

学习分析研究的现状与未来发展

——2017年学习分析与知识国际会议评析

吴永和 李若晨 王浩楠

(华东师范大学 教育学部教育信息技术学系, 上海 200062)

[摘要] 学习分析和知识国际会议(简称LAK)致力于传播和推动学习分析领域的前沿研究。第七届学习分析与知识国际会议(简称LAK17)于2017年3月在加拿大温哥华举行,来自不同学科背景的三位专家作了主题报告。本文对会议主题报告和论文进行系统分析,以明晰该领域研究发展现状和未来趋势。首先,结合七届LAK会议主题发展,本文从时间维度纵向梳理学习分析的发展历程。然后,围绕本次会议,本文横向探究了学习分析追踪学习、理解学习和改进学习的发展过程,以及学习分析领域可持续发展,具体包括:1)利用多模态生物识别技术采集学习者行为层、心理层和生理层数据,利用线上和线下一体化学习分析技术全方位追踪学习;2)通过学习者行为建模、在线学习社区和反思写作中的文本挖掘、真实课堂环境情境中的师生话语分析、心理测量和情感分析方法,对学习者和学习过程进行多角度理解;3)通过学习者知识建模、学习资源精准服务和自我调节学习支架为学习者提供个性化与自适应学习支持,基于学习分析系统从学习设计和教学决策、学习风险预测和干预、学习评价和反馈等方面为教学者、学习者、研究者和管理者提供多方位教学支持;4)关注学习分析研究的数据权限和伦理道德问题,保证学习分析领域的可持续发展。最后,本文提出了构建多模态数据基础、寻求跨学科技术支持两大跨学科性发展趋势,并指出推动学习分析标准研制和学科建设面临的挑战,以期对学习分析领域的研究发展和以改进学习为目的的实践应用提供启示。

[关键词] 学习分析; LAK; 多模态学习分析; 理解学习; 改进学习

[中图分类号] G434 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2017)05-0042-15

一、引言

由学习分析研究协会组织的第七届学习分析与知识国际会议于2017年3月13—17日在加拿大温哥华市西蒙弗雷泽大学成功举办,来自世界各地的学习分析领域的研究者、实践者和政策制定者参与,共享经验和智慧。本次会议的主题强调学习分析研

究的跨学科性质,旨在发挥学习分析学科领域的多样性优势,包括通过教育学、心理学、神经科学等的交叉汇聚推动学习分析理论研究的深化,通过人工智能、机器学习、可穿戴设备等的通力合作促进学习分析技术方法的创新,通过伦理道德、政策法规等的全面探讨拓展学习分析实践应用的思路,从而为这一领域带来新的发展。

[收稿日期] 2017-07-21 **[修回日期]** 2017-08-27 **[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2017.05.005

[基金项目] 上海市浦江人才计划项目“基于教育大数据的学习分析教育应用创新研究”(14PJJC034);华东师范大学教育学高峰学科建设项目“基于学习分析的学习资源精准服务研究”(16000 5154A5 15001/016/001);华东师范大学2017年度研究生科研创新项目“基于学习分析的学习资源精准服务研究——以华东师大出版社教辅资源为例”。

[作者简介] 吴永和,博士,研究员,博士生导师,华东师范大学教育信息技术学系,研究方向:学习分析、人工智能教育应用、教育信息化系统架构及标准等(yhwu@deit.ecnu.edu.cn);李若晨、王浩楠,硕士研究生,华东师范大学教育学部教育信息技术学系。

仪、录像设备等扩展了学习分析的数据源,让现实环境中的教育大数据收集和处理成为可能。这些记录了学习者身体活动和生理反应的数据源组成了多模态数据集。与传统学习环境中采用观察法人工记录数据相比,多模态数据从多个维度全面、精准地采集、记录和存储真实的课堂情景,涵盖数字、文本、音视频、生理指标等多种数据类型,映射了学习者的基本信息、行为、心理和生理特征,具有情境性、时序性和层级性。埃格霍勃尔等人(Aguerreberre et al., 2017)以乌拉圭国家教育信息化政策计划为例,指出包括社会人口特征、访问变量、使用变量、自适应平台、学习管理系统、学习指标等多模态数据对技术支持下的教学平台建设的重要意义。

1. 多模态生物识别技术

不同学者对多模态学习分析研究范畴有不同的界定。一些学者认为,多模态学习分析是利用多模态生物识别技术追踪学习的过程(布利克斯坦, Blikstein, 2013),即使用传感器从视觉、听觉、触觉等人工感官层面,对学习者的生物指标进行自动监测、记录和反馈。

1) 行为层数据追踪

一些研究者追踪学习者外显的行为数据,从行为科学的角度探究其行为模式,并挖掘其潜在的认知规律。安德雷德(Andrade, 2017)利用图像传感器记录学习者在概念解释时的手部动作,试图通过捕捉现实环境中学习者外显的行为模式探知和诊断其内隐的认知活动。马丁内斯-马尔多纳多等人(Martinez-Maldonado et al., 2017)将模拟医疗实践课堂中学习者与人体模型及其同伴互动的多模态数据进行整合,以期为学习者和教师提供可视化反馈。他们使用深度传感器采集医学学习者在对人体模型进行临床操作时的位置信息,并使用音视频手段记录学习者小组内的交流协作,通过这些安置在周围环境中的“不引人注目”的多模态数据采集装置,实现了多模态学习分析应用研究从实验环境到真实课堂环境的有效突破。

2) 心理、生理层数据追踪

少数研究者追踪学习者的生理数据,如脑电、皮肤电、激素分泌等,从神经科学和心理认知科学的角度探究学习者的情感变化。米尔斯等人(Mills et al., 2017)利用脑电图测量学习者的认知负荷,认为

在神经科学和心理认知科学等的支持下,学习者在在学习过程中的脑电波动将会成为构建学习者心智模型的可靠数据来源之一。受传感技术的限制,这类研究仅限于实验环境进行。随着传感器微型化、智能化、多功能化、网络化的发展,“学习助手”或许会像“运动手环”和“智能手表”一样方便和普及。

2. 线上和线下一体化学习分析

一些学者试图从广义的视角理解多模态学习分析,他们将线上教学系统中的学习者参与指标和线下学习环境中的学习者活动数据结合起来,以解决混合学习环境中的学习分析问题。毛利等人(Mouri et al., 2017)描述了一个基于电子书包中的学习日志可视化分析的无缝学习支持系统。霍尔斯坦等人(Holstein et al., 2017)通过对课堂师生空间关系和互动行为的定性分析,结合学习者电脑中的操作日志,探究混合式学习环境中教师直接监控和学生学习状态之间的因果关系。穆塔黑等人(Mutahi et al., 2017)研发的认知学习伴侣系统旨在跟踪学习者学习参与指标和学习进程,汇总和分析仪器化学习环境中传感器获取的数据,以推断学习者的认知和情感状态,为自适应学习奠定基础。

