

大数据时代基于学习分析的在线学习 拖延诊断与干预研究

杨雪¹, 姜强¹, 赵蔚¹, 李勇帆², 李松³

(1.东北师范大学 信息科学与技术学院, 吉林 长春 130117;
2.湖南第一师范学院 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410205;
3.国家开放大学 教育教学部, 北京 100039)

[摘要] “大数据+”教育背景下,运用学习分析技术对行为日志数据进行解释与分析,可以帮助教师更准确地诊断学生的拖延行为,给予及时有效的教学决策。基于学习分析对大学生在线学习拖延情况进行描述,运用头脑风暴法、德尔菲法诊断拖延原因。根据聚类分析的拖延结果(积极、中等、消极)对学生进行个性化干预,并采用秩和检验方法和访谈法对干预措施的有效性进行客观验证和主观评价。结果表明,发送电子邮件、学业任务资源推送、电子徽章、弹出窗口及可视化学习过程等干预策略可以有效提高时间管理能力、自我效能与正确认知,维持学习动机,提高自我调节能力,增强同伴影响力,进而有效解决学生拖延问题,突出表现在减少了拖延次数与时间,改善了学习效果。

[关键词] 大数据; 学习分析; 在线学习; 学业拖延; 诊断干预

[中图分类号] G434 [文献标志码] A

[作者简介] 杨雪(1991—),女,辽宁阜新新人。硕士研究生,主要从事大数据学习分析研究。E-mail:yangx084@nenu.edu.cn。

一、引言

大数据给“互联网+教育”发展带来智能革命,实现从现实世界走向本真世界,托勒和伽利略的方法论中强调了利用数据细化模型,在于描述自然而不是解释自然,多维度分析问题以及将数据转换为知识的价值性俨然变成重点,利用学习分析技术挖掘数据潜藏的巨大价值将成为教育新常态。在线学习作为教育积极适应和推进教育信息化发展过程中的一种现代教育形态,实现了对学习者学习行为数据完整系统的跟踪记录,通过学习分析技术对班级整体或学生个体进行诊断,开展课程评估,使因材施教成为可能,个性化学习成为现实,已经逐渐走进大众生活,并成为一种学习的主流趋势。

然而,在线教育发展的同时也面临着挑战,例如,如何使学生保持在线学习的积极性与动力,减少学习过程中的拖延已成为教育领域的重要课题。拖延现象在高校大学生群体中一直普遍存在,有学者曾报道约70%的大学生认为自己是拖延者^[1],并且,学业拖延行为更是妨碍学习的主要因素,对学生的学业成绩甚至是身心健康均产生消极影响。

国内外学者对学业拖延的现状、影响因素以及干预等方面进行了大量的探索。其中,国外学者对学业拖延影响因素的研究比较早,涉及情绪、自我效能、懒惰、学习动机及任务性质等多种因素,且已通过大量的实证研究取得了丰硕的成果。如塞内卡尔(Senecal)等人认为激发学习动机可以有效改善学生学业拖延行为^[2];斯特尔(Stell)等人认为任务厌恶、自我效能感以

基金项目:教育部人文社会科学研究青年基金项目“大数据时代在线学习者情感挖掘与干预研究”(项目编号:16YJC880046);基础教育信息化技术湖南省重点实验室(项目编号:2015TP1017)

及学习动机等因素可以准确预测拖延行为^[3]。此外,一些研究者提出了克服拖延的干预策略。比如,范埃尔德(Van Eerde)主张自我调节能力的培养,他认为应将任务变成可执行、可计划的任务^[4]。国内学者对学业拖延的研究数量较少,更多是对国外研究的总结与借鉴,其中,学业拖延影响因素包括时间管理、自我效能、任务性质、人格特点、学习动机及情绪等。如韩贵宁探讨了不同类型学生学业拖延的影响因素,时间管理、自我效能、任务性质与学生人格特点等都会对拖延产生影响^[5];郑文清等人研究了大学生学业拖延的类型及其与时间管理、学业自我效能感之间的关系^[6]。

