

反思性使用还是答案依赖：生成式人工智能对大学生批判性思维的影响机制研究

张冰¹ 宋霖霖^{1*}

(1.湖南理工大学, 湖南 岳阳 414006)

摘要：生成式人工智能正在重塑大学生的信息检索、文本生产与问题解决过程，但其对批判性思维的影响并非简单的促进或抑制。为揭示不同使用方式的差异化作用，本文拟对高校本科生开展问卷调查，将生成式人工智能使用区分为使用频率、反思性使用、答案依赖和信息核验四个维度，采用多元线性回归进行实证检验。研究重点考察：高频使用是否等同于高质量使用；反思性使用和信息核验能否正向预测批判性思维；答案依赖是否产生负向影响。基于认知工具与认知卸载的双重视角，本文得出，影响大学生批判性思维的关键并非“是否使用AI”，而是学生是否保留先行思考、证据核验、比较质疑和反思修正等认知活动。研究结论将为高校AI素养课程、作业设计和过程性评价提供参考。

关键词：生成式人工智能；大学生；批判性思维；反思性使用；AI依赖

基金项目：2026年湖南省普通本科高校教学改革研究项目（B20260825）

DOI: 10.70693/202609131660

Reflective Use or Answer Dependence: A Study of How Generative Artificial Intelligence Influences University Students' Critical Thinking

Bing Zhang¹, Linpei Song^{1*}

¹ Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, China

Abstract: Generative artificial intelligence is reshaping how university students retrieve information, produce texts, and solve problems, yet its influence on critical thinking is neither simply positive nor negative. To examine the differentiated effects of various usage patterns, this study conducts a questionnaire survey of university undergraduates. Generative AI use is divided into four dimensions: use frequency, reflective use, answer dependence, and information verification, and multiple linear regression is employed for empirical analysis. The study focuses on whether frequent use is equivalent to high-quality use, whether reflective use and information verification positively predict critical thinking, and whether answer dependence has a negative effect. Drawing on the dual perspectives of cognitive tools and cognitive offloading, this study concludes that the key factor influencing university students' critical thinking is not whether they use AI, but whether they retain such cognitive activities as prior thinking, evidence verification, comparative questioning, and reflective revision. The findings provide practical implications for AI literacy courses, assignment design, and process-based assessment in higher education.

作者简介：张冰(2005—)，女，在读本科生，研究方向为人工智能与教育心理；

宋霖霖(1988—)，男，博士，硕士生导师，研究方向为人工智能与教育心理。

通讯作者：宋霖霖

Keywords: generative artificial intelligence; university students; critical thinking; reflective use; AI dependence

一、引言

生成式人工智能 (AI) 正由一种新兴技术转变为大学生普遍可得的学习基础设施。学生可以借助其完成概念解释、资料梳理、观点生成、文本修改和问题求解, 原本需要多次检索与组织的信息任务, 正在被压缩为即时的人机对话。Bhullar 等证实了 ChatGPT 相关研究已形成学习环境、学生参与、学术研究和学术诚信等主题群, 技术赋能与原创性受损两种判断并存[1]。因此, 高校面对的已不只是“允许还是禁止使用 AI”的工具管理问题, 更是如何在提高学习效率的同时保留学生必要认知投入的育人问题。

这一变化使批判性思维的重要性更加突出。批判性思维是个体对问题、证据和结论进行分析、推理、评价与反思修正的能力及倾向。国内研究发现, 大学教育经历、深度学习、学习参与和师生互动等因素均与大学生批判性思维发展相关[2-4], 批判性思维还可以通过认知冲突等机制促进创造力[5]。在传统学习环境中, 学生主要面对相对稳定且来源可辨的教材、论文和教师讲授; 在生成式 AI 环境中, 他们还需要处理来源不透明、真伪混杂却表达流畅的生成内容。当答案的获得越来越容易, 能否追问答案从何而来、证据是否充分、推理是否成立, 便成为比信息占有更为关键的学习能力。

