

基于大模型的导学智能体能促进生成式意义建构吗?

——理论模型与实证研究

杜修平¹, 王崑羽², 宋亚昕¹, 高玲泽¹

(1.天津大学 国际教育学院, 天津 300072;

2.天津大学 教育学院, 天津 300350)

[摘要] 生成式学习在实践中存在学习者参与主动性低、缺乏实时指导、个性化学习过程难以实施和生成式学习产物质量差等问题,大模型驱动的导学智能体凭借其多模态交互、动态认知诊断等特性,有望与生成式学习深度融合突破上述局限。为此,研究基于生成式意义建构框架构建导学智能体促进生成式意义建构理论模型,并结合眼动、EEG及问卷量表深入探究导学智能体对生成式意义建构过程及结果的影响和机制。研究发现,学习者在生成式意义建构过程中使用导学智能体能使大脑保持“低放松、高投入”状态,优化视觉认知行为,提高生成式学习产物质量;在学习结果上,学习者知识保持与迁移成绩显著提升,但导学智能体未能有效促进学习者的高阶思维能力,反而削弱问题解决能力。PLS-SEM分析发现,借助导学智能体提高生成式学习产物的质量是生成式意义建构成功的关键。最后,基于研究结果提出针对性建议,旨在破解生成式学习与AI融合的潜在教育风险,为生成式学习数智化发展提供理论支持和实践指导。

[关键词] 导学智能体; 大语言模型; 生成式意义建构; 高阶思维能力; PLS-SEM

[中图分类号] G434

[文献标志码] A

[作者简介] 杜修平(1974—),男,土家族,湖南张家界人。教授,博士,主要从事国际中文教育与学习科学研究。E-mail: duxiuping@tju.edu.cn。

一、问题的提出

生成式学习(Generative Learning)是指学习者使用恰当的教学策略,积极组织学习材料,整合自身已有知识,深度理解新知并构建连贯的心理表征,最终将其应用于新情境中的有意义学习方式^[1]。Logan Fiorella等人据此提出八种生成式学习策略:总结、制图、绘画、想象、自我测试、自我解释、教学和扮演^[2],这些策略适用于多种年龄与学段^[3]、多种教学环境^[4]及诸多学科领域,对于促进学习体验与学习效果具有显著成效。生成式学习是一种以学习者为中心的认知建构

理论,在实际应用中面临诸多挑战:学习者可能由于缺乏必要的先前知识、即时的教师指导及充分的学习动机,导致难以自主地、高质量地参与生成式学习的意义建构过程;另外,传统教学环境中由于学习者的认知能力参差不齐,生成式学习参与程度存在差异^[5],导致个性化的生成式学习难以有效实施。上述问题都可能直接影响生成式学习产物(如总结、自我解释的文本内容,制图、绘画的图示等)的质量,导致生成式学习效果不佳,使学习者陷入浅层学习的泥沼。

随着生成式人工智能技术与教育的深度融合,教育大模型正逐步超越传统教育技术作为“知识传递媒

介”的工具性定位,逐渐向学习者的“智能认知伙伴”转型,通过自然语言理解、深度逻辑推理等重塑学习者认知过程与学习方式^[6]。基于大模型的导学智能体是在这一变革趋势下催生出的智能导学系统,其核心是由大语言模型和特定功能模块(知识库等)驱动^[7-8],能够在数智空间中扮演教师、助教和学伴等角色并执行各类育人功能^[9]。其凭借高阶认知能力、强动态适应性及个性化互动能力,正在成为教育数智化转型的重要参与者,同时有望作为学习者参与生成式学习的智能助手,弥补传统生成式学习的局限,有效提高学习者参与度^[10]、学习效果^[11]及高阶思维能力^[12],推动深度学习的发生。

然而,现有研究尚未明确基于大模型的导学智能体对生成式学习过程与结果的影响及其内在机制,且缺乏系统性的理论框架及实证支撑。基于此,研究将基于生成式学习相关理论构建导学智能体促进生成式意义建构的理论模型,并以此为基础开展实验,结合眼动追踪与 EEG 技术深入探究导学智能体对生成式意义建构过程与结果的影响及其内在机制,旨在解决学习者在生成式学习中难以主动生成高质量学习产物、信息加工深度不足及知识整合能力受限等问题,为数智时代生成式学习的全面转型提供理论参考及实证依据。研究提出并解决以下三个问题:

问题一:生成式学习活动对学习行为与效果有何影响?

问题二:(1) 导学智能体对学习者在生成式意义建构过程中的认知行为和生成式学习产物质量有何影响?(2)能否促进生成式意义建构的学习效果及学习者高阶思维能力?

问题三:导学智能体影响生成式意义建构的机制为何?

