

# 滞后序列分析法 在学习行为分析中的应用\*

杨现民, 王怀波, 李冀红

(江苏师范大学 教育研究院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 学习分析技术的出现为实现高阶的个性化在线学习提供了新的解决思路。学习行为分析是学习分析的重要组成部分, 通过对学习过程中记录下来的相关行为数据进行有目的的分析, 挖掘出隐藏在行为数据背后的有价值信息。该文从分析方法的角度切入探讨学习行为分析, 重点介绍滞后序列分析法(LSA)在学习行为分析中的具体应用思路和策略。LSA可以帮助研究者和教学者准确把握学习者潜在的行为模式, 从行为视角阐释技术增强学习效果的原因, 同时有效指导后续教与学活动的设计与实施。LSA既可以分析外显操作行为也可以分析内隐交互行为。实际应用中主要有三种策略, 分别是分析整个活动过程的行为模式、分析不同阶段行为模式以及分析高低成就组行为模式。

**关键词:** 在线学习; 学习分析; 学习行为; 行为模式; 滞后序列分析法

**中图分类号:** G434 **文献标识码:** A

## 一、引言

在线教育在互联网与教育的结合, 代表教育的未来。近年来, MOOCs浪潮在全球的涌动将在线教育推向了新的发展阶段, 引起政府、企业、教育机构以及社会大众的关注和重视。较之传统的课堂学习, 在线学习可以突破时空限制, 实现大范围的学习资源共享, 师生之间、生生之间、生机之间可以进行更加便捷的互动交流<sup>[1]</sup>, 学生具有更强的自主性和选择权, 更容易实现个性化学习。

虽然在线学习具有上述诸多优势, 但其多年的发展并未取得理想的效果, 在线学习的质量问题始终是其备受质疑的主要原因<sup>[2][3]</sup>。在线学习突出的优势是个性化, 而当前人们对于个性化的理解与要求还有待提升。学习者可以按兴趣选择学习材料、学习平台与学习工具, 仅仅是比较初级的个性化。如何对学习者的认知、行为与情感进行个性化的诊断和分析, 并在此基础上推荐适合学习者当前学习需求的学习内容、活动、工具、人际资源、学习服务以及学习路径, 是更高阶的个性化, 也是影响在线学习质量和发展前景的关键因素。

学习分析技术的出现为实现高阶的个性化在线学习提供了新的解决途径。新媒体联盟发布的地平线报告连续四年(2011-2014)都将学习分析技术作为影响未来教育发展的六大关键技术之一。学习分析是指“通过测量、收集、分析和汇报学习者以及他们所处环境的数据, 来理解和优化学习以及学习环境”<sup>[4]</sup>。目前, 研究者已从学习走向预测<sup>[5]</sup>、学习效果诊断<sup>[6]</sup>、分析模型构建<sup>[7]</sup>等方面对学习分析进行了探索。学习分析包括行为分析、情感分析、知识结构分析、学习路径分析等多个方面。Papamitsiou和Economides<sup>[8]</sup>对现有学习分析相关研究进行了聚类分析, 发现大多数学习分析都是围绕学习行为数据展开的, 即学习行为分析。

学习行为分析是学习分析的重要组成部分, 旨在对学习过程中记录下来的相关行为数据进行有目的的分析。采集的行为数据既可以是操作层面的行为日志, 也可以是能够反映认知行为的其他数据(比如交互文本)。学习行为分析的目的是挖掘隐藏在行为数据背后的有价值信息, 比如行为模式、行为规律、行为习惯等, 最终促进人们对于学习过

\* 本文受江苏师范大学研究生科研创新计划项目“在线学习行为分析模型构建及其促进策略研究”(项目编号: 2014YYB104)、江苏高校优势学科建设工程资助项目“江苏师范大学教育学省优势学科建设”(苏政办发[2014]37)、“移动学习”教育部—中国移动联合实验室开放基金资助(项目编号: MLLAB-MOE-CMCC-BNU-OFUND-2013-001)资助。

程、学习结果以及学习环境的理解和优化。当前,国际上对在线学习行为分析的研究主要集中在三个方面<sup>[9]</sup>:使用软件工具追踪和记录在线学习行为;关注学习者需求和在线学习环境;寻找在线学习行为和学习绩效的关系。国内学者更加关注学习行为偏好的调查<sup>[10]</sup>、行为数据的采集<sup>[11]</sup>、行为分类指标的制定<sup>[12]</sup>、学习行为概念模型与信息模型的构建<sup>[13]</sup>以及关键实现技术<sup>[14]</sup>。

总体而言,当前国内外学习行为分析研究虽然取得了一定的进展,但仍处于起步阶段,还有很多现实问题亟待解决。本研究旨在从分析方法的视角切入探讨学习行为分析,重点介绍滞后序列分析法在学习行为分析中的具体应用,以期为国内学者研究在线学习行为提供新的思路与方法。

