心理科学进展 2027, Vol. 35, No. 1, 137–150 https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2027.0137
Advances in Psychological Science https://cstr.cn/32111.14.2027.0137

·研究前沿(Regular Articles)·

人工智能支持下生成式学习的心理机制：一个动态协同模型*

苏佳佳[1,2] 叶浩生[2]

([1]江苏第二师范学院教育科学学院, 南京 211200) ([2]广州大学具身认知研究中心, 广州 510006)

摘 要 生成式人工智能为什么既能促进生成式学习, 也能削弱生成式学习? 围绕这一问题, 本文重新审视生成式学习面临的理论挑战, 从动机、情绪情感、认知、元认知和创造性活动五个相互关联的心理过程出发, 提出人工智能支持下生成式学习的“动态协同模型”。该模型将学习者视为具身认知主体, 强调元认知的上位调节、知情意系统的协同加工以及创造性活动的具身生成。人工智能通过反馈、提示、自动化及人机互动参与学习过程, 影响学习者的认知责任分配、自主监控与具身经验验证, 进而改变心理过程之间的协同关系。模型据此提出“支架促进”与“认知替代”双重路径, 学习者能否保留“认知责任”, 并将外部支持转化为“创造性活动”, 是影响两种路径形成的重要条件, 两种路径的维持与转换受到学习者特征和人工智能支持方式等因素的共同影响。本文进一步提出可供实证检验的理论推论, 为解释生成式人工智能支持下生成式学习的心理机制及其边界条件提供动态协同的理论视角。

关键词 生成式学习, 生成式人工智能, 动态协同模型, 具身认知

分类号 B842

随着人工智能逐渐介入学习活动, 学习者的意义建构开始在人与智能的互动中展开, “生成式学习”被赋予了人工智能时代学习新范式的理论内涵(叶浩生, 苏佳佳, 2025)。它不仅关注知识获取, 更重视意义生成(Fiorella, 2023)。如果人工智能能够为学习者提供即时反馈、知识提示与个性化支持, 那么学习理应变得更加有效。然而, 为什么已有研究发现人工智能在促进学习投入与知识理解的同时, 也提示其可能削弱学习者的独立思考、反思监控与持续努力(Liang et al., 2023; Yan et al., 2024; Tian & Zhang, 2026)? 已有研究从学习动机、认知负荷、自我调节等角度对此进行解释, 积累了较为丰富的研究成果(Chang et al., 2023; Fabio et al., 2025)。然而, 这些研究多侧重于特定心理变量及其作用, 尚不足以解释不同心理过程如何相互作用, 以及为何相似的技术支持可能产生不同的学习结果。围绕这一认识, 本文进一步追问: 人工智能为何既能促进生成式学习, 也能削弱生成式学习? 不同心理过程又如何相互作用, 并影响生成式学习的发展路径?

本文首先分析人工智能介入后生成式学习面临的理论挑战, 继而从心理基本过程出发, 考察动机、情绪情感、认知、元认知与创造性活动之间的相互关系, 并提出人工智能支持下生成式学习的动态协同模型。在研究方法上, 本文借鉴整合性文献综述的研究思路(Torraco, 2005), 综合相关理论与实证研究, 重点探讨元认知的上位调节、知情意系统的协同加工, 以及创造性活动的具身生成机制, 以期从“动态协同”的视角深化对人工智能支持下生成式学习心理机制的理解。

1 人工智能影响下生成式学习面临的理论挑战

生成式学习并非新概念(Wittrock, 1974)。传

收稿日期: 2026-01-29
* 国家社科基金后期资助项目《人工智能与心理学》(25FSHB027)。
通信作者: 叶浩生, E-mail: yehaosheng0817@163.com

统生成式学习理论强调学习者通过主动加工实现知识建构与意义生成(Fiorella & Mayer, 2015)。然而, 生成式人工智能的出现, 使学习不再局限于个体内部的认知加工, 而是逐渐延伸至学习者与智能系统的持续互动之中(Molenaar, 2022)。这就提出了一个值得思考的问题: 传统生成式学习理论能否充分解释人工智能介入后的学习过程?要回答这一问题, 需要重新审视生成式学习的基本逻辑及其面临的理论挑战。

1.1 从个体生成到人机协同生成

学习活动的面貌正在发生深刻变化。过去, 学习者主要面对教材、教师或网络资源, 需要依靠自身理解和判断; 如今, 越来越多学习活动发生在人与生成式人工智能的持续互动之中(Tlili et al., 2023): 学习者提出问题, 系统即时回应; 学习者形成初步理解, 系统继续补充和修正。知识获取变得更加便捷, 认识和理解不再完全停留于个体内部, 而是开始发生于学习者与智能系统"之间"。

Wittrock (1989)提出生成式学习理论时, 关注的重点是学习者如何通过主动加工形成认识和理解。在这一理论视野下, 学习不是接受信息, 而是组织信息; 不是复制意义, 而是形成意义。无论是自我解释、提问、概念整合还是知识重述, 其共同特征都在于学习者需要调动已有经验, 将新信息与原有知识联系起来, 并形成新的认知结构(Fiorella & Mayer, 2015)。研究表明, 当学习者主动开展解释、比较和整合活动时, 其理解深度和知识迁移水平通常高于单纯接受信息的学习者(Chi et al., 1989)。这些发现表明, 理解来源于学习者的主动参与, 而非信息本身。因此, 传统的生成式学习理论始终将学习者视为意义形成的中心, 外部环境虽然能够提供支持, 却难以替代学习者完成真正的理解活动。

这一观点具有较强解释力, 因为无论媒介如何变化, 学习活动始终以个体加工为基础。生成式人工智能的出现则改变了这一格局。解释、归纳、推理乃至问题生成等活动, 开始在人与智能系统的互动中共同展开。学习者面对的不再只是等待加工的信息, 而是能够持续回应、共同参与学习活动的智能系统。理解仍然需要学习者参与, 却越来越多地形成于人机协同过程之中。当然, 生成式学习并未脱离其主动建构的基本逻辑, 但其发生方式正在改变。如何在保持学习者意义建构主体地位的同时, 从个体生成走向人机协同生成, 这构成了人工智能时代生成式学习面临的第一个理论挑战。

1.2 生成式学习中的"双重效应"现象

人工智能支持下生成式学习中的"双重效应"并非指向单一学习结果的简单正负变化, 而涉及不同层面的学习过程与结果。人工智能带来的积极影响可能表现为任务完成效率提高、即时成绩提升、学习投入增强或创意产出增加; 消极影响则可能表现为独立学习能力下降、认知卸载增加、深层理解不足以及知识迁移受限。不同结果之间并不存在简单对应关系。例如, 学习者在人工智能支持下可能完成更高质量的任务, 却未必形成更强的自主学习能力; 即时反馈可能提高当前表现, 却不一定促进长期保持和迁移。因此, 本文所讨论的促进与抑制, 并非仅指学习结果的高低差异, 也关注人工智能如何影响生成式学习的心理过程。

近年来, 相关研究从不同角度揭示了人工智能支持学习的积极作用。基于学习过程数据和问卷调查的实证研究发现, 学习者与生成式人工智能的互动可能通过提升自我效能感和认知投入促进学习表现(Liang et al., 2023); 针对人工智能支持的协同生成活动的研究表明, 生成式互动有助于增强学习参与并促进知识理解(Jin & Zhong, 2026)。此外, 围绕智能聊天机器人和个性化反馈的研究发现, 持续反馈和适应性支持能够提高学习投入并改善即时学习表现(Dahri et al., 2025)。这些研究表明, 人工智能能够通过降低信息获取成本、提供认知支持和促进互动交流, 为生成式学习创造有利条件。