(二) 理解学习:多角度分析学习者和学习过程

理解学习者行为及其在学习过程中的话语一直是学习分析领域关注的要点。随着跨学科领域的融合,对学习者的心理测量和情感分析逐渐成为新的研究热点。从关注外显的行为特征到关注内隐的认知机能,学习分析实现了由学习表现到学习本质的深入研究。

1. 学习者行为建模

学习行为是学习过程的重要体现,对学习结果起着决定性作用。研究者结合教学情境,通过分析学习者对教师、同伴、学习资源以及学习环境的行为反馈,探究学习者不同的行为模式与其学习成效之间的关系。帕克等人(Park et al., 2017)利用在线学习环境中的学习者点击流数据监测学习者在面对面课堂和在线课程中的学习行为变化,点击流数据具有时效性,可以实时反馈学习者活动和表现。凯瑟等人(Käser et al., 2017)从学习者在交互式在线游戏中的挑战尝试行为出发,探究学习者的探索策略对学习的影响,并据此构建了学习者探索和决策行为模型,以预测学习成果。

在 MOOCs 学习中,学习者通常进行自我调节学习。自我调节学习是学习者自我驱动学习、自主选择学习内容、自我调节学习策略、自我规划学习时间、自主营造学习环境、自我评价学习进度的动态学习过程(庞维国,2003),其中的一个关键因素是学习者求助。MOOCs 中,学习者和教师接触有限,学习者遇到学习困难时选择通过论坛等工具向同伴寻求帮助。智能化学习支架作为同伴支架的补充,可以有效促进学习者的自我调节学习。科林等人(Corrin et al., 2017)使用聚类等学习分析方法探究学习者在 MOOCs 学习中寻求帮助的行为,为 MOOCs 的设计和管理提供依据。

2. 文本和话语分析

多模态数据环境中,学习分析研究的数据源从以数字为代表的结构化数据扩充至文本、话语等非结构化数据。文本是知识传播的重要载体,话语是社会交流的重要途径,对文本和话语等自然语言的有效分析,可以帮助教育研究者更好地理解学习过程,把握学习规律。

1) 在线学习社区的讨论文本

研究者以在线学习社区的论坛、展示平台和留言板中师生在线交流的大量文本数据为基础,通过社会网络分析探究师生社交网络,和通过文本挖掘和内容分析挖掘师生研讨内容,并从时间维度阐释学习过程。

怀斯等人(Wise et al., 2017)通过社会网络分析解释 MOOCs 在线社区中的讨论内容与课程内容的相关关系。李等人(Lee et al., 2017)基于文本挖掘工具发现在线协作学习论坛讨论帖中的关键词,通过对这些关键词进行社会网络分析探究学习者的思维模式,同时利用时间分析追踪学习者的思维演变。伯勒杰尼等人(Boroujeni et al., 2017)通过社会网络分析和时间分析方法探究 MOOCs 论坛中社交活动、讨论主题和学习者角色随时间的变化情况,分析学习者在讨论中扮演的角色和讨论内容之间的关系。他们基于课程结构、论坛活动历史和社会网络属性,可以提前一周预测论坛中的活动水平,这有助于教师或助教为学习者的论坛讨论提供及时支持。

2) 总结反馈类文本和话语

总结反馈类写作和语言表述主要包括学习者对

主观测验题目的回答、自我阐述,以及教师或学习者在一定学习阶段后的总结和反思写作。

奈特等人(Knight et al., 2017)通过文本挖掘、序列分析、流程分析和时间分析探究学术写作中的修辞结构。艾伦等人(Allen et al., 2017)关注学生的阅读理解能力,通过对学生阅读时自我解读文本的递归定量分析,预测学生的阅读理解成绩,以期构建自动化阅读理解评价系统。佩弗等人(Peffer & Kyle, 2017)利用词汇复杂度分析、关键词分析等文本挖掘方法,对领域专家和新手参与计算机支持的真实科学探究实践之后的总结性话语进行分析,通过专家和新手间用词差异间的比较,挖掘其潜在的认知模式。

总结反馈是学习的重要环节,反思性写作是教育实践的重要组成部分,传统的手工分析方法限制了反思性写作的发展,开发可使用的自动化分析方法很有必要。厄尔曼(Ullmann, 2017)使用 R 语言对反思文本进行关键词分析,将其自动归为反思、经验、感觉、信念、困难、观点、学习、意愿八类,平均准确率达 0.78,为开发数据驱动的自动化反思写作分析系统奠定了基础。

3) 真实课堂情境中的师生话语

课堂教学是教育的核心环节,也是教育量化研究难点。师生话语是课堂教学的主要组成部分,也是知识传递和共享的重要载体。

唐纳利等人(Donnelly et al., 2017)使用自动语音识别技术采集真实课堂环境中的教师话语,通过对语言、声学 and 语境三种自然语言特征的处理分析,自动检测教师提问言语,为教学研究、教学评价和教师专业发展提供了新的思路。克罗斯利等人(Crossley et al., 2017)通过语音转录和自然语言处理,探究学生使用在线数学辅导系统进行协作学习时对话的词汇复杂度、文本凝聚力和情感等语言特征,并发现一些语言特征和学生数学成绩显著相关。

师生话语分析对理解真实课堂情境至关重要,自动语音识别和数据驱动研究使真实课堂中的自然话语分析更为便捷、客观和精准。然而,师生话语分析仍面临技术困难,例如如何在包含师生身体运动、咳嗽或喘息,以及铃声和媒体声音等嘈杂的课堂环境中准确捕捉师生话语;如何以自动化方式精准识

别语段、语句、非正式的讲话和方言;如何克服录音装置对正常课堂教学的影响;如何保护隐私和保障信息安全等。

3. 心理测量和情感分析

学习者的情绪状态已被证明是成功学习的关键因素。同步在线学习活动的可视化学生情绪可以帮助教师建立和维持与学习者的社会情感关系。真实课堂环境中的心理和情感监测在帮助教师理解和支持学生学习的同时,也帮助研究者理解学习发生的原理和过程。除了传统的心理量表和问卷,研究者试图从学生的表情、动作和生理反应中探知其心理变化。

1) 表情识别

早在1978年,美国心理学教授埃克曼(Ekman & Friesen, 1978)就通过面部动作编码系统(FACS)从细微面部肌肉动作变化中识别人内隐的情绪。微软开发了表情识别应用程序编程接口,将表情识别任务从人工转移至机器,在减少人力成本的同时也提高了准确度。

徐等人(Xu & Woodruff, 2017)使用自动面部表情监测软件 iMotions 跟踪学习者的情感状态和波动,论证了眉毛上扬、嘴唇紧绷和抿嘴唇等面部动作与学习者的自我调节学习策略和学习表现之间的显著相关关系。该软件借鉴了 FACS 编码系统,通过对视频中的人脸表情识别检测和跟踪其情感状态,可自动识别基本情绪、以学习者为中心的情绪(沮丧、混乱、中性状态)和面部动作单位。

