

新一代人工智能赋能学习分析的研究进展：基于六类学习者建模任务的结构化叙述性综述

Research Progress on Next-Generation Artificial Intelligence-Empowered Learning

Analytics: A Structured Narrative Review Based on Six Categories of Learner Modeling

Tasks

何欣容, 柳帅君, 武法提*

北京师范大学教育技术学院

* wft@bnu.edu.cn

【摘要】 在新一代人工智能快速发展背景下, 学习分析正由以结果预测为主的粗粒度研究, 转向对学习者的认知、情感与行为过程的细粒度建模。本文采用结构化叙述性综述方法, 纳入 69 篇核心文献, 并依据“认知—情感—行为”与“过程—结果”逻辑, 将相关研究组织为知识状态诊断、学习情绪分析、学习投入分析、学习专注度识别、学习习惯挖掘和学习结果预测六类任务。研究发现, 新一代人工智能在学习分析中的渗透呈现非均衡态势: 深度学习与多模态融合已成为若干任务的重要路径, 而 GenAI/LLM 当前主要承担语义理解、解释生成与反馈支持功能。基于此, 本文提出跨任务联动、人机协同方法与低侵入治理三方面启示, 以期对学习分析研究及系统设计提供参考。

【关键词】 学习分析; 生成式人工智能; 大语言模型; 多模态学习分析; 学习者建模

Abstract: With the rapid development of next-generation artificial intelligence, learning analytics is shifting from coarse-grained, outcome-oriented prediction toward fine-grained modeling of learners' cognitive, emotional, and behavioral processes. This study adopts a structured narrative review of 69 core publications and organizes the literature into six learner-modeling tasks: knowledge state diagnosis, learning emotion analysis, learning engagement analysis, learning attention recognition, learning habit mining, and learning outcome prediction. The findings show an uneven integration of next-generation AI into learning analytics: deep learning and multimodal approaches have become important pathways in several tasks, while GenAI/LLMs currently contribute mainly to semantic understanding, explanation generation, and feedback support. Based on these findings, the paper proposes three directions for future research: cross-task linkage, human-AI collaboration, and low-intrusion governance.

Keywords: learning analytics; generative artificial intelligence; large language models; multimodal learning analytics; learner modeling

1. 引言

在深度学习、多模态学习分析与生成式人工智能快速发展背景下, 学习分析正由以行为日志和结果预测为主的粗粒度分析, 转向对学习者的认知、情感与行为过程的细粒度建模

(Siemens & Long, 2011; Angeli et al., 2017; Mohammadi et al., 2025)。相较于传统以描述与预警为主的分析方式, 新一代人工智能一方面提升了知识状态诊断、学习情绪分析、学习投入分析、学习专注度识别、学习习惯挖掘和学习结果预测等任务的表征能力, 另一方面也使学习分析更深入地进入学习者内部状态与学习过程, 由此带来主体性、公平、隐私与治理等新的教育问题 (Khosravi et al., 2025; Schulte et al., 2023)。

现有相关综述多按技术路径、数据模态或应用场景展开, 较少从学习者发展维度系统比较不同任务之间的研究分布、技术路径与共性张力。为回应这一不足, 本文依据“认知—情感—行为”与“过程—结果”的双重逻辑, 将相关研究组织为六类学习者建模任务: 知识状态诊断、学习情绪分析、学习投入分析、学习专注度识别、学习习惯挖掘与学习结果预测。本文关注三个问题: 新一代人工智能驱动下学习分析呈现怎样的分布特征; 深度学习、多模态学习分析与 GenAI/LLM 如何差异化地服务于“理解学习”与“优化学习”; 以及未来研究应如何推进更具教育合理性的系统设计与治理路径 (武法提 等, 2019; 田浩 & 武法提, 2020; 唐烨伟 等, 2023)。

2. 文献检索与分析方法

鉴于新一代人工智能赋能学习分析研究在任务、数据与设计上具有较强异质性，本文采用结构化叙述性综述，以兼顾检索透明度与跨任务定性综合（Angeli et al., 2017）。文献检索以 Web of Science 和 CNKI 为主，辅以 arXiv 与引文滚雪球，检索词覆盖学习分析、六类任务及新一代 AI 等相关术语，最终纳入 69 篇核心文献。本文依据“认知—情感—行为”与“过程—结果”双重逻辑，将文献归入六类学习者建模任务。任务判定优先依据主要预测或标注目标，交叉研究以“主类别 + 跨类标签”记录以确保分类互斥。