此外,大多数传统课堂学业拖延研究均使用自我报告问卷来衡量学生在学业任务或日常任务中的行为倾向,不但会对学生学习造成一定干扰,而且在学习中捕获真实的拖延行为表现是有限的,因其环境的限制难以收集全面的学生数据,致使教师在诊断中因缺乏可靠依据而依赖主观判断。在线学习环境通过对学生行为数据进行多元化与全程化的收集及对学生数据的深度挖掘与分析,为拖延诊断及干预实施提供了新路径。鉴于此,本研究基于学习管理系统(LMS, Learning Management System)中的学习行为数据,利用学习分析技术诊断学生在线学习过程中的拖延行为,并给予适当干预,利于优化教学,提高学习质量。

二、基于学习分析的大学生 在线学习拖延现象分析

(一)学习分析:可行的技术方法

学习分析被认为是“自从学习管理系统问世以来,教育技术大规模发展的第三次浪潮”^[7]。目前,关于学习分析的概念学术界尚未形成统一的界定,但其所体现的内涵却存在着共性,即学习分析的目的就是通过分析数据预测学生的学习结果,并给予干预以更好地改善学习成效。如西蒙斯(George Siemens)认为学习分析是利用学习者产生的数据和分析模型来发现信息与社会联系,进而对学生学习给予诊断和建议^[8];顾小清等认为学习分析技术是通过测量、收集、分析与报告学生学习行为及学习环境的数据来理解优化学习,并为教师教学决策、优化教学提供支持,为学生学习危机诊断与自我评估等提供依据^[9]。此外,已有实例应用学习分析技术诊断学生学业问题并适时给予干预。例如,Desire2Learn学生成功系统通过模型管理、行为预测及数据可视化等功能,使教师能够随时查看学生近期的学习状况,以此来诊断有学业风险的学生,进而予以跟踪干预^[10]。纽约公立学校开发的

School of One 教学平台,运用学习分析技术对学生的学习方式及学习进度进行分析,使教师为学生量身定做学习列表,并选取最有效的学习方式,提供更多指导与反馈^[11]。

(二)数据分析变量

本文选取 Moodle 平台,以 2015 级教育技术专业 38 名学生作为研究对象,进行“网页设计与开发”课程学习。课程共持续 15 周,除期末考试一周,前 7 周为教学观察周,后 7 周为教学干预周。其中,教学观察周通过 Moodle 平台记录的学生行为数据诊断学生的拖延行为,教学干预周进行个性化干预。课程要求学生 Moodle 平台中完成提交作业、同伴评价与自我评价等任务。通过对 Moodle 平台日志数据进行过滤与筛选,最终选定 6 个主要与学业任务相关的课程变量作为初始数据集,包括完成作业时间、互评时间、自评时间、完成作业次数、互评次数及自评次数等学生日志数据。

(三)在线学习拖延现象分析

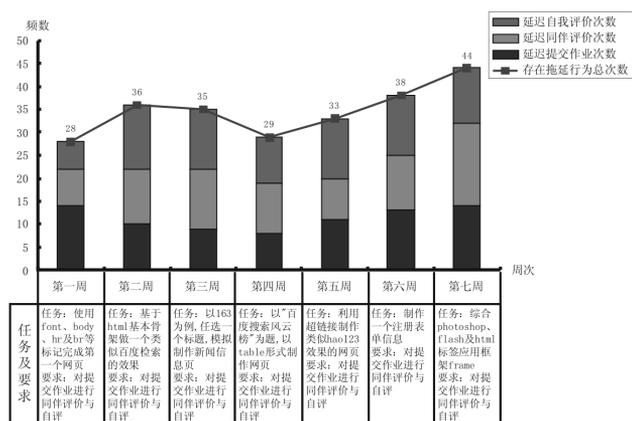


图 1 教学观察周学生完成学业任务延迟次数情况

利用 Excel 表格将教学观察周学生完成学业任务的初始数据集进行整合,分析不同时间内完成任务的学生人数(见表 1)。规定学生完成任务时间为 7 天,小于 7 天视为提前完成,等于 7 天视为正常完成,超过 7 天视为拖延完成。统计结果显示:教学观察周内,学生在完成提交作业、同伴评价和自我评价等任务时都有超过 7 天预定时间的情况,即存在任务完成延迟现象。根据超过规定时间完成任务的人数情况,整理得到学生完成任务延迟次数情况,如图 1 所示。延迟次数可以较为真实地反映学生拖延行为,可以清晰地看到学生在提交作业、同伴评价及自我评价等模块都存在一定程度的拖延,前七周存在拖延行为的总次数分别为 28、36、35、29、33、38、44。随着教学周次的增加,学生完成任务延迟总次数也有所上升,可能原因在于学生完