## 二、滞后序列分析法(LSA)概述

### 1. LSA应用概况

滞后序列分析法(Lag Sequential Analysis,简称LSA)由Sackett于1978年提出<sup>[15]</sup>,主要用于检验人们发生一种行为之后另外一种行为出现的概率及其是否存在统计意义上的显著性<sup>[16]</sup>。目前,LSA已被应用到电子商务领域的客户行为偏好分析、医疗领域的患者行为分析与治疗、游戏领域的玩家游戏行为分析等。

近年来,教育技术领域的研究者开始关注LSA,并将其用于学习行为分析研究。Hwang等人应用LSA对小学生在使用思维导图工具学习地理课程知识时的行为特征进行了研究<sup>[17]</sup>;Jeong利用LSA分析了研究生在异步讨论区中的小组交互行为模式<sup>[18]</sup>;Hou等人利用LSA提取了中小学生在角色扮演游戏中的操作行为序列<sup>[19]</sup>;Eryilmaz等人利用LSA分析了大学生在线社交互动中的知识建构行为<sup>[20]</sup>;Yang等人利用LSA比较了大学生在协同翻译活动不同协作阶段的知识建构行为模式<sup>[21]</sup>。

LSA在学习行为分析领域具有较好的应用前景,可以帮助研究者和教学者准确把握学习者潜在的行为模式,从行为视角阐释技术增强学习效果的原因,同时有效指导后续教与学活动的设计与实施。

### 2. LSA分析软件介绍——GSEQ

目前分析用户行为的软件主要有IBM公司的Intelligent Miner、SAS公司的Enterprise Miner等。这些软件的功能虽然强大,但使用时往往比较复杂,需要一定的专业背景,难以被广大研究者快速掌握。为了方便、有效地辅助行为数据处理,Bakeman和Quera合作研发了交互行为分析专用软

件GSEQ(General Sequential Querier)<sup>[22]</sup>。该软件简化了行为分析流程,提高了数据处理效率,也促进了LSA在各领域中的应用推广。

应用GSEQ软件分析在线学习行为序列模式的主要过程包括:(1)按GSEQ要求的格式输入所有行为编码(如图1所示);(2)系统编译,生成MDS文件;(3)检验行为编码的Kappa一致性(针对由多人完成的编码);(4)进行行为序列分析,得到行为转换频率表(如表1所示)和调整后的残差表(如下页表2所示);(5)根据调整后的残差表筛选具有显著意义的行为序列,并绘制行为转换图。

GSEQ操作过程中有一些注意事项。首先,要在Event中定义所有行为的代码,未定义的代码不能用于行为编码。其次,要按照行为发生的先后顺序进行编码,并按照GSEQ的格式要求录入控制窗口中。最后,进行序列分析时应选择Run菜单下的Compute Table Stats功能,并勾选Adjusted Residual(z)。

滞后序列分析会产生两个重要的表格,分别是行为转换频率表和调整后的残差表。表1显示了每种行为向其他行为转换的频率。列表表示起始行为,行表示起始行为结束后随即发生的行为。比如,第2行第3列的数字“98”表示ED行为发生后随即发生IC的次数为98次。

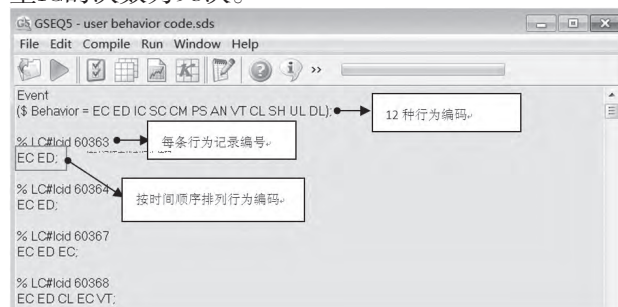


图1 GSEQ中行为序列编码结果截图

表1 行为转换频率表

	EC	ED	IC	SC	CM	PS	AN	VT	CL	SH	UL	DL
EC	3585	1460	292	379	566	114	365	40	295	1138	198	13
ED	631	35	98	70	126	1	25	10	140	598	55	3
IC	242	96	99	21	74	20	44	8	60	133	28	7
SC	120	23	15	410	3720	50	53	129	98	34	22	41
CM	637	97	90	2583	2951	274	310	389	464	260	77	726
PS	71	7	20	110	217	871	30	54	55	9	8	98
AN	360	4	41	148	251	21	1440	36	46	47	26	5
VT	26	3	6	286	265	55	38	98	60	13	6	84
CL	137	48	58	172	399	59	41	95	385	272	16	44

续表1

SH	473	251	247	142	389	9	90	14	405	1656	71	11
UL	124	31	31	28	70	6	37	2	22	107	538	40
DL	21	3	5	421	340	106	8	88	38	6	20	2505

表2为调整后的残差表。根据滞后序列分析理论，如果Z-score>1.96则表明该行为路径具有显著意义<sup>[23]</sup>。为了更直观呈现用户行为序列，需要根据具有显著意义的行为数据绘制出行为转换图(如图2所示)。图中节点表示各种用户行为，连线表示行为与行为之间的连接具有显著意义，箭头代表行为转换的方向，线条的粗细表示行为连接的显著水平，线条上的数据则是调整后的残差值(Z-score)。

