

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

吴永和¹ 曹盼² 邢万里³ 马晓玲⁴

- (1. 华东师范大学 开放教育学院及上海数字化教育装备工程技术研究中心, 上海 200062;
2. 华东师范大学 教育信息技术学系, 上海 200062;
3. 密苏里大学哥伦比亚分校 信息科学与学习技术系, 美国 65201;
4. 华东师范大学 信息学系, 上海 200062)

[摘要] 第四届学习分析与知识国际会议于2014年3月24-28日在美国印第安纳州波利斯成功举行,会议以探讨学习分析研究、理论和实践的交叉点为主题,涵盖了学习分析技术在教育学、教育心理学、教育管理学、工程学中的运用,以及教育数据挖掘、计算机算法和数据可视化等方面的发展。文章首先说明了此次会议的背景,从研究、理论和实践三方面阐释学习分析主题之间的关系,简述了来自孟菲斯大学的格莱赛教授(Art Graesser)、香港大学的罗陆慧英(Nancy Law)教授和加州大学圣地亚哥分校的克莱默教授(Scott Klemmer)三位专家所作的主题报告;然后从学习分析与课程教学设计、教与学过程挖掘和评价、学习分析与学习资源、文本挖掘与语义分析、学习分析与数学教育、学习分析与教育一体化、学习分析多元化等七个方面对分论坛报告及会议进行系统综述;文章最后指出未来学习分析研究和发展的五个方向:逐步明晰学习分析系统概念与理论、研究通用性的算法和模型、研制学习分析技术标准、支撑数据驱动的学习和评估、融入教育信息化应用与实践、推进教育的深度发展和加快多元化进程,期望能够推动学习分析系统化研究和在教育中的深度应用。

[关键词] 学习分析;数据挖掘;算法;可视化;教育理论;MOOC;教学设计

[中图分类号] G434

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2014)06-0072-09

由国际专业协会——学习分析研究协会(Society for Learning Analytics Research, 简称 SoLAR)承办的第四届学习分析与知识国际会议(learning analytics and knowledge conference)于2014年3月24-28日在美国印第安纳州波利斯成功举办。来自世界各地教育技术、学习科学、数据挖掘、计算机科学等领域的顶尖研究人员出席了本次会议。会议主题是探讨学习分析研究、理论和实践的交叉点,强调学习分析不是单纯的学术研究,也不是简单的数据分析,而是以理论为基础的实践型研究。因此,学习分析的结果不但有理论意义,更可以被学生和教师甚至管理者应用于日常学习、授课和管理实践。会议

共接收了来自26个国家的13篇长论文,25篇短文,设3个小组会议。

学习分析是在教育大数据背景下应运而生的。作为一个新兴的研究方向,它一直在探究自己在教育分支中的位置。任何一个专业方向的产生都需要有理论支持的研究并和实践紧密结合,学习分析亦是如此。如图1所示,圆圈为学习分析,三角形为其发展所需的三个支撑点。学习分析若要成为一个成熟的学科方向,需要相关理论指导研究,并将研究结果放在实践中去检验和应用,同时通过实践反馈逐步完善理论。本次会议的三个主题报告也从这三方面进行了详细阐述。理论方面,来自美国孟菲斯大

[收稿日期] 2014-09-23

[修回日期] 2014-10-26

[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);上海市科委“科技创新行动计划”项目“面向移动互联网的自主学习系统研制及应用示范”(1451109300);重点科技攻关专项“上海数字化教育装备工程技术研究中心持续研发项目”(13DZ2280300)。

[作者简介] 吴永和,博士,华东师范大学教育信息化系统工程研究中心副主任、高级工程师、硕士生导师,研究方向:学习分析、教育信息化系统架构及标准、电子课本与电子书包等。曹盼,华东师范大学教育科学学院教育信息技术系研究生;邢万里,密苏里大学哥伦比亚分校信息科学和学习技术在读博士生,研究方向:教育数据挖掘、学习分析、人机交互;马晓玲,通讯作者,硕士,华东师范大学信息系讲师,研究方向:数字媒体、学习分析和数据挖掘(xlma@info.ecnu.edu.cn)。

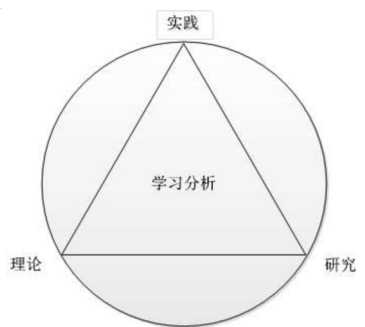


图1 学习分析主题

学的格拉斯教授主要阐释了学习分析和理论相结合。作为自然语言处理和人工智能的标志性人物,他以自动化辅导者(auto tutor)为例详述了自然语言处理、认知构架、学习科学等理论对学习分析的支持。研究方面,鉴于学习分析在教育系统的应用研究有限,来自中国香港大学的罗陆慧英教授以自己多年参与教育与技术结合国际项目为基础,提出了如何将学习分析成功融入主流教育的建议。实践方面,来自美国加州大学圣地亚哥分校的克莱姆教授以MOOC为例,阐述了如何在实践应用中设计学习分析工具。

