

■ 高教述评

DOI:10.15998/j.cnki.issn1673-8012.2023.06.011

自适应学习对大学生学习结果的影响研究

——基于51项实验和准实验研究的元分析



王静贤,周恬,叶童,罗江华

(西南大学 西南民族教育与心理研究中心,重庆 400715)

摘要:引入自适应学习技术为大学生提供个性化学习服务,是高等教育数字化转型的重要课题。自适应学习在多大程度上能促进大学生学习结果,又为何造成大学生学习结果差异,这也是自适应学习系统开发和应用的关键问题。已有研究提供了自适应学习对大学生学习结果影响的证据,但大多数研究并没有区分这种效应在多大程度上促进了大学生不同类型的学习结果,也没有对潜在的调节效应进行充分说明。基于此,通过对国际期刊上发表的实验和准实验研究进行元分析,旨在深入探讨自适应学习对大学生认知学习结果和非认知学习结果的影响,并考察可能导致研究结果异质性的潜在调节变量。按照严格的纳入标准,共筛选出51项研究进行综合分析。随后,对13个被认为对大学生学习结果产生影响的调节变量进行详细分析。结果发现:与非自适应学习相比,自适应学习对大学生的认知学习结果($g=0.751$)和非认知学习结果($g=0.542$)均具有显著的中等效应;进一步的调节变量分析揭示了这种影响在大学生认知学习结果方面受“自适应目标、反馈时间以及自适应技术”的显著调节,但在大学生的非认知学习结果方面未发现显著调节变量。可见,改进自适应学习的产品研发、应用与评估等工作任务仍然艰巨。为此,自适应学习系统的研发和应用应建立在“证据”的基础上;有组织地引导大学生参与自适应学习活动,完善人机协同的自适应学习生态环境;学术研究应更加关注多变量效应分析,深入探究和确保干预措施的有效性。

关键词:自适应学习;学习结果;高等教育;元分析

[中图分类号]G642.0 [文献标志码]A [文章编号]16738012(2023)06011612

修回日期:20230720

基金项目:教育部产学合作协同育人项目“数据驱动的精准教学模式研究”(220902377010638)

作者简介:王静贤,女,重庆人,西南大学西南民族教育与心理研究中心助理研究员,教育学博士,主要从事自适应学习、数字教育资源公共服务体系建设研究;

周恬,女,江西吉安人,西南大学西南民族教育与心理研究中心硕士生,主要从事自适应学习研究;

叶童,女,重庆人,西南大学西南民族教育与心理研究中心硕士生,主要从事自适应学习研究。

通信作者:罗江华,男,四川广元人,西南大学西南民族教育与心理研究中心教授,教育学博士,主要从事自适应学习、教育数字化转型研究。

引用格式:王静贤,周恬,叶童,等.自适应学习对大学生学习结果的影响研究:基于51项实验和准实验研究的元分析[J].重庆高教研究,2023,11(6):116127.

Citation format:WANG Jingxian, ZHOU Tian, YE Tong, et al. Research on the effects of adaptive learning on learning outcomes of university students;based on a meta-analysis of 51 experimental and quasi-experimental studies[J]. Chongqing higher education research,2023,11(6):116127.

一、问题提出

自适应学习是实现高等教育学习革命、质量革命和高质量发展的战略选择。我国高质量教育支撑体系构建的重点在于实现规模化教育与个性化培养的有机结合^[1]。尽管“中国大学 MOOC”等在线教育平台为大学生自主学习提供了良好的学习条件,但现实中各大在线教育平台大都面临“高注册率、低完成率”的问题,而自适应学习能有效解决这一问题——可以有效判断在线学习者的优势和差异,为不同的大学生匹配适合的学习资源,实现定制学习和个性化人才培养^[2]。正是由于自适应学习在实现高等教育高质量发展方面发挥着重要作用,自适应学习已经成为教育技术研究界的一个重要学习范式。

尽管国际上关于自适应学习的实证研究逐年增加,但关于自适应学习对大学生学习结果的影响以及相关因素的作用方面的研究,学界尚未达成一致的结论。例如,有研究表明自适应学习不仅能显著促进大学生的认知发展^[3],还能提升大学生学习的体验感、愉悦感和沉浸感^[4]。然而,也有学者认为自适应学习带来了一些棘手问题,诸如难以关照不同学习者的情绪、情感和价值观需求^[5],尤其对于认知先决条件较弱的学习者而言,自适应学习可能对学习者的知识回忆和保留造成不利影响^[6]。而且从研究范式看,现有关于高等教育自适应学习的元分析研究主要从研究情境和方法论等宏观视角出发,然而,在技术增强学习环境中,从自适应策略和技术的视角进行研究,更有助于明确影响大学生学习结果的潜在调节变量的范围^[7]。

基于自适应学习的研究热潮与当前学界关于自适应学习对大学生学习结果的影响存在的争议,本研究采用元分析方法,探究自适应学习对大学生认知和非认知学习结果的影响,并从研究情境、方法论、自适应策略和技术4个方面进行调节效应分析,以期为我国自适应学习的产品研发、应用与评估提供相关借鉴。

二、自适应学习概述与分析框架

(一) 自适应学习的定义

自适应学习(adaptive learning)的发展经历了6个阶段:程序教学、计算机辅助教学、智能导学系统、智能代理教学系统、智能超媒体教学系统和智能化自适应学习系统^[5]。这些阶段在一定程度上反映了自适应学习概念的更新和迭代。本研究采纳 Martin 等人提出的最新定义,即自适应学习是一种新兴的学习技术,通过动态调整教学内容,为个人提供交互式和个性化的学习路径以促进学习^[7]。从整体来看,自适应学习的价值和意义不仅仅在于实现教学的“量身定制”,更在于让更多学习者享受到规模化、个性化的普惠教育。从具体特征来看,自适应学习包括学习者模型、教学模型、内容模型和自适应引擎4个部分。

