

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

李香勇^{1,2} 左明章¹ 王志锋¹

(1. 华中师范大学教育信息技术学院,湖北武汉 430079;
2. 桂林航天工业学院传媒与艺术设计系,广西桂林,541004)

[摘要] 学习分析和知识国际会议在促进学习分析的创新推广方面起到了举足轻重的作用。本文综合分析了2016年学习分析和知识国际会议的主题及主旨演讲,从模型与方法、技术与工具、实践与应用、伦理与道德四方面对会议收录论文进行了梳理和阐述,进而从深化基本理论研究、统一技术标准及规范、拓展实践与应用领域、加强安全与伦理道德探讨等方面对该研究领域的未来趋势进行展望,探寻未来发展路径,即学习分析依赖技术的进步、大数据研究和多学科协同。

[关键词] 学习分析;学习分析和知识国际会议;文献分析

[中图分类号] G434 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2017)01-0046-10

一、引言

学习分析已成为炙手可热的研究领域,掀起了教育信息化的新浪潮(吴永和等,2013)。国际新媒体联盟(New Media Consortium)2011年发布的《地平线报告(高等教育版)》将学习分析技术列为远期或近期发展目标,并将其视为促进学习的关键技术。人们将学习分析理解为对学习及其所在情境产生的数据进行测量、搜集、分析和报告,以便理解和优化他们的学习及所处环境(牟智佳等,2016)。学习分析在教育中的作用日益突显,使人们对学习发生和发展的认知更加明晰和透彻,对学习的监控和预警更加直观和便捷,为不同风格、不同认知水平的学习者提供精准服务和个性化学习支持。

为促进学习分析的创新与发展,学习分析研究协会(Society for Learning Analytics Research,简称SoLAR)自2011年开始举办学习分析与知识国际会议(International Conference on Learning Analytics and Knowledge,简称LAK),迄今已举办六届,为教师、教育管理者、研究人员及其他利益相关者搭建研究和交流的平台。2016年的会议信息见表一。本研究即对此次会议进行综述,以帮助国内同行了解学习分析研究前沿。

LAK16首次和美国计算机学会以及2016规模化学习会议合作。会议主题是“通过聚合各研究群体的基础、应用和效用来增强影响”。会议强调通过多学科的汇聚、交叉、联结、协同来促进学习分析研究领域理论与实践的发展,利用网络技术、人工智

[收稿日期] 2016-12-11 **[修回日期]** 2016-12-26 **[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2017.01.006

[基金项目] 国家科技支撑计划项目“现代科技馆体系展品展示关键技术研究及创新平台构建应用示范”(2015BAK33B00)。

[作者简介] 李香勇,华中师范大学教育信息技术学院在读博士研究生,桂林航天工业学院传媒与艺术设计系讲师,研究方向:学习分析、信息化教育;左明章,教授,博士生导师,华中师范大学教育信息技术学院副院长,研究方向:学习分析、信息化教育;王志锋,博士,华中师范大学教育信息技术学院讲师,研究方向:人工智能、数据挖掘与机器学习。

表一 2016 学习分析与知识国际会议信息

会议相关信息	主旨发言人	发言主题
时间:2016.4.25-2016.4.29 地点:英国爱丁堡市爱丁堡大学 主题:通过聚合各研究群体的基础、应用和效用来增强影响 会议网址:http://lak16.solaresearch.org/	希尔德布兰特 (Mireille Hildebrandt)	像机器一样学习,人类与机器的交融
	基斯纳(Paul A. Kirschner)	学习分析:乌托邦还是反乌托邦
	米斯李维(Robert J. Mislevy)	从心理测量的前沿脱颖而出

能、伦理与道德等研究为其提供解决问题的新视角、新思路,从而突破发展的瓶颈。

会议的三个主旨发言强调运用理性和辩证的观点看待事物发展,强调学科之间相互交融和促进,从不同层面阐述了对学习分析的理解。布鲁塞尔自由大学希尔德布兰特教授关注人类自由和尊严的深远意义,解释了学习分析的使用如何有助于人类的学习过程,为学习分析语境中涉及数据保护的法律争论提供了清晰的思路。荷兰开放大学教授基斯纳认为不应该盲目赞扬与推崇学习分析,应该辩证地看待它的双面效应。学习分析许诺人们所期望达到的教育未来图景(例如自适应和个性化教学),但在许多方面也带来潜在危害。美国教育考试服务中心统计和测量主席米斯李维认为将心理测量的认知和数据处理分析方法应用于学习分析,可以使其从容面对挑战和困难,二者可以相互促进、相得益彰。

二、研究现状

本次会议共收录会议论文 62 篇,其中长论文 36 篇,短论文 26 篇。通过对会议专题和论文的研究分析,本文将研究热点总结并归类为四个方面(见图 1):模型与方法、技术与工具、实践与应用、伦理与道德。其中,模型与方法提供学习分析的方法和思路,指引学习分析的发展进程;技术与工具是不可或缺的具体手段,它的进步助力了学习分析的开展;实践与应用是学习分析的目标,它能检验技术与工具有效性并对模型与方法形成反馈从而促进其调整和优化。这三个模块相互支撑并形成迭代循环,都处于“伦理与道德”的约束之下,因为学习本身就是社会性活动,在关注学习进程的同时离不开对社会的人文关怀,以及遵守一定的法律和伦理道德规范。

