

# AI工具在应用型高校个性化学习中的应用与挑战：以体育学院为例

肖翰文<sup>1</sup>, 张占平<sup>2</sup>, 支梦遥<sup>1</sup>, 张思雨<sup>1</sup>

<sup>1</sup>徐州工程学院物理与新能源学院, 江苏 徐州

<sup>2</sup>徐州工程学院体育学院, 江苏 徐州

收稿日期: 2025年11月24日; 录用日期: 2025年12月24日; 发布日期: 2026年1月23日

## 摘要

随着人工智能技术在教育领域的深入应用, 探究AI工具在应用型高校个性化学习中的实际效能具有重要意义。本研究以某高校体育学院学生为对象, 综合运用问卷调查、情感分析、LDA主题模型与结构方程模型等方法, 系统分析了AI工具的应用现状与作用机制。研究发现, AI工具在基础学习任务中应用广泛且接受度高, 但存在“高感知价值”与“低实际收益”的悖论。结构方程模型显示, AI工具的智能化水平并非学习效果的直接决定因素, 而学生的自主学习能力起着关键调节作用。同时, 数据隐私顾虑、工具与教学目标的冲突及推荐精度不足成为阻碍深度应用的主要瓶颈。基于56.45%的学生每日使用AI工具的现状, 本研究构建了“AI-学生 - 教师”三维协同模型, 提出应从增强AI情境感知能力、培养学生自主学习能力、促进教师融入AI教学流程及建立透明数据治理机制等方面突破现有应用局限, 为应用型高校实现智能技术与个性化教育的深度融合提供了理论支持与实践路径。

## 关键词

人工智能(AI)工具, 个性化学习, 应用型高校

# The Application and Challenges of AI Tools in Personalized Learning at Application-Oriented Universities: A Case Study of the School of Physical Education

Hanwen Xiao<sup>1</sup>, Zhanping Zhang<sup>2</sup>, Mengyao Zhi<sup>1</sup>, Siyu Zhang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Physics and New Energy, Xuzhou University of Technology, Xuzhou Jiangsu

文章引用: 肖翰文, 张占平, 支梦遥, 张思雨. AI 工具在应用型高校个性化学习中的应用与挑战: 以体育学院为例[J]. 体育科学进展, 2026, 14(1): 37-49. DOI: 10.12677/aps.2026.141006

<sup>2</sup>School of Physical Education, Xuzhou University of Technology, Xuzhou Jiangsu

Received: November 24, 2025; accepted: December 24, 2025; published: January 23, 2026

## Abstract

With the deeper application of artificial intelligence technology in the field of education, exploring the actual effectiveness of AI tools in personalized learning at application-oriented universities is of significant importance. This study, targeting students from a sports academy at a specific university, systematically analyzed the application status and mechanisms of AI tools by integrating methods such as questionnaires, sentiment analysis, LDA topic modeling, and structural equation modeling. The findings reveal that while AI tools are widely used and highly accepted for basic learning tasks, a paradox exists between "high perceived value" and "low actual benefits". Structural equation modeling indicates that the intelligence level of AI tools is not a direct determinant of learning outcomes; instead, students' self-directed learning ability plays a critical moderating role. Additionally, data privacy concerns, conflicts between AI tools and teaching objectives, and insufficient recommendation accuracy were identified as major bottlenecks hindering deeper application. Based on the observation that 56.45% of students use AI tools daily, this study constructs a tripartite collaborative model involving "AI, students, and teachers". It proposes strategies to overcome current application limitations, such as enhancing AI's contextual awareness, fostering students' self-directed learning capabilities, promoting teacher integration into the AI-driven teaching cycle process, and establishing transparent data governance mechanisms. This research provides theoretical support and practical pathways for achieving deeper integration of intelligent technology and personalized education in application-oriented universities.

## Keywords

Artificial Intelligence Tools, Personalized Learning, Application-Oriented Universities

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

### 1.1. 背景与研究意义

随着信息技术的飞速发展，智慧教育正逐渐成为全球教育领域的主流趋势。人工智能(AI)技术作为智慧教育的核心驱动力，正在通过大数据分析、机器学习、自然语言处理等技术，推动教育的个性化、智能化发展。AI 辅助教学工具通过精准分析学生的学习行为、知识掌握情况和学习风格等数据，为学生提供个性化的学习资源和学习方案，提升学习效果<sup>[1] [2]</sup>。

在国内外的教育改革中，个性化学习已成为重要的研究方向之一。个性化学习不仅强调学习内容的定制，还注重学习方式的灵活性与自主性。AI 技术的应用为个性化学习提供了技术支持，使得学生能够在其独特的学习节奏和风格下获得最合适的学习资源和教学支持<sup>[3] [4]</sup>。然而，现有的 AI 工具在个性化教育中的应用仍面临诸多挑战，尤其是在高校学生个性化能力培养方面，相关的理论框架和实践指导尚不完善<sup>[5] [6]</sup>。因此，深入探讨 AI 工具在高校个性化学习中的应用及其优化路径，具有重要的理论意义

和实践价值。

本研究旨在分析 AI 工具在高校学生个性化能力培养中的应用效果，揭示影响个性化培养路径的关键因素，并提出优化 AI 工具应用的策略与建议。通过此研究，旨在为教育管理者和教学工作者提供切实可行的方案，推动高校教育模式向智慧教育转型，并提升学生的专业能力。