(二) 有关自适应学习元分析的回顾

多项元分析探究了自适应学习和学习结果的因果关系。早期元分析有两个共同的特征,即主题都局限于智能导学系统,且纳入分析的研究大多发表于2012年以前^[8-10]。但随着自适应学习技术的发展,有学者呼吁进一步纳入新一代自适应学习的因果实践,全面考察“适应性”的各个方面,并报告所用的自适应策略和技术^[7]。已有自适应学习研究的元分析存在以下不足:一是在学段上,仅有两篇元分析文献专注于高等教育领域^[8,11],且计算得出的合并效应量差异较大;二是样本量偏小,最新的研究仅纳入10余项研究^[12-13],研究结果可能会产生偏差;三是对学习结果的测量多聚焦于认知领域,如考

试成绩、技能等^[11,14];四是研究主要聚焦于特定的学科领域,如数学、医学、教育游戏等^[10-12]。

(三)分析框架

本研究采取以下措施以提高研究质量:一是检索年限从 2012 年开始,检索策略相对完善,从多个来源搜集文献。二是自变量不局限于智能导学系统,关注更多类型的自适应学习。三是因变量同时考虑认知学习结果和非认知学习结果。认知学习结果是指学习者的知识保留或回忆,以及智力能力和技能发展情况^[15];非认知学习结果则反映学习者的情绪及其对自适应学习的体验和看法,以及学习者的个体行为或互动交流^[16]。四是基于已有的陈述性综述^[7]和元分析^[9,14],从研究情境、方法论、自适应策略和技术等角度确定潜在的调节变量。综合以上 4 个方面,我们构建了本研究的分析框架(如图 1),旨在回答以下两个研究问题:(1)自适应学习对大学生学习结果(认知学习结果、非认知学习结果)的影响;(2)哪些变量会对自适应学习和学习结果之间的因果关系产生调节作用。

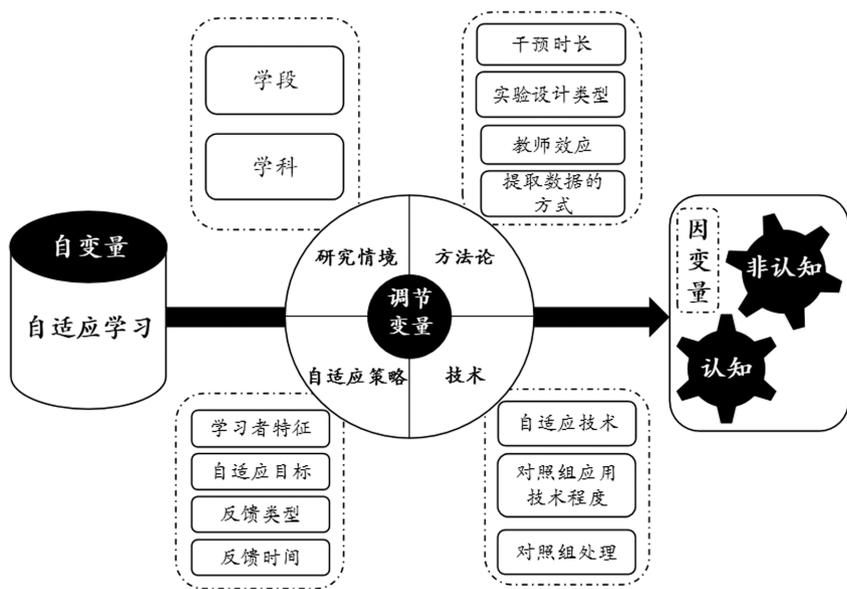


图 1 分析框架

三、研究设计

(一)文献检索策略

为获得全面的文献资料,我们在 2021 年 5 月进行首次文献检索,并于 2023 年 5 月更新了数据。文献检索过程包括两个层面:首先对 Web of Science、Elsevier、ERIC 等英文数据库进行检索。以“adaptive learning”“adaptive feedback”“adaptive game”等为“自适应学习”关键词,以“technology”“tool”“game”等为“技术”关键词,以“student”为“人口”关键词,以“experimental”“quasi-experimental”为“实验设计”关键词,以“assessment”“evaluation”“post-test”“learning outcome”等为“学习结果”关键词。不同主题的关键词以布尔运算符“AND”连接,同一主题的关键词则用布尔运算符“OR”连接。其次,以“adapt”为关键词,对 6 种与教育技术学相关且影响因子均大于 3 的 SSCI 国际学术期刊官网进行检索,包括“Computers & Education”“Educational Technology & Society”“British Journal of Educational Technology”“Educational Technology Research and Development”“Interactive Learning Environments”“Journal of Computer Assisted Learning”。论文发表时间为 2012—2023 年,最终得到 6 293 篇英文文献。

(二) 文献纳入标准

本研究制定了6条纳入标准:(1)研究的对象是大学生;(2)研究主题是关于技术增强的自适应学习及其对大学生学习结果影响的实证研究;(3)研究方法采用的是随机实验或准实验设计,且实验干预为自适应学习;(4)研究的实验干预使用独立的比较条件;(5)研究结果应测量自适应学习对至少一个学习结果的影响,且提供必要的量化数据以便计算或估计效应量大小;(6)研究成果发表于2012—2023年经过同行评审的期刊上,用英文撰写,并且可获得全文内容。

