

碎片化学习真的会影响学习效果吗? *

——基于在线学习的分散学习效应研究

□李葆萍 张贤茹 陈秋雨 张丽峰 周颖

摘要: 在线学习活动随时随地开展的特性,引发了人们对碎片化学习的讨论。脑神经科学、心理学的研究发现,分散学习能够加强学习者的记忆和理解,有助于学生在每次学习中消除错误,保留更多的知识并促进知识的迁移。碎片化的在线学习与分散学习方式非常类似。在线学习中是否存在分散学习效应?不同时间间隔对在线学习效果的影响如何?基于某大学74名大学生的分组实验显示:采用短时间间隔方式在线学习的实验组学生成绩显著高于采用长时间间隔方式在线学习的控制组,短学习时间间隔下学生更容易产生对知识的深度认知加工行为,且学习时间间隔以首次练习正确率为中介因素对最终学习成绩产生影响。该结果说明在线学习中存在分散学习效应;只要保证学习者在一段较长的时间段内能够相对完整地学习所有知识内容,碎片化学习有可能对在线学习效果产生积极的影响。因此,应将学习时间间隔纳入到在线学习设计之中,探索不同类型知识的最优学习时间间隔并进行学习推荐,以更好地适应越来越普遍的碎片化学习。

关键词: 碎片化学习;在线学习;学习时间间隔;分散学习效应;实验研究

中图分类号:G434 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-5195(2020)06-0104-08 doi:10.3969/j.issn.1009-5195.2020.06.013

***基金项目:** 北京市教育科学“十三五”规划2020年优先关注课题“基于信息网络技术的未来学校研究”(CHEA2020024)。

作者简介: 李葆萍,博士,副教授,硕士生导师,北京师范大学教育学部,北京师范大学未来教育高精尖创新中心(北京 100875);张贤茹、陈秋雨、张丽峰,硕士研究生,北京师范大学教育学部(北京 100875);周颖(通讯作者),博士,副教授,硕士生导师,北京师范大学教育学部(北京 100875)。

一、问题的提出

随着移动网络和智能终端的普及,在线学习逐渐摆脱了通过有线网络和固定终端接入的限制,真正实现了随时随地学习的状态。然而在学习愈发便捷的同时也产生了学习活动发生时具有一定随机性和不确定性,学习时长波动较大等特征。张克永等(2015)将这种通过任意媒体一点一滴地对网络信息进行片段式学习的方式称为网络碎片化学习。王承博等(2015)将碎片化学习与正式学习相对比,认为其是学习者利用碎片化阅读或碎片化时间,从互联网上挖掘有意义的知识碎片,并对知识碎片进行存储、汲取、加工等的过程。这些定义都强调了碎片化学习工具的网络化,学习时间、学习内容的零散性,因而也引发了一些教育者对碎片化学习、尤其是碎片化线上学习质量和效果的担心(王竹立,2016a)。如有学者认为,碎片化学习可能导致学习内容的组织顺序和完整性受到一定的破坏,容易造

成学习资源逻辑体系松散、学习内容难度降低等问题,而长期接收这种短、平、快的碎片化知识,容易引发学习者产生自己学习到大量知识和技能的错觉(黄建锋,2018;董彦良,2020)。胡姣等(2019)认为,碎片化学习中零碎、非线性式的学习信息组织方式,容易导致学习者思维跳跃化,分散学习者的注意力。李亭松等(2020)针对大学生开展的有关碎片化学习的调研也显示,尽管大学生们对碎片化学习方式表示比较喜欢,但依然有43%的同学认为碎片化学习会影响到他们对课堂知识的整体理解,进而影响他们的学习效果。

然而,也有研究者认为,网络时代知识的载体已从线性的纸张、书本变成超文本、视频、音频、图像等,知识的传播方式是网络化、超链接式的,知识内容也在学习者之间不断的流动进化(王竹立,2016b;田浩等,2020)。这些都将颠覆传统知识生成的精英模式和传播的课堂模式,使得碎片化学习无法回避(陈丽等,2019)。而且,解决不同类型

和层次的问题所需要的知识颗粒度各不相同,在“互联网+”时代这种由超链接组成的“目标寻径”世界中,问题和目标之间往往不存在确定的逻辑关系和路径,此时由逻辑关系串联起来的学科系统知识往往存在实践指导力不足、解决机制不全等问题,而知识颗粒度更小、组合更加灵活的碎片化知识则能够因不受整体逻辑约束而表现出更好的适应性(陈丽等,2019)。脑神经科学、心理学的相关研究也发现,学习中存在分散学习效应,分散学习能够产生长期的记忆优势。

