

人机协同学习对个体生成式意义建构影响研究

金涛¹ 吴天生²

(1. 广东技术师范大学教育科学学院, 广东广州 510665; 2. 广东技术师范大学教育技术中心, 广东广州 510665)

【摘要】 GAI支持的人机协同学习活动中,个体生成式意义建构的质量受多重因素影响。本研究基于分布式认知理论及生成式学习发生机制,采用结构方程模型,构建个体生成式意义建构影响因素模型。模糊集定性比较分析结果表明,GAI支持与人机协同学习是产生高质量生成式意义建构的必要条件,生成式意义建构的影响因素共有七种条件组态;学习者的先前知识决定了GAI的支持方向与具体用途,二者可形成合力;GAI的条件作用与人机协同学习活动的载体作用被学习动机催化;生成式意义建构质量直接取决于元认知能力;主体能力应和客体行为协同助力生成式意义建构质量的提升。

【关键词】 GAI支持; 人机协同学习活动; 生成式意义建构; 影响因素模型; 条件组态

【中图分类号】 G434

【文献标识码】 A

【文章编号】 1007-2179(2026)02-0076-13

一、引言

生成式人工智能(GAI)支持的人机协同学习,能让大规模个性化教育成为可能(吴砥等,2022),是数智教育时代人才培养的重要路径。在GAI赋能下,人机协同学习活动呈现多元化形态,如具身人工智能参与的自主定制学习、可解释性人工智能参与的协作学习、它异性人工智能参与的探究学习、背景态人工智能参与的社群互动学习。这些不仅诠释了人机协同学习的目标整合性、内容场景性、主体互动性、环境多元性和反馈群体性等特征(何文涛等,2023),也阐明了GAI支持的人机

协同学习本质是生成式学习。它以选择—组合—整合—意义建构为主线,最终产出个体的生成式意义建构,即内在的素养能力和外在的创造性产出。在人机协同的生成式学习生态中,人机协同学习可整合GAI生成的信息,应用其进行逻辑推理和问题拆解,从而深化认知、启发创意、统整联结知识(杨南昌等,2025),同时GAI促进学习的系统性分析框架,即“倒置—替代—增强—重新定义”模型(ISAR)也体现出应用GAI开展高阶认知活动与深度学习能有效促进学习者产生生成式意义建构结果(Bauer et al., 2025)。由此可见,探究GAI赋能人机协同学习对个体生成式意义建构的影响机制,兼

【收稿日期】2025-11-12 **【修回日期】**2026-02-24 **【DOI编码】**10.13966/j.cnki.kfjy.2026.02.008

【基金项目】 2021年度广东省教育科学规划课题(高等教育专项)“南方教育高地视域下师范生核心素养评价及提升机制研究”(2021GXJK348),2022年度广东省哲学社会科学规划项目青年项目“面向中小学人工智能教育的教师支持服务体系研究”(GD22YJY04),2025年度河源市哲学社会科学规划课题(HYSK25P06),广东技术师范大学博士点建设科研项目(22GPNUZDJS09)。

【作者简介】 金涛,高级实验师,广东技术师范大学教育科学学院,研究方向:教师教育、数字教育资源制作、职业教育数字化理论与实践;吴天生(通讯作者),副教授,广东技术师范大学教育技术中心,研究方向:教育技术理论与实践、数字媒体技术及应用。

【引用信息】 金涛,吴天生(2026). 人机协同学习对个体生成式意义建构影响研究[J]. 开放教育研究,32(2): 76-88.

具理论创新价值与实践指导意义, 也能为设计生成式意义建构导向的人机协同学习活动方案与支撑环境提供参考。

二、文献综述

GAI 赋能的人机协同学习在促进个体知识建构、提升创造性产品质量及优化学习效果方面展现出不容忽视的作用。有研究(Fang et al., 2026)通过准实验证明了生成式人工智能支撑下的人机协同学习对儿童社会交往能力、情绪理解能力和协作问题解决能力具有提升作用。GAI 通过为学生提供精准反馈, 提升人机协同学习中学生的参与度和满意度, 促进学生主动学习(Pahi et al., 2024)。当人的主观能动性得到发挥, 人机协同问题解决活动不仅可以促进个体的知识建构和提升机器提示语的质量, 而且还能提升个体的创造力与创造性产品质量(Guo et al., 2025), 以及在人机多模态交互下提高问题解决质量与人机协同学习参与度(Aslan et al., 2025)。研究者(Hao et al., 2024)采用准实验前后测发现, 人机协同决策可降低个体的认知负担。还有研究将人机协同学习用于语言学习、编程学习和跨学科融合学习等领域, 探索其应用效果。比如, 有研究(Huang et al., 2025)通过质性研究发现, 人机协同学习中利用 GAI 可提升英语写作质量; 有研究(Ma et al., 2026)提出人机协同编程学习行为分析框架并解析小学生人机协同编程学习各阶段的行为频次和行为转换序列, 证实人机协同编程学习的发生原理, 为提高编程学习效果提供了理论框架与循证依据; 还有研究(Li et al., 2025)探讨 STEM 教师人机协同培训可增加其 STEM 教学知识, 减轻认知负荷。

GAI 支持的人机协同学习是促进个体产出生成式意义建构的重要影响因素(Creely et al., 2025)。有研究者(Abrusci et al., 2025)发现人机协同学习可有效提升学习者项目设计与实施的质量, 促进以创造力为表现形式的生成式意义建构(Makransky et al., 2025)。还有研究(Collie et al., 2024)发现在人机协同学习中, 生成式人工智能对活动的支持类型、教师个人努力、教育背景等均能以教师动机和教学参与度为中介影响生成式意义建构。

综上所述可以看出, 研究者通过质性或量化研究均

认可“GAI 支持的人机协同学习能提升个体生成式意义建构的质量”, 部分研究还探讨了人机协同学习对个体生成式意义建构产生作用的要素, 但未围绕恰当的理论原理, 分析和验证人机协同学习影响个体生成式意义建构的路径模型, 且未探究各影响因素的条件组态。本研究基于分布式认知理论及生成式学习发生机制, 紧扣 GAI 支持的人机协同学习影响个体生成式意义建构的核心议题, 探讨三个研究问题: 人机协同学习活动影响个体生成式意义建构的路径模型是什么? 该模型的中介变量和调节变量产生的效应如何? 人机协同学习与个体生成式意义建构间的因果关系组态是怎样的?

三、研究设计

(一) 研究变量与假设

分布式认知理论认为个体认知不但存在于个体内部, 还分布于工具资源及交互活动构成的动态系统中。哈奇和加德纳提出的分布式认知的同心圆模型, 展示了个体认知由外而内的生成过程。它是外部活动、技术工具与认知结果三要素交织而成的整体(Hatch et al., 1989)。在 GAI 支持的人机协同学习中, 上述同心圆模型的外部活动对应于个体与生成式人工智能基于能力匹配原则开展协同分工并完成主题、项目和任务; 技术工具对应于 GAI 提供的认知支持、行为支持和情感支持等; 认知结果对应于个体应用 GAI 开展人机协同学习的认知加工产出, 其表现形式为知识、能力、产品和思维。依据这一理论, 本研究把 GAI 赋能的人机协同学习基本要素命名为 GAI 支持、人机协同学习和个体生成式意义建构, 三者间的关系是 GAI 能为人机协同学习提供功能性支持, GAI 的功能性支持和人机协同学习为个体生成式意义建构提质赋能。本研究针对上述三个变量, 提出三个研究假设:

H1: GAI 会对人机协同学习产生正向影响;

H2: GAI 会对个体生成式意义建构产生正向影响;

