

目 录

- 简报 001 期: 认知诊断推动智能教育发展 (1)
- 简报 002 期: 大模型重塑教育研究范式 (4)
- 简报 003 期: 大模型的“苏格拉底式教学法” (7)
- 简报 004 期: 认知诊断框架的应用实践 (10)
- 简报 005 期: 教育场景中智能体的应用 (13)
- 简报 006 期: 人工智能在数学领域的应用 (16)
- 简报 007 期: AI 教育评估与教学支持 (19)
- 简报 008 期: AI 赋能编程教育 (22)
- 简报 009 期: 深度教学交互系统 (25)
- 简报 010 期: AI+赋能课堂话语分析 (28)
- 简报 011 期: 地理人工智能 (31)
- 简报 012 期: AI 辅助课堂教学 (34)
- 简报 013 期: 化学人工智能 (37)
- 简报 014 期: LLMs 协作模式在教育中的探索 (40)
- 简报 015 期: AI 在生物教育中的作用 (43)
- 简报 016 期: AI 赋能教育评价 (46)
- 简报 017 期: AI 赋能个性化学习 (49)
- 简报 018 期: 协作学习与 AI 伙伴 (52)
- 简报 019 期: 熟练度分析 (55)
- 简报 020 期: 人工智能(AI)的推理能力 (59)

- 简报 021 期:AI 赋能课堂话语分析(63)
- 简报 022 期:认知诊断在编程教育中的应用(66)
- 简报 023 期:自适应学习的多场景教育实践(69)
- 简报 024 期:人工智能赋能 STEM 教育的研究进展与关键议题(72)
- 简报 025 期:AI 支持教师专业发展的研究进展(75)
- 简报 026 期:AI 赋能教育伦理与治理(78)
- 简报 027 期:可控可评的对话式教学智能体框架(81)
- 简报 028 期:多模态人工智能教育平台(84)
- 简报 029 期:教育意图检测(87)
- 简报 030 期:概念先决条件学习(89)

人工智能教育应用双周简报

2025年1月20日

上海师范大学分析测试与超算中心

一、认知诊断推动智能教育发展

人工智能给教育系统带来机遇，智能教育系统逐步成为教育个性化和精准化的重要工具。认知诊断（Cognitive Diagnosis, CD）是智能教育中的关键技术。

2020年，中国科学技术大学陈恩红、刘淇团队提出了神经认知诊断（NeuralCD）框架^[1]，标志着该领域的重要突破。通过引入多层神经网络模型和自主学习交互函数提升了模型预测能力并有效支持个性化推荐和定向教学改进。为了进一步完善 NeuralCD，该团队后续又提出了多个认知诊断通用框架：

1. IRR^[2]：引入成对学习建模项目响应之间的单调性。
2. ICD^[3]：设计深度特征网络和增量更新算法研究增量知识诊断问题。
3. KANCD^[4]：使用高阶特征捕捉知识概念之间的潜在关联。

如今，越来越多的创新型认知诊断模型相继涌现：

1. 归纳式认知诊断模型（ICDM）^[5]：通过实时更新学生知识图谱，快速完成新生知识掌握水平推理，推动在线智能教育系统发展。

2. 多分类认知诊断（PCDF）^[6]：采用 CCRF 理论使模型能够无缝分析分级反应数据。
3. 多模态认知诊断模型（H-MCDM）^[7]：运用联合分层建模方法实现精确评估学生计算思维的掌握状态及认知和行为特征。

未来认知诊断技术有望深度融合创新，持续推动智能教育发展。

二、上海教育新基建成果

2024 年，上海成功入选了 5G 应用“扬帆”行动重点城市和全国首批 5G 互联网融合应用试点城市。截止 2024 年 12 月，上海已建设超过 8.3 万个 5G 室外基站和超过 1 万个 3CC 5G-Advanced（简称“5G-A”）基站，处于全国领先水平。上海地区 5G 网络接入流量占比 62.81%、每万人拥有 38.4 个 5G 基站、5G 物联网连接数量 307.13 万个。

上海数据中心数量全球排名第八。截止 2024 年 6 月，上海市已建数据中心标准机架数 57.4 万个，建成通用算力规模达 7.7EFLOPS（FP32）；同时上海智算中心建设表现亮眼，全市已建大型智算中心 12 个，智能算力总规模超过 54EFLOPS（FP16），处于全国领先地位。

上海市通信管理局和数据局支持各单位开展了跨域异构算力网络实验验证工作。最终异构混训效率可达 97.5%，

跨域异构混训效率可达 90%，有效验证了算力调度的可行性。

相信上海基建优势能为人工智能教育未来发展提供坚实的保障。

参考文献：

- [1]. Wang, F., Liu, Q., Chen, E., Huang, Z., Chen, Y., Yin, Y., Huang, Z., & Wang, S. (2020). Neural Cognitive Diagnosis for Intelligent Education Systems. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(04), 6153-6161. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i04.6080>
- [2]. Tong, Shiwei, Qi Liu, Runlong Yu, Wei Huang, Zhenya Huang, Zachary A. Pardos and Weijie Jiang. "Item Response Ranking for Cognitive Diagnosis." *International Joint Conference on Artificial Intelligence* (2021).
- [3]. Shiwei Tong, Jiayu Liu, Yuting Hong, Zhenya Huang, Le Wu, Qi Liu, Wei Huang, Enhong Chen, and Dan Zhang. 2022. Incremental Cognitive Diagnosis for Intelligent Education. In *Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '22)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1760–1770. <https://doi.org/10.1145/3534678.3539399>
- [4]. Wang, F., Liu, Q., Chen, E., Huang, Z., Yin, Y., Wang, S., & Su, Y. (2023). NeuralCD: A General Framework for Cognitive Diagnosis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35, 8312-8327.
- [5]. Shuo Liu, Junhao Shen, Hong Qian, and Aimin Zhou. 2024. Inductive Cognitive Diagnosis for Fast Student Learning in Web-Based Intelligent Education Systems. In *Proceedings of the ACM Web Conference 2024 (WWW '24)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 4260–4271. <https://doi.org/10.1145/3589334.3645589>
- [6]. Li X, Guo S, Wu J, et al. An interpretable polytomous cognitive diagnosis framework for predicting examinee performance[J]. *Information Processing & Management*, 2025, 62(1): 103913.
- [7]. Yang S, Zhu S, Qin W. Enhancing computational thinking assessment: a multimodal cognitive diagnostic approach[J]. *Thinking Skills and Creativity*, 2025: 101752.

人工智能教育应用双周简报

2025年2月10日

上海师范大学分析测试与超算中心

人类因教育而闻名，教育因科技而发展。中国教育科学研究院李永智院长提出，随着人工智能时代的到来，我们首先要做的是在教育领域里头更新理念，变革模式，要塑造一种新的教育形态。而新一代大语言模型人工智能技术值得我们重视。

一、大模型重塑教育研究范式

伴随式精准认知诊断框架：由中国科学技术大学陈恩红教授团队提出，基于实时学习行为大数据驱动，并融合心理测量学与深度学习技术，突破传统基于量表的认知诊断范式，实现学习者认知诊断。

学科教学图谱融合构建框架^[2]：由东北师范大学周东岱教授团队研发，创新性运用表达式语义增强、图谱融合以及人机校验机制等技术，为深度知识追踪、学生认知诊断以及个性化学习服务推荐提供支撑。

学习规律的自动挖掘^[3]：由华中师范大学刘三女牙教授团队打造，基于深度学习和符号回归的算法，实现从大规模实验数据中挖掘人类普遍学习规律。

二、大模型赋能三大应用维度

1、个体学习赋能：

生成式教育评价系统：由重庆邮电大学熊余教授团队开发，通过大模型、生成式人工智能与人机混合增强技术，实现教学评价从结果测量向过程生成的跨越。智能编程平台 CODIA：基于认知诊断、大模型等技术，中国科学技术大学刘淇教授团队实现编程教学从技能训练到认知诊断的升级。

2、社会教育重构：

虚拟教室(VCR)多智能体系统^[4]：由华中师大开发，通过 LLM 驱动智能体生成高密度合成数据，使数学推理模型的训练效率大幅提升。

交互式 AI 助教系统：由清华大学王洪林教授团队研发，采用知识驱动生成与自我反思技术，显著降低模型幻觉率。

3、教育系统升级：

EDUCHAT 系统^[5]：由华东师范大学周爱民教授团队开发，通过教育语料预训练与系统提示微调，实现苏格拉底式对话教学的数字化重构。

GPA 增强 AR 教学系统^[6]：由西北师范大学魏小东教授团队打造，融合数字人生成、多模态交互等前沿技术，构建出沉浸式 5E 学习闭环。

智能化是教育变革的重要引擎,为推动科学教育与文化教育有机结合,服务人的全面发展创造了无限可能。周爱民教授强调:人工智能的发展,为我们的教育带来了巨大的挑战和机遇。我们的科技竞争,人才是关键,教育需先行。相信未来大模型将更好地推动教育的持续发展。

参考文献:

- [8]. Duan, Z., Gu, H., Ke, Y., & Zhou, D. (2024). EBERT: A lightweight expression-enhanced large-scale pre-trained language model for mathematics education. *Knowl. Based Syst.*, 300, 112118.
- [9]. Liu, S., Li, Q., Shen, X. et al. Automated discovery of symbolic laws governing skill acquisition from naturally occurring data. *Nat Comput Sci* 4, 334–345 (2024). <https://doi.org/10.1038/s43588-024-00629-0>
- [10]. Liu, S., Feng, J., Yang, Z. et al. COMET: “cone of experience” enhanced large multimodal model for mathematical problem generation. *Sci. China Inf. Sci.* 67, 220108 (2024). <https://doi.org/10.1007/s11432-024-4242-0>
- [11]. Dan, Y., Lei, Z., Gu, Y., Li, Y., Yin, J., Lin, J., Ye, L., Tie, Z., Zhou, Y., Wang, Y., Zhou, A., Zhou, Z., Chen, Q., Zhou, J., He, L., & Qiu, X. (2023). EduChat: A Large-Scale Language Model-based Chatbot System for Intelligent Education. *ArXiv*, abs/2308.02773.
- [12]. Wei, X., Wang, L., Lee, L., & Liu, R. (2024). Multiple Generative AI Pedagogical Agents in Augmented Reality Environments: A Study on Implementing the 5E Model in Science Education. *Journal of Educational Computing Research*.

人工智能教育应用双周简报

2025年2月17日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着大型语言模型长推理能力的提升，尤其是其思考过程的逐步透明化，我们正见证人工智能在复杂任务处理上的显著进步。这种透明化的思考过程增强了模型的可解释性。在教育领域，我们能够预见到展示推理步骤这一特性，在个性化学习推荐和智能辅导评估等方面具有巨大的应用潜力。

大模型的“苏格拉底式教学法”

整合知识图谱的多智能体协作框架^[1]：由华东师范大学顾小清教授团队提出，通过在以思维链形式呈现的对话中，优化设计多智能体协作系统，并引入知识图谱，以适应苏格拉底式教学，提高教育应用的准确性和可靠性。

苏格拉底教学大模型^[2]：由认知智能全国重点实验室（中国科学技术大学和科大讯飞共建）发布的 SocraticLM，通过引入启发式教学提问范式，遵循思维链理念将问题思考步骤详细地拆分、推导和解释来引导学生参与问题解决的思考过程。

苏格拉底乐园（Socratic Playground）^[3, 4]：由香港理工大学胡恩祥教授团队提出的苏格拉底乐园利用生成式 AI 的强大能

力，将传统的苏格拉底对话从一对一的人类互动扩展到大规模的个性化学习场景，能够根据每位学生的学习水平、兴趣和进度，量身定制问题序列和学习路径。这一概念不仅拓展了教育技术的应用边界，还为实现教育公平和提升教学质量提供了新的可能性。

苏格拉底发提升大模型数学教学能力^[5]：华东师范大学贺樾教授团队提出了一种将苏格拉底方法融入到大型语言模型的对话策略框架，该框架首先根据学生背景和任务需求生成初始问题；接着根据回答动态调整问题难度，提供提示或分解问题；同时检测并纠正错误；最后总结表现并提供建议。这种多层次、个性化的对话策略显著提升了大模型数学教学的效果。

当大型语言模型能够清晰展现其思考路径时，教育领域迎来了一种全新的可能性。这种透明化的思维过程不仅让学生看到“是什么”，更让他们理解“为什么”和“如何做到”。它帮助学习者逐步掌握解决问题的方法论，培养逻辑推理能力和独立思考的习惯。同时，这种特性也让教学变得更加个性化，教师可以根据学生的反应调整引导方式，为每位学生量身打造适合的学习方案。可以预见，随着大模型技术的进一步发展，教育将更加注重启发式学习和因材施教，最终实现每个个体的全面发展。

参考文献:

- [13]. Qi, Changyong & Jia, Linzhao & Wei, Yuang & Jiang, Yuan-Hao & Gu, Xiaoqing. (2024). IntelliChain: An Integrated Framework for Enhanced Socratic Method Dialogue with LLMs and Knowledge Graphs.
- [14]. Liu, J., Huang, Z., Xiao, T., Sha, J., Wu, J., Liu, Q., Wang, S., & Chen, E. (2024). SocraticLM: Exploring Socratic Personalized Teaching with Large Language Models. *Neural Information Processing Systems*.
- [15]. Hu, X., Xu, S., Tong, R.J., & Graesser, A. (2025). Generative AI in Education: From Foundational Insights to the Socratic Playground for Learning.
- [16]. Zhang, L., Lin, J., Kuang, Z., Xu, S., Yeasin, M., & Hu, X. (2024). SPL: A Socratic Playground for Learning Powered by Large Language Model. *ArXiv*, abs/2406.13919.
- [17]. Ding, Y., Hu, H., Zhou, J., Chen, Q., Jiang, B., & He, L. (2024). Boosting Large Language Models with Socratic Method for Conversational Mathematics Teaching. *International Conference on Information and Knowledge Management*.

