

# 生成式人工智能赋能学习分析:价值内涵、 实践框架及发展路向

叶俊民<sup>1</sup>, 尹兴翰<sup>2</sup>, 于爽<sup>2</sup>, 刘清堂<sup>2</sup>, 罗晟<sup>1</sup>

(1.华中师范大学 计算机学院, 湖北 武汉 430079;

2.华中师范大学 人工智能教育学部, 湖北 武汉 430079)

**[摘要]** 生成式人工智能正在教育领域崭露头角,其在数据处理、分析和生成方面的出色表现,为解决学习分析面临的利益相关者素养不足、技术可信性不强等问题提供了重要机遇,对深化教育评价改革意义深远。然而,关于生成式人工智能赋能学习分析的价值内涵、实践框架及发展路向尚不清晰。因此,研究首先从“术用”与“器用”的双重角度剖析生成式人工智能赋能学习分析的价值内涵。其次,从确立目标、数据采集、数据处理与分析、智慧应用四个主要方面构建并阐释了生成式人工智能赋能学习分析的实践框架,以为学习分析实践提供参考。最后,立足于生成式人工智能赋能学习分析的现状,研究认为未来应该关注智能素养培育,以转向人智协同的学习分析范式;注重多种技术兼容,以促进分析变革培养的创新发展;重视分析伦理规范,以推动可信学习分析生态的构建。

**[关键词]** 生成式人工智能; 学习分析; 价值内涵; 实践框架; 发展路向

**[中图分类号]** G434 **[文献标志码]** A

**[作者简介]** 叶俊民(1965—),男,湖北武汉人。教授,博士,主要从事软件工程、学习分析与挖掘技术研究。E-mail: jmye@mail.ccnu.edu.cn。

## 一、引言

学习分析(Learning Analytics, LA)作为感知教育情况、提升教育质量和优化教育决策的关键手段,通过深度挖掘和精准分析教育数据,成为推动教育数字化转型的核心动力<sup>[1]</sup>。然而,传统的学习分析技术往往面临着高成本、低效率的挑战。尽管基于人工智能的学习分析技术在一定程度上缓解了这些问题,但受限于使用人员的能力和人工智能技术的可解释性,它仍难以全面支持对复杂学习过程和结果的深入理解<sup>[2]</sup>。生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, GenAI)作为一种以生产和创新为主的人工智能新技术,具有数据处理、分析和生成方面的优势,为学习分析领域提供了新视角<sup>[3]</sup>。如何利用 GenAI 对多元教育

环境产生的数据进行分析 and 评价,成为当前教育研究者关注的热点问题。例如,学习分析与知识国际会议(Learning Analytics and Knowledge Conference, LAK)作为该领域颇具有影响力的会议,其在 2024 年的会议主题为“人工智能时代的学习分析”,并且会议重点关注了 GenAI 推进学习分析中的数据分析和应用等方面的最新研究进展<sup>[4-11]</sup>。然而,目前关于 GenAI 赋能学习分析的价值内涵仍然缺乏深入探索,并且如何有效利用 GenAI 开展学习分析也未形成成熟的实践框架,关于其发展路向也尚不清晰。基于此,本文从 GenAI 的教育价值和当前学习分析面临的主要问题出发,从“术用”与“器用”的角度深入分析 GenAI 赋能学习分析的价值内涵,构建 GenAI 赋能学习分析的实践框架,并探讨其发展路向,以期对学习分析实践提

基金项目:2024 年中央高校基本科研业务费资助(优创项目)“面向在线协作学习的人智协同调节学习模式构建及应用研究”(项目编号:2024CXZZ047)

