use or Not to Use ChatGPT in Higher Education? A Study of Students' Acceptance and Use of Technology. *Interactive Learning Environments*, **32**, 5142-5155. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2209881>
- [6] Walter, Y. (2024) Embracing the Future of Artificial Intelligence in the Classroom: The Relevance of AI Literacy, Prompt Engineering, and Critical Thinking in Modern Education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, **21**, Article No. 15. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00448-3>
- [7] Ruiz-Segura, A., Law, A., Jennings, S., Bourgon, A., Churchill, E. and Lajoie, S. (2024) Flight Emotions Unleashed: Navigating Training Phases and Difficulty Levels in Simulated Flying. *Journal of Computer Assisted Learning*, **40**, 2926-2947. <https://doi.org/10.1111/jcal.13037>
- [8] Popenici, S.A.D. and Kerr, S. (2017) Exploring the Impact of Artificial Intelligence on Teaching and Learning in Higher Education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, **12**, Article No. 22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
- [9] 刘然, 李晨晖. 大数据时代下概率论与数理统计课程教学探索[J]. 教育进展, 2024, 14(7): 807-812. <https://doi.org/10.12677/ae.2024.1471237>
- [10] 杨洁, 谢玉粉. AI 赋能概率论与数理统计课程教学与实践探索——以北京信息科技大学为例[J]. 教育进展, 2025, 15(8): 1563-1566. <https://doi.org/10.12677/ae.2025.1581614>
- [11] 温接雯, 张丽珂, 董金辉. 生成式人工智能赋能高中生数学自主学习能力提升的策略研究——基于人机协同的理论建构与实践路径[J]. 教育进展, 2026, 16(1): 797-805. <https://doi.org/10.12677/ae.2026.161110>