那么,碎片化学习方式对学习的影响究竟如何?在线学习中应该如何进行学习干预,以有效调节在线学习灵活性与学习结果有效性之间的矛盾呢?这些都是当前非常重要的研究议题。

二、碎片化学习与在线学习效果干预研究

对碎片化学习最大的担忧主要源于碎片化学习方式可能造成学习者深层次学习不足的设想,而深层次的学习又往往和高级认知目标达成以及高质量的学习效果密切相关。穆肃等(2019)认为,能够提高学习过程参与度的学习行为是在线学习过程中促进深层次学习发生的重要途径。当前大量研究试图通过探究学生的在线学习行为表现和在线学习效果之间的相关关系,针对性地设计在线学习策略以达到提升在线学习质量的目的。贾积等有(2014)发现,学习者的学习成绩与在线时间、观看视频次数、观看网页次数、浏览和下载讲义次数、论坛参与程度(发帖、回帖)等在线学习行为呈显著正相关。郭芳侠等(2018)指出,学习者的学习效果与在线学习时间、论坛参与程度、查阅资料、视频次数等学习行为呈显著相关。曾嘉灵等(2018)将慕课学习者在线学习行为归纳为任务学习行为、交互学习行为和学习参与三个不同维度,构建了包含视频观看完成度、作业提交次数、每周学习时长等12个学习行为的指标,发现学习成绩与论坛发帖数量、作业提交次数、视频观看主动性等存在相关性。麦克法迪恩等人(Macfadyen et al., 2010)的研究也证实查阅学习资源的次数与时长、论坛发帖次数等对学习效果有显著影响。

基于这类研究发现,很多学者提出了相应的在线学习干预措施。如赵慧琼等(2017)设计构建了在线学习干预模型,分别从学生参与讨论交流情况、学习任务完成情况等7个方面提出干预对策。

舒莹等(2019)通过跟踪分析在线学习中学习者登录平台总时长、论坛活跃程度等,确定了在线学习危机预警因素,采用电子邮件以及学习诊断报告等干预策略对学生进行干预。

这些干预措施主要通过监测学生学习时长、学生与平台或者学习同伴之间的交互质量、学生对学习任务的情感投入度和认知参与度等来实施学习干预。然而有效的学习不仅要考虑学习内容和学习活动设计,还应考虑学习时间的安排(Dunlosky et al., 2015)。所谓时间安排不仅包括学习的时长,还包括学习的时机、学习时间的分配等。通过对现有文献的梳理,可以看到当前有关在线学习时间安排策略的研究较少,而时间碎片化是碎片化学习的主要特征之一,也是造成碎片化学习行为的主要原因。因此,考察时间安排对碎片化学习的影响,是探究碎片化学习规律与效果的重要途径。

脑神经科学研究发现,将材料分割后以“学习—间隔—再学习—间隔—再学习—测试”的学习方式比将学习材料集中在一次或者较少的次数中学习,记忆效果要好,这就是分散学习效应。数百项的单词学习、阅读、记忆等任务的心理学实验验证了分散学习效应,发现分散学习能够加强学习者的对知识的记忆和理解,有助于学生在每次学习中消除错误,保留更多的知识并促进知识的迁移(Bjork et al., 2011)。近年来借助于功能性核磁共振等技术进行的研究进一步为分散学习效应提供了神经学基础(Xue et al., 2013)。

除实验室条件外,在自然的教学实验中分散学习效应也得到了验证。如巴德(Budé)等让学生以分散学习的方式学习统计学知识,结果显示学生对知识的理解更加深入(Budé et al., 2011)。有研究将10个数学问题采用每周练习5个问题、练习两周(即分散学习)的方式,和一周内练习10个问题的方式(即集中学习)进行分组比较,学习结束四周后测试结果显示,采用分散学习策略的学生比采用集中学习策略的学生学习效果要好(Rohrer et al., 2006)。

分散学习效应认为,学习时间间隔对学习者的信息加工模式产生了影响,使得学习过程中知识提取的活动大大加强。学习时间间隔会导致学习内容的部分遗忘,从而迫使学习者不得不提取之前学习的内容并对后续学习材料进行更多的认知加工,而

认知加工越多,学习者对信息的记忆表征就越牢固(Zulkiply et al., 2012)。比如,与阅读材料相比,学习测试活动更能够驱动学习者主动地根据测试中的信息线索进行知识的检索和提取,从而强化了知识的学习,而且这种学习效果保留得更加持久(Roediger et al., 2006; 张锦坤等, 2013)。分散学习产生的长期记忆保持优势,主要在于分散学习的学习时间间隔使学习者对学习内容产生遗忘,遗忘导致了学习者需要更多的努力来学习或重现学习材料,因此不得不对先前所获取的信息进行重新检索和提取,从而增强了记忆并保持了长期记忆(Rischke et al., 2011)。相关研究也认为,在分散学习条件下,由于时间间隔导致的遗忘使得学习者在回忆和提取信息时更加复杂,所以使得他们在分散学习中付出了更多的认知资源,从而建立了更加牢固的记忆(Vlach et al., 2019)。