二、理论模型构建

“选择—组织—整合”(SOI)框架与“交互—建构—主动—被动”(ICAP)框架是解读生成式学习过程与结果的两种经典理论框架^[13]。SOI 框架指出生成式学习是学习者通过选择学习材料中的关键信息,自主组织形成连贯的心理表征,并整合新旧知识来建构意义,且学习者的先前知识、元认知与学习动机等对生成式学习至关重要。ICAP 框架则根据学习者的显性学习行为将学习划分成四种参与方式,强调学习者的认知加工深度与学习效果之间的层级关系,主张通过外显性学习行为来判断学习者的实际认知参与水平,进而优化生成式学习设计以促进深度学习发生^[14]。为

了明确不同生成式学习活动 (Generative Learning Activities, 简称 GLAs) 的具体差异和独特性,并进一步揭示 GLAs 与学习者特征、学习材料表征之间的互动关系,Logan Fiorella 于 2023 年提出生成式意义建构框架 (Generative Sense-making Framework)^[15]。该框架将学习者的内部意义建构方式归纳为三类 GLAs: 言语解释 (Explaining)、图示表征 (Visualizing)、具身表现 (Enacting), 主要功能分别为模拟、组织和概括知识,其中蕴含一个重要假设:学习者能够通过主动组织和模拟学习材料(具身表现与图示表征),促进对知识的高质量概括性理解(言语解释)。框架还指出教学要素将作为外部支持为学习者提供合适的学习材料及适当的 GLAs 指导,学习者特征将决定学习者在 GLAs 中的实际表现,GLAs 产品则反映学习者的认知参与水平,并为教师提供诊断性信息以优化学习设计。

研究以生成式意义建构框架为基础,将基于大模型的导学智能体引入生成式意义建构过程,构建了导学智能体促进生成式意义建构理论模型,如图 1 所示。该模型提倡将导学智能体作为学生进行 GLAs 的引导者,弥补人类教师在个性化导学、实时反馈及学习质量监测等方面的不足,为学习者提供动态适应、即时响应的学习辅导与帮助,以期克服 GLAs 可能面临的认知负荷过重、元认知调节不足、学习动机弱及情绪低落等潜在障碍。模型还重视学习者在参与 GLAs 过程中与导学智能体的深度交互,并认为其对生成式学习过程(学习行为及 GLAs 产物质量)与结果(学习效果)均存在积极影响。此外,研究表明生成式人工智能对于促进学习者高阶思维能力具有独特作用,为此模型将高阶思维能力纳入学习效果,全面表征学习者的知识能力及综合素养。该模型不仅为本研究提供创新理论基础,也为后续实证研究设计与假设构建提供系统指导,有效推动理论探索与实践应用的深度融合。

三、研究方法

(一) 实验设计与被试

研究采用单因素被试间实验设计,共三个实验分组:控制组、GLAs 组、GLAs+导学智能体组。自变量为学习者的学习方式,因变量包括生成式学习产品质量、学习者认知行为、学习效果及高阶思维能力。采用 G*Power 预估被试量,参考相关研究^[16]选取效应值 Cohens'd 为 0.8,α 为 0.05,统计检验力为 0.8,每组至少需要 26 名被试。从某大学招募被试 85 人,去除数

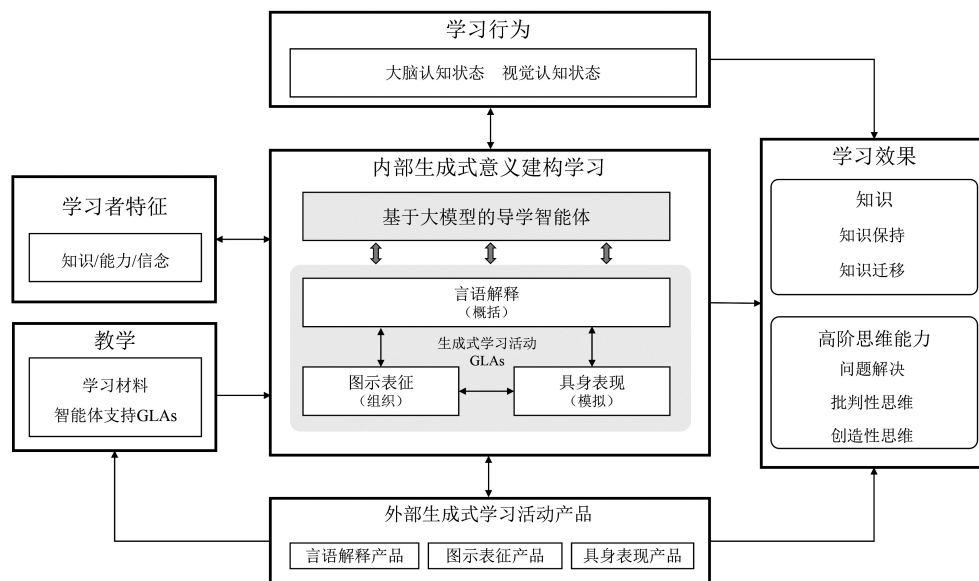


图1 导学智能体促进生成式意义建构理论模型

据采集异常的被试 5 人及先前知识水平较高的被试 1 人,最终保留 79 人(男 25 人,女 54 人),被试被随机分配至三个实验组中,三组人数分别为 27 人、26 人和 26 人。三组被试性别(卡方检验: $p=0.485>0.05$)、年龄(ANOVA 分析: $F=0.793, p=0.456>0.05$)及关于学习材料的先前知识水平(ANOVA 分析: $F=1.234, p=0.297>0.05$)均不存在显著差异。

(二)实验材料

1. 学习材料与 GLAs

研究使用的学习材料为科普视频“汉字字符的计算机编码”,包含“计算机中处理汉字要解决的三个问题”和“计算机处理汉字的流程”两个部分,时长为 9 分 1 秒。被试在视频学习过程中需要完成三种 GLAs:对视频中关键元素进行鼠标追踪(具身表现)、制作视频知识内容的可视化思维导图(图示表征)和自我总结视频知识内容(言语解释)。