人工智能教育应用双周简报

2025年3月10日

上海师范大学分析测试与超算中心

人工智能的迅猛发展推动了学习资源的指数级增长，面对信息爆炸的教育环境，个性化学习成为提升教学效率的关键。智能教育通过认知诊断技术，精准分析学习者的知识掌握程度、认知特点和学习风格，构建多维度的学习者画像；同时能够动态优化学习路径，为每位学生量身定制从易到难、循序渐进的学习方案。

认知诊断框架的应用实践

多维潜在认知诊断^[1]：由湖南师范大学郭兰坤教授团队提出的一种基于粗略概念分析和项目反应理论的认知诊断模型，通过知识图谱动态修正 Q 矩阵，精准捕捉学习者对显性与隐性知识点的掌握程度。该模型融合粗略概念分析与遗传算法，构建了基于知识层级与不确定信息处理的自适应学习路径推荐框架，提高了为学生提供个性化学习的有效性。

可解释多分类认知诊断^[2]：华东师范大学郑蝉金团队提出用于预测考生表现的认知诊断框架 PCDF，通过累积类别响应函数（CCRF）将多级评分分解为序列二元问题，适配传统二元认知诊断模型，实现参数可解释性与预测性能的平衡。

公平感知认知诊断^[3]：中国科学技术大学陈恩红团队提出了一种通用的认知诊断框架 FairCD，用于理解和提高认知诊断的公平性。其基本原则是消除敏感属性对学生熟练度的影响，从而提升认知诊断的效果。

过度平滑抗性认知诊断^[4]：华东师范大学钱鸿团队提出了一个抗过度平滑认知诊断框架 ORCDF，用于帮助在线教育系统的学生学习，该框架通过在学习部分利用响应信号来增强现有的模型能力，为学生和教师提供了独特和个性化的诊断结果。

循环神经认知诊断^[5]：由陕西师范大学孙奕菲团队提出的一种具有语义分析和自我注意的认知诊断模型 RNCD，该模型通过整合学生嵌入、运动辨别和知识相关性文本嵌入来构建一个全面的特征向量。RNCD 模型结合了递归神经网络、自我注意机制和语义分析，可以更有效、更准确地捕捉学生的认知状态。

通过认知诊断相关技术的不断优化，个性化学习变得更高效、更优质。从学生的认知情况入手，智能教育可以自动化地为学生提供最佳的学习路径，并给予教师更加清晰透明的学生学习情况。这种结合智能技术的教育方式，同时做到“教师减负”、“教学优化”与“学习高效”，最终实现因材施教与教育的全面均衡。

参考文献:

- [18]. Guo, L., Liu, Z., Ma, G., & Li, Q. (2024). Multidimensional latent cognitive diagnosis based on rough concept analysis and item response theory. *Appl. Soft Comput.*, 169, 112563.
- [19]. Li, X., Guo, S., Wu, J., & Zheng, C. (2025). An interpretable polytomous cognitive diagnosis framework for predicting examinee performance. *Inf. Process. Manag.*, 62, 103913.
- [20]. Zhang, Z., Wu, L., Liu, Q., Liu, J., Huang, Z., Yin, Y., Yan, Z., Gao, W., & Chen, E. (2024). Understanding and improving fairness in cognitive diagnosis. *Sci. China Inf. Sci.*, 67.
- [21]. Qian, H., Liu, S., Li, M., Li, B., Liu, Z., & Zhou, A. (2024). ORCDF: An Oversmoothing-Resistant Cognitive Diagnosis Framework for Student Learning in Online Education Systems. *ArXiv*, abs/2407.17476.
- [22]. Yang, X., Sun, Y., Yang, J., Cao, Y., Zhang, A., Shi, W., Ju, J., Yan, Q., Yin, J., & Wang, Z. (2024). Recurrent Neural Cognitive Diagnosis with Semantic Analysis and Self-attention. *2024 7th International Symposium on Autonomous Systems (ISAS)*, 1-6.

人工智能教育应用双周简报

2025年3月24日

上海师范大学分析测试与超算中心

大语言模型的出现使得教育智能体进入飞速发展阶段。以大模型作为逻辑推理的核心“大脑”，教育智能体能够实现感知多模态教学信息，调用各类学科知识库，并结合教育工具，通过自主或人机协同的方式完成复杂教育任务^[1]。

教育场景中智能体的应用

智能辅导智能体：由中国科学技术大学熊辉教授团队提出的 GenMentor^[2]，通过自定义目标到技能数据集上的训练微调，能够实现学习者的目标与所需技能的准确对应，并在确定技能差距后，使用不断发展的优化方法安排一条高效的学习路径。

教育心理对话智能体：中国科学院深圳先进技术研究院的杨敏等人提出了一个结合教育和心理咨询功能的智能对话系统^[3]。该系统由多个智能体组成，包括安全检测代理、意图识别、教育 LLM 和心理 LLM 智能体，它们协同工作，确保提供准确的教育知识问答和心理支持服务。

课堂交互模拟智能体：华东师范大学的贺樑教授团队提出了可配置的通用多智能体交互框架 CGMI^[4]。该框架设计了

一个认知架构，并配备基于 ACT* 模型的技能库，旨在模拟教育场景中师生之间的大量课堂互动。

教学反馈智能体：奥尔堡大学张迈克等人^[5]开发了合成教育反馈循环 SEFL，这是一个新颖的框架，旨在大规模提供即时的按需反馈，而无需依赖广泛的真实学生数据。

个性化学习智能体：华东师范大学人工智能教育实验室的顾小清团队^[6]开发了为苏格拉底教学量身定制的多智能体系统，通过将 LLM 与知识图谱融入思维链对话，增强 LLM 处理特定教育内容的能力，确保了所提供信息的准确性和相关性。与此同时，开发有效的多智能体协作机制，促进智能体之间的高效信息交换和链式对话，显著提高教育互动和学习成果的质量。

教育大模型智能体是新一代生成式人工智能技术，是人工智能赋能教育的重要“助推器”。它能够凭借强大的数据分析与处理能力，精准洞察学生的学习情况与个性特点，实现学生学习方式的个性化定制。同时它还能够快速生成丰富、适宜的教学素材，极大地减少教师备课的压力。可以预见，随着教育大模型智能体的发展，人工智能将会更深、更广地深入到教育的每个角落，全方位推动教育朝着更优质、更公平、更个性化的方向大步迈进。

参考文献:

- [1]. 刘明, 杨闽, 吴忠明, et al. 教育大模型智能体的开发、应用现状与未来展望 [J]. 现代教育技术, 2024, 34(11): 5-14.
- [2]. WANG T, ZHAN Y, LIAN J, et al. LLM-powered Multi-agent Framework for Goal-oriented Learning in Intelligent Tutoring System [J]. arXiv preprint arXiv:250115749, 2025.
- [3]. NI S, YANG M. Educational-Psychological Dialogue Robot Based on Multi-agent Collaboration; proceedings of the International Conference on Social Robotics, F, 2024 [C]. Springer.
- [4]. JINXIN S, JIABAO Z, YILEI W, et al. Cgmi: Configurable general multi-agent interaction framework [J]. arXiv preprint arXiv:230812503, 2023.
- [5]. ZHANG M, DILLING A P, GONDELMAN L, et al. SEFL: Harnessing Large Language Model Agents to Improve Educational Feedback Systems [J]. 2025.
- [6]. QI C, JIA L, WEI Y, et al. IntelliChain: An Integrated Framework for Enhanced Socratic Method Dialogue with LLMs and Knowledge Graphs [J]. arXiv preprint arXiv:250200010, 2025.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 4 月 7 日

上海师范大学分析测试与超算中心

大语言模型（LLM）的逻辑推理能力为逻辑驱动型学科的教育范式革新提供了技术支撑。在数学教育领域，LLM 已展现出显著的学科赋能潜力：以 ChatGPT 为代表的 LLM 不仅能够对数学基础概念进行短时间内的^[1]高效阐释，更具备对数学应用题实施分步骤推演的教学辅助能力^[1]。

人工智能在数学领域的应用

SemRiVas^[2]: 由 Ali Emre Narin 团队提出，基于现有符号化变量替换方法，使用语义丰富的描述性变量命名策略优化 LLM 对问题逻辑结构的解析能力，提出了一种针对数学应用题（MWPs）的 LLM 评估增强框架。该框架解决传统方法因变量信息缺失导致的复杂问题理解局限。

数学标识符与公式识别^[3]: 由 Amin Dev 团队提出，基于 LLM 的数学处理框架，通过自动生成数学标识符描述词典，并结合上下文关联性，攻克 MathNLP 领域因人工标注成本高及标准不统一引发的标识符歧义与公式解析模糊性难题，显著提升数学文档结构化处理效率，为智能化数学教学工具研发提供技术支撑。

MathFish^[4]: 由 Li Lucy 团队提出, 基于教育框架整合 K-12 数学标准, 构建含教学标准数学问题与教学标准描述的双数据集, 助力教师标准化课程设计。并通过标准验证 (问题与标准匹配性) 和标准标注 (识别问题对应标准) 任务, 评估 LLM 对数学教育内容的理解与教学适配性。

Gsm-plus^[5]: 研究者基于 GSM8K 框架, 通过问题重述、冗余条件、数值替换等扰动策略构建, 系统测试 LLM 数学解题抗干扰能力, 并提出新的评测基准以解决传统基准无法检测模型深层逻辑理解与抗干扰能力的问题。

苏格拉底式数学问题生成框架^[6]: 由 ETH Zurich 团队提出, 基于 LLM 并结合条件输入约束和强化学习, 通过分解复杂应用题生成逻辑子问题链, 解决传统教学高阶引导难题, 实验能够有效训练学生分步推理能力。

随着技术的更新迭代, LLM 将通过助力数学问题解析、结构化公式识别与数学课程设计等, 推动数学教学朝着更为智能化的方向发展。展望未来, 随着 LLM 在理解深度与适应性的持续提升, 数学教育将更加精准地实现个体化教学, 促进学习者认知能力的全面提升与教学模式的深刻变革。

参考文献:

[7]. Rudolph, J., Tan, S., & Tan, S. (2023). ChatGPT: Bullshit spewer or the end of traditional assessments in higher education?. *Journal of applied learning and teaching*, 6(1), 342-363.

[8]. Narin, A. E. (2024, May). Math Problem Solving: Enhancing Large Language Models with Semantically Rich Symbolic Variables. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Mathematical Natural Language Processing@*

LREC-COLING 2024 (pp. 19-24).

- [9]. Dev, A., Asakura, T., & Sætre, R. (2024, May). An approach to co-reference resolution and formula grounding for mathematical identifiers using large language models. In Proceedings of the 2nd Workshop on Mathematical Natural Language Processing@ LREC-COLING 2024 (pp. 1-10).
- [10]. Lucy, L., August, T., Wang, R. E., Soldaini, L., Allison, C., & Lo, K. (2024). MathFish: Evaluating Language Model Math Reasoning via Grounding in Educational Curricula. arXiv preprint arXiv:2408.04226.
- [11]. Li, Q., Cui, L., Zhao, X., Kong, L., & Bi, W. (2024). Gsm-plus: A comprehensive benchmark for evaluating the robustness of llms as mathematical problem solvers. arXiv preprint arXiv:2402.19255.
- [12]. Shridhar, K., Macina, J., El-Assady, M., Sinha, T., Kapur, M., & Sachan, M. (2022). Automatic generation of socratic subquestions for teaching math word problems. arXiv preprint arXiv:2211.12835.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 4 月 21 日

上海师范大学分析测试与超算中心

在人工智能技术深度融合教育领域的时代背景下，教育研究领域关注两大重要课题：如何有效创新智能技术支持下的教学范式、以及如何评估学生 AI 素养能力。近年来，国内外多个研究团队围绕“AI + 教育”的实践路径展开了系统性探索，在理论建构与实证研究层面均形成了创新性的学术成果。

AI 教育评估与教学支持

KAT 框架与 AI 素养量表 AILS^[1]：由华南师范大学钟柏昌教授团队开发，用于评估中学生 AI 素养。通过对 1392 名学生的研究，发现男生在 AI 知识方面表现更优，女生在 AI 情感方面更具优势。该研究为 AI 教育提供评估框架和工具，助力优化教学实践。

自我调节支架与在线协作反思^[2]：铭传大学郑逸平团队创新性地提出基于聊天机器人的协同干预机制，探究其对学生在 AI 课程学习中的影响。实验证明仅接受自我调节支架干预的参与者有效促进了 AI 技能，并培养了他们调节学业压力的能力，该研究是这两项技术结合的早期尝试，为在线课

程设计提供参考。

AIF、AIP 与 AIFFP 结合框架^[3]：北京师范大学郑兰琴团队研究三种人机 AI 协作方法对在线协作学习的作用。研究涉及 100 名学生，对比 AI 生成前馈和反馈（AIF）、AI 伙伴（AIP）、两者结合（AIFFP）这三种方式在提升参与者协作知识构建、群体表现、认知参与和社会共享调节方面的效果。结果显示，AIFFP 效果最显著，为使用“人类+AI”协作方式优化在线教育性能与效率提供依据。

生成式交互模型^[4,5]：台中教育大学吴志雄团队通过问卷调查收集数据，并使用偏最小二乘结构方程模型进行分析，发现在整合 ChatGPT 的学习环境下，学生学习动机能够显著提升学习参与度和问题解决能力，且参与度又能优化问题解决能力与批判性思维；温州大学陈舒洁团队基于 SpeechGPT 对 80 名 K-12 学生进行编程调试实验，证实有 GPT-4 辅助的实验组在编程调试技能、计算思维和自我效能感方面均有所提升。以上生成式交互模型在教育中的应用案例为 AI 赋能教育提供实践支持。

这些研究从评估体系、教学策略、工具应用多维度，展现了 AI 教育研究的多元创新路径。其共同价值在于突破传统教育范式，通过技术赋能实现评估精准化、教学个性化与学习高效化。随着研究的持续推进，AI 教育正从单点技术应用走向系统性生态构建，未来将构建起虚实融合、普惠包容的

教育新范式。

参考文献：

- [23]. Zhong B, Liu X. Evaluating AI literacy of secondary students: Framework and scale development[J]. Computers & Education, 2025, 227: 105230..
- [24]. Tsai C W, Lee L, Lin M Y C, et al. Effects of Integrating Self-Regulation Scaffolding supported by Chatbot and Online Collaborative Reflection on Students' Learning in an Artificial Intelligence Course[J]. Computers & Education, 2025: 105305..
- [25]. Gyasi, J. F., Zheng, L., Love, S. F., & Boateng F. O. (2025). The effects of three different approaches to human–AI collaboration on online collaborative learning. Educational Technology & Society, 28(2), 373-392. [https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28\(2\).TP07](https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28(2).TP07)
- [26]. Wu, C.-H., Weng, T.-S., & Liu, C.-H. (2025). Exploring ChatGPT's potential to enhance problem-solving and critical thinking in education. Educational Technology & Society, 28(2), 310-326. [https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28\(2\).TP04](https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28(2).TP04)
- [27]. Chen, S.-J., Shan, X., Liu, Z.-M., & Chen, C.-Q. (2025). Employing large language models to enhance K-12 students' programming debugging skills, computational thinking, and self-efficacy. Educational Technology & Society, 28(2), 259-278. [https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28\(2\).TP01](https://doi.org/10.30191/ETS.202504_28(2).TP01)

人工智能教育应用双周简报

2025 年 5 月 19 日

上海师范大学分析测试与超算中心

如今人工智能深度赋能教育，随着大语言模型（LLM）的高速发展，LLM 对基础代码编程展现出强大的能力，在信息教育领域，人工智能可以提供巨大的帮助。特别地，信息教育领域的学者和研究人员在 LLM 与编程教育的融合中做了系统性的研究。

AI 赋能编程教育

大语言模型赋能编程认知诊断^[1]：浙江大学吴飞团队使用了 PTA 中的多个编程数据集（包括 python 和 C++ 等）利用大模型进行认知诊断，充分利用了大模型的丰富知识，为编程教育方面认知诊断任务的性能做了创新性提升。

生成错误代码提交^[2]：奥克兰大学 Juho Leinonen 所在的团队研究了生成式 AI 模型在为编程练习生成合成错误代码提交的能力。在此之前，AI 生成正确入门编程代码的能力表现卓越，但在模拟真实学生错误的表现不佳，通过多样化的综合代码提交能力，赋能实现为学生更便捷的提供练习。

CS1-LLM 的实现目标^[3]：来自加利福尼亚大学的 Annapurna Vadaparty 所在的团队研究对比了传统 CS1 计算

机课程与整合生成式 AI 的 CS1 课程,使用线性回归来探索学生成就目标与兴趣、考试成绩和对 GenAI 看法的先前经验之间的关系。结果显示,掌握目标仍关联计算兴趣,规范目标首次与考试成绩相关。该技术帮助我们了解 AI 融入编程教育对学生的影响。

高中课程评估^[4]: 坎特伯雷大学的 Henry Hickman 和 Tim Bell 针对入门编程标准开发了一个自动评估系统——NCEA-CodeRunner。使用该系统的教师反馈通过该系统可以减少教师的工作量,提高评估的一致性,并提高编程教育的可及性。而不使用该系统的教师则是担心复杂性和预先存在的评估标准。

程序理解模型^[5]: 奥克兰大学的 Ewan Tempero 团队通过新颖地使用程序理解模型 (PCM) 来解决对代码更加易于理解的建议过于笼统的问题。PCM 的使用有助于我们更好地解释某些建议的含义,并为学生提供了一个工具,帮助他们做出决策,使他们的代码更容易理解。