然而, 人工智能提供的便利也可能伴随认知加工的弱化。相关调查研究和理论分析指出, 学习者在频繁获得人工智能帮助后, 可能减少主动加工和独立判断, 产生对外部系统的依赖倾向(Revesai, 2025)。Yan 等(2024)指出, 生成式人工智能在提高学习效率的同时, 也可能削弱学习者主动建构知识的过程; Gerlich (2025)的研究则提示, 过度依赖技术支持可能对批判性思维、问题解决和创造力产生不利影响。这些研究提示, 任务完成效率的提高并不必然意味着认知加工的深化, 外部智能支持也可能在降低学习负担的同时, 也减少了学习者主动参与的机会。

由此可见, 人工智能支持生成式学习的促进与抑制效应并不必然矛盾, 而可能与学习结果的评价层次、技术介入方式及具体使用条件有关。人工智能既可能通过反馈与支架促进理解, 也可能因替代必要的认知加工而削弱生成式学习赖以发生的心理过程。因此, 真正需要解释的问题, 不是人工智能能否改善学习表现, 而是为何相似的技术支持可能引向不同的学习过程与发展结果。这一问题提示我们, 有必要进一步考察人工智能介入后元认知调节、知情意协同加工与创造性活动之间的相互关系, 以及它们如何在不同条件下共同影响生成式学习。对这种差异及其形成机制的解释, 构成了重新审视生成式学习心理机制的重要起点。

1.3　现有解释框架的局限

面对人工智能支持下生成式学习所呈现的双重效应, 现有研究分别从学习动机、认知负荷与元认知调节等角度解释人工智能对学习的影响。有研究关注认知负荷, 认为人工智能可减轻信息加工压力, 为理解活动释放更多认知资源(Sweller, 2011); 还有研究关注元认知过程, 指出学习者能否有效监控、评估和调节自身学习状态, 影响着人工智能最终发挥何种作用(Liu & Liu, 2026)。这些解释各有依据, 也揭示了人工智能影响学习的重要路径。然而, 若动机提升足以促进学习, 为何部分学习者在学习热情增强的同时, 批判性思维反而出现下降(Laroza & Naparota, 2026)? 若降低认知负荷能够提高学习效率, 为何一些研究又发现认知加工的简化削弱了深层理解(Akbulut Zencirci, 2026)? 若元认知监控决定学习质量, 那么元认知本身为何会随着人工智能介入而发生改变(Tian & Zhang, 2025, 2026)? 这说明, 现有解释能够说明某一心理因素的重要性, 却难以说明不同心理因素如何相互影响, 更难回答同一种技术环境为何会导向不同甚至相反的学习结果。

无论讨论动机、认知还是元认知, 现有研究都倾向于将心理活动拆解为若干相对独立的变量, 并通过变量之间的关系推断学习结果(Alqurni, 2026; Fan et al., 2025; Lan et al., 2026; Zeng et al., 2026)。这种分析方式有助于识别关键因素, 也有利于开展因果检验, 但真实的学习活动并不会按照变量之间的划分独立展开。真实学习过程中, 动机影响认知投入, 认知活动改变元认知判断, 元认知调节又会重新塑造后续学习动机; 一个环节发生变化, 往往迅速传导至其他环节。学习者经历的不是若干心理模块的依次运转, 而是多种心理过程的持续交织与相互作用。学习者依据人工智能反馈调整策略, 也依据新的理解重新评价反馈; 反馈改变学习者, 学习者同样改变反馈的意义。二者相互塑造、循环往复, 简单的线性路径虽能解释局部现象, 却难以揭示学习过程中的反馈、递归与演化。

认识和理解并非单纯来自某一种心理活动, 而是形成于多种心理过程的协调与汇聚之中。人工智能之所以可能同时带来促进与抑制两种效应, 或许正因为它影响的不只是某个孤立环节, 还有这些心理过程之间的联结方式。当一种活动获得强化时, 另一种活动可能受到挤压; 当部分调节功能转移给外部系统时, 整个学习系统的运行状态也可能随之改变。因此, 我们有必要从变量转向关系, 从静态分析转向动态协同机制, 重新审视人工智能介入后元认知、知情意系统与创造性活动之间的联系, 并从系统过程的视角理解人工智能支持下生成式学习的心理机制。

2　人工智能支持下生成式学习的心理机制

人工智能究竟通过什么方式影响生成式学习? 现有研究表明, 人工智能并非简单作用于学习结果, 而是介入学习活动的具体过程(Huang et al., 2026)。从学习者接触任务, 到形成理解、监控学习并产生新的想法, 其间涉及的元认知和知情意等多种心理活动, 都可能受到人工智能的影响。因此, 解释生成式学习中的双重效应, 不仅需要关注技术本身, 也需要考察人工智能如何影响学习过程中的心理机制。

2.1　动机: 生成式学习发生的起点

生成式学习首先是一种主动学习。学习者是否愿意投入时间和心理资源, 往往取决于其动机状态。Wittrock (1992)指出, 只有当学习者主动参与学习活动时, 解释、联想和整合等生成活动才有可能发生。人工智能对生成式学习的影响, 首先体现在对学习体验的改变上。传统学习过程中, 学习者常常需要经历信息搜集、问题探索和结果验证等较为漫长的过程, 而生成式人工智能能够通过即时反馈、持续回应和个性化支持缩短这一

过程。学习者提出问题后，很快便能获得解释、建议甚至示范答案，由此降低学习初期的不确定感，并增强完成任务的信心。自我决定理论认为，胜任感是维持内在动机的重要基础，当学习者相信自己能够理解和解决问题时，更容易持续投入学习活动(Deci & Ryan, 2000)。相关研究发现，生成式人工智能的互动质量和输出质量与学习动机密切相关，学习动机在人工智能支持与学习结果之间发挥着一定的中介作用(Bai & Wang, 2025)；另有研究表明，学习者使用人工智能的动机与其学习投入存在积极联系(Li et al., 2026)。这些研究提示，人工智能可能通过改善互动体验、增强胜任体验和学习参与意愿，激活动机过程。由此可见，人工智能不仅提供信息资源，也可能通过改变学习者对任务难度和自身能力的感知，降低生成式学习的启动门槛，使原本可能因困难和挫折而中断的学习活动得以持续。

不过，动机并不仅仅表现为投入程度，也涉及投入指向何处。当人工智能持续提供答案、建议和解决路径时，学习活动的重心也可能发生偏移。原本来自探索和发现的满足感，可能逐渐让位于对即时反馈的期待；学习者关注的未必是问题是否真正得到理解，而是能否快速获得结果。此时，人工智能虽然维持了学习动机，却未必促进学习努力本身。动机依然存在，但其指向对象已经发生变化。学习者投入的不再是认识和理解，而是获取答案的过程。正因如此，动机既可能成为生成式学习的重要起点，也可能成为学习依赖形成的开端。要进一步理解这种差异，还需要考察学习者如何利用这些资源组织、加工并建构知识。

2.2 情绪情感：生成式学习的感受维度

生成式学习不仅是认知加工过程，也是伴随情绪体验的心理活动。学习者在面对新问题、理解困难和反馈评价时，可能产生好奇、愉悦、焦虑、困惑或挫折等不同情绪。这些体验不仅影响学习者是否愿意继续参与，还可能改变其注意分配、认知努力和学习策略。控制—价值理论认为，学习者对任务控制程度和价值的评价，是影响学业情绪的重要因素，而不同情绪又会进一步影响学习动机、策略使用与学习表现(Pekrun, 2006)。因此，情绪情感并非生成式学习的附属体验，而是影响学习过程的重要心理因素。