表2 调整后的残差表(Z-scores)

	EC	ED	IC	SC	CM	PS	AN	VT	CL	SH	UL	DL
EC	73.74*	56.48*	6.14*	-24.03	-41.29	-14.01	-8.28	-13.16	-8.03	9.00*	-2.19	-32.07
ED	22.33*	-6.32	8.12*	-10.82	-16.93	-8.72	-8.70	-5.27	5.06*	31.56*	1.02	-13.39
IC	10.18*	8.34*	17.40*	-8.52	-10.11	-2.38	-1.17	-2.78	2.61*	4.89*	1.22	-8.33
SC	-27.13	-15.51	-10.30	-7.51	95.16*	-10.98	-15.51	1.46	-10.33	-23.73	-10.04	-20.82
CM	-26.15	-19.72	-10.29	56.22*	24.34*	-4.95	-12.17	13.61*	0.10	-27.02	-12.01	-3.09
PS	-12.68	-8.58	-3.17	-6.09	-9.11	106.96*	-7.17	2.75*	-3.01	-13.21	-5.39	-3.79
AN	-1.89	-11.52	-2.71	-9.26	-15.89	-8.13	111.46*	-3.12	-7.59	-14.49	-5.08	-15.64
VT	-11.32	-6.82	-3.74	17.54*	3.33*	2.93*	-2.84	16.12*	1.63	-9.40	-3.93	-0.10
CL	-9.54	-4.62	2.25*	-2.70	-0.52	-1.26	-6.81	8.48*	32.64*	6.82*	-4.62	-9.60
SH	-6.34	4.32*	16.60*	-16.35	-20.15	-12.37	-10.28	-8.61	16.11*	69.16*	-3.18	-19.63
UL	-3.76	-3.23	0.96	-9.35	-12.96	-5.69	-3.62	-4.74	-4.54	-0.48	99.33*	-5.88
DL	-26.52	-14.40	-9.51	-0.41	-20.74	-3.27	-15.58	0.17	-11.67	-21.40	-8.22	133.87*

注：\*p<0.05。

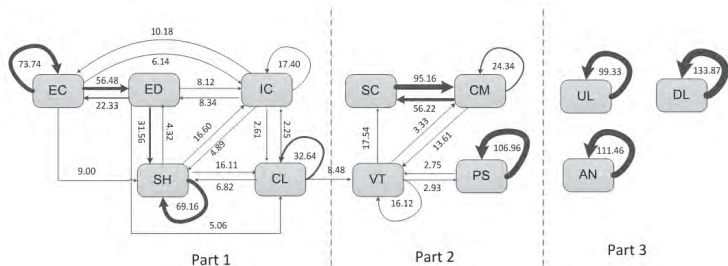


图2 行为转换图

### 三、基于LSA的学习行为分析流程

在线学习行为主要包括学生的外显行为和内隐行为<sup>[24]</sup>。其中，外显行为包括登录系统、检索信息、浏览网页、点击链接、下载资料、发表帖子等操作层面的行为，该类行为数据可以通过系统日志导出或者通过浏览器插件直接采集。内隐行为则包括讨论、答疑、交流、评价等交互内容所折射出来

的学生认知行为，该类行为数据需要依据一定的交互模型进行编码，转换为相应的认知行为。

应用LSA对上述两种行为数据进行序列分析，可以帮助辅导教师掌握学生的行为偏好，分析学生交互深度以及知识加工情况，进而有针对性地进行教学干预与个性化的教学指导。此外，还可以帮助教学软件与平台开发者优化系统功能、布局、导航的设计，提高软件工具和平台的易用性和有用性。

#### 1.LSA分析外显操作行为模式

外显操作行为包括一切记录下来的操作层面的行为，该类信息的行为类型可由系统自动识别，无需人工编码，进而保证行为编码的准确性和可靠性。利用LSA探究外显操作行为序列模式的主要流程(如图3所示)包括：

(1)确定具体的研究问题，研究问题的选择将直接影响后续行为数据的选择；(2)根据研究问题进行行为数据筛选，过滤掉不相关的噪音数据；(3)确定行为编码框架，进行行为数据编码；(4)将编好码的行为数据录入GSEQ，进行滞后序列分析；(5)根据GSEQ生成的调整后残差表绘制行为转换图，解读行为模式图；(6)根据解读出来的行为关系，回答研究问题。

LSA在外显操作行为中的应用需要注意以下两点：(1)行为日志数据往往比较混杂，因此需要进行数据过滤，仅提取和研究问题密切相关的行为数据。以Hou等人探究的游戏玩家角色扮演操作

行为模式为例，该行为样本包括战斗、宠物、工具等在内的十种行为，而对于行为日志中自动获取的登录、退出等行为则进行了过滤与删除。(2)选择的行为类型不宜太多，过多的行为将使最后绘制出来的行为转换图非常复杂，难以清晰呈现行为模式。一般情况下，不建议超过10种行为。