(一) 学习分析的模型与方法

1. 学习分析模型

学习分析模型是对学习分析过程和元素的抽象

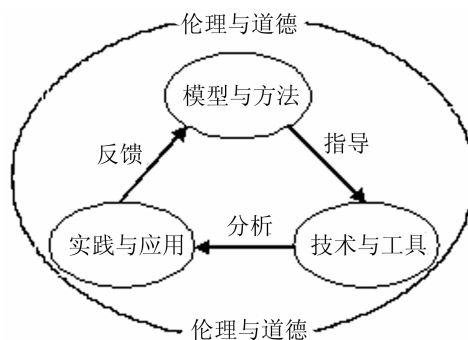


图1 论文分类关系图

和概括。会议主要关注了四种学习分析模型,本文对这些模型进行了总结和比较(见表二),并对与会者的相关研究进行了梳理和阐释。

第一,贝叶斯知识追踪模型可以帮助指导智能导师系统的构建,为研究人员跟踪、了解学生学习提供参考。如何改进这一模型并应用于实践是本届会议关注的问题。大卫等人(David et al., 2016)对贝叶斯知识追踪模型进行优化后提出一种新的排序问题算法,以提升学生绩效和参与度。刘然等人(Liu et al., 2016)构建了一个知识组件跟踪模型,对引起常见错误和误解的潜在因素建模,并应用于分数算术案例中模拟误解强度的演变,评估每增加一个误解如何改善整个模型对数据的适应性。贝叶斯知识跟踪模型能对了解学生的知识掌握程度提供帮助,虽然它早在 1995 年就被引入智能教育领域(王卓等,2015),鉴于其复杂性,国内相关研究少有涉及。

第二,预测模型对了解学习者的未来学习走向、提供决策支持和干预具有重要作用。帕尔多等(Pardo et al., 2016)提出的学习预测模型,可用于预测学生的考试成绩并进行分类,提供了具体的行动支持和相应的解决方案,从而实现对学生的个性化反馈和教师干预的有效支持。布朗等人(Brown et al., 2016)收集了 566 名学生第一年通识教育课程

表二 学习分析的模型类型

模型类型名称	模型基础	实现功能
贝叶斯知识追踪模型	学习者的知识掌握程度	解释、推断学生的知识和能力
预测模型	学习者已经掌握的知识与技能	预测未来走向,实现教学预警和干预,提供决策支持
学习满意度模型	学习满意度的影响因子分析	了解对学习资源、学习环境等内容的满意度,从而对其进行优化、调整和改进
学习行为模型	学习者的操作行为、认知行为和问题解决行为(马志强等,2016)	通过行为特征的提取和聚类,了解其知识建构的过程,对学习进行人物画像

中与学业成绩相关的数据并进行分析,预测学生在预警系统中的潜在分类,以及学习成绩的提高和下降,从而实现对学生个性化反馈和教师干预的有效支持。帕尔多斯等人(Pardos et al., 2016)则从优化模型的角度进行研究。他们认为模型的学习属性和预测精度将随着先验知识的个性化而提高,并通过调查验证了控制个人先验知识可以减轻自我选择的偏差。虽然预测模型在实际应用中体现出优势,但预测精度和可信度仍有待考量,预测结果仅供参考。

第三,在学习满意度研究方面,目前国内学者对其实证调查较多,而建立相应的学习满意度模型进行量化研究较少。凯万等人(Kevan et al., 2016)提出了慕课满意度模型,将学生满意类型分为四方面:内容满意度、社交满意度、非正式学习满意度和正式学习满意度,并运用结构方程模型对其影响因子进行测量。瑞尼提斯等人(Rienties et al., 2016)则强调学习设计的重要作用。他们在模型中将学习模块和学生的满意度及表现相联系,以研究混合学习环境中学习设计在预测和理解学生表现方面的重要性。

第四,学习者的行为差异深刻影响学习成效,因而有必要构建合适的学习行为模型进行相应研究。帕帕米特西乌(Papamitsiou et al., 2016)基于学习行为数据轨迹的分析了解和识别这些差异,进而对学生进行精确分类并预测其表现。希克斯等(Hicks et al., 2016)基于“量子光谱”在线学习系统的学习错误,建立了相应行为模型用以分析时间数据和退出率,从而评估学习和学习环境设计之间的复杂关系。

以上学习分析模型均有各自的侧重点和聚焦问题,充分利用各类模型的优势可以针对性地解决学习分析的具体问题。此外学习分析模型还包括学习动机模型、学习投入度模型、学习情感模型以及针对学习分析整体过程的模型等,如西门斯(George Sie-

mens)提出的学习分析过程模型等。学习过程的复杂性和学习方式的多样性,导致学习模型的种类纷繁多样,后续研究可探索建立统一的、通用的模型与方法,简化学习分析的步骤和过程,这是学习分析需要解决的重点问题。