一、学习分析与课程教学设计

课程教学设计在教育中占重要地位,然而学习分析在课程教学设计中的应用并没有得到有效的展示。此次会议专门开放分论坛探讨学习分析对课程教学设计的影响。

(一)课程分析

学生每个学期都要从课程列表中选课。研究表明,课程选择对学生的成绩和表现有显著影响。南等人(Nam et al., 2014)通过选择成绩积点在3.0以上工程科目学生的选课数据库进行挖掘,为学生提供个性化的选课建议。研究表明,学生的课程成绩和美国大学入学考试(ACT, SAT)及高级科目的选择、高中成绩有直接联系。同时,他们也指出有些课程只有同时选择,学生才更有可能获得成功,因为课程之间相互联系或互为基础。

学习分析指导课程设计或再设计的研究很少。门德斯等人(Mendez et al., 2014)基于项目层面提出了一组简单的学习分析技术,并将其应用于“计算机科学”项目的现有历史数据。这组技术涉及课

程难度评估、课程之间的依赖性评估、课程的一致性、确定导致辍学的选课路径、学业负载/学业成绩可视图等五个方面。而最终应用案例的分析结果对课程的重新设计提供了有价值的建议。

(二)教学设计

学习分析以数据科学为基础,教学设计人员、学习专家等没有统计分析和数据挖掘背景,理解学习分析模型会面临困难。布鲁克斯和格里尔(Brooks & Greer, 2014)创造性地借鉴用户体验领域的人物角色扮演(Personas)帮助这些没有数据背景的学校工作者理解学习分析的模型。他们把原本复杂的数学预测模型放入工作人员熟悉的情境中,并用简单的语言描述,以促进对模型的理解。

二、教与学过程的挖掘和评价

作为一种实时的应用系统,学习分析在教与学过程中的作用至关重要,能为教师和学生提供及时的反馈和建议。因此,教与学过程的挖掘、模型的建立和理解,结果可视化在传统教学系统和MOOC中的应用在会上受到了重点关注。

(一)传统教育系统

1. 教育过程挖掘

教育过程挖掘技术是支持学习分析的核心技术之一。过程挖掘的基本思想是从信息系统记录的事件日志中提取信息。然而,教育过程挖掘技术在使用时存在两个问题:1)已有模型不适合一般学生的行为;2)对教师来说,已有模型在使用、分析时太复杂。伯格等人(Bogarín et al., 2014)提出采用聚类方法改善教育过程挖掘,同时优化已有模型的性能和可理解性。他们的研究表明,与传统使用所有事件日志数据揭示学生行为的过程模式相比,改进模型的适应性好很多,提高了可理解性。

2. 学生风险预测模型

学生风险预测模型是对学习过程评价的重要应用。它可以用对学生过去行为的建模预测和评判他们未来的成就,只是学生的预测模型一般比较复杂,只能应用于一门课程。罗格斯等(Rogers et al., 2014)提出用简单的指数构建模型。该模型根据情景的不同可以灵活调动。实验结果显示,这些模型不但简单灵活而且正确率也可以和传统的回归模型相媲美。阿圭勒等(Aguilar et al., 2014)对学生危

机预测模型的实际应用进行了研究,结果显示,被告知预测系统只能作为参考的情况下,导师指导学生选课或学习时依旧过分依赖预测系统。他们指出未来设计学生风险预测系统需考虑如何避免此类情况发生。帕米提舒等人(Zacharoula et al., 2014)对学生的电脑测试成绩创建了预测模型,此模型可以预测学生答对每道题的可能性以及所用时间,还可以预测最后成绩。奥格等(Aguilar et al., 2014)用学生电子档案中的丰富数据进行学生的风险预测并产生了良好结果。

3. 教育干预

预测模型检测出学生可能存在失败的风险,就必须及时干预。然而,随着学习分析的出现,如何将教学干预和学习分析结合? 韦斯(Wise, 2014)分析了教学设计中学习分析的应用情况并提出了四项原则:结合(integration)、代理(agency)、引用框架(reference frame)和对话(dialogue),以此为学习分析下的教育干预设计提供指导。