## 1.2. 研究方法概述

研究将采用文献调研法、问卷调查法以及多维度的数据分析方法。文献调研法将帮助梳理国内外关于 AI 工具在教育中应用的研究成果与不足，为研究提供理论支持。问卷调查法将收集高校学生在个性化学习中的 AI 工具使用行为与效果反馈，进一步分析 AI 工具对学习效果的具体影响。此外，本研究还将结合机器学习、结构方程模型(SEM)等定量分析方法，探讨影响学生个性化能力培养的关键因素及其内在路径。

## 2. 文献综述

### 2.1. 智慧教育与个性化学习

智慧教育是指在信息技术的支持下，采用大数据、AI 等技术，创新传统教学模式，实现学生个性化、精准化学习的教育理念。近年来，随着信息技术的不断发展，个性化教育逐渐成为教育改革的重要目标。个性化学习强调根据每个学生的兴趣、学习进度、能力和需求，为其定制个性化的学习方案，以实现最佳的学习效果[7]。

在智慧教育背景下，个性化学习不仅注重学习内容的定制，还强调学习方式的灵活性与自主性。AI 工具的应用，尤其是生成式 AI 工具(如 ChatGPT、Grammarly 等)，为学生提供了实时反馈与定制化学习资源，这为学生的学习效率与学习质量的提高提供了技术支持[8]-[10]。AI 工具通过数据驱动，能够精确识别学生的学习瓶颈并提供个性化的教学建议，从而使教育过程更加适应学生的个体差异[11][12]。

国外的研究也指出，AI 技术在个性化学习中的应用取得了显著成效。Sunmboy, Wang 研究了人工智能如何通过智能推荐系统为学生提供量身定制的学习材料，提升学习效果[13][14]。Nguyen, Rivera-Novoa 提出，个性化学习系统的核心是利用大数据和 AI 分析学生的学习行为、兴趣以及学习进度，从而提供个性化的学习路径和资源[15][16]。

### 2.2. AI 工具在教育中的应用

AI 工具在教育中的应用，尤其是生成式 AI 的应用，已逐步扩展到各类教育场景中。国外的研究显示，AI 不仅能提升学生的学习效果，还能有效地帮助学生在多个学科领域中进行个性化学习。例如，在 K-12 教育中，AI 工具已经被广泛应用于个性化教学中。Mat Yusoff 研究了 AI 如何通过分析学生的学习数据来实时调整学习内容，显著提高了学生的学习效果和参与度[17]。

在高等教育领域，AI 工具的应用仍在不断拓展。Black 探讨了 AI 在大学生学习中的应用，尤其是在科学与工程学科中的个性化学习路径设计[18]。该研究发现，AI 可以根据学生的掌握情况，提供定制化的教学内容，帮助学生在复杂的学科中取得更好的成绩。此外，AI 工具还被用于为学生推荐学习资源、分析学习行为，并根据学生的反馈优化教学策略。

### 2.3. AI 工具在个性化教育中的影响与优化

虽然 AI 工具在个性化教育中的应用取得了显著成果，但在一些领域，AI 工具的实际效果和使用效果仍有待提升。国外的研究表明，AI 工具的个性化推荐能力在某些场景下存在局限性。Filiz 发现，尽管 AI 可以为学生提供个性化的学习资源，但由于缺乏与教师教学目标的深度融合，AI 工具的效果往往无法

达到预期[19]。此外, Y. Wang 强调, AI 工具需要与课程内容紧密结合, 才能真正发挥其在个性化学习中的优势[20]。

为了解决这些问题, 国外学者提出了多种优化路径, 如 AI 工具应更加注重与课程教学内容和学习目标的深度融合, 确保个性化学习路径与学生的专业能力培养紧密相连。此外, 还有研究通过 AI 的情感计算能力来提升学生的情感参与度和学习动机, 建议 AI 工具不仅要根据学生的知识水平提供内容, 还要能够理解学生的情感需求, 从而优化学习体验。

## 2.4. 影响因素与优化路径的研究

在国内外研究中, 影响 AI 工具个性化学习效果的因素被广泛探讨。国外的研究表明, 学生的主动学习态度、教师对 AI 工具的熟练度、AI 工具的智能化水平以及教育环境的支持等, 都是影响其应用效果的重要因素。例如, 王涵提到, 学生的自主学习态度直接影响 AI 工具的使用效果, 而教师的辅导和支持则对学生的学习进度起到了至关重要的作用[21]。

在此基础上, 国外学者也提出了一些优化路径。通过结构方程模型(SEM)分析学生个性化能力培养的路径, 提出了 AI 工具优化建议, 尤其是在教育资源分配、课程设计和教师培训等方面的改进措施。这些研究为我们如何优化 AI 工具在高校教育中的应用提供了丰富的参考。

## 2.5. 体育学院情境特殊性分析与学生使用 AI 工具类型界定

体育学院作为应用型高校中的特殊教学单位, 其课程结构、学习任务与评价方式均体现出鲜明的实践性与技能导向特征。在这一情境下, 学生对 AI 工具的使用呈现出以下特点:

### (1) 主要使用的 AI 工具类型

根据问卷调查与访谈结果, 体育学院学生主要使用的 AI 工具包括:

学习辅助类: 如 ChatGPT、文心一言等生成式 AI, 用于文献理解、论文写作辅助、学习计划制定等;

技能训练辅助类: 如运动视频分析工具(如 Kinovea)、体能训练计划生成工具等;

