

生成式人工智能影响大学生学习的作用机制 ——AI素养、自我调节学习与认知卸载的整合性综述

王晨

(江西枫林涉外经贸职业学院, 江西 九江 332000)

摘要: 作品质量提高以后, 学生能否脱离 AI 独立解决相近问题, 仍需另行检验。本文围绕这一问题开展整合性综述, 经定向检索与原始来源查核, 按测量内容、时点和教学安排比较 AI 素养、自我调节学习及认知卸载研究。已有研究支持部分作品与即时测验收益, 长期技能是否衰退则尚无充分依据。本文提出“目标责任约束下的动态双路径”框架, 考察任务前评价能力、求助选择、人机分工与再加工的联系。认知增强与认知替代的分界, 在于学生是否保留目标所需的判断和练习。教师与同伴回应、时间压力和工具权限可能改变这一过程, 成功与错误反馈又可能影响下一轮求助。后续可按决策事件记录过程并作跨任务检验; 课堂结合关键判断、依据说明与独立短测。框架及教学安排仍待验证。

关键词: 生成式人工智能; 大学生学习; AI 素养; 自我调节学习; 认知卸载; 认知责任

DOI: doi.org/10.70693/202609223645

一、问题提出: 任务表现与独立能力之间的距离

生成式人工智能使学生能够提交结构完整的论文、可运行的程序和流畅的答案, 但作品中的判断能否由学生独立解释和再次运用, 仍需验证。国内大学生应用调查提供了不同使用场景的经验参照^[1]; 请模型指出论证漏洞与请其完成论证, 所转移的认知工作不同, 不能仅凭使用次数判断学习意义。

Chen 和 Cheung 的 Meta 分析报告了若干学习结果的积极效应, 元认知总体效应则未达到统计显著^[2]。Fan 等对 117 名大学生的随机实验发现, 写作表现改善未伴随知识增益与迁移的显著组间优势^[3]。这些结果要求分别检验作品收益与能力收益, 而非认定 AI 必然有益或妨碍学习。

AI 素养、自我调节学习和认知卸载分别涉及技术判断、学习控制与人机分工, 却容易在测量中重叠: 同一“核验答案”行为被重复计入三个构念, 或先按成绩划分增强型、替代型, 再用类型解释成绩。本文据此考察学习收益的结果边界、三个构念的任务化区分, 以及人机分工影响独立能力的条件。

二、研究定位与证据处理

本文采用问题导向的整合性综述, 将异质实证研究与理论文献置于同一问题下比较^[4]。资料以 2022 年至 2026 年 8 月公开的高等教育学习研究为主, 兼及基础理论。2026 年 9 月 22—23 日开展定向查核, 以原稿参考文献为线索, 经公开网页检索、出版机构官网、作者公开稿及学位库追溯原始来源; 主题词涵盖“生成式人工智能/ChatGPT”“大学生/高等教育”“AI 素养/自我调节/认知卸载”, 并结合题名、作者与 DOI 定位。

实证证据须涉及高等教育学习或可辨识的混合样本, 明确使用情境, 并报告学习、过程或素养测量; 仅评测模型、不涉及学习者的研究不作为学习效果证据。非高等教育样本不直接外推, 同一研究不同版本不重复计入。理论与综述用于概念及综合参照。仅取得摘要者不补推统计量: 如 Bhattarai 的硕士论文只保留其明确报告的相关方向^[5]。

表 2 重点对照 7 项实证研究, 另结合国内研究讨论情境差异; 32 条参考文献包含理论和方法来源, 不等于纳入的效果研究总数。本文未开展 Web of Science、Scopus、ERIC 及 CNKI 的完整数据库检索, 不报告可复现的初筛、复筛计数, 也不声称完成系统筛选或新的 Meta 分析。提取比较对象、工具条件、时点及统计量, 将直接结果与跨研究解释分开; 资料获取路径另附说明。

作者简介: 王晨 (1996-), 女, 硕士、生成式人工智能与大学生学习机制研究)。

三、概念界定：能力、调节活动与认知工作分配

（一）AI 素养与自我调节学习：能力不等于行动

AI 素养包含理解、使用、评价及伦理判断。Wang 等量表、MAILS 与客观测验 GLAT 提供互补测量^[6,7,8]。国内李锐等对 14 所高校 941 名学生的研究采用 25 题、五维度自陈素养量表，批判性评估维度的院校组间差异为 $d=0.256^{[9]}$ ，但自陈差异不等同于实际识错能力。因此，任务前评价能力应以独立情境测验取得，并与领域知识、使用自信及本次任务行为分开。