本研究遵循PRISMA声明^[17],最终筛选出50篇期刊文献,具体文献的筛选流程如图2所示。

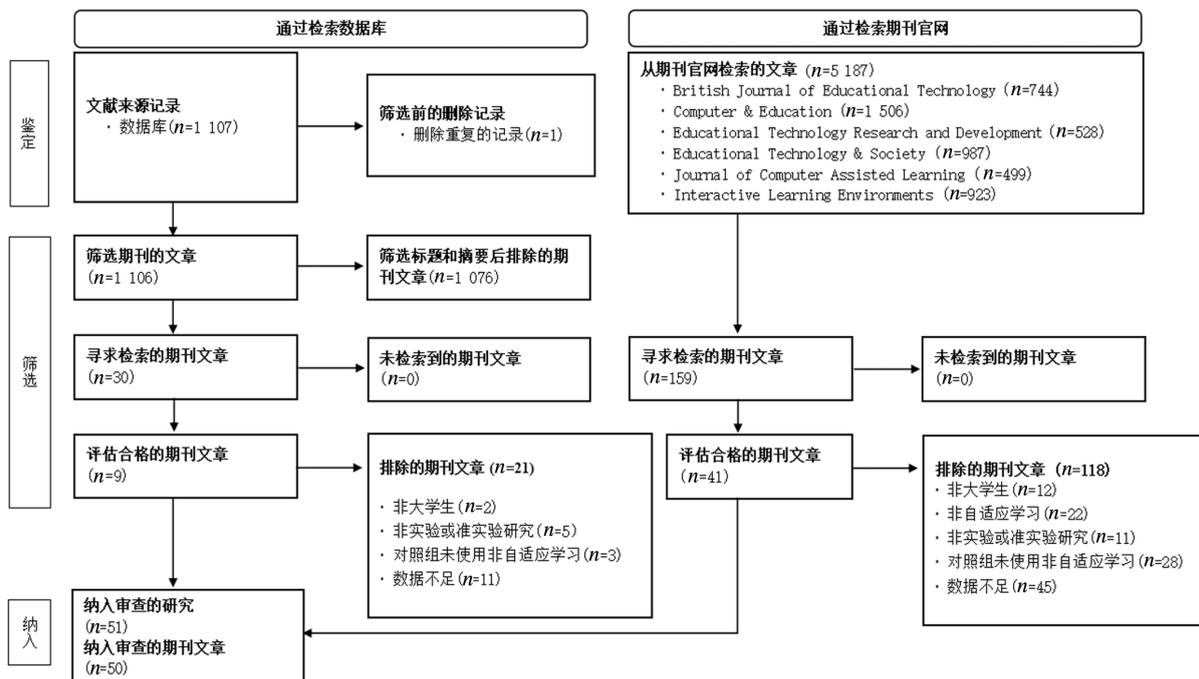


图2 文献筛选 PRISMA 流程

(三) 文献特征值编码

如表1所示,文献编码维度涉及原始文献基本信息等4个部分,共计34个特征值。

表1 原始文献信息编码

编码维度	具体指标
原始文献基本信息	作者、年份、文献题目、期刊、国家
结果报告	原始研究组别对比情况、研究结果的测量内容、结果变量的类型
数据提取	实验组和对照组的均值、标准差、样本量、t值、P值等
调节变量	研究情境: 学段、学科
	方法论: 干预时长、实验设计类型、教师效应、提取数据的方式
	自适应策略: 学习者特征、自适应目标、反馈类型、反馈时间
	技术: 自适应技术、对照组应用技术程度、对照组处理

本研究从研究情境、方法论、自适应策略和技术4个方面确定了13个潜在调节变量,并对这些变量进行编码。其中,研究情境包括学段(本科生、研究生、混合)和学科(纯硬科学、纯软科学、应用硬科学、应用软科学)。参考托尼·比彻(Tony Becher)等人对学科知识的划分方式,将研究所应用的学科划分为四大类:纯硬科学(Hard-Pure)、纯软科学(Soft-Pure)、应用硬科学(Hard-Applied)和应用软

科学(Soft-Applied)^[18]。方法论包括干预时长(0至1天、1天至4周、4周以上^[19])、实验设计类型(准实验和真实验^[20])、教师效应(不同教师、同一教师、无教师^[21])和提取数据的方式(描述性统计和推断性统计^[21])。自适应策略包括学习者特征(认知、非认知、混合^[13])、自适应目标(内容、评估、导航、呈现、多种自适应目标^[7])、反馈类型(结果反馈、正误反馈、详细反馈、混合式反馈^[22])和反馈时间(及时反馈和延迟反馈^[23])。技术包括自适应技术(自适应学习系统或应用、自适应教学或设计方法^[7])、对照组应用技术程度(无技术、有技术^[19])和对照组处理(班级授课教学、个别教学^[9])。

所有信息由两位研究者进行独立编码,总体的 Kappa 系数为 0.936(95% CI[0.916,0.956]),表明编码的一致性较高。随后,两位研究者讨论并解决了编码不一致的地方,并达成一致意见。