供参考和借鉴,共同推进 GenAI 促进学习分析领域的研究发展。

## 二、学习分析实践的现实挑战

学习分析是对学习者及其环境的数据进行测量、收集、分析与报告,旨在理解和优化学习及其环境<sup>[12]</sup>。随着技术的日趋成熟,学习分析从描述分析逐步发展到诊断分析、预测分析乃至决策分析,并始终坚持“以人为本”的核心理念<sup>[13]</sup>。然而,学习分析实践仍面临着挑战。一方面,利益相关者的数据素养问题日益凸显。数据素养涉及捕获、处理、索引、存储、分析及可视化数据的能力,以及基于数据作出合理教学决策的能力<sup>[14]</sup>。教育环境复杂化和数据量激增,要求利益相关者需要具备扎实的数据分析技能和教育教学理论知识,以应对不同学习活动和过程产生的数据<sup>[15]</sup>。同时,深度学习等人工智能技术的引入,提高了学习分析工具和方法的技术门槛和成本,对非数据科学背景人士构成严峻挑战<sup>[11]</sup>。此外,许多利益相关者缺乏解释分析结果的能力,难以作出合理决策,可能滥用或曲解数据以符合个人利益或偏见,甚至导致错误的分析结论<sup>[16]</sup>。另一方面,学习分析技术的可信性问题普遍存在。学习分析技术可信性是其稳健可靠的关键,但实践中受多种因素影响<sup>[1]</sup>。第一,数据收集过程中数据量不足和潜在误差问题可能导致分析结果普适性和准确性低<sup>[17]</sup>。第二,分析方法或模型透明度低、解释性差,使利益相关者难以信任模型决策,导致学习干预设计不足、分析结果反馈不落地<sup>[18]</sup>。第三,大部分学习分析模型在评估高阶思维能力方面仍显得捉襟见肘,进一步加剧技术可信性问题<sup>[19]</sup>。

## 三、生成式人工智能赋能学习分析的价值内涵

在 GenAI 赋能教育教学和学习分析发展的双向需求驱动下,为了深入剖析 GenAI 赋能学习分析的价值内涵,本文借鉴“术”与“器”的中国传统哲学思想,将机器智能与人类智慧进行有机融合。其中,“术”是指形式、方式、技术层面的操作方法,“器”是指有形的物质或工具<sup>[20]</sup>。在这一哲学观照之下,本文深入分析 GenAI 作为学习分析“器”的特性和优势及其在学习分析过程中作为“术”的应用价值,从而更精准地把握其对学习分析的赋能作用。

### (一)“术用”及其价值:促进利益相关者的智慧增长

GenAI 赋能学习分析的“术用”价值,体现为它能帮助利益相关者优化学习分析思路、辅助学习分析过程、提升学习分析素养。GenAI 拥有出色的深层次语

言理解和生成能力,能够精准地把握利益相关者的需求和意图,可以根据利益相关者的诉求生成或优化分析指标、思路、步骤及方案,并以易于理解的方式呈现给利益相关者,这使得学习分析变得更加清晰、高效,不再受限于利益相关者的素养水平<sup>[21]</sup>。此外,在学习分析过程中,利益相关者可以全天候地与 GenAI 进行多元交互、有机协同,利用它们解答学习分析过程中的难题,养成智能时代的学习分析习惯和思维模式。更为重要的是,利益相关者可以通过 GenAI 进行持续学习,以促进学习分析技能和复杂问题解决能力的增长,并提升智能时代的学习分析素养<sup>[22]</sup>。

### (二)“器用”及其价值:提高学习分析技术的可信性

GenAI 赋能学习分析的“器用”价值,着重体现为其作为高效的学习分析工具能够改进数据预处理工作、自动化数据分析任务、增强分析结果解释性,极大地提高了学习分析技术的可信性。首先,凭借丰富的参数和训练数据,GenAI 能捕捉数据复杂模式,灵活进行数据清洗、转录及增强等任务,为解决学习分析数据不足、难以利用等问题提供新思路。其次,友好的用户交互界面和提示模型输出,使利益相关者能通过自然语言轻松驱动自动化分析任务,并通过人类反馈强化学习机制不断优化分析结果<sup>[23]</sup>。再次,GenAI 的解释力帮助利益相关者理解分析结果的深层意义和价值,有望打开学习过程的“黑箱”,使分析结果更加可信。最后,GenAI 的数据洞察能力有利于破除高阶思维能力评价的难点<sup>[24]</sup>。

## 四、生成式人工智能赋能学习分析的实践框架

学习分析包含分析目标、数据类型、分析方法及利益相关者等核心要素<sup>[25]</sup>,主要涉及数据收集、信息处理、知识应用三个关键环节<sup>[26]</sup>。基于此,本文在“以人为本”的思想引领下,结合 GenAI 赋能学习分析的“术用”与“器用”价值,构建了包含确立目标、数据采集、数据分析与处理、智慧应用四个主要环节的实践框架,如图 1 所示。