这些针对编程教育的研究从教学精准性、反馈实时性、评估效率以及代码可解释性等多个方面不断优化编程教育领域当下的缺陷,在技术路径、教学模式、评估范式、人机协作机制等多个维度进行了创新。通过人工智能赋能编程教育的不断发展,未来的编程教育可以从多方面入手,使编程能力成为学生的基础技能。

参考文献:

- [28]. Dong, Z., Chen, J., & Wu, F. (2025). Knowledge is Power: Harnessing Large Language Models for Enhanced Cognitive Diagnosis. arXiv preprint arXiv:2502.05556.
- [29]. Juho Leinonen, Paul Denny, Olli Kiljunen, Stephen MacNeil, Sami Sarsa, and Arto Hellas. 2025. LLM-itation is the Sincerest Form of Data: Generating Synthetic Buggy Code Submissions for Computing Education. In Proceedings of the 27th Australasian Computing Education Conference (ACE '25). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 56–63. <https://doi.org/10.1145/3716640.3716647>
- [30]. Annapurna Vadaparty, Francis Geng, David H Smith, Jamie Gorson Benario, Daniel Zingaro, and Leo Porter. 2025. Achievement Goals in CS1-LLM. In Proceedings of the 27th Australasian Computing Education Conference (ACE '25). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 144–153. <https://doi.org/10.1145/3716640.3716656>
- [31]. Henry Hickman and Tim Bell. 2025. Automating New Zealand High School Programming Assessment - Teachers' Experiences. In Proceedings of the 27th Australasian Computing Education Conference (ACE '25). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 16–25. <https://doi.org/10.1145/3716640.3716643>
- [32]. Ewan Tempero and Yu-Cheng Tu. 2024. Using Program Comprehension Models to Teach Comprehensibility. In Proceedings of the 26th Australasian Computing Education Conference (ACE '24). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1–10. <https://doi.org/10.1145/3636243.3636244>

人工智能教育应用双周简报

2025 年 6 月 2 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着生成式人工智能（Generative AI）在教育领域的广泛应用，学术界正从多个维度深入探讨其对 STEM 教学交互和个性发展带来的影响，试图让 AI 从“答题工具”逐步演化为“认知伙伴”与“教学引导者”。但这一过程中存在着模型幻觉、认知负载^[1]、批判思维侵蚀等挑战，如何在发挥 AI 辅助教学优势的同时，保障学生深度学习与思维成长，成为当前研究的核心议题。

深度教学交互系统

教学系统 Tempognize^[2]：由成都东软学院团队研发，针对苏格拉底教学法和艾宾浩斯遗忘曲线在 STEM 教学中难以实施应用的问题，提出六类预设问题模板（What is、Why、How、Analyze in-depth、Debate、Give an example），并结合 Bloom 认知分类与遗忘曲线动态调整复习频率，推动长期记忆建立，引导学生从记忆、理解到分析、评价和创造。

编程教育平台 Saksh AI^[3]：由信息技术学院德里分院团队研发，针对现有的 AI 辅助 STEM 编程学习平台存在学习过程缺少结构化引导、直接给出答案，弱化学生思考的问

题，引入苏格拉底式引导，根据当前代码和测试结果生成提示，同时从正确性、效率、代码质量三个维度评分，并给出优化建议，从而引导学生深度学习，提升问题解决信心。

学习系统 **IntelliTutor**^[4]：由香港中文大学团队研发，针对 LLM 存在生成幻觉，容易答错且不透明；RAG 技术虽能提供事实支撑，但缺乏交互与学习引导的问题，提出构建同时具备“记忆、检索、引导、自我追问”的 STEM 学科学习系统。通过多轮“自我生成→检索→生成→再生成”的链式过程，模拟人类教师的“概念拆解+提示引导”，实现“类教师”的交互式 AI 学习体验。

KELP 框架^[5]：由佛罗里达大学团队研发。该团队认为 LLM 替代教师提供问答指导易产生“幻觉”，并且缺乏教育背景适配与可解释性，当前主流解决方案“向量检索”存在解释性差、粒度粗、覆盖面不精准的问题。**KELP** 框架创新提出用知识图谱替代向量库，构建结构化记忆系统，通过用户输入问题→找到最相关子图→选出最多 5 条相关关系→输入 LLM 的工作流，显著提升生成质量与教育适配性，服务 STEM 教学。

LMLM 架构^[6]：由康奈尔大学团队研发，提出一种新型的大型语言模型架构 **Large Memory Language Models**，旨在解决传统 LLM 中“事实知识”与“语言能力”交织存储带来的事实难以更新或删除的问题。其核心思想是将可验证的、

具体的事实知识外置存储在数据库中，只将通用语言模式内化到模型参数中，训练模型学会查找而不是强记事实内容。该架构或许将成为教学数据库与大模型结合的全新范式。

多国研究团队通过结构化引导、记忆优化、知识图谱融合及新型架构等创新方案，推动教育从“答题工具”向“认知伙伴”转型，着力提升 AI 在 STEM 教学中的深度交互与思维培养能力。

参考文献：

- [33]. Jose, B., Cherian, J., Verghis, A. M., Varghise, S. M., S, M., & Joseph, S. (2025). The cognitive paradox of AI in education: between enhancement and erosion. *Frontiers in Psychology*, 16, 1550621.
- [34]. Xie, X., Yang, X., & Cui, R. (2025, March). A Large Language Model-Based System for Socratic Inquiry: Fostering Deep Learning and Memory Consolidation. In *2025 14th International Conference on Educational and Information Technology (ICEIT)* (pp. 52-57). IEEE.
- [35]. Challa, J. S. (2025). Saksham AI: advancing ai-assisted coding education for engineering students in india through socratic tutoring and comprehensive feedback
- [36]. Rendy, A. R. Agentic AI-Driven Multimodal Personalized Tutoring with Dynamic Knowledge Retrieval.
- [37]. Xing, W., Li, C., Li, H., Zhu, W., Lyu, B., & Yan, Z. (2025). Investigating Knowledge Graphs as Structured External Memory to Enhance Large Language Models' Generation for Mathematical Concept Answering.
- [38]. Zhao, L., Zalouk, S., Belardi, C. K., Lovelace, J., Zhou, J. P., Weinberger, K. Q., ... & Sun, J. J. (2025). Pre-training Large Memory Language Models with Internal and External Knowledge. *arXiv preprint arXiv:2505.15962*.

人工智能教育应用双周简报

2025年6月16日

上海师范大学分析测试与超算中心

当前，生成式 AI 大模型正逐步深化与学科教育的融合，从初级的辅助工具发展为深度协同的教学伙伴。这一演进推动着教育模式向 AI 增强型认知发展方向转变，既保留了传统教学优势，又拓展了个性化教学的智能化边界。

AI+学科深度融合

音乐教学系统 TeachableMusic^[1]：由梨花女子大学团队研发，针对音乐理论教学中认知负荷过高与自主学习效果欠佳的问题，基于“以教促学”（Learning by Teaching）教学理论，开发了由大语言模型驱动的可教导智能体。该系统通过模拟“学生-教师”互动场景，引导学习者以教导者身份进行音乐分析，实验证明能显著提升学习成效（后测成绩提高 27%）并降低认知负荷（工作记忆需求减少 35%），实现了理论教学从被动接受到主动建构的范式转变，为音乐教育领域提供了可量化验证的智能辅助方案。

历史教学系统 RoleHistVR^[2]：由香港科技大学团队研发，针对历史教育中多角色教学智能体存在的交互控制复杂、反馈形式单一等痛点，基于大语言模型开发了具备自适应角色

切换与行为切换的 VR 教学系统。该系统以滕王阁历史教学为应用场景，通过实验验证了角色切换能提升教学智能体的可信度与专业性（感知评分提高 31%），行为切换则显著增强社交临场感与拟人化程度（体验评分提升 28%），为 VR 历史教育中的动态多角色交互设计提供了五项核心设计准则，开创了沉浸式历史教学的新范式。

代码教学系统 TRAVER^[3]：由香港理工大学团队研发，针对现有大语言模型在代码教学过程中难以系统化指导学生完成完整编程任务的痛点，提出“追踪-验证”（Trace-and-Verify）双阶段智能辅导框架。该系统通过实时代码知识追踪精准评估学习者编程水平，结合逐行验证机制确保代码实现质量，在 Python 编程任务测试中显著提升任务完成率（较基线方法提高 42%）。该研究不仅开发了专用于代码教学的 DICT 自动评估体系，更通过分步骤、可验证的交互式辅导模式，为编程教育领域提供了从语法讲解到项目实现的端到端智能教学解决方案。

电气工程教学系统 AITEE^[4]：由德国康斯坦茨应用技术大学团队研发，针对大语言模型在电路分析等专业领域教学中的局限性，开发了基于智能体的工程教育辅导系统。该系统创新性地整合了手绘数字电路重构技术、基于图结构的相似度匹配算法和并行 Spice 仿真验证，通过检索增强生成（RAG）技术精准关联课程知识点，并采用苏格拉底式对话

引导自主探究。该系统成功实现了从基础理论到工程实践的专业化智能教学，为工程学科教育提供了可扩展的个性化辅导方案。

数学教学诊断系统 MATHAGENT^[5]：由松鼠 AI 与香港科技大学（广州）团队联合研发，针对数学教学中错误诊断的精准性需求，创新开发了基于多智能体协同的教学诊断框架。该系统通过“视觉-文本一致性验证”、“解题步骤语义解析”和“综合错误归因分析”三重教学诊断机制，实现了对解题过程中认知错误的精准定位和错误类型判定。该教学系统已成功应用于实际课堂环境，在为学生提供即时诊断反馈的同时，有效减轻教师批改负担，展现了智能技术赋能精准教学的实践价值。

生成式 AI 正推动 AI 增强型认知发展转型，而未来将在如何实现技术能力与教育专业性的有机平衡，确保技术赋能下的教学质量这一核心问题做出探索。

参考文献

- [1]. Zhu, Zihao, et al. "Exploring LLM-Powered Role and Action-Switching Pedagogical Agents for History Education in Virtual Reality." Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2025.
- [2]. Jin, Lingxi, et al. "Exploring the impact of an LLM-powered teachable agent on learning gains and cognitive load in music education." arXiv preprint arXiv:2504.00636 (2025).
- [3]. Wang, Jian, et al. "Training turn-by-turn verifiers for dialogue tutoring agents: The curious case of llms as your coding tutors." arXiv preprint arXiv:2502.13311 (2025).
- [4]. Knievel, Christopher, Alexander Bernhardt, and Christian Bernhardt. "AITEE--Agentic Tutor for Electrical Engineering." arXiv preprint arXiv:2505.21582 (2025).
- [5]. Yan, Yibo, et al. "Mathagent: Leveraging a mixture-of-math-agent framework for real-world multimodal mathematical error detection." arXiv preprint arXiv:2503.18132 (2025).

人工智能教育应用双周简报

2025年6月30日

上海师范大学分析测试与超算中心

生成式人工智能（GenAI）标志着 AI 技术的重大飞跃，具有重塑教育多方面的潜力，其中地理人工智能（GeoAI）的兴起助力地理教育的发展。与传统 AI 不同，其独特之处在于它整合了地理知识，使其处于地理科学研究、AI 技术和高性能计算的交叉点^[1]。

地理人工智能

虚拟地理 VirtualGeo^[2]：由密苏里大学团队研发，旨在通过混合现实与生成式人工智能平台提升国际学生的美国地理知识。该平台通过融合沉浸式技术，使学生能够在交互式数字环境中探索地理空间内容。通过测量地理知识、地图绘制技能和认知负荷的前后测试评估平台效果，辅以定性访谈记录学生的学习体验，研究结果显示国际学生地理认知能力显著提升，证实了虚拟地理平台在支持适应性学习和以学生为中心的教学方面的潜力，这为数字教育领域的研究、政策制定及实践开辟了在地理解教学中的可能性。

GISphere-KG^[3]：由亚利桑那州立大学团队提出，结合知识图谱(KG)与大语言模型(LLMs)开发基于地理信息系统(GISphere)项目的 AI 驱动平台 GISphere-KG，旨在优

化 GIS 相关研究生项目的搜索与推荐功能。该平台通过自然语言交互回应申请者咨询，利用知识图谱构建的语义关系实现高效信息检索，从而发现研究兴趣与申请者匹配的教授，并根据申请者学术与职业发展需求，提供个性化项目推荐。该平台既帮助准学生实现职业目标，又通过吸引人才和推动全球地理教育来丰富地理学界。

SAMR 框架^[4]：由梨花女子大学团队开发，整合“替代、增强、修改、重新定义”(SAMR)的模型框架，旨在探讨 GenAI 对地理教育的变革性影响，重点关注其在课程体系、教学方法、评估手段和实地考察等维度带来的改变。研究表明，GenAI 能实现地理内容的自动生成与个性化定制；学生可借助 GenAI 工具分析地理现象；评估体系逐渐发展为具有持续反馈的自适应系统；而实地考察则受益于实时数据处理和全球协作机遇。与此同时，这些进步也伴随着对 AI 过度依赖、内容失真、算法偏见及数据隐私等问题。

分层地理知识图谱 HGeoKG^[5]：由武汉理工大学团队提出，现有的 GeoKG 受到缺乏分层建模和地理知识覆盖不足的限制，阻碍了它们对语义内容的有效使用和表示。HGeoKG 是一种分层地理知识图谱，可对多类型地理实体的层次结构、属性和空间关系进行全面建模，既是 GeoKG 建设的参考，也是地理知识推理的基准，推动了 GeoAI 的发展。

GenAI 的迅猛崛起为地理教育带来了机遇与风险并存的

双重局面。研究表明，教育工作者在实施过程中缺乏结构化指导；地理教育领域缺失相关的 **GenAI** 能力，包括基于检索增强生成(**RAG**)的个性化教学、交互式环境模拟以及高级空间数据可视化^[6]。未来将聚焦于这些关键挑战提出解决方案，为更好实现 **AI** 技术在地理教育中的应用提供指导。

参考文献

- [6]. Hochmair, H. H., Juhász, L., & Li, H. (2025). Advancing AI-Driven Geospatial Analysis and Data Generation: Methods, Applications and Future Directions. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14(2), 56.
- [7]. Duan, Y., Xu, X., He, H., Li, S., & Gu, Y. (2025). Blending Mixed Reality and Generative AI to Teach Geography: An MR+ GenAI Learning Environment. *Journal of Interactive Learning Research*, 36(1), 83-100.
- [8]. Gu, Z., Li, W., Zhou, B., Wang, Y., Chen, Y., Ye, S., ... & Kang, Y. (2025). GISphere Knowledge Graph for Geography Education: Recommending Graduate Geographic Information System/Science Programs. *Transactions in GIS*, 29(1), e13283.
- [9]. Lee, J., Cimová, T., Foster, E. J., France, D., Krajňáková, L., Moorman, L., ... & Zhang, J. (2025). Transforming geography education: the role of generative AI in curriculum, pedagogy, assessment, and fieldwork. *International Research in Geographical and Environmental Education*, 1-17.
- [10]. Li, T., Chen, R., Duan, Y., Yao, H., Li, S., & Li, X. (2025). HGeoKG: A Hierarchical Geographic Knowledge Graph for Geographic Knowledge Reasoning. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14(1).
- [11]. Lane, R. (2025). Mitigating risks, embracing potential: a framework for integrating generative artificial intelligence in geographical and environmental education. *International Research in Geographical and Environmental Education*, 1-18.