图3 LSA在外显操作行为中的应用流程

#### 2.LSA分析内隐交互行为模式

内隐交互行为往往通过学生留下的交互、讨论、答疑、评价等内容反映出来。与外显操作行为

相比,内隐交互行为的分析流程增加了一个关键步骤(如图4所示),即信度检测。由于内隐交互行为分析的对象是交互文本,因此需要进行精确的内容分析。一般而言,需要专业的编码人员独立完成编码,并由其他专业人员抽取一定的数据量,对编码结果进行一致性Kappa值检验。唯有信度可靠时,才可进行下一步操作,否则需要重新编码直至信度检测通过。

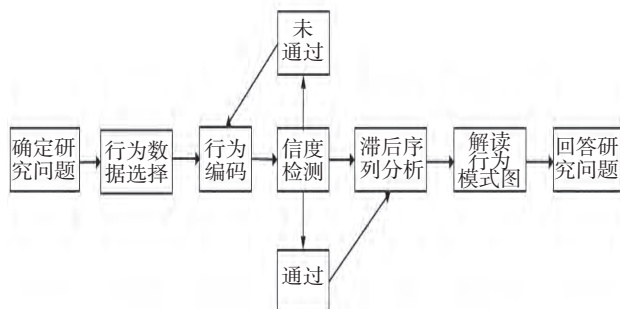


图4 LSA在内隐交互行为中的应用流程

LSA在内隐交互行为中的应用除了需要注意行为数据的过滤之外,还应重点关注编码框架的选择以及编码过程的规范性。编码框架的选择往往有三种途径:一是直接引用现有编码框架,这类编码框架的选择需要与当前研究主题完全吻合,常见的编码框架包括Gunawardena的知识建构过程模型<sup>[25]</sup>、布鲁姆的认知目标层次模型<sup>[26]</sup>等;二是改编现有框架,研究者需要根据研究问题对现有相关编码框架进行适当调整;三是自编编码框架,常常是研究者在找不到已有适合的编码框架时设计的新编码框架,此类编码框架要经过严格的效度检验,并根据编码结果进行适度调整,比如Sung等人<sup>[27]</sup>研究了两种不同博物馆指导系统下的行为差异,自编了博物馆学习行为编码框架。

应用LSA进行序列分析的过程中,无论采用何种编码框架,均需保证编码过程的规范性与编码结果的可靠性。首先,要求编码者熟悉编码框架,如果有多位研究者进行编码要进行相同的编码培训。其次,要进行预编码,多位编码者要对不一致的编码结果进行协商,保证对编码理解的一致性。最后,对于由一个人独立完成的编码,要随机抽查一定数量的编码结果(具体数量需要根据样本量确定),进行一致性检验。如果不满足信度要求,则需要重新进行编码。

#### 四、基于LSA的学习行为分析案例

为了更加直观地呈现LSA在上属两类学习行为分析中的应用情况,接下来以笔者所在团队开展的

两项行为模式研究为例进行介绍。

##### 1. 协同知识创作过程中的用户行为模式分析

该研究旨在探讨学生生成内容(Student-generated Content)过程中的知识分享与创作行为模式。研究对象为49名三年级教育技术专业本科生,实验环境为学习元平台(<http://lcell.bnu.edu.cn>),实验课程为教育技术专业选修课《移动学习理论与实践》。学生在教师的组织和指导下,以小组合作的方式开展了为期12周的协同内容编辑活动,动态生成一门质量可靠的网络课程。

为了理解大学生在协同内容编辑活动中的知识创作与知识共享行为,研究者选择了8种关键行为数据(如表3所示)。这些行为属于外显操作行为,可以从学习元平台数据库直接导出。

表3 用户行为编码表

编码	行为	解释
EC	编辑内容	用户编辑资源内容
ED	编辑基本信息	用户编辑修改资源基本信息,例如标题、标签、分类、摘要等
IC	邀请合作者	资源创建者邀请其他用户参与资源创建
SC	评分	用户从整体上对资源进行评分
CM	评论	用户对资源内容、结构、规范性等进行评论
PS	发帖	用户在论坛进行讨论
AN	批注	用户对资源内容的某个部分进行标注、提出意见
SH	分享	用户将资源推荐到其他社区,与其他用户进行分享