### (一)确立目标

确立目标是根据不同利益相关者具体的学习分析需求,明确其所需的数据及生成式人工智能的应用方式,是学习分析的起点。具体而言,学习者的目标在于感知自身和同伴的当前学习进度、知识点掌握情况以及存在的学习问题。GenAI 需要帮助他们直接分析和解析学习数据(如测试内容等),并反馈学习情况、推荐学习内容,从而及时帮助他们调整学习策略,提高学习效率。教师作为教学引导者,目标在于掌握学

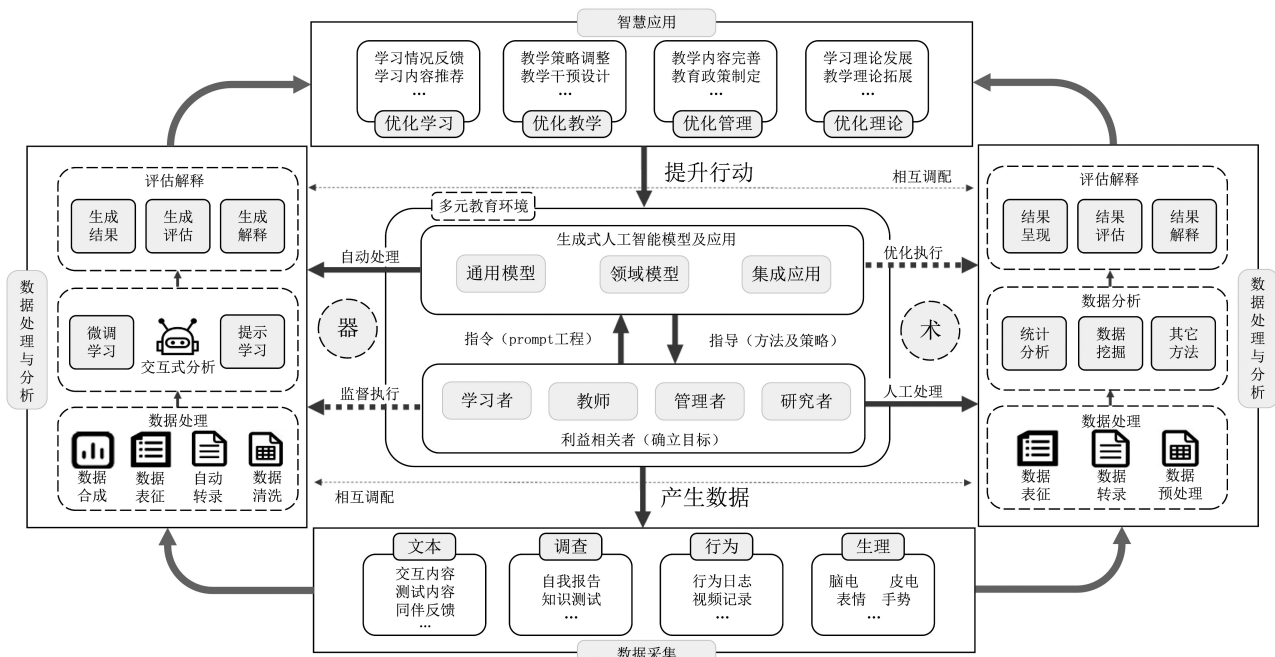


图1 生成式人工智能赋能学习分析的实践框架

习动态、预测教学效果<sup>[27]</sup>。他们需要借助 GenAI 深度分析和解析教学数据(如知识测试、自我报告、交互文本等),从而调整教学策略、实施教学干预。管理者的目标在于评估教学效果、监测教学质量,他们需要利用 GenAI 和高级的数据分析方法分析教育教学状况数据(如知识测试、课程评价、资源使用情况等),以全面监测教学状况,制定改进策略与政策,推动教育教学工作的持续改进<sup>[28]</sup>。研究者则致力于发现和解决教育问题,揭示教育现象背后的规律和本质<sup>[29]</sup>。他们具有较高的数据科学素养,能够结合 GenAI 和不同的分析方法综合分析多维教育数据,促进教育理论的创新发展。