人工智能教育应用双周简报

2025年7月14日

上海师范大学分析测试与超算中心

在数字化转型浪潮与人工智能蓬勃发展的时代背景下，教育领域正经历深刻变革。跨学科研究成果不断涌现，AI技术深度融入多学科课堂教学，彰显中国在教育科技融合创新上的独特探索与卓越实践。

AI 辅助课堂教学

关键帧检测模型^[1]:台湾清华大学团队探讨机器学习在羽毛球挥拍关键帧检测中的应用，通过 MediaPipe 框架提取骨架关节坐标，构建 ST-GCN 和 MLP 模型，开发应用程序。该模型可助初学者记录挥拍动作，并与专业动作进行对比，通过可视化和实时反馈提升学习效果，彰显 AI 技术对体育教育中动作分析与教学优化的促进。

KCD 框架^[2]:由浙江大学团队提出的一种新的知识增强认知诊断框架 (CDM)，这是一个与模型无关的框架，利用大语言模型 (LLM) 来增强 CDM 并与各种 CDM 架构兼容。该框架将 LLM 融合进认知诊断并应用于编程教育，通过 LLM 诊断和认知水平调整两个阶段，实现学生课堂代码辅助学习。

以人为本的生成式人工智能系统^[3]：由台湾成功大学团队提出，该系统利用生成对抗网络（GANs）为儿童英语绘本创建视觉吸引力强且教学相关度高的内容。通过结合图像后处理特征提取技术，该系统可确保内容一致性和质量，在降低制作成本的同时强化移动学习端效能，提升语言习得效果，从而增强英语教育机构的竞争力与可信度。

MHCD 框架^[4]：中国科学技术大学团队提出了一种创新的多层级交互约束感知认知诊断框架。该框架首先在真实教育场景中识别并构建显性记录的层级关系，继而深入探究多个层级的特征交互作用，通过迭代式约束感知策略实现更精准合理的知识状态建模，最终将多层级交互感知特征与个性化特征相融合，显著提升了个体属性与层级属性的表达能力，实现对数学课堂和学生阅读情况的诊断。

人工智能与教育的深度融合，是中国数字化转型进程中教育创新发展的生动缩影。这些聚焦学科交叉的 AI 教育实践，不仅为教学模式革新注入强劲动力，更为培养复合型人才、推动教育高质量发展提供了创新路径，展现出中国在教育智能化领域的前瞻视野与强大实力。

参考文献

- [12]. Hsu, J.-H., Lee, C.-C., Chang, J.-Y., & Lee, D.-S. (2025). Key Frame Detection in Badminton Swings and Its Application to Physical Education. *IEEE Access*, 13, 91248–91262. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3572105>
- [13]. Dong, Z., Chen, J., & Wu, F. (2025). Knowledge is Power: Harnessing Large Language Models for Enhanced Cognitive Diagnosis. *AAAI Conference on Artificial Intelligence*.

- [14]. Cho, H. H., Chen, S. Y., Lan, P. H., & Lai, C. F. (2025). Leveraging human-centred AI in interactive English education for generating learning materials. *Enterprise Information Systems*, 19(3–4). <https://doi.org/10.1080/17517575.2025.2482772>
- [15]. Sun, X., Zhang, K., Shen, S., Wang, F., Gong, W., Yang, L., Ma, Y., Huo, X., & Liu, Q. (2025). MHCD: Multi-Hierarchy Interactive Constraint-Aware Cognitive Diagnosis Framework. *Expert Systems with Applications*, 283, 127701. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.127701>

人工智能教育应用双周简报

2025 年 7 月 28 日

上海师范大学分析测试与超算中心

生成式人工智能 (GenAI) 的发展正在推动教育领域的深刻变革, 为教学方式和学习模式带来新的可能性。在化学教育领域, 智能技术的应用正逐步改变传统的知识传授方式, 这类技术的特点在于能够结合化学学科特性, 在教学内容组织、学习过程支持和教学效果评估等方面发挥作用。

化学人工智能

GVIM 智能化学教学助手系统^[1]: 由浙江师范大学马康永团队研发, 旨在通过微调开源大语言模型 (LLMs) 构建面向化学教育的专业 AI 智能体。该系统基于化学教学数据优化的 Mistral-NeMo 模型, 创新整合分子结构可视化、化学反应机理解析等教学专用功能模块, 并开发了化学知识自动化评测体系。通过知识积累与自适应学习机制, 系统能够持续优化其教学解释能力和习题解答准确率。这一成果为推动了人工智能与化学教育的深度融合实践。

LLMS 赋能化学实验教学^[2]: 由科罗拉多矿业大学的 Annalise E. Maughan 团队主导, 开发了虚拟实验助教原型系统, 该系统通过 LLMs 提供实时个性化指导, 并尝试将本科生研

究体验等创新模式融入实验教学框架。这项工作首次系统提出了 LLMs 与化学实验课程融合的实践框架，为平衡技术创新与教育伦理提供了关键范例。

智能访谈系统 ChatGMP^[3]：由丹麦技术大学 Fiammetta Caccavale 团队研发，针对硕士化学课程中的良好生产规范（GMP）审计教学环节，开发了基于 LLMs 的 ChatGMP 系统。该系统通过模拟企业质量审计对话场景，指导学生完成从提问策略制定到合规性评估的全流程训练。该研究不仅验证了 LLMs 在专业工程教育中的适用性，更为探索人机协同的教学模式提供了实证案例，标志着化学工程教育向智能化实训转型迈出了关键一步。

GenAI 赋能 TPACK 框架^[4]：由以色列魏茨曼科学研究所 YaelFeldman-Maggor 团队提出，首次将 TPACK 框架与 GenAI 在教育中的应用深度结合。研究通过化学教学典型案例分析，揭示教师 AI 素养的双重维度：既需掌握 TPACK 相关技术能力，又需具备识别 AI 偏见与幻觉等新型知识。这项工作为化学教师的 GenAI 能力培养提供了系统性理论框架，标志着 GenAI 教育应用从工具层面向认知层面的重要跨越。

GenAI 可以帮助学生更有效地解决问题，创造个性化的学习体验，并使抽象的化学概念更加易于理解。但 AI 在化学教学中的有效应用还需一个全面的策略，以确保其优势得以充分实现^[5]。这要求教育工作者深入探讨 AI 在传统课堂中的整

合模式，特别是在优化实验交互、提供实时反馈方面的具体路径，并建立相应的效果评估机制。

参考文献

- [16]. Ma, Kangyong. "AI agents in chemical research: GVIM—an intelligent research assistant system." *Digital Discovery* 4.2 (2025): 355-375.
- [17]. Maughan, Annalise E., Eric S. Toberer, and Alexandra Zevalkink. "Integrating Large Language Models into the Chemistry and Materials Science Laboratory Curricula." *Chemistry of Materials* 37.7 (2025): 2389-2394.
- [18]. Caccavale, Fiammetta, et al. "ChatGMP: A case of AI chatbots in chemical engineering education towards the automation of repetitive tasks." *Computers and Education: Artificial Intelligence* 8 (2025): 100354.
- [19]. Feldman-Maggor, Yael, Ron Blonder, and Giora Alexandron. "Perspectives of generative AI in chemistry education within the TPACK framework." *Journal of Science Education and Technology* 34.1 (2025): 1-12.
- [20]. Alli, A. O. "A Review of the Potential of Artificial Intelligence (AI) in Enhancing Chemistry Education."

人工智能教育应用双周简报

2025年8月11日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着大型语言模型（LLMs）在自然语言交互和跨领域知识整合方面能力的增强，其在教育中的角色正从单一的应答工具扩展为多方协作系统。在智能辅导系统（ITS）中，传统基于规则的专家系统或领域模型虽然能够提供针对性指导，但开发成本高、适用范围窄；而 LLMs 可以用类人语言与学生互动，不再依赖模板化提示，具备广泛的跨学科知识覆盖，并能根据学生的上下文与回答动态调整教学策略^[1]。

LLMs 协作模式在教育中的探索

双智能体沟通模式在数学问题求解中的比较研究^[2]：由佐治亚理工学院 Zhiwei Deng 团队提出，针对以往教育领域多依赖单智能体和提示工程的局限，系统探讨了四种双智能体沟通模式在高难度数学任务中的表现，包括师生交互（Teacher-Student）、同辈合作（Peer-to-Peer Collaboration）、互为教师（Reciprocal Peer Teaching）及批判性辩论（Critical Debate）。实验基于 GPT-4o 在 MATH Level-5 数据集上进行，结果显示同伴合作模式准确率最高（54.10%），且稳定性最佳；师生模式更具结构化引导优势；批判性辩论虽提示频繁，

但不确定性较高。研究强调了沟通模式设计在智能辅导系统中的关键作用。

多智能体反思生成课堂点评^[3]：由北京师范大学教育学部教育技术学院与未来教育高精尖创新中心的卢宇团队提出，针对课堂视频点评依赖专家、成本高且单轮 LLM 生成缺乏深度的问题，设计评论生成与评论评审两个智能体，分别承担情境觉察、学生觉察、知识觉察及基于人工预先定义的评价标准的打分与修改建议，并通过迭代反思确保评论质量。实验在小学数学课堂转写数据上表明，该机制显著提升评论的具体性、多样性与可操作性，尤其在学生思维分析和改进建议方面效果突出。

AI 协作会话代理促进元认知意识^[4]：由荷兰屯特大学 Jara Martens 团队提出，针对协作学习中缺乏元认知调控、讨论低效等问题，设计 CLAIR(Collaborative Learning Agent for Interactive Reasoning) 系统，结合学习分析与 APT 框架，通过模糊专家系统动态选择引导性话语策略(talk moves) 干预(如扩展推理、回顾总结、举例说明等)，引导学习者跨越探索、建模、计划、反思等元认知阶段。实验表明，CLAIR 显著减少低效讨论自循环，提高元认知高效阶段转移频率。

教育批判性思维多智能体框架 EduThink4AI^[5]：由新加坡科技研究局 A*STAR、上海交通大学与南洋理工大学团队提出，针对现有 LLM 在教育中缺乏可解释、可控的批判性

思维过程问题,将教育心理学中的批判性思维模型(**Facione's Core CT Skills**) 系统映射到多智能体架构中。框架包含提问者、推理者、评估者与总结者四类智能体,通过结构化的苏格拉底式对话协作完成论证与探究任务。

LLMs 摆脱了对模板化提示的依赖,具备根据上下文与回答动态调整教学策略的能力,这不仅为由多种 LLMs 分担不同教育职能的多角色协作模式提供了可能,也为 LLMs 与教师或学习者协同完成任务的人机协作模式奠定了基础。在课堂辅导与批判性思维培养等场景中,这一能力将推动学习向更高效、更具互动性的方向发展。

参考文献:

- [21]. Beale, R. (2025). The Revolution Has Arrived: What the Current State of Large Language Models in Education Implies for the Future. arXiv preprint arXiv:2507
- [22]. Zhang, L. et al. (2025). Exploring Communication Strategies for Collaborative LLM Agents in Mathematical Problem-Solving. In: Cristea, A.I., Walker, E., Lu, Y., Santos, O.C., Isotani, S. (eds) Artificial Intelligence in Education. Posters and Late Breaking Results, Workshops and Tutorials, Industry and Innovation Tracks, Practitioners, Doctoral Consortium, Blue Sky, and WideAIED. AIED 2025. Communications in Computer and Information Science, vol 2591 . Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-99264-3_32.
- [23]. Yu, J., Lu, Y. (2025). Facilitating Teacher Coaching: Generating Insightful Comments on Classroom Instruction Through Multi-agent Reflection. In: Cristea, A.I., Walker, E., Lu, Y., Santos, O.C., Isotani, S. (eds) Artificial Intelligence in Education. Posters and Late Breaking Results, Workshops and Tutorials, Industry and Innovation Tracks, Practitioners, Doctoral Consortium, Blue Sky, and WideAIED. AIED 2025. Communications in Computer and Information Science, vol 2591 . Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-99264-3_10.
- [24]. Çini, A., Papadopoulos, P., de Araujo, A., Martens, J. (2025). The Impact of AI-Based Collaborative Conversational Agents on Metacognitive Awareness. In: Cristea, A.I., Walker, E., Lu, Y., Santos, O.C., Isotani, S. (eds) Artificial Intelligence in Education. AIED 2025. Lecture Notes in Computer Science(), vol 15882. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-98465-5_27.
- [25]. Hou, X., Lu, Z., Chen, W., Hu, H., & Guo, Q. (2025). EduThink4AI: Translating Educational Critical Thinking into Multi-Agent LLM Systems. arXiv:2507.15015.<https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.15015>

人工智能教育应用双周简报

2025年8月25日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着人工智能（AI）的兴起，生物学学习质量得到进一步提升。文献综述结果表明，AI 在促进复杂生物学概念可视化、提供适应学生个体能力的自适应学习体验，以及通过虚拟实验室突破实体设施限制开展生物实验等方面发挥着重要作用^[1]。

AI 在生物教育中的作用

长寿游戏访谈模拟器^[2]：由圣约翰费舍尔大学团队提出，专为"衰老科学"生物课程的本科研究体验设计。该工具运用 GPT-4o 和 Claude-3.7 等大语言模型（LLMs）的强大能力，模拟与老年人的访谈场景，有效提升学生的访谈技巧、共情能力及文化胜任力。针对小规模试点研究表明，该模拟器有效提升了学生的自信心、准备程度以及对伦理考量的理解，为培养学生应对真实研究场景提供创新性准备方案。

Biomod AI^[3]：昆士兰科技大学团队捕捉到 RNA 药物在药物研发领域的飞速发展趋势，开发了一项基于生成式 AI（GenAI）工具的计算机模拟实验活动。该活动兼具简洁性与知识性，专注于 RNA 药物设计，旨在为本科生提供独特的 AI

驱动式 RNA 药物设计方法论。据所知，这是 GenAI 首次被应用于本科教学领域的 RNA 药物设计实践。

虚拟助教系统^[4]：由卡斯塔莫努大学团队提出，探索将 OpenAI 开发的 LLMs 作为虚拟助教应用于本科生物学导论实验课程。针对酶活性实验环节学生提出的问题，分别提交给 ChatGPT 和研究生助教组。研究表明，ChatGPT 通过为学生提供答疑资源，有望减轻助教与教师回答基础问题的负担，从而影响本科生物教育生态。

AI 生物学习系统^[5]：由 Dayalbagh 教育学院团队提出，旨在探究 AI 与教育领域的融合路径，构建个性化学习方案，减轻教师工作负荷。AI 学习系统通过知识获取、知识表示与系统开发三个阶段，实现从学科专家处获取知识、利用 MATLAB 进行知识表征，以及完成推理引擎的构建方法。该系统通过融入专家评估、修订建议与专业评审的迭代优化过程，有效保证了系统准确性与可靠性。

在生物学教学领域，虚拟实验室、交互式模拟等创新工具的出现推动了教学模式革新，使学生能够直观理解并参与复杂生物学概念的构建^[6]。然而实施过程中仍面临诸多挑战，包括基础设施不足、教师培训缺乏以及较高的实施成本等制约因素。尽管存在挑战，AI 在生物学教学中的应用具有显著提升学习质量的潜力^[1]。

参考文献:

- [39]. Telaumbanua, D. (2025). The role of artificial intelligence in improving the quality of biology learning. *Cognizance Journal of Multidisciplinary Studies*, 5(1), 78-84.
- [40]. Millen, J. I. (2025). Using generative AI for interview simulations to enhance student research skills in biology education. *Journal of Microbiology and Biology Education*, e00122-25.
- [41]. Idris, A. (2025). Use of a generative AI tool to design RNA-based antiviral therapeutics for undergraduate virology laboratory teaching. *Journal of Microbiology and Biology Education*, e00223-24.
- [42]. Dođru, M. S., & Faulconer, E. K. (2025). ChatGPT as a Virtual Laboratory Teaching Assistant in Undergraduate Biology. *Research in Science Education*, 1-21.
- [43]. Chaturvedi, D. K. (2025). AI based Learning in Biology. In *Integrating Artificial Intelligence in Education: Enhancing Teaching Practices for Future Learning* (pp. 177-198). IGI Global.
- [44]. Ruslanovna, S. D. (2025). THE ROLE OF MODERN TECHNOLOGIES AND ACTIVE LEARNING METHODS IN BIOLOGY TEACHING. *Ответственный редактор*, 11.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 9 月 8 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着人工智能（AI）在教育领域的不断深入，AI 赋能教育已成为教育数智化转型的重要方向。其中，AI 在教育评价中的应用具有关键地位。如何有效利用人工智能推动教育评价创新，已成为学术界关注的核心议题。