2. 导学智能体设计

研究采用基于检索增强生成(RAG)技术的知识库问答系统 MaxKB 构建导学智能体^[17],接入讯飞星火 Spark 4.0 Ultra 大模型,设定智能体角色为导学助手,将课程的文本资料导入知识库并关联至智能体

中,通过提示词引导,智能体将根据学习者提出的问题,从知识库中索引相似度较高的内容作为参考,生成高质量回答,其核心功能是帮助学习者理解新知、解答问题、检查并完善生成式学习产物。三个实验分组的学习界面如图 2 所示。

(三)测量变量与工具

研究采用的实验测量工具见表 1。

(四)实验流程

研究实验流程如图 3 所示。在实验中,三组被试均可自行控制视频进度。C 组被试仅需按顺序完成视频知识点的学习;G 组在学习每一个知识点时需进行鼠标追踪同时构建思维导图,并针对知识点进行自我总结,直至完成所有知识点学习;GA 组在构建思维导图时可以向导学智能体提问、互动,以促进知识理解与完善思维导图,在自我总结结束后,导学智能体将根据总结情况对学习者的表扬、纠错或激励等回复。

四、数据分析与讨论

三个实验分组的各项实验数据描述性统计结果如表 2。借助独立样本 t 检验进行组间差异显著性分析,回答研究问题一和二,并采用适合小样本

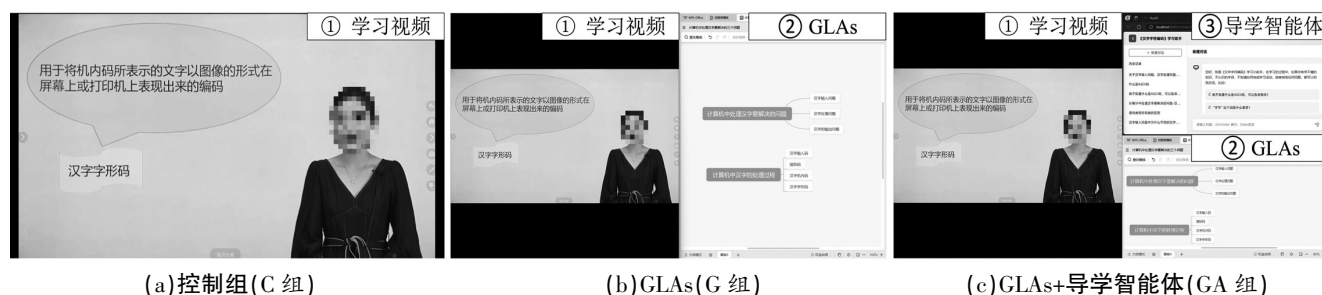


图2 学习界面

表 1

实验测量工具

测量维度	测量指标	工具介绍
前测	被试情况	被试基本信息问卷:收集被试的性别、年龄、专业、视力情况等基本信息
	先前知识水平	先前知识问卷:被试自主评定对将要学习知识的熟悉程度,采用李克特 5 点式量表,共 5 个题目。 (Cronbach's $\alpha=0.834$)
认知行为	脑波占比	BrianLink Pro 头戴脑电仪:已有研究证实 theta 波与轻松状态正相关 ^[18] ,high alpha 波与注意力投入及认知正相关 ^[19] ,为此选取 theta 和 high alpha 脑波占比为研究变量
	眼动指标	Tobii Pro Spectrum 眼动仪:选取平均注视时间指标来描述学习者的认知投入情况与认知加工程度
生成式学习 产品质量	鼠标追踪	Tobii Pro Spectrum 眼动仪:研究借用眼动数据中代表注意力调控的眼跳次数来描述学习者进行鼠标追踪 GLA 的质量
	导图字数、节点数	借助办公软件工具统计被试在图示表征 GLA 中制作的导图节点数量及总字数
	总结字数	借助办公软件工具统计被试在言语解释 GLA 中的自我总结字数
学习效果	知识保持与迁移	保持测试与迁移测试:根据实验材料自主编制测试,其中保持测试用来检测被试对所学知识的记忆情况,迁移测试检测被试应用所学知识解决新问题的能力。(Cronbach's $\alpha=0.844$)
高阶思维 能力	问题解决能力	问题解决能力量表:改编自 Hwang 等人的研究,共包含 5 项李克特 5 点式题目 ^[20] (Cronbach's $\alpha=0.780$)
	批判性思维	批判性思维量表:改编自 Lai 等人的研究,共包含 5 项李克特 5 点式题目 ^[21] (Cronbach's $\alpha=0.830$)
	创新思维能力	创新思维量表:改编自 Chai 等人的研究,共包含 4 项李克特 5 点式题目 ^[22] (Cronbach's $\alpha=0.820$)