(四)效应量计算

本研究以 Hedges's g 作为效应量指标,采用软件 CMA 2.0 计算研究的效应量(Effect Size,简称 ES)。当效应值 g 为 0.2、0.5 和 0.8 时,分别对应低度影响、中度影响和高度影响^[24]。在纳入的原始研究中,存在一些特殊情况,其中一种涉及多重比较研究,对此我们通过敏感性分析来探究这些可能的影响。此外,本研究参照 Wang 等的分析方法处理数据独立性问题^[21]。为保证数据分析结果的稳健性,本研究只对包含等于或大于 4 个研究变量的文献进行调节效应分析^[25]。

四、研究结果

(一)发表偏倚和异质性检验

1. 发表偏倚检验

本研究采用漏斗图法与剪补法进行检验。结果发现,漏斗图显示出细微的不对称性,说明在认知和非认知学习结果的纳入研究上可能存在发表偏倚。然而,由于漏斗图检验结果较为主观,因此进一步采用剪补法进行检验。结果显示,大学生认知学习结果剪补前后的平均效应值均为 0.588(95% CI [0.550,0.953]),大学生非认知学习结果剪补前后的平均效应值均为 0.506(95% CI [0.364,0.721])。由此可见,自适应学习对大学生认知和非认知学习结果的发表偏倚可能性较小,研究结果较为可靠。

2. 异质性检验

本研究采用随机效应模型,通过 Cochrane Q 检验^[26]和 I^2 检验^[27]考察研究间的异质性程度。分析结果显示,认知学习结果的 Q 值为 822.150 ($P < 0.001$),非认知学习结果的 Q 值为 99.229 ($P < 0.001$),说明研究间存在一定的异质性。 I^2 检验结果显示,认知学习结果 I^2 的值为 90.999%,非认知学习结果 I^2 的值为 69.767%,说明研究间存在高度或较高的异质性。

(二)主效应检验

为回答自适应学习对大学生学习结果(认知学习结果、非认知学习结果)的影响,本研究从认知和非认知两个维度对大学生自适应学习的具体作用效果进行分析,结果共涉及 75 个认知学习结果和 31 个非认知学习结果(见表 2)。其中,认知学习结果的合并效应值为 0.751(95% CI [0.550,0.953]),非认知学习结果的合并效应值为 0.542(95% CI [0.364,0.721])。进一步而言,纳入的所有研究中只有 15 项研究包含研究内组间的多重比较。通过敏感性分析,我们对每项研究仅纳入一个效应量进行分析来检验其对大学生学习结果存在的可能影响。结果显示,大学生认知学习结果的异质性检验结果具有统计学意义($I^2 = 65.595$, $P = 0.033 < 0.05$),表明认知学习结果的变异程度较大,并且不能完全归因于随机误差;大学生非认知学习结果的异质性检验结果不具有统计学意义($I^2 = 0$, $P =$

0.541 > 0.05), 表明非认知学习结果的变异程度较小, 效果更加稳定。

表2 自适应学习对学习结果的主效应检验

因变量	数量 (K)	效应值 (Hedges' s g)	标准误 (SE)	95% 置信区间		异质性检验				
				下限	上限	Q 值	P 值	df	τ^2 (标准误)	$I^2/\%$
认知学习结果										
所有研究	75	0.751	0.103	0.550	0.953	822.150	0.000	74	0.703 (0.145)	90.999
删除可能的异常值	50	0.598	0.053	0.494	0.701	90.183	0.000	49	0.061 (0.028)	45.666
每项研究纳入一个 效应量(最大)	49	0.986	0.137	0.717	1.255	661.382	0.000	48	0.837 (0.215)	92.742
每项研究纳入一个 效应量(最小)	49	0.810	0.140	0.537	1.084	703.813	0.000	48	0.873 (0.221)	93.180
非认知学习结果										
所有研究	31	0.542	0.091	0.364	0.721	99.229	0.000	30	0.170	69.767
删除可能的异常值	27	0.467	0.072	0.325	0.609	49.196	0.004	26	0.063 (0.038)	47.150
每项研究纳入一个 效应量(最大)	20	0.658	0.114	0.435	0.880	69.147	0.000	19	0.178 (0.085)	72.522
每项研究纳入一个 效应量(最小)	20	0.484	0.119	0.251	0.717	78.011	0.000	19	0.204 (0.094)	75.644

(三) 调节效应检验

为了明确哪些变量会对自适应学习与学习结果之间的因果关系产生调节作用, 本研究还进行了调节效应检验。结果显示, 在认知学习结果方面, 本研究发现 3 个显著的调节变量: (1) 自适应目标。不同自适应目标对大学生学习结果具有显著差异, 按合并效应量大小排列依次是内容、导航、评估、呈现以及多种自适应目标。(2) 反馈时间。及时反馈的效应值显著大于延迟反馈的效应值。(3) 自适应技术。自适应系统或应用的效应值显著大于自适应教学或设计方法的效应值(见表 3)。

表3 潜在调节变量对认知学习结果影响的调节效应检验

调节变量的维度	调节变量	数量 (K)	效应值 (Hedges' s g)	标准误 (SE)	95% 置信区间		组间异质性检验		
					下限	上限	Q 值	P 值	
学段									
	本科生	56	0.703	0.122	0.463	0.943	0.024	0.877	
	混合 (本科生和研究生)	16	0.729	0.114	0.505	0.953			
研究情境									
	纯硬科学	9	0.423	0.175	0.080	0.766	5.957	0.114	
	纯软科学	23	0.623	0.136	0.357	0.889			
	应用硬科学	27	0.699	0.197	0.313	1.085			
	应用软科学	4	0.302	0.089	0.126	0.477			