2. 学习分析方法

学习分析方法为学习分析的开展指引了方向,提出了解决问题的具体路径。

首先,以评估促改进的方法。该路径从评估的视角进行反思,促进学习设施和环境的调整,从而有效支持教学。奥斯特罗等人(Ostrow et al., 2016)认为学习基础设施的评估有利于促进学生、研究人员、学习平台及其内容之间的交互关系,从而推动学习平台的改进和促进个性化学习。其次,数据驱动方法。该方法已经应用于智能导师系统,旨在提高学生的成绩并预测学生的学习方式。莫斯塔法等人(Mostafavi et al., 2016)结合数据驱动的反馈和问题选择方法,开发了数据驱动能力分析器,并应用于交互学习系统。最后,综合应用其他学科的研究方法。麦克费深等人(McPherson et al., 2016)结合现实主义的社会学教育理论和实践调查结果,从学习者对数据需求的视角检视学习分析,提出了一个支持和遵循知识建构原则和学科差异的分析框架。该框架可以提供并使用课程、教学法和学科实践的相关数据以支持学习分析。

(二) 学习分析的技术与工具

技术与工具是学习分析的核心,其创新应用可以为学习分析解决现实问题、扫除障碍,进而为学习分析的深度发展提供支持。

1. 话语分析

话语分析通过对语言的内容、功能、特征等进行分析,可以表征学习者的行为、认知和情感。陈业等人(Chen et al., 2016)应用机器学习语言工具包

(Machine Learning for Language Toolkit)通过主题建模的方式对学生的反思日记进行探索,并依据主题的相关性和字数等指标对反思日记进行自动评估和分级,从而对学生的形成性评价提供帮助。克罗斯利等人(Crossley et al., 2016)将点击流数据(Click-stream Data)和自然语言处理相结合,针对学生网上论坛至少 50 字的发言、MOOC 视频的浏览和下载以及作业的撰写等内容进行分析,可以精准预测 78% 的学生是否完成 MOOC,从而对学习预警和相应管理提供帮助。科瓦诺威克等人(Kovanovic et al., 2016)借鉴自动衔接测量工具(Automated Cohesion Metric Tool)和语言查询和字数统计(Linguistic Inquiry and Word Count)的特性,开发了一项随机森林分类算法,探索对学生在线讨论记录进行自动化内容分析。

目前话语分析研究主要集中对论坛留言、反思性写作、在线讨论的记录等文本进行挖掘和分析,而直接以人类自然语言为研究对象的话语分析还有一定难度。语音识别技术的完善,例如科大讯飞提供的语音云服务,能以较高的识别率迅速识别人的自然语言并将其转换成文本,可以突破学习分析发展的又一阻碍。

2. 可视化分析

可视化分析可以对抽象的学习数据进行分析处理,并通过图表等形式将结果简洁、直观地呈现给学生、教师和管理人员,从而简化这些利益相关者的分析工作,使其直接运用分析结果进行自我反思、教学干预和决策。肖等人(Hsiao et al., 2016)研究和设计了一个创新的语义可视化学习分析系统——教育分析(EduAnalysis)。这一系统嵌入了智能概念索引支持,通过将概念集与考试问题相关联,自动处理纸质考试中的语义构成,从而为教师提供即时反馈。坦等人(Tan et al., 2016)通过学习仪表盘呈现学生阅读成绩、学习倾向、关键素养能力和课堂社交学习网络的定位,从而洞察学习分析的潜力、矛盾和前进路径。这种学习状态及结果的实时呈现,增强了学习者和教师对学习的直观了解,成为他们反思和决策的重要依据。

可视化分析直观表征数据背后的隐藏含义及相互联系,突显了学习分析的智能化和个性化。如何依据对学习者的追踪记录的数据流实时更新仪表盘的

图形化呈现,达成从浅层信息显示(学习频率、时长)到深层数据挖掘(习惯、兴趣、情绪),进而实现不同主体的个性化显示和支持是可视化研究未来的重要内容。

3. 视觉追踪

学习数据的收集通常依赖学习者的交互操作,而视觉跟踪技术拓展了数据收集的方式,且在学习者无意识情况下收集的数据会更真实客观。目前,视觉追踪的量化过程用得最多的是时间指标(如注视时间),其次是量值指标(如注视点个数),最后是空间指标(如注视位置)(郑玉玮等,2016)。夏尔马等人(Sharma et al., 2016)开展了 MOOC 环境下的注视学习分析,发现视觉感知干预对学习者的注意力产生积极的影响。“追身”表明学习者成功跟随老师的程度,他们设计一种叠加在视频上的工具来提高“追身”,并且当“追身”低于平均值时进行预警,从而提高学生对老师的注视程度和学习效益。本尼迪克特等人(Benedict et al., 2016)通过视觉跟踪技术监测 60 名毕业班学生在线学习时的眼睛注视情况,区分和识别其认知活动和学术潜能,从而明确在线学习环境中如何使用教学设计刺激高阶认知活动。视觉追踪通过学习者的生理行为数据分析其学习活动过程,这一技术已广泛应用于心理学等领域,在学习分析研究领域的应用前景广阔。