和探索性研究的偏最小二乘结构方程模型 (PLS-SEM)分析导学智能体影响生成式意义建构的机制,回答研究问题三。

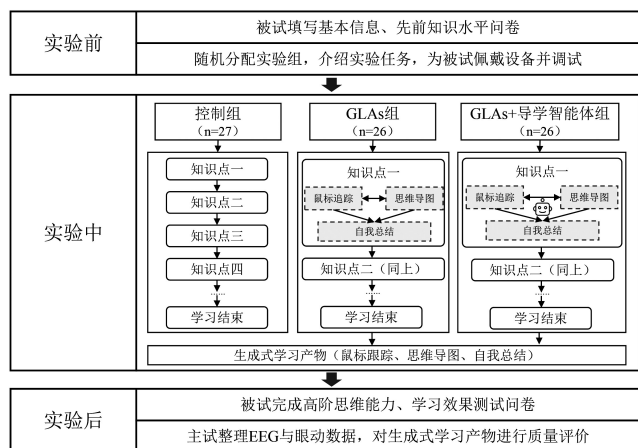


图 3 实验流程图

表 2

描述性统计表 (Mean±SD)

测量维度	测量指标	C 组 (N=27)	G 组 (N=26)	GA 组 (N=26)
认知行为	theta 脑波占比	0.359±0.111	0.356±0.123	0.303±0.071
	high alpha 脑波占比	0.229±0.104	0.227±0.096	0.280±0.071
	平均注视时间	242.37±54.506	233.58±54.257	256.00±29.768
生成式学习产品质量	眼跳次数	/	2371.85±1670.902	5305.65±1514.635
	导图字数	/	189.08±134.647	314.15±158.989
	导图节点数	/	20.808±8.173	28.269±9.602
	总结字数	/	188.00±136.574	369.31±165.606
学习效果	知识保持	7.44±4.894	10.19±4.956	14.12±3.973
	知识迁移	1.59±2.024	2.58±2.194	4.88±3.024
高阶思维能力	问题解决能力	19.89±2.501	20.54±2.760	17.54±4.159
	批判性思维	18.30±3.232	19.38±3.073	18.12±3.570
	创新思维能力	13.78±2.665	12.88±2.613	12.00±3.175

(一)生成式学习活动对学习行为与效果的影响

将 C 组与 G 组数据进行独立样本 t 检验分析,结果显示:两组被试 Theta 脑波占比 [$t(51)=0.109, p=0.914>0.05$]、High Alpha 脑波占比 [$t(51)=0.072, p=0.943>0.05$]、平均注视时间 [$t(51)=0.588, p=0.559>0.05$]均不存在显著差异;知识保持水平存在中等程度的显著差异 [$t(51)=2.031, p=0.047<0.05$, Cohen's $d=0.558$], 知识迁移水平存在较小程度的边缘显著差异 [$t(51)=1.699, p=0.096<0.1$, Cohen's $d=0.467$];高阶思维能力中问题解决能力 [$t(51)=0.898, p=0.373>0.05$]、批判性思维 [$t(51)=1.255, p=0.215>0.05$]及创新思维能力 [$t(51)=1.232, p=0.224>0.05$]均不存在显著差异。

综上分析回答研究问题一:

第一,本研究中 GLAs 显著促进学习者的知识保持,小幅提高了知识的迁移应用能力。该结论证明研究

使用的 GLAs 整体上能促进学习效果,与关于手势^[23]、自我解释^[24]等策略促进学习的元分析研究结论一致,学习者主动参与 GLAs 进行知识构建能够强化知识的组织编码过程,比被动接受更容易形成持久的知识记忆;另外,学习者参与 GLAs 时有效引发对知识的初步应用关联思考,但可能由于任务复杂度较低且拓展性不足,仅小幅提升了知识的迁移应用能力。

第二, GLAs 未能优化学习者脑与视觉认知行为及高阶思维能力培养。可能由于两组在任务难度、认知资源分配需求等方面较为相似,导致 Theta 波、High Alpha 波及平均注视时间没有显著差异。由于高阶思维的培养需要学习者积极提出问题,并参与多步骤推理及多角度分析, GLAs 仅为学习者提供了单向交互,未涉及问题反馈或批判性反思环节(如元认知策略指导、情绪支持等),导致深度思维难以激发。该问题有待通过在 GLAs 中融入导学智能体的交互式问答来解决,为此研究将在 GLAs 能够有效促进学习效果这一结论的基础上,进一步分析导学智能体对生成式意义建构的深层影响。

(二)导学智能体对生成式意义建构过程的影响

将 G 组与 GA 组学习过程数据进行独立样本 t 检验分析,结果显示:两组大脑 theta 脑波占比存在中等程度的边缘显著差异 [$t(50)=1.895, p=0.064<0.1$, Cohen's $d=0.525$], High Alpha 脑波占比存在中等程度的显著差异 [$t(50)=2.281, p=0.027<0.05$, Cohen's $d=0.633$];平均注视时间存在中等程度的边缘显著差异 [$t(50)=1.847, p=0.071<0.1$, Cohen's $d=0.512$];两组眼跳次数(具身表现质量)存在较大程度的极其显著差异 [$t(50)=6.633, p<0.01$, Cohen's $d=1.840$], 导图字数与节点数(图示表征 GLA 质量)均存在较大程度的极其显著差异 [$t(50)=3.061, p=0.004<0.05$, Cohen's $d=0.849$; $t(50)=3.017, p=0.004<0.05$, Cohen's $d=0.870$], 总结字数(言语解释质量)存在较大程度的极其显著差异 [$t(50)=4.307, p<0.01$, Cohen's $d=1.194$]。

综上分析回答研究问题二(1):