H3: 个体生成式意义建构受到人机协同学习的正向影响。

“选择—组织—整合”模式(SOI)反映了个体开展生成式学习的过程, 即选择信息、组织内容和整合知识。它与 GAI 支持的人机协同学习三要素

相对应。有研究(杜修平等, 2025)提出学习者的先前知识、元认知和学习动机是影响生成式学习的重要因素。基于此, 本研究认为 GAI 支持的人机协同学习因其本质是生成式学习, 所以先前知识、元认知和学习动机也会对人机协同学习产生影响。

有研究(Simonsmeier et al., 2021)通过相关分析发现, 先前知识的数量能正向预测通过学习所建构知识的数量, 因为学习者获得先前知识的信息编码能力直接影响其建构新知识的数量, 同时先前知识也可用于评判新建构知识的合理性及其来源的可靠性(Lombardi et al., 2015)。还有研究者通过实验证明先前知识对新知识的学习建构过程具有正向影响(Anderson, 1981), 因为先前知识不仅能促使学习者关注问题解决任务, 而且能通过引导他们改进问题分析、推理与解决策略, 从而更好地推进学习进程(Schneider et al., 2025)。此外, 有研究(Fromm et al., 2025)提出先前知识与个性化学习环境中的技术支持能提升学习效果和满意度, 因为先前知识的范围与数量决定了学习环境中技术支持的类别与作用。由此, 本研究提出以下研究假设:

H4: 先前知识能正向影响个体生成式意义建构;

H5: 先前知识能正向影响人机协同学习;

H6: 先前知识能正向影响 GAI 的学习支持形式。

元认知是存储于大脑“后台”的、关于自身如何思考的知识, 包括与自身认知过程、产品或其它与之相关的系列知识(Flavell, 1979)。它由两部分构成: 一是元认知知识, 即关于学习的陈述性知识、程序性知识和条件性知识(Hartman, 2001); 二是元认知调控, 即计划、监控、调节任务执行过程和评估与反思完成的任务(Griffin et al., 2019)。元认知的上述功能使其不仅能帮助学习者表征和辨析问题, 选择合理的方法解决问题并监控问题解决过程(Urban et al., 2023), 还能引导学习者反思与评价学习结果(Barnes, 1978)。GAI 支持的人机协同学习本质是高阶认知学习, 往往有元认知参与(Li et al., 2024)。因此, 元认知不仅可以计划和调节学习者人机协同学习过程, 还能评价与反思其生成式意义建构。由此, 本研究提出以下研究假设:

H7: 元认知能正向影响人机协同学习;

H8: 元认知能正向影响个体生成式意义建构。

学习动机是一种心理倾向, 它以目标为起点,

通过持续激活学习行为、优化学习策略, 最终对学习成果产生累积性影响(Lin et al., 2025)。学习动机在学习者应用人工智能开展学习的“功能条件→意向行为”因果路径中具有调节作用: 学习动机强, 会促使学习者应用智能的便利条件开展智能化学习; 学习动机弱, 学习者应用智能化技术学习的频次与开展智能化学习的意向会弱(Zheng et al., 2024)。有研究(Wang et al., 2025)发现学习动机可提升学习者应用智能化工具开展学习的频率和强度, 学习动机越强, 个体智能化学习投入度越高。还有研究(Jia et al., 2024)证明较强的学习动机可促使学习者更好地应用 GAI 的反馈与个性化定制功能开展人机协同学习。此外, 学习动机可增强学习过程与学习结果间的关联强度(Ajzen, 1991)。由此, 本研究提出以下研究假设:

H9: GAI 支持可通过学习动机调节人机协同学习;

H10: 学习动机能调节人机协同学习对个体生成式意义建构的影响。

综合上述研究变量与假设, 本研究建构了研究假设模型(见图 1)

(二) 研究过程

本研究结合简单随机抽样与滚雪球抽样, 在 G 省选取 252 名大学生参与实验。其中, 男生 124 人(49.21%), 女生 128 人(50.79%); 大一至大四学生及研究生数占比趋于均衡, 分别为 19.84%、20.63%、21.43%、19.44% 和 18.66%。学生专业涉及教育学、文学、理学、工学、艺术学及其它学科, 学科人数占比分别为 16.27%、19.05%、17.86%、15.48%、15.86%、15.48%。统计显示, 常用 GAI 的人数占 73.02%, 表明研究者整体倾向于经常使用 GAI。

所有实验对象在研究者指导下开展文心一言大模型(简称: 大模型)支持的人机协同学习: 1)任

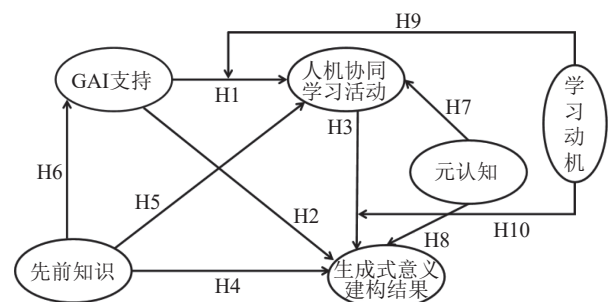


图 1 人机协同学习影响个体生成式意义建构理论模型

务准备:实验对象围绕“学科教学方案设计”任务,从GAI提供的电子教材、授课视频、在线课程等学习内容中提取教案设计相关的基础知识,再从GAI呈现的优质教案中总结学科教学设计技巧。2)任务细化:大模型与实验对象共商教学设计选题,以实验对象输入提示词的方式,与大模型深度互动,确立教学主题并明确其价值意义。3)任务完成:实验对象请求大模型分析教学内容的来源、构成、衔接关系、课时安排、教学思路等信息,并将之可视化呈现,从而为设计教案提供重要资源。4)产出成品:实验对象针对大模型提供的修改意见,完善教案(见图2)。

(三)测量工具

本研究依据GAI支持的人机协同学习影响个体生成式意义建构的理论雏形设计调查问卷,共34题,内容包含两部分:第一部分是基本信息,涉及性别、年级、专业、GAI使用频率和应用目的,共5题。第二部分围绕理论雏形六要素设置29个题项:在GAI支持维度,依据GAI提供的五类支持(Otto et al., 2025),设置5个题项;在人机协同学习活动维度,基于维果斯基的活动理论与人机协同学习典型模式(王一岩等, 2024),设置6个题项;依据个体生成式意义建构表现形式(Fiorella, 2023),设置6个题项;先前知识维度设置4个题项,涉及学生建构的专业知识和GAI应用情况;元认知维度基于学生元认知测量量表(Han et al., 2025),设置4个题项,用于测量学习者的元认知知识与体验、目标制订和行动监控等;学习动机维度依据凯勒的ARCS动机模型(Keller,1987),设置4个题项,主要

涉及学习者对人机协同学习活动的兴趣与好奇心、活动内容与学习者需求的相关性、学习自信心和满意度等。这些题目以里克特五点式量表形式呈现,1—5分分别表示完全不符合、比较不符合、一般、比较符合、完全符合。

本研究共回收问卷250份(回收率99.21%,有效率100%)。经检验,调查问卷第二部分六个模块的内部一致性信度在0.753以上,问卷总体内部一致性信度为0.918;效度KMO值为0.956, Bartlett球形检验显著概率小于0.001,公共因子累积方差贡献率为78.183%,各模块组合信度值在0.805以上,平均提取方差值在0.509以上,各题项的因子载荷大于0.5;各模块的平均提取方差值平方根均大于它与其他模块的相关系数。这些表明,调查问卷第二部分有较好的信效度。