在软件和应用平台方面,卡卡拉斯等人(Karkalas et al., 2016)通过“反思性设计者分析平台”案例,开发能够增强设计师(作者)和学习者创造性思维的技术和资源,从而为提高学习者的创造性思维和在线电子阅读效果提供帮助。欧斯特等人(Oster et al., 2016)使用学习分析准备工具调查了 24 家机构和 560 名调查对象,通过分析发现文化、数据管理技术、数据分析技术、通讯与策略应用、训练等因素明显影响了学习者的学习准备和反思过程。

(三) 学习分析的实践与应用

学习分析实践与应用分为基于学习者、教师、学习方式和学习系统四个方面。

1. 基于学习者的实践与应用

基于学习者的实践与应用主要关注学习社交网络、学习情感与态度。

1) 学习社交网络

学习者的在线交互、协作和沟通以及网上学习

共同体的组建形成了特定的学习社交网络,它如何影响学习效果及程度如何仍不明朗。约克西莫维奇等人(Joksimovic et al., 2016)将描述和统计方法相结合并运用于 MOOC 案例,探讨了社会网络向心性措施(程度、紧密性和中介性)和课程学习结果之间的联系。朱梦晓等人(Zhu et al., 2016)运用指数随机图模型把来自 MOOC 平台的用户参与、绩效和社交联系数据结合起来分析发现,基于论坛交互建立的社交网络相对松散且缺乏预期的紧密度,拥有较高绩效的个人更倾向在社交网络中进行互动,社交联系、绩效和参与度之间的关系会随着时间变弱。此外,社交网络研究的热点问题包括加强定量研究以了解社交网络的作用机理;构建优质的社交网络环境,以促进学习资源的聚合;改善社交网络的监管,实现对群体行为的良性引导和规范。

2) 学习情感与态度

学习情感是学习者在学习过程中产生的复杂情绪体验,会影响他们的学习态度和学习的动机,进而对学习具有促进或抑制作用。如何分类、量化和呈现学生的学习情感是学习分析目前面临的挑战之一。格文美尔等人(Grawemeyer et al., 2016)以“italk2learn”网站为研究对象,开发了一种自适应学习环境,它能够根据学生的情感状态提供智能支持。研究发现,不受情感影响的学生觉得无聊和开小差的比例要显著高于受情感影响的学生,且这两个因素都对学习效果产生消极影响。

写作训练系统的开发用于指导学生的写作,但是这些系统侧重于用精确的分数,忽略了影响学习者成功的情感和态度等因素。艾利等人(Allen et al., 2016)通过计算机系统搜集学生信息并建立了情感预测模型,进而在写作会话中使用个体差异测量、文本索引和击键分析来预测学生写作过程中的参与度和厌倦度,从而指导写作系统的开发。

鲁伊斯等人(Ruiz et al., 2016)构建了包含十二种情绪模型(Twelve Emotions in Academia)以追踪学生课堂上的情感变化,其中包含六种积极情感(喜悦、希望、自豪、自信、激动、兴趣)和六种消极情感(焦虑、愤怒、害羞、绝望、厌倦、挫折),并通过不同颜色进行区分,通过人机交互实现数据收集,将个人及小组的情感变化趋势呈现在学习仪表盘上。这种对学习情感状态的跟踪和呈现,有利于促进学生

的自我反思和教师的教学决策和干预。如何补充传统的自我报告或小组、教师评价获得情感数据,进而通过面部识别、生理数据收集判断学习者的情感状态和变化,是学习分析需要解决的问题之一。

2. 基于教师的实践与应用

学习分析帮助教师了解教和学的过程,为其教学干预和决策提供了有效支持,俨然成为教师的得力助手。然而,面授教学中如何通过机器自动收集和分析数据以促进教师对教学的思考和探究成为挑战。普列托等人(Prieto et al., 2016)使用可穿戴传感器,收集视觉跟踪、脑电图、加速度计、音频和视频五方面的数据,提取 144 种特征并进行分析,从而探索机器学习技术自动提取课堂教学行为多模态数据,辅助教师了解学习过程、开展教学干预。苏姆等人(Shum et al., 2016)认为教师仍然欠缺评估反思性写作的经验,于是开发并应用一个新型的 Web 应用程序开展反思性写作的自动化评价。从以上研究可以看出,学习分析工具的应用简化了教师的工作,为教师从不同层面客观地了解 and 评价学生提供了帮助。