表 1

教学观察周内完成任务人数情况统计

周次	小于 7 天			等于 7 天			大于 7 天		
	提交作业	同伴评价	自我评价	提交作业	同伴评价	自我评价	提交作业	同伴评价	自我评价
第一周	10	12	12	14	18	20	14	8	6
第二周	8	10	10	20	16	14	10	12	14
第三周	8	9	10	21	16	15	9	13	13
第四周	9	8	7	21	19	21	8	11	10
第五周	8	6	9	19	23	16	11	9	13
第六周	7	8	8	18	18	17	13	12	13
第七周	7	6	7	17	14	19	14	18	12

成任务积极性随着教学时间的增加有所下降,难以维持学习动机,临时抱佛脚的状态致使拖延情况发生。

此外,通过学生完成任务平均时间与班级整体水平相比较,可以清晰地反映出个别学生存在严重拖延现象,结果如图 2 所示。X 轴代表学生,Y 轴代表时间,其中横线代表班级整体完成任务的平均时间,圆点代表学生完成任务的平均时间。圆点在横线上方代表学生完成任务平均时间超出班级平均水平,即为拖延。圆点与横线重合(横线下)代表学生完成任务平均时间等于班级平均水平(小于班级平均水平),即为未拖延。由图 2 可知,班级共有 17 名学生完成任务平均时间超出班级平均水平,即存在一定程度的拖延;共 3 名学生完成任务平均时间等于班级平均水平;18 名学生完成任务平均时间小于班级平均水平。其中,第 26 名学生超出横线距离最长,说明该名学生的拖延情况最糟糕。

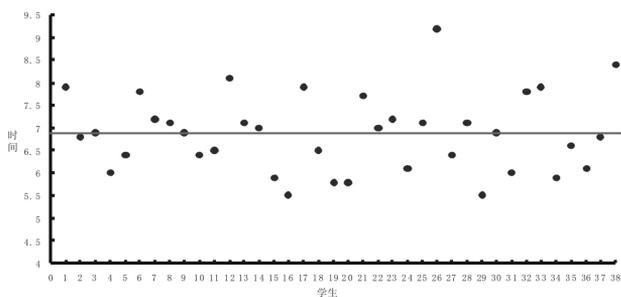


图 2 教学观察周学生完成三项学业任务平均时间情况

三、大学生在线学习拖延原因诊断

为了准确了解大学生在线学习拖延原因,本研究在国内外专家学者相关研究成果的基础上,通过头脑风暴法、德尔菲法等方式对心理学及教育技术学专家进行咨询,得到专家反馈后,最终确定了在线学习拖延与学生自身、教师与环境等多维度相关的结论。

(一)拖延与学生影响因素

学生影响因素包括时间管理、自我效能、学习动

机、自我调节、情感因素、心理与身体状况及认知。时间管理能力较差,如学习前浏览无关资料浪费时间过多,学习时间零散不完整等都使其不能按期完成任务;自我效能即学生对能否完成任务进行主观能力判断,学生在线学习过程中因遇到问题未得到及时交流反馈而认为自己不具备完成任务的能力而拖延;学生若难以维持学习动机,则学习行为往往具有间断性,多数学生很少采用在线学习方式,导致缺少学习成功的体验,难以维持学习动机而拖延;缺少自我调节能力的学生经常因为外界活动推迟任务的开始时间,或在学习过程中因其他活动中断该任务,这种自我调节的失败会导致学生拖延;情感因素包括焦虑、任务厌恶、沮丧、不知所措、抑郁等消极情绪,消极情绪导致学生采取回避措施应对任务,无法在恰当的时间开始学习而拖延;心理与身体状况是导致学业拖延无法避免的客观原因,如学生在生病状态下无法及时登录平台进行学习而拖延;学生不合理认知即对自己完成任务的能力不自信,延误完成任务的开始时间,这是一种错误的自我定位和评估,最终致使学生拖延。