续表

调节变量的维度	调节变量	数量 (K)	效应值 (Hedges' s g)	标准误 (SE)	95% 置信区间		组间异质性检验	
					下限	上限	Q 值	P 值
方法论	干预时长							
	0 至 1 天	21	0.545	0.137	0.277	0.813		
	1 天至 4 周	8	0.655	0.171	0.320	0.990	0.528	0.768
	4 周以上	27	0.502	0.124	0.260	0.744		
	实验设计类型							
	准实验	28	0.863	0.186	0.498	1.228	0.949	0.330
	真实验	40	0.641	0.130	0.387	0.896		
	教师效应							
	不同教师	9	0.613	0.265	0.094	1.132		
	同一教师	13	0.480	0.178	0.131	0.828	0.871	0.647
	无教师	10	0.368	0.110	0.153	0.582		
	提取数据的方式							
描述性统计	67	0.769	0.114	0.546	0.992	0.161	0.688	
推断性统计	7	0.684	0.178	0.334	1.033			
自适应策略	学习者特征							
	认知	46	0.738	0.117	0.508	0.968		
	非认知	15	1.160	0.293	0.586	1.733	1.944	0.378
	混合 (认知和非认知)	6	0.982	0.459	0.082	1.882		
	自适应目标							
	内容	28	1.329	0.227	0.883	1.774		
	评估	19	0.528	0.125	0.282	0.773		
	导航	12	0.635	0.173	0.297	0.973	23.228	<0.001
	呈现	7	0.333	0.164	0.011	0.655		
	多种自适应目标	7	-0.009	0.177	-0.356	0.339		
	反馈类型							
	正误反馈	13	0.284	0.175	-0.059	0.628		
详细反馈	10	0.710	0.148	0.420	1.000	5.590	0.061	
混合式反馈	10	0.999	0.298	0.415	1.584			
反馈时间								
及时反馈	17	0.848	0.195	0.465	1.230	8.982	0.003	
延迟反馈	17	0.180	0.108	-0.031	0.391			
技术	自适应技术							
	自适应系统或应用	60	0.855	0.124	0.612	1.097	9.971	0.002
	自适应教学或设计方法	13	0.357	0.098	0.166	0.548		
	对照组应用技术程度							
	无技术	21	0.706	0.236	0.243	1.168	0.001	0.982
	有技术	53	0.712	0.102	0.511	0.912		
对照组处理								
班级授课教学	18	0.948	0.276	0.408	1.488	1.125	0.289	
个别教学	50	0.636	0.103	0.435	0.838			

在非认知学习结果方面,如表4所示,未发现显著的调节变量。

表4 潜在调节变量对非认知学习结果影响的调节效应检验

调节变量的维度	调节变量	数量 (K)	效应值 (Hedges' s g)	标准误 (SE)	95% 置信区间		组间异质性检验	
					下限	上限	Q 值	P 值
研究情境	学段							
	本科	27	0.568	0.101	0.369	0.766	0.630	0.428
	混合 (本科生和研究生)	4	0.391	0.198	0.002	0.780		
	学科							
	纯硬科学	4	0.410	0.393	-0.360	1.179	0.069	0.966
	纯软科学	10	0.507	0.118	0.275	0.739		
	应用硬科学	11	0.479	0.140	0.204	0.754		
方法论	干预时长							
	0至1天	14	0.613	0.126	0.366	0.860	0.058	0.809
	4周以上	7	0.556	0.200	0.164	0.948		
	实验设计类型							
	准实验	13	0.461	0.117	0.232	0.691	0.615	0.433
	真实验	17	0.609	0.148	0.319	0.900		
	教师效应							
不同教师	6	0.344	0.239	-0.125	0.812	3.674	0.159	
同一教师	4	0.584	0.126	0.337	0.830			
无教师	4	0.826	0.133	0.566	1.086			
自适应策略	学习者特征							
	认知	18	0.525	0.109	0.312	0.739	0.021	0.886
	非认知	8	0.494	0.190	0.121	0.866		
	自适应目标							
	内容	15	0.636	0.165	0.313	0.960	0.878	0.645
	评估	10	0.542	0.141	0.264	0.819		
呈现	4	0.421	0.162	0.104	0.738			
技术	自适应技术							
	自适应系统或应用	25	0.582	0.108	0.370	0.793	1.284	0.257
自适应教学或设计方法	6	0.397	0.122	0.159	0.636			

五、研究讨论与启示

(一) 研究讨论

1. 自适应学习对认知和非认知学习结果影响的主效应

与非自适应学习相比,自适应学习对大学生的认知和非认知学习结果有中等正向的积极影响。一方面,自适应学习对大学生认知学习结果的主效应值为0.751(95% CI [0.550, 0.953]),表明自适应学习对大学生认知学习结果具有中上程度的促进作用。然而,与其他研究相比,本研究的效应值

较大或较小,这可能受多个因素的综合影响。第一,本研究聚焦于高等教育,而其他研究主要集中在中小学阶段。不同学段的学习者之间存在学习能力和学习方式的差异,在自适应学习环境下,中小学生学习容易出现注意力不集中和学习缺乏持久性的情况。因此,关注中小学领域的研究结果的主效应值均低于本研究。第二,技术的演进也可能导致研究结论之间的差异。例如,Knewton扩展了传统的项目反应理论,认为学生的能力参数是随时间变化的,并通过利用聚焦于概念层面的知识图谱对学生的能力进行评估和表征^[28],从而优化了自适应学习的效果。由于本研究纳入新的自适应学习技术,因此本研究的效应值高于Steenbergen-Hu等^[8]所纳入的仅涉及智能导学系统的元分析结果。第三,学科的差异也可能导致研究结论之间的差异。Fontaine等^[11]的研究聚焦于医疗专业,其观察到自适应学习在应用硬科学领域中具有显著高效的效果。本研究也发现自适应学习应用在应用硬科学的效果比其他学科较好,但在综合考虑各个学科的综合研究结果时,本研究的效应值相对较低。