2) 多模态学习情感分析

多模态数据为心理和情感分析提供了更多佐证。扎亚等人(Zaouia & Lavoué, 2017)结合来自音频、视频、学习者自我报告和交互行为轨迹的多模态数据源,通过语音识别、表情识别、学习者表情符号自我报告等方法探究学习者的中性、积极(幸福、惊喜)和消极(悲伤、厌恶、蔑视、恐惧、愤怒)三种维度的情绪唤醒程度和价态,从而构建了一个有效的多模态情境下的学习者情绪可视化分析仪表盘——EMODA 仪表盘。阿泽维多等人(Azevedo et al., 2017)通过音视频分析、面部表情识别、眼动和皮肤电信号追踪、学习者行为日志分析、学习者自我报告分析等多模态方式可视化学习者情绪,为促进自我调节学习中的学习者情绪调节、提高自我激励和自

我调节学习能力提供依据。

(三) 改进学习:多方位教学支持

1. 个性化与自适应学习

个性化与自适应学习是“以学习者为主体”的思想指导下提出的,其对学习分析有两个要求:一是要求学习分析关注学习者的个体差异,以学习者的能力图谱为依据,为不同学习者匹配个性化学习路径、精准的学习资源服务和相互促进的学习同伴;二是要求学习分析培养学习者的自我调节学习能力,充分挖掘和发挥每个学生的兴趣和潜能。

1) 学习者知识建模

学习者知识建模解决“学习者掌握了哪些知识”的问题,是构建学习者能力图谱的关键,也是个性化学习系统的重要组成部分。朗(Lang, 2017)构建了无教师监督的自动化学习环境中的贝叶斯学习者个性化学习模型。斯莱特等人(Slater et al., 2017)以贝叶斯知识追踪模型为依据,使用 R 语言分析在线智能辅导系统的数学问题,以构建能够自动识别数学问题内容、问题结构和考察知识点的相关主题模型。

2) 学习资源精准服务

学习资源和学习环境智能且精准地服务于学习者,是个性化学习系统的基本要求。赫普泰克等人(Huptych et al., 2017)介绍了在虚拟学习环境中基于学习者以往学习活动及表现为学习者推荐学习资源的方法。科佩尼克等人(Kopeinik et al., 2017)探究在线协作学习环境中,学习者进行问题求助和资源检索时的语义稳定度,使用个性化标签为学习者推荐合适的学习资源。哈伯德等人(Hubbard et al., 2017)将虚拟现实技术与生物传感器相结合,通过监测并采集虚拟学习环境中学习者的神经时间序列和振荡次数等数据,分析学习者在学习环境中的学习和认知状态为基础,并依据学习者的状态优化虚拟学习环境。

3) 自我调节学习支架

提高学习者的自我调节能力是个性化与自适应学习的基础目标之一。刘等人(Lau et al., 2017)应用潜在分析方法,借助可自动支持自我调节学习的智能辅导系统,深入探讨了学习者在自我调节学习中学习判断和内容评估等特定元认知的作用。一些学者采用多模态方法探究学习者的自我调节能力。

史盘等人(Spann et al., 2017)通过将可穿戴设备采集的数据和传统记录的数据相结合,探究心率变化与个体自我调节能力之间的关系。米特里等人(Mitri et al., 2017)应用机器学习方法,对心率、步数、天气状况和学习活动等多模态数据进行测量和分析,不断引导学习者进行自我调节,以此探究学习者自我调节能力的影响因素,并预测特定环境中的学习成效。这些研究为学习分析促进自我调节学习能力培养奠定了基础。

2. 学习设计和决策支持

学习设计要求教师或教学设计师依据课程标准和学习者特点合理制定学习目标,安排学习任务,组织学习活动,提供学习资源和学习工具,进行教学评价和反思。这是一个系统化的教学规划和决策过程,在教学中占重要地位。阮等人(Nguyen et al., 2017)认为,学习设计可以使教师在教学中反思实践效果,以此预测将要出现的问题并做出相应的干预。他们指出学习设计能够解释学习者60%在线活动变化,强调学习设计在教学中的重要性。

学习分析为学习设计和教学决策提供支持。奎格利等人(Quigley et al., 2017)通过协同数字工具,应用学习分析方法探索学习者在高中生物课的科学建模策略和实践过程,为科学领域学科教学设计提供建议。霍尔斯坦等人(Holstein et al., 2017)通过访谈了解一线教师使用智能辅导系统(ITS)中仪表盘这一实时教师支持工具的情况,提出实时仪表盘协同设计的建议,同时讨论了实时仪表盘对课堂教学中教师决策的作用。为了评估智能辅导系统和其他因素(如师生空间位置等)对课堂教学的影响,霍尔斯坦等人还开发了真实课堂教学日志管理器(the Spatial Classroom Log Explorer, 简称SPACLE)这一原型工具,以实时分析真实课堂教学环境中的师生行为,为设计更有效的实时教学决策辅助工具奠定基础。阿德杰等人(Adjei et al., 2017)应用对比实验探究学习者的任务选择对智能辅导系统(ITS)中的作业完成及未来成就的影响,认为允许学习者选择作业任务的顺序可以提高完成率,并获得更好的成就。加迪拉杰等人(Gadiraju & Dietze, 2017)提出让成人立即应用所学进行实践的学习任务设计可以提高成人的学习动机。加尔松等人(Garzon et al., 2017)应用学习管理系统的一个模块跟踪记录

教师创建和评估大范围、可访问开放教育资源的能力并将其可视化,为教师改进学习内容提供决策依据。

3. 学习风险预测和干预

学习者在学习时存在无法达成既定学习目标的风险,这种风险在缺少教师监控和成就导向的MOOCs学习中更为常见。针对学习过程和学习结果可能出现的风险进行预测,并以此制定和实施针对性策略,如为学习者提供预警或直接干预等,可以预防学习风险的发生,保证学习成效。

1) 学习风险预测模型

学习分析依据学生已经发生的行为和表现预测其未来成就。赫洛斯塔等人(Hlosta et al., 2017)应用机器学习方法,依据学习者当前课程学习中产生的数据构建学习风险模型,以此识别和评估学习者学习失败的风险。戴安娜等人(Diana et al., 2017)依据学习者在不同时间点的课程学习状态准确预测学习者成绩,并将结果预测模型整合到教师仪表板中,以对最需要帮助的学习者进行评估和反馈。邱等人(Chiu et al., 2017)认为具有相似学习成就的学习者,在阅读成就方面也会受到学习成就的影响。阿格尼霍特里等人(Agnihotri et al., 2017)探究了“混合学习课程中缺乏对教学材料的访问能力是否影响学习者表现”的问题,发现因为试用期失效或财力有限等原因延迟访问教学材料与学习者成绩具有显著的负相关,并提出了可能采取的干预措施。奥坎帕等人(Ocumpaugh et al., 2017)设计开发了辅助分析学生升入大学可能性的预测模型,旨在促进学习者及辅导员为实现长期学术和职业目标制定努力策略。