语言与翻译类: 如 DeepL、Grammarly, 用于外文文献阅读与学术写作润色;

编程与数据处理类: 如 Python 辅助编程工具、SPSS/AI 插件等, 用于运动数据分析与科研训练。

### (2) 体育情境对 AI 工具使用的影响

体育课程通常强调动作示范、实时反馈与体能训练, 传统 AI 工具在动作识别、实时纠错等方面的应用仍处于初步阶段, 因此学生更多将其用于理论学习和科研辅助。此外, 体育项目的个性化训练计划与 AI 的适应性推荐之间存在天然契合, 但目前工具在运动科学领域的专业化程度不足, 导致使用深度有限。

### (3) 工具与教学目标冲突的案例分析

以《运动训练学》课程为例, 教师要求学生独立完成一份周期性训练计划书, 强调计划的理论依据与个体适应性分析。部分学生使用生成式 AI 快速生成计划内容, 虽然效率提升, 但 AI 生成的计划缺乏对个体差异(如体能基础、伤病史)的深入考量, 导致计划与课程强调的“个性化设计”目标脱节。这一冲突反映出 AI 工具在理解复杂教学意图与情境化适应方面的不足, 也提示我们需要在 AI 工具设计中融入更多教育学与体育科学知识。

## 3. 研究设计与方法

### 3.1. 数据收集与分析

本研究将通过多维度的方法收集数据, 结合文献查找、访谈以及问卷调查, 研究 AI 工具对高校学生个性化能力培养的影响。问卷调查将主要通过以下几部分指标来收集数据:

- (1) AI 工具使用行为(如使用频率、时长、使用场景等);
  - (2) 个性化学习感知(如学习进度掌控、学习资源推荐匹配度等);
  - (3) 影响因素(如学生自主学习能力、AI 工具智能化水平等)。
- 所有数据将从体育学院学生中收集，确保代表性。

### 3.1.1. 描述性统计

描述性统计将用于对问卷数据进行初步的汇总分析，计算学生使用 AI 工具的频率、时长等。通过计算均值和标准差，了解学生使用 AI 工具的基本情况。

具体均值、标准差公式如下：

$$\text{Mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$\text{Standard Deviation} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \text{Mean})^2} \quad (2)$$

其中， $x_i$  为数据点(如使用频率)， $n$  为样本数量。

### 3.1.2. 卡方检验

卡方检验用于分析不同变量(如性别、年级等)对 AI 工具使用情况的影响。公式：

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (3)$$

其中， $O_i$  为观察频数， $E_i$  为期望频数。

## 3.2. 研究假设与模型

本研究将构建一个多维度的模型，探讨 AI 工具在高校学生个性化能力培养中的应用路径。以下是研究的假设和相关模型。

### 3.2.1. 研究假设

假设 1：AI 工具的智能化水平与学生个性化学习效果呈正相关。

公式：

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \epsilon \quad (4)$$

其中， $Y$  为学生个性化学习效果， $X_1$  为 AI 工具的智能化水平(例如，第 9 题的“AI 工具提供的内容和难度符合我当前的学习水平”)， $\beta_0$  为截距， $\beta_1$  为系数， $\epsilon$  为误差项。

假设 2：学生自主学习能力对 AI 工具的使用效果有显著的调节作用。

公式：

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 (X_1 \times X_2) + \epsilon \quad (5)$$

其中， $X_1$  为 AI 工具智能化水平， $X_2$  为学生自主学习能力(例如，第 12 题的“AI 工具帮助我优化了个人学习计划”)， $(X_1 \times X_2)$  为交互项，表示学生自主学习能力对 AI 工具效果的调节作用。

### 3.2.2. 研究模型

根据上述假设，本研究将构建如下模型：

回归分析模型：用于检验 AI 工具智能化水平与学习效果之间的关系。

交互作用模型：通过分析学生自主学习能力对 AI 工具效果的调节作用，进一步揭示其在个性化学习中的关键角色。

### 3.2.3. PEST 宏观环境分析法

PEST 分析法帮助我们从宏观层面分析政策、经济、社会和技术因素对 AI 工具在个性化教育中的应用影响。它为理解 AI 工具在教育中的应用提供了外部环境的系统性分析框架。

PEST 模型的核心公式为：

$$P = f(\text{Policy, Economic, Social, Technological}) \quad (6)$$

其中， $P$  表示宏观环境对 AI 工具应用的影响， $f()$  为 PEST 四个因素的函数关系。

### 3.2.4. 基于机器学习的情感倾向性分析

情感分析将用于分析学生对 AI 工具的情感态度，帮助我们识别学生对 AI 工具的正面、负面或中性情感。情感分析方法基于机器学习，能够自动分类学生的情感倾向，为 AI 工具的优化提供数据支持。

情感分析公式：

$$\text{Sentiment}(x) = \operatorname{argmax} \left( \sum_{i=1}^N \text{Weight}(x_i) \right) \quad (7)$$

其中， $x_i$  为评论中的情感词汇， $\text{Weight}(x_i)$  为情感词的权重。

### 3.2.5. 基于 LDA 模型的主题分析

LDA (Latent Dirichlet Allocation) 模型将用于分析学生的学习需求和对 AI 工具的使用趋势。通过 LDA 模型，我们可以识别出学生在个性化学习中关注的主题，并优化 AI 工具的推荐系统。