AI 赋能教育评价

音乐教育教学评价^[1]：由四川音乐学院的张艳川团队提出，从理论模型、实施路径与科学评估三方面进行教学评价范式的创新突破。研究针对传统音乐教育“教师—课堂—技能中心”范式的三重危机，通过理论建构确立“生命专利”价值内核与“视差共生”运作机理，融合建构主义与联通主义嵌套框架；结合高校课程、跨文化体验与游戏化学习三类场景验证实践路径；采用德尔菲法与 AHP 分析构建“技术适配度—教学成效—艺术素养”三维评价体系，为音乐教育数字化转型提供科学评估工具。

初中编程类教学评价^[2]：由黔南民族师范学院的黄莹莹团队提出，构建基于人工智能的多维度课堂教学智慧评价体系。该体系能够有效提升教学评价的准确性、全面性和客观

性，促进学生个性化发展和教师教学水平提升，同时也为教育管理者优化教育管理提供技术支持。

高等教育教师专业发展能力评价^[3]：由南京邮电大学的肖连杰团队研发，引入多模态数据聚合机制，通过整合 12 类多模态数据源，并结合动态指标体系配置策略，突破传统评价范式，构建一种支持数据自动采集、分析与及时反馈的智能评价系统。系统采用 XGBoost-BiLSTM 混合模型实现教师专业发展能力画像建模，为高等教育高校教师专业发展能力评价提供创新技术框架。

师范生课堂教学语言评价^[4]：由华中师范大学的冯秀梅团队提出，基于师范生教学语言特点构建编码系统，开发自动编码模型，并将其应用于师范生实训视频与优质视频的教学语言对比分析，梳理教学语言存在的问题，输出智能化评价，并提出具有普适性的优化建议，为师范生提供个性化的教学语言指导。

课堂学生行为识别支撑教学评价^[5]：由中国石油大学联合青岛农业大学提出，创新性地以学生课堂行为识别为切入点。研究通过优化 DCV-YOLOv5 深度学习模型，实现对学生课堂行为的精准识别，有效支撑了教学评价实践。研究表明，人工智能在教学评价领域的应用不仅提供了有力的实证支持，也为教育评价理论与实践的紧密结合提供了有益的示范。

AI 赋能教育评价不仅是教育数智化转型的关键环节，也是推动教育创新与高质量发展的重要动力。相关研究的不断深化，将为教育评价体系的重构、师生共同发展以及教育治理能力提升提供坚实支撑。

参考文献：

- [45]. 张艳川.音乐教育的 AI 赋能：从理论到实践的范式转型与评价体系创新[J/OL].成都理工大学学报(社会科学版),1-11[2025-08-24].<https://link.cnki.net/urlid/51.1641.c.20250821.1257.002>.
- [46]. 黄莹莹.AI 背景下智慧评价在初中信息技术编程类课堂教学中的应用探究[J].电脑知识与技术,2025,21(02):137-140.DOI:10.14004/j.cnki.ckt.2025.0044.
- [47]. 肖连杰.基于人工智能的高等教育教师专业发展能力评价系统设计与应用[J].汉字文化,2025,(15):52-54.DOI:10.14014/j.cnki.cn11-2597/g2.2025.15.046.
- [48]. 冯秀梅,蒋雨辰,王依婷.课堂教学语言智能化评价：效用、应用与优化[J].教师教育学报,2025,12(04):51-61.DOI:10.13718/j.cnki.jsjy.2025.04.006.
- [49]. 刘菲,王淑栋.人工智能在教育评价中的应用探究——以课堂学生行为状态识别为例[J].青岛农业大学学报(社会科学版),2025,37(02):155-161.

人工智能教育应用双周简报

2025年9月22日

上海师范大学分析测试与超算中心

人工智能（AI）正在助力个性化学习的快速发展，重塑教育格局，为学习者提供前所未有的学习体验。与传统“一刀切”的教学模式不同，AI技术能够根据学生的个体差异动态调整教学内容、学习路径与反馈方式，从而实现真正意义上的因材施教。

AI 赋能个性化学习

AI 辅导优于课堂主动学习^[1]:由哈佛大学 Gary Kestin 团队提出,针对传统课堂主动学习与 AI 辅导的对比效果展开实证研究。实验基于大学物理课程,采用大规模随机对照实验方法。结果显示, AI 辅导在更短时间内显著提升了学生学习成效,且学生的学习动机和主观体验优于课堂主动学习。研究结果体现 AI 导师系统在高效个性化学习中的潜力。

基础教育中 AI 驱动的智能辅导系统^[2]:由 A.L é tourneau 团队整理,针对基础教育中 AI 智能辅导系统 (ITS) 的应用展开系统综述。研究梳理了近年来多个实证案例,探讨 ITS 在不同年级和学科中的学习效果差异。结果显示, ITS 普遍对学习成绩与参与度有积极影响,但效果受系统设计与实施

环境影响。研究强调未来需关注可扩展性与公平性问题。

高等教育中 AI 对个性化学习的影响^[3]:由 Carlos Merino-Campos 团队整理,系统回顾了 AI 在高等教育个性化学习中的应用。研究涵盖课程推荐、学习路径优化、即时反馈与自动化评估等多个维度,评估 AI 技术对学习表现和教育管理的综合影响。结果表明, AI 能提升学习效率与个性化体验,但在隐私保护、教师培训和伦理规范上仍存在挑战。研究呼吁建立平衡技术与教育人文价值的框架。

AI 导师提供个性化学习^[4]:由 Wiley 教育技术团队提出,聚焦 AI 辅导系统在个性化学习中的实证效果评估。研究从学习成绩提升、教育公平促进和学生体验优化等角度进行综合考察。结果显示, AI 导师在弱势群体与资源有限环境中能显著缩小学习差距,同时为教师减轻部分辅导压力。除此之外,学生对 AI 辅导的接受度存在差异,且不同学科效果不均衡。研究强调了个性化设计与可持续应用的重要性。

基于 KG-RAG 构建自适应 AI 导师^[5]:由 Chenxi Dong 等团队提出,针对传统 AI 辅导在复杂任务中的一致性与准确性不足,提出知识图谱增强的检索增强生成 (KG-RAG) 框架,结合 KG 与 RAG 构建自适应 AI 导师。实验基于 76 名学生的对照研究,结果显示学习评估分数提升约 35%,验证了该方法在跨学科课程中的普适性。研究强调结构化知识与生成模型结合在智能辅导系统中的关键作用。

AI 助力学生个性化学习，其核心优势在于结合学习者的知识水平、兴趣偏好与学习节奏，在学习过程监测、实时辅导支持以及学习效果评估等方面发挥关键作用，未来需继续着力于 AI 伦理问题与师生 AI 能力提升等角度，为教育公平与学习效率提升提供更多可能性。

参考文献：

- [50]. Kestin, G., Miller, K., Klales, A. et al. AI tutoring outperforms in-class active learning: an RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting. *Sci Rep* 15, 17458 (2025).
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-97652-6>
- [51]. Létourneau A, Deslandes Martineau M, Charland P. A systematic review of AI-driven intelligent tutoring systems (ITS) in K-12 education. *npj Science of Learning*, 10, 29[EB/OL].(2025)
- [52]. Merino-Campos C. The impact of artificial intelligence on personalized learning in higher education: A systematic review[J]. *Trends in Higher Education*, 2025, 4(2): 17.
- [53]. Tanchuk N J, Taylor R M. Personalized Learning with AI Tutors: Assessing and Advancing Epistemic Trustworthiness[J]. *Educational Theory*, 2025, 75(2): 327-353.
- [54]. Dong C, Yuan Y, Chen K, et al. How to Build an Adaptive AI Tutor for Any Course Using Knowledge Graph-Enhanced Retrieval-Augmented Generation (KG-RAG)[C]//2025 14th International Conference on Educational and Information Technology (ICEIT). IEEE, 2025: 152-157.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 10 月 6 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着人工智能（AI）在教育领域的快速发展，协作学习与 AI 伙伴逐渐成为研究热点。相关成果不仅展示了 AI 在支持小组互动、增强学习体验、优化教学设计等方面的潜力，也为教育实践提供了新的思路。

协作学习与 AI 伙伴

协作学习智能体框架^[1]：由四川大学团队提出，创新性地构建了 Agent4EDU 教育智能体框架，从“被动助手”“主动教练”“情境代理”三个维度明确 AI 在教育中的角色定位，突破了传统“AI 工具化”范式。研究通过原型实验展示了智能体在课堂小组讨论中的应用，结果表明其能够减少教师重复性劳动并提升讨论深度。该研究强调 AI 的能动性与其角色边界设计，为课堂协作学习引入智能体提供了理论与实践依据。

教育系统响应数据生成^[2]：由清华大学团队提出，构建基于生成式智能体的 EduAgents 数据生成方法，以弥补真实学生数据不足的问题。研究利用智能体模拟学生答题反应，进而优化智能教育系统的训练和评估。实验验证表明，合成数据在准确性和多样性上能够有效逼近真实数据，显著提升教

育模型的鲁棒性与预测能力。该研究为智能教育提供了新的数据供给模式，也为 AI 伙伴的可持续应用奠定了基础。

元认知调节智能体^[3]：由英国布里斯托大学团队提出，研发 Metacognitive AI(MAI)智能体，用于检测小组学习中的社会共享调节学习信号，并在合适时机发出元认知提醒。实验证明，接受 MAI 介入的小组在问题解决策略、讨论条理性及元认知反思频率方面均有显著提升。该研究突破了单一结果评价的传统模式，强调通过 AI 支持学习过程调节，展示了 AI 在促进小组深度学习与合作中的独特价值。

混合现实环境中的 AI 协作伙伴^[4]：由澳大利亚莫纳什大学团队提出，在混合现实（MR）环境中引入虚拟 AI 伙伴，以促进学生的社会共享调节学习。研究通过设计沉浸式场景，验证了 AI 伙伴在增强学习沉浸感、互动性和小组任务组织方面的作用。实验结果显示，AI 介入有效提升了学生的学习动机与参与度。该研究将 AI 伙伴与沉浸式教育结合，开辟了“AI+MR”在教育协作领域的新方向，为未来课堂教学提供了探索样例。

SSRLBot 协作调节智能体^[5]：由香港中文大学团队提出，开发了基于大语言模型的 SSRLBot，聚焦于小组协作中的任务协调与策略指导。该系统能够识别学生互动模式，并动态提供任务分工与概念澄清建议，从而优化小组合作过程。实验证明 SSRLBot 提升了讨论效率与协作质量，但研究也指出

过度依赖 AI 可能削弱学生自主性。该成果为协作学习中的“协调型 AI 伙伴”提供了技术实现路径与实践参考。

教育智能体在课堂讨论、数据生成、元认知调节、任务协调以及沉浸式学习等方面均展现出应用价值，同时也揭示了其在教育创新中的潜力与挑战。未来，如何在保障学生主体性的前提下，进一步发挥 AI 的协作与引导作用，将是教育研究与实践需要持续关注的重要议题。

参考文献：

- [26]. Gao, W., Liu, Q., Yue, L., Yao, F., Lv, R., Zhang, Z., Wang, H., & Huang, Z. (2025). Agent4Edu: Generating learner response data by generative agents for intelligent education systems. arXiv preprint, 2501.10332.
- [27]. Xu, S., et al. (2024). EduAgents: Large language models as student agents for data generation in intelligent tutoring systems. arXiv preprint, 2404.07963.
- [28]. Edwards, J., et al. (2025). Designing artificial agents to detect SSRL and prompt metacognition: Human–AI collaboration for socially shared regulation among learners. *British Journal of Educational Technology*.
- [29]. Dang, B., et al. (2025). Human–AI collaborative learning in mixed reality: Examining artificial agents to facilitate socially shared regulation among learners. *British Journal of Educational Technology*.
- [30]. Huang, X., Gao, J., & Wu, H. (2025). SSRLBot: Designing and developing an LLM-based agent using socially shared regulated learning. arXiv preprint, 2505.00945.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 10 月 20 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着人工智能（AI）与教育测评技术的不断融合，熟练度分析正成为学习评价的重要研究方向。通过对学生的学习过程数据进行深度挖掘与建模，AI 能够动态识别学生在不同知识点上的掌握程度与发展轨迹。基于熟练度分析的智能评价不仅能更准确地反映学生的真实能力水平，还能为教师提供个性化教学决策支持，促进学习过程的持续改进与精准反馈。

熟练度分析

面向熟练度分析的智能辅导框架（GenMentor）^[1]：由香港科技大学团队提出，针对传统智能辅导系统在技能评估方面的不足，构建了 GenMentor 多智能体框架。通过微调大型语言模型将学习者目标映射到技能，并基于动态行为进行熟练度分析，实时识别技能缺口。系统生成优化学习路径，并通过探索-草稿-整合机制动态调整学习内容，帮助学习者沿最优路线提升技能。实验与应用表明，GenMentor 能量化熟练度并提供可解释认知状态反馈，为个性化教学与目标导向学习提供支持。

智能编程辅导与熟练度分析模型（TRAVEL）^[2]：由香港理工

大学团队提出，构建了 Trace-and-Verify (TRAVER) 智能辅导流程。通过知识追踪动态评估学生认知状态与编程熟练度，并结合逐步验证确保任务完成。自动评估协议 DICT 可量化智能体对熟练度掌握的准确性。实验显示 TRAVER 显著提升任务完成率，并为教师提供可解释技能发展反馈，为编程教育的个性化教学与智能评价提供实践支持。

熟练度分类检测模型 (Proficiency Taxonomy Model, PTM)^[3]：由本·古里安大学团队提出，旨在实现对编程学习者的早期困难识别。研究构建面向编码过程的熟练度分类体系，对学生解决任务方式进行层次化建模，并嵌入检测模型。PTM 基于历史编程记录学习技能水平，并预测新任务潜在困难。在初级 Java 与 Python 数据集上验证显示，PTM 在识别困难学生方面优于现有方法，为早期学习干预和个性化支持提供理论与实践依据。

视觉语言熟练度评估模型 (ProfVLM)^[4]：由博尔扎诺自由大学团队提出，将技能熟练度估计转化为生成式视觉语言推理。通过 AttentiveGatedProjector 动态融合第一视角与第三视角视频特征，并生成专家式反馈，实现智能评估与解释。在 EgoExo4D 数据集上表现优异，同时大幅减少参数量与训练成本。该模型为教育提供可解释评估方案，使教师通过自然语言反馈精准了解学生技能发展，促进个性化指导与实践教学智能化。

Python 熟练度层级评估方法^[5]：由奈良先端科学技术大学院大学团队提出，将编程熟练度类比语言学习，将 Python 构件按理解难度划分层级，从基础 print 语句到高级抽象基类，衡量开发者理解源代码所需熟练度。方法通过分析入门教材的构件引入顺序，发现教材顺序与现有熟练度划分存在差异，强调教材在能力评估中的价值，为编程教育的能力分层与学习进阶提供理论与实践支持。

熟练度分析在学习过程诊断、个性化辅导、任务分层、技能进阶以及学习成效反馈等方面均展现出重要作用，同时也揭示了其在教育评价与教学优化中的潜力与挑战。未来，如何在保障学生自主学习的前提下，更精准地利用熟练度分析指导教学设计与学习干预，将成为教育研究与实践持续关注的核心议题。