2) 学习风险预警和有效干预

改善学习是学习分析研究的根本目标,以学习者预测为依据,在合适的时间、以合适的方法为学习者提供干预,是学习效果的重要保障。道森等人(Dawson et al., 2017)通过对比实验验证了学习风险预测和干预对学习者的效用,指出对学习者的预警和补救要尽早进行,且需要科学有效的干预方法。学习分析支持学习干预,并为有效干预提供策略。赫罗多图等人(Herodotou et al., 2017)研究了教师对预测数据分析结果的用法和做法,论证教师认可使用预测数据支持其对处于学习风险学

习者的干预,并提出了相应措施。科万维奇等人(Kovanovic et al., 2017)针对 MOOC 数据分析难度大、耗费时间精力多等问题,设计开发了 MOOCito 干预工具,来分析 MOOC 中纷繁庞杂的数据,并进行一定的教学干预和课程实验。约曼斯等人(Yeomans & Reich, 2017)认为在 MOOC 学习过程中,学习规划提示可以帮助学生构建思维框架,达成学习目标。布朗等人(Brown et al., 2017)认为合理使用学习工具可以帮助学习者解决学习困难,同时学习者越早接触和使用教学辅助工具或资料,这种帮助越有效。

4. 学习评价和反馈系统

作为学习系统的反馈调节机制,学习评价、反馈和反思在教学过程中起着学习能力诊断、学习动机激励、学习导向、教学调控等重要作用。如何对学习进行全面、准确、直观的评价对改善学习至关重要。

1) 数据驱动的学习评价理论研究

萧等人(Hsiao et al., 2017)采用自动扫描书面考试并由教师在线评级的方法,对学习者的学习评价,实验验证了学习评价和反馈对学习者的学习成效的积极影响。戴维斯等人(Davis et al., 2017)的研究表明,为学习者提供包含比较信息的个性化反馈,有助于提高 MOOCs 完成率和学习成绩,这种反馈帮助高学历学习者群体的效果更为明显。阿格巴贝恩等人(Aghababayan et al., 2017)研究了学习过程中学习者元认知的不均衡发展,考察学习者一个学期的信心变化及其对学习者的学业成绩的影响,指出学习者的自信心受其对自身整体学习表现的主观认识的影响。

2) 可视化学习分析

可视化学习成果反馈以图表的形式简单直观地将学习评价呈现给学习者、教师、家长和教育管理者,因此,研究者在构建学习评价和反馈系统时越来越多地考虑可视化部件。谢弗等人(Scheffel et al., 2017)设计了一个学习分析活动部件,这个小部件可以根据学习者行为指标预测学习者成绩,并将预测结果以可视化的方式反馈给学习者。这一研究也表明,包含学习者个体评价及其在团队中所处位置的学习分析可视化活动部件,可以帮助学习者更好地认识自己、反思并更积极地参与协作学习。吉布

森等人(Gibson et al., 2017)报告了反思性写作分析平台的设计、实施和验证的进展,该平台能够在第三级真实评估环境中提供可操作的反馈。傅等人(Fu et al., 2017)设计了一个应用于编程语言教学的学习系统 LAPLE,该系统通过学习者的课堂行为发现学习者在学习不同知识时遇到的困难,并以可视化仪表盘的方式反馈给教师,帮助教师更好地掌握学生实时学习的情况,及时调整教学策略和教材设计。凯斯特等人(Koester et al., 2017)结合课程教学情境信息和学习者表现构筑“未来成绩单”,以更好地评价学习者的课堂表现和智力水平。

(四) 可持续发展保证:伦理、政策和发展

1. 数据权限和伦理道德

大数据时代,数据隐私与信息安全越来越受到人们的重视。学习分析研究必须考虑数据采集的权限问题、数据使用的隐私问题以及数据预测时的伦理问题。赫尔等人(Hoel et al., 2017)探讨了欧洲、日本、韩国、中国等地区的数据隐私保护政策,提出了学习分析领域的隐私保护建议。阿诺德等人(Arnold & Sclater, 2017)指出,尽管大多数受访者允许有关机构和组织使用他们的数据,但很少得到关于数据具体使用目的及对自身影响的说明。蔡等人(Tsai & Gasevic, 2017)认为学习分析研究需要建立利益相关者之间的沟通渠道,呼吁制定正式规则监督学习分析的健全性、有效性和合法性。

2. 可持续发展保证

学习分析领域的可持续发展开始受到关注。对于学习分析的未来发展,波得利等人(Bodily & Verbert, 2017)对面向学习者的学习分析相关文献进行了系统的文献综述,分析了当前以学习者为中心的学习分析系统的研究趋势并以可视化的方式进行反馈,为学习分析研究人员和从业人员提供了未来研究方向的建议。海桑斯威特(Haythornthwaite, 2017)从国家政策出发探究学习分析的发展趋势,介绍学习分析相关政策,重点关注政策制定的关键因素。

对于学习分析的发展挑战和解决思路,克洛等人(Clou et al., 2017)以研讨会的方式鼓励研究者分享学习分析研究中的失败经验,“从错误中学习”。弗格森等人(Ferguson & Clou, 2017)指出,缺乏学习分析研究有效性论证阻碍了学习分析领域发

展,呼吁研究者重视实践中学习分析改进学习的证据。怀特洛克-温莱特等人(Whitelock- Wainwright & Gasevic, 2017)聚焦高等教育机构中学习分析社区的发展,提出要重视社区服务质量,关注学习者的真实需求和期望。普林斯鲁等人(Prinsloo & Slade, 2017)认为,解决学习分析数据与研究资源的可用性问题,要关注学习分析行为的意愿和义务。他们提出,学习分析研究不仅要保护学习者的隐私和维护社会伦理道德,还要有效地分配数据、研究和实践资源,以确保适当、有效的学习分析干预措施能够真正用于改进教学。

四、未来发展与思考

(一) 发展历程

从2011年至2017年,学习分析研究协会已经举办了七届学习分析与知识国际会议,从历届会议的主题变化中可以发现学习分析逐渐走向成熟,并开始寻求领域多样化扩展。

学习分析与知识国际会议发展的三个阶段,揭示了从“学习分析技术”到“学习分析”再到“学习分析学”的研究领域发展历程。其中,以LAK11和LAK12为主的1.0阶段重视学习分析技术层面的研发和应用;以LAK13、LAK14为主的2.0阶段开始关注教育科学与数据分析两大领域的交叉融合,学习分析被视作一个新兴的研究领域,并从研究、理论和实践三个层面进行领域内部整合(曹帅等, 2015);以LAK15、LAK16和LAK17为主的3.0阶段强调学习分析研究的跨学科性质,关注学习分析作为一门综合性学科的多样性和复杂性,通过领域间融合推动学习分析研究领域的发展和成熟,增强领域影响力。

从大数据到大影响,学习分析领域已经逐步成熟,影响逐渐扩大。LAK会议紧跟学习分析研究发展趋势,在学习分析研究领域获得了世界范围的高度认可和支持。随着历年会议的开展,会议论文中“学习分析”出现的频次明显增多,“话语分析”“大数据”“可视化”“数据挖掘”“MOOCs”“个性化学习”“预测/干预”“自然语言处理”“社会网络分析”等关键词的频次也增多,且几乎每年都出现。2015-2017年的LAK会议,“机器学习”和“多模态”等关键词逐渐上升,从一定程度上表明学习分析成为新