研究者根据GSEQ生成的残差表绘制了行为序列转换图(如图5所示)。

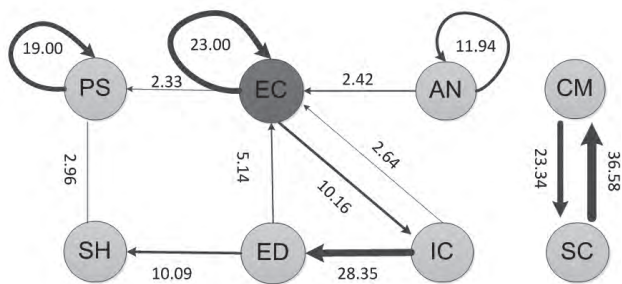


图5 行为转换图

从图5中发现,在知识创生过程中,学习者倾向于在一定时间段内反复编辑内容( $EC^{\circ}EC$ ,  $Z$ -score=23.00);当学习者完成内容编辑后可能会邀请协作者共同编辑内容( $EC^{\circ}IC$ ,  $Z$ -score=10.16),然后对资源基本信息进行修改完善( $IC^{\circ}ED$ ,  $Z$ -score=28.35),或者再次进行内容编辑( $IC^{\circ}EC$ ,  $Z$ -score=2.64)。在知识分享过程中,学生喜欢在修改资源基本信息后将其分享到其他社交网站

或社区中(ED→SH, Z-score=10.09)。行为转换图还显示出学习者喜欢在一段时间内连续进行批注(AN<sup>®</sup>AN, Z-score=11.94)或发帖行为(PS→PS, Z-score=19.00)。

上述行为转换图也揭示出协同内容编辑活动中的一些潜在问题。比如,从知识内化的角度,发现两条重要的行为序列没有出现:评论<sup>®</sup>编辑内容(CM<sup>®</sup>EC)和批注<sup>®</sup>编辑内容(PS<sup>®</sup>EC)。这表明当学生完成一定时间的讨论交流后,他们不会根据交流过程中生成的建议和观点对内容进行及时的修改完善。为此,研究者建议为了促进知识的内化与外化,需要通过一定的行为引导策略(如设置弹出信息框、提示用户完善资源内容等)加强CM<sup>®</sup>EC和PS<sup>®</sup>EC行为序列出现的频率。

## 2. 协同翻译过程中的知识建构行为模式分析

该研究旨在比较不同活动阶段学生的知识建构行为,同样依托学习元平台开展,选取的实验课程为《教育技术专业英语》,实验对象为48名教育技术专业二年级学生。教师首先选择若干篇专业的翻译文章,分配给不同的小组,之后开始正式为期三周的协同翻译活动。第一周组内协作,讨论翻译任务、翻译各自负责的内容,并进行组内讨论和修订;第二周组间协作,各小组对其他小组翻译的内容进行评论、提意见;第三周又回到组内协作,各小组根据其他小组的反馈,再次进行组内讨论和修订翻译内容,形成最终的翻译文本。

该研究分析的行为数据为内隐交互数据,主要包括4种交互行为产生的内容(评论、批注、发帖和编辑内容)。研究者选取了Gunawardena知识建构分析框架作为编码体系(如表4所示),该框架主要包括五个阶段:分享/比较讨论主题信息;发现和探索观点间的不一致;进行意义协商和协同知识建构;测试和修订协同建构的知识;应用新建构的知识。为了涵盖所有交互文本,保证编码结果的全面性,研究者增加了一项新的编码,即P6(与协同翻译活动无关的内容)。

表4 知识建构行为的编码模型

编码	行为	解释
P1	分享/比较讨论主题信息	我觉得你说得对,但是本段的“Context Awareness”也可以翻译成“情境感知”吧
P2	发现和探索观点间的不一致	第三句翻译的不准确。我觉得作者的观点是支持广泛使用电子书包的
P3	进行意义协商和协同知识建构	谢谢你的建议,我接受了你的意见,修改了最后一句
P4	测试和修订协同建构的知识	“Edutainment Technology”不应该翻译成“寓教于乐的技术”。我询问了专家,他说“娱教技术”更加专业和准确些,所以我又对翻译进行了修改

续表4

P5	应用新建构的知识	通过本次活动,我发现专业英语翻译要充分考虑文化、表达、学科知识和环境等因素
P6	与协同翻译活动无关的内容	我来串门了,快来欢迎我吧

该研究的编码工作由两名研究者协同完成。他们都熟悉Gunawardena知识建构分析框架,并进行了编码前的协商。在编码过程中首先由一名研究者对筛选出来的667条正式数据进行全部编码。在编码完成后再由另一名研究者随机抽查350条编码结果进行一致性检验。结果显示Kappa一致性系数为0.774(P<0.01),表明此次数据编码具有较好的可信性,可以进行滞后序列分析。

研究者根据GSEQ生成的残差表绘制出三个阶段的知识建构行为转换图(如图6所示)。从中可以发现,第一周学生倾向于分享和比较翻译内容(P1→P1),当学生提出不一致的翻译意见时,他们会反复协商与修改(P2→P2, P2→P3, P3→P3)。学生在翻译过程中会从翻译任务转到与任务无关的闲聊中,然后再次转回到翻译任务中(P1→P6, P6→P1)。第二周学生会从与翻译任务无关的闲聊转到提出许多不同的翻译观点(P6→P2),并进行持续的讨论与协商(P3→P3)。在此阶段主要以P2和P3行为为主,学生发现其他小组翻译中不合理的地方,提供优化建议,并进行协商讨论。相比前两周,第三周行为序列较为单一(P3→P3, P6→P6),学生在不断地进行讨论协商达成知识建构(P3→P3)的同时,也在谈论与翻译任务无关的话题(P6→P6)。