分散学习效应启发我们可以将一个完整的学习主题分配在不同的时间段内完成,而不必在相对集中的时间内一次学完。碎片化的在线学习与分散学习方式非常类似,如果分散学习效应在线上学习中依然能够发挥作用,就不用过于担心碎片化的学习所带来的不利影响了。那么,学习时间间隔是否会对在线学习效果产生影响?如果会,什么样的学习时间间隔会产生学习分散效应?我们又应该如何设计与组织在线学习内容和活动呢?基于上述研究问题,本研究拟通过分析学生线上学习表现,探索其中是否存在分散学习效应,并试图解释时间间隔对学习效果的影响机制。

三、研究设计

1. 研究样本

研究选取北京某大学参与C语言课程的大一学生,共74名,其中男生27名,女生47名,学生平均年龄19.05岁($SD=0.55$);学生的学科背景涉及心理学(58名)、物理学(5名)、化学(5名)、环境科学(6名)等非计算机专业。

2. 研究工具

研究选取了可支持学生程序设计练习的移动端应用DQuiz。该工具主要提供了与C语言教材同步的小容量(Bit-Sized)学习内容供学生学习,功能设计与研究目标比较相符(Zhang et al., 2019)。学生可以通过如图1所示界面选择有题目的日期进入系统开始学习并及时获取反馈和学习指导。为了防止

学生随意作答,系统设定学生必须在完成练习并发表有意义的评论后才能查看答案解析。学生可以对完成的练习进行提问或解答,也可以对已经完成的练习进行收藏以便随时复习。同时系统的日志文件可记录学生的所有操作行为。

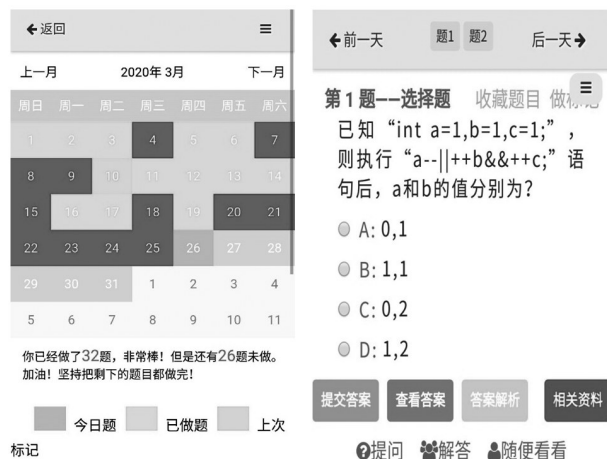


图1 学生答题界面

3. 研究过程

为了保证同一个班级教学条件的公平,所有学生均在手机上安装了DQuiz系统。DQuiz每天都会给学生推送2~3道练习题,每周练习的内容与教师上课内容同步。经过一学期学习,DQuiz共发布227道练习题。本研究将学生随机分为两组,两组学生的学习内容均一样,即截至学期结束,所有学生都要对系统中的每道题至少练习一次,差异就在于每次练习之间的间隔时间。前期开展的预研究发现,在不给学生任何与练习间隔时间有关的指示和干预的情况下,学生自然状态下使用DQuiz的间隔时间中位数为6.83天,基本和课程进度同步,因此本研究以间隔小于一周作为基准筛选合理的时间范围(Zhang et al., 2017)。本实验将实施一个学期,考虑到学生的坚持程度,认为一周至少练习一次,两周累计练习三次是学生可接受的标准,因而选择5天作为控制间隔时间的标准。实验组38人,为短时间间隔组,设置学生每次练习时间间隔不大于5天。控制组36人,为长时间间隔组,设置学生每次练习时间间隔不少于5天。研究将学生的编程知识和编程水平作为学习效果的重要指标,分别在课程第一周进行了前测,课程第9周进行第一次后测,第16周课程结束后进行了第二次后测。

4. 数据收集和分析

研究收集了包含学习行为数据的日志文件,并

调研了两组学生每周除上课和使用APP练习之外在C语言学习上平均花费的时间，并将其作为学习行为数据，以排除在线学习以外造成的学习效果差异。研究通过独立样本T检验和协方差分析来揭示不同分组学生的学习行为和效果方面的差异，通过相关分析以及路径分析来呈现学习策略与学习行为以及学习效果之间的关系。研究中收集的数据指标如表1所示。