自我调节强调学习者依据目标选择策略，在监控和反思中作出调整^[10]。Liu 等将任务加工与 AI 应用调节分开讨论^[11]。据此，观察 AI 任务需要追问：学生为何此时求助，寻求何种支持，又为何结束交互？发现疑点后转向原文，是行动改变的线索；仅让模型反复重写，却不自行判断，可能仍在延续委托。提示次数无法区分这两种情况。合用量表前还应检查自我管理等问题，避免重复计分。

（二）认知卸载与认知责任：分工及其目标参照

认知卸载是借助外部行动或工具降低内部加工要求，本身不含优劣判断^[12]。不同层次的 AI 卸载可用于观察委托内容^[13]，但高阶工作交给工具未必减少学习：模型解释仍可供学生比较、反驳和重构；反之，基础步骤若属于课程训练目标，省略也可能减少必要练习。

本文将认知责任（cognitive responsibility）限定为：相对于事先明确的目标能力，学习者对关键问题、证据取舍、解释形成与最终判断承担可说明、可检验的责任。它是课程分析标准，而非纪律归责。卸载回答“工作由谁承担”，责任回答“分工是否保留应当练习的判断”；最终提交权不等于认知责任。分析应兼顾课程目标与学生自主探索目标。

以具体决策事件为最小观察对象，可将能力、调节与分工分开。学生发现引文可疑并核对原文时，评价能力由任务前独立测验提供，调节表现为检索策略变化，分工则体现为模型提出候选、学生完成取舍。一次核验可从不同角度描述，但不能把同一得分重复作为多段中介。表 1 归纳其测量边界。

表 1 核心构念与过程判据的测量边界

观察对象	对应材料与判据	须排除的替代判断
AI 评价能力	任务前识别不可靠输出、选择证据并解释适用范围。	与领域知识、使用自信及本次核验行为分开。
任务中自我调节	疑点出现后，围绕目标改变策略与求助方式。	点击链接、增加提示次数不直接等于有效调节。
认知工作分配	逐步记录提出者、执行者、复核者和决策者。	不将核验得分改名为卸载得分，不虚构事件先后。
目标责任与再加工	依预定目标检查独立依据、解释、取舍或修订。	判据尚待验证，后测不参与标签生成；资料不足记未知。

已有研究初步区分依赖性自主性卸载^[14]，本文的补充在于联系课程目标、事件承担关系与再加工证据，而非首次区分卸载的利弊。目标、行为和资料完整度不合成单一“认知责任总分”。

（三）学习结果与元认知指标的区别

学习结果应区分技术辅助作品、无 AI 即时掌握、延迟保持与迁移。无 AI 测评限制的是直接生成目标答案的支持，不是撤除必要的无障碍设备。元认知体验亦不同于实际掌握^[15]：觉得易懂属于体验，认为已经理解属于判断，将判断与独立测验匹配才可评价准确性，据此改变策略则属于控制活动。体验改善、调节增加与监控更准确不必同步。

四、证据比较：表现收益、过程变化与风险边界

（一）技术辅助收益须结合结果对象解释

Urban 等的任务产出与 Kestin 等的即时测验均呈优势，但前者测量工具支持下的创意解答，后者比较结构化 AI 导师与课堂主动学习^[16,17]。后者的 0.73—1.30 个标准差来自分位数回归估计范围，并非 95% 置信区间，也不代表延迟保持。表 2 保留原研究统计尺度，避免将作品、独立测验与自陈关联合并为同一种“学习效果”。

