

从自适应到生成式AI：个性化学习的智能教育系统转型研究

鲁健恒

广州华商学院，广东广州，511300；

摘要：个性化学习作为教育改革的重要方向，正随着人工智能的快速发展而逐步落地。智能教育系统凭借学习分析、自适应推荐、智能反馈和生成式AI等功能，为因材施教和教育公平提供新的技术路径。本文采用系统文献综述方法，检索了2013–2025年间国内外相关180篇研究文献，从功能机制、学习成效与挑战三方面进行归纳与分析。结果表明，智能教育系统在提升学习成绩、促进学习动机与增强学习自主性方面具有显著优势，但在教师角色定位、算法透明性、数据隐私保护与教育公平等方面仍存在明显不足。同时，政策层面对“以人为本、公平可及”的强调与实践中的“价值一行动断裂”形成张力。基于此，本文提出未来研究需在三个方向深化：拓展跨学科与多学段应用，强化人机协同模式，构建教育价值导向的评价体系。研究结论不仅为个性化学习理论提供了系统框架，也为教育实践和政策制定提供了参考。

关键词：智能教育系统；个性化学习；学习分析；生成式人工智能；教育公平

DOI: 10.64216/3080-1494.25.10.072

引言

近年来，人工智能驱动的智能教育系统通过学习分析、自适应推荐和知识追踪等技术，为个性化学习提供了实现路径，逐渐成为教育改革的焦点。然而，当前研究多集中于算法优化与成绩提升，而在教育价值层面存在明显不足，包括忽视教师角色、学习者主体性、教育公平以及长期学习能力培养等重要维度。同时，系统也面临可解释性低、数据隐私风险及算法偏差等实践挑战。

本文系统梳理智能教育系统在个性化学习中的应用与成效，分析其技术路径与现实困境，并构建未来理论与技术融合的发展框架。旨在弥合技术应用与教育学价值之间的隔阂，为教师实践、系统设计与政策制定提供依据，推动更加人机协同、公平且有教育意义的个性化学习发展。

1 文献综

1.1 智能教育系统的演进

智能教育系统经历了三个阶段：早期智能辅导系统(ITS)侧重认知诊断与个别化反馈^[1]；中期结合大数据与学习分析，基于多维数据构建精准画像^[2]；近期自适应学习平台(如Knewton)利用深度学习实时调整策略^[3]。进入生成式AI时代，系统进一步具备了内容生成与多模态交互能力，提升了沉浸式体验。

1.2 支持个性化学习的主要路径

主要路径包括：1) 实时诊断：基于数据分析提供干预；2) 自适应路径：动态调整难度与顺序；3) 智能反馈：自动评估与个性化解释；4) 生成式AI支持：生成资源与探究式对话。尽管系统能促进自主学习^[3]，但现有研究多集中于高等教育与STEM学科，且对教育公平与弱势群体的关注不足。

1.3 总结

当前挑战在于系统决策缺乏可解释性、数据隐私伦理风险、教师情感支持角色被弱化，以及过分追求效率而忽视公平。未来需注重教育伦理，推动人机协同发展。

2 理论框架与研究问题

2.1 概念框架

在智能教育系统推动个性化学习的过程中，技术、教育学与价值导向三者之间存在复杂的互动关系。本文基于现有研究提出一个“智能教育系统支持个性化学习的三维框架”包括以下三个核心维度：

输入维度(学习者特征)：涵盖学习者的知识水平、学习风格、兴趣动机及认知负荷。学习者的个体差异是个性化学习的根本依据。

中介维度(智能教育系统功能)：主要包括四个方面：

- (1) 学习分析与实时诊断；
- (2) 自适应学习路径与资源推荐；
- (3) 智能反馈与评估机制；

(4) 生成式 AI 赋能的资源生成与交互支持。

输出维度（个性化学习效果）：既包括学习成绩等认知层面的结果，也包括学习动机、学习策略、学习公平与学习者主体性等非认知层面的成效。

在这一框架下，教师作为系统外部的关键调节者，既需要理解和采纳技术生成的建议，也需要在价值层面对于教学进行把关，从而确保个性化学习不仅追求效率，还能够兼顾公平与育人目标。

2.2 研究问题

该框架主要受到三方面理论启发：建构主义学习理论；自适应学习理论与认知诊断模型；教育价值与伦理框架。在该框架的指导下，本文提出以下三个核心研究问题：

- (1) 智能教育系统如何通过不同功能模块支持个性化学习的多维度目标？
- (2) 在实践应用中，智能教育系统推动个性化学习面临哪些关键挑战？
- (3) 未来如何在技术、教育学与价值导向之间构建融合路径，以推动个性化学习的可持续发展？

2.3 小结

通过以上框架与研究问题的提出，本文旨在将智能教育系统的逻辑与教育学逻辑结合起来，突出个性化学习的“教育价值导向”。这不仅有助于系统化理解现有研究成果与不足，也为后续的研究设计与政策制定提供理论指引。

3 研究方法

3.1 研究设计

本文采用“系统文献综述（Systematic Review）”方法，结合政策文本分析，以期全面梳理智能教育系统支持个性化学习的研究现状与挑战。系统综述强调透明、可重复与严谨性，能够避免单篇研究带来的偏差，为理论框架的构建提供坚实证据基础。同时，政策文本分析有助于揭示研究成果与政策导向之间的互动关系。

3.2 数据来源与检索范围

文献检索覆盖国际数据库（Web of Science, Scopus, ERIC, ScienceDirect, SpringerLink）与中文数据库（CNKI、万方、维普）。政策文件主要来自 UNESCO、OECD 以及中国教育部发布的教育人工智能相关报告。