(二)拖延与教师影响因素

教师影响因素包括任务布置与监督管理。学生任务厌恶等消极情绪来源于教师布置的任务。教师若没有充分考虑到每个学生的具体学业水平,布置任务过于困难、简单或任务量过大时,会导致学生拖延;在线学习环境和传统学习环境相比没有更多的束缚,学生自己掌握学习步调,教师不能及时有效地监督,致使学生在过于自主的环境下增加了拖延的可能性。

(三)拖延与环境影响因素

环境影响因素包括平台故障与同伴影响。在线学习不可避免会受到平台故障的影响,如实验中多次遇到 Moodle 平台故障的情况,学生不能及时登录平台学习与完成任务,致使拖延行为的发生;多数学生在学习时会受同伴的影响,如在线学习要求学生进行同伴评价,当同伴积极参与评价时,受到同伴积极影响,

相反则会受到同伴消极影响而诱发拖延行为。

四、基于学习分析的大学生 在线学习拖延干预模式

根据大学生在线学习拖延影响因素,结合在线学习环境特征,设计了基于学习分析的大学生在线学习拖延干预模式,提出具有针对性的拖延干预策略,如图3所示^[12]。

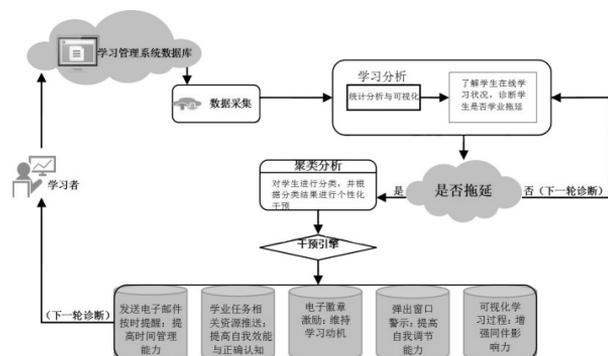


图3 基于学习分析的大学生在线学习拖延干预模式

教师从LMS中获取学生在线学习过程中记录并筛选的学习行为数据,通过学习分析技术诊断识别学生学业拖延的关键特征,并运用可视化技术将分析结果以数字、图表等可视化形式呈现。进而了解学生的学习状态,诊断学生的拖延行为。若诊断结果不存在拖延,则直接进行下一轮诊断;若诊断结果存在拖延,则通过聚类分析将具有相似特征的学生进行分类,并对不同特征学生实施个性化干预。

在线学习拖延干预模式是一个具有系统性、反复性的过程,第一轮进行拖延诊断并实施干预后,还会进行第二轮的拖延诊断与干预,依次循环往复,不仅可以判断干预策略实施效果,还可以发现学习者新的学习状态,若出现拖延及时给予新一轮的干预。值得说明的是,在线学习因其学习环境的自主性,教师更应加强对学生的监督管理,关注学生心理与身体状况,经常进行平台维护,减少其对学生的影响。除了学生在线学习过程中产生的学习行为数据,学生基本信息、学习者风格、学习态度、学生先前经验及学生兴趣等信息也不容忽视,这些信息可以使教师更准确地了解学生,设计的干预措施更少依赖经验与直觉,从而提高拖延干预策略的准确性。

此外,在干预引擎中针对产生拖延的主要原因设计了以下五项具有针对性的个性化干预策略。

1. 发送电子邮件按时提醒:提高时间管理能力

学生不能对时间进行有效管理会很容易将任务

推迟。通过发送电子邮件提醒学生按时完成任务,告知学生当前的学习状况及时间利用情况,包括对近期学习的总结、完成任务的进度,距离任务提交的剩余时间、学习安排的合理程度及对于资源的学习利用程度等一系列信息,同时针对不同类型的学生提供适宜的学习建议与指导,提高学生时间管理能力,减少拖延的发生。

2. 学业任务相关资源推送:提高自我效能与正确认知

学生自我效能感低,缺少自信及对任务的错误认知,会使学生陷入拖延,甚至逃避。对学业任务相关资源的推送可以提升学生对任务及相关知识点的理解,减少不合理认知,并根据拖延程度及学习表现推荐不同类型的学习资源、学习方法及学习工具等,如向表现较差的高频率拖延者推荐补习类学习资源,向表现一般者推荐强化类学习资源,向表现较好者推荐拓展类学习资源等。使学生具备完成任务的能力,树立信心,增强学生自我效能感,降低学生对任务的消极情绪。

