

# 大数据背景下的精准个性化学习路径挖掘研究

——基于 AprioriAll 的群体行为分析

姜强<sup>1</sup>, 赵蔚<sup>1</sup>, 李松<sup>2</sup>, 王朋娇<sup>3</sup>

(1.东北师范大学 信息科学与技术学院, 吉林 长春 130117;

2.国家开放大学 教育教学部, 北京 100039;

3.辽宁师范大学 计算机科学与技术学院, 辽宁 大连 116081)

[摘要] 在数字化环境中,学习是对信息进行收集、汇聚、存储、共享和创造的过程,不仅涉及个体学习行为,也涉及群体行为,影响着个体知识建构过程。大数据背景下,基于 AprioriAll 算法,挖掘分析相同或相近学习偏好、知识水平的同一簇群体学习行为轨迹,并以学习者特征与学习对象媒体类型、理解等级、难度级别的匹配计算为基础,能够生成精准个性化学习路径,可为差异化教学提供新思路。最后,采用实验研究法,通过散点图与无回路有向图及学习效率与满意度调查,表明研究成果满足学习需求,能为学习者提供有效指引,有助于激发学习兴趣,提高学习动机,促进个性化发展。

[关键词] 个性化学习; 精准学习路径; AprioriAll 算法; 大数据; 群体行为

[中图分类号] G434 [文献标志码] A

[作者简介] 姜强(1978—),男,辽宁丹东人。副教授,博士,主要从事个性化自适应学习研究。E-mail:jiangqiang@nenu.edu.cn。

## 一、引言

教育的真谛是要发展人的个性,是让每个学生的个性都得到健康发展,只有尊重差异,才有对人的真正尊重,只有尊重人,才有真正的教育。“世界上没有两片相同的叶子”,每一个孩子都有独属于自身的学习方法和思维方式,尊重每个人的独立人格,弘扬每个人的生命价值,既是教育的起点,也是教育的必然归宿。由于基因等不同因素的影响,学生之间的差异是客观存在的,存在着不同的思维方式、不同的学习风格,有偏于直觉的或感知的,有偏于图像的或语言的,有偏于归纳的或演绎的,有偏于线性的或非线性的,有偏于外向的(同他者合作)或内向的(反思型)等。美国著名教育学家克龙巴赫、斯诺等人在能力倾向与教学方法交互作用研究中也指出学习者存在个体差异,并从心理学、教育学、社会学、哲学及方法论等视角对其进行

详细描述<sup>[1]</sup>。在新一轮中高考改革中,教育发展总体方向强调学生的个性发展、自主选择 and 扬长发展。将个性化学习理念注入教育系统中,根据学习者特征推送精准个性化学习路径,提供具有针对性的学习材料,提供最佳学习方法和建议,将会有利于学习者明晰“学什么”“如何学”,同时可以按照自己的节奏控制学习进度,始终保持清晰的学习思路,确保学习的有效性,从而达到最大的学习潜能。

大数据时代,教育从“用经验说话”到“用数据驱动决策、管理与创新”,无疑推动了学生的个性化教育<sup>[2]</sup>。通过大数据分析学习行为,能够准确识别学习者特征、预测学习结果,给予个性化学习干预、指导,实现一种更为灵活方便的精准在线学习模式,学习者能自我控制学习路径、内容、时间和地点,有利于提高创造力、想象力和竞争力<sup>[3]</sup>。但是,在师生分离状态下的“互联网+教育”,缺少教师及时有效的人为干预和指导,

基金项目:国家社科基金教育学一般项目“基于大数据的在线学习精准预警与干预机制研究”(课题编号:BCA170074)

会因急剧增长的数字信息而产生“学习迷航”和“认知过载”等问题。学习者往往很难找到最符合自己需求的学习路径,始终面对“选择学什么”“接下来学什么”等问题,这种现象降低了在线学习的个性化优势。为完成学习目标,激发学习兴趣,保证教育质量,除了提供精细化、精品化的课程资源外,学习者需要学习一系列有先后次序的学习对象,即构成了个性化学习路径。它能自动识别学习需求,根据用户特征信息(如学习偏好、知识水平等)动态适应性呈现个性化学习活动序列(含学习对象),改变以往“大水漫灌”的做法,实施“精准滴灌”,从而更快、更好地完成知识建构,提高在线学习的个性化服务水平<sup>[4]</sup>。