3. 基于学习方式的实践与应用

1) 协作学习

协作学习是二十一世纪的关键技能,深化了学习者的协作认知和互助情感,但由于它的复杂性使得人们对其发生和实施的过程研究仍然不明确。与会者从方法和生理角度对协作学习进行了探讨。库库罗瓦等人(Cukurova et al., 2016)从实践学习活动中收集关于协作学习过程维度和行为粒度的数据,构建了一种基于实践学习活动的协同问题解决分析框架。海克特等人(Héctor et al., 2016)探讨了生物传感器在分析协作学习中的作用。他们通过生理耦合指数的确定来探讨其对协作意识、协作学习产品和双重学习增益的影响。这一研究从生理角度理解协作学习的过程,呈现了学习分析的独特视角,对如何收集和处理关乎学习过程的多模态数据提供了新的思路。

2) MOOC

MOOC 因能记录海量的在线用户行为数据而受到追捧,针对 MOOC 学习交互的文本挖掘、网络角色定位及情感研究逐渐成为学习分析研究的热点。

MOOC 讨论区中的交互内容是学习分析的主要依据之一。怀斯等人(Wise et al., 2016)认为甄别

和分析讨论内容是否与课程内容充分相关,可以解决 MOOC 平台讨论区信息过载和混乱的问题。另一方面,什么样的讨论主题有助于 MOOC 学习?王旭等人(Wang et al., 2016)通过研究发现社会导向的主题比生物心理学导向的主题更能激发丰富的讨论和学习。目前,针对 MOOC 讨论区的研究主要集中在于学习者的行为和讨论内容,如何加入教师的监督、引导和干预值得深入研究。

MOOC 教学存在时空分离,导致师生和生生情感交流障碍的产生。学生的人际关系可以提供认知和情感支持,加强对学习情感和意识的了解能够有效支持 MOOC 教学的开展。浦科特等人(Poquet et al., 2016)通过社会网络分析、内容分析和统计网络建模等方法,分析了 MOOC 论坛中参与者发展社交能力的进程和逐步加深分享的认知参与,及其对 MOOC 学习持续性和完成率的影响。罗宾森等人(Robinson et al., 2016)使用自然语言处理技术和学习预测模型从非结构化文本分析学习情感、意识和动机,从而预测哪些学生将完成在线课程。目前,MOOC 中学生情感与意识研究大多基于文本分析,因而文本挖掘及语义分析的发展将有助于学习情感研究的推进。

4. 基于学习系统的实践与应用

学习分析为教育和管理机构的建设与发展、合理决策等提供了帮助。威尔士等人(Wells et al., 2016)以伦敦帝国学院学习管理系统为研究对象,对两门研究生学位在线课程的学习者交互数据进行参与度和绩效关系的分析,以改进在线系统的管理和课程设计。海瑞森等人(Harrison et al., 2016)以早期预警系统在澳大利亚大学的应用为例说明其对财政的影响。他们通过对收集到的 2011-2013 年 16214 名注册学生的数据进行分析,发现一名辍学生的平均花费 4687 美元。被早期预警系统识别的学生保持在读的时间更久,并且这些学生能够给学院增加约 4004 美元的额外收益。学习分析可以促进教育机构的改革和节约教学成本,这为我国学习分析的开展提供了借鉴。我国需要平衡政府、教育机构和企业的多方需求,共同推进学习分析的发展。

(四)学习分析的伦理与道德

库伯等人(Cooper et al., 2016)通过比较残疾学生和非残疾学生之间的学业完成率,辨明学习者电

子学习差异的影响因素,从而促进学习分析工具的开发和完善,以满足残疾学生对电子学习的相关需求。这一研究对我国通过学习分析关注弱势群体、体现教育公平提供了启示。

同时,学习分析也带来了一系列网络安全、个人隐私等伦理道德规范等问题。迪瑞科斯勒等人(Drachler et al., 2016)明晰了学习分析相关概念,总结了学习分析伦理和隐私的现状,提出了一份名为“DELICATE”的清单,即总结了“决心(Determination)、意图(Explain)、合法性(Legitimate)、主体(Involve)、认可度(Consent)、匿名(Anonymise)、技术(Technical)、外部合作(External)”八方面的思考,并详细描述了数据处理过程中具体关涉的 21 个问题。这份清单较全面地提出了关乎数据的伦理道德分析框架,揭示了学习分析需要考虑的具体问题,对可信赖的学习分析实施具有较大的借鉴意义。

三、发展趋势及未来路径

(一)发展趋势

本次会议强调多学科的交叉和融合,从不同视角思考和解决学习分析过程中的问题,为学习分析研究的发展提供了动力。对会议论文的解读,有助于了解目前学习分析研究领域的进展、面临的挑战以及未来的发展趋势。

1. 深化基本理论研究

学习分析的概念尚未统一,其内涵和外延不够清晰,专家、学者对其理解也各不相同。一个研究领域或学科要发展,理论体系必须明确,这是发展之基、力量之源,可以指导实践与应用的开展。学习分析虽然是在其他学科基础上发展起来的,但已经成为一个崭新的研究领域,构建自己独立的理论体系和方法,夯实实践与应用基础;需要建立通用的话语体系(郑旭东等,2016),规划和加强行业内的沟通与交流。