的研究领域和方向。

LAK会议所展现的学习分析发展历程和《地平线报告》中的学习分析关键技术发展趋势相一致。2011年,学习分析作为高等教育中教育技术的重要进展开始出现在《地平线报告》中,并连续四年被列为重要的发展趋势。2016年,自适应学习技术与学习分析一起出现,体现了学习分析实时监控学习、及时调整学习、为每一位学习者提供个性化学习服务的具体目标。2017年,物联网、可穿戴技术和移动学习技术为多模态学习分析奠定学习者行为和生理层数据基础;情感计算为采集、处理和分析学习者心理层数据提供技术支持;人工智能和下一代学习管理系统预示着学习分析的智能化、系统化、全面化发展。总体而言,学习分析呈现从描述学习到诊断学习到预测和干预学习的三级发展阶段(见表一)。

总之,从学科内整合到跨学科融合,从多模态追踪学习到多角度理解学习,再到多方位支持学习,学习分析研究领域进入了全维度的系统化发展阶段。

(二) 构建多模态数据基础

学习理论的发展,从行为主义到认知主义,到建构主义,再到人本主义学习理论,教育研究者不断探索学习的本质,学习分析的发展亦遵循这一规律:早期教育研究关注学生成绩,将学习者视作“学习机器”,因此,学习分析研究着重使用量化方法描述教学过程,分析教学行为指标与学生成绩之间的联系;随着学习科学理论的发展,“成功”的含义也在发生变化,现代教育研究更注重学习者的全面发展和个性化发展,关注学习者的身心健康,学习分析研究也扩展至心理学领域,高阶思维能力和自我调节学习能力等被纳入学习评价指标,以求更为精准地诊断学习者定位,为个性化和自适应学习服务奠定基础;生命科学的发展和脑成像等技术的成熟推动了教育神经科学和人工智能的发展,学习分析研究开始采用多模态方法系统、全面地观察和分析作为“人”的学习者个体,以期从本质上理解学习,从根源上改进学习。学习分析关注学习行为、情感变化和认知本质的三个阶段,对应了多模态数据的三个层次,即学习过程中持续变化的行为层、心理层和生理层数据(见图3),这些数据共同作用,可以记录更为全面、立体、动态的真实学习情境。

表一 《地平线报告》学习分析技术发展关键趋势

年份 关键趋势	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
学习分析	√	√	√	√		√	
自适应学习					√	√	√
物联网	√				√		√
可穿戴技术		√		√			
移动学习	√						√
情感计算						√	
人工智能							√
下一代学习管理系统							√

学习分析关键词			
2011 年	数据挖掘,数据建模,数据收集工具和分析技术,实时评估,识别高危学生,改进教学,教育信息化系统(教育云+个人信息终端)	描述学习 ↓ 诊断学习 ↓ 预测/干预学习	
2012 年	数据挖掘工具,理解学习,评价,反馈,改变教学、学习和评价的过程,社会网络分析		
2013 年	大数据,行为追踪,个性化学习体验,学生档案,教学设计,决策,混合式学习环境,实时精准观测,有效性评估		
2014 年	大数据,个性化学习,教学决策,互联网,在线学习环境,混合式学习,预测,可视化		
2016 年	自适应学习,个性化,预测/干预,可视化分析系统,机器学习,隐私和数据安全,具体和有型的研究结果(证据)		
图例	长期(4-5 年)	中期(2-3 年)	短期(1 年以内)

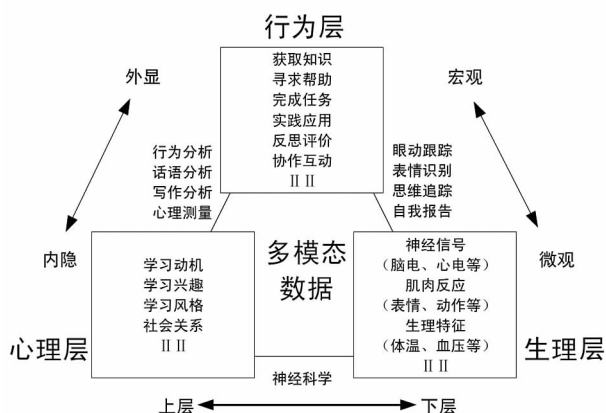


图3 以学习者为中心的多模态数据

一方面,研究者直接观察和记录学习者的外显行为。便捷、低成本的视音频录制为真实课堂环境中的学习行为数据采集提供了便利,网络学习环境中的点击流数据也以时序为单位更为完整地记录和

存储在数据库中。研究者对学习者的学习行为进行编码(顾小清等,2004),追踪其行为序列,探究其行为模式(李爽等,2017)。另一方面,研究者从学习者的话语和写作文本中挖掘其内隐心理变化,利用传感器从学习者的眼动和表情等变化追踪其潜在思维活动,监测其生理反应尤其是心脑活动,为理解学习、改进学习奠定了多模态、全维度的大数据基础。

(三) 寻求跨学科技术支持

学习分析研究是一种数据密集型科学,具有跨学科性,其中教育学、心理学等学习科学为学习分析提供理论指导,计算机科学、物联网等技术科学为学习分析提供技术支持。学科的多元和交叉是学习分析的发展趋势,也是未来学习分析研究的常态(李香勇等,2017)。本文结合学习科学从关注教学过程到研究认知规律再到探究学习本质的三个发展阶段和技术科学智能化、高交互性两大发展方向,总结

学习分析的跨学科技术支持(见图 4)。

总体来讲,关注 MOOCs 和混合学习中的学生行为,为教师、学习者和学习资源提供可视化支持,依然是学习分析领域的研究热点;通过物联网和可穿戴设备采集真实课堂数据,通过人工智能相关原理和技术智能、精准地处理和分析数据,并推动新一代学习管理系统建设,是学习分析领域研究的新兴趋势。例如,美国致力于教育评价体系改革的 MTC 联盟(Mastery Transcript Consortium)发布的高中生评价系统,试图采用包含学生思维、表达、团队合作等八项能力的动态档案代替传统的标准化考试成绩,是学习分析在学习评价和管理方面的实践。

(四)推动学习分析学科建设

图灵奖得主格雷博士(Gray, J.)在“科学方法的革命”演讲中提出,随着计算机科学的发展,人类社会逐渐“数据化”,数据密集型科学将成为继实证研究、理论推演、计算机仿真之后的第四种科学研究范式(Hey et al., 2009)。学习分析领域作为教育研究向数据密集型科学发展的学科分支,对教育技术学的发展具有重要影响。

1. 学习分析领域的影响和学科基础

学习分析是教育技术学的学科分支。在理论层

面,学习分析通过数据科学引领教育研究,通过技术视角全面、系统地追踪学习和理解学习,为掌握学习科学规律、通过教育技术研究改进学习提供数据支持;在实践应用层面,从学习者个体发展到课堂混合式教学实践再到区域性教育信息化建设,学习分析为教育信息化发展提供多层级的度量手段,对全面衡量教育信息化发展进程、精准定位教育信息化发展阶段、合理分配教育信息化资源具有重要的现实意义(徐显龙等,2016)。