然而, 关于生成式 AI 能否促进批判性思维, 现有实证研究尚未形成一致结论。戚佳等发现, 生成式 AI 工具使用与高校学生的批判性思维和自主学习能力存在显著联系[6]; Suriano 等的研究进一步表明, 学生与 ChatGPT 的深度互动能够显著预测复杂批判性思维, 其解释力高于对工具知识的简单掌握[7]。然而, Stadler 等通过实验将大学生随机分配至大语言模型组和搜索引擎组。结果表明, 大语言模型虽然降低了学生的认知负荷, 却未能带来更好的认知表现; 相反, 与使用搜索引擎的学生相比, 使用大语言模型的学生在科学探究中表现出较低的推理深度和论证质量[8]。Liang 通过对外语学习者的前后测研究同样发现, 学生在反思日志中认可 ChatGPT 的帮助, 但标准化批判性思维测验并未呈现显著提升[9]。可见, AI 带来的效率优势并不会自动转化为思维优势, 甚至可能因独立推理环节被压缩而产生相反效果。

上述分歧在一定程度上源于既有研究对“AI 使用”的处理较为笼统。其一, 将是否使用或使用

频率作为核心变量, 难以区分生成反例、比较观点等主动使用与复制答案等替代性使用。其二, 部分研究依据学生主观感知判断 AI 效果, 而感知到便利或能力提升, 并不等同于实际批判性思维的发展[9,10]。其三, 已有讨论较多关注工具的总体效应, 对学生是否先行思考、是否核查来源以及是否直接采纳答案等过程性行为关注不足。若不区分这些具体使用方式, “AI 促进批判性思维”与“AI 削弱批判性思维”就可能成为同时成立却缺少边界条件的判断。

基于此, 本文不再把生成式 AI 使用视为单一变量, 而是将其区分为使用频率、反思性使用、答案依赖和信息核验四个方面, 利用高校本科生问卷数据进行实证检验。通过从“是否使用”转向“如何使用”, 本文试图识别生成式 AI 发挥认知支架作用或产生认知替代风险的具体条件, 为高校 AI 素养教育、学习任务设计与过程性评价提供经验依据。

二、文献综述与研究假设

(一) 生成式 AI 的认知工具效应

认知工具并不直接替代人的思考, 而是通过提供表征、提示和反馈支持学习者组织知识。生成式 AI 能够快速生成多种解释和备选方案, 使学生在较短时间内接触不同观点, 并通过多轮对话不断澄清问题。Essien 等以英国商学院研究生为对象开展准实验和混合研究, 发现 ChatGPT 对记忆、理解等较低层次认知的改善最明显, 对分析和评价也有一定帮助, 但对最高层次的原创性生成作用有限[11]。这说明效率收益只有在学生把节省的认知资源重新投入比较、论证和创造时, 才可能转化为高阶思维收益。

这一判断也得到问题解决实验的补充。Urban 等发现, ChatGPT 能够提高大学生创造性问题解决的质量、详尽程度和原创性, 同时降低主观心智努力, 但学生对自身表现的校准仍可能出现偏差[12]。因此, 任务表现短期提高并不能直接等同于稳定的批判性思维发展, 还需观察学生是否理解并能独立迁移解决过程。

“反思性使用”是指学生不把 AI 输出视为最终答案, 而是用其生成反例、比较观点、检查论证、发现遗漏并修正原有判断。Du 等对设计专业大学生进行被试内实验, 发现 AI 显著增加了高阶思维活动之间连接的数量和多样性, 但学生对 AI 建议更多是直接采用, 深度改造和迭代比例较低

[13]。Jang 等分析大学生的写作互动日志后也发现,不同能力学生在写作阶段、提问内容和依赖程度上存在明显差异,高水平学生更倾向于在写前搜集信息并在写作中细化表达,而较低水平学生更集中于词句生成[14]。可见,AI 能否成为认知支架,取决于学习者是否保持主动加工。据此本研究提出:

H1: 反思性 AI 使用对大学生批判性思维具有显著正向影响。

(二) 答案依赖的认知卸载风险

认知卸载是指个体借助外部工具减少内部记忆、推理和决策负担。适度卸载可以释放认知资源,但当工具替代了问题表征、证据判断和结论形成时,学习者可能只得到任务结果而没有经历能力形成过程。Stadler 等的实验说明,“更省力”与“思考更深入”并不等价[8]。Zhang 等的调查发现,学业压力和对 AI 绩效的高预期会增强 AI 依赖;受访者报告的主要后果包括惰性增加、错误信息扩散,以及创造力、批判性思维和独立思考下降[15]。

答案依赖与正常工具使用不同,主要表现为未作独立尝试便寻求完整答案、缺少 AI 时难以启动任务、倾向直接采用生成文本,以及减少传统资料检索。其风险不完全来自使用时长,而来自核心认知步骤被外包。因此,高频但反思性的使用可能有益,低频但每次均直接复制答案也可能有害。据此本研究提出:

H2: 答案依赖对大学生批判性思维具有显著负向影响。

(三) 信息核验的保护作用

生成式 AI 输出具有语言流畅、结构完整的特点,容易造成“表达可信即内容可信”的错觉。信息核验要求学生追问证据来源,回到论文、教材或权威数据库交叉验证,并检查论据能否支持结论。这些行为与批判性思维中的求真、分析和审慎判断高度一致。Essien 等发现,一部分学生会因意识到 AI 幻觉而主动事实核查,并将核查过程视为批判性思维训练[11]。Lee 等在随机对照实验中发现,让实验组先提交自己的方案,再由 ChatGPT 只提供提示而非完整答案;与直接使用 ChatGPT 的对照组相比,实验组的自我调节、高阶思维和知识建构表现更好[16]。其关键机制正是保留“先判断、再求助、后修正”的学习链条。国内外研究还表明,学科背景会影响学生理解和使用 AI 的方式[10,17]。因此,在统计分析中既要测

量核验行为,也要控制专业、年级和 AI 教育经历。据此本研究提出:

H3: 信息核验行为对大学生批判性思维具有显著正向影响。

H4: 在控制个体背景及使用频率后,反思性使用、答案依赖和信息核验仍能显著影响大学生批判性思维。

三、研究设计

(一) 研究对象与调查程序

研究对象为普通高校全日制本科生,覆盖人文社科、理工和艺术等专业。正式问卷发放 400 份,最终获得有效问卷 311 份,有效率为 78%。

(二) 变量测量

本研究采用既有量表并结合生成式 AI 学习情境进行适当调整(李克特 5 点分量表)。反思性 AI 使用(RU)参考 Hou 等开发的 Reflective Use 量表[18],选取 3 个题项,测量学生主动设计提示、批判审视 AI 输出及调整提问方式的行为。答案依赖(ACD)参考 Wu 等开发的 Cognitive Dependence 量表[19],选取 3 个题项,测量学生将答案获取、问题解决及判断决策外包给 AI 的倾向。信息核验(IV)参考 Tifferet 的 Verifying Online Information Scale[20],并结合生成式 AI 情境设置 3 个题项,测量来源追溯、信息时效检查及跨来源核实行为。批判性思维倾向(CTD)参考 Sosu 的 Critical Thinking Disposition Scale[21],从 Critical Openness 和 Reflective Scepticism 两个维度各选取 3 个题项,共 6 题。

(三) 分析方法

本文采用 SPSS 32.0 进行数据分析。首先,运用频数和百分比描述样本的人口学特征及其 AI 使用情况。其次,采用 Cronbach's α 系数检验各量表的内部一致性信度。进一步采用探索性因子分析检验量表的结构效度。随后,采用 Pearson 相关分析检验反思性 AI 使用、AI 答案依赖、信息核验与批判性思维倾向之间的相关关系。最后,以批判性思维倾向为因变量进行分层多元线性回归。

四、实证结果

(一) 样本与 AI 使用现状

本研究共获得 311 份有效样本,所有人口学变量均无缺失值。如表 1 所示,男性 175 人,占 56.3%;女性 136 人,占 43.7%。从年级分布来看,大一学生 38 人,占 12.2%;大二学生 106 人,占

34.1%；大三学生 118 人，占 37.9%；大四学生 49 人，占 15.8%，样本主要集中在大二和大三年级。从专业分布来看，人文社科专业学生 112 人，占 36.0%；理工科学生 131 人，占 42.1%；艺体美专业学生 68 人，占 21.9%。不同专业类别均得到一定覆盖，其中理工科学生所占比例最高。在 AI 使用频率方面，没有受访者选择“几乎不用”；35 人表示偶尔使用 AI，占 11.3%；276 人表示经常使用 AI，占 88.7%。这表明 AI 工具已在本研究样本中得到广泛使用，经常使用 AI 已成为受访学生的主要特征。

(二) 信效度与相关分析

反思性 AI 使用、AI 答案依赖、信息核验和批判性思维倾向量表的 Cronbach's α 系数分别为 .790、.824、.830 和 .906，均高于通常采用的 .70 标准。上述结果表明，各量表具有良好的内部一致性信度。