人工智能的介入可能改变学习者的情绪体验。与传统学习资源相比，生成式人工智能能够提供即时回应、反复解释和相对个性化的反馈，使学习者在遇到困难时更容易获得支持。对于因知识不足或任务复杂而感到焦虑的学习者而言，这种支持可能降低不确定感和挫折体验，增强对学习过程的控制感。相关研究发现，生成式人工智能支持与较低的学习焦虑和学业压力相关，自我效能感在其中发挥部分中介作用(Zhang et al., 2026)；在人工智能聊天机器人支持的语言学习情境中，基本心理需要的满足也与学习者的情绪投入密切相关(Li & Chiu, 2025)。这些研究提示，人工智能不仅可能通过提供信息支持学习，也可能通过改善学习者的情绪体验，为持续参与和主动探索创造有利条件。

然而，积极的情绪体验并不必然意味着深层学习的发生。人工智能提供的流畅解释、肯定性回应和即时答案，可能使学习者获得轻松、愉悦和顺利完成任务的感受，却未必促使其经历必要的认知冲突与反思。相反，当系统反馈与学习者预期不一致，或人工智能输出存在错误和不确定性时，学习者也可能产生困惑、焦虑甚至挫折。消极情绪并不必然阻碍学习，适度的困惑和认知冲突有时能够促使学习者重新审视已有理解；同样，积极情绪也不必然促进深入加工，其作用还取决于学习者如何解释和应对当前任务。已有研究表明，学习者的学业焦虑与自尊水平会影响其对生成式人工智能支持的感受和使用倾向(Pavone, 2026)。这说明，人工智能所引发的情绪体验可能具有不同的学习后果，不能简单以情绪的积极或消极判断其促进作用。

2.3 认知：生成式学习的信息加工与知识理解

如果说动机和情绪影响学习者是否投入生成式学习，那么认知建构则决定学习者在多大程度上形成理解。生成式学习的核心在于学习者对信息进行选择、组织和整合，使新材料同已有知识建立联系。人工智能介入之后，学习者不再单独面对材料，而是在系统提示、解释反馈和示范文本中开展认知加工。这些支持究竟是在促进认知建构，还是在替代认知建构?

从积极方面看，人工智能可以作为认知支架(cognitive scaffolding)，帮助学习者降低问题理解的初始难度(Pardos & Bhandari, 2024)。生成式学习往往要求学习者进行自我解释、概念比较、关

系推理和知识重述, 这些活动对先前知识和加工能力提出较高要求。对于知识基础较弱或任务复杂度较高的学习者而言, 直接进入深层加工并不容易。人工智能可以通过提示关键概念、生成类比案例或引导学习者分步骤分析问题, 帮助学习者组织和理解信息(Lehmann et al., 2024)。Chi 等(1989)关于自我解释的研究表明, 学习者在解释过程中更容易发现知识之间的关系, 从而形成较深层次的理解。近年来关于数字学习环境的元分析也显示, 自我解释能够改善学习表现, 尤其有助于促进概念理解和迁移(Tan et al., 2025)。当人工智能以问题提示或解释性反馈的方式引导学习者进行自我解释时, 它便不只是提供答案, 而是在一定程度上支持学习者的认知组织过程。人工智能对认知的促进作用, 不在于替学习者完成理解, 而在于为学习者提供进入理解活动的路径。

然而, 认知支架并非越多越好。支架的意义在于支持学习者完成原本难以独立完成、但通过帮助可以完成的活动; 一旦支架过度延伸, 便可能直接接管学习者的加工过程。生成式人工智能能够迅速生成完整答案、成熟解释和结构化文本, 学习者面对这些内容时, 可能误以为自己已经理解, 实际上只是完成了对外部答案的阅读和接受。Sweller (2011)的认知负荷理论指出, 降低无关认知负荷有助于学习, 但这并不意味着应当减少理解所必需的认知加工。若学习者把本应由自己完成的选择、组织和整合过程交给人工智能, 学习活动便可能从主动思考转向被动接受。相关研究提示, 过度依赖人工智能对话系统可能不利于学习者独立的问题解决与判断(Bastani et al., 2025)。这里的关键并不只是人工智能提供了什么信息, 还在于它是否替代了必要的认知加工。当学习者减少了比较、质疑和重组等心理活动时, 深层理解未必随着任务效率的提高而同步增长。

人工智能对认知建构的影响由此呈现出分化特征。它既可能促进深层加工, 也可能诱发表层加工, 二者的区别在于学习者如何使用人工智能。当学习者把 AI 输出作为进一步思考的材料, 通过比较、质疑、修改和再解释形成自己的理解时, 人工智能便成为认知支架; 当学习者直接接受 AI 输出, 并减少自身的概念联想与推理活动时, 人工智能便可能转化为认知替代。这说明, 人工智能影响认知建构的重要机制在于改变认知努力的分配方式。适度提示能够减少低层次的信息搜索和整理负担, 使学习者将更多资源用于关系理解和概念整合; 过度完整的答案则可能替代必要的心理努力, 使学习者停留于浅层加工。人工智能只有在促使学习者继续主动加工时, 才更可能促进生成式学习; 一旦使学习者停止必要的加工, 便可能削弱生成式学习(Wu et al., 2025)。

2.4　元认知: 生成式学习全过程的上位调节

生成式学习不仅要求学习者开展认知加工, 还要求学习者能够监控和评价自身的加工过程, 这体现为元认知活动。Flavell (1979)将元认知界定为个体对自身认知活动的认识与监控, 后续研究进一步指出, 计划、监控和评价共同构成学习持续调节和优化的重要机制(Schraw & Dennison, 1994)。从生成式学习视角来看, 元认知并非认知活动之外的附加环节, 而是推动学习者从解释走向反思、从知识组织走向知识重组的重要条件。学习者能否持续觉察自身理解状态, 并据此调整学习策略, 是影响深层学习的重要因素。

人工智能的介入为元认知调节提供了新的支持方式, 主要体现在帮助学习者获得反馈和开展自我检查。学习者可以借助人工智能解释概念、比较观点或检验推理过程, 并通过持续互动发现自身理解中的不足。已有研究指出, 人工智能支持的个性化反馈能够为学习者进行目标设定、学习监控和策略调整提供支持(Chang et al., 2023); 相关智能学习环境研究也表明, 及时反馈有助于学习者识别理解薄弱环节并优化学习过程(Roll & Wylie, 2016)。这些研究提示我们, 人工智能可能成为促进元认知监控的支持工具, 但其能否进一步提升学习者稳定的元认知能力, 仍需要更多长期研究加以验证。然而, 值得我们关注的不仅在于反馈是否存在, 还在于谁在完成监控。元认知的核心是对自身认知过程保持觉察与调节。当学习者越来越习惯于向人工智能寻求确认时, 原本需要自己判断和检验的问题, 可能逐渐交给系统完成。学习者依然在互动和提问, 学习活动甚至显得更加活跃, 但自身的监控活动未必同步增强。某些情况下, 元认知调节可能逐渐让位于外部评价。

因此, 人工智能对元认知的影响难以简单归结为促进或削弱。相同技术环境下, 不同学习者可能走向不同的发展路径(Fernandes et al., 2025; Mariani et al., 2025)。有些学习者将人工智能视为

思考伙伴，主动比较不同答案、审视系统观点，并借助反馈深化理解；另一些学习者则倾向于将其视为可靠权威，习惯接受系统判断而减少独立检验。前者利用人工智能扩展反思空间，后者则可能逐渐缩小反思空间。影响作用方向的关键，在于学习者能否保持对自身认知活动的觉察与掌控。在这个意义上，元认知不仅影响学习质量，也调节动机和认知的作用方式。人工智能能够提供信息与反馈，却不能代替学习者形成对自身理解状态的自主判断。元认知由此成为连接人工智能支持与生成式学习质量的重要枢纽。