(二) MOOCs

在过去五年中,MOOC 得到了极大发展。几乎所有提供 MOOCs 的学校都想了解学生学习 MOOCs 的过程。然而,传统的可视化方法不能很好地展示学生的学习行为和表现。克里芬等人(Coffrin et al., 2014)用常规的可视化方法检测两门 MOOCs 学生的行为,但是看不出两门课程的区别,因为学生对这两门课的参与率开始很高但随后又迅速下降。为了更好地了解学生 MOOCs 的学习过程,他们尝试各种不同的可视化方法对学生进行分类,以更好地了解他们在 MOOCs 中的表现。

同时,由于学生数量巨大,很多学习得不到个性化指导,而且由于没有学分要求,学生的参与度不能持久。因此海克等(Hickey et al., 2014)用一些大学的网上课程做实验,以提高学生的参与度。他们提出 13 条不同的策略,比如让学生互评作业、老师颁布奖章等促进彼此间的交流和帮助,从而达到给学生提供个性化建议和提高学生参与度的目的。

作为支持大规模评价的有利工具,学生互评在 MOOCs 中的应用非常有限。一方面,学生互评的可靠性受到质疑;另一方面,虚拟化环境缺乏对学生互评的系统支持。因此欧扎尼克等(Vozniuk et al., 2014)设计了社交媒体系统(Graasp)用于学生互

评,并以一门课程进行有效性实验。试验结论显示,与老师评价相比,学生互评可靠且有效。

最后,桑多斯等(Santos et al., 2014)认为在为 MOOCs 做复杂系统学习分析之前,应先确立学生学习成功和 MOOCs 系统之间的具体联系。因此,他们通过一系列的统计测试检测 MOOCs 结构、课程设计和学生行为之间的关系。结果显示,学生参与讨论和课程的程度与最后成绩密切相关。

三、学习分析与学习资源

学习分析起步于对学习资源如学习管理系统等的挖掘,然而学习资源并不仅限于常规学习系统。会议不但对常规学习管理系统的模型和算法进行了深入探索,也尝试探索对其他学习资源的挖掘。

(一) 学习管理系统资源

常规学习管理系统虽然已有相对成熟的挖掘模型和算法,然而覆盖面和数据源还有待优化。赫克等人(Hecking et al., 2014)介绍了一种资源访问模式的分析方法,并将该方法应用于 Moodle 平台网络课程中,以了解课程资源的使用情况。他们还对社会网络分析法进行了修改,构建了根据资源访问日志的动态“学生—资源”二模网络,从中观察哪些资源使用最多,使用者是谁,以及随时间变化学生和资源之间的交互关系如何等。

沃丁顿和南(Waddington & Nam, 2014)将学习管理系统中课程资源使用情况和早期预警系统相结合,关注课程资源使用和学生期末成绩之间的关系。在研究过程中,他们收集了的一门必修化学课(CHEM 100)10 个学期的数据,并将课程资源分四类:课程信息、讲座、作业和考试准备,利用多项类别变量回归分析评估获“A”或“B”的学生和获“C”的学生的资源使用情况。结果表明,使用资源多的学生成绩更好,使用讲座、考试准备两类资源多的学生获“A”或“B”的可能性更大。由此,根据资源使用情况可以有效地对学生学习进行干预。

(二) 在线课程和电子档案

过去几年里,通过在线课程获得知识和技能成人学习者不断增加,然而成人学习者要同时面对工作和学习,如何管理时间是他们不得不思考的问题。日志数据可以记录登陆时间从而考察学习过程如何发生,但单独的日志数据没有理论支持无法解

释学习过程。乔等人(Jo et al., 2104)提出了一种将用户日志数据转换成能体现学习成效的预测指标方法。他们先从日志数据中集中抽取可能体现学习者时间管理策略的几个变量,然后通过实证研究确定变量能否体现学习成效。

四、文本挖掘和语义分析

传统的学习分析一般注重于对数字的分析,比如在学习管理系统中下载文件数,发布讨论帖数等。文本作为知识传播的重要载体和途径在本次会议中成为一个重点。

(一)以文本为基础的评价

形成性评价在教学中日渐得到重视。学生简短的文字回答为形成性评价提供了丰富的数据资源。然而,常规文本挖掘方法不能很好地用于分析小学生的书写习惯和用词。因此利曼·芒克等(Leeman-Munk et al., 2014)基于小学生的科学课程,专门开发了文本分析方法,为教师的实时评估提供帮助。甘斯维克等(Gasevic et al., 2014)用语义分析技术对学生视频标注软件的文本进行了分析。实验结果显示,学生对视频标注软件的应用促进了反思性学习和心理发展;如果教师能对学生的视频标注给予评分,将能更好地促进学生学习。