LDA 模型公式：

$$p(w, z | \alpha, \beta) = \prod_{d=1}^D \prod_{n=1}^{N_d} \frac{\Gamma(\alpha)}{\sum_z \Gamma(\alpha_z)} \prod_k \Gamma(\beta_{z_k}) \quad (8)$$

其中， $w$  为单词， $z$  为主题， $\alpha$  和  $\beta$  为超参数，表示主题分布和单词分布。

### 3.2.6. 基于组合赋权法的评价模型

组合赋权法结合了主观与客观赋权方法，通过加权评分的方式评估 AI 工具在个性化能力培养中的效果。该方法综合考虑了学生反馈、AI 工具智能化水平和教师熟练度等因素。

综合评分公式：

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \times x_i \quad (9)$$

其中， $S$  为综合评分， $w_i$  为第  $i$  个指标的权重， $x_i$  为第  $i$  个指标的标准化得分。

### 3.2.7. 基于逻辑回归与结构方程模型的影响因素及路径构建

本研究将结合逻辑回归和结构方程模型(SEM)，分析 AI 工具在高校个性化教育中的作用。逻辑回归用于分析二元因变量(如是否提高学习效率)，而结构方程模型用于分析潜在变量之间的因果关系。

逻辑回归模型(Logistic Regression)将用于分析 AI 工具的使用与学生个性化学习效果之间的关系，特别是当因变量是二元分类时(例如，学习效果的提高：有/没有)。通过逻辑回归分析，可以揭示 AI 工具使用频率、智能化水平等因素对学生学习效果的影响。

逻辑回归模型公式：

$$P(Y=1) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\dots+\beta_nX_n)}} \quad (10)$$

其中,  $P(Y=1)$  为因变量(学习效果提高的概率),  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为独立变量(如 AI 工具使用频率、智能化水平等),  $\beta_0$  为常数项,  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  为回归系数。

结构方程模型(SEM)用于分析多个潜在变量(如学生的个性化学习效果、学习动机、知识掌握等)之间的复杂因果关系。SEM 能够同时处理多个因果路径, 揭示 AI 工具使用、学生自主学习能力、教师熟练度等因素如何共同作用于学生的学习效果。

SEM 模型公式:

$$Y = \lambda X + \epsilon \quad (11)$$

其中,  $Y$  为潜变量(如个性化学习效果),  $\lambda$  为路径系数, 表示潜变量和观测变量间关系强度,  $X$  为观测变量(如 AI 工具使用频率、智能化水平等),  $\epsilon$  为误差项。

### 3.3. 调查结果与分析

本节通过对体育学院学生的问卷数据进行详细分析, 探索 AI 工具在个性化学习中的影响, 并揭示影响因素的路径。分析包括描述性统计、卡方检验、PEST 宏观环境分析、情感倾向性分析、LDA 主题分析、组合赋权法评价模型、结构方程模型等方法。

#### 3.3.1. 描述性统计分析

首先, 采用描述性统计方法对问卷数据进行初步分析, 了解体育学院学生对 AI 工具使用的基本情况。主要的统计结果揭示了 AI 工具使用频率, 每天使用 AI 工具的学生比例为 56.45%, 每周使用 3~5 次的占 31.81%, 表明 AI 工具在学生中广泛使用。

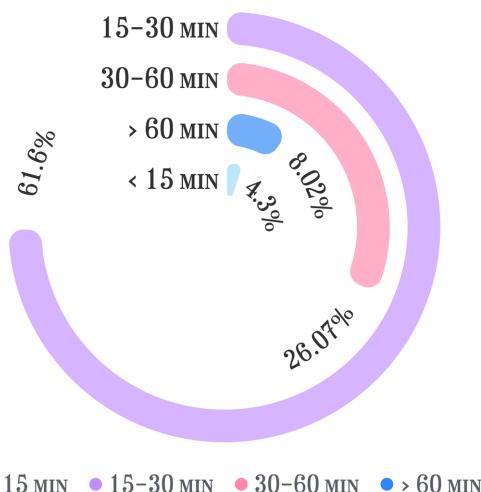


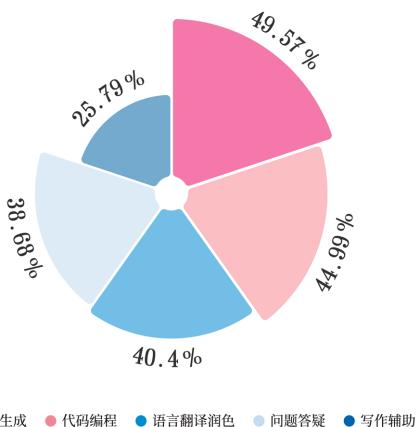
Figure 1. Proportion of AI tool usage time

图 1. AI 工具使用时长占比图

图 1 展示了 AI 工具使用时长, 大多数学生每次使用 AI 工具的时长集中在 15~30 分钟(61.6%), 这表明学生倾向于在短时间内高效使用 AI 工具。

图 2 表明了 AI 工具使用场景(多选题结果), 学生使用 AI 工具主要集中在学习计划生成(49.57%)、代码编程(44.99%)、语言翻译润色(40.4%)等场景, 表明 AI 工具在学术学习和问题解决中发挥了重要作用。