2.5 创造性活动：具身体验与意义生成

生成式学习之所以具有“生成”之意，是因为学习者能够在已有理解的基础上形成新的理解。许多时候，真正重要的变化并不发生在学习者获得答案的瞬间，而发生在重新审视答案的过程中。一个概念进入新的情境，一种观点与另一种观点相遇，一段经验获得新的解释，新的理解往往由此出现。创造性活动并非生成式学习之外的附加能力，而是生成式学习不断深化后可能达到的一种状态。它不仅涉及知识关系的重新组织，也具有鲜明的具身性。具身认知理论认为，认知并非局限于个体内部的信息加工，而是在身体、行动与环境的互动中形成和发展。创造性活动同样如此，学习者通过情境探索、行动体验与反馈修正，不断检验和重构已有理解，使新的意义在主体与环境的互动中逐渐生成(Kimmel & Groth, 2024; Vallée-Tourangeau & March, 2020)。

人工智能为这一过程带来了新的可能。学习者面对开放性任务时，可以迅速获得不同解释路径、表达方式和问题视角。相关研究表明，人工智能能够为写作、设计和问题解决等活动提供新的思路与创意支持，并在一定条件下促进创造性表达和创造性认知(Hwang & Wu, 2025)。这种支持扩大了知识发生联系的可能范围，使学习者得以从更多角度重新理解任务。然而，创造并不等于联想，联想也不必然导向创造。人工智能可以不断提供新材料，却无法直接保证学习者完成意义整合。创造性活动不仅发生在学习者对知识的内部加工中，也发生在其与情境的实际互动中。当学习者停留于接受系统建议，而缺少比较、筛选、重组和反思时，丰富的信息反而可能成为限制。已有研究发现，人工智能虽然能够提高创意产出的平均水平，却可能降低不同个体之间创意的差异性(Doshi & Hauser, 2024)。生成式人工智能提供的建议往往建立于既有知识模式之上，使学习者更容易沿着熟悉路径思考，而较少偏离原有框架进行探索。这可能导致表达更加丰富，思维却未必更加开放(Dell'Acqua et al., 2026)。

创造性活动最值得关注的并不是人工智能能够提供什么，而是学习者愿意如何回应这些可能性。同样的提示，有人将其视为结论，有人将其视为起点；同样的答案，有人选择接受，有人继续追问。差异往往从这里开始。创造活动并不孤立存在，它需要探索意愿提供动力，需要认知建构提供基础，也需要元认知调节不断审视和修正已有理解。这种协同不仅发生于内部心理加工之中，也通过学习者的具身行动与环境反馈得以展开。当新的观点形成之后，学习者又会重新评价学习任务、重新发现问题，并由此开启下一轮探索。因此，创造性活动既是多种心理过程协同作用的结果，也是连接内部心理加工与外部情境互动的重要环节，并可能成为新一轮学习活动的起点。

3 动态协同模型的建构

生成式学习所关注的并不是某一种心理活动本身，而是认识和理解如何形成。元认知、知情意与创造性活动并非彼此独立，而是在持续互动中共同推动新意义的形成。因此，要理解人工智能为何既可能促进生成式学习，也可能削弱生成式学习，就需要超越对单一心理机制的考察，进一步关注不同心理过程如何构成相互联系的系统，以及生成式人工智能如何介入其中并改变这一系统的运行方式。

3.1 从独立机制到协同系统

以往学习研究更多将动机、情绪情感、认知、元认知和创造性活动作为相对独立的心理过程加以考察。这种变量取向有助于识别不同心理因素的作用，也便于开展实验控制，但并不完全对应真实学习过程的运行方式。在实际学习中，学习者不会按照“动机激活—认知加工—元认知监控—创造性活动”的固定顺序展开学习，而是在理解、判断和调整的过程中不断协调不同心理活动。已有关于数字学习环境和自我调节学习的研究表明，学习表现与动机、认知和元认知活动之间的协调密切相关(Johnson & Davies, 2014)。相关

理论研究进一步指出, 自我调节学习具有持续变化和反馈调节的特征, 不同心理活动之间存在时间上的依赖关系和相互影响(Molenaar, 2022)。这些研究表明, 学习的关键不仅在于某一心理过程是否单独发挥作用, 还在于不同心理过程间如何形成协同关系。

基于这一视角, 生成式学习可以被理解为一个持续运行的心理系统。知情意系统的协同加工、元认知的上位调节与创造性活动的具身生成构成这一系统中三个相互联系的方面。其中, “知”主要涉及信息加工、知识组织与理解建构; “情”涉及学习过程中的情绪情感体验及其对认知投入的影响; “意”则涉及学习动机、目标维持、努力坚持和行动调节。知情意并非彼此分离, 而是在学习过程中相互影响, 共同构成意义建构的心理基础。元认知通过监控理解状态、评价学习进展和调整策略, 对这一协同过程发挥上位调节作用; 创造性活动则通过知识重组、行动探索和经验反馈推动新意义形成, 并反过来影响学习者的理解、情绪体验和后续投入。已有创造性研究表明, 创造性活动与知识建构、自我调节和学习动机之间存在密切联系(Beghetto, 2018)。因此, 生成式学习并非若干心理模块的简单叠加, 而是一个在反馈、调整和重组中不断发展的动态系统。生成式人工智能能够同时影响这一系统中的多个心理过程, 并通过改变它们之间的联系, 使学习系统呈现不同的运行状态。

3.2　人工智能在协同系统中的作用位置

如果生成式学习是一个由多种心理过程相互作用形成的动态系统, 那么人工智能以何种方式参与这一系统? 这是理解人工智能支持下生成式学习的重要问题。

人工智能首先可以作为外部认知资源, 为学习者提供解释、案例、概念联系和问题提示, 提高信息获取效率, 减轻部分认知负担(Kasneci et al., 2023; Tlili et al., 2023)。与此同时, 人工智能还能够持续回应学习者的问题, 并根据其输入调整解释方式, 使学习活动由单向的信息获取转向动态互动。相关研究指出, 学习者可能逐渐将人工智能视为问题解决和知识建构过程中的互动对象, 而非单纯的信息工具(Sharples, 2023)。不过, 互动形式的改变并不必然意味着深层理解的形成, 其效果仍然取决于学习者是否主动加工信息。

随着人工智能逐步承担信息归纳、观点组织、推理支持和方案生成等任务, 部分认知加工开始在人与智能系统之间重新分配(Bouschery et al., 2023)。人工智能不再只是提供学习材料, 还可能影响学习者的思维路径、认知努力及认知责任分配(Abbas et al., 2026)。在开放性创造任务中, 人工智能能够通过提供初步想法、不同方案和表达建议, 为学习者的创造性探索提供外部支持。然而, 这些支持能否转化为学习者自身的创造性理解, 并不取决于外部生成内容的丰富程度, 而在于学习者能否主动筛选、比较和重组相关信息, 并通过行动探索、任务实践与经验反馈不断检验和修正已有理解。

由此可见, 资源提供者、互动对象、认知参与者和协同创造支持者并非人工智能依次经历的固定阶段, 而是可能在同一学习过程中并存的不同作用方式。人工智能既不等同于学习者内部的心理活动, 也不只是被动的外部背景, 而是通过提示、反馈和任务支持参与人机互动, 影响学习者的知情意协同加工、元认知调节与创造性活动。但学习者仍是具有感知、行动、情绪和经验的具身认知主体。生成式人工智能能否促进生成式学习, 取决于外部支持能否与学习者的主动加工、自主监控和具身经验形成有效协同。

3.3　人工智能支持下生成式学习的动态协同模型

前文分析表明, 单一心理机制难以充分解释人工智能支持下生成式学习的双重效应。同样是获得人工智能反馈, 有的学习者能够深化理解, 有的却逐渐依赖外部支持; 同样是利用人工智能开展创意活动, 有的能够形成新的观点, 有的却停留于既有模式的重复。这种差异不仅涉及某一心理因素的强弱, 更涉及不同心理过程之间关系结构的变化。基于此, 本文提出人工智能支持下生成式学习的动态协同模型(Dynamic Synergy Model of AI-Supported Generative Learning)。