为提高可靠性，本文采用双人独立编码。在剔除合并重复及待核对记录后，以 66 篇唯一研究为对象进行一致性检验。结果显示，得益于明确的优先判定规则，主类别判定一致率达 100%（Cohen’s kappa = 1.00）；“是否涉及 GenAI/LLM”字段与跨类标签的一致率分别为 98.5%（kappa = 0.90）和 97.0%。对其余多值字段，经研究者协商统一定标后形成最终编码，以消除分歧。

3. 结果与分析：分布特征与范式转移

如表 18 和图 28 所示，新一代人工智能在学习分析中的渗透呈现明显的非均衡态势。知识状态诊断、学习情绪分析、学习专注度识别和学习投入分析是当前研究最集中的任务领域，其中深度学习与多模态融合已形成重要技术路径；相比之下，学习习惯挖掘与 GenAI/LLM 的结合仍较有限，表明其在长周期行为建模中的应用尚处于探索阶段（杨文阳 & 杨益慧, 2024; 唐烨伟 等, 2023; 田浩 & 武法提, 2020）。从任务取向看，知识状态诊断和学习结果预测更偏向“优化学习”，而情绪、投入和专注等任务则更多体现“理解学习”的取向（武法提 等, 2019; 武法提 & 田浩, 2019）。

从方法演进看，深度学习与时序建模首先强化了学习分析的过程表征与预测能力；多模态学习分析则扩展了对情绪、投入和专注等内隐状态的识别范围；GenAI/LLM 当前主要不在于全面替代传统模型，而在于将非结构化内容转化为可解释、可交互的支持性输出，使学习分析部分从“输出风险分数”转向“输出解释与下一步建议”（Mohammadi et al., 2025; Wang et al., 2025; Yang et al., 2024; Khosravi et al., 2025）。与此同时，情绪、专注与投入等任务对视频、生理和连续交互信号的依赖，也放大了高侵入监测与标签化干预的风险（Schulte et al., 2023）。

表 18 六类任务×技术代际的证据分布

任务	核心数据证据	方法代际（旧→新）	GenAI 切入点	空白风险
知识诊断	作答序列、题干文本	概率模型 (BKT/CDM)→深度时序(DL/Trf)	语义编码、解释生成、提示预测	跨情境迁移弱、外部验证不足
情绪分析	对话文本、音视频、生理交互日志、文本、多模态	词典/传统 ML→深度多模态融合 (MMLA)	词典/传统 ML → 深度多模态融合(MMLA)	标签信效度、强情境依赖、监控感
投入分析	志、文本、多模态	统计/聚类→深度表征、组态机制分析	文本线索抽取、对话式反馈支架	概念操作化不一、指标化压力
专注识别	音视频/姿态、眼动、生理	规则特征 → 深度视觉检测+时序融合	情境语义补足、解释生成(多为展望)	可解释性弱、高侵入数据合规争议
习惯挖掘	长期系统日志、资源记录	统计描述 → 序列/过程挖掘、动力学	轨迹总结与反思、对话式习惯辅导	“好习惯”价值判断、长期隐私

结果预测	行为序列、测验、文本	传统 ML(LR/RF) → 深度时序、跨任务联动	综合特征抽取、预警解释与行动建议	标签化自证预言、干预成本收益权衡
------	------------	---------------------------	------------------	------------------