## 二、个性化学习路径推送研究现状

在个性化学习路径推荐研究领域,美国匹兹堡大学 Peter Brusilovsky 在 MOOC 学习平台中依据奥苏伯尔的有意义学习理论,采用模糊神经网络方法判断知识水平、动机、态度兴趣偏好推送学习内容,实现学习路径定制<sup>[5]</sup>。奥地利格拉茨大学的 Nussbaume 采用知识空间理论和布鲁姆目标分类法评价学习者的知识水平,创建适应性学习路径<sup>[6]</sup>。意大利萨勒诺大学的 Acampora 提出将文化基因算法作为个性化学习路径求解策略,实现对学习者自身知识结构、学习目标、个人偏好等因素分析,达到为学习者定制个性化学习路径的目的<sup>[7]</sup>。德国卡尔斯鲁厄大学 Bela 采用语义本体、可视化技术及内容图谱等知识构建动态个人知识地图,实现个人知识体系可视化,可清晰了解已掌握知识与其他知识之间关系,并形成新学知识与原有知识、将要学知识的关联显示,从而为下阶段学习决策提供依据<sup>[8]</sup>。加拿大国家研究委员会 Guillaume Durand 基于图式理论,采用教育数据挖掘,根据学习风格、学习兴趣、知识水平和学习目标等特性实现个性化学习路径推送,促进有效学习产生<sup>[9]</sup>。马来西亚理工大学 Idris 采用人工神经网络中自组织特征映射和反向传播算法确定学习对象与学习者学习需求之间的联系,实现根据学习目标、学习风格和知识层级推送个性化学习路径<sup>[10]</sup>。立陶宛维尔纽斯大学 Eugenijus Kurilovas 采用人工智能技术,如蚁群优化方法,实现根据学习风格推送静态和动态个性化学习元,实证分析表明研究成果被应用在 e-Learning 中,有助于缩短学习时间,提高学习效率与质量<sup>[11]</sup>。

在国内,华东师范大学朱建东教授提出了基于神经模糊方法构建学习诊断系统,分析学生的学习活动日志和学习成绩,推断学习特点及确定基于个

性特征数字化学习的最佳路径<sup>[12]</sup>。浙江工业大学李浩君等人采用遗传算法研究个性化学习路径的生成机制,根据学习需求和情境特征推荐学习资源序列,提高学习效果<sup>[13]</sup>。四川大学杨娟博士等人设计了可自适应 Felder-Silverman 学习风格模型的动态学习路径推荐工具——Smap,实现与每个学生能力素质、个性特征相匹配的个性化教育<sup>[14]</sup>。江南大学牟智佳提出了整合学习者心理行为、脸部行为、眼动行为、脑部行为等学习者生物数据,为学生个体刻画出学习肖像特征,进而提供精准的个性化学习路径<sup>[15]</sup>。本文作者此前采用基于规则方法、贝叶斯网络等挖掘学习行为信息生成个性化学习路径,从以知识统一传授为中心,转变为在大数据支持下的个性化教学,解决网络学习产生的“学习偏离”和“认知过负”问题<sup>[16]</sup>;同时,从个性特征(智力因素与非智力因素)、知识水平及个人能力应用的情境等三个维度,构建了能力导向的个性化学习路径,解决认知负载问题<sup>[17]</sup>。此外,台湾国立政治大学陈志铭教授根据项目反应理论提出了学习路径推荐方法,主要解决了学习对象的难度系数与学习者知识水平间的匹配问题<sup>[18]</sup>。国立台湾大学林春富在翻转课堂模式研究中,采用决策树算法和本体驱动法,预判知识能力差异,对学生进行快速、准确、全面的“画像”,推送最佳学习序列,以取得最好学习成绩<sup>[19]</sup>。

可见,已有研究富有成果,但不难发现多数研究基于个体行为生成个性化学习路径。教育的个性化并不是个人孤立起来,教育是一个集体的事,群体学习利于促进个体之间的相互学习。根据马克思主义人学观,人的本质是一切社会关系的总和,网络时代的学习具有社会化特征,契合了社会建构主义理念,不仅体现个体行为,也是群体行为,影响着个体知识建构、生成。人类的特质之一是能够集合共同的心智解决问题,从而将学习知识的过程建立在群体行为基础上,且群体中存在具有相同学习偏好、知识水平的同一簇学习者。一切业务数据化,一切数据业务化,顺应大数据时代学习特点,数据本身有一种自生长的能力,让人和人之间可以对话,尤其是陌生人之间的远程、大规模协作变成可能。本文以项目组研发的个性化自适应学习系统(Personalized Adaptive Learning System, PALS)为研究平台<sup>[20]</sup>,借助于大数据工具,通过采集学生全学习过程数据,全面地记录、跟踪和掌握学习者的学习特点、学习需求、学习基础和学习行为,采用 AprioriAll 算法挖掘基于学习风格的同一簇群体学习行为信息。通过大数据分析生成学习路径,为学生提供精准个性化的学习指引,满足学习需求,从而更高