表2 代表性研究的测量时点、关键统计量与解释边界

研究	设计 / 比较对象	测量时点	关键统计结果与解释边界
Urban 等 ^[16]	145 名大学生; 77 人用 AI、68 人不用。	单次任务; AI 支持产出。	质量 $d=0.69$ 、精细度 $d=0.61$ 、原创性 $d=0.55$ (均 $p<0.001$) ; 未测延迟独立能力。
Fan 等 ^[3]	117 名大学生; 四组随机实验。	即时写作及知识后测、迁移任务; 非延迟追踪。	写作增分 $\eta^2=0.108$ ($p=0.005$) ; AI 较对照多 1.97 分, 95%CI[0.083,3.858]。知识后测、迁移均无显著差异 (迁移 $p=0.996$) 。
Kestin 等 ^[17]	194 名大学生; AI 导师与课堂主动学习交叉。	两周、两个主题; 各有即时前后测。	调整后优势 0.63 SD ($p<10^{-8}$) ; 分位数估计 0.73—1.30 SD。未报告延迟保持; 含教学脚本与情境差异。
Xu 等 ^[18]	68 人、4 周准实验; 元认知支持 35 人、对照 33 人。	干预末测量; 延迟及无 AI 条件未核。	摘要报告任务策略、自我评价改善, 成绩差异不显著; 未取得完整结果表, 不补填效应量及 p 值。
Misiejuk 等 ^[19]	4 次作业; 122 份可用提交、281 条提示。	连续任务过程; 未测独立保持 / 迁移。	低 / 高作品质量组“分歧—指令”模式占 7.1% / 1.9% (原文 $p=0.015$) ; 按成品分组, 非能力变化。
Abbas 等 ^[20]	494 份三波匹配数据; 自陈使用及后续结果。	相邻波次 1—2 周; 无同一技能基线。	使用与记忆困难 $\beta=0.274$ ($p<0.001$) ; 时间压力与使用 $\beta=0.163$ 。均为关联, 不等于客观记忆衰退。
Zhu 等 ^[14]	589 名学生及青年知识工作者; 三波自陈。	相邻波次 2 周; T3 为主观结果。	依赖性卸载与能动性转移 $\beta=0.35$; 监控对该关联的交互 $B=-0.14$ (均 $p<0.001$) , 对动机交互 $p=0.72$ 。自陈且无能力基线。

注: d 为标准化均差, η^2 为方差分析效应量, β 为标准化、 B 为非标准化系数, SD 为标准差单位, 不作跨设计数值排序。数值依据出版正文或作者公开稿; Xu 等仅据摘要, 不补填 p 值或效应量。“未报告”不等于无效应; 三波自陈不等于同一能力追踪。

“元认知”须回到具体测量: 自我评价、策略量表与监控准确性不能互换, 开放聊天工具与明确支架亦非同一种干预。即时优势不能回答延迟保持问题; 不显著结果也不等于证实无效, 解释时须结合测量精度和可取得的区间。

(二) 过程记录与时间性证据的限度

过程记录可细化解释, 但提示次数不等于投入质量。Misiejuk 等按作品质量比较提示结构, 日志缺失限制了覆盖^[19]。汪凡淙等对 46 名研究生的认知外包活动发现, 高、低作品绩效组在先备知识和交互加工模式上存在差异^[21]; 因按成品得分分组, 该结果不能独立证明能力增长。过程分析应连接关键主张、来源及修改依据, 避免从最终文风反推思考。

现有风险证据更适合表述为目标加工减少、核验责任转移或作品与独立结果不同步。“去技能化”讨论能提示风险^[22], 却不能代替能力变化测量。已有技能衰退、目标技能尚未形成与临时不愿独立作答, 应分别判断。只有基线确认技能已掌握, 随后可比独立测评持续下降, 并考察练习和课程负担等变化, 才接近去技能化判断。表 2 中的连续任务与多波调查尚不能满足这一条件。

国内研究已经从使用类型讨论学生间的差别^[23]。李静等调查 5638 名大学生, 将焦虑、依赖、高效利用与频率分开分析, 并报告了学科群体差异^[24]。问卷反映的关系仍需独立迁移测验补充。解释群体差别时, 宜实测领域知识、时间压力、资源和工具权限, 而不以学历代指。学生与在职青年混合样本的总体关系^[14]不能算作博士生专属效应, 实操技能也仍缺可比追踪。

五、机制整合: 目标责任约束下的动态双路径

(一) 从人机分工到独立能力

框架以事前明确的课程目标为参照,将任务前能力、任务过程与独立结果连接起来(图1)。领域知识、AI评价能力和调节倾向影响初始判断,时间压力与工具权限限定求助选择;分工、核验及再加工决定目标加工如何被保留,反馈则进入下一轮任务。

认知增强路径预期,学生在技术支持后仍进行目标所需的解释、比较、重构与练习,作品收益因而可能转化为独立能力。认知替代路径预期,目标加工主要由模型承担且未被学生重新建构,作品改善与能力增长可能分离。两条路径可在同一学生的不同任务阶段转换,不是固定人格类型。