这些描述性统计为后续的分析奠定了基础, 显示 AI 工具在学习中的应用情况及其普及度。

**Figure 2.** Rose chart of AI tool usage scenarios**图 2.** AI 工具使用场景玫瑰图

### 3.3.2. 卡方检验：不同变量对 AI 工具使用情况的影响

为进一步分析不同变量(如性别、年级等)对 AI 工具使用情况的影响，采用了卡方检验。主要结果如下表 1：

**Table 1.** Chi-square test results of indicators**表 1.** 指标卡方检验结果

变量维度	项目(场景)	$\chi^2$ 值	p 值	Cramér's V	显著性
性别 × 使用频率等级	低频/中频/高频	0.200	0.905	0.024	不显著
年级 × 写作辅助	具体场景	4.806	0.187	0.117	不显著
年级 × 问题答疑	具体场景	1.058	0.787	0.055	不显著
年级 × 语言翻译润色	具体场景	2.242	0.524	0.080	不显著
年级 × 代码编程	具体场景	0.613	0.893	0.042	不显著
年级 × 学习计划生成	具体场景	3.418	0.332	0.099	不显著
年级 × 基础场景(写作 + 答疑)	场景聚合	0.213	0.975	0.025	不显著
年级 × 技术场景(编程)	场景聚合	0.613	0.893	0.042	不显著
年级 × 管理场景(计划)	场景聚合	3.418	0.332	0.099	不显著

卡方检验显示，性别与 AI 工具使用频率无显著差异( $\chi^2=0.200$ ,  $p=0.905$ )，表明男女学生的使用频率分布基本一致。然而在使用场景上存在倾向性差异：男生更多用于编程等技术型任务，女生则偏向写作、答疑等基础功能。不同年级在使用场景上也未呈现显著差异，但表现出结构性分化：低年级学生主要借助 AI 完成学习计划、写作辅助等适应性任务；高年级学生则更多用于编程、科研辅助等技术型任务。这种分布特征与各年级实际学习需求高度吻合，体现了“统计不显著但结构分化明显”的使用特点。

### 3.3.3. PEST 宏观环境分析

本研究采用 PEST 宏观环境分析法来评估外部环境对 AI 工具在个性化学习中应用的影响。分析结果显示：

政治环境方面，国家通过《教育数字化战略行动》等政策推动智能技术在教学中的应用，为非技术学科如体育学院的 AI 工具常态化使用提供了政策支持。调查显示，目前学生使用 AI 的覆盖面虽广但深

度不足，需在课程嵌入和实施细则上加强落实；经济环境上，当前学生主要使用基础功能，技术型场景应用极少，这与设备、资金及培训投入不足直接相关。随着高校在智慧校园领域投入的持续增加，有望降低使用门槛，推动 AI 的普惠化应用；社会环境层面，学生对 AI 工具的接受度普遍较高，使用上无显著的性别与年级差异，但应用层次较浅且能力结构单一。同时，数据安全与隐私顾虑较为突出，反映出社会对 AI 技术既认可又对深度应用持谨慎态度的现状；技术环境而言，尽管大模型等技术快速发展，但体育学院学生实际应用仍集中于低技术门槛功能，凸显了技术发展与实际教学能力间的差距。高校应优先引入适配性强、可操作性高的 AI 工具，如运动数据分析、论文辅助等，以促进技术在体育教学中的有效落地。

### 3.3.4. 基于机器学习的情感倾向性分析

为了进一步了解学生对 AI 工具的态度，进行了情感倾向性分析。通过机器学习模型分析学生对 AI 工具的情感，结果如下：

SVM + TF-IDF

- 1) 使用第 22 题(担忧/挑战)与第 23 题(优化/期望)生成弱监督的情感标签：  
POS > NEG > 2 (正面), POS < NEG > 0 (负面), 否则 > 1 (中性)。
- 2) 将每位学生勾选的 22/23 题“列名”拼接为文本输入，作为 TF-IDF 训练语料(无需分词，使用字符 n-gram)。
- 3) 用 SVM (LinearSVC)训练并评估：留出集 + 5 折交叉验证。

**Table 2.** Results of sentiment analysis based on machine learning

**表 2.** 基于机器学习的情感倾向性分析结果

类别	样本数	占比(%)	精确率(Precision)	召回率(Recall)	F1-Score
负面(0)	96	27.5	0.958	0.948	0.953
中性(1)	128	35.8	0.959	0.906	0.932
正面(2)	125	36.7	0.940	1.000	0.969
<b>总体</b>	<b>349</b>	<b>100.0</b>	<b>0.952</b>	<b>0.951</b>	<b>0.951</b>

由表 2 可以继续得出下述分析：

- 4) 正面群体分析占 36.7%，这是占比最高的群体，已将 AI 深度融入学习流程，视其为重要辅助工具。他们自主学习能力强，典型应用场景包括制定学习计划、项目式学习和资料整理。建议通过开放更高阶功能，强化 AI 在高难度学术任务中的赋能作用。
- 5) 中性群体分析占 35.8%，是“最有潜力的增量人群”。该群体对 AI 持认可态度但使用零散。他们并非排斥技术，而是缺乏清晰的使用路径和足够信任。模型显示他们易被判为正面群体，表明只需提供场景化模板和明确指导，即可有效推动其向常态化使用转变。
- 6) 负面群体占 27.5%，不是“技术反对派”，而是“信任缺口最大”的群体。该群体主要顾虑集中于数据隐私和过度依赖问题。他们并非反对技术，而是存在显著的“信任缺口”。建立明确的技术规范、安全保障与使用边界是恢复其信任的关键。
- 7) 整体来看，72.5% 的学生对 AI 工具有积极或中性态度，表明用户基础已形成规模。当前核心障碍在于信任机制与场景落地。未来应双端并行：一方面通过合规保障消除负面群体顾虑；另一方面通过结构化场景激活中性群体潜力，从而推动 AI 应用从“试用”走向“深度融合”。