学习分析作为推动教育技术研究的新生力量,已经具备一定的独立学科潜力。学习分析研究、理论和实践的交叉整合奠定了领域基础,追踪学习、理解学习和改进学习的三级研究目标明晰了研究范畴,伦理探讨、政策研读和发展指引等可持续研究保障了发展潜力,多模态数据支持和跨学科技术支持拓展了研究方法和应用领域。然而,要想成为教育技术学或学习科学下的独立学科分支,从学习分析走向学习分析学,还面临不少挑战。

2. 学习分析研究的系统性和规范性建设

多模态数据为全维度、立体化地理解学习奠定了基础,然而丰富多样的结构性和非结构性数据在存储和互通等方面存在壁垒。跨学科帮助拓宽了学

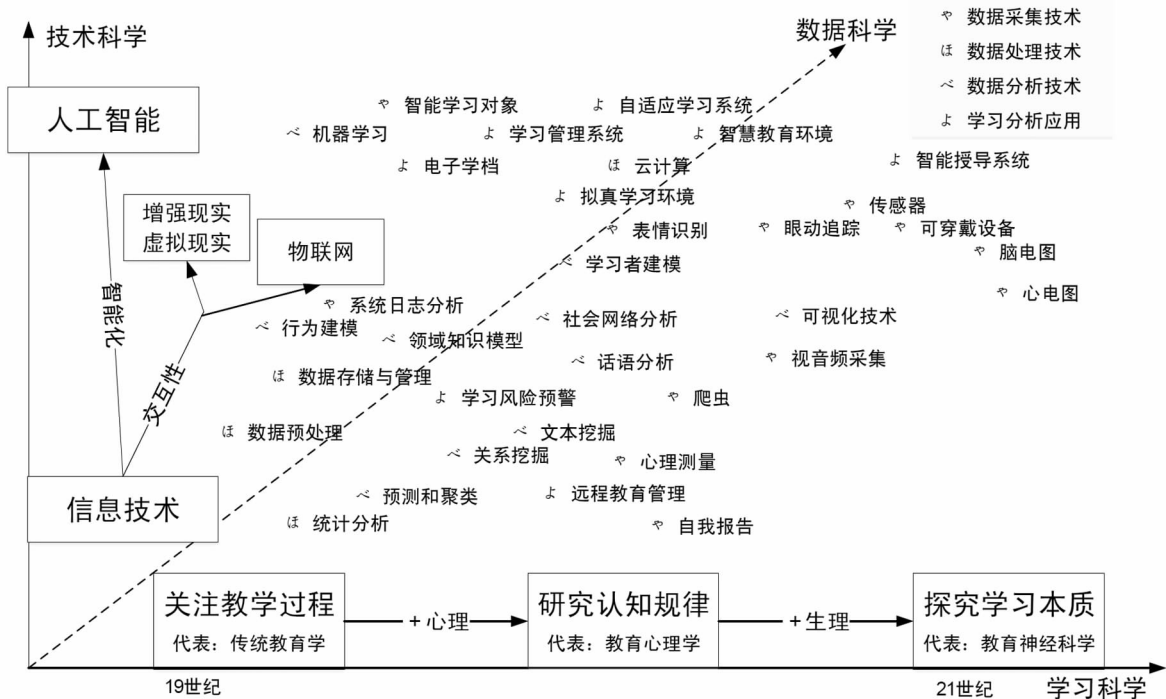


图 4 学习分析的跨学科技术支持

习分析研究视野,但也使得学习分析理论和技术体系繁杂,难以复制和推广。

为解决这些问题,完善学习分析数据和技术规范至关重要。IMS、ISO/IEC、ADL 三大标准组织制定了数据模型、数据接口、数据安全等系列标准,以期构建统一的学习分析数据标准和技术规范(王紫琴等,2017)。在此基础上,国内外各学习分析标准研制工作组应结合研究趋势和自身国情,为各个教育系统中教育数据的一体化分析建设添砖加瓦(见图5)。例如,华东师范大学吴永和等提案的《学习分析互操作性概念》系列标准,结合学习分析过程,从与数据共享,隐私、信任和数据控制,服务质量等相关的互操作性视角,为学习者、教师、教育机构提供针对性术语及参考模型,为学习分析抽象数据流的收集、存储和处理、分析、可视化处理等一系列学习分析流程提供系统要求。

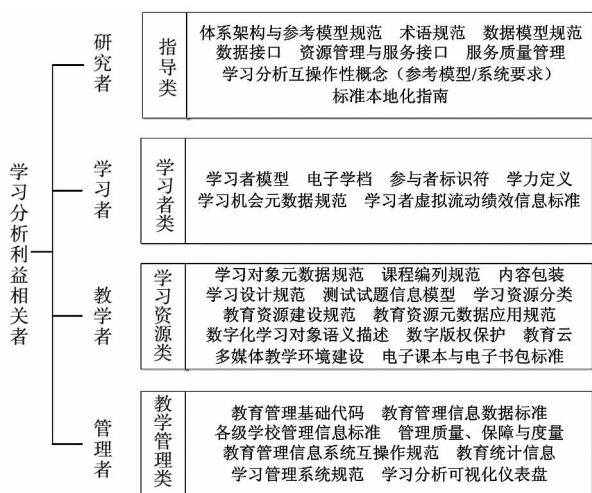


图5 学习分析技术标准组谱

未来研究者应当明确学习分析概念,讨论学习分析及其跨学科基础的层级关系和领域界限,实现学科内的逻辑自治。除了领域和策略知识外,制度和文化也是学科建设的要点(安涛,2016)。学科制度和他文化发展既需要政策制定者和学科带头人的上层规划,也需要每位研究者和实践者对钻研精神和学术道德的坚守。

[注释]

① 在线云图生成工具 WordArt, <https://wordart.com/>.

[参考文献]

[1] Adjei, S. A., Botelho, A. F., & Heffernan, N. T. (2017). Sequencing content in an adaptive testing system; The role of choice [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:178-182.

[2] Aghababayan, A., Lewkow, N., & Baker, R. (2017). Exploring the asymmetry of metacognition [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:115-119.

[3] Agnihotri, L., Essa, A., & Baker, R. (2017). Impact of student choice of content adoption delay on course outcomes [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:16-20.

[4] Aguerrebere, C., Cobo, C., Gomez, M., & Mateu, M. (2017). Strategies for data and learning analytics informed national education policies; The case of Uruguay [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:449-453.

[5] Allen, L., Perret, C., Likens, A., & Menamara, D. (2017). What'd you say again?: Recurrence quantification analysis as a method for analyzing the dynamics of discourse in a reading strategy tutor [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:373-382.

[6] Andrade, A. (2017). Understanding student learning trajectories using multimodal learning analytics within an embodied-interaction learning environment [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:70-79.