## (二)数据采集

数据采集是指收集、整合和记录各种数据来源的过程,是支持后续数据处理、分析、应用的基础工作。在多元教育环境中,学习数据的来源广泛,类型多样,特别是随着多模态学习分析技术的发展,能够采集大量反映学习者真实学习状态、学习过程的数据。根据《学习分析手册》<sup>[30]</sup>及现有研究的梳理<sup>[31]</sup>,学习分析的数据通常涉及文本数据、调查数据、行为数据、生理数据。其中,文本数据可以通过收集会话内容、人工制品、访谈、录音等方式采集;调查数据可以通过量表、文件、学习档案袋等方式收集,如知识测试、自我报告等;行为数据可以通过行为日志、视频录制、出声思维等方式采集;生理数据可以通过摄像机、传感器、手环、脑电仪等设备采集。GenAI 不仅可以为利益相关者采集数据提供指导和建议,还与他们共同成为多元

学习环境中的数据生产者。按照不同的功能和应用范围,GenAI 可以分为通用模型(如 ChatGPT、文心一言)、领域模型(如 EduChat)和集成应用(如 BingChat)。在嵌入 GenAI 的教育环境中,学习者与 GenAI 的交互过程数据也是探索生成式人工智能作用机制、理解学习过程的主要依据,包括交互行为、频率、内容、时间等数据<sup>[32]</sup>。

## (三)数据处理与分析

数据采集与分析是对上一阶段采集到的数据进行一系列的处理和分析,以提取有效信息,发现学习模式和教育规律。在实践框架中,“术用”模块侧重于 GenAI 帮助利益相关者进行数据分析的技术应用和策略选择,而“器用”模块则更强调利益相关者将 GenAI 作为数据分析工具。这两个模块相互关联、协同配合,共同支撑起数据处理、数据分析和评估解释。

### 1. 数据处理阶段

在处理视频、脑电等特殊的数据类型时,GenAI 可以作为“术用”,提供精准的指导和建议,弥补利益相关者专业知识欠妥的问题。凭借强大的意图理解能力和内容生成能力,它能够准确把握利益相关者的需求,进而在数据预处理、数据转录、数据表征等关键环节中提供细致入微的指引,甚至可以直接帮助利益相关者编写执行特定数据处理任务的代码,提升数据处理效率。在处理文本数据、调查数据等 GenAI 擅长的数据时,它可以作为“器用”展现自动化处理优势,能够高效完成数据转录、清洗、增强、表征等任务。在数据转录方面,凭借其多模态分析能力,



它能够处理、理解和生成图像、语音、文本等多种数据,丰富学习分析数据源。在数据清洗方面,它能够自动处理异常值、缺失值,转化非结构化数据,提取关键特征,提升数据质量和分析准确性。此外,它还可以增强、合成数据,或者模拟教育情境产生数据,能够有效解决教育领域数据集少、获取困难的问题,并降低伦理和隐私风险<sup>[6]</sup>。在数据表征方面,它能够完成数据规模较大、人工处理无法实现的数据标注、信息捕捉等工作<sup>[10]</sup>。

## 2. 数据分析阶段

在需要运用特定的分析工具深度分析数据时,GenAI 可以发挥“术用”价值。它可以根据数据特性和利益相关者需求,推荐恰当的分析方法和工具,并提供这些方法和工具的基本原理、使用步骤及应用场景的深入讲解,覆盖统计分析(如描述性统计、相关性分析、回归分析)、数据挖掘(如预测、聚类、分类、系列挖掘)及其他方法(如社会网络分析、认知网络分析、多模态学习分析等)。通过与 GenAI 交互学习,利益相关者的数据分析能力将得到显著提升<sup>[33]</sup>。而作为“器用”,GenAI 支持动态交互式分析,允许利益相关者实时自定义分析指标并优化,它能够快速响应并提供分析结果,避免了烦琐、高成本的分析过程。然而,由于 GenAI 通常基于公共数据集训练而来,其在学习分析领域的准确率可能不足。为此,利益相关者可采用微调和提示学习方法,使模型更好地适应学习分析需求,如图 2 所示。微调通过特定数据集训练调整模型参数和权重,而提示学习则优化输入提示引导模型产生期望结果,包括 Zero-shot 和 Few-shot 模式,前者依赖模型直接根据输入生成输出,后者则通过提供少量示例指导模型<sup>[11]</sup>,这在 Garg 等的研究<sup>[11]</sup>中得到验证。