3. 电子徽章激励:维持学习动机

在线学习环境下,使学生积极有效地参与学习活动是减少拖延的有效方式。电子徽章作为一种可视化的认证方式,能够反映出学生在线学习的表现及获得的成就,以此证明学生完成了学业任务,掌握了学业技能。如Moodle平台中,Certificates Wall Profile插件实现了展示徽章的功能。针对学生完成各学业任务情况颁发相应数量与等级的徽章,通过对学生付出努力的认可,有效引导和激发学生的热情,提高并维持学习动机,使学生积极主动地参与到学习中。

4. 弹出窗口警示:提高自我调节能力

当学生存在学习偏航不能集中时,通过弹出窗口的形式向学生发出警示、通知、注意等信息,告知其当前进行的学习活动可能存在的问题,如面临学习偏航的风险、因其拖延可能无法完成任务的风险或学习专注程度不足等,并根据学生情况为其推荐适宜的学习路径与学习策略。通过给予及时的警示,以使学生可以调节学习步调与时间,积极完成任务,保证学习效率。

5. 可视化学习过程:增强同伴影响力

同伴对学生在线学习的影响不容忽视,在线学习环境下,大数据学习分析可以实现即时量化跟踪班级学生整体及学生个体的学习过程并可视化呈现,包括完整的学习目标、学习路径、网络关联等信息,如Moodle平台中GISMO、Forumgraph插件均在一定程度上实现了数据的可视化。学习过程的可视化,一方

表 2

三种类型学习者学业任务拖延次数情况归类表

	提交作业			同伴互评			自我评价		
	积极参与者	中等参与者	消极参与者	积极参与者	中等参与者	消极参与者	积极参与者	中等参与者	消极参与者
干预前	12	44	23	9	39	35	13	45	23
干预后	6	15	8	2	8	8	4	14	9
有效率	50%	66%	65%	78%	79%	77%	69%	69%	61%

面可以使学生通过了解同伴的学习过程信息,清楚班级领袖人物的学习状况,激励自己,让其在对比和认同中获得心理满足,增强榜样效益;另一方面可以了解自己的学习状况,激发内在学习动机,使学生更清楚地发现自我、发展自我及规划自我,提高学生自我效能与认知^[13]。

五、大学生在线学习拖延干预效果实证分析

根据教学观察周学生完成各学业任务情况,对学生进行分类分析,并在教学干预周进行个性化干预。为进一步分析干预效果,本研究提取干预前后学生完成不同学业任务相关数据,将合并的 Excel 数据导入 SPSS 19.0 数据分析软件进行数据分析,并以访谈形式深入了解学生对实施拖延干预的主观评价。

(一) 学生聚类分析

本研究运用 Q 型聚类分析方法,根据 6 个与学业任务相关的课程变量数据集,将具有相似行为的学生进行分类分析,38 名学生共分为三类:其中 16 名学生是课程的积极参与者,属于低频率拖延者,这个群组学生共同特征是具有较高的活动性,学习时间较长,完成了定期的学业任务,且完成任务平均时间较短,表现良好;6 名学生是课程的消极参与者,属于高频率拖延者,这个群组共同特征是具有较低的活动性,学习时间短,很少完成学业任务,且完成任务平均时间较长,存在学业风险,表现较差;16 名学生是课程的中等参与者,属于中等频率拖延者,这个群组共同特征是活动性一般,学习时间适中,完成部分学业任务,且完成任务平均时间适中,表现一般。

(二) 实验效果分析

1. 学生完成任务拖延次数情况

本研究对在线学习过程中的三种类型学习者(积极参与者、中等参与者与消极参与者)干预前后完成学业任务的拖延次数情况进行统计,分析干预对降低三种类型学习者拖延次数的有效率,见表 2。

由表 2 可知,干预的实施使三种类型学习者完成各项任务的拖延次数都明显降低。其中,完成提交作业任务中的中等参与者拖延次数降低效果最为明显,拖延次数由干预前的 44 降低到干预后的 15,有效率