[7] Arnold, K., & Selater, N. (2017). Student perceptions of their privacy in learning analytics applications [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:66-69.

[8] Azevedo, R., Millar, G. C., Taub, M., Mudrick, N. V., Bradbury, A. E., & Price, M. J. (2017). Using data visualizations to foster emotion regulation during self-regulated learning with advanced learning technologies: A conceptual framework [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:444-448.

[9] 安涛 (2016). 论学科的重重意蕴 [J]. 当代教育科学, (22): 32-36.

[10] Blikstein, P. (2013) Multimodal learning analytics [A]. Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C].

[11] Bodily, R., & Verbert, K. (2017). Trends and issues in student-facing learning analytics reporting systems research [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM: 309-318.

- [12] Boroujeni, M. S., Hecking, T., Hoppe, H. U., & Dillenbourg, P. (2017). Dynamics of MOOC discussion forums[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:128-137.
- [13] Bote-Lorenzo, M. L., & Gómez-Sánchez, E. (2017). Predicting the decrease of engagement indicators in a MOOC[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:143-147.
- [14] Brown, M., Demonbrun, M., & Teasley, S. (2017). Don't call it a comeback: Academic recovery and the timing of educational technology adoption[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:489-493.
- [15] Chiu, M., Chow, B., & Joh, S. W. (2017). How to assign students into sections to raise learning[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:95-104.
- [16] Clow, D., Ferguson, R., Kitto, K., Cho, Y., Sharkey, M., & Aguerrebere, C. (2017). Beyond Failure: The 2nd LAK Failathon[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:504-505.
- [17] Corrin, L., de Barba, P. G., & Bakharia, A. (2017). Using learning analytics to explore help-seeking learner profiles in MOOCs [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:424-428.
- [18] Cross, S., Waters, Z., Kitto, K., & Zucco, G. (2017). Classifying help seeking behaviour in online communities[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:419-423.
- [19] Crossley, S., Liu, R., & Menamara, D. (2017). Predicting math performance using natural language processing tools[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:339-347.
- [20] 曹帅, 王以宁, 徐鹏(2016). 学习分析技术的研究现状与未来趋势——基于2011-2015年lak会议论文的分析[J]. 中国电化教育, (5):78-84.
- [21] Davis, D., Jivet, I., Ren, Kizilcec, R., Chen, G., Hauff, C., & Houben, G. (2017). Follow the successful crowd: Raising MOOC completion rates through social comparison at scale[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:454-463.
- [22] Dawson, S., Jovanovic, J., Ga, D., Evi, & Pardo, A. (2017). From prediction to impact: Evaluation of a learning analytics retention program[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:474-478.
- [23] Diana, N., Eagle, M., Stamper, J., Grover, S., Bienkowski, M., & Basu, S. (2017). An instructor dashboard for real-time analytics in interactive programming assignments[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:272-279.
- [24] Donnelly, P. J., Blanchard, N., Olney, A. M., Kelly, S., Nystrand, M., & DMello, S. K. (2017). Words matter: Automatic detection of teacher questions in live classroom discourse using linguistics, acoustics, and context[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:218-227.
- [25] Ekman, P., & Friesen, W. V. (1978). Facial Action Coding System[M]. Palo Alto: Consulting Psychologist Press.
- [26] Ferguson, R., & Clow, D. (2017). Where is the evidence?: A call to action for learning analytics [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:56-65.
- [27] Fu, X., Shimada, A., Ogata, H., Taniguchi, Y., & Suehiro, D. (2017). Real-time learning analytics for C programming language courses[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:280-288.
- [28] Gadiraju, U., & Dietze, S. (2017). Improving learning through achievement priming in crowdsourced information finding microtasks[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:105-114.
- [29] Garzon, C. A., Navarro, S. M. B., Fabregat, R., & Graf, S. (2017) ATCE: An analytics tool to trace the creation and evaluation of inclusive and accessible open educational resources[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:183-187.
- [30] Gibson, A., Aitken, A., Sándor, A., Shum, S. B., Tsingos-Lucas, C., & Knight, S. (2017). Reflective Writing Analytics for Actionable Feedback [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:153-162.
- [31] 顾小清, 王炜(2004). 支持教师专业发展的课堂分析技术新探索[J]. 中国电化教育, (7):18-21.
- [32] Haythornthwaite, C. (2017). An information policy perspective on learning analytics[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:253-256.
- [33] Herodotou, C., Rienties, B., Borooowa, A., Zdrahal, Z., Hlosta, M., & Naydenova, G. (2017). Implementing predictive learning analytics on a large scale: The teacher's perspective[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:267-271.
- [34] Hey, T., Tansley, S., & Tolle, K. (2009). The Fourth Paradigm; Data-intensive Scientific Discovery [M]. Microsoft Research,

Redmond, Washington.

[35] Hlosta, M., Zdrahal, Z., & Zendulka, J. (2017). Ouroboros: Early identification of at-risk students without models based on legacy data[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:6-15.

[36] Hoel, T., Griffiths, D., & Chen, W. (2017). The influence of data protection and privacy frameworks on the design of learning analytics systems[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:243-252.

[37] Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2017). SPACLE: Investigating learning across virtual and physical spaces using spatial replays[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:358-367.

[38] Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2017). Intelligent tutors as teachers' aides: Exploring teacher needs for real-time analytics in blended classrooms[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:257-266.

[39] Hsiao, S., Huang, P., & Murphy, H. (2017). Uncovering reviewing and reflecting behaviors from paper-based formal assessment [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:319-328.

[40] Hubbard, R., Sipolins, A., & Zhou, L. (2017). Enhancing learning through virtual reality and neurofeedback: A first step[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:398-403.

[41] Hupych, M., Bohuslavsek, M., Hlosta, M., & Zdrahal, Z. (2017). Measures for recommendations based on past students' activity [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:404-408.

[42] Käser, T., Hallinen, N. R., & Schwartz, D. L. (2017). Modeling exploration strategies to predict student performance within a learning environment and beyond[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:31-40.

[43] Knight, S., Martinez-Maldonado, R., Gibson, A., & Shum, S. B. (2017). Towards mining sequences and dispersion of rhetorical moves in student written texts[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:228-232.

[44] Koester, B., Fogel, J., Murdock, W., Grom, G., & McKay, T. (2017). Building a transcript of the future[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:299-308.

[45] Kopeinik, S., Lex, E., Seitlinger, P., Albert, D., & Ley, T. (2017). Supporting collaborative learning with tag recommendations: A real-world study in an inquiry-based classroom project[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:409-418.

[46] Kovanovic, V., Joksimovic, S., Katerinopoulos, P., Michail, C., Siemens, G., & Gasevic, D. (2017). Developing a MOOC experimentation platform: Insights from a user study[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:1-5.

[47] Lang, C. (2017). Opportunities for personalization in modeling students as Bayesian learners[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:41-45.

[48] Lau, C., Sinclair, J., Taub, M., Azevedo, R., & Jang, E. E. (2017). Transitioning self-regulated learning profiles in hypermedia-learning environments[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:198-202.