3.3.1　动态协同模型的基本结构

根据动态协同模型, 生成式学习是学习者在人工智能支持下, 通过内部心理协同加工与外部情境互动, 持续建构和修正理解的动态过程(见图 1)。模型以学习者为具身认知主体, 将其心理活动概括为三个相互联系的方面: 元认知的上位调节、知情意系统的协同加工, 以及创造性活动的具身生成。

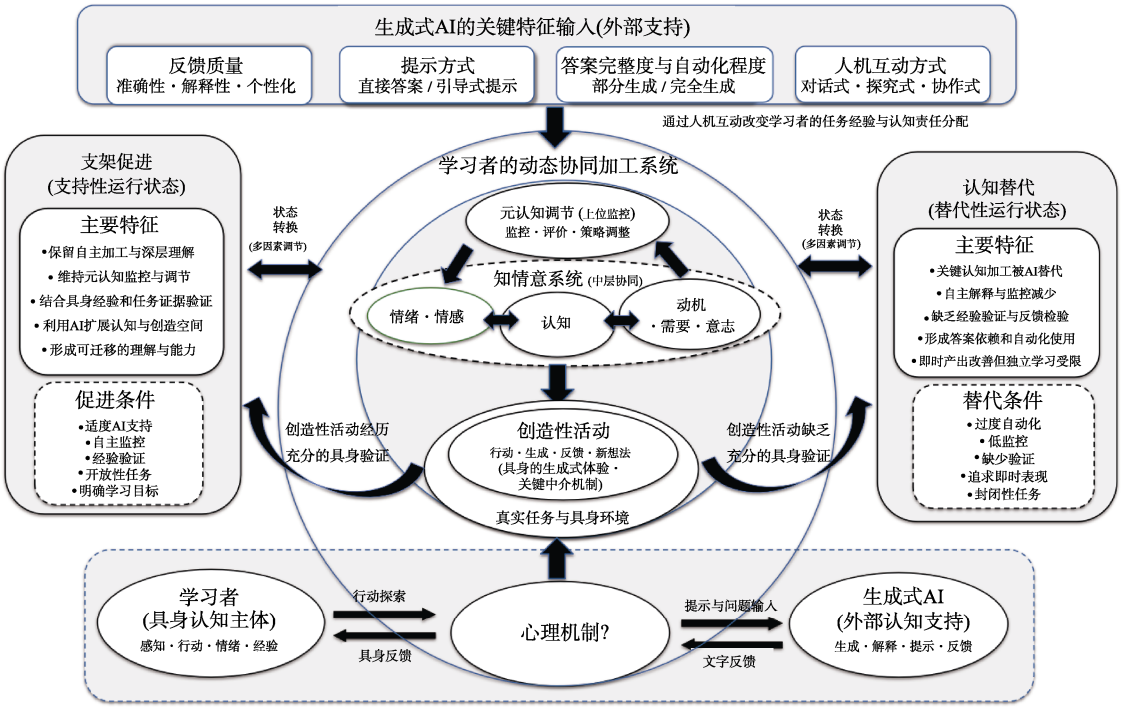


图 1 人工智能支持下生成式学习的动态协同模型

其中，元认知通过监控理解状态、评价学习进展和调整策略，对学习过程发挥上位调节作用。知情意系统则构成意义建构的协同加工基础：认知加工推动知识组织与理解深化，并影响学习者的情绪体验和动机状态；情绪体验通过影响注意分配和认知投入，改变学习者的加工方式；动机状态则通过目标维持和努力坚持，为持续探索提供动力。三者相互作用，共同推动意义生成。元认知调节与知情意系统并非分离的独立阶段，而是在学习过程中持续发生反馈联系。

创造性活动进一步连接内部心理加工与外部任务情境。学习者在已有理解的基础上提出新的想法，并通过行动探索、任务实践和经验反馈检验、修正这些想法，使知识重组与新意义形成延伸至主体与环境的互动之中。创造性活动既受到知情意协同加工和元认知调节的共同影响，也可能通过新的任务经验和环境反馈反过来影响学习者的理解、情绪体验、目标投入及调节策略，从而推动学习系统持续调整。因此，三个方面并非依次发生，而是通过持续互动和反馈，共同参与生成式学习中的意义建构。

与主要强调学习者主动选择、组织和整合信息的传统生成式学习理论相比，本模型进一步关注人工智能介入后，学习者内部心理过程及其与外部情境之间的动态联系。人工智能通过生成、解释、提示和反馈提供外部支持，学习者则通过问题提出、评价判断、内容重组和行动探索参与互动。其中，反馈质量、提示方式、答案完整度与自动化程度，以及人机互动方式，构成人工智能支持的关键特征。这些特征可能通过改变学习者的任务体验、认知努力、责任分配及自主监控方式，影响知情意协同加工、元认知调节与创造性活动之间的联系。不过，这些影响并非由技术特征直接决定，还受到学习者特征、任务要求及具体互动方式的共同影响。

由此，动态协同模型强调的不是人工智能对某一心理过程的单独影响，而是外部智能支持如何介入内部心理协同与外部情境互动所构成的反馈循环。人工智能能否促进生成式学习，取决于人工智能支持能否与学习者的主动加工、自主监控和具身经验形成有效联系，并支持其持续建构和修正自身理解。

3.3.2 动态协同模型的双重作用路径

在上述协同机制的基础上，动态协同模型进

一步提出, 人工智能支持下的生成式学习可能呈现“支架促进”与“认知替代”两种典型运行路径。两种路径并非对学习者或人工智能使用方式的固定分类, 而是对不同心理协同状态的理论概括。

在“支架促进”路径中, 人工智能通过适度提示、解释性反馈和问题引导, 为学习者提供必要的外部支持, 同时保留自主思考与判断的空间。学习者在此基础上开展自我解释、观点比较和推理, 通过元认知监控不断检查理解状态, 并在实际任务中检验和修正已有认识。已有研究发现, 生成式人工智能环境中的元认知支架和反馈支持有助于促进学习者的深层加工、自我调节及策略调整(Wu et al., 2025; Xu et al., 2025)。随着理解逐渐深化, 学习者可能获得更强的胜任体验和继续探索的意愿, 进而维持后续认知投入。创造性活动产生的新经验和反馈, 又可能促使学习者调整原有观点、发现新的问题, 使知情意协同加工、元认知调节与具身生成形成相互支持的循环。在这一过程中, 人工智能的作用不仅体现为提高任务完成效率, 还可能体现为支持学习者形成能够独立运用的理解和能力。

在“认知替代”路径中, 人工智能则可能过多承担分析、判断和生成任务, 使学习者逐渐减少必要的认知加工、自主监控和经验验证。当学习者习惯于直接接受系统提供的解释或方案, 而缺少比较、筛选、重组和反思时, 学习活动可能由主动建构意义转向获取和使用现成答案。由于人工智能能够持续提供较为完整的内容, 学习者即使没有充分理解, 也可能完成当前任务。已有研究发现, 生成式人工智能虽然能够改善部分任务中的即时表现, 却未必带来相应的知识增益与迁移(Fan et al., 2025)。同时, 依赖性认知卸载可能与较弱的自主判断和认知投入相关, 而保留学习者主动性的认知卸载则可能呈现不同的作用结果(Zhu et al., 2026)。这种便利性可能进一步降低学习者独立思考和主动探索的投入, 使部分认知责任逐渐向外部系统转移, 并增加答案依赖与浅层加工的可能性。