### 3.3.5. 基于 LDA 模型的主题分析

本文使用 LDA (Latent Dirichlet Allocation)模型分析了学生在问卷中的回答，识别出他们在个性化学

习中的主要关注点。LDA 分析结果揭示了以下几个主题:

**Table 3.** Summary of LDA topic analysis results  
**表 3.** LDA 主题分析结果汇总

主题编号	Top 关键词(前 10)	主题标签	核心关注点
主题 1	学习、问题、反馈、可视化、数据分析、强大、学习效果、提供、隐私、安全	效率反馈与隐私顾虑	学习效果可视化、智能反馈 + 信息安全信任
主题 2	学习、课程、教师、要求、存在、教学、冲突、使用、支持、更好	教学要求与工具冲突	教学体系与 AI 应用的边界与摩擦
主题 3	学习、个性化、工具、更好、支持、路径、进行、优化、精准、哪些方面	个性化学习与智能优化	个性化学习路径、精准推荐与未来发展方向
主题 4	学习、工具、使用、主要、生成、辅助、信息、存疑、什么、准确性	信息可靠性与生成信任问题	对 AI 生成内容的信任与质量质疑

由表 3 可得如下四大类结果,

学生们普遍期待 AI 工具能提供强大的数据分析与效率反馈, 如可视化报告, 但同时对数据隐私与安全抱有顾虑。这部分学生技术接受度高, 但“信任阈值”也高; 若能确保工具的安全合规与反馈透明, 他们将成为 AI 应用推广的核心支持群体。

不少学生感知到 AI 工具与现有教学要求之间存在冲突。传统教学注重思维过程, 而 AI 直接提供答案的特性, 造成了“提升效率”与“满足课程要求”之间的张力。这表明学校需尽快明确 AI 的教学使用规范, 以化解学生的应用困惑。

部分学生已不满足于基础功能, 他们期望 AI 能成为真正的“个人学习助理”, 提供高度个性化的学习路径与优化策略。这些技术认知强、自主学习能力突出的先行学生, 是推动教学智能化深入发展的关键力量。

此外, 学生对 AI 生成信息的准确性与可靠性普遍存疑。这种谨慎态度源于对“用错信息”导致学习方向偏离的担忧。因此, 提升 AI 输出的透明度、可验证性与整体质量, 是将其转化为学生信任工具的关键。

### 3.3.6. 基于组合赋权法的评价模型

本研究基于《体育学院学生 AI 工具使用问卷》数据, 采用组合赋权法对 AI 工具在个性化学习中的应用效果进行综合评价, 从“学习效果”“智能化水平”“教师与教学支持”“使用信任与风险感”四个一级指标出发, 结合主观与客观权重计算综合得分。具体计算过程如下:

#### (1) 客观权重计算

采用熵权法, 基于问卷中各指标得分的离散程度确定权重。计算公式为:

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}}, e_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij}, w_j^{obj} = \frac{1-e_j}{\sum_{j=1}^m (1-e_j)} \quad (12)$$

其中,  $x_{ij}$  为第  $i$  学生在第  $j$  个指标上的得分,  $n$  为样本数,  $m$  为指标数。

#### (2) 主观权重计算

邀请 5 名教育技术专家与体育教学专家, 通过 AHP 层次分析法对各指标进行两两比较, 构造判断矩阵, 计算一致性比率( $CR < 0.1$ )后得到主观权重  $w_j^{sub}$ 。

#### (3) 组合权重计算

采用线性加权法, 设主观权重占比为  $\alpha = 0.4$ , 客观权重占比为  $1-\alpha = 0.6$ , 则组合权重为:

$$w_j^{comb} = \alpha \cdot w_j^{sub} + (1-\alpha) \cdot w_j^{obj} \quad (13)$$

最终得到各维度的组合权重如表 4 所示。

**Table 4.** Evaluation results based on combination weighting method  
**表 4.** 组合赋权法评估结果

指标	平均得分(10)	客观权重	主观权重	组合权重
学习效果	5.83	0.0859	0.3500	0.2180
智能化水平	4.79	0.3764	0.2500	0.3132
教师与教学支持	5.14	0.2752	0.2500	0.2626
使用信任与风险感	3.23	0.2624	0.1500	0.2062
<b>综合得分</b>	<b>4.79</b>	—	—	—

在学习效果方面，平均得分 5.83，权重占 0.2180。学生在写作辅助、问题答疑、翻译等基础性任务中，已经能感受到 AI 工具带来的部分效率提升。但由于在深度学习和复杂学习任务中的应用不足，加之对工具“功能单一”“信息可靠性存疑”的顾虑，该维度得分处于中等水平，未能充分拉动整体评价。

在智能化水平方面，平均得分 4.79，权重占 0.3132。该维度权重最高，是影响综合得分的关键。学生对 AI 工具的技术能力有较高期望，但实际体验表明工具在精准推荐、个性化路径规划、交互趣味性等方面仍有明显不足，同时“使用门槛高”进一步削弱了整体满意度。