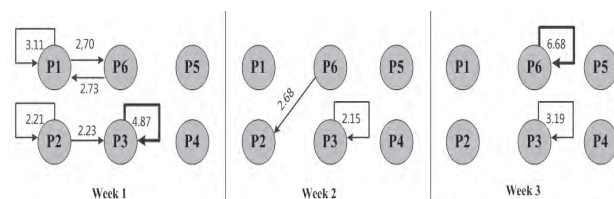


图6 协同翻译活动不同阶段知识建构行为转换图

上述行为转换图也揭示出协同翻译活动中的一些潜在问题。比如,相对于前两阶段,第三阶段出现了P6→P6的行为序列。该行为路径表明,当一个学生发布了一个与翻译任务无关的话题时,常常会吸引一些学生参与到此类话题的讨论中,影响学生的知识建构。针对这一现象的解释是,当学生进入第三阶段组内协商时,他们的翻译任务已经基本完成。在这种情况下,学生往往会放松,花更多时间聊天。为了减少P6的频率以及P6→P6行为序列的发生,教师应该提供一些额外的翻译文章,让学生

在完成翻译任务进行拓展学习。此外，P4和P5更高阶的知识建构行为很少发生。后续教学中，教师可以对与翻译活动无关的行为进行适当干预，提出一些激励措施，激发学生对专业翻译的兴趣，促进学生翻译知识和能力的迁移运用。

## 五、基于LSA的学习行为分析策略

LSA可以辅助研究者和教师准确掌握学生的学习偏好与行为倾向，因此在在线学习领域有着很大的应用空间和发展前景。目前，国内外对LSA在学习行为分析中的应用主要集中在三个方面：通过LSA分析整个在线活动中的行为模式；利用LSA对比在线学习活动中不同阶段行为模式的差异；应用LSA探究高低成就组在学习活动中行为模式的异同。

### 1. LSA分析整个活动过程行为模式

利用LSA分析整个学习过程的行为模式，是目前比较常见的应用策略。在以往技术增强学习的研究中，研究者往往关注某种技术工具的引入是否能够提高学习成就、激发学习动机、改善学习态度等话题，进行的分析大都是对结果数据的统计分析，忽视了对整个学习过程中学习者的行为表现。基于LSA分析整个活动过程中学习者的行为模式，可以为学习结果变化的原因提供行为视角的解读。这就好比打开了学习的“黑箱”，让研究者和教师清晰地认识整个学习活动中学生群体的行为表现模式、操作习惯以及行为偏好。同时，也有助于从行为视角发现学习活动、学习模式、学习方法与策略在教学实践中存在的缺陷，从而进行针对性的修正与完善。

### 2. LSA分析不同活动阶段行为模式

教学实践中的学习活动多种多样，持续时间有长有短。对于探究式学习、问题解决式学习、基于项目的学习等活动而言，往往持续较长时间。为了更好地督促、指导学生顺利完成整个学习活动，研究者和教师常会将整个活动划分为不同阶段(比如以天、周、月等为时间间隔)进行阶段性评价。应用LSA分析掌握不同活动阶段学生的行为模式，可以帮助教学者更好地掌握学生的阶段性行为表现，诊断学习过程中影响学习效果的潜在问题，从而为改进教学模式、调整教学策略提供科学的依据。

此外，还可以应用LSA对不同活动阶段学习者行为模式进行比较，以发现不同阶段之间的内在行为联系，更全面地勾勒学习者在整个活动过程中的行为发展路径。以笔者所在团队进行的协同翻译过程中的知识建构行为研究为例，该研究

发现不同协作学习阶段，学生的行为模式存在着明显差异，比如在第二阶段存在着较多的协商行为，而在第三阶段发现了严重的闲谈行为，这就为后续相似学习活动的开展提供了经验，教师可以针对性地调整教学策略更好地促进学生在协同翻译过程中的知识建构。

### 3. LSA分析高低成就组行为模式

当前国内外技术增强学习研究领域，学习成绩是受关注的核心变量。研究者们往往通过前、后测来获取学习者学习活动前后的成绩变化数据，同时将技术因素与兴趣、态度、动机等变量进行交叉分析，以判定不同组别学生成绩存在显著差异的主要原因。学习是一个复杂的过程，受多种内部和外部因素的影响。当前研究大都忽视了行为变量的作用，缺少从学习行为视角剖析技术促进学生发展的原因。

应用LSA比较不同成就水平的学生在行为模式上的差异，可以更好地解释技术工具介入下的教与学为何能对学生的成绩产生不同程度的影响。高水平组的学生是否在某种或某些行为上更占据优势，发生的频率更高？是否某种或某些有益于促进学习的行为转换序列更显著、更频繁？……这些问题都可以通过基于LSA的行为模式分析得到答案。高低组学生不同的行为模式差异可能是导致成就不同的关键所在。此外，高低成就组行为模式的差异还可以与动机、兴趣、态度等变量进行交叉分析，探讨外在行为与内在情感、认知之间的关联关系，从而更加全面、准确地把握技术促进学习的内在机理。