参考文献：

- [1]. Wang, Tianfu, et al. "Llm-powered multi-agent framework for goal-oriented learning in intelligent tutoring system." Companion Proceedings of the ACM on Web Conference 2025. 2025.
- [2]. Wang, Jian, et al. "Training Turn-by-Turn Verifiers for Dialogue Tutoring Agents: The Curious Case of LLMs as Your Coding Tutors." arXiv e-prints (2025): arXiv-2502.
- [3]. Schwartz, Noga, et al. "Detecting Struggling Student Programmers using Proficiency Taxonomies." arXiv e-prints (2025): arXiv-2508.
- [4]. Bianchi, Edoardo, Jacopo Staiano, and Antonio Liotta. "ProfVLM: A Lightweight Video-Language Model for Multi-View Proficiency Estimation." arXiv e-prints (2025): arXiv-2509.
- [5]. Rojpaisarnkit, Ruksit, et al. "Towards Identifying Code Proficiency Through the Analysis of Python Textbooks." 2024 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME). IEEE, 2024.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 11 月 3 日

上海师范大学分析测试与超算中心

人工智能（AI）的推理能力正从语言与符号层面的演绎，迈向对视觉表征中蕴含的物理逻辑的理解。继 RLVR 系列方法在数学与程序任务中显著增强模型的验证式推理能力后，研究者开始尝试将其推广到物理学习领域。但与语言或方程可验证的推理不同，物理学习的难点在于图像本身承载了物理逻辑概念。AI 不仅要识别视觉元素，更需在视觉空间内形成符合物理规律的内在逻辑一致性。这使得“视觉-逻辑”的深度耦合成为当前 AI 物理学习研究的核心趋势。

一、构建高难度、高保真的多模态物理问题基准（Benchmarks），测试“视觉-逻辑”的深度耦合能力

中山大学与苏黎世联邦理工学院等团队联合提出的多模态基准 SeePhys^[1]旨在系统评测大模型在物理领域的“视觉-逻辑”推理能力。研究构建了覆盖中学至博士水平的 2000 道多模态物理题，涵盖 7 大物理学领域与 21 类图表类型，其中 75% 问题为视觉必需型。研究以“视觉可选，视觉必需”分级设计实验，揭示即便是最强模型（Gemini-2.5-Pro、OpenAI-o4-mini）在该任务上准确率仍不足 55%，暴露出模

型在图表理解、物理建模与因果推理耦合方面的显著短板。该工作通过建立统一评价框架和人机对照实验，为未来 AI 在视觉物理推理与科学认知建模中的发展提供了标准化测试基准。

香港中文大学（深圳）团队提出多模态物理基准 Multi-Physics^[2]，针对物理推理评测中学科覆盖不足、缺乏逐步推理评估及英文偏向等问题，构建首个中文多学科物理推理基准，涵盖 11 门学科、5 个难度等级、1,412 道带图选择题。研究采用双重评估框架（答案准确率+推理链完整性）测评 20 个多模态大模型，结果表明视觉信息可显著增强模型在受力分析与电磁感应等任务中的逻辑一致性。

二、提出与“辅助”框架将复杂的物理视觉信息“翻译”成 LLM 能理解的结构化逻辑

北卡罗来纳大学教堂山分校与上海人工智能实验室等团队联合提出一种视觉诱导的物理方程推理模型 VIPER-R1^[3]。该模型通过“运动结构归纳”和“奖励引导符号校准”两阶段训练，将视觉感知、轨迹数据与符号逻辑深度融合，仿真物理学家从观察到建模的推理过程。

中山大学与苏黎世联邦理工学院团队提出综述性框架 Physical AI^[4]，系统梳理 AI 在物理理解中的四大核心能力：感知、推理、建模与交互。研究汇总 300 余篇成果，揭示当

前模型在物理感知与推理脱节、仿真与现实断层等问题，并提出“物理对齐学习”框架，以物理规律为统一约束，推动AI向可解释、可验证的通用物理智能发展。

北京大学团队提出字幕辅助推理方法^[5]，以结构化文本描述替代复杂图像输入，从而强化视觉与语言的语义对齐。模型通过结构化字幕生成、图像再整合、格式优化与批判性复核四步推理流程，显著提升多模态模型在物理题中的稳定性与可解释性。实验表明，该方法在 ICML 2025 SeePhys 挑战赛中取得第一名，总体准确率达 66%。研究结果证明，高质量字幕可有效弥合视觉感知与符号推理间的鸿沟，为多模态科学推理提供了通用范式。

AI 在物理推理中正从符号逻辑迈向“视觉—逻辑”的深度耦合。通过高难度多模态基准（如 SeePhys）和结构化辅助推理方法，研究正致力于让 AI 模拟人类科学家从观察到建模的过程。这一进步不仅加速了 AI 向通用物理智能的演进，更深刻启示教育界：未来科学教育应重点培养学生在复杂视觉信息中提炼物理逻辑、进行跨模态思维和结构化建模的关键能力。

参考文献：

- [55]. Xiang, K., Li, H., Zhang, T.J., Huang, Y., Liu, Z., Qu, P., He, J., Chen, J., Yuan, Y., Han, J., Xu, H., Li, H., Sachan, M., & Liang, X. (2025). SeePhys: Does Seeing Help Thinking? - Benchmarking Vision-Based Physics Reasoning. ArXiv, abs/2505.19099.
- [56]. Luo, Z., Yin, Z., Guo, Y., Wang, Z., Zhu, J., & Tang, X. (2025). Multi-Physics: A Comprehensive Benchmark for

- Multimodal LLMs Reasoning on Chinese Multi-Subject Physics Problems. ArXiv, abs/2509.15839.
- [57]. Liu, J., Lai, S., Li, P., Yu, D., Zhou, W., Zhou, Y., Xia, P., Wang, Z., Chen, X., Tang, S., Bai, L., Ouyang, W., Ding, M., Yao, H., & Wang, A. (2025). Mimicking the Physicist's Eye:A VLM-centric Approach for Physics Formula Discovery. ArXiv, abs/2508.17380.
- [58]. Xiang, K., Zhang, T.J., Huang, Y., He, J., Liu, Z., Tang, Y., Zhou, R., Luo, L., Wen, Y., Chen, X., Lin, B., Han, J., Xu, H., Li, H., Dong, B., & Liang, X. (2025). Aligning Perception, Reasoning, Modeling and Interaction: A Survey on Physical AI.
- [59]. Liang, H., Wu, R., Zeng, B., Niu, J., Zhang, W., & Dong, B. (2025). Multimodal Reasoning for Science: Technical Report and 1st Place Solution to the ICML 2025 SeePhys Challenge. ArXiv, abs/2509.06079.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 11 月 17 日

上海师范大学分析测试与超算中心

教育智能化转型浪潮下，人工智能（AI）技术正深度赋能教学场景革新，针对行业数据稀缺、分析低效等核心瓶颈，一批创新技术框架与系统应运而生，为教育高质量发展注入强劲动能。

AI 赋能课堂话语分析

EduDCM 教育对话分类数据集自动构建框架^[1]：由华东师范大学团队联合澳门城市大学团队研发，聚焦低资源教育场景标注数据稀缺、人工标注成本高的痛点。创新融合远程监督与大语言模型（LLM）能力，通过 LLM 驱动的上下文感知标签生成、启发式对齐及语义消歧技术降低噪声，自动化构建高质量数据集，研究产出含 5200 条多场景课堂对话的 EduTalk 数据集。

AI 驱动的 K12 对话交互分析方案^[2]：由香港大学团队研发，破解在线一对一辅导对话动态不明、人工分析低效且适用性差的问题。创新设计 6 大类 15 种对话行为编码体系，整合 ChatGPT 数据增强与 Roberta 预训练模型构建自动标注模型，结合滞后序列分析技术，深度解析不同学段辅导对话特征与

交互模式，为分学段辅导策略优化、个性化教学提升提供数据支撑与技术范式。

AGKA 教育文本分类知识增强框架^[3]：由华中师范大学团队联合莫纳什大学团队研发，针对 LLMs 在学习参与度分类中领域知识不足、泛化性评估缺失的痛点。创新提出标注指南知识增强方案，通过 GPT-4.0 提取标签定义构建结构化字典，搭配随机欠采样选代表性示例与层级标签匹配机制优化 LLM 输出，同步建立 6 个涵盖行为、情感、认知维度的 LEC 基准数据集，推动教育 NLP 向低资源、高精度发展。

AI 支持的课堂对话质量提升分析框架^[4]：由陕西师范大学团队研发，旨在解决 AI 与课堂对话融合不充分、人工分析低效反馈滞后的问题。创新整合对话导向互动课堂与 AI 驱动分析系统，以 6 名职前教师分组实验验证，接收 AI 及时反馈的实验组课堂对话质量显著提升，提问与反馈类话语占比增高，构建起 pedagogy 理论与信息技术融合的分析范式，为教学策略优化提供高效支撑。

高质量课堂对话自动分析系统^[5]：由华东师范大学团队研发，旨在攻克传统分析中人工转录编码费力、主观偏差大，及现有自动化方法缺乏解释性的痛点。创新整合 IRE-9 扩展框架、加涅九事件教学法与 STPG 角色分类体系，设计融入说话人嵌入的层级式分类算法，结合多智能体 LLM 摘要与可视化技术，实现课堂对话自动预处理、精准分类、智能总结

与直观呈现，推动分析向自动化、精准化、可解释化转型，为教学质量评估与策略优化提供数据驱动工具。

这些技术成果重塑了教育场景分析范式，推动教学互动与质量评估迈入智能化新阶段，为全球教育数字化转型与高质量发展提供了核心支撑与创新路径。

参考文献：

- [31]. Qi, C., Zheng, L., Wei, Y., Xu, H., Chen, P., & Gu, X. (2024). EduDCM: A Novel Framework for Automatic Educational Dialogue Classification Dataset Construction via Distant Supervision and Large Language Models. *Applied Sciences*, 15(1), 154.
- [32]. Wang, D., Shan, D., Ju, R., Kao, B., Zhang, C., & Chen, G. (2025). Investigating dialogic interaction in K12 online one-on-one mathematics tutoring using AI and sequence mining techniques. *Education and Information Technologies*, 30(7), 9215-9240.
- [33]. Liu, S., Liu, S., Sha, L., Zeng, Z., Gašević, D., & Liu, Z. (2025). Annotation Guideline-Based Knowledge Augmentation: Towards Enhancing Large Language Models for Educational Text Classification. *IEEE Transactions on Learning Technologies*.
- [34]. Li, X., Han, G., Fang, B., & He, J. (2025). Advancing the in-class dialogic quality: Developing an artificial intelligence-supported framework for classroom dialogue analysis. *The Asia-Pacific Education Researcher*, 34(1), 495-509.
- [35]. Jia, L., Sun, H., Jiang, J., & Yang, X. (2025). High-Quality Classroom Dialogue Automatic Analysis System. *Applied Sciences* (2076-3417), 15(3).

人工智能教育应用双周简报

2025 年 12 月 01 日

上海师范大学分析测试与超算中心

在教育数字化转型与编程教育纳入基础教育核心课程的时代背景下，如何突破传统教学“一刀切”局限、实现精准化育人成为关键命题。编程学习兼具逻辑性与实践性，学习者在知识理解、技能应用等方面的认知差异显著，传统评估模式难以精准捕捉思维卡点与能力短板。认知诊断技术凭借对学习过程的深度解构与数据赋能，为破解编程教育中个性化教学缺失、评估维度单一等痛点提供了新路径，成为连接技术应用与教育本质的重要桥梁，推动编程教育从技能传授向思维培养的深层次转型。

认知诊断在编程教育中的应用

认知诊断驱动的差异化教学：初中生计算思维培养的实证研究——以“数据链表”为例^[1]：由上海市实验学校的马颖莹老师构建了“认知诊断—起点定位—资源适配—教学实施”的差异化教学实践路径。通过开发的二阶认知诊断工具，识别出学生“概念模糊”“张冠李戴”“表未及里”“基本科学”四类认知起点，并据此设计个性化干预资源应用于教学实践。

基于认知诊断的编程学习评估系统的设计与实现^[2]：由山东大学的张勇强设计并实现一个基于认知诊断的编程学习评估系统，为学员提供方便的编程实践环境。该系统包括编程题目资源维护、在线代码编辑、实时判题等功能，能够满足学员的编程学习需要。目前，该系统已在中小学生的编程学习过程中投入使用，能够为学员提供完整的编程实践环境与准确的学习评估服务。

评估入门编程学生的技能掌握^[3]：由北菲律宾大学的曼努埃尔·B·加西亚采用认知诊断建模方法评估编程学生的技能掌握度，不仅有助于即时提升编程教育，也为更深入理解认知技能发展及其影响奠定了基础。

增强计算思维评估^[4]：由华中师范大学的朱莎团队创新地应用了多模认知诊断模型评估学生的认知测试，提高了评估的准确性，并揭示了驱动学生在情境任务中表现的潜在机制。

编程学习中深度知识追踪与个性化习题推荐研究^[5]：由内蒙古师范大学的王东奇聚焦编程学习过程，围绕个性化学习涉及的三大核心要素(学习者、习题、推荐策略)，开展编程学习中深度知识追踪与个性化习题推荐研究。

认知诊断为编程教育的提质增效注入了核心动能，面对编程教育普及中的差异化需求，认知诊断技术通过整合多维度学习数据、优化诊断模型与工具，有效破解了认知状态评

估模糊、教学干预缺乏针对性等难题。这一实践既契合了教育数字化对精准教学的要求，也为培养青少年计算思维与创新能力提供了支撑，未来将在技术融合与实践深化中持续赋能编程教育高质量发展。

参考文献：

- [1] 马颖莹. 认知诊断驱动的差异化教学：初中生计算思维培养的实证研究——以“数据链表”为例[J]. 教育传播与技术, 2025, (03): 11-16.
- [2] 张勇强. 基于认知诊断的编程学习评估系统的设计与实现[D]. 山东大学: 2024.
DOI:10.27272/d.cnki.gshdu.2024.001476.
- [3] Garcia, M.B. Profiling the skill mastery of introductory programming students: A cognitive diagnostic modeling approach[J]. Educ Inf Technol, 2025, 30: 6455–6481. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13039-6>.
- [4] Yang S, Zhu S, Qin W. Enhancing computational thinking assessment: A multimodal cognitive diagnostic approach[J]. Thinking Skills and Creativity, 2025, 56: 101752.
- [5] 王东奇. 编程学习中深度知识追踪与个性化习题推荐研究[D]. 内蒙古师范大学: 2025.
DOI:10.27230/d.cnki.gnmsu.2025.000725.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 12 月 15 日

上海师范大学分析测试与超算中心

在数字教育与人工智能深度融合的时代，自适应学习作为连接技术创新与教育本质的核心范式，正重塑传统“一刀切”的教学模式，成为实现个性化、精准化教育的关键路径。它依托人工智能、机器学习、教育数据挖掘等技术，通过动态采集和分析学习者的知识水平、学习行为、认知特征等多维度数据，构建精准的学习者画像与知识图谱，进而实时调整学习内容的难度、序列、呈现形式及反馈策略，为每个学习者匹配适配其能力与需求的个性化学习路径^{[1][4]}。

自适应学习的多场景教育实践

K12 与高等教育的个性化教学:在基础教育阶段，YiXue 松鼠 AI 数学自适应学习平台可根据学生能力动态调整学习内容，实验显示使用该平台的中小学生在数学测试中，小班和大班场景下分别有 75.5%和 64.4%的学生成绩高于传统教学组均值；TECH8 系统针对斯洛文尼亚中学生开展科技学科自适应教学，学生总结性评估成绩较对照组提升超 10%。在高等教育领域，亚利桑那州立大学将 ThoTh Lab 虚拟实验平台与自适应学习结合，65%的网络安全专业学生实现成绩提

升；Realizeit 平台应用于心理学课程后，78%的学生表示愿意继续参与该模式的课程学习^[1]。

职业教育与跨学科学习适配:自适应学习也适配职业教育的技能培训需求，针对在职教师的 TPACK 能力提升项目中，使用自适应学习系统的教师测试平均分达 230.67，显著高于传统系统的 191.97^[1]。在跨学科场景中，融合多模态 AI 技术的自适应系统可覆盖 STEM、人文及创意学科^[5]，如 BACH 脑机接口系统能根据认知负荷调整音乐训练难度，有效降低演奏失误率^[1]。

学习分析与教学干预优化:学习分析技术与自适应学习的结合，为教师提供了实时学情监测工具。YiXue 平台的学情仪表盘可呈现学生答题时长与提交状态，佐治亚州立大学通过学习分析数据优化课程设计，实现了教学策略的精准调整。同时，开放学习者模型（OLM）的应用，让学生能够直观查看自身知识掌握层级，提升了学习的自主性与透明度^[1]。

当前自适应学习已在技术架构、算法能力与场景落地层面实现关键突破，但其规模化应用仍需攻克隐私保护、算法可解释性与跨学科适配三大瓶颈^{[1][3]}。未来需依托轻量化模型、伦理增强技术与多模态融合，推动自适应学习向更公平、普惠的方向演进，同时持续优化 DLKT 算法的效率与精度，为个性化教育规模化筑牢技术根基^{[2][5]}。

参考文献:

[1] Tan L Y, Hu S, Yeo D J, et al. Artificial Intelligence-Enabled Adaptive Learning Platforms: A Review[J]. Computers

- and Education: Artificial Intelligence, 2025: 100429.
- [2] Yao Y, González-Vélez H. AI-Powered System to Facilitate Personalized Adaptive Learning in Digital Transformation[J]. Applied Sciences, 2025, 15(9): 4989.
 - [3] Liu Z, Guo T, Liang Q, et al. Deep Learning Based Knowledge Tracing: A Review, A Tool and Empirical Studies[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2025.
 - [4] Merino-Campos C. The impact of artificial intelligence on personalized learning in higher education: A systematic review[J]. Trends in Higher Education, 2025, 4(2): 17.
 - [5] Endla P, Jayapriya N, Savitha P, et al. Adaptive Learning Algorithms for Personalized Education Systems Bridging Artificial Intelligence and Pedagogy[C]//ITM Web of Conferences. EDP Sciences, 2025, 76: 05007.