## 3. 评估解释阶段

首先,作为“术用”,GenAI 为利益相关者提供可视化呈现建议,助力直观理解数据分析结果的信息与价值<sup>[24]</sup>。其次,它还能帮助利益相关者解读相关数据分析结果的评价指标,以易懂方式展示其含义和重要性。再次,它还有利于相关者拓宽结果解释视角,引导他们利用教育学、心理学的相关理论对分析结果进行更全面的解释。在“器用”方面,GenAI 能够自动生成学习分析报告,直观展示分析结果和详细解释,支持对复杂数据的意义表达,促进利益相关者思考和评估。最后,它还能够根据分析结果生成具体决策建议和方案,如 Hutt 等使用 ChatGPT 分析同伴反馈质量并生成解释,并讨论了其提供学习反馈的潜力<sup>[7]</sup>。然而,由于领域特定分析可能存在偏差或不确定性,利益相关者需对分析结果、解释及决策质量进行适当监督和验证。

## (四)智慧应用

智慧应用旨在通过 GenAI 赋能学习分析的“术”与“器”,共同作用于不同目标导向下的教育实践,推动学习、教学、管理及理论发展的持续优化。在优化学习方面,利用 GenAI 的“器用”,根据学习分析结果自动地为学习者提供个性化的学习报告、反馈、资源及学习路径推荐,帮助学习者感知学习状态、提升学习效率<sup>[5]</sup>。同时,通过“术用”提供如学习分析仪表盘、群体感知工具、学习成绩预警等干预方式的实施建议,弥补 GenAI 进行学习反馈的不足。优化教学方面,“术”与“器”的结合助力教师精准施策。教师利用 GenAI 分析学习数据,洞察学习者状态,并自动地实施教学干预<sup>[8]</sup>。凭借 GenAI 在教学设计和教学评估上的建议,教师可以更科学、灵活地调整教学策略和学习活动。例如,Pishtari 等发现人工智能驱动的反饋对