(二)文本分析和知识构建

在在线讨论中,分析不同类型信息出现的先后可以帮助我们了解不同类型文本消息或信息序列在知识构建过程中存在的时间和因果关系。邱明等(Chiu & Fujita, 2014)提出了一种分析个人特征与非线性、异步消息之间关系的方法——统计话语分析(SDA)。他们对17名学生在线教育技术课程中13周所写的1330条异步信息进行统计话语分析,结果表明,个人特征和最新信息微序列认知情境以及社会元认知会影响后续的新信息和理论。陈博栋等人(Chen & Resendes, 2014)强调协作学习研究中时间维度的重要性。他们使用丰富的知识论坛文本数据集,探讨可以预测知识构建话语成效的时间模式,并应用Lag-sequential分析探讨促成有效对话的不同方法之间的过渡关系。

五、学习分析与数学教育

学习分析的前驱是美国普渡大学的信号(sig-

nal)项目,主要用于探测理工科专业学生的学习风险。此次会议依旧注重学习分析在理工科教育尤其是数学教育中的应用。

(一)数学学习环境分析

数学学习对所有学生都是一大挑战。因此很多研究者开发了各种各样的数学学习环境辅助学生学习。如邢万里等(Xing et al., 2014)建立了基于数学合作学习虚拟环境的自动化评估模型。鉴于数学学习和合作学习的复杂性,他们开创性地运用活动学习理论指导聚类算法,建立了一个学生在数学协作学习的评估方法。另一方面,学生通常认为数学学习和自己的兴趣不相关联。鉴于此,美国卡耐基梅隆大学开发了智能数学学习辅导系统(MATH-ia),让学生根据自己的兴趣选择数学题目。丰乔和里特(Fancsali & Ritter, 2014)通过数学累计将学生的兴趣量化,然后根据学生对数学内容的兴趣强烈程度比较学生间学习结果的差距,结果显示学生在做和自己兴趣紧密相关的习题时表现更好。

(二)数学学习困难检测

学生在学习数学过程中面临很多困难,如何给学生及时的帮助至关重要。因此塔拉等人(Taraghi et al., 2014)专门对学生在虚拟环境中学习乘法进行研究,并尝试对学生学习困难进行预测,为学生提供及时的帮助。他们应用马尔科夫(Markov)模型对4.4万多名学生解题答案进行建模,推断出学生能提供最优解或最慢的解答方法。这种模型也可以用来发现学生在学习乘法所遇到的困难,有助于教师提供个性化的帮助。现有学习分析很多时候可以发现困难,但不能追根溯源为何产生问题。孟德巴洛等人(Mendiburo et al., 2014)以学生虚拟环境中学习分数为例,阐述他们如何解决此类问题。此类虚拟环境中的学习分析插件可以检测学生的学习困难,然后他们再对学生进行访谈,发现问题所在并进一步改进学习分析插件使其更加智能化。

学习分析在数学学习中的应用为学生营造了轻松自如的学习环境,学生自动评估学习,根据兴趣开展个性化学习以及解决困难提供帮助;老师可以更清楚地了解学生的学习需求和学习表现,给学生提供个性化的帮助。相对于理工科教育的创新应用,学习分析在文科中的应用是我们日后应关注的。

六、学习分析与教育一体化

从研究角度来看,学习分析已经有了很大发展,然而其在学校乃至整个教育领域的应用还十分有限。本次会议讨论了如何扩大学习分析在教育界的影响,如何将学习分析进行大规模应用及将学习分析和教育进行一体化设计。

(一)学校的部署和应用

学习分析在教育部门引起了关注,越来越多学校正考虑实施学习分析计划。为帮助这些机构明确并做好成功实施学习分析的准备,阿诺德等人(Arnold et al., 2014)认为有必要开展如“学习分析准备工具”(LARI)的在线调查。该调查以熟知学习分析的人员为对象,围绕与学习分析实施有关的五种因素:能力、数据、文化和过程、管理和基础设施、整体准备认知。调查结果显示,能力和整体准备认知是人们最关心的问题。

教育大数据的应用在过去几年蓬勃发展,但数据在学校教学和管理工作中的应用还十分零乱并缺乏系统的统筹规划。皮蒂等(Piety et al., 2014)将学术分析、学习分析、教育数据挖掘和学校教学及管理工作的框架完美整合并提供了初级模型。吉布森等(Gibson et al., 2014)提出了分析的认识操作模型(The cognitive operation framework for analytics, 简称COPA)模型,将认知过程和学习分析系统结合起来。该系统可以为学习分析在学校中的设计提供指导。他们对一个设计的基础模型进行实验,结果显示此系统可以很好地检测学习设计的缺陷。