另一方面,自适应学习对大学生非认知学习结果也具有中等程度的正向影响,其整体效应值为0.542。目前只有Liu等的研究发现,将适应性融入教育游戏中可以提高学生的学习参与度($g=0.405$),但在游戏表现方面其效应值有所下降($g=-0.273$)^[12]。然而,他们的研究仅限于教育游戏,样本数量相对较小,可能存在发表偏倚,这可能是导致两项元分析整体效应值不一致的原因之一。

2. 研究情境、方法论、自适应策略和技术变量的调节效应

调节效应的结果显示,只有自适应策略和技术类别中的个别调节变量(自适应目标、反馈时间和自适应技术)共同解释了自适应学习和非自适应学习之间关于大学生认知学习结果的差异。

对于研究情境,本研究未发现存在具有显著影响的调节变量。已有元分析发现自适应学习受到研究情境的影响。例如,一项关于智能导师系统的元分析表明:学段和学科之间存在显著差异,学科和学段对大学生、小学生的影响较为显著,而对中学生的影响较小;理工科的效应值显著高于文科^[29]。然而,本研究由于专注于高等教育阶段,所以并未发现学段对大学生认知学习结果的影响存在显著差异,并且在应用托尼·比彻等提出的知识领域分类框架后,也未发现学科之间的显著差异。

在方法论方面,本研究也未发现存在具有显著影响的调节变量。根据研究结果,无论是大学生认知学习结果还是非认知学习结果,在经过4周的干预后,其效应值都较小。对于认知学习结果而言,采用准实验设计,并且实验组和控制组之间存在不同的教师因素,这样的研究设计则带来较大的效应值。对于非认知学习结果,采用真实验设计,并且实验组和控制组之间没有教师参与,这样的设计也能带来较大的效应值。基于这些结果,未来研究可以将实验研究的严格程度作为一个重要的调节变量加以考虑。

从自适应策略和技术的视角来看,自适应目标、反馈时间以及自适应技术均对大学生的认知学习结果具有显著的调节作用。第一,自适应目标中的自适应内容、评估、导航、呈现均对大学生认知学习结果具有高度的正向影响,而多种自适应目标对大学生认知学习结果的影响并不显著。这一发现支持了认知负荷理论在解释大学生认知学习结果方面的重要性。自适应学习系统根据学习者的个体差异和学习需求调整教材的难度、深度和呈现方式,提供更匹配学习者认知能力和学习风格的学习材料,从而减少内部认知负荷,提高学习效果。此外,自适应学习系统的个性化特征还能提供吸引人且导航性强的学习体验,帮助学习者组织和整合信息,减少外部认知负荷。这些结果也意味着自适应学习系统可能存在一定的交互效应或复杂性,使得多种自适应目标的组合并未带来额外的收益。第二,相较于延迟反馈策略,及时反馈的自适应策略对大学生认知学习结果更有效。这一发现与Ma等人^[9]的元分析结果存在差异,他们发现无论是否提供反馈,使用ITS都与统计学上显著的效应值相关。然而,我们的研究进一步探索了提供及时反馈这一调节变量,这在先前的元分析中尚未涉及。这种差异可能是由多个因素引起的,包括样本特征以及所研究的自适应学习系统的差异等。我们的发现进一步显示反馈时效性对大学生认知学习结果的重要性,并强调及时反馈在自适应策略中的积极

作用。第三,自适应系统或应用在认知学习结果上的合并效应值显著大于自适应教学或设计方法。这一发现与自适应学习系统或应用综合了计算机科学、教育科学、心理教育、语言学等多领域的支持密不可分^[30]。所以,未来的研究可以进一步探索如何在自适应学习系统或应用中整合情感和动机因素,以更全面地支持学习者的认知学习过程。

(二)研究启示

1. 基于“最佳证据”推动自适应学习系统的研发

对于学习的研究,需要一直与软件开发相伴^[31]。为了最大限度地提高自适应学习系统的有效性,研发人员应借鉴本研究得出的证据来进行系统的开发、测试和应用。(1)强化学习活动的自适应目标。在设计大学生自适应学习产品时,需要重点关注自适应学习的内容、评估和导航功能,包括引入多模态情感分析,提升情感分类性能,改进内容推荐;优化习题推荐算法,精简习题,让学生在最近发展区自我构建;结合游戏化设计和解锁式路径,提升产品吸引力,增加用户参与度和活跃度;根据学生需求和兴趣解锁拓展性课程和内容,帮助他们掌握学习节奏。(2)重视学习活动的灵活反馈。为了培养大学生独立思考、自主解决问题和元认知的能力,建议改进自适应技术中的反馈方式,采用“灵活反馈”。当答案与参考答案相似度高时,系统提供正误反馈,强化正向反馈;相似度低时,系统详细解释答案并推送类似难度的新内容。同时,在自适应学习系统中引入即时反馈机制,帮助大学生了解学习进展并调整学习目标、心态和计划。(3)推进以“学”为导向的自适应系统或应用的研发。本研究发现自适应系统或应用对大学生认知学习结果具有积极影响,但自适应教学或设计方法的影响尚不明显,这表明满足大学生学以致用需求的“以学习者为中心”原则的重要性。未来研发应更注重将自适应学习产品作为学习工具而非教学或设计工具;同时企业应挖掘自适应学习应用的新场景,推动高校教学理念和模式的创新,进一步完善校企、人机的协同育人机制。