探索性因子分析结果表明，KMO 值为 .852，Bartlett 球形检验达到显著水平， $\chi^2(105)=2237.123$ ， $p<.001$ ，说明题项间存在充分相关性，数据适合进行因子分析。根据特征值大于 1 的标准，共提取 4 个因子，其初始特征值分别为 4.985、2.565、1.943 和 1.252。主轴因子提取后的累计方差解释率为 61.352%。旋转后的因子矩阵显示，所有题项的主因子载荷均高于 .60，且不存在绝对值高于 .40 的显著交叉载荷；共同度介于 .510-.750 之间。四个因子与理论设定的批判性思维倾向、AI 答案依赖、信息核验和反思性 AI 使用相一致，表明测量工具具有良好的结构效度。

描述统计和相关分析结果发现，反思性 AI 使用、AI 答案依赖、信息核验和批判性思维倾向的均值分别为 3.680、3.614、3.762 和 3.645。反思性 AI 使用与信息核验显著正相关， $r=.426$ ， $p<.001$ ；与批判性思维倾向显著正相关， $r=.244$ ， $p<.001$ ；与 AI 答案依赖显著负相关， $r=-.155$ ，

$p=.006$ 。AI 答案依赖与信息核验显著负相关， $r=-.226$ ， $p<.001$ ；与批判性思维倾向显著负相关， $r=-.200$ ， $p<.001$ 。信息核验与批判性思维倾向显著正相关， $r=.233$ ， $p<.001$ 。上述结果初步支持了各核心变量之间的预期关系。

(三) 分层回归分析

表 1 展示了以批判性思维倾向为因变量的分层回归结果。模型 1 未加入人口学控制变量，仅纳入反思性 AI 使用、AI 答案依赖和信息核验。模型整体达到显著水平： $F(3,307)=11.303$ ， $p<.001$ ， $R^2=.099$ ，调整后 $R^2=.091$ ，说明三个核心预测变量共同解释了批判性思维倾向 9.9% 的变异。模型中的最大方差膨胀因子为 2.576，明显低于常用临界值，表明不存在严重的多重共线性问题。

具体而言，反思性 AI 使用对批判性思维倾向具有显著正向预测作用 ($\beta=.166$ ， $p=.006$)；AI 答案依赖具有显著负向预测作用 ($\beta=-.144$ ， $p=.010$)；信息核验具有显著正向预测作用 ($\beta=.130$ ， $p=.034$)。模型 2 进一步加入性别、年级、专业和 AI 使用频率等控制变量。模型整体仍然显著， $F(10,300)=4.331$ ， $p<.001$ ， $R^2=.126$ ，调整后 $R^2=.097$ 。加入控制变量后，模型解释率增加 2.7%，但该增量未达到统计显著水平： $\Delta R^2=.027$ ， $\Delta F(7,300)=1.309$ ， $p=.245$ 。

在控制人口学变量后，反思性 AI 使用仍显著正向预测批判性思维倾向 ($\beta=.149$ ， $p=.014$)；AI 答案依赖仍具有显著负向预测作用 ($\beta=-.144$ ， $p=.010$)；信息核验仍具有显著正向预测作用 ($\beta=.125$ ， $p=.041$)。性别、年级、专业和 AI 使用频率的回归系数均未达到 $p<.05$ 的显著水平。总体来看，在控制人口学特征和 AI 使用频率后，反思性 AI 使用、AI 答案依赖和信息核验仍能显著预测大学生的批判性思维倾向，说明核心变量之间的关系具有一定稳健性。因此，H1-H4 均成立。

表 1 批判性思维倾向的分层回归分析结果

预测变量	模型 1 B (SE)	β	p	模型 2 B (SE)	β	p
常数项	3.214 (.355)		<.001	3.594 (.435)		<.001
反思性 AI 使用	.153 (.056)	.166	.006	.138 (.056)	.149	.014
AI 答案依赖	-.160 (.062)	-.144	.010	-.160 (.062)	-.144	.010
信息核验	.119 (.056)	.130	.034	.114 (.056)	.125	.041
女性 (参照组: 男性)				-.001 (.104)	.000	.993
大二 (参照组: 大一)				-.222 (.171)	-.111	.197
大三 (参照组: 大一)				-.318 (.168)	-.163	.060
大四 (参照组: 大一)				-.237 (.195)	-.091	.226
理工科 (参照组: 人文社会科学)				.088 (.116)	.046	.450
艺体美类 (参照组: 人文社会科学)				.269 (.140)	.118	.055
频繁使用 AI (参照组: 偶尔使用 AI)				-.193 (.165)	-.065	.244
R^2	.099			.126		
调整后 R^2	.091			.097		