表1 研究收集的数据指标说明

	指标	说明
学习效果	前测	学生在开始学习本课程之前的编程水平(5道选择题)
	后测1(期中成绩)	期中考试成绩(包含多种题型、时长为90分钟)
	后测2(期末成绩)	期末考试成绩(包含多种题型、时长为90分钟)
	新题正确率	做新题时第一次作答的正确率
	总正确率	所有练习提交答案的正确次数占总次数的比率
学习行为	练习间隔(天)	两次登录系统练习的平均间隔天数
	新题练习量	首次练习题目数量
	总练习量	所有练习题目数量,包括重复练习的题目数量
	在线总时长(小时)	在线练习所花费的总时长
	平均练习时长(分钟)	每道题上花费的平均时长
	其他学习时长(小时)	课下除APP外使用其他材料学习C语言的时间

四、研究结果

1.学习时间间隔与学习效果相关分析

对DQuiz采集的学习行为数据进行统计后发现，全体学生平均练习时间间隔为5.58天，最大值为16天，最小值为1.11天，中值为4.86天，52.7%的学生学习时间间隔小于5天，9.5%的学生学习时间间隔大于10天。短时间间隔组学生平均间隔3.31天（SD=1.55）练习一次，长时间间隔组学生平均间隔7.99天（SD=2.99）练习一次。结果说明DQuiz可以支持学生随时开展学习活动，学习活动之间存在时间间隔差异，符合实验情境。

研究将学习效果与学生学习行为指标做皮尔逊相关性分析。结果如表2所示，练习间隔与新题正确率、总正确率、期中成绩、期末成绩均显著负相关，表明练习的间隔越短，学习效果越好；学生的平均练习时长和新题正确率、总正确率和期中成绩都呈现显著相关，表明学生在每道题上花费的时间越多，学习的效果越好。

表2 学生学习效果与学习行为的相关性分析

指标		学习效果			
		新题正确率	总正确率	后测1(期中)	后测2(期末)
学习行为	练习间隔	-0.35**	-0.36**	-0.51**	-0.42**
	新题练习量	0.22	0.22	-0.04	0.23
	总练习量	0.00	0.18	0.05	0.12
	在线总时长	0.38**	0.40**	0.26*	0.20
	其他学习时长	-0.05	-0.04	-0.09	0.55
	平均练习时长	0.40**	0.38**	0.24*	0.19

(注：N=74，*p<0.05，**p<0.01。)

2.短时间间隔组与长时间间隔组学生的学习效果比较

短时间间隔组新题平均正确率是63%（SD=0.08），总正确率为67%（SD=0.07）；长时间间隔组新题正确率是55%（SD=0.14），总正确率为61%（SD=0.05）。

研究对两组学生前后测成绩、新题正确率、总正确率等进行了差异性检验，如表3学习效果部分所示，两组学生前测成绩无显著差异，但是后测1成绩和后测2成绩存在显著差异。从效果量来看，随着应用时间累计，效果量在变大，预示着差异在增大。新题正确率和总正确率也存在显著差异。

表3 两组学生学习效果及学习行为的独立样本T检验结果

指标		短时间间隔组(N=38)		长时间间隔组(N=36)		T值	效果量
		均值	标准差	均值	标准差		
学习效果	前测	2.00	1.18	1.73	0.95	1.06	0.13
	后测1(期中)	80.24	15.15	71.00	16.74	2.49*	0.28
	后测2(期末)	84.73	11.95	72.67	15.66	3.74***	0.40
	新题正确率	0.63	0.08	0.55	0.14	2.77**	0.33
	总正确率	0.67	0.07	0.61	0.05	2.84**	0.50
学习行为	练习间隔(天)	3.31	1.55	7.99	2.99	-8.37***	0.70
	新题练习量	224.24	3.64	224.53	1.59	-0.44	0.05
	总练习量	298.39	76.93	265.72	40.45	2.27**	0.26
	在线总时长(小时)	16.37	14.11	13.79	10.98	0.38	0.10
	平均练习时长(分钟)	3.29	3.08	3.08	2.38	0.33	0.04
	其他学习时长(小时)	5.63	236.42	5.15	198.73	0.57	0.001

(注：N=74，*p<0.05，**p<0.01，***p<0.001。)

表3学习行为部分记录了短时间间隔和长时间间隔两组学生的学习行为表现,结果显示两组学生均完成了所有题目的练习,练习时间间隔差异显著;而在在线总时长、平均练习时长和其他学习时长上没有显著差异;在总练习量上有显著差异。

为了进一步验证学习时间间隔对学习效果产生的影响,使用前测成绩作为协变量,后测1成绩、后测2成绩,以及后测2中各个题型成绩分别作为因变量,进行了协方差分析,结果如表4所示。通过协方差分析发现,前测成绩均无显著差异,而在后测1成绩(期中)和后测2成绩(期末)中,短时间间隔组显著高于长时间间隔组。在后测2成绩中选择题、调试程序题和编程题均有显著差异。