2. 从组织层面引导大学生参与自适应学习活动

自适应学习的教育价值、高校师生的心理准备和正确认知,以及高校管理者提供的全方位培训和强有力的技术保障,都对大学生自适应学习的有效性产生重要影响。(1)挖掘自适应学习在多学科的应用潜力。尽管学科对自适应学习的效果并不存在显著调节作用,但不同学科间仍存在明显差异,特别是应用硬科学和纯软科学表现出中等偏上的效应。所以,高校在选择自适应学习产品时应考虑实际需求和定位,与企业合作进行计算机科学、英语等课程的前瞻性试点和科学布局,以提升产品的实用性和适应性。成功的试点项目可以为其他学科提供借鉴,并逐步推动自适应学习在各学科的大规模应用和推广。(2)完善人机协同的自适应学习生态环境。整合自适应技术到在线学习平台,为大学生提供个性化的学习内容和学习体验,推动大规模个性化教育。尽管人工智能技术在大学生自适应学习中发挥重要作用,但在逻辑思维和深刻理解方面仍有局限。因此,教师的核心思想及其与学生的有效沟通必不可少。未来教育是人机协同共育的时代,教师应善用人工智能技术解决传统教学中的难题;高校管理者应提供培训和技术支持,提高师生的人工智能素养,构建自适应学习技术治理体系,营造良好的学习生态环境。

3. 遵循科学的研究方法对自适应学习进行有效评估

自适应学习对大学生学习结果的有效评估取决于研究的质量,低水平的实验研究会降低实验结果的可靠性。(1)采取严格实验设计。研究发现,对于认知学习结果,相较于推断性统计数据,使用描述性统计数据会产生更大效应值;相较于真实验,准实验会产生更大效应值。对于非认知学习结果,当实验组和对照组均不配备教师时,其产生的效应值较高;相较于准实验,真实验会产生更大效应值。所以,未来研究人员应严格按照实验设计进行试验,排除无关变量的干扰,并提供完整的描述性数据,以提高自适应学习评估的研究质量,为深入了解大学生自适应学习效果 and 机制提供可靠依据。(2)丰富研究实施情境。当前研究情境单一且集中,导致调节效应分析中一些变量只能识别2~3个

类别。建议未来研究持续探索自适应学习的效果,并考虑与学习结果相关的重要背景因素,如文化和社会经济地位,并在较少被探究的情境中展开研究,如此将揭示和比较自适应学习在不同情境下的有效性,为自适应学习相关的政策制定者和实践者提供有价值的信息。(3)加强调节效应分析。仅关注整体有效性并不能充分挖掘自适应学习的价值,因此应转变关注重点,从“是或否”问题转向其他迫切且重要的方面,比如可以进行多变量效应分析,综合考虑研究情境、自适应策略、技术特征和研究质量的多样性影响,深入研究干预对特定学习者无效的原因,并提出消除和预防不利影响的方法,以确保大学生自适应学习的有效性。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国教育部. 关于推进教育新型基础设施建设构建高质量教育支撑体系的指导意见[EB/OL]. (20210720) [20230720]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s3342/202107/t20210720_545783.html.
- [2] 崔向平,徐娟. 自适应学习技术的应用、问题及趋势:访美国俄亥俄州立大学大卫·斯坦恩教授[J]. 开放教育研究,2019,25(5):410.
- [3] YAKIN M, LINDEN K. Adaptive e-learning platforms can improve student performance and engagement in dental education[J]. Journal of dental education, 2021,85(7):13091315.
- [4] 李璐. 自适应学习的内在动机对大学生自主学习效能影响的实证研究[J]. 江苏高教,2021(11):5259.
- [5] 李凤英,龙紫阳. 从自适应学习推荐到自适应学习牵引模型:“智能+”教育时代自适应学习研究取向[J]. 远程教育杂志,2020,38(6):2231.
- [6] SCHEITER K, SCHUBERT C, SCHÜLER A, et al. Adaptive multimedia: using gaze-contingent instructional guidance to provide personalized processing support[J]. Computers & education,2019(139):3147.
- [7] MARTIN F, CHEN Y, MOORE R L, et al. Systematic review of adaptive learning research designs, context, strategies and technologies from 2009 to 2018[J]. Educational technology research and development,2020,68(4):19031929.
- [8] STEENBERGEN-HU S, COOPER H. A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on college students' academic learning[J]. Journal of educational psychology,2014,106(2):334347.
- [9] MA W, ADESOPE O O, NESBIT J C, et al. Intelligent tutoring systems and learning outcomes: a meta-analysis[J]. Journal of educational psychology,2014,106(4):901908.
- [10] STEENBERGEN-HU S, COOPER H. A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on K-12 students' mathematical learning[J]. Journal of educational psychology,2013,105(4):970987.
- [11] FONTAINE G, COSSETTE S, MAHEU-CADOTTE M A, et al. Efficacy of adaptive e-learning for health professionals and students: a systematic review and meta-analysis[J]. BMJ open,2019,9(8):e025252.
- [12] LIU Z, MOON J, KIM B, et al. Integrating adaptivity in educational games: a combined bibliometric analysis and meta-analysis review[J]. Educational technology research and development,2020,68(4):19341959.
- [13] MAJOR L, FRANCIS G. A, TSAPALI M. The effectiveness of technology-supported personalised learning in low-and middle-income countries: a meta-analysis[J]. British journal of educational technology,2021,52(5):19351964.
- [14] KULIK J A, FLETCHER J D. Effectiveness of intelligent tutoring systems: a meta-analytic review[J]. Review of educational research,2016,86(1):4278.
- [15] BLOOM B S, ENGLEHART M D, FURST E J, et al. Taxonomy of educational objectives: the classification of education goals, handbook I: cognitive domain[M]. New York: Longman,1956:7.
- [16] RITZHAUPT A D, HUANG R, SOMMER M, et al. A meta-analysis on the influence of gamification in formal educational settings on affective and behavioral outcomes[J]. Educational technology research and development,2021,69(5):24932522.
- [17] PAGE M J, MCKENZIE J E, BOSSUYT P M, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews[J]. International journal of surgery,2021(88):105906.
- [18] BECHER T, TROWLER P. Academic tribes and territories: intellectual enquiry and the cultures of discipline [M]. Buckingham: SRHE and Open University Press,2001:36.
- [19] SUNG Y T, CHANG K E, LIU T C. The effects of integrating mobile devices with teaching and learning on students' learning performance[J]. Computers & education,2016,94(C):252275.
- [20] SCHMID R F, BERNARD R M, BOROKHOVSKI E, et al. The effects of technology use in postsecondary education: a meta-analysis of classroom applications[J]. Computers & education, 2014(72):271291.
- [21] WANG J, TIGELAAR D E H, ZHOU T, et al. The effects of mobile technology usage on cognitive, affective, and behavioural learning outcomes in primary and secondary education: a systematic review with meta-analysis[J]. Journal of