效、扎实地掌握知识,促进深度学习,提高学生主动接触并理解知识的效率及能力。

### 三、个性化学习路径挖掘的结构模型

在 PALS 中,学习路径包括学习活动序列(Learning Activities Sequences)和学习对象(Learning Objects)两方面,学习风格和知识水平是学习者两个重要的个体差异特征,预示着不同的学习行为表现,是实现个性化推送的重要依据。个性化学习路径挖掘及推送力求做到三点(如图 1 所示):(1)学习风格判定。利用问卷调查(如所罗门学习风格量表)的显性主观判定和贝叶斯网络方法挖掘学习行为模式(如查阅学习资料的类型、学习时间、浏览次数及参与论坛讨论发帖量、读帖量等)的隐性方法推测学习风格,通过两种方法的结合可实现个性化学习路径的准确推送。(2)知识水平估测。测评学生的知识能力是教育领域中一个永恒不变的焦点论题,知识水平往往会随着学习的积累而随时间变化,一方面利用项目反应理论的 Logistic 模型、等级反应模型和布鲁姆教学目标分类理论,综合测试学习者对知识点的掌握情况和目标测试、练习的难度分布,实现对学习者在各知识概念上的水平评估;另一方面利用人工智能算法,如矩阵分解(Matrix Factorization)算法、隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM),实现依据学习行为数据(案例学习时间、数量与点击次数、问题解答时间与尝试次数等)实时跟踪诊断学生的知识水平,实现从概念知识理解等级和难度级别两个维度动态地呈现学习对象。(3)学习路径挖掘及个性化推荐。利用 AprioriAll 关联规则算法,从群体学习行为中挖掘最佳学习路径,同时基于学习风格、知识水平等特性实现个性化推送,解决“学习迷航”“认知过载”等问题,提高学习内驱力和学习需求。

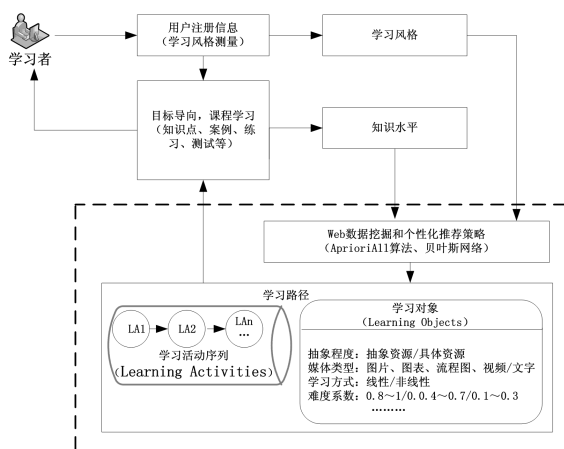


图 1 个性化学习路径挖掘的结构模型

### 四、精准个性化学习路径挖掘原理 ——基于 AprioriAll 算法

AprioriAll 源于 IBM 研究中心 Agrawal 和 Srikant 设计的经典序列模式发现算法,使用逐层搜索的迭代方法和关联规则,从大量数据中抽取有趣模式和知识<sup>[21]</sup>。利用 AprioriAll 算法挖掘学习行为,能够生成精准的个性化学习活动序列,整个数据挖掘过程分为 5 个阶段:排序阶段、大项目集阶段、转换阶段、序列阶段以及选最大阶段。

#### (一)排序阶段

首先根据 Felder-Silverman 学习风格模型,可将所有学习者分成 16 类学习风格(见表 1)<sup>[22]</sup>,然后以学习者账号(Stu\_id)为主关键字、学习行为的时间(Access\_time)为次关键字,对学习行为数据库进行排序(注:对于同一个学习者,如果出现重复序列项,则以第一次访问为主,其后不做统计),实现将原始的行为数据库转换成学习者序列的数据库。例如:Class1 中账号为 S01 的学生,在不同时间学习知识点 1(K1)的行为序列有{K1 提纲, K1 资源(LO3), K1 论坛}(时间:2017-05-10)、{K1 资源(LO1), K1 资源(LO2)}(时间:2017-05-12)、{K1 总结, K1 测试}(时间:2017-05-13)等,其中 LO1 指学习文档类型,LO2 指图片与图表类型,LO3 指动画与视频类型。