表4 两组学生分题型 ANCOVA 结果

	短时间间隔组 (N=38)		长时间间隔组 (N=36)		前测 F	F
	平均分	标准差	平均分	标准差		
后测1	80.24	15.15	71.00	16.74	0.64	5.60*
后测2	84.43	2.24	72.98	2.30	1.73	12.63**
后测2选择题	26.52	0.59	22.62	0.60	0.00	21.41***
后测2调试程序题	38.24	1.28	34.46	1.32	1.40	4.22*
后测2编程题	19.68	0.79	15.90	0.81	2.99	10.97**

(注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$ 。)

3. 学习时间间隔和学习效果的作用路径分析

分散学习效应理论认为,学习材料被分割在不同时间段学习时,中间产生的学习时间间隔会让学习者对学习材料产生一定的遗忘,而遗忘会迫使学习者再次学习时主动在大脑中进行信息检索和提取,从而不断强化知识的记忆,使得记忆更加长久。据此,本研究假设随着时间的推移,短时间间隔组学生会逐渐积累前期知识学习的优势,并在随后的练习中逐渐显现,最终影响到学期末的成绩。

因此研究按照题目顺序统计了学生练习的总正确率,统计结果如图2所示,可见短时间间隔组学

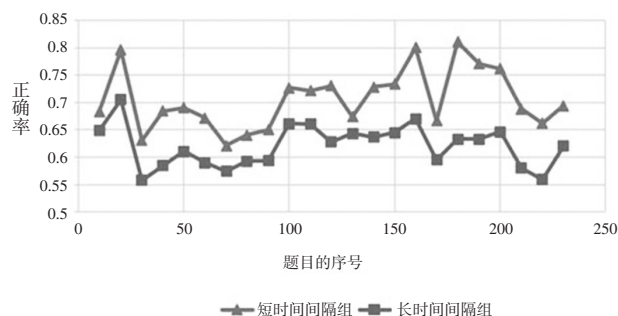


图2 两组学生每道题的练习总正确率比较

生练习总正确率始终高于长时间间隔组。

进一步将学习时间间隔(TI)作为自变量X,首次练习正确率(FCR)作为中介变量预测其对期末学习成绩(S)的影响,拟合出公式 $S = 0.693 \times FCR - 0.17 \times TI$ 。结果如图3所示,学习时间间隔对学生成绩的总效应为-0.415,其中学习时间间隔对学习成绩直接效应为-0.17,通过首次练习正确率的中介效应为-0.245(-0.353 $\times$ 0.693)。在固定的学习周期和固定的练习数量的前提下,两次练习之间的时间间隔越长,说明学习被分割的次数越少,每次练习题量就会越多,学习更趋于集中化。T1与S和FCR效应量为负值,说明了分散化的练习方式比集中练习取得更好的学习效果。

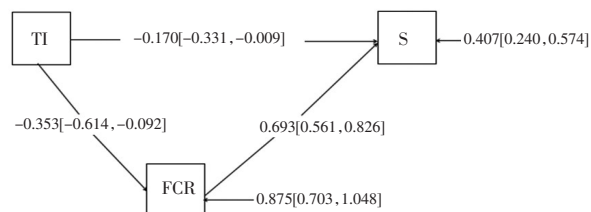


图3 学习时间间隔对学习效果的作用路径

(注:[数据]为各个标准化回归系数在95%的置信区间。)

五、讨论和启示

1. 学习时间间隔对学习效果的影响分析

实验结果清晰地表明在线学习中存在分散学习效应,学习时间间隔对在线学习效果有比较显著的影响,特别是在前测无显著差异的前提下,经过一学期的学习,在学习内容相同、练习总时长无显著差异的前提下,采用更短时间间隔的学生在平时学习表现(新题正确率、总正确率)、阶段性学习表现(期中成绩)和最终学习表现(期末成绩)上均显著优于采用较长时间间隔的学生,从效果量看这种优势伴随着学习过程的推进越来越明显。

本研究结果表明,短时间间隔组学生练习新题的数量与长时间间隔组一样,但是他们的总练习量却存在显著差异,即短时间间隔组学生有较多的重做题目的行为。对学生进行访谈得知,采用更短时间间隔的学生每次进入系统时可供练习的新题数量相对较少,为了使得每次登录花费的时间代价能够产生足够的收益,他们更倾向于在收藏区复习从前做错的题目,查看题目解析或浏览讨论区。而长时间间隔组的学生,因为每次进入系统后积累了更多的题目可以练习,所以当练习完所有新题后,已经使他们觉得这次学习产生了足够收益,没有足够的