ΔR^2	.099	<.001	.027	.245
F	11.303	<.001	4.331	<.001

五、讨论

第一,判断生成式 AI 的教育效果不能停留在使用频率层面。研究发现, AI 使用频率并不能显著解释学生批判性思维的差异,而反思性使用、答案依赖和信息核验仍具有显著预测作用。这表明,使用频率主要反映学生接触 AI 的机会,具体的使用方式才更接近其真实的认知投入。本研究结果与 Suriano 等关于“互动投入比工具知识更重要”的发现相呼应[7],也有助于解释既有研究为何同时观察到 AI 对批判性思维的促进和抑制作用:两种效应可能并非源于是否使用 AI,而是源于学生如何使用 AI。

第二, AI 答案依赖与批判性思维呈稳定的负向相关。这说明,生成式 AI 的潜在风险主要来自认知过程被替代,而非工具本身。Stadler 等揭示的“低认知负荷但浅层推理”现象[8]以及 Zhang 等关于 AI 依赖后果的研究[15]均支持这一解释。学生获得结构完整、表述流畅的答案,并不意味着其亲自完成了证据筛选、逻辑连接和结论辩护。因此,高校治理不宜只关注 AI 使用次数或设置禁止性规则,更应考察学生是否保留了独立作答、证据判断和理由说明等关键认知活动。

第三,反思性 AI 使用和信息核验均能正向预测批判性思维。这意味着,当学生将 AI 输出视为需要质疑、比较和验证的外部观点,而不是可以直接接受的标准答案时, AI 更有可能成为支持批判性思考的认知工具。Lee 等发现,先要求学生形成初步答案,再由 AI 提供提示,比直接呈现答案更有利于高阶思维的发展[16]。Du 等则指出,即使 AI 增加了不同观点之间的连接,如果学生只是直接采纳其建议,相关能力仍难以实现有效迁移[13]。因此,教学设计应将 AI 输出审查、证据核验和理由说明设置为明确的学习任务,而不能假定学生会自发完成这些认知活动。

第四,应注意区分学生对批判性思维的主观感知与实际能力。本研究结果揭示了不同 AI 使用方式与学生自评的批判性思维之间的关系,尚不能据此断定其实际推理能力得到提升。已有调查发现,学生通常对 AI 促进批判性思维持中度积极态度,而且 AI 自我效能越高,其积极感知越强[10];然而,主观感知的改善并不必然转化为客观测验表现的提升[9]。未来研究可结合情境化推理任务、论证质量评分和标准化批判性思维测验,进一步检验不同 AI 使用方式对实际认知能力的

影响。

六、教育建议

(一) 建立“先思考、后求助、再核验”的课堂规则

教师可要求学生在调用 AI 前提交初步观点、问题分解或解题步骤; AI 阶段只允许获取提示、反例和反馈;最终提交时说明采纳、拒绝或修改 AI 建议的理由。该流程保留学生的首轮判断,又利用 AI 扩大反馈来源。

(二) 把证据核验纳入课程评价

课程作业应要求列出 AI 生成内容中的关键事实、原始来源及核验结果,对不存在的文献、失真的数据和逻辑跳跃进行标注。评价重点从成品文本转向“证据链是否可靠、修订理由是否充分”。

(三) 按学科和学生基础实施差异化引导

理工科可突出步骤解释、边界条件和结果复算,文科可突出立场比较、语境识别和来源批判。对于基础较弱或依赖得分较高的学生,应增加分阶段提交、口头答辩和教师反馈,防止写作或解题过程被整体外包。

(四) 以过程性材料改进评价

高校可将提示语、关键对话、来源核验表和反思说明纳入学习档案。过程材料既能降低学术不端风险,也能让教师判断学生究竟是在使用认知支架,还是在转移认知责任。

七、结语

生成式 AI 既可能成为扩展观点和促进反思的认知工具,也可能成为替代推理和形成依赖的答案机器。本文将反思性使用、答案依赖和信息核验纳入同一模型,旨在说明:大学生批判性思维的变化,不由 AI 使用频率单独决定,而取决于学习者是否持续承担提出问题、评价证据和形成判断的责任。高校 AI 教育的重点应从工具准入转向认知过程设计,使技术效率真正服务于思维质量。

参考文献:

- [1] Bhullar P S, Joshi M, Chugh R. ChatGPT in higher education: A synthesis of the literature and a future research agenda[J]. Education and Information Technologies, 2024, 29: 21501-21522. DOI:10.1007/s10639-024-12723-x.