第一,在 GLAs 中加入导学智能体辅助学习者完成生成式意义建构能够显著促进学习者的认知行为,具体表现为更适宜进行认知加工的“低放松、高投入”大脑认知状态及更深层的视觉认知加工过程。GLAs 往往需要学习者整合新旧知识、组织信息并进行深度加工,这一过程要求学习者能够高效分配认知资源。在脑认知层面,大脑 Theta 波占比的降低除了与放松状态相关外,还与认知负荷水平呈现正相关, GLAs 中导学智能体的介入降低了学习者 Theta 脑波占比,同

时提高 High Alpha 脑波占比,帮助学习者优化了认知资源分配,减少了无效的认知负荷,同时增强了专注度和信息整合能力,使学习者在更轻松的脑认知状态下开展高质量生成式学习;视觉认知行为层面,导学智能体的引入可能促使学习者在关键知识点或智能体的反馈信息等核心区域停留更长时间,以便充分地理解和整合信息,表现为平均注视时间的显著增多,进一步证明了学习者在导学智能体的协助下,能够在信息处理和意义建构上投入更多精力,从而提升学习质量。另外,研究通过分析被试与导学智能体的交互过程发现,学习者在参与 GLAs 时常面临的主要挑战是缺乏掌握新知识所必须的先前知识,因此会较频繁地向导学智能体提问相关内容,导学智能体通过实时调用知识库,为学习者提供即时、个性化的知识支持,有效弥补学习者的认知空缺,确保学习活动顺利开展。

第二,导学智能体使学习者自主参与的生成式学习产品质量得到了全面提升,意味着学习者在知识整合、信息组织与输出方面表现更优。在知识整合阶段,学习者眼跳次数显著增加,表明其在知识建构过程中能够更加主动地探索和调整学习内容,展现出更高质量的具身表现参与;在信息组织阶段,学习者自主生成思维导图时可能会遇到内容组织困难或关键知识点遗漏的问题,而导学智能体可以基于学习者当前的问题需求提供适当的学习建议,使学习者能够更流畅地完成知识构建,提高图示表征产物质量;在信息输出阶段, G 组学习者在完成总结任务时往往表现出明显的焦虑、低任务价值感与低自我效能感^[25],可能影响后续知识的学习,而 GA 组学习者可以使用导学智能体辅助检查总结内容,获得即时的正误反馈并接受适当的元认知指导和情绪支持,提高言语概括的质量。

(三)导学智能体对生成式意义建构结果的影响

将 G 组与 GA 组学习结果数据进行独立样本 t 检验分析,结果显示:两组知识保持与知识迁移水平均存在较大程度的显著差异 [$t(50)=3.149, p=0.003<0.05$, Cohen's $d=0.875$; $t(50)=3.149, p=0.003<0.05$, Cohen's $d=0.871$];高阶思维能力中,学习者问题解决能力存在较大程度的显著差异 [$t(50)=3.065, p=0.004<0.05$, Cohen's $d=0.850$], 导学智能体加入 GLAs 显著降低了学习者的问题解决能力,批判性思维 [$t(50)=1.374, p=0.176>0.05$]与创新思维能力 [$t(50)=1.097, p=0.278>0.05$]不存在显著差异。

综上分析回答研究问题二(2):

第一,导学智能体介入 GLAs 显著提高了学习者的知识保持与迁移应用能力。有研究表明,高质量的

生成式学习产品质量能够预测更好的学习效果^[26],本研究结论同样验证了这一假设,导学智能体在优化学习产品质量的同时,也进一步促进了学习者对知识的长期保持与迁移应用,说明导学智能体对于促进生成式意义建构效果良好。

第二,在GLAs中使用导学智能体对高阶思维能力的提升作用相对有限,甚至可能对学习者问题解决能力产生一定的抑制效应。这与本研究的预期假设存在偏差,深入剖析其原因可能有以下几个方面:首先,学习者可能对导学智能体形成过度依赖,在遇到问题时倾向于直接获取智能体提供的解答,而非自主思考和探索不同的解决路径,从而削弱了自主学习能力和问题解决高阶能力的培养^[27];其次,导学智能体可能提供了过度支持,即在学习过程中给予了过多的即时反馈和精准指导,减少了学习者经历适度挑战和试错过程的机会,而适度的认知冲突和挑战被认为是促进高阶思维能力发展的关键因素^[28]。

第三,干预时长的限制可能影响了研究结论的准确性,部分高阶思维能力的培养需要较长的时间周期,而本研究中的干预时间可能尚不足以充分展现导学智能体对学习者问题解决能力的深远影响。合理的导学智能体设计应注重控制智能体的介入程度,逐步降低外部支持的强度,引导学习者主动构建知识、独立解决问题,以确保高阶思维能力的有效发展。

(四)导学智能体促进生成式意义建构的机制分析

研究根据前文提出的导学智能体促进生成式意义建构理论模型构建假设模型,并结合G组与GA组实验数据在SmartPLS软件中进行PLS-SEM分析,挖掘导学智能体促进生成式意义建构的内在机制。

1. 假设模型构建

假设模型如图4所示。根据研究问题二的相关结论,导学智能体未能促进学习者高阶思维能力,为此模型暂未纳入该指标。其中Theta脑波占比指标由于共线性检验未通过($VIF=5.608>5$),因此在模型后续分析中被删除。