人工智能教育应用双周简报

2025 年 12 月 29 日

上海师范大学分析测试与超算中心

人工智能技术的持续发展正深刻重塑 STEM 教育的目标与实施方式，AI 在中小学及基础教育中的作用已由教学辅助转向驱动教学模式与学习方式变革。相关研究不断深化，在系统综述、实证检验与价值反思等方面形成较为完整的研究脉络，本文据此对人工智能与 STEM 教育融合的主要进展与核心议题加以概括。

人工智能赋能 STEM 教育的研究进展与关键议题

高中 STEM 教育中人工智能应用研究综述^[1]: 由德国维尔茨堡大学数学教育研究所团队提出，该研究通过系统综述梳理了人工智能在高中 STEM 教育中的主要应用形态与研究特征。研究发现，相关工作主要集中于智能辅导、学习分析和自动反馈，在提升学生学业表现与学习投入方面具有积极效果，但整体仍侧重技术功能验证，对学习过程机制、教师角色及课程整合的探讨不足。文章强调需在真实课堂情境中开展长期系统研究，以促进人工智能在高中 STEM 教育中的可持续应用。

AI 赋能个性化 STEM 教育的元分析研究^[2]: 由北京大学教

育学院贾积有教授团队联合香港教育大学等机构提出。该研究通过对多项随机对照实验的系统整合，量化评估了人工智能支持的个性化教学在 K-12 阶段 STEM 教育中的整体成效。研究表明，AI 个性化干预在提升学生学习成绩与学习效果方面呈现显著正向影响，研究证实 AI 干预在学段上存在显著差异，中学阶段的效应量（Effect Size）明显高于小学。进一步分析发现，当智能技术与课堂教学深度融合时，其教育效果更为显著。该研究为人工智能支持个性化 STEM 教育提供了可靠的循证依据，并为教学设计中技术选择与实施条件提供了参考框架。

生成式人工智能在中学 STEM 教育中的价值取向分析^[3]：由德国路德维希堡教育大学与柏林自由大学的 Peter Wulff 和 Marcus Kubsch 团队提出，该研究从人类发展与教育价值的视角出发，对生成式人工智能在中学 STEM 教育中的应用研究进行了系统梳理。研究指出，现有文献普遍侧重学习成绩与工具效能评估，对学生主体性、伦理素养与意义建构等关键维度关注不足，同时在研究对象与应用情境上存在一定失衡。文章强调，人工智能融入 STEM 教育应坚持以人为本，将技术应用与价值引导、伦理反思及能力培养有机结合。

人工智能与 STEM 教育交叉研究的主题演进分析^[4]：由哈萨克斯坦教育科研机构联合团队提出，该研究系统梳理了人工智能与 STEM 教育融合领域的主要研究热点与发展瓶颈，

指出学习分析、智能评测与自适应教学正逐步成为核心研究方向。但与此同时，相关研究仍面临理论基础薄弱、教师专业支持不足及教育公平性问题突出等挑战。文章提出，应构建契合 STEM 学科特性的人工智能教育理论框架，加强教师与学生的 AI 素养培养，推动技术应用、教学实践与教育目标之间的协同发展。

人工智能为 STEM 教育带来了前所未有的个性化可能，但同时也对教师的 AI 素养和教育公平性提出了挑战。未来的实践应致力于构建“技术应用、教学实践与价值引导”三位一体的协同框架，确保 AI 在提升教学效能的同时，真正服务于学生的高阶思维发展与人类福祉。

参考文献：

- [6]. Fock, A., & Siller, H. S. (2025). Generative artificial intelligence in secondary STEM education in the light of Human Flourishing: A scoping literature review. **International Journal of STEM Education**. Advance online publication.
- [7]. Li, S., Zeng, C., Liu, H., Jia, J., Liang, M., Cha, Y., ... & Wu, X. (2025). A meta-analysis of AI-enabled personalized STEM education in schools. **International Journal of STEM Education**, **12*(1)*, 58.
- [8]. Wulff, P., & Kubsch, M. (2025). Learning against the machine: The double edged sword of (Gen) AI in STEM education. **International Journal of STEM Education**, **12*(1)*, 66.
- [9]. Akhmetova, A. I., Sovetkanova, D. M., Komekbayeva, L. K., Abdrakhmanov, A. E., Yessenuly, D., & Serikova, O. S. (2025). A systematic review of artificial intelligence in high school STEM education research. **Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education**, **21*(4)*, em2623.

人工智能教育应用双周简报

2026年1月12日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着人工智能（AI）技术在教育领域的不断渗透，其应用对象正从以学生为中心的学习支持，逐步扩展至以教师为核心的专业发展支持。教师专业发展（Teacher Professional Development）是提升教学质量与促进教育系统可持续发展的关键因素。传统教师培训往往依赖集中式讲座或经验分享，难以持续跟踪教师教学实践与个体成长需求。人工智能技术，尤其是基于数据分析与自然语言处理的方法，为教师教学反思、教学能力诊断与持续专业学习提供了新的技术路径。当前研究逐渐关注 AI 如何通过分析教学行为、教学文本与课堂数据，支持教师形成性反思与专业成长。

AI 支持教师专业发展的研究进展

人工智能驱动的教师教学反思支持系统研究^[1]：Holtappels 等学者的研究探讨了基于自然语言处理的系统如何分析教师教学反思文本，为教师提供结构化反馈。研究基于职前教师的教学反思日志，利用文本挖掘识别反思深度与关注焦点。结果表明，AI 反馈能够显著提升教师反思的层次性与具体性，促进由描述性反思向批判性反思转变。

基于课堂数据分析的教师专业学习支持框架^[2]：Ngoon等学者从学习分析视角提出。该框架将课堂互动数据用于支持教师专业学习。研究强调通过自动化分析课堂行为模式，帮助教师识别教学策略的效果差异。结果显示，数据驱动的反馈有助于教师调整教学决策，并提升其对学生学习过程的理解。

人工智能在教师持续专业发展中的系统性综述^[3]：Tan等学者对AI支持教师专业发展的研究进行了系统综述，涵盖智能反馈、教学行为分析与教师学习平台等方向。研究发现，AI在教师专业发展中的主要价值在于提供持续、情境化的反馈，但现有研究多集中于小规模实验，缺乏长期追踪研究。

基于视频分析的AI教师教学行为反馈研究^[4]：Demszky等学者的实证研究探讨了计算机视觉与机器学习在课堂视频分析中的应用，用于自动识别教师提问方式、讲解节奏与互动模式。实验结果表明，AI生成的教学行为指标能够有效支持教师进行基于证据的教学反思。

生成式人工智能在教师学习中的潜在作用^[5]：Zhai学者研究了生成式AI在教师专业学习中的应用前景，指出生成式模型可支持教学设计构思、教学案例反思与专业对话模拟。研究同时强调，需要明确AI在教师发展中的辅助角色，以避免削弱教师的专业自主性。

总体来看，近两年的研究表明，人工智能正逐步成为支持教师专业发展的重要技术手段，其作用重点已从辅助教学决策扩展到促进教师深度反思与持续专业学习。基于自然语言处理、学习分析与计算机视觉的 AI 系统，能够对教师反思文本、课堂互动数据和教学行为进行自动化分析，并生成具有针对性的反馈，从而帮助教师更清晰地识别教学问题、优化教学策略并提升反思层次。同时，生成式人工智能为教师教学设计构思、案例反思和专业对话提供了新的可能性，增强了教师专业学习的灵活性与情境适应性。然而，现有研究多集中于短期或小规模应用，未来仍需在长期效果验证、伦理规范与教师专业自主性保障等方面进一步深化研究，以实现 AI 与教师专业发展的协同共进。

参考文献：

- [36]. Holtappels, H.-G., & Rohlf, C. (2025). Promoting Reflection Skills of Pre-Service Teachers—The Power of AI-Generated Feedback. *Education Sciences*, 15(10), 1315. <https://doi.org/10.3390/educsci15101315>
- [37]. Ngoon, T. J., Sushil, S., Stewart, A., Lee, U.-S., Venkatraman, S., Thawani, N., Mitra, P., Clarke, S., Zimmerman, J., & Ogan, A. (2024). *ClassInSight: Designing Conversation Support Tools to Visualize Classroom Discussion for Personalized Teacher Professional Development*. arXiv:2403.00954. <https://arxiv.org/abs/2403.00954>
- [38]. Tan X, Cheng G, Ling M H. Artificial intelligence in teaching and teacher professional development: A systematic review[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2025, 8: 100355.
- [39]. Demszky D, Liu J, Hill H C, et al. Automated feedback improves teachers' questioning quality in brick-and-mortar classrooms: Opportunities for further enhancement[J]. *Computers & Education*, 2025, 227: 105183.
- [40]. Zhai, X. (2025). Transforming Teachers' Roles and Agencies in the Era of Generative AI: Perceptions, Acceptance, Knowledge, and Practices. *Journal of Science Education and Technology*, 34, 1323–1333. <https://doi.org/10.1007/s10956-024-10174-0>

人工智能教育应用双周简报

2026年1月26日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着生成式人工智能（GenAI）在教学场景中的渗透，AI应用的重心正从“功能实现”转向“伦理治理”。如何在享受技术红利的同时，应对算法偏见、认知自主性丧失及数据隐私等挑战，已成为全球教育界必须直面的一道坎。

AI 赋能教育伦理与治理

儿童 AI 伦理风险的系统性审视^[1]：由牛津大学研究团队提出。研究指出当前的 AI 伦理准则大多基于成人视角，严重忽视了儿童在认知发育阶段对 AI 的高度心理依赖与情感易感性。研究强调，在 AI 算法进行提取特征与逻辑推理时，应当嵌入专门针对未成年人的保护权重，防止模型输出对青少年的价值观产生潜在误导或认知操纵。

生成式 AI 教学应用的伦理与政策框架^[2]：由国际教育技术研究团队提出。该研究深入剖析了生成式 AI 可能导致的“认知懒惰”与独立思考能力弱化风险，并提出了一种改进方法：即构建“脚手架式伦理评估模型”。该模型建议将 AI 定位为思维启发工具而非直接的答案来源，通过对比实验分

析 AI 介入程度对学生自主学习动机的实际影响,从而建立分级的教学应用规范。

教育 AI 的可解释性与透明度治理研究^[3]: 由欧洲数字教育研究团队提出。针对“黑盒算法”在学生评价中产生的不透明决策问题,研究探讨了可解释人工智能(XAI)的实施路径。研究强调教育管理者和教师应能清晰理解 AI 评价逻辑的推导路径,而非仅仅被动接受系统给出的分数,这种技术透明度是确保教育评估程序正义与师生信任的伦理必然要求。

自动化评价中的算法偏见与公平性实证^[4]: 由宾夕法尼亚大学及相关科研团队提出。研究通过长期的实证分析发现,若训练数据存在隐性偏差, AI 模型在进行自动评分时,会因学生的语言风格、文化背景或社会地位差异而产生系统性的歧视。研究建议从系统底层构建统一的伦理监管框架,强制所有学科评估模块必须遵循预设的公平性审查逻辑,从技术架构源头预防不公正评价结果的产生。

科学研究与教育写作中的 AI 使用伦理指南^[5]: 由跨学科伦理委员会提出。研究针对高校学术诚信教育,明确了“AI 辅助工具”与“人类作者身份”的本质界限。研究提出了包含透明披露、人类审核、责任自负在内的九项核心指导原则,为高校建立数智化时代的学术规范、防范技术滥用以及维护学术生态的可持续发展提供了权威的治理蓝图。

人工智能教育应用的治理不仅是技术层面的约束，更是教育价值观的底层重塑。从“算法驱动”走向“伦理引领”，将为教育数智化转型提供必要的安全红绿灯，确保人工智能始终服务于人类的全面发展与教育公平。

参考文献：

- [60]. STOYANOV S, et al. Challenges and opportunities in translating ethical AI principles into practice for children [J]. *Nature Machine Intelligence*, 2024, 6: 245-247.
- [61]. CHIU T K F, et al. Generative AI in Education: A review of ethical, pedagogical, and policy implications [J]. *Computers & Education*, 2025, 224: 105022.
- [62]. KHOSRAVI H, et al. Explainable AI in education: A multi-stakeholder approach to transparency and ethical practice [J]. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 2024, 17: 123-138.
- [63]. BAKER R S, et al. Algorithmic Bias in Education: Examining the impact of AI-driven decision making [J]. *British Journal of Educational Technology*, 2025, 56(1): 88-105.
- [64]. SMITH A, et al. The ethics of using artificial intelligence in scientific research: new guidance needed for a new tool [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 120577.