表 1 16 类学习风格

Class1	Class2	Class3	Class4	……	Class16
活跃型	活跃型	活跃型	活跃型	……	沉思型
感悟型	感悟型	感悟型	感悟型	……	直觉型
视觉型	视觉型	言语型	言语型	……	言语型
序列型	综合型	序列型	综合型	……	综合型

#### (二)大项目集阶段

表 2 大项目集和转换后的数据库

(a)大项目集		(b)转换后的数据库	
大项目集	映射	Stu_id	映射
K1 提纲	a	S01	<(abc)(de)(gh)(fi)>
K1 资源(LO3)	b	S02	<(bc)(gf)i>
K1 论坛	c	S03	<ce(bf)(hi)>
K1 练习	d	S04	<(abc)de(ghi)>
K1 实例	e	S05	<(ab)cd(fgi)>
K1 总结	f		
K1 资源(LO1)	g		
K1 资源(LO2)	h		
K1 测试	i		

利用关联规则挖掘算法,找出所有频繁的项集



(大项集)满足支持度  $s \geq 3$  (活动项至少出现 3 次)组成的集合 L, 即 1-项集(见表 2(a))。

### (三)转换阶段

在寻找序列模式的过程中,要不断地检测一个给定的大项目集合(1-项集)是否包含于一个学习序列中,转换后的学习序列数据库见表 2(b)。

### (四)序列阶段

序列阶段是 Web 数据挖掘过程 5 个阶段中最重要的一个阶段,主要是利用核心算法寻找频繁的序列,即高序列(Large Sequence),包括 Large 2-sequence(频繁 2-项集),如序列为 ab,支持度是 3,置信度为 1 或序列为 ei,支持度是 3,置信度为 0.6 等;Large 3-sequence(频繁 3-项集),如序列为 abc,支持度是 3,置信度为 1 或序列为 ehi,支持度是 3,置信度为 1 等;Large 4-sequence(频繁 4-项集),如序列为 abcd,支持度是 3,置信度为 1 或序列为 bdgi,支持度是 3,置信度为 1 等;Large 5-sequence(频繁 5-项集),如序列为 abcdg,支持度是 3,置信度为 1 或序列为 bcdgi,支持度是 3,置信度为 1 等。值得注意的是,预设序列同时满足支持度  $s \geq 3$  和置信度  $c \geq 0.6$  两个条件,其中置信度  $c = \text{Large } n\text{-sequence 的中支持度} / \text{Large } (n-1)\text{-sequence 的中支持度}$ ,比如单项(a)的支持度 3,双项中(ab)的支持度为 3,从而可知序列 ab 的置信度  $c = 3(ab)/3(a)=1$ 。

### (五)选最大阶段

为了减少可能出现的多条冗余学习活动序列,可通过修剪的方法在大序列集中找出极大序列(Maximal Sequence),如 Class1 类学习者在知识点 1 中最佳学习活动序列为<abcdgi>,即{ K1 提纲,K1 资源(LO3),K1 论坛,K1 练习,K1 资源(LO1),K1 测试}。

此外,个性化学习路径精准推送还需要考虑不同难度系数的学习对象,以知识水平等级(Knowledge Level, KL)与学习对象理解等级(Understanding Level, UL)和难度级别(Difficulty Level, DL)的匹配计算为基础,按照章节、知识点、难易程度、考试比重等多重属性精确定位,再根据做题时的正确率(含回答一个问题所需时长)等,持续地评估学生知识掌握程度,作出适应性智能推荐。如在测试环节,当诊断学习者 KL 属于高等级时,自动推送难度高的试题,若通过测试,标注学习者已掌握该知识,同时默认其也掌握了难度为易、中等层次知识,则无须进行测试验证;当 KL 属于中等级时,自动推送中等难度试题,若通过测试,标注已掌握该知识,并适应性推送高难度试题进行深层次测试,否则向其推送低层次试题进行练习;当 KL