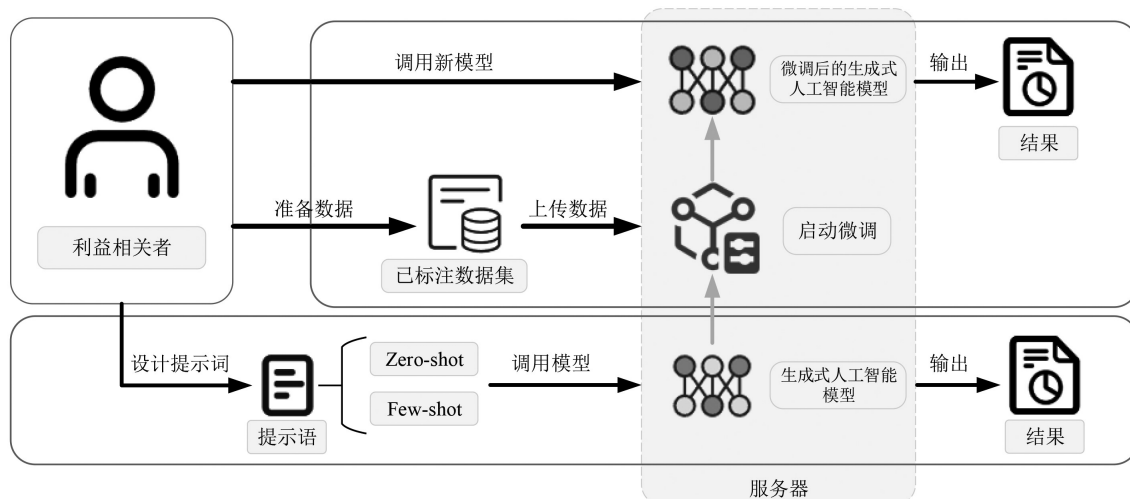


图 2 生成式人工智能的优化过程

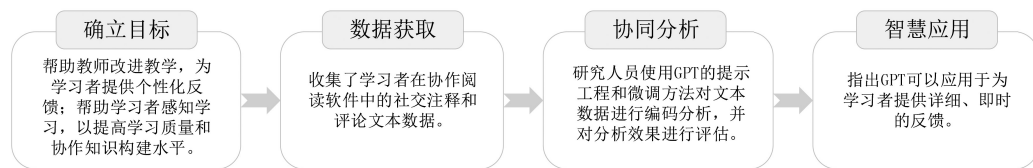


图3 生成式人工智能赋能学习分析的案例分析

教学设计质量的积极影响<sup>[9]</sup>。此外,教师可以通过 GenAI“术”的支撑,提升教学评价设计、实施方面的能力。在优化管理上,GenAI 赋能的学习分析可以促进教育管理和决策更加科学。在“器用”层面,教育管理人员可以集成 GenAI 到数据分析平台以综合分析各地区、学校、学科等海量数据,精准识别教育需求,完善教学内容和课程结构,辅助教育决策,提高教育管理效率。在“术用”层面,它不仅提供了高效的数据处理与分析方法,帮助教育管理人员提升数据洞察和教育决策能力,还可以从多维视角为管理人员决策提供科学的建议。在优化理论上,教育研究者可以“术用” GenAI 产生学习分析方案,以验证基于理论设计的不同教学策略、教学活动及教学方法的有效性,“器用” GenAI 对学习分析结果进行剖析以验证理论观点或假设,进而拓展和丰富教学、学习理论。

## 五、生成式人工智能赋能学习分析的实践案例

当前 GenAI 赋能的学习分析特别是其“术用”价值,仍处于探索阶段,但其“器用”价值已经逐渐清晰。例如,Hou 等的研究提供了一个实践案例,展示了如何利用 GPT 的提示工程和微调方法对学习者的协作阅读注释和评论进行深度分析,如图 3 所示。其分析过程基本吻合生成式人工智能赋能学习分析的实践框架中的内容,充分考虑了 GenAI 赋能学习分析的“器用”价值,证明了 GenAI 提供即时性学习分析和反馈的能力。

## 六、生成式人工智能赋能学习分析的发展路向

### (一)关注智能素养培育,迈向人智协同的学习分析范式

GenAI 降低了学习分析技术的门槛,掌握其应用已成为未来必备技能,不善于利用者将难以有效输入提示、判断结果,更无法融入学习分析任务。更为严重的是,若无法验证 GenAI 生成的分析结果,可能导致

决策失误,对教学质量和学习效果产生负面影响。因此,未来学习分析需更关注利益相关者的人工智能素养培育,包括批判性评估、有效沟通协作及工具应用能力。无论将 GenAI 作为学习分析的“术用”,还是作为“器用”,人都应该始终发挥主导作用,只有提升人工智能素养,才能促进人智协同的学习分析范式形成,提升教育评估质量。

### (二)注重多种技术兼容,促进分析变革培养的创新发展

GenAI 在数据生成和信息解析上具有优势,但目前主要应用于文本数据分析,难以全面支持复杂学习活动、过程及学习者内部学习机理的深入分析。相比之下,一些传统学习分析方法如机器学习、社会网络分析等能分析学习者的社会或认知过程。因此,未来应兼容并蓄,结合生成式人工智能与传统方法,全面建模学习过程与结果,为个性化、适应性学习提供基础,实现学习分析技术变革能力培养。同时,多模态分析技术的新进展可与 GenAI 共同揭示更复杂的学习过程和规律,破除增值评价的实践障碍,实现全方位、全过程的学习评价。

### (三)重视分析伦理规范,推动可信的学习分析生态构建

GenAI 赋能学习分析在推动教育创新的同时,也带来伦理和公平问题。如数据不正当使用或泄露威胁隐私安全,算法不完善或训练数据不良导致不公平结果,产生偏见和歧视,并且模型内部运作机制不透明<sup>[10]</sup>。因此,未来研究在解决技术伦理问题上刻不容缓。首先,开发人员需要重点提升 GenAI 模型透明度,增强公信力。其次,管理部门还应建立健全的伦理规范监督机制,确保其符合伦理规范。最后,还应该提高利益相关者的伦理素养,维护教育主体隐私权,共同推动构建可信的学习分析生态,促进 GenAI 与学习分析的健康发展。