computer assisted learning,2023,39(2):304328.

- [22] SHUTE V J. Focus on formative feedback[J]. Review of educational research,2008,78(1):153189.
- [23] DEEVA G, BOGDANOVA D, SERRAL E, et al. A review of automated feedback systems for learners: classification framework, challenges and opportunities[J]. Computers & education,2021(162):104094.
- [24] COHEN J. A power primer[J]. Psychological bulletin,1992,112(1):155159.
- [25] BAKERMANS-KRANENBURG M J, VAN IJZENDOORN M H, JUFFER F. Less is more: meta-analyses of sensitivity and attachment interventions in early childhood[J]. Psychological bulletin,2003,129(2):195215.
- [26] HEDGES L V. Estimation of effect size from a series of independent experiments[J]. Psychological bulletin,1982,92(2):490499.
- [27] HIGGINS J P T, THOMPSON S G. Quantifying heterogeneity in meta-analysis[J]. Statistics in medicine, 2002,21(11):15391558.
- [28] 万海鹏. 自适应学习平台的关键技术与典型案例[J]. 人工智能,2019(3):96102.
- [29] 汪维富,毛美娟,闫寒冰. 智能导师系统对学业成就的影响研究:量化元分析的视角[J]. 中国远程教育,2019(10):4051.
- [30] 黄国祯,方建文,涂芸芳. 人工智能教育应用研究的全球图景与趋势[J]. 现代远程教育研究,2022,34(3):314.
- [31] 约翰·D. 布兰斯福特,安·L. 布朗,罗德尼·R. 科金,等. 人是如何学习的:大脑心理经验及学校(扩展版)[M]. 程可拉,孙亚玲,王旭卿,译. 上海:华东师范大学出版社,2013:208.

(责任编辑:张海生 校对:王茂建)

Research on the Effects of Adaptive Learning on Learning Outcomes of University Students: Based on a Meta-Analysis of 51 Experimental and Quasi-experimental Studies

WANG Jingxian, ZHOU Tian, YE Tong, LUO Jianghua

(Center for Studies of Education and Psychology of Ethnic Minorities in Southwest China, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: Introducing the adaptive learning technology to provide personalized learning services for university students is a crucial aspect of the digital transformation of higher education. The key issue in the development and application of adaptive learning systems is to what extent the adaptive learning can promote the learning outcomes of university students, and why it causes differences in their learning outcomes. While the previous studies have synthesized evidence on the effectiveness of adaptive learning on learning outcomes of university students, they often fail to differentiate the specific impact on different types of learning outcomes and provide comprehensive explanations for potential moderating effects. Based on this, a meta-analysis was conducted on experimental and quasi-experimental studies published in international journals to explore the impact of adaptive learning on cognitive and non-cognitive learning outcomes of university students, and to examine potential moderating variables that may lead to heterogeneity in research results. According to the strict inclusion criteria, a total of 51 studies were screened for comprehensive analysis. The results showed that compared with non-adaptive learning, adaptive learning had a significant moderate effect on both cognitive learning outcomes ($g = 0.751$) and non-cognitive learning outcomes ($g = 0.542$) of university students; a further analysis of moderating variables revealed that this effect was significantly moderated by “adaptive goals, feedback time, and adaptive techniques” in the cognitive learning outcomes of university students, but no significant moderating variables were found in the non-cognitive learning outcomes of university students. It can be seen that improving product development, application, and evaluation of adaptive learning remains a challenging task. Therefore, the development and application of adaptive learning systems should be based on “evidence”; organized guidance is necessary to encourage university students’ active participation in adaptive learning activities and foster a collaborative adaptive learning environment that synergizes human and machine capabilities; the academic research should prioritize the analysis of multivariate effects, delve into a thorough exploration of interventions, and ensure the effectiveness of such interventions.

Key words: adaptive learning; learning outcomes; higher education; meta-analysis