3.3.3　双重路径的动态转换机制

动态协同模型中的两种运行路径并非固定不变, 而是可能随着人机互动方式、学习者状态及任务要求的变化相互转换。两种路径的根本区别不在于是否使用人工智能, 也不在于认知卸载本身是否发生, 而在于学习者是否保留与学习目标相适应的认知责任, 以及外部智能支持能否转化为自身的理解和能力。

适当的认知卸载可以减轻辅助性任务负担, 使学习者将认知资源更多地投入理解、判断和整合等关键活动。Hong 等(2025)的准实验研究发现, 将部分低阶写作任务交由生成式人工智能完成, 并结合自主评价与反思活动, 有助于提升学习者的批判性思维表现。然而, 当人工智能逐渐替代学习者完成必要的分析、评价和生成任务, 而学习者减少自主监控与实践检验时, 原有的支架促进便可能转向认知替代。Kırcaburun (2026)的研究发现, 生成式人工智能使用与较弱批判性思维倾向之间的关联, 可能涉及元认知薄弱和认知惰性等因素。相反, 当学习者重新承担关键认知责任, 通过主动提问、独立判断、反思评价和实践反馈调整人机互动方式时, 原有的替代性支持也可能重新发挥认知支架作用。Li 和 Chang (2026)的准实验研究发现, 在融入苏格拉底式对话的人工智能辅助学习中, 学习者的自主性和自我调节学习策略得到改善, 交互提问也呈现出由寻求答案向寻求解释和元认知支持转变的趋势。这为通过调整人机互动方式, 促使学习者重新承担关键认知责任提供了间接实证支持。

由此, 本模型推论, “认知责任”在学习者与人工智能之间的动态分配及调整, 可能是影响两种路径转换方向的重要条件。当学习者保持主动加工、元认知调节与行动检验时, 外部支持更可能发挥支架作用; 当关键认知责任持续向人工智能转移时, 则可能形成认知替代。两种路径的具体转换过程及其边界条件仍有待进一步实证检验。

4　模型的边界条件与未来研究

动态协同模型旨在解释人工智能对生成式学习可能产生的促进与削弱作用。然而, 不同学习者在人工智能支持下可能呈现不同的学习发展轨迹。学习者特征、任务要求与技术支持方式的交互作用, 可能构成影响人工智能支持能否转化为学习者自主理解的重要边界条件。

4.1　学习者特征如何影响双重路径的形成?

动态协同模型认为, 人工智能对生成式学习的影响并非由技术本身直接决定, 还取决于学习者如何参与人机互动。面对相同的人工智能支持,

学习者可能因其人工智能素养、先验知识、自主调节能力及经验验证能力的差异，表现出不同的认知参与方式和学习结果。

首先，人工智能素养影响学习者能否对系统输出保持自主判断。人工智能素养不仅涉及技术知识，还包括批判性评价人工智能输出的能力(Ng et al., 2021)。具备较高人工智能素养的学习者，可能更善于识别系统输出的局限，并通过比较和修正将其转化为认知资源；反之，则可能直接接受现成答案，增加认知替代风险。其次，先验知识影响学习者对人工智能输出的理解与重组。专家与新手的差异不仅体现为知识数量，还涉及知识组织和问题表征方式(Chi et al., 1981)。知识基础较丰富的学习者可能更容易评价反馈的合理性，并将其与已有知识建立联系；知识基础不足的学习者则可能更依赖系统解释，难以发现其中的问题。再次，自主调节能力影响学习者能否持续保持主动加工。研究表明，自我调节学习策略与在线学习成效密切相关(Broadbent & Poon, 2015)。在人工智能支持下，能够主动设定目标、监控理解并调整策略的学习者，更可能将外部支持用于深化思考；缺少自主监控的学习者则可能将部分关键认知责任转移给系统。

此外，从具身认知视角来看，学习者还需要将人工智能输出与具体任务经验相联系，通过行动探索、任务实践和经验反馈检验、修正理解，若缺少这一过程，即使能够生成完整答案，也未必形成能够迁移运用的知识(Fiorella & Mayer, 2016; Kontra et al., 2015)。

4.2 人工智能支持方式如何影响系统演变方向？

即使面对同一学习者，人工智能的作用也可能因支持方式而不同。动态协同模型认为，人工智能的反馈质量、自动化程度、互动方式及任务性质，都可能通过影响学习者的责任分配，改变系统的运行状态。

首先，反馈质量影响人工智能能否发挥认知支架作用。有效反馈不仅需要指出当前表现，还应帮助学习者明确改进方向(Hattie & Timperley, 2007)。解释性和适应性反馈可能为学习者理解问题、调整策略提供依据(Khosravi et al., 2022)。但反馈并不会自动转化为深层学习，只有当学习者主动评价、解释和修正反馈内容时，才更可能促进元认知调节与知识建构。其次，自动化程度影响人机之间的认知责任分配。人工智能能够承担资料整理、信息归纳和方案生成等任务，减轻部分认知负担，但自动化也可能改变个体的任务参与和监控方式(Parasuraman et al., 2000)。因此，自动化的作用不仅取决于其程度，还取决于被转移的是辅助性加工还是学习目标所要求的关键认知活动。再次，互动方式影响学习者能否持续参与意义建构。与直接提供完整答案相比，引导式提问、观点比较和反思性反馈可能为学习者保留更多自主思考空间(Graesser et al., 2018)。但互动的持续性并不必然意味着理解的深化，其作用仍取决于学习者是否主动加工信息，并将互动中形成的想法用于进一步探索和检验。此外，任务性质与学习目标也会影响技术支持的作用方向。对于程序明确、重复性较高的任务，适当自动化可能提高效率；对于需要独立判断、开放性探索和创造性生成的任务，则更需要保留学习者的主动加工。尤其在涉及操作实践与情境反馈的任务中，人工智能支持能否促进学习者将想法付诸行动并根据经验修正理解，可能成为影响知识形成与迁移的重要条件(Castro-Alonso et al., 2024; Di Paolo et al., 2026)。

4.3 动态协同模型的启示：理论推论与实证方向

动态协同模型强调，人工智能支持下的生成式学习并非单一心理变量作用的结果，而是外部智能支持、内部心理协同与具身情境互动的动态过程。因此，未来研究不仅需要考察不同条件下的学习结果，还应关注心理过程之间的相互作用及系统运行状态的变化。

基于这一模型，可以提出以下有待检验的理论推论：第一，人工智能反馈的学习效应可能受到主动加工与元认知调节的影响。解释性提示和反思性反馈可能促进自我解释、观点比较与策略调整，而直接替代判断和推理的反馈则可能增加认知替代风险。第二，认知责任分配可能影响自动化支持与学习质量之间的关系。在自动化程度相近的条件下，承担辅助性加工与替代关键认知加工的支持方式，可能对主动加工、元认知调节及知识迁移产生不同影响。第三，元认知调节可能影响两种运行状态的维持与转换。能够主动监控理解、评价系统输出并调整使用策略的学习者，可能更容易维持支架促进状态；监控不足则可能增加答案依赖的风险。第四，创造性活动及其具

身经验反馈可能影响外部支持能否转化为自主理解。当学习者通过行动探索、任务实践和经验反馈检验、修正人工智能生成的想法时, 知识重组更可能得到深化; 否则, 学习活动则可能停留于外部内容生成。这一推论尤其需要在不同类型的学习任务中加以检验。第五, 人工智能支持下的即时任务表现与长期学习能力可能存在差异。不同运行状态即使产生相近的短期任务结果, 也可能在知识保持、迁移能力和独立学习表现上呈现不同的发展趋势。

上述推论需要通过过程性与纵向研究加以检验。未来可通过实验操纵反馈方式、自动化程度、互动策略及任务开放性, 考察不同支持条件下的学习变化; 结合学习分析、人机互动日志和过程追踪, 分析知情意协同加工、元认知调节与创造性活动之间的动态联系; 通过多时点纵向研究及撤除人工智能支持后的独立测验, 区分即时表现与持续学习效果(Azevedo & Gašević, 2019; Molenaar, 2022)。同时, 应结合任务产物、行动表现和经验反馈, 避免仅凭自我报告或生成式人工智能生成内容评价学习质量。