属于低等级时,自动推送难度为易的试题,若学习者通过测试,进行下一层次学习,否则建议重新学习知识点,从而达到“量体裁衣”“最短时间学习最有用知识”的目的。

## 五、精准个性化学习路径绩效实验分析

### (一)实验设计

以东北师范大学和辽宁师范大学教育技术学专业学生为研究对象,在 PALS 中学习“C 语言程序设计”。该课程由六章 26 节构成,含有多元化媒体资源 234 个,学习提纲 26 个,练习题 52 套及 1 个学习讨论区 BBS。为了避免因缺乏网络平台学习经验影响学习效果,预先详细介绍了 PALS 的使用说明。同时,要求每位学习者完成知识点学习、练习、交流等环节。

### (二)实验分析

#### 1. 个性化学习过程设计

在知识点学习过程中(实施框架如图 2 所示),PALS 个性化推荐学习视频(或文本)资源、总结、实例等,更有针对性地解决学生学习过程中的薄弱环节,让学生的学习效果可视化。根据学生在线学习知识掌握情况,系统自动生成知识图谱,并用颜色显示学习状态(如绿色代表通过、红色代表未通过、橙色代表在学习、灰色代表未学习等),便于进一步学习。根据学习者的知识水平、学习情况,进行用户画像,智能个性化推送相应测试题。此外,根据学生学习测试、考试情况智能判断知识点、测试题难易程度,以动态调节学生整个学习过程。在整个过程中动态收集学生学习行为数据,以周为单位智能统计出学生学习能力、学习情绪变化趋势图,学生、教师可根据数据信息动态自适应调整学习进程,提升学生互动感、专注力及学习主动性,使因材施教成为可能。

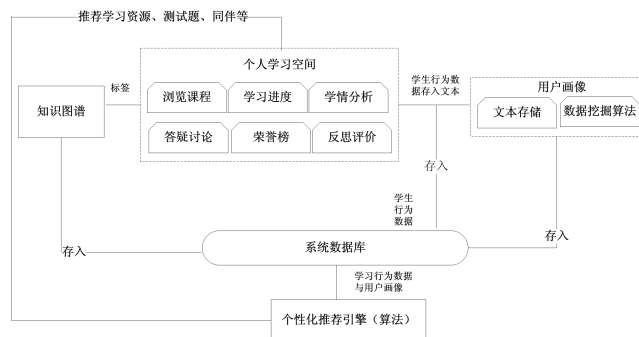


图 2 个性化学习框架设计

#### 2. 学习行为数据

量化跟踪记录 3 个月大数据学习行为信息(见表 3),表现在页面每个部分停留的时间、点击的内容和

表3 部分学习行为信息

学习行为	产生数据种类	分析目标	采集数据源
登陆学习系统	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 经常在什么时间段学习</li> <li>• 每次学习时间长短</li> <li>• 每天/周学习频率</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 学习习惯</li> <li>• 学习投入</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 登录/退出时间</li> <li>• 提纲页面访问次数</li> <li>• 资源/论坛/练习等页面学习时间</li> </ul>
浏览学习资源	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 是否坚持学完某类型资源(视频、图片与文本)</li> <li>• 是否反复学习某类型资源</li> <li>• 是否跳过某类型资源</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 学习投入</li> <li>• 学习偏好</li> <li>• 是否遇到不懂的环节</li> </ul>	针对每种类型资源,统计: <ul style="list-style-type: none"> <li>• 学习时间</li> <li>• 点击次数(如播放按钮、暂停、拖动进度条等次数)</li> <li>• 评论数量</li> </ul>
练习	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 是否答对</li> <li>• 是否乱猜</li> <li>• 如果答错,选择哪个错误选项</li> <li>• 做了几遍才做对</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 知识水平</li> <li>• 是否遇到不懂的环节</li> <li>• 是否缺乏必要的预备知识</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 回答正误</li> <li>• 尝试/答错次数</li> <li>• 尝试的错误选项</li> <li>• 答题时间</li> <li>• 求助次数</li> </ul>
讨论	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 发帖数量</li> <li>• 发帖主题和类别(提问/回答)</li> <li>• 发帖内容</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 群体学习参与度</li> <li>• 学习深度</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 访问时间</li> <li>• 发帖数量(含主帖/回帖数量)</li> <li>• 读帖量次数</li> <li>• 发帖总字数统计</li> <li>• 帖子被分享次数</li> <li>• 主帖/回帖得票数量</li> </ul>