为了解人口统计学信息和GAI使用倾向对个体生成式意义建构的影响,本研究通过独立样本t检验得到 $F=4.687, P=0.989>0.05$,即不同性别学生的生成式意义建构水平无差异;单因素方差分析结果表明,不同年级($F=4.687, P=0.989>0.05$)、学科($F=0.326, P=0.897>0.05$)和GAI使用频率($F=0.421, P=0.907>0.05$)与使用意图($F=1.379, P=0.250>0.05$)的学生的生成式意义建构水平无差异(见图3、图4)。

三组小提琴分面图(见图3)分别代表性别、年级和学科等分组中学生个体生成式意义建构得分的差异。男女生的生成式意义建构得分无明显差异,平均值与标准差分别为 3.8921 ± 0.7291 与 3.8932 ± 0.5441 ;大一到大四学生及在读研究生的生

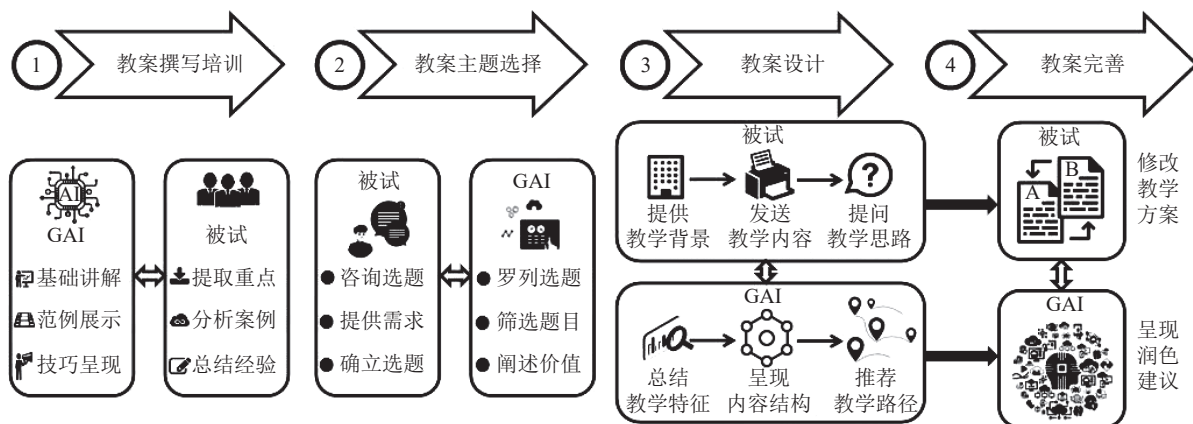


图2 实验过程

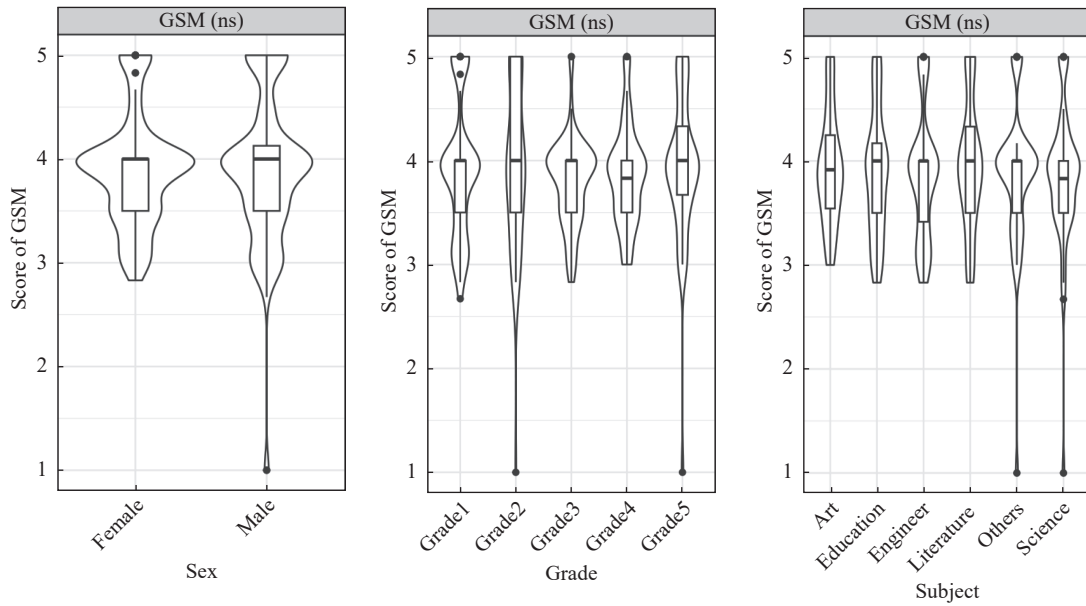


图3 人口统计学信息影响个体生成式意义建构的方差分析

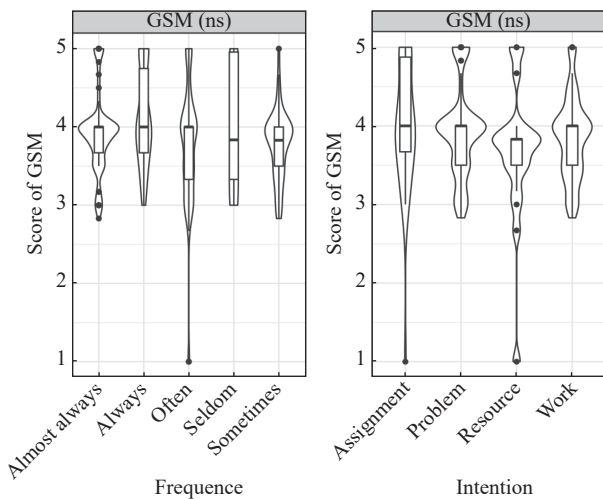


图4 GAI使用倾向性影响个体生成式意义建构的方差分析

成式意义建构得分差异不显著,平均值与标准差分别为 3.9033±0.6573、3.9776±0.8298、3.8025±0.4333、3.8571±0.4907、3.9296±0.7260;教育学、文学、理学、工学、艺术学和其它专业学生生成式意义建构结果得分的平均值与标准差无明显差异,分别为 3.8862±0.6185、3.9757±0.6330、3.8370±0.6940、3.8675±0.6297、3.9386±0.5594、3.8419±0.7122。

就使用倾向而言,GAI使用频率和意图等对学生生成式意义建构无明显影响(见图4);在GAI使用频率方面,五种使用频率的学生的生成式意义建

构得分差异不显著,平均值与标准差分别为 3.8571±0.5076、3.8579±0.5185、3.8834±0.6073、3.8602±0.6076、3.8741±0.5571;在GAI使用意图方面,无论是以获取学习资料和完成作业为目的还是以解决复杂问题与创作实践作品为目标,学生的生成式意义建构得分差异不显著,平均值与标准差分别为 3.6481±0.8982、4.0049±0.8434、3.9187±0.5864、3.8562±0.5324。

基于上述结果,本研究认为应排除性别、年级、学科、GAI使用频率、GAI使用意图对生成式意义建构的影响,故在结构方程模型分析中不将上述因素考虑在内。

四、数据分析与研究结果

理论模型与数据的拟合程度分析结果显示, $\chi^2=136.22$, $p<0.001$, 自由度 $df=7$, $\chi^2/df=17.028$, $RMSEA=0.053<0.08$, $CFI=0.950>0.9$, $TLI=0.907>0.9$, 表明该模型内在质量达标。

(一)假设验证

本研究应用 Mplus8.3 中评估进化树分支可信度统计方法(BootStrap),依据结构方程模型检验中参数的检验标准,(Rubin et al., 2008),验证本研究的十个假设(见表1)。