为 66%,比较而言积极参与者拖延次数降低不明显,有效率为 50%;完成同伴评价任务中的中等参与者拖延次数降低效果最为明显,拖延次数由干预前 39 降低到干预后 8,有效率为 79%,积极参与者与消极参与者分别为 78%与 77%;而完成自我评价任务中的积极参与者与中等参与者拖延次数降低效果相同,拖延次数分别由干预前 13 降低到干预后 4、干预前 45 降低到干预后 14,有效率为 69%,其次是消极参与者,有效率为 61%。可见,基于大数据学习分析的拖延干预策略可以有效降低三种类型学习者的拖延次数,且对中等参与者的干预指导效果最为显著,分析原因在于积极参与者有较强的自主学习能力,相比同伴评价更关注对自己作品的评价,消极参与者拖延情况较为严重,拖延时间较长,即使干预使消极参与者拖延时间减少,但依然未在规定期限内完成任务。

同时,两相关样本非参数秩和检验分析结果 Z 值分别为 -4.345、-4.495 与 -4.278,渐近显著性均为 0.000,远小于 0.05。因此,干预措施引起学生完成各学业任务拖延数量的显著变化。

2. 学生完成任务时间情况

本研究对三种类型学习者干预前后完成任务的平均时间进行统计比较,结果发现,干预后三种类型学习者完成任务的平均时间明显小于干预前,说明干预措施对三种类型学习者起到显著效果,其中消极参与者完成任务时间提升最为显著。

同时,针对班级每个学生干预实施前后完成三项任务的平均时间情况进行比较分析,结果如图 4 所示。

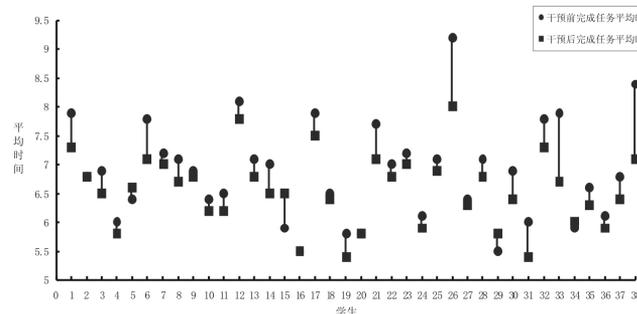


图 4 干预前后学生完成任务时间情况

X 轴代表学生,Y 轴代表时间,其中上点圆点代表学生干预前完成任务平均时间,下点方形代表学生

干预后完成任务平均时间,两点距离差代表干预前后完成任务平均时间的差值。圆点在上、方形在下,表明干预后完成任务的平均时间小于干预前,反之则干预后完成任务平均时间大于干预前。由图4可知,学号26、33、38三名学生的两点之间的连线最长,说明这三名学生干预效果最为明显,干预前后时间差值最大,且干预后完成任务平均时间远小于干预前;学号2、16、20三名学生对应的完成任务平均时间仅显示方形,表明干预前后完成任务平均时间相等。此外,除学号5、15、29、34四名学生外,其余学生干预后完成任务平均时间均小于干预前,证明干预效果显著,学生完成任务时间均有不同程度的提升。

另外,为更深入地了解干预策略的实施效果及学生的主观评价,本研究随机访谈了班级20位学生。从访谈结果看,大部分学生认为干预策略形式新颖多样、教师反馈及时、师生互动便捷、评价多元有效,与传统课堂相比,不仅方便快捷,而且省时省力。如学生D认为,“电子邮件提醒可以使其更合理地规划自己学习的时间”;学生E认为,“在其学习溜号时,弹出窗口警示可以让他快速回到学习轨道”;学生C认为,“学习过程可视化可以清楚了解班级学生的学习过程,认识到自己的不足,起到了很好的激励作用”。但有些学生也提到干预让自己产生依赖感,习惯等到干预提醒时再完成任务。因此,后续研究中干预策略的