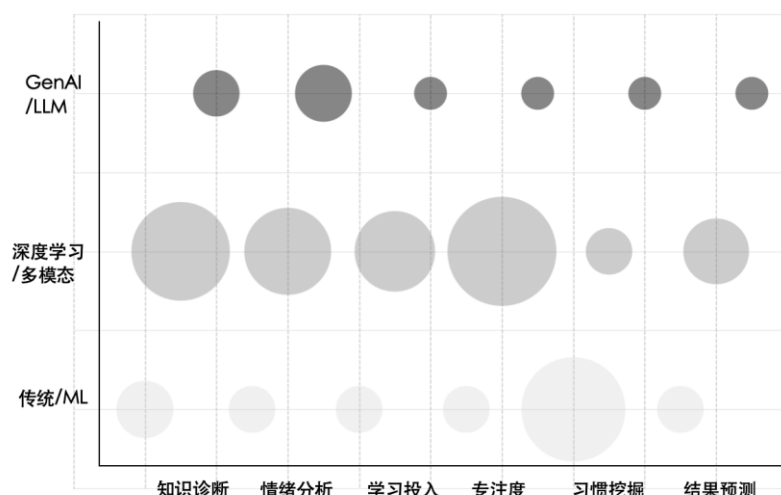


图 28 六类任务在不同技术代际上的证据分布（气泡图）

4. 启示与未来方向

第一，未来学习分析研究可从三个方面推进。其一，在理论上，应从单任务并列走向跨任务联动，将知识、情绪、投入、专注、习惯与结果视为学习者状态的不同观察窗口，而非彼此孤立的预测模块，以避免标签化与自证预言式干预（武法提 等, 2019; 武法提 & 田浩, 2019; 颜士刚, 2021）。其二，在方法上，不宜将 LLM/MLLM 理解为对传统学习分析模型的全面替代，而应探索由传统模型承担高精度任务、由 LLM/MLLM 负责非结构化证据理解、解释生成与反馈支持的人机协同路径（Khosravi et al., 2025; Mohammadi et al., 2025; Wang et al., 2025）。其三，在实践与治理上，应优先探索低侵入、人在回路、可审计的支持方式，避免将情绪、专注等敏感状态推断直接转化为自动化决策；伴学 Agent 可被视为一种可能实现形态，但其有效性与伦理可接受性仍有待后续实证检验（Schulte et al., 2023; Khosravi et al., 2025）。

5. 结论

本文基于六类学习者建模任务框架，对新一代人工智能赋能学习分析的相关研究进行了结构化叙述性综述。研究表明，学习分析正由以结果预测为主的粗粒度分析，转向对知识、情绪、投入、专注与习惯等过程性状态的细粒度建模；深度学习、多模态学习分析与 GenAI/LLM 在不同任务中呈现出差异化、互补性的作用路径。未来研究应在跨任务联动、人机协同方法与低侵入、人在回路的治理机制之间寻求平衡，从而推动学习分析朝着更具教育合理性与人本取向的方向发展。

参考文献

- 田浩, & 武法提. (2020). 学习分析视域下学习预测研究的发展图景. 现代教育技术, 30(11), 98–104.
- 田浩, & 武法提. (2024). 协作场景下基于生理数据的认知投入测量研究. 远程教育杂志, 42(05): 65–76.
- 唐烨伟, 卜凡丽, & 赵一婷. (2023). 学习者多模态情绪融合分析: 动因、框架与路向. 开放教育研究, 29(3), 96–103.
- 杨文阳, & 杨益慧. (2024). 聚焦可解释性: 知识追踪模型综述与展望. 现代教育技术, 34(5), 53–63.
- 武法提, 殷宝媛, & 黄石华. (2019). 学习习惯动力学研究范式及其创新价值. 现代远程教育研究, (1), 46–52.
- 武法提, & 田浩. (2019). 挖掘有意义学习行为特征: 学习结果预测框架. 开放教育研究, 25(6), 75–82.
- 武法提, 赖松, & 高妹睿. (2022). 联合面部线索与眼动特征的在线学习专注度识别. 中国电化教育, (11), 37–44.

- 赖松, & 武法提. (2023). 基于多模态生理信号的学习专注度识别. 现代教育技术, 33(06): 101-108.
- 颜士刚. (2021). 教育技术哲学十五讲. 现代远程教育研究, 33(3), 113.
- Angeli, C., Howard, S. K., Ma, J., Yang, J., & Kirschner, P. A. (2017). Data mining in educational technology classroom research: Can it make a contribution? *Computers & Education*, 113, 226–242.
- Khosravi, H., Shibani, A., Jovanovic, J., Pardos, Z. A., & Yan, L. (2025). Generative AI and learning analytics: Pushing boundaries, preserving principles. *Journal of Learning Analytics*, 12(1), 1–11.
- Kukkar, A., Mohana, R., & Sharma, A. (2024). A novel methodology using RNN+LSTM+ML for predicting student's academic performance. *Education and Information Technologies*, 29(11), 14365–14401.
- Mohammadi, M., Tajik, E., Martinez-Maldonado, R., Sadiq, S., Tomaszewski, W., & Khosravi, H. (2025). Artificial intelligence in multimodal learning analytics: A systematic literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, Article 100426.
- Schulte, J., Sharma, K., Kollmar, M., et al. (2023). Student agency in learning analytics: A review of agentic dimensions and tensions. *Journal of Learning Analytics*, 10(2), 1–22.
- Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30–40.
- Wang, D., Chen, G., & Lu, Y. (2025). Fine-tuning large language models for knowledge tracing: Harnessing insights from explainable AI. *Artificial Intelligence in Education Companion Proceedings*, 297–302.
- Yang, Q., Ye, M., & Du, B. (2024). EmoLLM: Multimodal emotional understanding meets large language models [Preprint]. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2406.16442>
- Yin, Y., Dai, L., & Huang, Z. (2023). Tracing knowledge instead of patterns: Stable knowledge tracing with diagnostic transformer. *Proceedings of the ACM Web Conference 2023*, 1-11.