数据显示,生成式意义建构受GAI支持、人机协同学习、先前知识、元认知等的显著正向影响

表 1 路径与假设检验

假设: 路径	路径系数	后验标准差	95% 置信区间	显著性系数	结果
H1: GAI→HMC	0.769	0.053	[0.665, 0.874]	0.000	假设成立
H2: GAI→GSM	0.469	0.097	[0.286, 0.656]	0.000	假设成立
H3: HMC→GSM	0.161	0.090	[0.021, 0.237]	0.008	假设成立
H4: PRK→GSM	0.131	0.063	[0.007, 0.255]	0.019	假设成立
H5: PRK→HMC	0.010	0.049	[-0.087, 0.107]	0.420	假设不成立
H6: PRK→GAI	0.959	0.004	[0.951, 0.966]	0.000	假设成立
H7: MCN→HMC	0.144	0.016	[0.023, 0.086]	0.000	假设成立
H8: MCN→GSM	0.120	0.021	[0.079, 0.161]	0.000	假设成立
H9: GAI*LMN→HMC	0.195	0.018	[0.160, 0.230]	0.000	假设成立
H10: HMC*LMN→GSM	0.217	0.029	[0.161, 0.273]	0.000	假设成立

注: GAI 代表 GAI 支持, HMC 代表人机协同学习, GSM 代表生成式意义建构, PRK 代表先前知识, LMN 代表学习动机, MCN 代表元认知。

(H2、H3、H4、H8 等假设成立); GAI 支持、元认同等对 人机协同学习具有显著正向影响(H1、H7 成立); 先前知识对 GAI 支持具有显著正向影响(H6 成立)。学习动机与 GAI 支持两变量的交互作用对 人机协同学习产生影响的路径系数为 0.195, 95% 置信区间为 [0.160, 0.230], 表明学习动机在 GAI 支持影响 人机协同学习的路径中发挥正向调节作用, 即学习动机越强, GAI 对 人机协同学习的支持作用越明显(H9 成立)。学习动机与 人机协同学习变量的交互作用对生成式意义建构产生影响的路径系数为 0.217, 95% 置信区间为 [0.161, 0.273], 表明学习动机在 人机协同学习影响生成式意义建构的路径中发挥正向调节作用, 即当学习动机增强时, 人机协同学习对个体生成式意义建构的影响越明显(H10 成立)。学习动机对上述两条关系路径的调节作用见图 5。

然而, 根据路径检验结果, 路径“先前知识→ 人机协同学习”的系数为 0.010, 显著性系数为 0.420, 置信区间为 [-0.087, 0.107]。这表明, 该路径

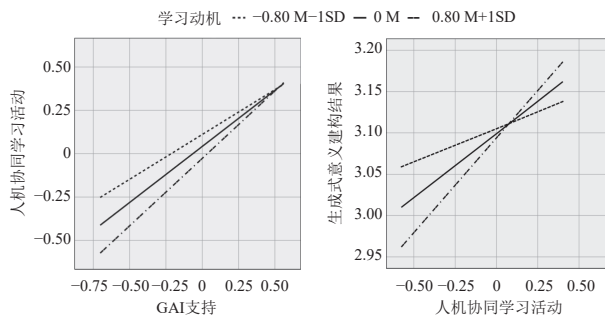


图 5 学习动机在关系路径中的调节作用

在统计学意义上不成立。删除该路径后, 模型的卡方值为 138.42, $p < 0.001$, 自由度为 8, $CFI = 0.950 > 0.9$, $TLI = 0.915 > 0.9$, 理论模型与数据拟合度变得更高, 本研究最终形成的人机协同学习对个体生成式意义建构的影响因素量化模型见图 6。

(二) 效应分析

1. 直接效应与间接效应对比

本研究运用 BootStrap 重复抽样法, 计算先前知识、GAI 支持和元认知三个变量对生成式意义建构的直接效应值、间接效应值及各效应值的占比及 95% 置信区间(见表 2)。

在以先前知识为外源变量, 个体生成式意义建构为内源变量的三条路径中, 个体生成式意义建构的直接效应值为 0.134, 具有显著性, 占 19.09%; 其间接效应由两条路径驱动: 以 GAI 支持为独立中介的路径“先前知识→GAI 支持→生成式意义建构”和以 GAI 支持与 HMC 为链式中介的路径“先前知识→GAI 支持→人机协同学习→生成式意义

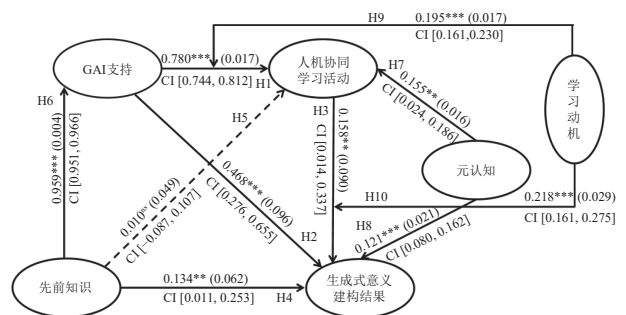


图 6 GAI 支持的人机协同学习对个体生成式意义建构影响因素量化模型

表2 先前知识、GAI支持、元认知、学习动机等因素效应值与占比

影响因素	路径	效应值	95% 置信区间	效应值占比
PRK	PRK→GSM	0.134	[0.011, 0.253]	19.09%
	PRK→GAI→GSM	0.449	[0.264, 0.627]	63.96%
	PRK→GAI→HMC→GSM	0.119	[-0.011, 0.253]	16.95%
GAI	GAI→GSM	0.468	[0.276, 0.655]	79.19%
	GAI→HMC→GSM	0.123	[-0.011, 0.265]	20.81%
MCN	MCN→GSM	0.121	[0.080, 0.162]	83.45%
	MCN→HMC→GSM	0.024	[-0.005, 0.032]	16.55%

建构”。GAI支持产生的独立中介效应值为0.449, 显著性强, 占63.96%; GAI支持与HMC产生的链式中介效应值为0.119, 显著性不明显。可见, 先前知识主要通过GAI支持对个体生成式意义建构产生影响, 并且也能直接影响个体生成式意义建构。

在以GAI支持为外源变量, 个体生成式意义建构为内源变量的两条路径中, 个体生成式意义建构的直接效应值为0.468, 显著性强, 占79.19%; 间接效应以HMC产生的独立中介效应为标志, 效应值为0.123, 显著性不明显, 占20.81%。因此, GAI支持直接作用于个体生成式意义建构。

在以元认知为外源变量, 个体生成式意义建构为内源变量的两条路径中, 个体生成式意义建构的直接效应值为0.121, 显著性强, 占83.45%; 间接效应以HMC产生的独立中介效应为标志, 效应值为0.024, 显著性不明显, 占16.55%。因此, 元认知直接对个体生成式意义建构产生作用。

2. 被调节的中介效应分析

基于图6展示的影响因素量化模型, 本研究发现学习动机作为调节变量对“GAI支持→人机协同学习活动→生成式意义建构”路径和“先前知识→GAI支持→人机协同学习→生成式意义建构”路径的中介效应产生调节作用。

在人机协同学习作为独立中介变量的路径中, 独立中介效应在没有学习动机调节下不显著, 但随着学习动机由数值-2增加到0.1时, 人机协同学习的中介效应开始变得明显(见图7)。因此, 本研究认为, 当学习动机增强时, GAI通过更好地为人机协同学习提供技术支撑, 从而显著正向影响个体生