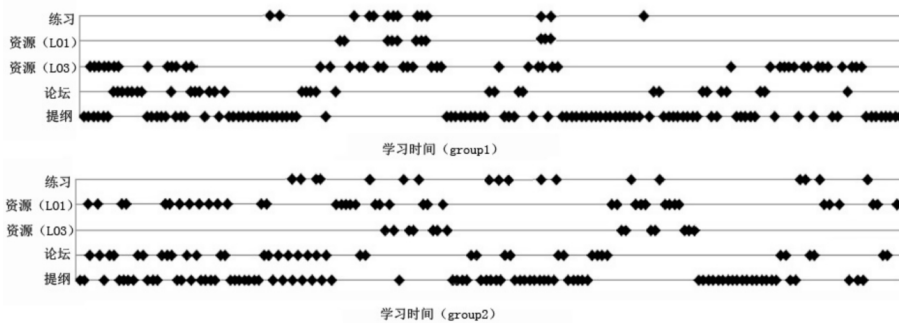


图3 学习路径行为分析

次数、评论目标与内容、分享的内容等<sup>[23]</sup>。

### 3. 精准个性化学习路径分析

从群体中任意选取两类学习者,即  $group1 = \{\text{活跃型, 感悟型, 视觉型, 序列型}\}$ ,  $group2 = \{\text{活跃型, 感悟型, 言语型, 序列型}\}$ , 采用散点图方式统计部分学习行为, 如图3所示。其中  $x$  轴代表时间顺序,  $y$  轴代表学习活动序列(如提纲, 资源(LO3), 资源(LO1), 论坛, 练习), 每个点代表一个行为。可见, 两类群体学习者都愿意观看“提纲”, 同时, 也有差别之处, 如  $group1$  倾向选择 LO3 类型资源, 而  $group2$  愿意观看 LO1 类型资源。

为了更好地辨别出两类群体的最佳学习路径, 经过 AprioriAll 算法挖掘同一簇群体学习行为, 采用无回路有向图(Directed Acyclic Graph, DAG)进行分析, 结果如图4所示。

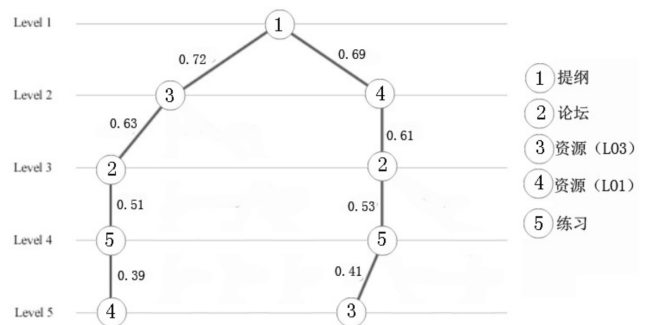


图4 个性化学习路径有向图

DAG 中包含的节点代表着不同的学习活动序列, 低一级学习行为在高一级学习行为之后执行, 比如在 level2 中的行为 4 在 level1 中的行为 1 之后执行。边线上的数字代表着学习路径系数, 即发生的可能性。由图4可知,  $group1$  最佳学习路径为{1-3-2-5-4},  $group2$  最佳学习路径为{1-4-2-5-3}。总之, 通过 AprioriAll 算

法从同一簇群体学习行为挖掘生成的个性化学习路径并精准地推送给学习者,不但可解决学习迷航与认知超载的问题,而且还可实现媒体资源的高效利用,促进学习者对知识的主动建构、内化及迁移。

#### 4. 个性化学习效率与满意度分析

图5对比分析了基于个性化学习路径推送模式的学习者的知识点学习效率与所有学生的知识点学习效率,结果显示:前者所用平均学习时间明显少于后者,学习效率更高。

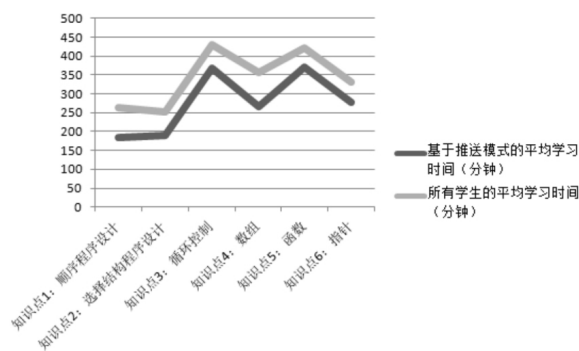


图5 应用推送模式的学生与所有学生的学习效率对比

学习结束后,基于推送模式的学生针对学习动机、学习乐趣、学习成绩和学习时间等四个方面满意度给予评价(是/否),经过Excel编码统计后,结果分别为88.3%、78.3%、51.7%和91.7%。可知,在是否有利于提高学习动机、激发学习乐趣及缩短学习时间等方面,学生给予了高度认可。正如多数学生所说,“有了同伴的参与,学习不再枯燥乏味,不再感觉到孤独,不但可以制定自己的学习路径,更可以按照推荐有着相同偏好、能力等特性的同类学习者的学习路径进行学习,可以少走弯路,避免网络学习迷航,同时也能增加学习好奇心”。值得注意的是,学习者在学习成绩方面认可度不高,只有51.7%,原因在于部分学生(尤其优秀生)自主性比较强,不完全相信系统推荐的作用,有时会自选路径进行学习。同时,为了追求学习的全