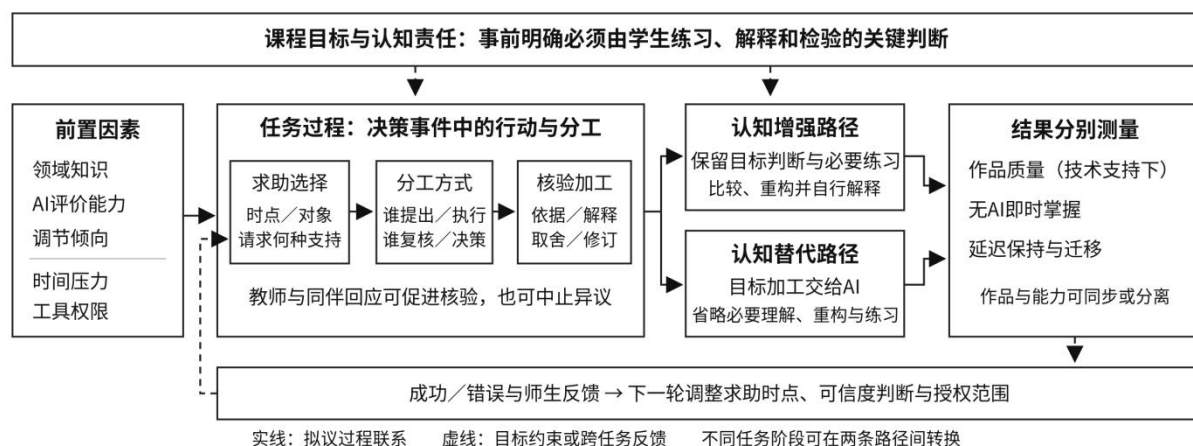


图1 目标责任约束下的动态双路径机制框架

注：本框架为待检验的理论模型，非因果定论。后测结果不参与过程类型判定；资料不足时保留未知，不将其视为未加工。

框架须允许反例：若事前编码的目标加工在控制先备能力及任务条件后不能解释独立结果，或替代性候选过程持续伴随稳定迁移，就应修正分类与机制，不事后改写“核心步骤”以包容所有结果。记录齐全而理解未改善，也须检视记录与实质加工的差别。

(二) 过程分类与证据充分性

事件识别依次明确目标、记录分工、判断再加工并检查资料。存在AI委托且保留目标判断与实质再加工的，可记为策略性候选；目标加工交给AI且有充分资料显示未作重构的，可记为替代性候选；不同阶段并存记混合，未委托者单列，资料不足记未知。后测成绩不参与分类，证据可追溯性也不作为学习能力得分。

答案未改动，但学生依据原始材料核验并能说明理由，仍可有再加工证据；改写大量文字却未核查依据，则未必保留目标判断。快速识错者也可能不产生日志，应结合现场说明判断。

资源再投入须另行检验：使用AI后继续阅读，只能说明后续投入，不能认定它来自“被节省的时间”。宜在等时任务中比较目标活动分布；没有相应比较时，仅报告“后续目标加工投入”。

(三) 社会性回应与错误传导

教师和同伴的参与，使人机协同不只是学生与工具的双边关系^[25]。Edwards等的协作原型在所观察指标上未获得明确预期的共享调节效果^[26]。Zhang等则发现，GenAI可用条件下的调节形式转向混合共同调节^[27]。这一变化关乎责任如何分配，不能直接解释为个体受损。同样，小组产出提高也未必惠及每名成员。

观察重点是疑点提出者、证据提供者、异议回应、最终整合与下一任务调整。证据性回应可能促成纠偏，重复模型意见或以群体赞同替代证据则可能放大错误。评价支持成效须同时测量角色分工与个人迁移，不能以小组高分替代每名成员的掌握。

模型错误还需经过暴露、采纳、验证、整合与保持等环节。未发现错误、发现后未核验及核验后仍误判，分别可能涉及知识、成本和评价标准，不宜统一归为AI依赖。复制错误答案不必然形成稳定错误知识。可在低风险任务中记录来源选择、判断理由与后续保持，并于适当节点纠错；由此不能估计日常学习的总体误学概率。