回到本文最初提出的问题: 人工智能为何既可能促进生成式学习, 也可能削弱生成式学习? 动态协同模型认为, 关键不在于人工智能是否进入学习活动, 而在于外部智能支持如何与学习者的认知责任和具身经验反馈形成协同。当人工智能支持主动理解、反思评价与创造性探索时, 更可能发挥认知支架作用; 当其替代关键认知加工、削弱自主监控并减少经验验证时, 则可能产生认知替代风险。对于心理学而言, 这一模型提示我们: 理解人工智能支持下的生成式学习, 不仅需要关注技术能够生成什么, 更需要重视学习者人工智能素养的提升, 从“具身认知”视角进一步考察学习者如何通过行动及与真实环境的互动, 将生成式人工智能提供的支持转化为“自主理解”与“创造性活动”。

参考文献

叶浩生, 苏佳佳. (2025). 生成式学习: 人工智能时代的学习新范式. *教育研究, 46*(12), 66−78.

Abbas, Z., Zhang, J., & Junaid, M. (2026). When learning meets the machine: How AI-assisted tools reshape deep and surface learning in higher education. *Computers in Human Behavior Reports*, *22*, 101057.

Akbulut Zencirci, S. (2026). Assessment of dependence on artificial intelligence and associated factors among medical students. *ESTUDAM Public Health Journal, 11*(2), 131–140.

Alqurni, J. (2026). Exploring the role of agentic AI in fostering self-efficacy, autonomy support, and self-learning motivation in higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence, 9*, 1738774.

Azevedo, R., & Gašević, D. (2019). Analyzing multimodal multichannel data about self-regulated learning with advanced learning technologies: Issues and challenges. *Computers in Human Behavior, 96*, 207−210.

Bai, Y., & Wang, S. (2025). Impact of generative AI interaction and output quality on university students' learning outcomes: A technology-mediated and motivation-driven approach. *Scientific Reports*, *15*(1), 24054.

Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 122*(26), e2422633122.

Beghetto, R. A. (2018). *What if?: Building students' problem-solving skills through complex challenges*. ASCD.

Bouschery, S. G., Blazevic, V., & Piller, F. T. (2023). Augmenting human innovation teams with artificial intelligence: Exploring transformer-based language models. *Journal of Product Innovation Management, 40*(2), 139−153.

Broadbent, J., & Poon, W. L. (2015). Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: A systematic review. *The Internet and Higher Education, 27*, 1−13.

Castro-Alonso, J. C., Ayres, P., Zhang, S., De Koning, B. B., & Paas, F. (2024). Research avenues supporting embodied cognition in learning and instruction. *Educational Psychology Review*, *36*(1), 10.

Chang, D. H., Lin, M. P. C., Hajian, S., & Wang, Q. Q. (2023). Educational design principles of using AI chatbot that supports self-regulated learning in education: Goal setting, feedback, and personalization. *Sustainability, 15*(17), 12921.

Chi, M. T., Bassok, M., Lewis, M. W., Reimann, P., & Glaser, R. (1989). Self-explanations: How students study and use examples in learning to solve problems. *Cognitive Science*, *13*(2), 145−182.

Chi, M. T., Feltovich, P. J., & Glaser, R. (1981). Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science, 5*(2), 121−152.

Dahri, N. A., Al-Rahmi, W. M., Alhashmi, K. A., & Shaikh, F. B. (2025). Enhancing mobile learning with AI-powered chatbots: Investigating ChatGPT's impact on student engagement and academic performance. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, *19*(11), 17−38.

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The "what" and "why" of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological Inquiry, 11*(4), 227−268.

Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E., Lifshitz, H.,

Kellogg, K. C., Rajendran, S., ... Lakhani, K. R. (2026). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of artificial intelligence on knowledge worker productivity and quality. *Organization Science*, *37*(2), 403−423.

Di Paolo, L. D., Clark, A., & Wachter, T. (2026). Educating minds with generative AI. *Communications Psychology*, *4*(1), 128.

Doshi, A. R., & Hauser, O. P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances, 10*(28), eadn5290.

Fabio, R. A., Plebe, A., & Suriano, R. (2025). AI-based chatbot interactions and critical thinking skills: An exploratory study. *Current Psychology, 44*(9), 8082−8095.

Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., ... Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, *56*(2), 489−530.

Fernandes, D., Villa, S., Nicholls, S., Haavisto, O., Buschek, D., Schmidt, A., ... Welsch, R. (2025). AI makes you smarter but none the wiser: The disconnect between performance and metacognition. *Computers in Human Behavior*, *175*, 108779.

Fiorella, L. (2023). Making sense of generative learning. *Educational Psychology Review, 35*(2), 50.

Fiorella, L., & Mayer, R. E. (2015). *Learning as a generative activity: Eight learning strategies that promote understanding*. Cambridge University Press.

Fiorella, L., & Mayer, R. E. (2016). Eight ways to promote generative learning. *Educational Psychology Review*, *28*(4), 717−741.

Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist, 34*(10), 906−911.

Gerlich, M. (2025). AI tools in society: Impacts on cognitive offloading and the future of critical thinking. *Societies, 15*(1), 6.

Graesser, A. C., Hu, X., Nye, B. D., VanLehn, K., Kumar, R., Heffernan, C., ... Baer, W. (2018). ElectronixTutor: An intelligent tutoring system with multiple learning resources for electronics. *International Journal of STEM Education, 5*(1), 15.

Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research, 77*(1), 81−112.

Hong, H., Vate-U-Lan, P., & Viriyavejakul, C. (2025). Cognitive offload instruction with generative AI: A quasi-experimental study on critical thinking gains in English writing. *Forum for Linguistic Studies, 7*(7), 325−334.

Huang, Y., Chen, S., Zhang, W., & Chen, M. (2026). Can generative AI feedback effectively enhance learning outcomes? A meta-analysis of 36 experimental and quasi-experimental studies. *Education Sciences, 16*(6), 816.

Hwang, Y., & Wu, Y. (2025). The influence of generative artificial intelligence on creative cognition of design students: A chain mediation model of self-efficacy and anxiety. *Frontiers in Psychology*, *15*, 1455015.

Jin, S., & Zhong, Z. (2026). Effects of collaborative generative learning on learners with different motivation levels in AI-enabled immersive virtual environments. *Journal of Educational Computing Research*, *64*(2), 344−370.

Johnson, G., & Davies, S. (2014). Self-regulated learning in digital environments: Theory, research, praxis. *British Journal of Research, 1*(2), 1−14.

Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., ... Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences, 103*, 102274.

Khosravi, H., Shum, S. B., Chen, G., Conati, C., Tsai, Y. S., Kay, J., ... Gašević, D. (2022). Explainable artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 3*, 100074.

Kimmel, M., & Groth, C. (2024). What affords being creative? Opportunities for novelty in light of perception, embodied activity, and imaginative skill. *Adaptive Behavior*, *32*(3), 225−242.

Kırcaburun, K. (2026). Generative AI use and critical thinking dispositions in higher education: A cross-sample study of the sequential role of metacognitive weakness and epistemic laziness. *Journal of Intelligence*, *14*(7), 147.

Kontra, C., Lyons, D. J., Fischer, S. M., & Beilock, S. L. (2015). Physical experience enhances science learning. *Psychological Science*, *26*(6), 737−749.

Lan, Y., Liu, S., & Chen, H. (2026). Exploring the formation of learning burnout among college students in AI context: A serial mediation mechanism of AI dependence and addiction based on I-PACE model. *Frontiers in Computer Science, 8*, 1756441.