人工智能教育应用双周简报

2026 年 2 月 9 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着大模型从通用对话工具走向教育智能体，研究重心正由“准确回答”转向“支持学习”。当前研究普遍围绕让智能体在多轮交互中具备可控、可解释、可评估的教学行为，即能够持续诊断学习者状态、提供循序渐进的引导性反馈，并在安全边界内促进学习增益。与此同时，如何用更贴近真实教学过程的评测框架刻画这种能力，并避免模型不稳定话术与越界输出带来的风险，成为教育智能体研究的关键议题。

可控可评的对话式教学智能体框架

教学对话状态空间自动构建框架 MWPTutor^[1]：由瑞士苏黎世联邦理工学院团队提出。该研究针对提示词驱动的家教智能体难以稳定执行细粒度教学策略且容易越界（如直接泄露答案）的问题，同时避免了传统家教系统需要专家手工编写庞大对话状态空间的高成本。其核心采用混合范式：先由学习科学专家用有限状态机式的对话策略图定义可控的教学流程，再由大模型生成并填充每个状态下的具体话术与解题步骤。在实现上，系统先将题目拆解为每一步仅进行一次计算的多条解题路径，合并成解题树；再将学生逐步作答与

解题树对齐以定位错误点，并通过自动检测机制减少提前泄露最终答案的风险。

多智能体多轮对话教学能力评测框架 EducationQ^[2]：华南理工大学团队联合广东省教育创新研究院提出。该框架针对现有教育评测多停留在单轮问答、难反映真实教学中持续追问与诊断性反馈的问题，构建了由教师智能体、学生智能体与评估智能体组成的闭环流程。采用前测建立学生基线、再进行多轮课堂式的形成性评价对话、最后后测量化学习增益的设计，使教学效果与过程策略质量能够同时被评价。作者还基于 GPQA 与 MMLU Pro 构建分层题集对 14 个模型进行对比，发现模型规模与通用推理并不必然带来更高的教学有效性，且其过程评价与教育专家判断具有较好一致性。

大模型驱动的沉浸式教学智能体设计^[3]：由香港科技大学广州团队提出。该团队围绕滕王阁历史学习场景，让同一虚拟导师智能体在对话中能够根据学习者提问自适应切换角色与动作，以缓解传统虚拟导师角色固定与反馈形式单一的问题。系统在虚拟现实环境中引入三类角色叙事视角，包括滕王、王勃与考古专家，并配套一套动作库用于讲解、自然表达与情境化表演。实验表明，角色切换主要提升学习者对导师可信度与专业性的感知，但过于频繁会破坏连贯性；动作切换主要增强社交临场感与拟人感，对学习动机与认知负荷的影响不明显。

大模型驱动的可教型智能体 MatlabTutee^[4]：由乔治亚理工学院团队提出。该团队在大学计算机导论课程中设计并评估了该智能体，核心是让智能体长期维持“新手学习者”人设，通过持续提问与适度暴露错误来引导学生用“教别人”的方式学习，从而促使学生主动组织知识、发现理解缺口并形成更真实的自我能力判断。结果总体表明，该智能体在多次对话中能较稳定地模拟可被教学的学习者形象，并在学习行为层面带来更接近人类同伴教学的积极互动模式，但在长期自发使用上仍受到犯错挫败感与课程激励不足等因素影响。

参考文献：

- [65]. Chowdhury, S.P., Zouhar, V., & Sachan, M. (2024). AutoTutor meets Large Language Models: A Language Model Tutor with Rich Pedagogy and Guardrails. *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale*.
- [66]. Shi, Y., Liang, R., & Xu, Y. (2025). EducationQ: Evaluating LLMs' teaching capabilities through multi-agent dialogue framework. *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers) (pp. 32799–32828)*. Association for Computational Linguistics.
- [67]. Zhu, Z., Yu, A., Tong, X., & Hui, P. (2025). Exploring LLM-Powered Role and Action-Switching Pedagogical Agents for History Education in Virtual Reality. *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.
- [68]. Rogers, K., Davis, M., Maharana, M., Etheredge, P., & Chernova, S. (2025). Playing Dumb to Get Smarter: Creating and Evaluating an LLM-based Teachable Agent within University Computer Science Classes. *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.

人工智能教育应用双周简报

2026 年 3 月 2 日

上海师范大学分析测试与超算中心

随着多模态人工智能与生成式技术的快速发展，人工智能（AI）正从辅助性工具逐步转向嵌入式教学支持系统，在实验探究、课堂行为分析、教师专业发展与沉浸式学习环境构建等方面展现出系统性价值。

多模态人工智能教育平台

AI 支持型手机微实验室^[1]：由慕尼黑大学物理教育研究团队 Jochen Kuhn 团队提出，旨在将智能手机传感器实验与多模态大语言模型结合，构建 AI 增强型实验教学框架。该研究提出 AIRIS（Activation-Inquiry-Reflection with Intelligent Support）三阶段教学模型，强调学生在 Activate 阶段完成假设建构与手动分析，在 Inquiry 阶段由多模态大模型承担积分、回归与数据可视化等计算任务，在 Reflection 阶段对 AI 结果进行批判性比较与模型整合，从而实现“支持而不替代”的 AI 协同探究路径。

非语义多模态课堂片段预测模型^[2]：由日本先进科学技术大学院大学的 Sheng Ruozhu 团队提出，面向长时课堂录像难以高效复习的问题，构建基于非语义多模态特征的片段访

问频率（SAF）预测框架。研究整合教师动作特征、音频频谱与课件翻页信息，在不依赖文本语义与转录的条件下预测高访问片段，并在 665 个标注片段上验证模型效果，最佳模型在七折交叉验证中达到 0.5143 的皮尔逊相关系数，在三分类任务中取得 61.05% 的平均准确率，表明该系统能够在资源受限的真实课堂环境中自动识别关键复习片段，从而提升讲座归档的可用性与学习效率。

多模态生成式 AI 赋能双语教学设计^[3]：由台湾中正大学与阳明交通大学的 Chang Wen-Li 团队提出。基于设计型研究框架构建为期一学期的教师培训课程，围绕文本生成器、视觉设计工具与反馈驱动写作助手等多模态 GenAI 工具，探索其在教师输入、学生输出与自适应学习支持中的应用路径。研究指出动态 GenAI 能够在课堂中实现实时反馈与情境适配，支持个性化双语学习环境构建，并强调需通过系统化培训提升教师 AI 素养与教学设计能力，以实现有效的人机协同教学模式。

GAN 与 Vision Transformer 驱动的多模态数字人教育平台^[4]：由东莞城市学院与菲律宾国立大学马尼拉分校等机构的 Yang Xuliang 团队提出。构建基于生成对抗网络与视觉 Transformer 的数字人教育平台，通过包含 1000 名学生与 50 名教师的大规模数据集进行评估。实验结果显示该平台在虚拟形象真实性、交互响应速度与学习效果方面显著优于既有

系统，其中识别准确率提升 12%，交互响应时间缩短 25%，学生学业表现平均提升 8%，表明 GAN 与 ViT 融合能够提升沉浸式教学交互质量并增强学习成效。

综上，多模态 AI 正深度嵌入实验探究、课堂行为分析、教师专业发展与虚拟交互学习等教育全流程，为构建个性化、沉浸式与高效能的未来教育生态提供有力支撑。

参考文献：

- [1]. Kuhn, Jochen, et al. "AI-supported mini-labs: Combining smartphone-based experiments and multimodal AI." *European Journal of Physics* 47.2 (2026): 025702.
- [2]. Sheng, Ruozhu, Jinghong Li, and Shinobu Hasegawa. "Non-Semantic Multimodal Fusion for Predicting Segment Access Frequency in Lecture Archives." *Education Sciences* 15.8 (2025): 978.
- [3]. Chang, Wen-Li, and Jerry Chih-Yuan Sun. "Empowering bilingual teachers with dynamic GenAI: Adaptive design and implementation of multimodal instructional strategies." *Computers & Education* (2025): 105490.
- [4]. Yang, Xuliang, Aimin Pan, and Rodolfo C. Raga Jr. "Construction of a multi-modal digital human education platform based on GAN and vision transformer." *Scientific Reports* 15.1 (2025): 14850.

人工智能教育应用双周简报

2026年3月16日

上海师范大学分析测试与超算中心

教育意图检测是智能教育的核心技术之一，其核心作用是精准识别学生在学习过程中的需求意图，从而实现教育服务的个性化与高效化，广泛应用于在线教育、智能 tutoring、编程教育等多个教育领域中。

教育意图检测

Chatbot ITS^[1]: 由 Cutler 团队提出。背景研究表明，对话式教学系统需依托对话驱动导航以满足学生预期。该系统解决了开放式对话中学生课程切换意图检测难题，可降低学生学习挫败感。研究者将该问题建模为二分类任务，判断学生是否存在话题切换意图；基于标注的学生对话数据，评估了四种机器学习方法：随机森林基线模型、微调 Llama 2 模型、OpenAI 模型标准提示、大模型函数调用。最终 GPT-4o 取得最高 F1 值 0.77，研究同时揭示了分类精度与推理耗时存在明显权衡关系。

Chatbot with AA-DTCN-SC^[2]: 由 Kathole 团队提出。背景研究指出，学生获取常规学术信息的过程普遍繁琐耗时。该系统解决了现有教育聊天机器人因用户意图预测不准生

成无关回复的问题。方法采用 BERT、TransformerNet、Text CNN 完成文本向量化，通过新型 ADT-BMO (Adaptive and Attentive DTCN-BMO) 算法实现加权特征融合优化，最终将优化特征输入 AA-DTCN-SC 模型，精准分类学生意图并提取相关回复。该模型意图分类准确率达 92.684%，显著优于常规基线系统。

PythonPal^[3]：由 Sirinda Palahan 团队提出。背景研究表明，在线编程教育存在师生比过高、个性化交互不足的痛点。该系统通过精准分类学生对话查询，实现即时、个性化反馈输出。为完成教育意图检测，PythonPal 对话模块采用扁平化与层级化分类策略，将用户输入归类为教程请求、作业提交等具体意图。研究对比了多种模型：传统机器学习 (SVM、XGBoost) 与先进迁移学习模型 (DistilBERT、FastText)。结果显示 DistilBERT 意图分类性能最优，最高 F1 值达 0.9352。

Intent-EduChat^[4]：由 Urvashi Nidhin Nair 团队提出。背景研究显示，实时聊天机器人与消息服务的普及对学生学习的辅助作用日益凸显。该系统解决了现有教育聊天机器人回复无关、内容不当的问题。方法通过 BERT、TransformerNet、Text CNN 将预处理数据向量化，借助 ADT-BMO 算法优化特征选择，将加权融合特征输入 AA-DTCN-SC 模型实现意图精准分类。该方法分类性能优异，准确率 85.40%，精确率 92.60%。

EduChatbot^[5]：由 Maheswari 团队提出。研究背景强调，

需构建语音+文本双模态、便捷无延迟的师生交互方式。该系统通过高精度用户意图预测，实现视频、图片、文本等教学资料的精准推送。为完成意图检测，方法采用XLnet与BERT提取文本特征，通过混合PA-BEPOCPA算法完成特征优化与融合，最终将优化特征输入E1DCNN-LSTM（Enhanced 1D CNN-LSTM）神经网络分类学生教育意图。该模型性能突出，较BiLSTM最高精度提升57%，较集成模型最高提升62%。

目前，教育意图发现研究处于快速发展阶段，已形成多种基于机器学习、深度学习的检测方法，在分类精度上取得了显著突破，但仍存在精度与推理效率的权衡、多场景适配性不足等问题。未来，该领域将向多模态意图检测、轻量化模型部署以及个性化意图理解等方向发展，进一步提升智能教育系统的交互体验与实用价值。

参考文献：

- [69]. Cutler, Ella, Zachary Levonian, and S. Thomas Christie. "Detecting Student Intent for Chat-Based Intelligent Tutoring Systems." arXiv preprint arXiv:2502.15096 (2025).
- [70]. Kathole, Atul, et al. "Development of student intent-based educational chatbot system with adaptive and attentive DTCN on symmetric convolution approach." MethodsX (2025): 103542.
- [71]. Palahan, Sirinda. "Pythonpal: Enhancing online programming education through chatbot-driven personalized feedback." IEEE Transactions on Learning Technologies (2025).
- [72]. Nair, Urvashi Nidhin, and H. Azath. "Intent-EduChat: development of student intent-based educational chatbot system with adaptive and attentive DTCN on symmetric convolution approach." Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence 37.8 (2025): 1601-1641.
- [73]. Maheswari, B., and Rajganesha Nagarajan. "EduChatbot: Implementing educational Chatbot for assisting the teaching-learning process by NLP-based hybrid heuristic adopted deep learning framework." Kybernetes 54.11 (2025): 6479-6506.

人工智能教育应用双周简报

2026年3月30日

上海师范大学分析测试与超算中心

概念先决关系是一种知识依赖类型，它表明某一领域内核心概念的学习顺序决定了知识的学习顺序。概念先决关系在多种教育场景中发挥着不可或缺的作用，例如学习路径规划、知识追踪、认知诊断以及学习资源推荐。

概念先决条件学习

PRIERP^[1]：由华南师范大学贺超波团队提出。针对现有方法仅直接使用稀疏的拓扑结构信息、未能利用先决条件关系信息来进一步提升预测性能的问题，该团队设计了一种先决条件关系信息增强的课程知识图谱关系预测方法 PRIERP。该方法首先设计基于语义路径计算的先决条件关系信息提取机制，然后分别基于拓扑结构信息和先决条件关系信息构建双视图，并设计有向图 Transformer 从双视图学习课程知识图谱的低维表征，最后基于多层感知机分类模型实现端到端的关系预测。

KRRL^[2]：由林凡团队提出。针对电子学习场景中存在的独特限制（如学习者的知识结构、课程先修要求等）导致现有基于知识图谱的推荐方法在慕课中效果不佳的问题，团队

提出了一种新的可解释推荐模型。具体来说，为了增强 KG 中的语义表征和关系，采用多层次表征学习方法丰富语义交互的感知信息。随后，自监督强化学习方法有效指导对 KG 的路径推理，以匹配电子学习场景中的独特约束。

PCGNN^[3]：由孙见山团队提出。为探索如何在课程与类别层面结合人类学习原则以提升课程推荐效果，团队提出了一种名为先修课增强型感知图神经网络（PCGNN）的新模型。首先构建一个反映人类学习原则的课程先修图，并进一步预训练课程先修条件关系作为课程和类别的基础嵌入。然后，分别从用户的历史学习记录构建题目图和类别图，并提出了一种利用门控图神经网络学习课程级用户兴趣嵌入的用户兴趣编码器。最后，将两个细粒度用户兴趣嵌入融合以实现精确的课程预测。

LongCPR^[4]：由肖奎团队提出。知识概念之间往往存在长距离依赖关系，针对这一问题，该团队提出了一种基于维基百科的长距离概念先决关系发现方法（LongCPR）。具体而言，将维基百科词条标题视为概念，并以概念为节点构建领域的概念引用图和概念导航图，进而分别通过图的邻接矩阵和 PPMI 矩阵提取概念的短距离和长距离特征，最终实现概念先决关系（特别是长距离先决关系）的准确预测。

GKROM^[5]：由张淼团队提出。该团队提出了一种新的概念前提关系学习模型，称为全局知识关系优化模型（GKROM）。

具体来说，该方法分别捕捉不同知识关系类型对文档与概念语义表示的影响，并将二者进行整合。然后引入多目标学习，从全局视角优化知识关系网络。通过上述优化，GKROM学习更丰富的概念和文档语义表示，提高概念前提关系学习的准确性。

当前，概念先决条件学习模型正从单一拓扑结构向多维度信息融合转变，从通用场景向电子学习、慕课推荐等细分场景聚焦，从短距离关系挖掘向长距离依赖探索延伸，从单一目标优化向多目标、全局优化升级，以更好地解决实际教育痛点。

参考文献：

- [74]. 杨佳琦, 贺超波, 官全龙, 等. 先决条件关系信息增强的课程知识图谱关系预测方法[J]. 计算机科学, 2024, 51(10): 162-169.
- [75]. Lin, Y., Zhang, W., Lin, F. et al. Knowledge-aware reasoning with self-supervised reinforcement learning for explainable recommendation in MOOCs[J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36: 4115-4132.
- [76]. Sun, J., Mei, S., Yuan, K., Jiang, Y., & Cao, J. Prerequisite-enhanced category-aware graph neural networks for course recommendation[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2024, 18(5): 1-21.
- [77]. 肖奎, 谭顺风, 孙诗婧, 等. 基于维基百科的长距离概念先决关系发现[J/OL]. 数据分析与知识发现, 1-18[2026-03-24].
- [78]. Zhang, M., Wang, J., Xiao, K., Wang, S., Zhang, Y., Chen, H., & Li, Z. Learning Concept Prerequisite Relation via Global Knowledge Relation Optimization[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2025, 39(2): 1638-1646.