动机再来回顾以往的练习内容。虽然同样是登录学习,但是两组学生的学习模式有较明显的差异。

认知学习理论认为,遗忘是伴随着学习过程发生的,记忆的保持不在于复述时间的长短,而在于加工方式和加工层次的不同。主动对信息进行检索和提取对于记忆的保持有着至关重要的意义(Karpicke et al., 2008; Soderstrom et al., 2016)。分散学习使得一个知识单元的学习过程中出现了多次的间断,这些间断造成了学习中的遗忘,每次重新开始,学习者都不得不重新在大脑里检索提取过去学习的线索,这就会让学习者在接下来的学习中对更多的因素和细节进行再编码,信息的图式因此得到了加强与细化,促进了记忆的保持和深度的学习(Son, 2010)。而集中学习时学习者较少遭遇遗忘的情境,反而容易让学习者产生已掌握知识的假象,随着时间的推移,遗忘便会展现出来。结合实验观察到的现象和相关理论解释,本研究认为少量多次的在线学习方式会影响到学生的知识加工模式和学习深度,并且随着学习的推进这种差异效果会逐渐累计。本研究发现学习时间间隔通过首次答题正确率影响到最终的学习效果的路径,这提示我们可以将首次答题正确率作为一个监控和预测学习效果的指标。

2. 学习时间间隔对于不同认知目标作用效果的差异

表4显示不同的题型,长短时间间隔组之间的差异有所不同,选择题差异最为显著,调试程序题目差异最小,编程题目效果居于两者中间。期末考试中选择题主要考察学生对于基本语法知识、语法规则、表达式及运算规则等内容的记忆,从认知目标来说属于识记和应用类,从题目作答形式来看属于有较多提示线索的再认活动。调试程序主要考察学生对于语义和算法的理解,从认知目标来说属于应用、分析、综合等高级层次,从题目作答形式来看需要利用较少的线索进行回忆、心理演算和验证。编程则是考察学生对于现实情境的问题解决的能力,从认知目标来说属于创新、创造的层次,从题目作答形式来看需要独立的设计、规划和创作。

现有研究也发现,分散学习方式能够显著提升学生在记忆任务中的表现,然而当学习时间间隔超过一定的限制时,学习表现会呈现下降的趋势(Cepeda et al., 2009);而在不同的学科知识领域最优

化的学习时间间隔并不一样,记忆任务、语言学习和阅读理解领域最佳时间间隔相差较多(Balota et al., 1989; Rohrer, 2015)。在本研究中,针对不同认知目标层次知识点的学习时间间隔是一致的,后续研究可以进一步探索不同认知层次较为优化的学习时间间隔。

3. 分散学习效应对在线学习的启示

由于师生的时空分离,在线学习一直非常重视学习内容和交互活动的设计,以弥补有可能产生的学习内容阐述不清晰、学习临场感不足、学习者参与度不高等问题。相对而言,除学习时长外,其他在线学习时间要素几乎很少被专门考虑。本实验中,学习时间间隔越短,其单次学习的容量就越少,整个学习的碎片化程度就越明显,研究结果表明更加碎片化的学习并没有对学习效果产生负面的影响,反而还促进了学习者的深层次学习行为。这个研究发现既可以缓解我们对碎片化学习的担忧,同时也启示我们要关注在线学习过程中的学习时间安排。根据分散学习理论,我们认为可以从以下几个途径基于学习时间安排对在线学习进行设计和优化:

首先,在线学习内容设计方面,可以适当打破传统按照知识逻辑体系安排学习内容顺序的方式,将同一个知识点的学习内容分散在不同的学习主题单元呈现,通过学习内容的顺序编排人为制造该知识点的学习时间间隔,引发学习者信息检索和提取等积极的认知活动。也可以将相同知识点或者类似知识点的学习内容进行拆分,放在若干个较小的学习单元中,使其可以多次向学习者呈现,每次呈现时还可以通过如变化媒体形态、感知学习者状态(如不同学习场所)等方式,改变每次内容呈现时的学习情境,不断增加学习者对同一知识点进行信息提取编码的线索,促进其对知识的学习。

其次,在学习单元设计上,可以适当减少每个学习单元的新知识容量,同时增加深层次学习活动设计,引导学习者登录后为了获得足够的成就感和满足感,自觉参与到如讨论、回看等主动学习活动之中,提升单次学习的学习效率。

再次,在学习预测和干预方面,研究发现学习时间间隔通过首次学习正确率为中介影响最终学习效果,因此在线学习可以在新知识的学习中嵌入测试、做题等学习活动,一方面促进学生的知识提取和检测,另一方面将其作为追踪学生学习效果的指标,通过首次正确率的发展趋势来预测在线学习的

效果,进而提供学习干预。相较于当前多使用日志文件中记录的学生特定学习行为作为监测指标而言,该指标易于获取,统计分析手段相对简单,结果比较直观,容易被教师和学习者理解和使用。