在教师与教学支持方面，平均得分 5.14，权重占 0.2626。教师端整体态度相对积极，学生认可“课程融合”“团队协作”等潜在价值。但部分教师仍担心 AI 工具与教学目标存在冲突，导致 AI 工具未能真正嵌入课堂教学，实际应用程度有限。

在使用信任与风险感方面，平均得分 3.23，权重占 0.2062。学生对 AI 工具的信任感较低，是所有维度中得分最低的。主要问题集中在隐私与数据安全、信息准确性存疑以及过度依赖等担忧，反映出信任机制和解释性设计的不足，是当前制约 AI 工具推广和深度使用的关键障碍。

### 3.3.7. 基于逻辑回归与结构方程模型的结果

本研究结合逻辑回归与结构方程模型，分析了 AI 工具在个性化学习中的作用。以下是具体研究发现：

逻辑回归分析表明，AI 工具智能化水平对学习效果的直接影响有限(系数 -0.0416,  $R^2 \approx 0.0037$ )。学生自主学习能力本身也无显著直接作用(系数 -0.0419)。但二者的交互项系数为正(0.0106)，显示自主学习能力强的学生更能发挥 AI 工具的潜力，从而提升学习效果。

结构方程模型进一步揭示：AI 工具智能化水平与感知有用性高度相关(路径系数  $\approx 1.000$ )，但感知有用性对学习效果的解释力很弱(路径系数 -0.0425,  $R^2 \approx 0.0018$ )。这表明学生对 AI 的价值认可未能有效转化为实际学习收益。

模型同时验证学生自主学习能力的调节作用：自主学习能力越高，AI 工具越能发挥促进学习的作用。此外，教师支持虽未在本次模型中直接验证，但相关研究支持其具有重要潜在作用。

综合结果表明：AI 工具智能化水平并非学习效果的直接驱动力；学生自主学习能力是关键调节因子；教师支持具有潜在放大作用。

因此，提升个性化学习效果需要实现 AI 工具、学生自主能力与教师支持的三维协同，通过增强教学适配度、培养自主能力、完善支持体系，共同推动个性化学习发展。

#### 4. 路径优化与改进建议

研究发现 AI 工具在个性化学习中已取得初步成效，尤其在计划制定、答疑和基础任务辅助方面作用显著。学生对 AI 工具接受度较高，自主学习能力强的学生更能利用其提升学习效果。研究也指出，AI 工具的智能化水平、路径规划及与教师支持的协同仍有较大提升空间。数据分析显示，AI 智能化水平与学习效果存在正向关联，但需与学生能力和教师支持形成合力才能有效发挥作用，同时数据隐私问题也制约了其深入应用。

在 AI 工具智能化水平的提升上，未来应致力于增强深度学习与个性化推荐算法，使 AI 能基于实时反馈进行动态优化。同时需强化其情境感知能力，以规划更贴合个体需求的学习路径，并探索融合多模态数据来提供更丰富的学习反馈，从而全面提升智能化支持水平。

学生的自主学习能力是 AI 工具发挥效用的关键调节因素。优化路径应侧重于建立科学的自主学习能力评估体系，使 AI 能据此提供个性化支持；通过设计任务驱动模式激励学生主动学习；并完善智能反馈机制，帮助学生及时调整学习策略，从而实现 AI 与自主学习的深度协同。

教师在 AI 工具应用中的支持作用不可或缺。为推动其有效应用，需要促进教师与 AI 工具的深度融合，培训教师掌握使用技巧；精心设计与课程内容契合的 AI 应用场景；并利用 AI 为学生提供更个性化的学习支持与反馈，最终形成人机协同的教学新模式。

数据隐私与信任机制是影响 AI 工具推广的关键。优化需从三方面着手：严格执行数据隐私保护法规并透明化数据使用政策；建立用户反馈与信任度评估机制以实现动态优化；增强用户对学习过程的控制权，以此提升学生信任度，促进 AI 工具的深入应用。

教育管理层的统筹规划对 AI 工具的推广至关重要。高校应将 AI 工具系统性地纳入课程体系设计，提供充分的政策与资源保障，并积极推动跨学科的应用探索，从而为 AI 教育应用的可持续发展创造有利环境。

#### 5. 结论与展望

本研究通过问卷调查、情感分析、LDA 主题分析及结构方程模型等方法，系统探讨了 AI 工具在高校学生个性化能力培养中的应用效果。研究发现，AI 工具在制定学习计划、答疑辅导等基础任务中已显成效，尤其对自主学习能力较强的学生提升效果更为显著。然而，AI 工具的智能化水平、个性化路径规划及其与教师支持的协同机制仍需完善，数据隐私问题也成为制约深度应用的关键因素。

基于以上发现，未来研究可从以下五个方面持续推进：一是重点提升 AI 工具的智能化水平，通过加强情境感知与动态推荐能力实现更精准的个性化支持；二是构建更科学的学生自主学习能力评估体系，借助 AI 设计个性化学习路径；三是开发智能化的教师支持系统，促进教师与 AI 工具的深度融合；四是建立透明可靠的数据隐私保护机制，增强用户信任感；五是将应用场景从体育等特定学科拓展至理工、艺术等更多学科领域，推动 AI 工具的跨学科适配与优化。

#### 基金项目

省级大学生创新训练计划项目“智慧教育背景下 AI 工具对高校学生个性化培养影响与优化路径(编号：S202511998088)”；2022 年江苏省高校“智慧教育与教学数字化转型研究”专项课题：智慧教育背景下社会体育指导与管理一流专业学生个性化培养模式研究(编号：2022ZHSZ73)；2025 年度江苏省教育科学规划课题：人工智能赋能学生个性化发展的影响机制与实施策略研究(07 委托专项课题)。

#### 参考文献

- [1] 崔伟, 孙晓园. 挑战与应对: 面向智能时代的高等教育[J]. 北京教育(高教), 2020(11): 8-11.