六、研究命题与检验路径

四项命题可分别检验。第一，控制领域知识与使用自信后，任务前AI评价能力应有助于解释后续核验，能力与行为须独立测量。第二，同等工具权限下，“先尝试、再求助并说明依据”的支架可能增加目标加工并改善无AI迁移，相关调节设计研究可作参照^[28]。第三，尚待形成的目标技能与已经掌握的辅助技能被委托时，可能产

生不同后果,应测量实际先备水平而非以学历替代。第四,与一般讨论相比,围绕具体证据的教师或同伴质询更可能促成再加工,须同时观察回应方式、责任分工与个人学习。

预研先以认知访谈澄清判据,再由两名编码者独立切分事件和判断标签,按字段报告 Krippendorff α 等一致性指标^[29]。协商标签不能替代独立一致性;判据修订后用新材料复核,自陈量表、客观题和过程记录分别验证。

小规模研究检验可控任务中的过程与反例,大规模研究考察跨课程重复性。全体完成前测、任务及独立测评,密集记录由分层随机子样本提供。样本量按主要比较、分组及失访规划,分析区分学生间差异与个人变化^[30];未采集、技术损失与行为未发生分别标记。

实验以原随机分配的组间比较为主,记录课外 AI 使用、跨组接触及教师额外支持,不因对照学生使用 AI 而删除资料。工具版本和失访纳入敏感性检查;长期风险须以同一已掌握技能的基线与持续独立再测检验。

七、教育实践:以必要证据支持目标能力评价

课程组宜先准备已核实来源、错误输出及边界案例,统一评分标准,再将核验证据、调节求助和说明责任嵌入现有任务^[31]。课程须明确 AI 可承担的工作、学生必须解释的判断及须直接展示的技能;生成内容不替代实测、操作、技法或动作展示。

以 800 字的大学写作作业为例,学生先独立拟定论点,再请 AI 提出反驳。修改时不必汇报全部交互,只选一项关键判断,查核原始来源,并用约 100 字说明采纳或拒绝的理由。课堂用 8 分钟完成无 AI 的相近论证短题,一周后换材料检查迁移。拟议评分将成品、判断及依据分别设为 40% 和 30%,即时短测、延迟迁移分别为 20% 和 10%;使用频率与改写字数不计分。这只是供试行的课程方案,时长及权重须结合课堂调整。

上述证据替换原有反思与测验,不追加全员长日志;轮换抽查只用于反馈与量规校准^[32]。不能导出对话者可交草稿并现场解释,网络受限者可使用统一离线材料;目标本身是 AI 交互时则须提供受支持的操作机会。不得因付费功能、导出格式或记录长度加减分。过程资料应最小化采集并去标识,转作研究须另行取得适当同意;过程类型不直接作为纪律判断。

若任务换成图像或视频,核查就要落到素材及空间、时间关系上;自动运算则要检查数据与方法。文字改了多少,无法说明这些判断是否由学生完成。使用连续调用工具的智能体前,还应交代允许执行的范围、人工复核点及中止条件。课程定制所用材料的版本、答案开放程度与教师干预也要记录,以便辨明学生实际经历的任务条件。

八、结论与研究局限

生成式人工智能对学习的影响,关键不在使用多少,而在技术介入后学生是否保留目标能力所需的判断、重构与练习。本文以课程目标连接 AI 评价能力、任务调节和认知工作分配,提出认知增强与认知替代的条件性解释,并将过程分类同独立结果分开。教学上应保留必要练习,研究上应优先检验过程判据及其跨任务解释力。

这项综述仍可能遗漏相关研究:资料采用定向方式选取,部分只能读到摘要,筛选也未独立复核,因而不能替代多数据库系统综述。过程判据是否可靠、反馈能否影响下一次求助,以及教学安排是否有效,都要交由后续研究检验。已有依据主要来自文本与数字任务,对于实体实验、艺术技法和体育动作,尚需各类课程的独立证据。

参考文献:

- [1] 李艳,许洁,贾程媛,翟雪松.大学生生成式人工智能应用现状与思考——基于浙江大学的调查[J].开放教育研究,2024,30(1): 89-98.
- [2] CHEN S, CHEUNG A C K. Effect of generative artificial intelligence on university students learning outcomes: A systematic review and meta-analysis[J]. Educational Research Review, 2025, 49: 100737. DOI: 10.1016/j.edurev.2025.100737.
- [3] FAN Y, TANG L, LE H, et al. Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance[J]. British Journal of Educational Technology, 2025, 56(2): 489-530. DOI: 10.1111/bjet.13544.
- [4] WHITEMORE R, KNAFL K. The integrative review: Updated methodology[J]. Journal of Advanced Nursing, 2005, 52(5): 546-553. DOI: 10.1111/j.1365-2648.2005.03621.x.
- [5] BHATTARAI K. Mediating role of cognitive offloading: Linkage between generative AI usage and critical thinking[D/OL]. Lappeenranta-Lahti University of Technology LUT, 2025[2026-09-22]. <https://lutpub.lut.fi/handle/10024/171072>.