成式意义建构。

在GAI支持与人机协同学习作为链式中介的路径中, 两个变量的链式中介效应在没有学习动机调节下不显著; 随着学习动机数值由-2增长到0.1时, 链式中介效应开始变得显著, 且学习动机越强, 链式中介效应越大(见图8)。根据GAI支持与人机协同学习的链式中介效应随学习动机的变化情况, 本研究认为当学习动机不断增强时, 学习者会充分地应用先前知识和选用更恰当的GAI支持形式与功能, 通过开展丰富的人机协同学习, 提高个体生成式意义建构的质量。

(三)模糊集定性比较分析

为探究前因条件对结果变量的协同作用形式, 本研究应用模糊集定性比较分析方法, 以GAI支持、人机协同学习、先前知识、元认知和学习动机等为前因条件, 以个体生成式意义建构为结果变量, 从250名个案中随机选取40名个案作为模糊集定性比较分析的源数据, 通过单个条件必要性分析、条件组态的充分性分析和结果的稳健性检验, 探明决定个体生成式意义建构优劣的前因条件组态。

为精准反映案例在群体中所处位置, 本研究对40名个案的数据进行模糊集校准, 过程包括: 对先前知识、GAI支持、人机协同学习、元认知、学

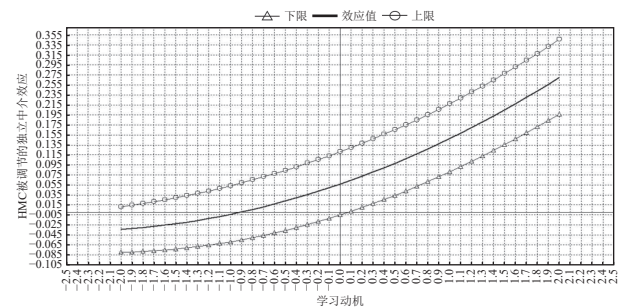


图7 HMC被调节的独立中介效应值变化曲线

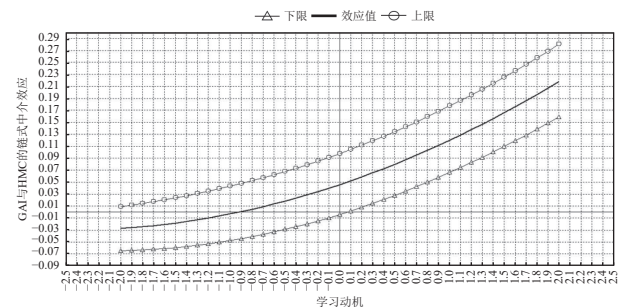


图8 GAI与HMC被调节的链式中介效应值变化曲线

习动机和生成式意义建构等变量取平均值;使用直接校准法,把完全隶属阈值、部分隶属阈值和完全不隶属阈值各设为数据的 95% 分位数值、50% 分位数值和 5% 分位数值,并以其为锚点,在 fsQCA 软件里使用 Calibrate 函数对数据校准;将校准后存在 0.5 的数值全部调整为 0.501,避免生成值为 0.5 的模糊隶属度(Crilly et al., 2012)。

1. 单个条件的必要性分析

本研究计算了五个前因条件的一致性和覆盖度(见表 3)。一致性是衡量单个条件必要性的主要标准。如果某变量的一致性大于 0.9,则该变量是影响结果变量的必要条件(Schneider et al., 2010)。数据显示,GAI 支持、人机协同学习两个变量的一致性大于 0.9,覆盖度大于 0.5,说明二者是影响个体生成式意义建构的必要条件。其余三个条件变量的一致性小于 0.9,不能单独影响结果变量。

2. 个体生成式意义建构优劣的条件组态分析

本研究构建了真值表,把案例频数阈值设置为 1,一致性阈值设置为 0.8,挑选 PRI 一致性大于 0.75 的组态编码,赋值为 1,低于 0.75 的组态编码赋值为 0,最后应用 fsQCA 软件对其处理,得到复杂解、中间解和简单解。同时出现在简单解和中间解的条件变量为核心条件,仅出现在中间解中的条件变量为边缘条件。中间解综合了合理性和恰当复杂度,所以本研究选择报告中间解(见表 4)。

1)生成式意义建构优质的条件组态

由表 4 可知,意义建构优质的总体解的一致性为 0.9588,大于 0.8;覆盖度为 0.8079,在标准范围内。意义建构优质的前因组态有三种:H1、H2 和 H3,各组态的一致性均大于 0.8,符合标准。三种组态的核心条件均是 GAI 支持和人机协同学习。H1 组态为 GAI 支持*人机协同学习*学习动机*~元认知,表明高水平学习动机可弥补元认知能力的缺陷:学生在学习动机的干预下,应用 GAI 开展人机协同学习,可得到高质量的生成式意义建构。因此,该组态被命名为协同伙伴型组态。H2 组态为 GAI 支持*人机协同学习*先前知识*学习动机*~元认知,表明学习者基于先前知识,能合理选择 GAI 提供的各类指引,并在较强学习动机驱使下开展人机协同学习,从而得出高质量的生成式意义建构,故被命名为前馈引导型组态。H3 组态为 GAI 支持*人

表 3 单变量必要性分析

条件变量	生成式意义建构		~生成式意义建构	
	一致性	覆盖度	一致性	覆盖度
GAI 支持	0.9018	0.9434	0.3096	0.3751
~GAI 支持	0.4093	0.3411	0.9533	0.9098
人机协同学习	0.9190	0.9322	0.2640	0.3243
~人机协同学习	0.3702	0.3051	0.9448	0.8920
先前知识	0.8247	0.7913	0.4175	0.4588
~先前知识	0.4360	0.3952	0.8101	0.8411
学习动机	0.8445	0.8272	0.4331	0.4858
~学习动机	0.4751	0.4225	0.8460	0.8617
元认知	0.8868	0.9789	0.2800	0.3539
~元认知	0.4147	0.3346	0.9833	0.9087

注:“~”表示该变量不存在或影响程度低。

表 4 高(低)水平生成式意义建构的条件组态分析

条件组态	高水平生成式意义建构			低水平生成式意义建构			
	H1 组态	H2 组态	H3 组态	L1 组态	L2 组态	L3 组态	L4 组态
GAI 支持	●	●	●	⊗		⊗	●
人机协同学习	●	●	●	⊗	⊗		⊗
先前知识		●	⊙		⊙	●	
学习动机	●	●	⊙		⊗	⊗	●
元认知	⊙	⊙	●		⊗	⊗	●
一致性	0.9860	0.9368	0.9669	0.9911	0.9792	0.9742	0.8188
原始覆盖度	0.7389	0.2632	0.2510	0.9121	0.7065	0.3610	0.1953
唯一覆盖度	0.4653	0.0339	0.0172	0.1345	0.0010	0.0295	0.0093
解的一致性	0.9588			0.9412			
解的覆盖度	0.8079			0.9608			

注:●表示高水平条件存在,其中,核心条件用大●表示,边缘条件用小●表示,空格表示条件完全不存在。⊙表示低水平条件存在,其中,核心条件用大⊙表示,边缘条件用小⊙表示。

机协同学习*~先前知识*~学习动机*元认知,表明当先前知识与学习动机缺乏时,学习者可在元认知的计划、监控与调节作用下利用 GAI 的支持,开展人机协同学习,从而产出高质量的生成式意义建构,故该组态被命名为反馈调节型组态。