- [2] 舒燕. 学习工具智能化水平对学生问题解决的影响研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中师范大学, 2024.
- [3] Krishnamoorthy, R., Srivastava, M. and Khanna, D. (2025) AI in Higher Education: Tapping Educators' Perspective. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. <https://doi.org/10.1007/s13198-024-02657-5>
- [4] Meng, X., Yang, B., Yang, L., Zhang, J. and Liu, Y. (2025) A Novel AI-Empowered, Student-Centered Teaching Strategy for Large Classes in Higher Education. *International Journal of Science and Mathematics Education*, **23**, 3093-3121. <https://doi.org/10.1007/s10763-025-10573-8>
- [5] 戚佳, 徐艳茹, 刘继安, 薛凯. 生成式人工智能工具使用对高校学生批判性思维与自主学习能力的影响[J]. 电化教育研究, 45(12): 67-74.
- [6] Mishra, P., Henriksen, D., Woo, L.J. and Oster, N. (2025) Control vs. Agency: Exploring the History of AI in Education. *TechTrends*, **69**, 247-253. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01064-2>
- [7] 李思佳, 张茂林. 智能化时代本科生的个性化学习研究[J]. 中阿科技论坛(中英文), 2021(7): 144-146.
- [8] 李雪姣. 人工智能在大学生个性化教育中的应用研究[J]. 科技资讯, 2020, 18(28): 1-3.
- [9] 刘亚娟, 丛荣华. 教育数字化驱动下大学生自主学习交互机制优化技术研究[J]. 科技与创新, 2025(10): 61-64.
- [10] 吴国俊, 林曾平, 阙碧梅, 张启宁. 基于学习分析和 AI 的个性化教学评估工具开发[J]. 软件, 2025, 46(5): 142-144.
- [11] Sami, A., Tanveer, F., Sajwani, K., Kiran, N., Javed, M.A., Ozsahin, D.U., et al. (2025) Medical Students' Attitudes toward AI in Education: Perception, Effectiveness, and Its Credibility. *BMC Medical Education*, **25**, Article No. 82. <https://doi.org/10.1186/s12909-025-06704-y>
- [12] Zhang, Y., Zhang, M., Wu, L. and Li, J. (2025) Digital Transition Framework for Higher Education in AI-Assisted Engineering Teaching: Challenge, Strategy, and Initiatives in China. *Science & Education*, **34**, 933-954. <https://doi.org/10.1007/s11191-024-00575-3>
- [13] Sunmboye, K., Strafford, H., Noorestani, S. and Wilson-Pirie, M. (2025) Exploring the Influence of Artificial Intelligence Integration on Personalized Learning: A Cross-Sectional Study of Undergraduate Medical Students in the United Kingdom. *BMC Medical Education*, **25**, Article No. 570. <https://doi.org/10.1186/s12909-025-07084-z>
- [14] Wang, X., Xu, X., Zhang, Y., Hao, S. and Jie, W. (2024) Exploring the Impact of Artificial Intelligence Application in Personalized Learning Environments: Thematic Analysis of Undergraduates' Perceptions in China. *Humanities and Social Sciences Communications*, **11**, Article No. 1644. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04168-x>
- [15] Nguyen, K.V. (2025) The Use of Generative AI Tools in Higher Education: Ethical and Pedagogical Principles. *Journal of Academic Ethics*, **23**, 1435-1455.
- [16] Rivera-Novoa, A. and Duarte Arias, D.A. (2025) Generative Artificial Intelligence and Extended Cognition in Science Learning Contexts. *Science & Education*. <https://doi.org/10.1007/s11191-025-00660-1>
- [17] Mat Yusoff, S., Mohamad Marzaini, A.F., Hao, L., Zainuddin, Z. and Basal, M.H. (2025) Understanding the Role of AI in Malaysian Higher Education Curricula: An Analysis of Student Perceptions. *Discover Computing*, **28**, Article No. 62. <https://doi.org/10.1007/s10791-025-09567-5>
- [18] Black, R.W. and Tomlinson, B. (2025) University Students Describe How They Adopt AI for Writing and Research in a General Education Course. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 8799. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-92937-2>
- [19] Filiz, O., Kaya, M.H. and Adiguzel, T. (2025) Teachers and AI: Understanding the Factors Influencing AI Integration in K-12 Education. *Education and Information Technologies*, **30**, 17931-17967. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13463-2>
- [20] Wang, Y., Gu, C., Ding, B. and Zhao, J. (2025) Teaching Innovation with AI Assistants: Application and Impact Evaluation in Biochemistry Education. *Frontiers of Digital Education*, **2**, Article No. 11. <https://doi.org/10.1007/s44366-025-0047-x>
- [21] 王涵, 佟玉英. 人工智能: 大学生自主高效学习的新契机[J]. 齐鲁师范学院学报, 2020, 35(6): 15-21.