## [参考文献]

- [1] 郭婉璐,冯晓英,宋佳欣. 学习分析能够支持学习设计决策吗?——设计分析视角下的学习分析系统性文献综述[J]. 电化教育研究,2023,44(8):63-70.
- [2] 吴林静,涂凤娇,马鑫倩,等. 人工智能视域下的在线协作会话分析:概念模型及应用[J]. 电化教育研究,2023,44(1):70-76,99.
- [3] RATTEN V, JONES P. Generative artificial intelligence (ChatGPT): implications for management educators [J]. The international

- journal of management education, 2023, 21(3):100857.
- [4] YAN L X, MARTINEZ-MALDONADO R, GASEVIC D. Generative artificial intelligence in learning analytics: contextualising opportunities and challenges through the learning analytics cycle [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:101-111.
- [5] PHUNG T, PĂDUREAN V A, SINGH A, et al. Automating human tutor-style programming feedback: leveraging GPT-4 tutor model for hint generation and GPT-3.5 student model for hint validation [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:12-23.
- [6] SONKAR S, CHEN X H, LE M, et al. Code soliloquies for accurate calculations in large language models [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:828-835.
- [7] HUTT S, DEPIRO A, WANG J, et al. Feedback on feedback: comparing classic natural language processing and generative AI to evaluate peer feedback [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:55-65.
- [8] SURAWORACHET W, SEON J, CUKUROVA M. Predicting challenge moments from students' discourse: a comparison of GPT-4 to two traditional natural language processing approaches [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:473-485.
- [9] PISHTARI G, SARMIENTO-MÁRQUEZ E, RODRÍGUEZ-TRIANA M J, et al. Mirror mirror on the wall, what is missing in my pedagogical goals? The Impact of an AI-Driven Feedback System on the Quality of Teacher-Created Learning Designs [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:145-156.
- [10] HOU C Y, ZHU G X, ZHENG J, et al. Prompt-based and fine-tuned GPT models for context-dependent and-independent deductive coding in social annotation [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:518-528.
- [11] GARG R, HAN J, CHENG Y X, et al. Automated discourse analysis via generative artificial intelligence [C]//Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2024:814-820.
- [12] SIEMENS G, BAKER R S J D. Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration [C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge. Vancouver, Canada: ACM, 2012:252-254.
- [13] 陈雅云, 郭胜男, 马晓玲, 等. 数智融合时代学习分析技术的演进、贡献与展望——2021学习分析与知识国际会议(LAK)评述[J]. 远程教育杂志, 2021, 39(4):3-15.
- [14] 李海峰, 王炜. 学习分析研究:基本框架和核心问题——2022版《学习分析手册》的要点与思考[J]. 开放教育研究, 2022, 28(6):60-71.
- [15] MICHOS K, SCHMITZ M L, PETKO D. Teachers' data literacy for learning analytics: a central predictor for digital data use in upper secondary schools[J]. Education and information technologies, 2023, 28(11):14453-14471.
- [16] POZDNIAKOV S, MARTINEZ-MALDONADO R, TSAI Y S, et al. How do teachers use dashboards enhanced with data storytelling elements according to their data visualisation literacy skills? [C]//13th International Learning Analytics and Knowledge Conference. Arlington, USA: ACM, 2023:89-99.
- [17] WHANG S E, ROH Y, SONG H, et al. Data collection and quality challenges in deep learning: a data-centric AI perspective[J]. The VLDB journal, 2023, 32(4):791-813.
- [18] 李艳, 朱雨萌, 翟雪松. 疫情影响下技术赋能高等教育变革的趋势及启示——基于2020—2022年《地平线报告》的比较研究[J]. 现代教育技术, 2022, 32(8):14-25.
- [19] MAO J, CHEN B, LIU J C. Generative artificial intelligence in education and its implications for assessment [J]. TechTrends, 2024, 68(1):58-66.
- [20] 徐晔. 高等职业教育智能生态系统:内涵、结构与实践路径[J]. 中国远程教育, 2021(7):18-24.
- [21] 白雪梅, 郭日发. 生成式人工智能何以赋能学习、能力与评价? [J]. 现代教育技术, 2024, 34(1):55-63.
- [22] 王一岩, 刘淇, 郑永和. 人机协同学习:实践逻辑与典型模式[J]. 开放教育研究, 2024, 30(1):65-72.
- [23] 褚乐阳, 王浩, 陈向东. 面向大语言模型的青少年人工智能教育[J]. 中国电化教育, 2024(4):32-44.
- [24] HADAS E, HERSHKOVITZ A. Using large language models to evaluate alternative uses task flexibility score[J]. Thinking skills and