2)生成式意义建构劣质的条件组态

低学习效果的前因组态为 L1、L2、L3 和 L4。四种组态的总体一致性和各组态的一致性均大于 0.8,其中总体解的一致性为 0.9412,覆盖度为

0.9608。L1 组态为~GAI 支持*~人机协同学习,二者均为核心条件,表明无论先前知识储备是否足够,元认知能力、学习动机强度如何,当 GAI 支持未产生且学习者未开展人机协同学习时,生成式意义建构质量必定低,故该组态被命名为“技术—活动”客体行为依赖型组态。L2 组态为~人机协同学习*~先前知识*~学习动机*~元认知,人机协同学习、元认知和学习动机为核心条件,该组态说明当学习者缺乏学习动机与先前知识、元认知能力弱、未开展人机协同学习时,无论 GAI 发挥多大的技术支撑作用,学习者都无法得到高质量的生成式意义建构,故该组态被命名为“认知—动机—活动”主体行为决定型组态。L3 组态为~GAI 支持*~先前知识*~学习动机*~元认知, GAI 支持、学习动机和元认知均为核心条件,该组态表明当学习者的学习动机不强,元认知能力弱, GAI 提供的技术支持不够时,即使学习者储备了先前知识,也难以得到高质量的生成式意义建构,故该组态被命名为“认知—动机—技术”主客双驱型组态。L4 组态为 GAI 支持*~人机协同学习*~学习动机*~元认知,四个变量均为核心条件。该组态表明,尽管 GAI 提供足够的技术支持,学习者的元认知能力和学习动机强,学习者未应用生成式人工智能技术开展人机协同学习,仍不能产出高质量的生成式意义建构,故该组态被命名为行为强制型组态。

3. 稳健性分析

本研究对优质和劣质的生成式意义建构的条件组态进行了稳健性检验。根据三种常用的稳健性检验方法(Schneider et al., 2012),本研究通过调整一致性阈值检验上述组态的稳健性:对上述真值表按照优质生成式意义建构和劣质生成式意义建构两个方向,把一致性阈值从 0.8 调整到 0.75,分别再进行组态分析,得到的结果与一致性阈值调整前的结果一致。这说明表 4 显示的七种组态结果具有良好的稳健性。

五、总结与讨论

本研究基于分布式认知理论与生成式学习理论,应用结构方程模型,提出个体生成式意义建构的影响因素模型,并运用模糊集定性比较分析方法,探讨优质与劣质生成式意义建构的条件组态,研究

结果如下:

第一,个体生成式意义建构的影响因素关系模型由先前知识、元认知和学习动机等三个外源变量, GAI 支持、人机协同学习和生成式意义建构等三个内源变量及变量间的九条直接关系路径构成。依据路径系数的大小,排名前三的直接关系路径中,先前知识对 GAI 支持具有很大的正向影响,即学习者的相关知识越多,其对 GAI 支持的类别需求与用途需求越大。GAI 支持不仅对人机协同学习持续正向推动,而且在较大程度上正向影响个体生成式意义建构的质量。这说明 GAI 的技术支撑作用可在较大程度上决定人机协同学习的角色划分合理性、过程进展顺畅度、表现形式丰富度与产出质量。此外,学习动机在路径“GAI 支持→人机协同学习”和“人机协同学习→生成式意义建构”中发挥显著调节作用,即随着学习动机不断增强, GAI 更能促进人机协同学习,并且学习者通过开展人机协同学习,生成式意义建构质量越高。

第二,个体生成式意义建构在多条包含中介的关系路径中受到直接效应与间接效应的共同影响,其中学习动机能调节中介效应。个体生成式意义建构受四条包含中介变量的复杂关系路径影响。在路径“先前知识→GAI 支持→生成式意义建构”中,中介变量“GAI 支持”的间接效应大于“先前知识”的直接效应。因此,本研究认为学习者的先前知识,决定了 GAI 支持作用的范围与程度,从而对个体生成式意义建构产生影响。在路径“元认知→人机协同学习→生成式意义建构”中,中介变量“人机协同学习”的间接效应不显著,没有元认知的直接效应大。本研究认为元认知能力越强,个体生成式意义建构的质量越高。学习动机作为调节变量,在路径“GAI 支持→人机协同学习→生成式意义建构”和“先前知识→GAI 支持→人机协同学习→生成式意义建构”中,显著调节人机协同学习的独立中介效应和 GAI 支持与人机协同学习的链式中介效应。学习动机越强,学习者会更合理地选用 GAI 支持,为人机协同学习服务,从而更有效地促进个体生成式意义建构;先前知识决定了 GAI 支持的用途,二者结合支撑人机协同学习,进而促进个体生成式意义建构。

第三,高质量生成式意义建构依赖于优质条件

组态的协同作用,劣质生成式意义建构归因于必要条件的缺失或组态失衡。高质量生成式意义建构的三种条件组态说明:高强度的 GAI 支持与人机协同学习是产出高质量生成式意义建构的必要条件;学习者具备较强学习动机或元认知能力,才能保证高质量生成式意义建构;学习者储备扎实的基本知识且有较强的学习动机,也能促进高质量生成式意义建构。低水平生成式意义建构的四种条件组态表明:第一,无论 GAI 支持作用是否明显,若学习者未开展人机协同学习,必将导致低质量生成式意义建构;第二,学习者元认知能力和学习动机较弱,不开展人机协同学习或者 GAI 支撑作用不明显,都会导致低质量生成式意义建构。

综上,本研究得到以下研究结论:

第一,GAI 的支持方向与用途由学习者的先前知识决定,二者形成合力。一方面,GAI 能直接整合并优化先前知识,并与之形成合力;另一方面,在学习动机的催化作用下共同服务于人机协同学习,提高意义建构的质量。上述研究发现与已有研究结论一致,相关研究发现学习者基于已有知识,选择 GAI 的相关功能开展学习,能提升技术应用能力和自我调节学习能力(Klar, 2025),而且证实 GAI 可以促进学习者人机协同学习的参与度且产生创造性结果(Zhao, 2025)。在这个过程中,学习者的先前知识决定了 GAI 提供内容与创设情境的方向。由 GAI 提供的个性化学习资源与任务又能激发学生参与学习活动的动机,从而提升学习绩效(Tasdelen et al., 2025)。

第二,学习动机可彰显 GAI 支持的条件作用与人机协同学习的载体作用,提升个体生成式意义建构的质量。已有研究表明,学习动机能促进学生的认知过程,激励学习者持续开展学习(Noe, 1986),且有研究提出 GAI 能为学习者的认知过程提供支持,如替代性教学方法支持、认知学习支持、任务精细化处理等(Bauer et al., 2025),所以学习动机在 GAI 支持的认知学习活动中表现为催化剂作用。换言之,学习动机突显了 GAI 在人机协同学习中的条件支持作用。当学习动机增强时,学习者的作品质量和创造力也会提升(Svartefoss et al., 2024)。本研究与已有研究结论一致,认为学习动机能使学习者通过开展人机协同学习,创作出高质量的作品,

同时提升相关方面的能力。

第三,元认知能力直接决定生成式意义建构的质量。研究表明,元认知作为学习者对学习过程与结果的觉察能力,在生成高水平学习结果中发挥着重要作用,不仅能提升学习者任务完成的质量(Taouki et al., 2022),而且还能提升问题解决能力(Liu et al., 2025)。该发现与本研究结论高度契合,体现了元认知的主要功能,即它能直接决定学习活动的效率(桑新民等, 2006)。

基于上述研究结论,本研究认为个体生成式意义建构的质量由主体能力与客体行为共同决定,并可据此制定优化策略:

在主体能力方面,生成式意义建构的质量提升要求充实学习者先前知识、增强元认知能力和学习动机。就先前知识而言,本研究根据大卫·库伯的经验学习圈理论(Kolb, 1984),认为可通过具体经验获取、反思性观察、抽象概念化和主动实践等方式领悟与改造知识,从而使学习者的知识在具体经验——对经验的反思——形成抽象概念——行动实践——获得具体经验的循环中增长。在增强学习动机上,本研究基于自我决定理论认为,一方面可在学习环境中融入自我调节学习机制,培养学习者的自我导向、自信和联系感提升学习动机(Zhang et al., 2025);另一方面,可创设同伴互动空间,建立积极反馈机制,增设学习成果奖励、培养能力感、自主性和相关性来增强学习动机(Deterding et al., 2011)。对于提升学习者元认知能力,本研究总结了如下方法:撰写反思日记提高元认知能力,为深度学习活动作铺垫(卜彩丽等, 2022);在问题解决中执行预先计划、监控、自我评估和问题解决后的反思性实践等(Fu et al., 2025)。

在客体行为方面,生成式意义建构质量提升要求拓展 GAI 功能并优化人机协同学习要素。比如,利用 GAI 为学习者生成资源、提供消解学习者认知冲突的支架、为学习者的观点提供反馈调节策略等(杨宁等, 2025);利用 GAI 创设情境化任务、提供即时反馈、拓展认知边界、个性化适配服务等(郭烁等, 2025);优化人机协同学习的角色、目标、内容、评价等要素。

本研究以分布式认知理论及生成式学习发生原理为指导,探讨了生成式人工智能技术赋能的人

机协同学习活动对个体生成式意义建构的影响因素模型,识别了高、低水平生成式意义建构的可能组态,为有效应用生成式人工智能技术开展人机协同学习并生成高质量学习成果提供了参考。本研究仍存在如下局限:样本量较少,来源较窄,可能影响研究结论的适用范围;数据采集与分析以量化分析为主,缺少对质性数据资料的收集与分析;影响因素剖析,未考虑时间、个性特征等对学习者生成式意义建构的纵向影响。后续研究可扩大样本量,获取多模态研究数据,增加外源变量,考虑采用多层结构方程模型分析和潜剖面分析方法,揭示不同群组学习者个体生成式意义建构的差异化影响。

[参考文献]

- [1] Abrusci, L., Dabaghi, K., D'Urso, S., & Sciarrone, F.(2025). AI4Design: A generative AI-based system to improve creativity in design—a field evaluation[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8: 100401.
- [2] Ajzen, I.(1991). The theory of planned behavior[J]. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2): 179-211.
- [3] Anderson, J. R.(1981). Effects of prior knowledge on memory for new information[J]. *Memory & Cognition*, 9(3): 237-246.
- [4] Aslan, S., Alyuz, N., Li, B., Durham, L. M., Shi, M., Sharma, S., & Nachman, L.(2025). An early investigation of collaborative problem solving in conversational AI-mediated learning environments[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8: 100393.
- [5] Bauer, E., Greiff, S., Graesser, A. C., Scheiter, K., & Sailer, M.(2025). Looking beyond the hype: Understanding the effects of AI on learning[J]. *Educational Psychology Review*, 37(2): 45.
- [6] 卜彩丽,李飒,王静,张思,董乐(2022). 为深度学习而思:反思日志促进大学生元认知发展的实证研究[J]. *现代教育技术*, 32(9): 73-81.
- [7] Collie, R. J., & Martin, A. J.(2024). Teachers' motivation and engagement to harness generative AI for teaching and learning: The role of contextual, occupational, and background factors[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6: 100224.
- [8] Creely, E., & Blannin, J.(2025). Creative partnerships with generative AI. Possibilities for education and beyond[J]. *Thinking Skills and Creativity*, 56: 101727.
- [9] Crilly, D., Zollo, M., & Hansen, M. T.(2012). Faking it or muddling through? Understanding decoupling in response to stakeholder pressures[J]. *Academy of Management Journal*, 55(6): 1429-1448.
- [10] Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L. (2011). From game design elements to gamefulness: Defining gamification[C]. *Envisioning future media environments (the 15th international academic MindTrek conference, 2011)*: 9-15.
- [11] 杜修平,王崑羽,宋亚昕,高玲泽(2025). 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[J]. *电化教育研究*, 46(9): 113-121.
- [12] Fang, J. W., Ji, T. T., Tu, Y. F., Hwang, G. J., Zou, D., & Chen, J.(2026). Effects of a human-robot collaborative teaching approach on preschoolers' social-emotional competence and learning behaviors[J]. *Computers & Education*, 240: 105469.
- [13] Fiorella, L.(2023). Making sense of generative learning[J]. *Educational Psychology Review*, 35(2): 50.
- [14] Flavell, J. H.(1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry[J]. *American Psychologist*, 34(10): 906-911.
- [15] Fromm, Y. M., Rasch, J., & Ifenthaler, D.(2025). Technology-enhanced personalized learning environments based on prior knowledge in continuing education: An experimental study[J]. *Smart Learning Environments*, 12(1): 54.
- [16] Fu, Y., & Qi, C.(2025). The relationship between metacognitive skills and mathematics achievement of Chinese eighth-grade students[J]. *Current Psychology*, 44(5): 3845-3856.
- [17] Griffin, T. D., Mielicki, M. K., & Wiley, J. (2019). Improving students' metacomprehension accuracy[M]. *The Cambridge Handbook of Cognition and Education*. Cambridge: Cambridge University Press: 619-646.
- [18] 郭烁,刘明,张微,奎晓亮(2025). 生成式人工智能赋能大学生高阶思维能力培养研究——基于四个典型案例的分析[J]. *西华大学学报(哲学社会科学版)*, 44(6): 32-41.
- [19] Guo, W., Liang, Z., Wang, C., Li, X., Hu, H., Chen, S., Yu, Q., & Zhao, Q.(2025). Student-AI collaborative creative problem-solving: The role of human agency[J]. *Computers & Education*, 239: 105433.
- [20] Han, Z., Ying, R., Huang, C., Tsai, C. C., Wang, X., & He, T.(2025). Identifying students' metacognition patterns by their needs for cognitive closure in human-GenAI collaboration[J]. *Computers & Education*, 239: 105422.
- [21] Hao, X., Demir, E., & Eyers, D.(2024). Exploring collaborative decision-making: A quasi-experimental study of human and generative AI interaction[J]. *Technology in Society*, 78: 102662.
- [22] Hartman, H. J. (2001). Developing students' metacognitive knowledge and skill[M]. *Metacognition in learning and instruction: Theory, research and practice*. Springer: 33-67.
- [23] Hatch, T., & Gardner, H.(1989). Multiple intelligences go to school: Educational implications of the theory of multiple intelligences[J]. *Educational Researcher*, 18(8): 4-10.
- [24] 何文涛,路璐,周跃良,周睿(2023). 智能时代人机协同学习的本质特征与一般过程[J]. *中国远程教育*, 43(3): 12-20.
- [25] Huang, Y., & Wang, D.(2025). Can ChatGPT serve as a writing collaborator? Insights from Chinese EFL learners[J]. *System*, 133: 103775.
- [26] Jia, X. H., & Tu, J. C.(2024). Towards a new conceptual model of AI-enhanced learning for university students: The roles of artificial intelligence capabilities, general self-efficacy, learning motivation, and critical thinking awareness[J]. *System*, 12(3): 74.
- [27] Keller, J. M.(1987). Strategies for stimulating the motivation to learn[J]. *Performance and Instruction*, 26(8): 1-7.