检索时间范围为 2013 年至 2025 年，以涵盖从学习分析兴起至生成式 AI 快速发展的关键时期。

3.3 检索策略与纳入标准

检索关键词采用中英文双语组合，例如：英文：“intelligent education system” OR “intelligent tutoring system” OR “adaptive learning” AND (“personalized learning” OR “individualized learning”)。中文：（“智能教育系统” OR “智能辅导系统” OR “自适应学习”）AND（“个性化学习” OR “因材施教”）。

纳入标准：① 聚焦智能教育系统在个性化学习中的应用或效果；② 研究对象涉及中小学、高等教育或终身学习群体；③ 发表在同行评审期刊或权威会议；④ 可获取完整文本。

排除标准：① 纯技术算法研究、未涉及教育情境；② 非正式出版物或缺乏方法透明度的研究。

3.4 数据提取与分析方法

纳入文献将通过双人独立编码，提取关键信息，包括：研究对象、教育阶段、技术类型、个性化机制、学习成效（认知与非认知）、挑战与局限。定性部分采用主题分析（Thematic Analysis）方法归纳主要主题与挑战；定量部分若数据足够，将使用文献计量方法（如关键词共现分析）识别研究热点与趋势。政策文本分析采用框架分析（Framing Analysis），聚焦其对教师角色、教育价值与治理原则的界定。

3.5 质量控制与信度保障

为确保综述的科学性，本文遵循 PRISMA 流程进行文献筛选，使用 EndNote 管理文献去重，并通过 Cohen's Kappa 系数检验编码一致性。若存在分歧，将通过讨论达成共识。通过这一系统方法，确保结果的可靠性与可重复性。

4 研究结果

4.1 文献分布与研究演进

纳入的 180 篇文献（2013–2025）整体呈递增趋势。2018 年后随着学习分析与自适应技术的应用进入快速增长期，2022 年生成式 AI 的爆发进一步扩展了议题广度。研究对象目前以高等教育与 STEM 学科为主，但近年逐渐向基础教育与跨学科延伸；研究方法以实验与准

实验为主，综述与政策分析类相对较少。

4.2 智能教育系统功能与个性化机制

文献表明，智能教育系统主要通过四类核心功能赋能个性化学习（见表1）：

学习分析与诊断：基于行为数据（如点击流）识别薄弱环节并提供即时干预；

自适应路径推荐：利用知识追踪与深度学习算法，动态调整内容难度与顺序（如 ALEKS）；

智能反馈与评估：应用 NLP 技术实现自动批改与个性化解释，提升效率；

生成式 AI 支持：利用大模型生成资源与开展探究式对话。总体而言，这些功能构成了“由诊断到干预、由反馈到交互”的渐进式个性化机制。

4.3 核心挑战的归纳

通过对文献的主题分析，本文总结出以下四类主要挑战（见表1）：

技术挑战：算法透明性与可解释性不足，导致师生难以完全信任系统；部分推荐机制存在数据偏差

教育挑战：教师缺乏有效培训，教师—AI 协作模式尚未成熟；课堂编排中 AI 的介入有时反而增加教师的认知负担。

伦理挑战：学习数据的隐私保护与安全性缺乏完善机制，弱势群体可能在数据化过程中被进一步边缘化。

价值挑战：多数研究强调成绩与效率，较少涉及公平、动机与学习者主体性等价值维度。

表1 文献主题与挑战的归纳（基于系统综述）

研究主题	主流研究关注点	发现的教育价值	主要挑战与不足
学习成绩提升	自适应学习对成绩的促进	认知成效提升显著	学科集中于 STEM, 缺乏跨学科证据
学习动机与自主	智能系统对学习动机、自主学习的支持	增强学习者主动性	缺乏长期追踪数据
教师角色定位	教师作为系统使用者/协作者/价值守门人	支持教学裁量与价值判断	教师培训与采纳不足
公平与伦理	AI 在教育公平与弱势群体支持的潜力	有助于缩小教育差距	数据隐私与算法偏差风险
系统透明性与信任	可解释性 AI 与教师决策支持	提升教师采纳信任	解释一行动闭环仍弱

5 结论

本文系统综述了智能教育系统在支持个性化学习中的研究现状、功能机制与教育价值，结合政策文件与实证研究归纳出该领域的主要成效与挑战。研究发现，智能教育系统通过学习分析、自适应推荐、智能反馈和生成式 AI 等功能，有效推动了个性化学习的发展，在提升学习成绩、促进学习动机与增强学习自主性方面展现出显著潜力。然而，当前研究过于聚焦技术层面，缺乏对教师角色、教育公平与价值导向的系统性考察，实践中也存在算法透明性不足、数据隐私风险和教师采纳度不高等问题。

参考文献

- [1]Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *The Journal of the Learning Sciences, 4*(2), 167 - 207.
- [2]Siemens, G. (2013). Learning analytics: The

emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist, 57*(10), 1380 - 1400.

[3]Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education - where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 16*(39), 1 - 27.

[4]Luckin, R., Cukurova, M., Mavrikis, M., Millán, E., & Holmes, W. (2022). Power to the teachers: Co-design of AI tools to support teaching. *Technology, Pedagogy and Education, 31*(3), 315 - 330.

作者简介：鲁健恒(1994.08-)，男，汉族，广东广州人，硕士，讲师，研究方向：人工智能。

课题项目：广州华商学院机器学习课程项目编号:SKC5033。