[49] Lee, A. V. Y., & Tan, S. C. (2017). Temporal analytics with discourse analysis: Tracing ideas and impact on communal discourse [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:120-127.

[50] 李爽,钟瑶,喻忱,程昱,魏顺平(2017). 基于行为序列分析对在线学习参与模式的探索[J]. 中国电化教育, (3)88-95.

[51] 李香勇,左明章,王志锋(2017). 学习分析的研究现状与未来展望——2016年学习分析和知识国际会议述评[J]. 开放教育研究, (1): 46-55.

[52] Martinez-Maldonado, R., Power, T., Hayes, C., Abdiprano, A., Vo, T., Axisa, C., & Shum, S. B. (2017). Analytics meet patient manikins: Challenges in an authentic small-group healthcare simulation classroom[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:90-94.

[53] Mills, C., Fridman, I., Soussou, W., Waghay, D., Olney, A. M., & DMello, S. K. (2017). Put your thinking cap on: Detecting cognitive load using EEG during learning[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:80-89.

[54] Mitri, D. D., Scheffel, M., Drachler, H., B?rner, D., Rner, Ternier, S., & Specht, M. (2017) Learning pulse: A machine learning approach for predicting performance in self-regulated learning using multimodal data [A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:188-197.

[55] Mouri, K., Ogata, H., & Uosaki, N. (2017). Learning analytics in a seamless learning environment[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference [C]. Van-

couver, British Columbia, Canada, ACM:348-357.

[56] Mutahi, J., Kinai, A., Bore, N., Diriye, A., & Welde-mariam, K. (2017). Studying engagement and performance with learning technology in an African classroom[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:148-152.

[57] Nguyen, Q., Rienties, B., & Toetnel, L. (2017). Unravelling the dynamics of instructional practice: A longitudinal study on learning design and VLE activities[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:168-177.

[58] Ocumpaugh, J., Baker, R., Pedro, M. O. C. Z., Hawn, M. A., Heffernan, C., Heffernan, N., & Slater, S. A. (2017). Guidance counselor reports of the ASSISTments college prediction model (ACPM)[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:479-488.

[59] Park, J., Denaro, K., Rodriguez, F., Smyth, P., & Warschauer, M. (2017). Detecting changes in student behavior from click-stream data[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:21-30.

[60] Peffer, M., & Kyle, K. (2017). Assessment of language in authentic science inquiry reveals putative differences in epistemology[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:138-142.

[61] Poquet, O., Dawson, S., & Dowell, N. (2017). How effective is your facilitation?: Group-level analytics of MOOC forums[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:208-217.

[62] Prinsloo, P., & Slade, S. (2017). An elephant in the learning analytics room: The obligation to act[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:46-55.

[63] 庞维国(2003). 自主学习——学与教的原理和策略[M]. 上海:华东师范大学出版社.

[64] Quigley, D., Ostwald, J., & Sumner, T. (2017). Scientific modeling: Using learning analytics to examine student practices and classroom variation[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:329-338.

[65] Scheffel, M., Drachler, H., Kreijns, K., de Kraker, J., & Specht, M. (2017). Widget, widget as you lead, I am performing well indeed!: Using results from an exploratory offline study to inform an empirical online study about a learning analytics widget in a collaborative learning environment[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:289-298.

[66] Slater, S., Baker, R., Almeda, M. V., Bowers, A., & Heffernan, N. (2017). Using correlational topic modeling for automated topic identification in intelligent tutoring systems[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:393-397.

[67] Spann, C., Schaeffer, J., & Siemens, G. (2017). Expanding the Scope of Learning Analytics Data: Preliminary Findings on Attention and Self-Regulation Using Wearable Technology[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM: 203-207.

[68] Tsai, Y., & Gasevic, D. (2017). Learning analytics in higher education —— challenges and policies: A review of eight learning analytics policies[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:233-242.

[69] Ullmann, T. D. (2017). Reflective writing analytics: Empirically determined keywords of written reflection[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:163-167.

[70] Whitelock-Wainwright, A., & Gasevic, D. (2017). What do students want?: Towards an instrument for students'evaluation of quality of learning analytics services[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:368-372.

[71] Wise, A. F., Cui, Y., & Jin, W. Q. (2017). Honing in on social learning networks in MOOC forums: Examining critical network definition decisions[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:383-392.

[72] 王紫琴,彭娟,吴砥(2017). 学习分析技术规范比较研究[J]. 开放教育研究, (1):93-101.

[73] Xu, Z., & Woodruff, E. (2017). Person-centered approach to explore learner's emotionality in learning within a 3D narrative game[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:439-443.

[74] 徐显龙,孙妍妍,吴永和(2016). 教育信息化就绪指数研究[J]. 开放教育研究, (5):86-94.

[75] Yeomans, M., & Reich, J. (2017). Planning prompts increase and forecast course completion in massive open online courses[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM: 464-473.

[76] Zaouia, M. E., & Lavoué, E. (2017). EMODA: A tutor oriented multimodal and contextual emotional dashboard[A]. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference[C]. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM:429-438.

(编辑:魏志慧)

The Development, Status, and Challenges of Learning Analysis: A Review of the 7th International Conference on Learning Analytics and Knowledge

WU Yonghe, LI Ruochen & WANG Haonan

(Department of Education Information Technology,
Faculty of Education, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

Abstract: *The International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK) is dedicated to the dissemination and promotion of cutting-edge research in the field of learning analysis. The 7th International Conference on Learning Analysis and Knowledge (LAK' 17) was held in Vancouver, Canada, in March 2017. The theme of LAK' 17 was purposely focused on the transdisciplinary nature of research in learning analytics. Three experts from different backgrounds shared their keynote speeches.*

This paper reviews and analyzes the LAK' 17 keynotes, articles and posters systematically, exploring the process of tracking learning, understanding learning and improving learning, as well as the sustainability of learning analysis. This part includes the following four aspects: 1) tracking learning by multimodal data analysis, including the multimodal biometric technology and the online & offline consistency analysis of learners' behavior, psychological & physiological data. 2) Understanding learning using multi-angle analysis of learners and the learning process, including learner behavior modeling, text mining, discourse analysis, psychological measurement and emotional analysis. 3) Improving learning by providing multi-faceted teaching and learning support, including personalized and adaptive learning support (such as learner knowledge modeling, learning resource management and self-regulated learning scaffolding), learning design and teaching decision-making support, learning risk prediction and intervention, and learning evaluation and feedback etc. 4) The sustainable development of learning analysis, including the discussions on data authority and ethics.

Finally, based on the above analyses, this paper puts forward two major trends in the transdisciplinary nature of research in learning analytics: the construction of multimodal data base, and the search for interdisciplinary technical support. At the same time, this paper points out the challenges in promoting the development of learning and analysis standards and the construction of disciplines, so as to provide inspirations for the development of learning analysis research, and the practical applications that improve learning.

Key words: *learning analysis; LAK; multimodal learning analysis; understanding learning; improved learning*