Laroza, J. M. A., & Naparota, L. C. (2026). Artificial intelligence dependence in relation to knowledge retention and critical thinking skills among criminology students. *International Journal of Research and Innovation in Social Science, 10*(26), 3611−3631.

Lehmann, M., Cornelius, P. B., & Sting, F. J. (2024). AI meets the classroom: When does ChatGPT harm learning? *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.09047

Li, K. H., & Chang, C. K. (2026). Agentic AI as a dual-role lecturer and teaching assistant: Effects on learner autonomy, self-regulated learning, and intrinsic motivation in university-level EFL education. *Frontiers in Psychology*, *17*, 1847607.

Li, J., King, R. B., Chai, C. S., Zhai, X., & Lee, V. W. (2026). The AI Motivation Scale (AIMS): A self-determination theory perspective. *Journal of Research on Technology in Education*, *58*(5), 961−982.

Li, Y., & Chiu, T. K. (2025). The mediating effects of needs satisfaction on the relationship between teacher support and

student engagement with generative artificial intelligence (GenAI) chatbots from a self-determination theory (SDT) perspective. *Education and Information Technologies*, *30*(14), 20051−20070.

Liang, J., Wang, L., Luo, J., Yan, Y., & Fan, C. (2023). The relationship between student interaction with generative artificial intelligence and learning achievement: Serial mediating roles of self-efficacy and cognitive engagement. *Frontiers in Psychology, 14*, 1285392.

Liu, Y., & Liu, Y. (2026). Association between perceived usefulness of generative AI for learning and generative AI dependency among university students in Changde, China: A cross-sectional study of statistical indirect effects. *Frontiers in Psychology, 17*, 1859317.

Mariani, A. M., Treglia, E., & Cassese, F. P. (2025). META-GEN: Metacognitive engagement in textual activities with generative AI. *Journal of Inclusive Methodology and Technology in Learning and Teaching, 5*(4), 1−14.

Molenaar, I. (2022). Towards hybrid human-AI learning technologies. *European Journal of Education, 57*(4), 632−645.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, 100041.

Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 30*(3), 286−297.

Pardos, Z. A., & Bhandari, S. (2024). ChatGPT-generated help produces learning gains equivalent to human tutor-authored help on mathematics skills. *PLOS ONE, 19*(5), e0304013.

Pavone, G. (2026). Generative AI in the learning process: Threat or tool? Understanding the role of self-esteem and academic anxiety in shaping student motivations. *Journal of Marketing Education*, *48*(2), 177−200.

Pekrun, R. (2006). The control-value theory of achievement emotions: Assumptions, corollaries, and implications for educational research and practice. *Educational Psychology Review, 18*(4), 315−341.

Revesai, Z. (2025). Generative AI dependency: The emerging academic crisis and its impact on student performance-A case study of a university in Zimbabwe. *Cogent Education, 12*(1), 2549787.

Roll, I., & Wylie, R. (2016). Evolution and revolution in artificial intelligence in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education, 26*(2), 582−599.

Schraw, G., & Dennison, R. S. (1994). Assessing metacognitive awareness. *Contemporary Educational Psychology, 19*(4), 460−475.

Sharples, M. (2023). Towards social generative AI for education: Theory, practices and ethics. *Learning: Research and Practice, 9*(2), 159−167.

Sweller, J. (2011). Cognitive load theory. In *Psychology of learning and motivation* (Vol. 55, pp. 37−76). Academic Press.

Tan, L. P., Gong, S. Y., Wang, Y. J., Guo, X. R., Xu, X. Z., & Wang, Y. Q. (2025). Enhancing academic performance through self-explanation in digital learning environments (DLEs): A three-level meta-analysis. *Educational Psychology Review, 37*(1), 20.

Tian, J., & Zhang, R. (2025). Learners' AI dependence and critical thinking: The psychological mechanism of fatigue and the social buffering role of AI literacy. *Acta Psychologica, 260*, 105725.

Tian, J., & Zhang, R. (2026). Outsourcing thinking to AI? Focused immersion, AI dependency, and the double-edged impact on critical thinking. *Humanities and Social Sciences Communications*, *13*(1), 1015.

Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., Bozkurt, A., Hickey, D. T., Huang, R., & Agyemang, B. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments, 10*(1), 15.

Torraco, R. J. (2005). Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. *Human Resource Development Review*, *4*(3), 356−367.

Vallée-Tourangeau, F., & March, P. L. (2020). Insight out: Making creativity visible. *The Journal of Creative Behavior*, *54*(4), 824−842.

Wittrock, M. C. (1974). Learning as a generative process. *Educational Psychologist, 11*(2), 87−95.

Wittrock, M. C. (1989). Generative processes of comprehension. *Educational Psychologist, 24*(4), 345−376.

Wittrock, M. C. (1992). Generative learning processes of the brain. *Educational Psychologist, 27*(4), 531−541.

Wu, J., Wang, J., Lei, S., Wu, F., & Gao, X. (2025). The impact of metacognitive scaffolding on deep learning in a GenAI-supported learning environment. *Interactive Learning Environments*, *33*(9), 5166−5183.

Xu, X., Qiao, L., Cheng, N., Liu, H., & Zhao, W. (2025). Enhancing self‐regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support. *British Journal of Educational Technology, 56*(5), 1842−1863.

Yan, L., Greiff, S., Teuber, Z., & Gašević, D. (2024). Promises and challenges of generative artificial intelligence for human learning. *Nature Human Behaviour, 8*(10), 1839−1850.

Zeng, Y., Kang, J., & Piaw, C. Y. (2026). Behavioral mechanisms and learning outcomes of university students' GAI-assisted learning in human-AI collaboration. *PLOS ONE, 21*(4), e0346696.

Zhang, B., Li, W., & Jou, M. (2026). The influence of generative artificial intelligence support on learning anxiety and academic expectation stress: The mediating role of self-efficacy. *Interactive Learning Environments*, *34*(5), 3557−3573.

Zhu, Q., Li, X., Dong, Y., Chang, P., & Fan, M. (2026). Not all cognitive offloading is equal: Distinguishing dependent and autonomous offloading to generative AI. *Frontiers in Psychology*, *17*, 1878629.

Psychological mechanisms of AI-supported generative learning: A dynamic synergy model

SU Jiajia[1,2], YE Haosheng[2]

([1] *School of Educational Science, Jiangsu Second Normal University, Nanjing* 211200, *China*)

([2] *The Center for Embodied Cognition of Guangzhou University, Guangzhou* 510006, *China*)

Abstract: Why can generative artificial intelligence (GenAI) both facilitate and undermine generative learning? To address this question, this paper reexamines the theoretical challenges facing generative learning and proposes a dynamic synergy model of AI-supported generative learning based on five interrelated psychological processes: motivation, emotion and affect, cognition, metacognition, and creative activity. The model conceptualizes learners as embodied cognitive agents and emphasizes the higher-order regulatory role of metacognition, the coordinated functioning of cognitive, affective, and volitional processes, and the embodied generation of creative activity. Through feedback, prompts, automation, and human–AI interaction, AI participates in the learning process by influencing the allocation of cognitive responsibility, learners' self-monitoring, and the validation of understanding through embodied experience, thereby reshaping the synergistic relationships among psychological processes. The model identifies two pathways, scaffolding facilitation and cognitive substitution. Whether learners retain cognitive responsibility and transform external support into creative activity is an important condition shaping the emergence of these pathways. The persistence of these pathways and transitions between them are jointly influenced by factors such as learner characteristics and the forms of AI support. Building on this framework, the paper advances theoretically derived propositions for empirical testing and offers a dynamic synergy perspective for explaining the psychological mechanisms and boundary conditions of generative learning supported by generative AI.

Keywords: generative learning, generative artificial intelligence, dynamic synergy model, embodied cognition