(二)在国家范围内的评估

学习分析在一个国家的影响如何判断?昂德里克等人(Drachsler et al., 2014)介绍了荷兰学习分析暑期学院(LASI)开展的一项组概念映射(GCM)研究。该研究在不考虑学习分析(Learning analytics)和教育数据挖掘(educational data mining)研究现状的情况下,确定学习分析在荷兰的潜力和风险,预测利益相关者对学习分析在荷兰教育体系中产生影响的期望。研究结果显示,学习分析被认为有利于学生和教师个性化、教育研究、学习设计、表现反馈等。与作者预期不同的是,对学习分析在荷兰教育体系的重要性和可行性,不同利益相关者的意见一致。

七、学习分析多元化

学习分析经历了三年的发展,已经从传统的学习管理系统、在线学习系统、网上协作系统等拓展到了更广阔的教育领域。

(一)在新系统中的应用

现实世界学习(Real-world Learning)是体验式活动中的重要部分,但目前还没有成熟的评价方法。奥卡达和塔达(Okada & Tada, 2014)提出了一种系统地整合现实世界学习中的异构因素(包括学习者的内部情况、外部情况、学习情况)的方法,形成性评估现实世界的学习。该方法能够识别学习者保持行为的特征序列和相关身体语言,估计其兴趣的3D位置,还能估测学习者当前和预期的学习主题。

另外,交互科技(Interactive Technologies)在教学中得到了广泛应用。然而此类系统生成的是复杂的、非结构化的数据,导致传统的数据挖掘方法,比如潜在语义分析和图像分类方法不能得出有效结果。库皮等(Coopey et al., 2014)提出了半自动的概念分析模型——协作空间分析(Collaborative Spatial Classification)应对此挑战。该模型不但可以同时处理多个空间多种工具的可视化,而且可以根据产生的数据进行总结,为老师提供实时化建议。

(二)在传统教育中的应用

人类的肢体语言是人际沟通最丰富也是最模糊的信息来源。拉察等人(Raca et al., 2014)提出了一种测量课堂动作的方法并将收集的信息与学生注意力的主观感知联系起来。他们认为相邻学生之间的同步运动存在潜在原因,而相邻两个没有实际直接交互的人也会互相影响。比较分析学生间同步移动的情况可以评估整体注意力水平。观察还发现注意力水平较低的学生反应慢,这种现象作者将其命名“sleepers' lag”。

阿尔梅达等人(Almeda et al., 2014)探讨了教师在装饰教室墙壁时选择的模式。研究发现,存在四种类型的视觉教室环境。教师在墙壁上装饰学习内容的程度是区分他们使用哪种装饰方法的一个重要特征。同样,学校类型(无论是私立或特许)也是决定教师对课堂墙壁设计选择的另一个重要因素。

阅读理解的评测代价很高,袁月苒等人(Yuan et al., 2014)提出使用廉价的脑电图(EEG)检测读

者的阅读理解。成人学习者期待他们的教育经历与职业有关,但这种期望没有得到满足。葛南等(Grann & Bushway, 2014)介绍了一种可视化学术特定能力状况的仪表盘——Capella 大学能力地图(competency map)及其设计、完善和应用的过程。能力地图能帮助学生概念化学术经验,沟通成就,关注他们未来的研究,帮助教师让学生深入地参与学术项目。

八、学习分析研究与发展趋势

学习分析在连续四年的新地平线报告(New Horizon Report)中都被列为影响未来教育的重要科技,该技术从长期预测(未来4-5年)到短期预测(未来1年内),逐步走向大规模应用,足见学习分析技术在教育技术及教育信息化领域的热度和重要性。其最根本原因在于学生对电子设备和网络的广泛应用而使教育迈入大数据时代。学习分析从最初的探索和自由发展(见表一)逐步成为一个系统的有理论支持的教育实践学科方向,逐渐从教育数据挖掘的影子下扩展到了和教育理论、教育心理学、工程学等多学科的交叉和借鉴。

然而,学习分析目前还处于起步阶段。未来学习分析研究将出现在以下趋势:

1) 逐步明晰学习分析系统的概念与理论。虽然学习分析在学校和各种平台,如 MOODEL、Sakai、Blackboard、MOOCs 等得到了大量应用,然而学习分析技术的应用只能在一种系统或平台上运行,学

表一 LAK 四次会议情况

会议名称	会议时间	会议地点	会议主题
LAK11	2011年1月27日-3月1日	加拿大	学习分析技术在技术、社会和教学等维度的整合(Siemens, 2010)
LAK12	2012年4月29日-5月2日	加拿大	在学习分析技术、知识建模和表征、知识工作和分析等领域的现状及发展策略探索(LAK12, 2012)
LAK13	2013年4月8日-4月12日	比利时	学习分析辩证法。(LAK13, 2013)
LAK14	2014年4月24日-4月28日	美国	探讨学习分析研究、理论和实践的交叉点

校各种资源无法整合到一起,学生学习轨迹也不能精确和完全地捕捉,因此学习分析系统的概念得到了重视。它有系统功能,可以统一整合分析整个学校的学习和活动数据。此系统不但可以将已有各种