2. 统一技术标准及规范

我国许多在线学习平台和应用软件积累了海量的结构化、半结构化、非结构化数据,但是系统不同、平台各异,容易形成数据孤岛。如何基于 xAPI 等技术建立统一的数据格式标准和学习技术规范,使得各平台和系统能够交流、联通和整合,进而为数据的获取、筛选、挖掘、分析、呈现提供规范流程和体系建

构成为亟需解决的问题。欧盟学习分析交流项目于 2014 年已经着手学习分析标准的研究(吴永和等, 2014), 如何结合我国国情和研究状况制定促进我国学习分析发展的国家标准是重要议题。

3. 拓展实践与应用领域

学习分析侧重于微观研究, 通常针对具体的对象或活动、平台或系统, 研究成果难以实现迁移; 学习分析的实践和应用侧重于高校, 关注 K12 教育阶段的研究较少, 且没有形成成熟的学习分析模式, 难以在 K12 阶段应用和推广; 学习分析研究主要基于在线学习, 但是传统面授教学的学习分析显得举步维艰。如何扩大学习分析的研究范围, 建立立体智慧学习环境, 通过生理参数采集、面部识别等多种方式自动捕获多模态数据, 实现线上和线下的数据整合, 从零散的数据节点累积成完整的行为印记(顾小清等, 2016), 进而客观地描绘出学习者的整体画像是后续研究的重点。因而, 学习分析的实践与应用需要扩展多维度的研究, 探寻多样的解决路径, 使其面向更大的领域、产生更深远的影响。

4. 加强安全与伦理道德探讨

学习分析既要关注、服务社会, 也受到社会伦理道德规范的约束。一方面, 学习分析需要加强对社会的人文关怀, 关注弱势群体并给予支持和帮扶, 通过弥合数字鸿沟实现教育公平, 从而发挥其社会影响力, 体现其社会价值。另一方面, 安全与伦理道德的挑战越发明显。详细的数据收集是否会给学习者的心理带来不安? 社会的功利性是否会侵犯学习分析数据所涉及的个人隐私和档案, 使得个人利益受到侵害? 数据的公开和滥用是否会让学习过程的一点小错误被无限放大, 并因为数据的跟踪和长久保存而成为他们人生发展抹不掉的黑色印记, 以至对其发展产生影响? 这些都成为人们担忧和反思的问题。本届会议上迪瑞科斯勒等学者已开始关注伦理框架建设的研究, 并将引发更加广泛的讨论。

(二) 未来路径

本次会议的召开为学习分析的创新、推广起到了重要作用, 引发了更深入的研究和探讨, 也带来了许多启示和思考。学习分析还面临着很大的困难和挑战, 未来发展依赖于多方面的协同与共进。

1. 学习分析的发展依赖技术进步

学习分析是以数据为基础、以技术为核心的新

兴研究领域。它的发展离不开数据挖掘技术、情感计算技术、心理测量技术和人工智能技术等革新与发展。每次相关技术的发展与进步, 都能扫除学习分析进程中的一些障碍, 使学习分析的技术、工具和方法更加有效, 学习者的数据收集更加完备, 对学习者的分析更加全面和客观, 数据驱动的学习和评估更加切实, 从而改善信息化环境下的教与学, 解决教育实践中的关键问题, 为教育提供精准服务, 让个性化教学成为现实。

同时, 我们要辩证看待大数据等新技术带来的双面效应, 正如维克托·迈尔-舍恩伯格(Viktor Mayer-Schönberger, 2014) 所说, 与大数据同行具有一定的风险, 因为我们对潜在后果和概率性结果的预测有加大教育不平等的可能。如何破解大数据等新技术的迷失和困境, 是影响未来学习分析发展的重要问题。

2. 学习分析的发展依赖多学科协同

学习分析依赖教育学、心理学、社会学、数学、经济学、脑科学、计算机科学等学科的融合与互通。本次会议多强调通过学科协同增强学习分析的应用和影响, 主旨发言人米斯·李维也提到将心理测量方法应用到学习分析中, 利用学科协同消除发展的阻碍。学科之间的协同不仅是共享学科成果, 更是深层次的互通与支持, 它们互为前提、互为因果, 相互促进和共同发展。虽然学科之间的协同必然会经历质疑、冲突、协商、互通、汇聚、共享、融合等过程, 且这一过程也许并不一帆风顺, 但是唯有多学科的协同才能为学习分析提供创新视角和动力、创新技术与工具、创新应用与实践; 唯有协同才能实现学科之间的有机联系, 发挥整体性优势进而产生“1 + 1 > 2”的效果。学科的多元和交叉是学习分析的趋势, 也将成为学习分析研究的常态。

总之, 本次会议的召开为构建多学科的合作与交流、促进技术的融合与创新、共同迎接学习分析的机遇和挑战提供了良好的平台。目前, 针对学习分析模型、学习系统和工具应用的研究依然是学者普遍关注的问题; 学习分析结果的可视化呈现、学习者生理数据的收集与分析逐渐成为研究热点; 数据安全与伦理道德虽然已经引起重视, 但还未形成统一的标准和规范; 学习分析所带来的双面效应还没有形成普遍的共识, 如何避免学习分析产生的不良影