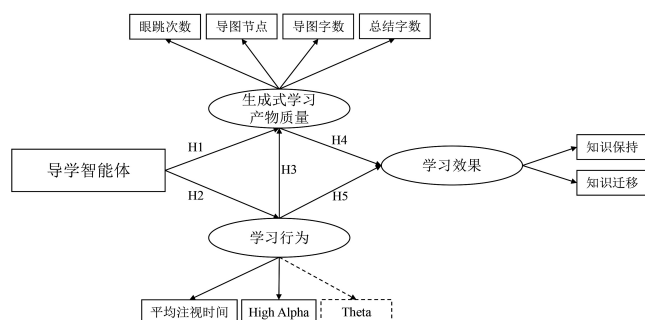


图4 假设模型

2. 假设检验分析

(1)信度与效度检验

信效度检验分析结果见表3。所有潜变量Cronbach's α 与CR值均大于0.7,表明各观测变量的测量具有较好的信度与可靠性,其内部一致性较好;各潜变量的AVE值均大于0.5,其观测变量的因子载荷均大于0.7,证明该模型具有较好的聚合效度;各变量的AVE平方根均大于潜变量之间的相关系数,表明模型的区分效度较好^[29]。所有观测变量(除Theta指标)的VIF值均小于5,表明模型不存在共线性问题。

(2)结构模型与路径系数

通过Bootstrapping检验方法确立自变量与因变量之间关联的显著性,并计算出标准化路径系数,结果见表4。共三条假设得到验证:导学智能体对于提高生成式学习产物质量具有显著影响(H1);导学智能体显著促进学习者的学习行为(H2);生成式学习产物的质量能够显著正向影响学习效果(H4)。学习行为对生成式学习产物质量(H3)和学习效果(H5)两个变量不存在显著影响。模型中自变量对生成式学习产物质量($R^2=0.415$)及学习效果($R^2=0.393$)具有中等程度的解释力,对学习行为($R^2=0.107$)具有较小程度的解释力;模型对三个潜变量均具备一定程度的预测能力(学习行为 $Q^2=0.014$,生成式学习产品质量 $Q^2=0.007$,学习效果 $Q^2=0.044$)。最终的假设验证模型如图5所示。

3. 假设检验结果分析

根据分析结果回答研究问题三。研究发现导学智能体促进生成式意义建构的核心机制是:学习者在参与GLAs时使用导学智能体能够较大程度地提高生成式学习产物的质量,进而较大程度促进学习效果的提升。首先,积极的学习行为虽然能够促进学习者的认知活动,但可能更多地表现为表层的参与和活跃度,这些行为本身不能够确保知识的深度理解和应用,也不一定能直接转化为学习效果的提升。其次,生成式学习产品是学习者在参与学习过程中积极参与、整合和加工信息的产物,生成式产品质量的提高意味着学习者在知识建构过程中进行了深度思考和信息整合,从而有效促进了理解和记忆,这种深度的学习结果比仅仅通过行为参与的浅层学习更能促进长期学习效果。第三,生成式学习往往需要学习者主动调动认知资源,进行知识的分析、组织和表达。与使用单一的GLAs相比,学习者通过导学智能体支持完成生成式产物,能够帮助学习者更有效地管理认知负荷^[30],避免过度依赖反复行为,而是通过深度加工和内化学习

表 3 信度、效度与共线性分析结果

潜变量	观测变量	因子载荷	Cronbach's α	CR	AVE	潜变量相关系数与 AVE 平方根			VIF
						学习行为	产品质量	学习效果	
学习行为	平均注视时间	0.885	0.850	0.823	0.701	0.837			1.200
	high alpha	0.786							1.200
产品质量	眼跳次数	0.801	0.837	0.891	0.892	0.357	0.819		1.687
	导图节点数	0.746							1.771
	导图字数	0.881							2.737
	总结字数	0.842							1.854
学习效果	知识保持	0.951	0.880	0.943	0.671	0.073	0.608	0.945	2.606
	知识迁移	0.939							2.606

表 4 结构方程模型路径检验结果

假设	路径	β 值	T 值	p 值	f^2	效应强度
H1	导学智能体→生成式学习产品质量	1.135	5.746	0.000	0.492	大
H2	导学智能体→学习行为	0.655	2.795	0.005	0.120	小
H3	学习行为→生成式学习产品质量	0.171	1.144	0.253	0.045	小
H4	生成式学习产品质量→学习效果	0.667	8.538	0.000	0.639	大
H5	学习行为→学习效果	-0.165	1.341	0.180	0.039	小