最后,可以引入学习分析技术对不同类型及不同认知层次的知识点学习效果进行追踪和预测,发现其相对优化的学习时间间隔,以此为依据在特定时间节点为不同学习者推荐适合的学习内容和学习活动。

六、结束语

本研究通过对不同学习时间间隔下学生在线学习表现的分析发现,在线学习中存在分散学习效应,而学习时间间隔通过对所学知识产生适当的遗忘来促进学习,这对于传统的学习观念提出了挑战。在线学习由于可以随时随地开展学习活动,其在学习时间上的灵活性给分散学习效应提供了更多的应用空间和可能性。根据分散学习的相关规律,本研究提出在线学习中可通过重新编排知识点的学习顺序,拆分学习内容同时提供多样化的学习情境和深层次的学习活动,将新知识学习效果作为在线学习效果预测和监控指标,以及探索不同类型知识的最优学习时间间隔进行学习推荐等建议,以将学习时间安排因素纳入到在线学习设计之中,更好地适应越来越普遍的碎片化学习。总之,本研究认为,因为分散学习效应的存在,只要保证学习者在一个较长的时间段内能够相对完整地学习所有知识内容,碎片化学习就有可能对在线学习效果产生积极的影响。

未来研究还将进一步对分散学习行为特征、不同难度和不同类型学习内容最优化的学习时间间隔等开展研究,以期为在线学习设计和规律研究提供更坚实的指导。

参考文献:

- [1]陈丽,逯行,郑勤华(2019).“互联网+教育”的知识观:知识回归与知识进化[J].中国远程教育,(7):10-18,92.
- [2]董彦良(2020).大数据时代成人碎片化学习:趋势、痛点与提升路径[J].中国成人教育,(16):4-10
- [3]郭芳侠,刘琦(2018).在线学习行为与学习效果的相关性研究——基于Blackboard的翻转课堂教学实践[J].高等理科教育,(1):8-13.
- [4]胡姣,张文兰,陈思睿(2019).大学生碎片化学习中注意力失焦归因研究——基于扎根理论的质性分析[J].电化教育

研究,40(12):36-43.

[5]黄建锋(2018).碎片化学习:机遇、挑战及应对策略[J].教育探索,(5):21-26.

[6]贾积有,缪静敏,汪琼(2014).MOOC学习行为及效果的大数据分析——以北大6门MOOC为例[J].工业和信息化教育,(9):23-29.

[7]李亭松,张洪泰,吕林海(2020).新时代新学习方式的利与弊——互联网时代大学生碎片化学习现状、问题与对策[J].教学研究,43(2):1-5.

[8]穆肃,王孝金(2019).在线学习中深层次学习发生策略的研究[J].中国远程教育,(10):29-39.

[9]舒莹,姜强,赵蔚(2019).在线学习危机精准预警及干预:模型与实证研究[J].中国远程教育,(8):27-34.

[10]田浩,陈丽,黄洛颖等(2020).cMOOC学习者知识流动特征与交互水平关系研究[J].中国远程教育,(8):15-24,76.

[11]王承博,李小平,赵丰年等(2015).大数据时代碎片化学习研究[J].电化教育研究,36(10):26-30.

[12]王竹立(2016a).碎片化,你能拒绝得了吗?[J].中国信息技术教育,(8):70-71.

[13]王竹立(2016b).移动互联网时代的碎片化学习及应对之策——从零存整取到“互联网+”课堂[J].远程教育杂志,34(4):9-16.

[14]曾嘉灵,欧阳嘉煜,纪九梅等(2018).影响MOOC合格学习者学习效果的行为特征分析[J].开放学习研究,23(6):1-9.

[15]张锦坤,连榕(2013).有效学习的三个易控变量:间隔、顺序与提取练习[J].心理与行为研究,11(2):276-281.

[16]张克永,李宇佳,杨雪(2015).网络碎片化学习中的认知障碍问题研究[J].现代教育技术,25(2):88-94.

[17]赵慧琼,姜强,赵蔚等(2017).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,38(1):62-69.

[18]Balota, D. A., Duchek, J. M., & Paullin, R. (1989). Age-Related Differences in the Impact of Spacing, Lag, and Retention Interval [J]. Psychology & Aging, 4(1):3-9.

[19]Bjork, E. L., & Bjork, R. A. (2011). Making Things Hard on Yourself, but in a Good Way: Creating Desirable Difficulties to Enhance Learning [J]. Psychology and the Real World: Essays Illustrating Fundamental Contributions to Society, (2):59-68.

[20]Budé, L., Imbos, T., & Van De Wiel, M. W. et al. (2011). The Effect of Distributed Practice on Students' Conceptual Understanding of Statistics [J]. Higher Education, 62(1): 69-79.