设计需要着重考虑如何使干预措施更及时有效,并使学生不再依赖于干预的提醒,保持不拖延的状态。

六、结 论

“数据驱动学习,分析变革教育”的大数据时代,利用学习分析技术对学生在线学习行为数据进行解读,诊断学生存在的拖延情况并通过可视化技术以更直观的形式呈现,可以使教师更快速有效地提供干预指导,调节教学策略,优化教育决策,改善教学评估^[14]。本研究基于大数据学习分析技术,通过教学观察周 Moodle 平台记录的学生日志数据进行拖延行为的诊断,并运用头脑风暴法、德尔菲法等方式明确在线学习拖延的影响因素。在此基础上构建在线学习拖延干预模式,提出包括发送电子邮件按时提醒、学业任务相关资源推送、电子徽章激励、弹出窗口警示、可视化学习过程等五个针对性的拖延干预策略。在教学干预周利用聚类分析方法将学生分为积极参与者、中等参与者与消极参与者,并进行个性化干预,利用两相关样本非参数秩和检验等数据分析方式验证干预措施的有效性,结果显示教学干预周学生完成任务的拖延次数明显少于教学观察周,且拖延次数干预效果最明显的是中等参与者;学生完成任务平均时间也均有提升,其中消极参与者提升效果最为显著。此外,通过访谈进一步验证了干预策略的有效性。

[参考文献]

- [1] YOU J W. Examining the effect of academic procrastination on achievement using LMS data in e-Learning [J]. Educational technology & society, 2015, 18(3):64-74.
- [2] SENEAL C, LAVOIE K, KOESTNER R. Trait and situational factors in procrastination: an interactional model [J]. Journal of social behavior & personality, 1997, 12(4):889-903.
- [3] STEEL P. The nature of procrastination: a meta-analytic and theoretical review of quintessential self-regulatory failure[J]. Psychological bulletin, 2007, 133(1):65-94.
- [4] EERDE W V. Procrastination: self-regulation in initiating aversive goals[J]. Applied Psychology, 2000, 49(3):372-389.
- [5] 韩贵宁. 大学生学习拖延的现状与成因研究[D]. 上海:华东师范大学, 2008.
- [6] 郑文清. 大学生学业拖延的类型及其与时间管理倾向、学业自我效能感的关系[D]. 长春:东北师范大学, 2014.
- [7] BROWN, M. Learning analytics: moving from concept to practice [DB/OL]. [2012-12-21]. <http://www.educause.edu/library/resources/learning-analytics-moving-concept-practice>.
- [8] SIEMENS, GEORGE. "What are learning analytics.?" [EB/OL]. [2010-08-25]. <http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/>.
- [9] 顾小清, 张进良, 蔡慧英. 学习分析:正在浮现中的数据技术[J]. 远程教育杂志, 2012(1):18-25.
- [10] ESSA A, AYAD H. Improving student success using predictive models and data visualisations [J]. Research in learning technology, 2012(20):58-70.
- [11] MAZZA R, DIMITROVA V. CourseVis: a graphical student monitoring tool for supporting instructors in web-based distance courses [J]. International journal of human-computer studies, 2007, 65(2):125-139.

- [12] 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.
- [13] 姜强,赵蔚,等.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.
- [14] 杨雪,姜强,赵蔚.大数据学习分析支持个性化学习研究——技术回归教育本质[J].现代远程教育,2016(4):71-78.

Research on Online Learning Procrastination Diagnosis and Intervention Based on Learning Analytics in the Era of Big Data

YANG Xue¹, JIANG Qiang¹, ZHAO Wei¹, LI Yongfan², LI Song³

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

2.College of Informational Science and Engineer, Hunan No.1 Normal College, Changsha Hunan 410205;

3.Education Department, National Open University, Beijing 100039)

[Abstract] In the context of "big data +" education, learning analytics technology can be used to explain and analyze students' behavioral data and help teachers diagnose students' procrastination behaviors more accurately and then make timely and effective teaching decisions. This paper describes the procrastination of college students' online learning and diagnoses its reasons through brainstorming and Delphi method. Individualized intervention is implemented for students according to the procrastination results (positive, medium, negative) based on cluster analysis. Moreover, the effectiveness of intervention measures is evaluated objectively and subjectively through rank sum test and interview method. The results show that intervention strategies such as sending e-mails, pushing learning resources, electronic badges, pop-up windows and visual learning process can effectively help students to improve their time management ability, self-efficacy and correct cognition, to maintain their learning motivation, improve their self-regulation ability, and to enhance peer influence. Finally, the problem of procrastination is effectively solved, and the number and time of procrastination are reduced. As a result, students' learning effect is improved.

[Keywords] Big Data; Learning Analytics; Online Learning; Academic Procrastination; Diagnostic Intervention Intervention