学习系统和资源整合在一起,还可以拓展以应对未来新的系统升级或提供新应用的接口(见图2),学习分析系统是以整个教育体系为基础的大系统概念,涵盖了各种教育方法和模式。

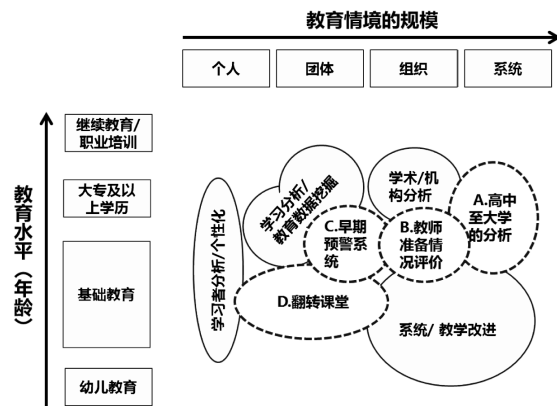


图2 涉及多个教育数据科学(EDS)领域的边界活动

2) 研究通用性的算法和模型。学习分析到目前为止已经从单一的学生危险预测拓展到学生评价、学习过程挖掘等。算法也从开始的简单线性回归模型进化到了高级数据挖掘和机器学习的模型,比如遗传算法、贝叶斯算法等。然而,目前学习分析研究者建立起的模型和算法大多还局限于某一课程或环境。这就造成了资源大量浪费,因为开发一种模型需耗费大量的人力和物力。如何开发一些通用型的模型实现跨平台、跨学科的应用是当前急需解决的问题。

3) 研制学习分析技术标准。在标准层面开展研究,可形成学习分析标准体系、信息模型、数据接口规范、服务质量评测等,涉及学习过程数据记录规范,源息性问题即记录学习数据完备性问题,恰当地记录与学习过程相关的全部数据(吴永和等, 2013)。分析学习数据规范,建立相应学习分析引擎,分析可视化规范,建立分析面板等都是从学习分析的数据角度,构建学习分析对象(马晓玲等, 2014)。国际标准组织(ISO)和国际电工委员会(IEC)共建的联合技术委员会(JTC1)下的第36委员会(SC36)负责信息技术在学习教育与培训标准开展的研究,成为第27届ISO/IEC/JTC1、SC36全会和工作组会议一个热点。笔者在WG5工作组上作了学习分析提案报告(吴永和, 2014),目前还成立了Ad Hoc Group on Learning Analytics项目研究组。同时IMS开展学习测得分析(Learning Caliper

Analytics)标准研究(IMS,2014),欧盟 LACE 学习分析的项目涉及学习分析标准研究(LACE,2014)。

4)支撑数据驱动的学习和评估。《地平线报告2014 年高教版》指出,未来三至五年内改变高等教育的中程趋势:数据驱动的学习和评价的兴起。利用学习分析技术可为教育提供精准服务,以支撑数据驱动的学习和评估。学习分析系统可应用到教育多个层面,在学校教学资源、老师课程分配、学生选课指导、学生学习过程、评价和推荐等都可以用数据说话,用数据支持决策。

5)融入教育信息化的应用与实践。一方面学习分析可融入各教育系统中,如现有各种 LMS, LC-MS, CMS, ITS;另一方面可形成独立的学习分析系统,对外提供学习分析服务。在教育信息化应用层面,可分别建立小、中、大型三类学习分析应用系统:小型系统,如基于电子书包的课堂教学、数字化校园;中型系统,如从区域层面建立基础教育资源库、MOOCs、微视频资源库等要求的学习分析;大型系统,即基于云平台的国家基础教育资源库,建立国家层面的“人人通”系统。

6)推进教育的深度发展和加快多元化进程。如本文所述,学习分析已影响到从学生选课到教学管理等教育的方方面面。很多学习分析的应用还处于研发阶段,一些产品在教育领域的应用还很有限。因此,研究者应更加注重将学习分析的研究和实践结合起来以形成产业化,从而对整个教育领域产生更为广泛深刻的影响,加快其多元化进程,就如2015年 LAK15 会议的主题那样:“扩大:从大数据到大影响”(Scaling Up: Big Data to Big Impact)(LAK15,2015)。

九、结语

第四届学习分析与知识国际会议的召开预示着学习分析技术的国际影响将不断扩大,同时也意味着学习分析需要面对诸多挑战,任重道远。本文首先阐明学习分析主题中的研究、理论和实践三者关系,并简述格莱塞教授、罗陆慧英教授和克莱默教授三位专家所作的三方面主题报告;再从七个方面对分论坛报告及会议进行了系统地综述性分析:从课程分析和教学设计阐述了学习分析对课程教学设计的影响,从教育过程挖掘、学生风险预测模型和教育