- [28] Klar, M.(2025). Using ChatGPT is easy, using it effectively is tough? A mixed methods study on K-12 students' perceptions, interaction patterns, and support for learning with generative AI chatbots[J]. *Smart Learning Environments*, 12(1): 32.
- [29] Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: experience as the source of learning and development*[M]. New Jersey: Prentice Hall: 33.
- [30] Li, T., Ji, Y., & Zhan, Z.(2024). Expert or machine? Comparing the effect of pairing student teacher with in-service teacher and ChatGPT on their critical thinking, learning performance, and cognitive load in an integrated-STEM course[J]. *Asia Pacific Journal of Education*, 44(1): 45-60.
- [31] Li, T., Zhan, Z., Ji, Y., & Li, T.(2025). Exploring human and AI collaboration in inclusive STEM teacher training: A synergistic approach based on self-determination theory[J]. *The Internet and Higher Education*, 65: 101003.
- [32] Lin, L. W., Wei, S. Y., Lu, K. L., Wang, S., & Yan, T. G.(2025). The influence of interactive learning, learning motivation, immersion learning and cognitive learning on learning performance[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1): 1165.
- [33] Liu, Z., Guo, H., Zhou, Z., Ma, F., & Zeng, Y.(2025). How creative self-efficacy influences problem-solving skills in engineering education: The dual mediating role of critical thinking and metacognition[J]. *BMC Psychology*, 13(1): 1278.
- [34] Lombardi, D., Nussbaum, E. M., & Sinatra, G. M.(2015). Plausibility judgments in conceptual change and epistemic cognition[J]. *Educational Psychologist*, 51(1): 35-56.
- [35] Ma, X., Li, C., Xu, J., Zhu, S., & Li, Y.(2026). Exploring characteristics of primary school students' self-regulated learning (SRL) behaviors in human-GenAI collaborative programming learning environments: Insights from a proposed framework[J]. *Computers & Education*, 240: 105453.
- [36] Makransky, G., Shiwalia, B. M., Herlau, T., & Blurton, S.(2025). Beyond the "wow" factor: Using generative AI for increasing generative sense-making[J]. *Educational Psychology Review*, 37(3): 1-35.
- [37] Michael Barnes, G.(1978). Creativity: A complementary relationship between information demand and success at problem solving[J]. *Intelligence*, 2(2): 169-180.
- [38] Noe, R.(1986). Trainee attributes and attitudes: Neglected influences on training effectiveness[J]. *Academy of Management Review*, 11: 74-736.
- [39] Otto, S., Lavi, R., & Brogaard Bertel, L.(2025). Human-GenAI interaction for active learning in STEM education: State-of-the-art and future directions[J]. *Computers & Education*, 239: 105444.
- [40] Pahi, K., Hawlader, S., Hicks, E., Zaman, A., & Phan, V.(2024). Enhancing active learning through collaboration between human teachers and generative AI[J]. *Computers and Education Open*, 6: 100183.
- [41] Rubin, A., & Babbie, E. R. (2008). *Essential research methods for social work (6th edition)*[M]. Australia: Cengage Learning: 151-200.
- [42] 桑新民,贾义敏,焦建利(2006). 学习科学与技术—信息时代大学生学习能力培养 [M]. 北京: 高等教育出版社: 108-109.
- [43] Schneider, C. Q., & Wagemann, C.(2010). Standards of good practice in qualitative comparative analysis (QCA) and fuzzy-sets[J]. *Comparative Sociology*, 9(3): 397-418.
- [44] Schneider, M., & Simonsmeier, B. A.(2025). How does prior knowledge affect learning? A review of 16 mechanisms and a framework for future research[J]. *Learning and Individual Differences*, 122: 102744.
- [45] Simonsmeier, B. A., Flaig, M., Deiglmayr, A., Schalk, L., & Schneider, M.(2021). Domain-specific prior knowledge and learning: A meta-analysis[J]. *Educational Psychologist*, 57(1): 31-54.
- [46] Svartefoss, S. M., Jungblut, J., Aksnes, D. W., Kolltveit, K., & Van Leeuwen, T.(2024). Explaining research performance: Investigating the importance of motivation[J]. *Sn Social Sciences*, 4(6): 105.
- [47] Taouki, I., Lallier, M., & Soto, D.(2022). The role of metacognition in monitoring performance and regulating learning in early readers[J]. *Metacognition and Learning*, 17(3): 921-948.
- [48] Tasdelen, O., & Bodemer, D.(2025). Generative AI in the classroom: Effects of context-personalized learning material and tasks on motivation and performance[J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 35(5): 3049-3070.
- [49] Urban, K., & Urban, M.(2023). How can we measure metacognition in creative problem-solving? Standardization of the MCPS scale[J]. *Thinking Skills and Creativity*, 49: 101345.
- [50] Wang, L., & Wang, L.(2025). Exploring enjoyment, motivation, self-efficacy, and engagement in AI-assisted English learning: A self-determination theory approach[J]. *Learning and Motivation*, 92: 102197.
- [51] 王一岩,刘淇,郑永和(2024). 人机协同学习:实践逻辑与典型模式 [J]. *开放教育研究*, 30(1): 65-72.
- [52] 吴砥,白洁(2022). 教育数字化转型:国际背景、发展需求与推进路径 [J]. *中国远程教育*, 42(7): 21-27.
- [53] 杨南昌,覃稔,梁慧芳,颜庆(2025). GenAI赋能的生成式学习:内涵、机制与实践进路 [J]. *电化教育研究*, 46(10): 14-22.
- [54] 杨宁,杨锦,马子璘,林岚(2025). 生成式人工智能支持的协作问题解决对小学生批判性思维的影响研究 [J]. *电化教育研究*, 46(12): 104-112.
- [55] Zhang, Q., & Shakibaei, G.(2025). Using social reinforcement in online language learning to foster motivation through self-determination theory[J]. *Scientific Reports*, 15(1): 34944.
- [56] Zhao, J.(2025). Advancing English language education: A mixed-methods analysis of AI-driven tools' impact on engagement, personalization, and learning outcomes[J]. *Education and Information Technologies*, 30(15): 21773-21813.
- [57] Zheng, Y., Wang, Y., Liu, S. X., & Jiang, Y. C.(2024). Examining the moderating effect of motivation on technology acceptance of generative AI for English as a foreign language learning[J]. *Education and Information Technologies*, 29(17): 23547-23575.

(编辑:李学书)

Research on the Impact of Human-Machine Collaborative Learning Activities Supported by GAI on Individual Generative Meaning Construction Results

Jin Tao¹ & Wu Tiansheng²

(1. School of Education Science, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China; 2. Educational Technology Center, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China)

Abstract: *The human-machine collaborative learning activities supported by generative artificial intelligence (GAI) could improve the quality of individual generative meaning construction results. Based on distributed cognition theory and the mechanism of generative learning, the paper utilized the structural equation modeling method to develop the influential factors model of individual generative meaning construction results. Furthermore, fuzzy sets qualitative comparative analysis results suggested that the functions of generative artificial intelligence and human-machine collaborative learning activities were indispensable for generating high-level generative meaning construction results. Seven distinct conditional combinations influenced the individual construction of generative meaning. According to the above results, the study proposed that learners' prior knowledge determined the direction and specific usage of GAI support, and both factors could generate a synergy; learning motivation would catalyze the conditional effect of GAI support and the carrier effect of human-machine collaborative learning activities; meta-cognitive ability could directly determine the quality of generative meaning construction results. Based on the findings, the study concluded that subject ability factors (prior knowledge, meta-cognitive ability, and learning motivation) and object behavior factors (the supportive role of GAI and the elements of human-machine collaborative learning activities) should go hand in hand, jointly contributing to the improvement of the quality of generative meaning construction results.*

Key words: *GAI support; Human-machine collaborative learning activities; Generative meaning construction; Influential factor model; Conditional combination*