- [6] WANG B, RAU P L P, YUAN T. Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale[J]. Behaviour & Information Technology, 2023, 42(9): 1324-1337. DOI: 10.1080/0144929X.2022.2072768.
- [7] CAROLUS A, KOCH M, STRAKA S, et al. MAILS—Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies[J]. Computers in Human Behavior: Artificial Humans, 2023, 1(2): 100014. DOI: 10.1016/j.chbah.2023.100014.
- [8] JIN Y, MARTINEZ-MALDONADO R, GAŠEVIĆ D, YAN L. GLAT: The generative AI literacy assessment test[J]. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2025, 9: 100436. DOI: 10.1016/j.caeai.2025.100436.
- [9] 李锐, 梁瑜倩, 杜盼盼, 吴荃萱. 不同类型高校学生生成式人工智能素养发展差异研究[J]. 开放教育研究, 2025, 31(4): 85-96. DOI: 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2025.04.009.
- [10] ZIMMERMAN B J. Becoming a self-regulated learner: An overview[J]. Theory Into Practice, 2002, 41(2): 64-70. DOI: 10.1207/s15430421tip4102_2.
- [11] LIU X, XIAO Y, LI D. Assessing strategic use of artificial intelligence in self-regulated learning: Instrument development and evidence from Chinese university students[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2025, 22: 69. DOI: 10.1186/s41239-025-00567-5.
- [12] RISKÓ E F, GILBERT S J. Cognitive offloading[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2016, 20(9): 676-688. DOI: 10.1016/j.tics.2016.07.002.
- [13] JIANG Y, CHEN H. AI-based cognitive offloading by students in higher education in China[J]. Computers in Human Behavior: Artificial Humans, 2026, 8: 100327. DOI: 10.1016/j.chbah.2026.100327.
- [14] ZHU Q, LI X, DONG Y, et al. Not all cognitive offloading is equal: Distinguishing dependent and autonomous offloading to generative AI[J]. Frontiers in Psychology, 2026, 17: 1878629. DOI: 10.3389/fpsyg.2026.1878629.
- [15] EFKLIDES A. Metacognition and affect: What can metacognitive experiences tell us about the learning process?[J]. Educational Research Review, 2006, 1(1): 3-14. DOI: 10.1016/j.edurev.2005.11.001.
- [16] URBAN M, DĚCHTĚŘENKO F, LUKAVSKÝ J, et al. ChatGPT improves creative problem-solving performance in university students: An experimental study[J]. Computers & Education, 2024, 215: 105031. DOI: 10.1016/j.compedu.2024.105031.
- [17] KESTIN G, MILLER K, KLALES A, et al. AI tutoring outperforms in-class active learning: An RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 17458. DOI: 10.1038/s41598-025-97652-6.
- [18] XU X, QIAO L, CHENG N, et al. Enhancing self-regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support[J]. British Journal of Educational Technology, 2025, 56(5): 1842-1863. DOI: 10.1111/bjet.13599.
- [19] MISIEJUK K, LÓPEZ-PERNAS S, KALIISA R, SAQR M. Cognitive offloading in student-AI collaboration: A longitudinal analysis of prompting strategies[J]. Computers in Human Behavior Reports, 2026, 22: 101130. DOI: 10.1016/j.chbr.2026.101130.
- [20] ABBAS M, JAM F A, KHAN T I. Is it harmful or helpful? Examining the causes and consequences of generative AI usage among university students[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2024, 21: 10. DOI: 10.1186/s41239-024-00444-7.
- [21] 汪凡淙, 汤筱筠, 余胜泉. 基于生成式人工智能的认知外包: 交互行为模式与认知结构特征分析[J]. 心理学报, 2025, 57(6): 967-986. DOI: 10.3724/SP.J.1041.2025.0967.
- [22] 王佑镁, 王旦, 王海洁, 等. 生成式人工智能教育应用的“去技能化”危机与应对——基于反转型逆向思维分析框架[J]. 开放教育研究, 2025, 31(4): 97-108. DOI: 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2025.04.010.
- [23] 马莉萍, 郑翔睿, 周雪涵. 使用生成式人工智能辅助学习的学生类型画像——基于全国20所高校本科生调查的实证研究[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2026, 44(1): 65-79. DOI: 10.16382/j.cnki.1000-5560.2026.01.006.
- [24] 李静, 黄淑仪, 刘信韬. 焦虑、依赖还是高效利用? ——人工智能使用行为对学业表现的分化影响[J]. 开放教育研究, 2026, 32(4): 91-103. DOI: 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2026.04.010.
- [25] 王一岩, 刘淇, 郑永和. 人机协同学习: 实践逻辑与典型模式[J]. 开放教育研究, 2024, 30(1): 65-72.