干预等传统教育系统以及 MOOCs 阐释了教与学过程挖掘和评价,从学习管理系统资源、在线课程和电子档案阐释学习分析与学习资源的内在关系,从以文本为基础的评价、文本分析和知识构建剖析文本挖掘与语义分析,从数学学习环境分析和数学学习困难检测分析了学习分析与数学教育,从学校范围内的部署和应用、在国家范围内的评估阐明学习分析与教育一体化,从学习分析在新系统中的应用和学习分析在传统教育中的应用阐述学习分析多元化;最后,指出未来学习分析的研究和发展方向,期望能够推动学习分析系统化研究和在教育中的深度应用。

[参考文献]

[1]Almeda, M. V., Scupelli, P., Baker, R. S., Weber, M., & Fisher, A. (2014). Clustering of design decisions in classroom visual displays[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 44-48. ACM.

[2]Aguiar, E., Chawla, N. V., Brockman, J., Ambrose, G. A., & Goodrich, V. (2014). Engagement vs performance: Using electronic portfolios to predict first semester engineering student retention [A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 103-112. ACM.

[3]Aguilar, S., Lonn, S., & Teasley, S. D. (2014). Perceptions and use of an early warning system during a higher education transition program[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 113-117. ACM.

[4]Arnold, K. E., Lynch, G., Huston, D., Wong, L., Jorn, L., & Olsen, C. W. (2014). Building institutional capacities and competencies for systemic learning analytics initiatives[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge [C]. 257-260. ACM.

[5]Bogarín, A., Romero, C., Cerezo, R., & Sánchez - Santillán, M. (2014). Clustering for improving educational process mining[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 11-15. ACM.

[6]Brooks, C., & Greer, J. (2014). Explaining predictive models to learning specialists using personas [A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge [C]. 26-30. ACM.

[7]Chen, B., & Resendes, M (2014). Uncovering what matters: Analyzing sequential relations among contribution types in knowledge-building discourse[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 226-230. ACM.

[8]Chiu, M. M., & Fujita, N. (2014). Statistical discourse analysis of online discussions: Informal cognition, social metacognition and knowledge creation [A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on

Learning Analytics And Knowledge[C]. 217–225. ACM.

[9] Coffrin, C., Corrin, L., de Barba, P., & Kennedy, G. (2014). Visualizing patterns of student engagement and performance in MOOCs[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 83–92. ACM.

[10] Coopey, E., Shapiro, R. B., & Danahy, E. (2014). Collaborative spatial classification[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 138–142. ACM.

[11] Drachsler, H., Stoyanov, S., & Specht, M. (2014). The impact of learning analytics on the dutch education system[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 158–162. ACM.

[12] Fancsali, S. E., & Ritter, S. (2014). Context personalization, preferences, and performance in an intelligent tutoring system for middle school mathematics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 73–77. ACM.

[13] Gibson, A., Kitto, K., & Willis, J. (2014). A cognitive processing framework for learning analytics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 212–216. ACM.

[14] Grann, J., & Bushway, D. (2014). Competency map: Visualizing student learning to promote student success[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 168–172. ACM.

[15] Hecking, T., Ziebarth, S., & Hoppe, H. U. (2014). Analysis of dynamic resource access patterns in a blended learning course[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 173–182. ACM.

[16] Hickey, D. T., Kelley, T. A., & Shen, X. (2014). Small to big before massive: scaling up participatory learning analytics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 93–97. ACM.

[17] IMS(2014). Caliper Analytics [EB/OL]. <http://www.lmsproject.org/>.

[18] Jo, I. H., Kim, D., & Yoon, M. (2014). Analyzing the log patterns of adult learners in LMS using learning analytics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 183–187. ACM.

[19] LAK12 (2012). Home Page [EB/OL]. <http://lak12.sites.olt.ubc.ca/>.

[20] LAK13(2013). LAK2013: Site for the Learning Analytics conference series[EB/OL]. <http://lakconference2013.wordpress.com/>.

[21] LACE (2014). LACE Project [EB/OL]. <http://www.laceproject.eu/>.

[22] LAK15(2014). LAK2015: Site for the Learning Analytics conference series[EB/OL]. <http://lak15.solaresearch.org/home/>.

[23] Leeman–Munk, S. P., Wiebe, E. N., & Lester, J. C. (2014). Assessing elementary students' science competency with text an-

alytics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 143–147. ACM.

[24] 马晓玲,邢万里,冯翔,吴永和(2014). 学习分析系统构建研究[J]. 华东师范大学学报(自然科学版):1–19.

[25] Mendiburo, M., Sulcer, B., & Hasselbring, T. (2014). Interaction design for improved analytics[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 78–82. ACM.