- creativity, 2024, 52: 101549.
- [25] GRELLER W, DRACHSLER H. Translating learning into numbers: a generic framework for learning analytics [J]. *Journal of educational technology & society*, 2012, 15(3): 42-57.
- [26] KHALIL M, EBNER M. Learning analytics: principles and constraints [C]// *Edmedia: World Conference on Educational Media and Technology*. Montreal, Canada: Association for the Advancement of Computing in Education(AACE), 2015: 1789-1799.
- [27] 周进, 叶俊民, 李超. 多模态学习情感计算: 动因、框架与建议[J]. *电化教育研究*, 2021, 42(7): 26-32, 46.
- [28] 张学波, 李王伟, 张思文, 等. 数据使能教学决策的发展——从数据教育应用到多模态学习分析支持教学决策[J]. *电化教育研究*, 2023, 44(3): 63-70.
- [29] 何伟光, 李均. ChatGPT 何以变革教育研究范式[J]. *深圳大学学报(人文社会科学版)*, 2023, 40(5): 15-25.
- [30] GRAY G, BERGNER Y. A practitioner's guide to measurement in learning analytics: decisions, opportunities, and challenges[M]// *The Handbook of Learning Analytics*. Vancouver, Canada: SOLAR, 2022: 20-28.
- [31] 张家华, 胡惠芝, 黄昌勤. 多模态学习分析技术支持的学习评价研究[J]. *现代教育技术*, 2022, 32(9): 38-45.
- [32] 孙丹, 朱城聪, 许作栋, 等. 基于生成式人工智能的大学生编程学习行为分析研究[J]. *电化教育研究*, 2024, 45(3): 113-120.
- [33] XING Y X. Exploring the use of ChatGPT in learning and instructing statistics and data analytics [J]. *Teaching statistics*, 2024, 46(2): 95-104.
- [34] 肖君, 白庆春, 陈沫, 等. 生成式人工智能赋能在线学习场景与实施路径[J]. *电化教育研究*, 2023, 44(9): 57-63, 99.

### Generative Artificial Intelligence Empowering Learning Analytics: Value Implications, Practical Framework and Developmental Direction

YE Junmin<sup>1</sup>, YIN Xinghan<sup>2</sup>, YU Shuang<sup>2</sup>, LIU Qingtang<sup>2</sup>, LUO Sheng<sup>1</sup>

(1.School of Computer, Central China Normal University, Wuhan Hubei 430079;

2.Faculty of Artificial Intelligence in Education, Central China Normal University, Wuhan Hubei 430079)

**[Abstract]** Generative AI is emerging in the field of education, and its outstanding performance in data processing, analysis and generation provides an important opportunity to solve the problems of insufficient stakeholder literacy and weak technical credibility faced by learning analytics, which is of far-reaching significance for deepening the reform of education evaluation. However, the value connotation, practical framework and development direction of generative AI-enabled learning analytics are still unclear. Therefore, the study first analyses the value connotation of generative AI-enabled learning analytics from the dual perspectives of "technological application" and "instrumental use". Secondly, it constructs and explains the practical framework of generative AI-enabled learning analytics from four aspects of establishing goals, data collection, data processing and analysis, and intelligent application, so as to provide reference for the practice of learning analytics. Finally, based on the current situation of generative AI-enabled learning analytics, the study concludes that in the future, it is necessary to pay attention to the cultivation of intelligent literacy for moving to the learning analytics paradigm of human-intelligence synergy, focus on the compatibility of multiple technologies in order to promote the innovative development of analytical transformation cultivation and emphasize the analytical ethical norms in order to promote the construction of a credible learning analytics ecosystem.

**[Keywords]** Generative Artificial Intelligence; Learning Analytics; Value Connotations; Practical Framework; Development Direction