面性,部分学习者认为如果能学习所有知识对象,而不同于推送的有限内容,将会使学习成绩提升一大截,他们追求高自我效能感。此外,也有极个别人认为,“如果把自己限制在某条学习轨迹上,将无法打破常规去走自己想走或能走的路,自己仿佛困在了状如峡谷的凹槽中,跳不出来,只能顺着走下去,深感人生依然受限于已知道路”。

## 六、结 论

人的本质是群体和个体的有机统一,个人的知识学习是对社会规范的学习,知识通过与群体交往而习得,群体学习行为有助于激发个体学习兴趣,提高学习动机与学习绩效,“社群动力学”及《失控》书中“蜂群思维”都充分证明了群体智慧的巨大作用。为此,基于大数据理念与精准个性化教育的有效对接,本文提出了利用AprioriAll算法从同一簇群体学习行为中挖掘生成学习路径,并依据学习风格、知识水平等特性实施精准个性化推送。既尊重学生的差异,发现不同的思路,激活认知冲突,展开集体思维,因人施教,也将成为个体学习的原动力。最后,通过问卷调查发现,学生在提高学习动机、激发学习乐趣及缩短学习时间等方面均给予了较高评价,从微观视角,可为全面推进教育精准扶贫研究提供参考。诚然,本文研究忽略了群体对学习路径的评价,没有充分考虑学习效果信息的参考价值,事实上,评价结果往往会影响其他学习者对学习对象的选择。相信伴随着大数据时代的到来,学习分析技术和教育本身融合的持续深化,找到学生各种行为之间的内在联系,考量背后的逻辑关系,对学生的知识建构与复杂能力进行评估,使得学习路径生成与推送更精确化、精细化,弥补个体的差异,重塑学习个性化,进而提高学习效率和学习质量,促进智慧教育产生,推动“互联网+”时代在线教育的变革与发展。

### [参考文献]

- [1] CRONBACH L J, SNOW R E. Aptitudes and instructional methods: a handbook for research on interactions[M]. New York: Irvington Pub., 1981:1-18.
- [2] 余胜泉,李晓庆.基于大数据的区域教育质量分析与改进研究[J].电化教育研究,2017(7):5-12.
- [3] 赵慧琼,姜强,赵蔚,李勇帆,赵艳.基于大数据学习分析的在线学习绩效预警因素及干预对策的实证研究[J].电化教育研究,2017(1):62-69.
- [4] 姜强,赵蔚,王丽娟,王丽萍.基于大数据的个性化自适应在线学习分析模型及实现[J].中国电化教育,2015(1):85-92.
- [5] BRUSILOVSKY P. Investigating automated student modeling in a Java MOOC [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining. London:University of London Press,2014:261-264.
- [6] ALEXANDER N. A methodology for adaptive competence assessment and learning path creation ISAC [C]//Proceedings of the