[21]Cepeda, N. J., Coburn, N., & Rohrer, D. et al. (2009). Optimizing Distributed Practice: Theoretical Analysis and Practical Implications [J]. Experimental Psychology, 56(4):236-246.

[22]Dunlosky, J., & Rawson, K. A. (2015). Practice Tests, Spaced Practice, and Successive Relearning: Tips for Classroom Use and for Guiding Students' Learning [J]. Scholarship of Teaching and Learning in Psychology, 1(1):72-78.

- [23]Karpicke, J. D., & Roediger, H. L. (2008). The Critical Importance of Retrieval For Learning [J]. *Science*, 319(5865): 966–968.
- [24]Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2010). Mining LMS Data to Develop an “Early Warning System” for Educators: A Proof of Concept[J]. *Computers & Education*, 54 (2):588–599.
- [25]Rischke, A. E., Roberts, K. P., & Price, H. L. (2011). Using Spaced Learning Principles to Translate Knowledge into Behavior: Evidence From Investigative Interviews of Alleged Child Abuse Victims [J]. *Journal Of Police and Criminal Psychology*, 26(1):58–67.
- [26]Roediger, H. L., & Karpicke, J. D. (2006). The Power Of Testing Memory: Basic Research and Implications for Educational Practice [J]. *Perspectives on Psychological Science*, 1(3):181–210.
- [27]Rohrer, D. (2015). Student Instruction Should Be Distributed Over Long Time Periods [J]. *Educational Psychology Review*, 27(4):635–643.
- [28]Rohrer, D., & Taylor, K. (2006). The Effects of Overlearning and Distributed Practise on the Retention of Mathematics Knowledge [J]. *Applied Cognitive Psychology: The Official Journal of the Society for Applied Research in Memory and Cognition*, 20(9): 1209–1224.
- [29]Soderstrom, N. C., Kerr, T. K., & Bjork, R. A. (2016). The Critical Importance of Retrieval—and Spacing—for Learning [J]. *Psychological Science*, 27(2):223–230.
- [30]Son, L. K. (2010). Metacognitive Control and the Spacing Effect [J]. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 36(1):255–262.
- [31]Vlach, H. A., Bredemann, C. A., & Kraft, C. (2019). To Mass or Space? Young Children Do Not Possess Adults’ Incorrect Biases About Spaced Learning [J]. *Journal of Experimental Child Psychology*, 183:115–133.
- [32]Xue, G., Dong, Q., & Chen, C. et al. (2013). Complementary Role of Frontoparietal Activity and Cortical Pattern Similarity in Successful Episodic Memory Encoding [J]. *Cerebral Cortex*, 23(7):1562–1571.
- [33]Zhang, L., Li, B., & Zhou, Y. et al. (2019). Can Fragmentation Learning Promote Students’ Deep Learning in C Programming? [C]// *Foundations and Trends in Smart Learning*. Singapore: Springer: 51–60.
- [34]Zhang, Q., Zhang, L., & Li, B. et al. (2017). Can Distributed Practice Improve Students’ Efficacy in Learning Their First Programming Language?[C]// *25th International Conference on Computers in Education, ICCE 2017. Asia-Pacific Society for Computers in Education*: 427–432.
- [35]Zulkipli, N., Mclean, J., & Burt, J. S. et al. (2012). Spacing and Induction: Application to Exemplars Presented as Auditory and Visual Text [J]. *Learning and Instruction*, 22(3): 215–221.

收稿日期 2020-06-30 责任编辑 汪燕

Does Fragmental Learning Have an Impact on the Learning Performance?

——An Experimental Research on Distributed Learning Effect in Online Learning

LI Baoping, ZHANG Xianru, CHEN Qiuyu, ZHANG Lifeng, ZHOU Ying

Abstract: The discussion of fragmented learning broke out while online learning activities can occur anytime anywhere. Neuroscience and psychology have found that the distributed learning effect can strengthen learners’ memory and understanding of knowledge, help learners to eliminate mistakes, retain more knowledge and promote knowledge transfer. Fragmented learning is similar to distributed learning. Is there a distributed learning effect in online learning? What is the influence of different time intervals on online learning? An experimental research of 74 freshmen from a university found that the scores of the experimental group with short learning time interval are significantly higher than that of the control group with long learning time interval, the experimental group students have more behavior pattern of deep cognitive processing, and the learning interval has an impact on academic performance mediated by the first practice correct rate. The results indicate that there is a distributed learning effect in online learning. It infers that if the learners are guaranteed to learn the whole knowledge content in a relatively long period of time, fragmented learning may have a positive impact on online learning. Therefore, learning time should be considered in the design of online learning, and the optimal learning interval of different types of knowledge should be explored and recommended to better adapt to the increasingly fragmented learning circumstance.

Keywords: Fragmented Learning; Online Learning; Learning Interval; Distributed Learning Effect; Experimental Research