内容来提高学习效果,研究中所发现的学习行为显著优化正是对这一显现的有力印证。

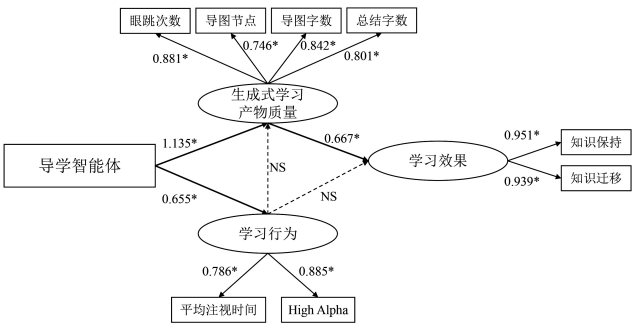


图 5 假设验证模型

注: NS 及虚线表示该路径不显著,* 表示路径显著水平<0.05。

五、结论与建议

研究分析了导学智能体对生成式意义建构过程及结果的影响及机制,发现导学智能体能够助力学习者在参与 GLAs 时保持“低放松、高投入”的大脑认知状态,并积极调用视觉认知资源对知识信息进行组织加工,产出更高质量的生成式学习产物,最终提高知识保持与知识迁移成绩。PLS-SEM 分析发现,导学智能体促进生成式意义建构的核心机制为:学习者使用导学智能体显著提高生成式学习产物的质量,进而促进学习效果。因此,高质量的生成式学习产品是生成式意义建构成功有效的关键。研究为生成式人工智能融入生成式学习提供了一定的理论支撑和实证依据,基于研究结论进一步提出四条建议,旨在推动导学智能体与生成式意义建构的深度融合,促进生成式学习

的数智化发展。

(一)挖掘大模型与生成式学习的联动机制,推动创新理论与教学实践的有机融合

研究构建的导学智能体促进生成式意义建构理论模型一定程度上解释了导学智能体如何影响生成式意义建构的外显学习行为、生成式学习产物质量及最终的学习效果,但尚未能完全揭示导学智能体生成内容与学习者个体内部生成式学习之间的内在联动机制及其融合奇点。未来研究应聚焦基于大模型的导学智能体与生成式学习的深度联动,挖掘其协同机制,以理论创新指导 GLAs 的实际应用,推动教学实践中的生成式学习有效开展。

(二)探索生成式学习产物质量评估融入过程性评价的新模式,保障学习成效高质量转化

研究结论发现,生成式学习产品的质量对于基于大模型的生成式学习效果提升具有重要作用,也有研究提出生成式学习产物不仅反映了学习者的思维深度和认知加工,还能作为预测学习结果的重要工具。然而,本研究对生成式学习产物质量的评估不够全面,仅将眼跳次数及产品完成的数量等指标作为评估标准,且并未将其作为学习结果的预测要素来考量。未来应探索将生成式学习产品质量评估融入过程性评价的新模式,以全面了解学习者的知识建构过程并及时干预,进而保障学习成效的高质量转化。

(三)优化人机交互设计并注重交互质量,防范认知外包、教育去人化等重大风险导致的生成式学习失败

研究通过分析学习者与导学智能体的交互行

为记录发现,学习者在生成式学习过程中面临的主要困难包括先前知识的不足、对 GLAs 的不熟悉及对生成式学习产物缺乏自信等,这些导致学习者频繁向导学智能体求助相关问题。因此,未来研究应结合交互设计的创新方法,精准把握大模型融入生成式学习的环节,以更好地对接学习者的需求。同时,可参考本研究采用的检索增强生成技术,通过构建知识库训练大模型如何开展生成式学习支持,提高大模型的回答输出质量,避免低质量和无效交互的发生。

(四)规范大模型与生成式学习融合边界,避免技术滥用与依赖造成的学习者高阶思维能力消解

本研究发现,基于大模型的生成式学习范式并未有效促进学习者的高阶思维能力发展,甚至导致了学习者问题解决能力受到削弱。该现象表明,大模型与生成式学习的融合存在一定的边界,未来研究应关注如何规范二者的融合限度,避免技术的滥用和过度依赖等为学生带来的负面影响。例如,通过加强师生人工智能素养培育,创设专为高阶思维能力培养的学习环节和活动等,为学习者高阶思维能力发展做好必要准备。

[参考文献]

- [1] WITTRICK M C. Generative processes of comprehension[J]. Educational psychologist, 1989,24(4):345-376.
- [2] FIORELLA L, MAYER R E. Eight ways to promote generative learning[J]. Educational psychology review, 2016,28:717-741.
- [3] BROD G. Generative learning: which strategies for what age?[J]. Educational psychology review, 2021,33(4):1295-1318.
- [4] 王雪,杨文亚,卢鑫,等. 生成性学习策略促进 VR 环境下学习发生的机制研究[J]. 远程教育杂志,2021,39(3):65-74.
- [5] CASTRO-ALONSO J C, DE KONING B B, FIORELLA L, et al. Five strategies for optimizing instructional materials: instructor-and learner-managed cognitive load[J]. Educational psychology review, 2021,33(4):1379-1407.
- [6] 乔雪峰. 从工具赋能到智能协同:生成式人工智能驱动的教育模式转型[J]. 南京社会科学,2025(1):126-134.
- [7] 袁磊,徐济远,梁世松. 智能体赋能的人机协同跨学科主题教学支持模型[J]. 电化教育研究,2025,46(3):87-94.
- [8] 肖君,白庆春,陈沫,等. 生成式人工智能赋能在线学习场景与实施路径[J]. 电化教育研究,2023,44(9):57-63,99.
- [9] 王雪,孙明琳,杨洁,等. 教育智能体如何提供更有效的支持?——基于 EEG 信号的脑机制与优化策略探究[J]. 电化教育研究,2025,46(2):49-56.
- [10] HAO Z, JIANG J, YU J, et al. Student engagement in collaborative learning with AI agents in an LLM-empowered learning environment: a cluster analysis[EB/OL]. [2025-03-03]. <https://arxiv.org/abs/2503.01694>.
- [11] 付道明,仇星月,张梅,等. 大语言模型支持的泛在学习应用场景及策略研究[J]. 电化教育研究,2024,45(10):65-71,109.
- [12] 李海峰,王伟. 人机争论探究法:一种争论式智能会话机器人支持的学生高阶思维能力培养模式探索[J]. 电化教育研究,2024,45(3):106-112,128.
- [13] 洛根·费奥雷拉,盛群力,张恩铭. 理解生成式学习[J]. 远程教育杂志,2023,41(6):20-33.
- [14] CHI M T H, WYLIE R. The ICAP framework: linking cognitive engagement to active learning outcomes[J]. Educational psychologist, 2014,49(4):219-243.
- [15] FIORELLA L. Making sense of generative learning[J]. Educational psychology review, 2023,35(2):50.
- [16] FIORELLA L, MAYER R E. The relative benefits of learning by teaching and teaching expectancy [J]. Contemporary educational psychology, 2013, 38(4): 281-288.
- [17] 杜修平,王崑羽. 检索增强生成赋能智能导学系统构建研究——基于本地大模型与私有知识库[J]. 中国电化教育,2025(5):117-127.
- [18] BACEVICIUTE S, MOTTELSON A, TERKILDSEN T, et al. Investigating representation of text and audio in educational VR using learning outcomes and EEG[C]//Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2020:1-13.
- [19] 翟雪松,许家奇,陈鑫源,等. 文本呈现方式对视觉舒适度的影响——基于人工智能与脑电协同的分析[J]. 开放教育研究,2023,29(1):70-80.
- [20] HWANG G J, CHEN C H. Influences of an inquiry-based ubiquitous gaming design on students' learning achievements, motivation, behavioral patterns, and tendency towards critical thinking and problem solving [J]. British journal of educational technology, 2017,48(4):950-971.
- [21] LAI C L, HWANG G J. Effects of mobile learning time on students' conception of collaboration, communication, complex problem-solving, meta-cognitive awareness and creativity[J]. International journal of mobile learning and organization, 2014,8(3-4):276-291.