响值得深入研究。因而,学习分析的发展进程还存在许多问题与阻碍,其未来发展需要依赖大数据等技术的进步以及多学科的交叉与协同,才能更好地指导其实践创新应用,从容面对诸多困难和挑战。

[参考文献]

- [1] Allen, L. K., Mills, C., Jacovina, M., Crossley, S., Mello, S., & McNamara, D. S. (2016). Investigating boredom and engagement during writing using multiple sources of information: The essay, the writer, and keystrokes[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 114-123.
- [2] Benedict, T., & Mavrikis, M. (2016). A study on eye fixation patterns of students in higher education using an online learning system [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 408-416.
- [3] Brown, M., Demonbrun, R. M., & Lonn, S. (2016). What and when: the role of course type and timing in students' academic performance [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 459-468.
- [5] Chen, Y., Yu, B., Zhang, X. W., & Yu, Y. H. (2016). Topic Modeling for evaluating students' reflective writing: A case study of pre-service teachers' journals [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 1-5.
- [6] Cooper, M., Ferguson, R., & Wolff, A. (2016). What can analytics contribute to accessibility in e-learning systems and to disabled students' learning? [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 99-103.
- [7] Crossley, S., Paquette, L., Dascalu, M., McNamara, D. S., & Baker, R. S. (2016). Combining click-stream data with NLP tools to better understand MOOC completion [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 6-14.
- [8] Cukurova, M., Avramides, K., Spikol, D., Luckin, R., & Mavrikis, M. (2016). An analysis framework for collaborative problem solving in practice-based learning activities: A mixed-method approach [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 84-88.
- [9] David, Y., Segal, A., & Gal, K. (2016). Sequencing educational content in classrooms using bayesian knowledge tracing [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 354-363.
- [10] Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and analytics-it's a DELICATE issue. A checklist for trusted learning analytics [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 89-98.
- [11] Grawemeyer, B., Mavrikis, M., Holmes, W., Dawson, S., Kovanovic, V., & Kereki, I. (2016). Affecting off-task behaviour: How affect-aware feedback can improve student learning [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 104-113.
- [12] 顾小清,舒杭(2016). 信息技术的作用发生了吗——用学习分析技术刻画学习行为印记[J]. 现代远程教育研究, (5):10-19.
- [13] Harrison, S., Villano, R., Lynch, G., & Chen, G. (2016). Measuring financial implications of an early alert system [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 241-248.
- [14] Héctor, J., Drachsler, H., & Järvelä, S. (2016). Investigating collaborative learning success with physiological coupling indices based on electrodermal activity [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 64-73.
- [15] Hicks, A., Eagle, M., Rowe, E., Clarke, J., Edwards, T., & Barnes, T. (2016). Using game analytics to evaluate puzzle design and level progression in a serious game [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 440-448.
- [16] Hsiao, S., Govindarajan, S. K. P., & Lin, Y. L. (2016). Semantic visual analytics for today's programming courses [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 48-53.
- [17] Joksimovic, R., Manataki, A., Gašević, D., Dawson, S., Kovanovic, V., & Kereki, I. (2016). Translating network position into performance: Importance of centrality in different network configurations [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 314-323.
- [18] Kevan, J. M., Menchaca, M. P., & Hoffman, E. S. (2016). Designing MOOCs for success: A Student motivation-oriented framework [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 274-278.
- [19] Kovanovic, V., Joksimovic, S., Waters, Z., Gašević, D., Kitto, K., Hatala, M., & Siemens, G. (2016). Towards automated content analysis of discussion transcripts: A cognitive presence case [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 15-24.
- [20] Liu, R., Patel, R., & Kenneth, R. (2016). Modeling common misconceptions in learning process data [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 369-377.
- [21] 马志强,苏珊(2016). 学习分析视域下的学习者模型研究脉络与进展[J]. 现代远程教育, (4):44-50.
- [22] McPherson, J., Tong, H. L., Fatt, S. J., & Liu, D. Y. T. (2016). Student perspectives on data provision and use: Starting to unpack disciplinary differences [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge [C]. ACM: 158-167.
- [23] 牟智佳,武法提,乔治·西蒙斯(2016). 国外学习分析领域的研究现状与趋势分析[J]. 电化教育研究, (4):18-28.
- [24] Ostrow, K., Selent, D., Wang, Y., Inwegen, E. G., Hefferman, N. T., & Williams, J. (2016). The assessment of learning infrastructure (ALI): The theory, practice, and scalability of automated assess-

ment[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 279-288.

[25] Pardos, Z. , & Xu, Y. B. (2016). Improving efficacy attribution in a self-directed learning environment using prior knowledge individualization[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 435-439.

[26] Papamitsiou, Z. , Karapistoli, E. , & Economides, M. (2016). Applying classification techniques on temporal trace data for shaping student behavior models[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 299-303.