除了上述三种应用策略外，LSA还可以用于比较分析性别、年龄、学习风格等个性特征对学习行为表现的影响；还可以用于以学习者个体为中心的行为发展研究，持续采集不同阶段某学习者的学习过程数据，进行深度的纵向行为发展分析，以了解学习者个体行为发展的特征、优势与不足，从而进行针对性的个性化行为矫正。LSA不仅可以用于在线学习行为的分析，也可以应用于传统课堂师生交互行为分析以及学习者的个性化非正式学习行为分析(比如参观博物馆、图书馆学习等)。随着混合式学习的发展，线上数据与线下数据需要相结合，才能更全面地勾勒学生的学习行为模式。线上行为分析与线下行为分析的主要区别在于，线上的行为数据更便于采集、编码和分析。对于线下数据的采集可以采用视频录播技术以及不断发展的可穿戴式技术，但其编码往往需要大量的人工操作，因此难以做到实时分析结果，给予学生和教师及时反馈。

## 六、总结

LSA用于学习行为分析, 既为验证新技术工具、新模式、新方法与新策略的有效性提供了新的分析方法, 又为解释技术增强学习研究领域学生学习成绩的变化提供了新的视角, 同时也为教师进行更具针对性的个性化教学辅导提供了新的依据。利用LSA从行为视角分析在线学习, 相当于打开了学习的“黑箱”, 使得整个学习过程从黑暗走向透明, 有助于增强研究者对学习过程与机理的理解。然而, LSA在学习行为分析应用中并不是万能的。研究过程中, LSA一般要和其他方法配合使用(比如问卷、测试、访谈等), 以便从多角度解读学习过程, 分析研究结果。此外, LSA的应用还需要考虑具体研究问题, 比如对于一些模式化的固定流程的学习活动, 则不使用采用LSA, 因为此类活动本身就是模式化的, 有着规定好的行为模式。

### 参考文献:

- [1] 杨现民. 信息时代智慧教育的内涵与特征[J]. 中国电化教育, 2014, (1): 29-34.
- [2] 陈琳. 高校课程立体学习资源建设研究——促进学习方式转变的视角[J]. 中国电化教育, 2013, (11): 95-97.
- [3] 李小刚, 马德俊. 我国大学视频公开课建设中的问题及其对策[J]. 现代教育技术, 2012, (7): 11-16.
- [4] Siemens G, Long P. Penetrating the fog: Analytics in learning and education[J]. Educause Review, 2011, 46(5): 30-32.
- [5] Agudo-Peregrina, Á. F., Iglesias-Pradas, S., Conde-González, M. Á., & Hernández-García, Á. Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning[J]. Computers in human behavior, 2014, (31): 542-550.
- [6] McKay T., Miller K., Tritz J. What to do with actionable intelligence: E2Coach as an intervention engine [DB/OL]. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2330627>, 2014-08-14.
- [7] 魏顺平. 在线教育管理者视角下的学习分析——在线教学绩效评估模式构建与应用[J]. 现代教育技术, 2014, 24(9): 79-85.
- [8] Papamitsiou Z., Economides A. A. Learning analytics and educational data mining in practice: a systematic literature review of empirical evidence[J]. Educational Technology & Society, 2014, 17 (4): 49-64.
- [9] 胡艺龄, 顾小清, 赵春. 在线学习行为分析建模及挖掘[DB/OL]. <http://www.doc88.com/p-6992150415764.html>, 2015-06-03.
- [10] 郁晓华, 顾小清. 学习活动流: 一个学习分析的行为模型[DB/OL]. <http://www.doc88.com/p-3187112904862.html>, 2015-07-01.
- [11] 曾祥跃, 袁松鹤. 远程学习者网络学习行为的调查与分析[J]. 中国远程教育, 2008, (7): 47-51.
- [12] 彭文辉, 杨宗凯, 黄克斌. 网络学习行为分析及其模型研究[J]. 中国电化教育, 2006, (10): 31-35.
- [13] 彭文辉, 杨宗凯, 刘清堂. 网络学习行为系统概念模型构建研究[J]. 中国电化教育, 2013, (9): 39-46.
- [14] 魏顺平. 学习分析技术, 挖掘大数据时代下教育数据的价值[J]. 现代教育技术, 2013, (2): 5-11.
- [15] Sackett, G. P. (Ed.). Observing Behavior: Theory and applications in mental retardation (Vol. 1)[M]. Baltimore: University Park Press, 1978.
- [16] Bakeman R. Observing interaction: An introduction to sequential analysis[M]. Cambridge: Cambridge university press, 1997.
- [17] Lai C. L., Hwang G. J. A spreadsheet-based visualized Mindtool for improving students' learning performance in identifying relationships between numerical variables[J]. Interactive Learning Environments, 2015, 23(2): 230-249.
- [18] Jeong, A. C. The sequential analysis of group interaction and critical thinking in online[J]. The American Journal of Distance Education, 2003, 17(1): 25-43.
- [19] Hou, H. T. Exploring the behavioral patterns of learners in an educational massively multiple online role-playing game (MMORPG)[J]. Computers & Education, 2012, 58(4): 1225-1233.
- [20] Eryilmaz, E., van der Pol, J., Ryan, T., Clark, P. M., & Mary, J. Enhancing student knowledge acquisition from online learning conversations[J]. International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning, 2013, 8(1): 113-144.
- [21] Yang X. M., Li J. H., Guo X. S. Group interactive network and behavioral patterns in online English-to-Chinese cooperative translation activity[J]. The Internet and Higher Education, 2015, (25): 28-36.
- [22] Bakeman R., Quera V. Analyzing interaction: Sequential analysis with SDIS and GSEQ[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1995.
- [23] Bakeman R. Observing interaction: An introduction to sequential analysis[M]. Cambridge: Cambridge university press, 1997.
- [24] 祝智庭, 贺斌. 智慧教育: 教育信息化的新境界[J]. 电化教育研究, 2012, (12): 5-13.
- [25] Gunawardena, C., Lowe, C., & Anderson, T. Analysis of global online debate and the development of an interaction analysis model for examining social construction of knowledge in computer conferencing[J]. Journal of Educational Computing Research, 1997, 17(4): 397-431.
- [26] Bloom, B. S. Taxonomy of educational objectives[M]. New York: McKay, 1956.
- [27] Sung, Y.-T., Hou, H.-T., Liu, C.-K., & Chang, K.-E. Mobile guide system using problem-solving strategy for museum learning: a sequential learning behavioural pattern analysis[J]. Journal of Computer Assisted Learning, 2010, 26(2): 106-115.