- International Conference on Interactive Computer-aided Learning (ICL 2010). Diepenbeek: University of Hasselt Press, 2010:15-17.
- [7] GIOVANNI A. Optimizing learning path selection through memetic algorithms [J].Computational intelligence magazine, 2010,5(5): 66-77.
- [8] BELA B. Using learning maps for visualization of adaptive learning path components [J]. International journal of computer information systems and industrial management applications, 2012(4):228-235.
- [9] DUAND G. Graph theory based model for learning path recommendation[J].Information sciences, 2013(4):10-21.
- [10] IDRIS N. Adaptive course sequencing for personalization of learning path using neural network [J]. International journal of advances in soft computing and its applications, 2009,1(1): 49-61.
- [11] EUGENIJUS K. Recommending suitable learning paths according to learners' preferences: experimental research results [J]. Computers in human behavior,2015(51): 945-951.
- [12] 朱建东,刘名卓,蒋丽丽.基于神经模糊方法的数字化学习路径的优化选择[J].情报杂志,2010(8):114-118.
- [13] 李浩君,徐佳程,房邵敏,谢苏超.个性化移动学习路径优化策略应用研究[J].电化教育研究,2016(1):39-44.
- [14] 杨娟,张养力,黄智兴,刘洪涛,黄兴禄.Smap:可自适应 Felder-Silverman 学习风格模型的动态学习路径推荐工具[J].中国远程教育,2013(5):77-86.
- [15] 牟智佳.学习者数据肖像支撑下的个性化学习路径破解——学习计算的价值赋予[J].远程教育杂志,2016(6):12-19.
- [16] 姜强,赵蔚,王朋娇.基于网络学习行为模式挖掘的用户学习风格模型建构研究[J].电化教育研究,2012(11):55-61.
- [17] 姜强,赵蔚,刘红霞,李松.能力导向的个性化学习路径生成及评测[J].现代远程教育研究,2015(6):104-111.
- [18] CHIH M C. Intelligent web-based learning system with personalized learning path guidance[J]. Computers & education, 2008 (51): 787-814.
- [19] CHUN F L. Data mining for providing a personalized learning path in creativity: An application of decision trees [J]. Computers & education,2013, 68 (5): 199-210.
- [20] 姜强,赵蔚.面向“服务”视角的自适应学习系统设计与实现[J].中国电化教育,2011(2):119-124.
- [21] AGRAWAL R, SRIKANT R. Mining sequential pattern [C]//Proceedings of the Eleventh International Conference on Data Engineering. Washington D.C.:IEEE Computer Society Press, 1995:3-14.
- [22] 姜强,赵蔚.基于 Felder-Silverman 量表用户学习风格模型的修正研究[J].现代远距离教育,2010(1):62-66.
- [23] 姜强,赵蔚,李勇帆,李松.基于大数据的学习分析仪表盘研究[J].中国电化教育,2017(1):112-120.

## Research on the Mining of Precise Personalized Learning Path in Age of Big Data: Analysis of Group Learning Behaviors Based on AprioriAll

JIANG Qiang<sup>1</sup>, ZHAO Wei<sup>1</sup>, LI Song<sup>2</sup>, WANG Pengjiao<sup>3</sup>

(1.School of Information Science and Technology, Northeast Normal University, Changchun Jilin 130117;

2.Education Department, National Open University, Beijing 100039;

3.School of Computer Science and Technology, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning 116081)

**[Abstract]** Under the digital environment, learning means collecting, converging, storing, sharing and creating information, involves both individual learning behavior and group behaviors, and as a result, affects individual knowledge building. In age of big data, based on AprioriAll algorithm, this study explores the learning behavior trajectory of the same group with the same or similar learning preference and knowledge level, and generates precise personalized learning path according to learners' characteristics and learning media type, the level of understanding, the matching calculation of difficulty level, which can provide new ideas for differentiating teaching. Finally, the experimental study is adopted and the learning efficiency and satisfaction are investigated through the scatter diagram and directed acyclic graph. The results indicate that the accurate personalized learning path can meet learners' learning needs, provide



them effective guidance, stimulate their interest in learning, enhance their learning motivations and promote their personalized development.

[Keywords] Personalized Learning; Precise Learning Path; AprioriAll Algorithm; Big Data; Group Learning Behaviors

---

(上接第 44 页)

## Research on Personalized Design of Learning Analytics Dashboard

ZHANG Qi<sup>1</sup>, WU Fati<sup>2</sup>

(1.School of Smart Education, Jiangsu Normal University, Xuzhou Jiangsu 221116;

2.School of Educational Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875)

[Abstract] Learning Analytics Dashboard (LAD), the core of data-driven instruction, is suitable for learners with different characteristics, and needs to solve the conflict between universality and individuality presented by data. This study focuses on the individualized design of LAD and aims to present personalized indicators for learners with different personalities through providing the core indicators. This study uses "pattern recognition technology" to judge learners' personalities, establishes a static region and an adaptive region on based on the replication of the adaptive, and designs adaptive contents including "data indicators" and "front tools". The perceptual comparison of the design prototype verifies its rationality. The quasi-experimental study of learning behavior level and exam results show that LAD magnifies learners' perceptions through appropriate presentation, and enhances their specific behaviors. By pushing the data matching learners' personalities, their motivations are strengthened, which is good for the achievement of learning goals.

[Keywords] Learning Analytics Dashboard; Learning Analytics Tool; Adaptive User Interface; Personality; Design Research