[27] Poquet, O. S. , & Dawson, S. (2016). Untangling MOOC learner networks[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 208-212.

[28] Prieto, L. P. , Sharma, K. , Dillenbourg, P. , & Rodríguez-Triana, M. J. (2016). Teaching Analytics: Towards automatic extraction of orchestration graphs using wearable sensors[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 148-157.

[29] Robinson, C. , Yeomans, M. , Reich, J. , Hulleman, C. , & Gehlbach, H. (2016). Forecasting student achievement in MOOCs with natural language processing[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 385-387.

[30] Ruiz, S. , Charleer, S. , Urretavizcaya, M. , Klerkx, J. , Fernández-Castro, I. , & Duval, E. (2016). Supporting learning by considering emotions; Tracking and visualization. A case study[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 254-263.

[31] Sharma, K. , Alavi, H. , & Jermann, P. (2016). A gaze-based learning analytics model: In-video visual feedback to improve learner's attention in MOOCs[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 417-421.

[32] Shum, S. B. , Sandor, A. , Goldsmith, R. , Wang, X. , Bass, R. , & McWilliams, M. (2016). Reflecting on reflective writing analytics: Assessment challenges and iterative evaluation of a prototype tool[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 213-222.

[33] Tan, J. P. L. , Yang, M. , Koh, E. , & Jonathan, C. (2016). Fostering 21st century literacies through a collaborative critical reading and learning analytics environment: User-perceived benefits and problematics[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 430-434.

[34] Wang, X. , Wen, M. M. , & Rose, C. (2016). Towards triggering higher-order thinking behaviors in MOOCs[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 398-407.

[35] 维克托·迈尔-舍恩伯格,肯尼思-库克耶(2014). 与大数据同行:学习和教育的未来[M]. 上海:华东师范大学出版社: 89-91.

[36] Wells, M. , Wollenschlaeger, A. , & Lefevre, D. (2016). Analysing engagement in an online management programme and implications for course design[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 236-240.

[37] Wise, A. , Cui, Y. , & Vytasek, J. (2016). Bringing order to chaos in MOOC discussion forums with content-related thread identification[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 188-197.

[38] 吴永和,曹盼,邢万里,马晓玲(2014). 学习分析技术的发展和挑战——第四届学习分析与知识国际会议评析[J]. 开放教育研究, (12):72-80.

[39] 郑旭东,杨九民(2016). 学习分析在高等教育领域内的创新应用:进展、挑战与出路[J]. 中国电化教育, (2):2-7.

[40] 郑玉玮,王亚兰,崔磊(2016). 眼动追踪技术在多媒体学习中的应用:2005-2015年相关研究的综述[J]. 电化教育研究, (4):68-76.

[41] Zhu, M. , Bergner, Y. , Zhang, Y. , Baker, R. , Wang, Y. , & Paquette, L. (2016). Longitudinal engagement, performance, and social connectivity: A MOOC case study using exponential random graph models[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge[C]. ACM: 223-230.

(编辑:李学书)

The Research Status and Future Prospect of Learning Analysis: Review based on the 6th International Conference on Learning Analytics and Knowledge

LI Xiangyong^{1,2}, ZUO Mingzhang¹ & WANG Zhifeng¹

- (1. School of Educational Information Technology, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;
2. Department of Media and Art Design, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: *The development of Learning Analytics clarifies the understanding of learning, enhances the support for learning, improves the effectiveness of learning and has become an important driving force of promoting the development of education. The International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK) has played an important role in promoting innovation and popularization of Learning Analytics, constructing of multi-disciplinary cooperation and communication. This paper introduces the topics and keynote speeches of the LAK in 2016, comprehensively analyzes and summarizes the conference papers which are sorted out and elaborated from the following four aspects: models and methods, techniques and tools, practice and application, and ethics and morality. We can also conclude some hotspots and difficulties from the above four aspects. Firstly, the studies on Learning Analytics model, learning system and the application of learning tools are still common concern of scholars at present. Secondly, the visualization of Learning Analytics' results and the method of analyzing the learner's physiological data are becoming the research hotspots gradually. Once more, although the research of data security and ethics has attracted people's attention, it has not formed unified standards and norms yet. Lastly, there is no universal consensus on the double-side effects of Learning Analytics, so how to avoid the harmful effects of Learning Analytics is worth of studying further. And then, the paper forecasts future trend of Learning Analytics from four aspects, just as deepening the basic theoretical research, unifying technical standards and norms, expanding areas of the practice and application, and strengthening discussion of security and ethics. In addition, the development progress of Learning Analytics still has lots of problems and obstacles, but the paper gives some suggestions on development path of Learning Analytics. That is, Learning Analytics should depend on the progress of technology, study of Big Data and collaboration of multiple disciplines. Thus we can help people understand the current situation, hotspot and future trend of Learning Analytics, as well as provide references for related research in details.*

Key words: *learning analytics; international conference on learning analytics and knowledge; literature analysis*