- [26] EDWARDS J, NGUYEN A, LÄMSÄ J, et al. Human-AI collaboration: Designing artificial agents to facilitate socially shared regulation among learners[J]. *British Journal of Educational Technology*, 2025, 56(2): 712-733. DOI: 10.1111/bjet.13534.
- [27] ZHANG Y, MENG X, FENG S, LIN J. Human-AI collaboration reconfigures group regulation from socially shared to hybrid co-regulation[C]//BLANCHARD E G, CHEN G, CHI M, ISOTANI S, eds. *Artificial Intelligence in Education: AIED 2026. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 16585. Cham: Springer, 2027: 318-326. DOI: 10.1007/978-3-032-29770-9_35. (出版方书目年份为 2027; 在线发表日期为 2026-06-27。)
- [28] XIA Q, LIU Q, TLILI A, et al. A systematic literature review on designing self-regulated learning using generative artificial intelligence and its future research directions[J]. *Computers & Education*, 2026, 240: 105465. DOI: 10.1016/j.compedu.2025.105465.
- [29] KRIPPENDORFF K. Computing Krippendorff's alpha-reliability[R/OL]. Philadelphia: University of Pennsylvania, 2011[2026-09-22].
<https://www.asc.upenn.edu/sites/default/files/2021-03/Computing%20Krippendorff%27s%20Alpha-Reliability.pdf>.
- [30] CURRAN P J, BAUER D J. The disaggregation of within-person and between-person effects in longitudinal models of change[J]. *Annual Review of Psychology*, 2011, 62: 583-619. DOI: 10.1146/annurev.psych.093008.100356.
- [31] 单俊豪, 刘永贵. 生成式人工智能赋能学习设计研究[J]. *电化教育研究*, 2024, 45(7): 73-80.
- [32] XIA Q, WENG X, OUYANG F, et al. A scoping review on how generative artificial intelligence transforms assessment in higher education[J]. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2024, 21: 40. DOI: 10.1186/s41239-024-00468-z.

How Generative Artificial Intelligence Affects University Students' Learning

AI Literacy, Self-Regulated Learning,

and Cognitive Offloading: An Integrative Review

Wang Chen

Jiangxi Fenglin College of Foreign Economy and Trade, Jiujiang, Jiangxi, China

Abstract: A better piece of work produced with generative artificial intelligence (AI) does not by itself show that a student can solve a similar problem independently. This integrative review examines that distinction in research on AI literacy, self-regulated learning, and cognitive offloading. Studies identified through targeted retrieval and checks of original sources are compared by what they measure, when assessment takes place, and how instruction is arranged. Some findings support gains in AI-assisted work and immediate tests; evidence of long-term skill decline remains insufficient. We propose a goal-referenced dynamic dual-pathway framework linking prior evaluative ability to help-seeking, human-AI task allocation, and substantive reprocessing. Cognitive augmentation and cognitive substitution are distinguished by whether students retain the judgment and practice required by learning goals. Teacher and peer responses, time pressure, and tool permissions may shape this process, while feedback on success and errors may alter help-seeking in the next task. The framework calls for process records at the level of task-specific decision episodes and tests across tasks. A classroom application combines a key judgment, an explanation of its evidential basis, and independent short assessments. Both the framework and the teaching arrangement await empirical testing.

Keywords: generative artificial intelligence; university student learning; AI literacy; self-regulated learning; cognitive offloading; cognitive responsibility