### 作者简介:

杨现民: 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为泛在学习、知识进化、智慧教育、技术增强学习(yangxianmin8888@163.com)。

王怀波: 在读硕士, 研究方向为学习分析技术(15252082012@163.com)。

李冀红: 在读硕士, 研究方向为技术增强学习(lovegreenhong@yeah.net)。

(下转第32页)



## Research on Personalized Adaptive Learning

—A New Normal Form of Digital Learning in Big Data Era

Jiang Qiang<sup>1</sup>, Zhao Wei<sup>1</sup>, Li Song<sup>2</sup>, Wang Pengjiao<sup>3</sup>

(1.School of Computer Science and Information Technology, Northeast Normal University, Changchun Jilin 130117;  
2.Faculty of Education, Open University of China, Beijing 100039; 3.School of Computer and Information Technology,  
Liaoning Normal University, Dalian Liaoning 116029)

**Abstract:** With the development of mobile internet and smart education, personalized adaptive learning has become a new paradigm of education technology based on big data. Based on the related literature, this paper has described the concept, research history, achievements and influence of personalized adaptive learning, which has reinforced the development of personalized adaptive learning and made it a new normal form of digital learning in big data age. Especially, the topic of personalized adaptive learning, covering its meta-cognitive, open learner model, self-regulated learning method, information visualization process and big data learning analysis has been explored. Major trends, possible challenges and application prospects of personalized adaptive learning were also discussed in the paper. Research perspectives of personalized adaptive learning in big data era: intelligence, personalization, unpredictability, dynamic balance, intelligent assessment and learning thinking visualization. The results may be applied in personalized MOOC design, everyone connection construction based on online learning space and future smart education development.

**Keywords:** Personalized Adaptive Learning; Meta-cognitive; Open Learner Model; Knowledge Visualization; Big Data Learning Analysis

收稿日期: 2015年11月6日

责任编辑: 赵兴龙

.....  
(上接第23页)

## The Application of Lag Sequential Analysis Method in Analyzing Learning Behavior

Yang Xianmin, Wang Huaibo, Li Jihong

(Institute of Education, Jiangsu Normal University, Xuzhou Jiangsu 221116)

**Abstract:** Learning analytics provides a new way to improve the quality of online learning and achieve higher levels of personalized learning. Learning behavior analysis is an important part of learning analytics. It aims to find out valuable information hiding behind the behavior data recorded in the learning process. This study aims to explore the applications and strategies of lag sequential analysis (LSA) in the learning behavior analysis. LSA can help researchers and instructors understand the learner's potential behavior patterns more accurately, and explain why technology can enhance learning effect from the perspective of behavior. The result of LSA can effectively guide the design and implementation of the following teaching and learning activities. LSA can not only analyze the explicit operational behaviors but also the implicit interaction behavior. In practice, there are mainly three strategies, including analyzing behavioral patterns in the whole activity, analyzing behavioral patterns in different phases, and analyzing behavioral patterns between the high- and low-achievement groups.

**Keywords:** Online Learning; Learning Analytics; Learning Behavior; Behavioral Pattern; Lag Sequential Analysis

收稿日期: 2015年12月5日

责任编辑: 李馨 赵云建