- [22] CHAI C S, DENG F, TSAI P S, et al. Assessing multidimensional students' perceptions of twenty-first-century learning practices[J]. Asia pacific education review, 2015, 16: 389-398.
- [23] DARGUE N, SWELLER N, JONES M P. When our hands help us understand: a meta-analysis into the effects of gesture on comprehension[J]. Psychological bulletin, 2019, 145(8): 765.
- [24] BISRA K, LIU Q, NESBIT J C, et al. Inducing self-explanation: a meta-analysis[J]. Educational psychology review, 2018, 30: 703-725.
- [25] KARABENICK S A, BERGER J L, RUZEK E, et al. Strategy motivation and strategy use: role of student appraisals of utility and cost[J]. Metacognition and learning, 2021, 16(2): 345-366.
- [26] SCHWAMBORN A, MAYER R E, THILLMANN H, et al. Drawing as a generative activity and drawing as a prognostic activity[J]. Journal of educational psychology, 2010, 102(4): 872.
- [27] 翟雪松, 季爽, 焦丽珍, 等. 基于多智能体的人机协同解决复杂学习问题实证研究[J]. 开放教育研究, 2024, 30(3): 63-73.
- [28] 孙丹, 朱城聪, 许作栋, 等. 基于生成式人工智能的大学生编程学习行为分析研究[J]. 电化教育研究, 2024, 45(3): 113-120.
- [29] FORNELL C, LARCKER D F. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error[J]. Journal of marketing research, 1981, 18(1): 39-50.
- [30] WU Y. Integrating generative AI in education: how ChatGPT brings challenges for future learning and teaching[J]. Journal of advanced research in education, 2023, 2(4): 6-10.

Can Large Model-based Tutoring Agents Facilitate Generative Sense-making? —Theoretical Model and Empirical Research

DU Xiuping¹, WANG Yinyu², SONG Yaxin¹, GAO Lingze¹

(1.School of International Education, Tianjin University, Tianjin 300072;

2.School of Education, Tianjin University, Tianjin 300350)

[Abstract] Generative learning in practice has several challenges, including low learner engagement, lack of real-time guidance, difficulties in implementing personalized learning processes, and poor quality of generative learning products. Large model-driven tutoring agents, with their multimodal interaction and dynamic cognitive diagnosis, are expected to deeply integrate with generative learning and overcome these limitations. Therefore, based on the generative sense-making framework, this study constructs a theoretical model of tutoring agents facilitating generative sense-making, and combines eye-tracking, EEG and questionnaires to deeply explore the impact and mechanism of tutoring agents on the process and outcomes of generative sense-making. The study has found that when learners use tutoring agents in the process of generative sense-making, their brains can maintain a state of "low relaxation and high engagement", optimize visual cognitive behaviors, and improve the quality of generative learning outcomes. In terms of learning outcomes, learners demonstrate significant improvements in knowledge retention and knowledge transfer. However, tutoring agents fail to effectively promote learners' higher-order thinking skills and even weaken their problem-solving abilities. PLS-SEM analysis further shows that improving the quality of GLA products with the assistance of tutoring agents is the key to successful generative sense-making. Finally, based on these findings, targeted suggestions are put forward to address the potential educational risks in the integration of generative learning and AI, providing theoretical support and practical guidance for the digital intelligence development of generative learning.

[Keywords] Tutoring Agent; Large Language Model; Generative Sense-making; Higher-order Thinking Skill; PLS-SEM