[26] Méndez, G., Ochoa, X., & Chiluita, K. (2014). Techniques for data–driven curriculum analysis[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 148–157. ACM.

[27] Nam, S., Lonn, S., Brown, T., Davis, C. S., & Koch, D. (2014). Customized course advising: investigating engineering student success with incoming profiles and patterns of concurrent course enrollment[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 16–25. ACM.

[28] Okada, M., & Tada, M. (2014). Formative assessment method of real–world learning by integrating heterogeneous elements of behavior, knowledge, and the environment[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 1–10. ACM.

[29] Papamitsiou, Z. K., Terzis, V., & Economides, A. A. (2014). Temporal learning analytics for computer based testing[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 31–35. ACM.

[30] Piety, P. J., Hickey, D. T., & Bishop, M. J. (2014). Educational data sciences: Framing emergent practices for analytics of learning, organizations, and systems[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 193–202. ACM.

[31] Raca, M., Tormey, R., & Dillenbourg, P. (2014). Sleepers' lag–study on motion and attention[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 36–43. ACM.

[32] Rogers, T., Colvin, C., & Chiera, B. (2014). Modest analytics: Using the index method to identify students at risk of failure[C]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[A]. 118–122. ACM.

[33] Santos, J. L., Klerkx, J., Duval, E., Gago, D., & Rodríguez, L. (2014). Success, activity and drop–outs in MOOCs an exploratory study on the UNED COMA courses[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 98–102. ACM.

[34] Siemens, G.(2010). 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge 2011[EB/OL]. <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>.

[35] Taraghi, B., Ebner, M., Saranti, A., & Schön, M. (2014). On using markov chain to evidence the learning structures and difficulty levels of one digit multiplication[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 68–72. ACM.

[36] Vozniuk, A., Holzer, A., & Gillet, D. (2014). Peer assessment based on ratings in a social media course[A]. In Proceedings of

the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge [C]. 133–137. ACM.

[37] Waddington, R. J., & Nam, S. (2014). Practice exams make perfect: Incorporating course resource use into an early warning system[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 188–192. ACM.

[38] Wise, A. F. (2014). Designing pedagogical interventions to support student use of learning analytics [A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge [C]. 203–211. ACM.

[39] 吴永和,陈丹,马晓玲,曹盼,冯翔,祝智庭(2013). 学习分析:教育信息化的新浪潮[J]. 远程教育杂志(4):11–19.

[40] Xing, W., Wadholm, B., & Goggins, S. (2014). Learning analyt-

ics in CSCL with a focus on assessment: An exploratory study of activity theory –informed cluster analysis[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 59–67. ACM.

[41] Yonghe Wu (2014). New Work Items proposal for Learning Analytics Standards. [EB/OL]. <http://isotc.iso.org/livelink/livelink/open/jtclsc36>.

[42] Yuan, Y., Chang, K. M., Taylor, J. N., & Mostow, J. (2014). Toward unobtrusive measurement of reading comprehension using low-cost EEG[A]. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge[C]. 54–58. ACM.

(编辑:李学书)

Learning Analytics Development and Challenges

—— A Review on the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge

WU Yonghe¹, CAO Pan³, XING Wanli², & MA Xiaoling³

(1. School of Open Education and Learning & Shanghai Engineering Research Center of Digital Education Equipment, East China Normal University, Shanghai 200062, China; 2. School of Information Science and Learning Technologies, University of Missouri –Columbia, MO. USA 65201; 3. Department of Educational Information and Technology, East China Normal University, Shanghai 200062, China; 4. Department of Information, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

Abstract: *The Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK 14) was successfully held on March 24 –28, 2014 in Indianapolis, Indiana, the United States of America. The conference focuses on the intersection of research, theory, and practice on learning analysis related on learning technologies in educational psychology, educational management, education, engineering, education data mining, computerized algorithms, data visualization and its research development and their intersection. This paper introduces the background of the conference, and then describes the keynotes presentations by Art Graesser, Nancy Law and Scott Klemmer. Next, the authors reviewed and analyzed those reports and papers systematically from the aspects of mathematics education, curriculum and instructional design, mining and evaluation of teaching and learning process, learning resources, text mining and semantic analysis, integration of education, as well as learning analysis diversification. At the end, the authors conclude and point out the hot research and development directions of learning analytics in the future such as gradually clearing analysis system concepts and theories of learning, research versatility of algorithms and models, development of technical standards on learning analytics, supporting data-driven learning and assessment, application of information technology in the education and practice, promoting the deep development of education and accelerating diversified process. We hope that this article can promote systematic research of learning analytics and deep application in education.*

Key words: *learning analytics; data mining; algorithm; visualization; educational theory; MOOCs; instructional design*