- [2] 吴亚婕, 姜姗姗. 学生学习过程、批判性思维与学业成就的关系研究[J]. 电化教育研究, 2015, 36(12): 90-97.
- [3] 秦西玲, 吕林海. 拔尖学生的学习参与及其批判性思维发展: 基于全国 12 所“拔尖计划”高校的实证研究[J]. 江苏高教, 2022(1): 73-82.
- [4] 沈红, 宋亚萍. 我国本科教育对学生批判性思维能力的塑造机制[J]. 高等教育研究, 2025(3).
- [5] 王新风, 韩子祥. 拔尖学生批判性思维对创造力的影响机制探析[J]. 河北师范大学学报(教育科学版), 2026(3).
- [6] 戚佳, 徐艳茹, 刘继安, 等. 生成式人工智能工具使用对高校学生批判性思维与自主学习能力的影 响[J]. 电化教育研究, 2024, 45(12): 67-74. DOI:10.13811/j.cnki.eer.2024.12.009.
- [7] Suriano R, Plebe A, Baccellina D, et al. Student interaction with ChatGPT can promote complex critical thinking skills[J]. Learning and Instruction, 2025, 95: 102011. DOI:10.1016/j.learninstruc.2024.102011.
- [8] Stadler M, Bannert M, Sailer M. Cognitive ease at a cost: LLMs reduce mental effort but compromise depth in student scientific inquiry[J]. Computers in Human Behavior, 2024, 160: 108386. DOI:10.1016/j.chb.2024.108386.
- [9] Liang W. Exploring the use of ChatGPT to foster EFL learners' critical thinking skills from a post-humanist perspective[J]. Thinking Skills and Creativity, 2024, 54: 101645. DOI:10.1016/j.tsc.2024.101645.
- [10] Alghamdi A A. University students' perceptions of generative AI for critical thinking and creativity: The influence of self-efficacy and disciplinary differences[J/OL]. Innovations in Education and Teaching International, 2025: 1-17. DOI:10.1080/14703297.2025.2600476.
- [11] Essien A, Bukoye O T, O'Dea X, et al. The influence of AI text generators on critical thinking skills in UK business schools[J]. Studies in Higher Education, 2024, 49(5): 865-882. DOI:10.1080/03075079.2024.2316881.
- [12] Urban M, Děchtěrenko 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.
- [13] Du X, Du M, Zhou Z, et al. Facilitator or hindrance? The impact of AI on university students' higher-order thinking skills in complex problem solving[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2025, 22: 39. DOI:10.1186/s41239-025-00534-0.
- [14] Jang H, Jin L, So H J. Examining university students' engagement with ChatGPT in English essay writing: Interaction patterns and perceptions[J]. The Asia-Pacific Education Researcher, 2026, 35: 805-818. DOI:10.1007/s40299-025-01076-9.
- [15] Zhang S, Zhao X, Zhou T, et al. Do you have AI dependency? The roles of academic self-efficacy, academic stress, and performance expectations on problematic AI usage behavior[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2024, 21: 34. DOI:10.1186/s41239-024-00467-0.
- [16] Lee H Y, Chen P H, Wang W S, et al. Empowering ChatGPT with guidance mechanism in blended learning: Effect of self-regulated learning, higher-order thinking skills, and knowledge construction[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2024, 21: 16. DOI:10.1186/s41239-024-00447-4.
- [17] 谢晓宇. 思维的版图: 东西方学生批判性思维的差异分析[J]. 现代大学教育, 2024(1): 43-49.
- [18] Hou C, Zhu G, Sudarshan V, et al. Measuring undergraduate students' reliance on generative AI during problem-solving: Scale development and validation[J]. Computers & Education, 2025, 234: 105329. DOI:10.1016/j.compedu.2025.105329.
- [19] Wu H, Ni H, Luo W, et al. Development and validation of the AI Dependence Scale for Chinese undergraduates and a preliminary exploration[J]. Frontiers in Psychology, 2026, 16: 1725393. DOI:10.3389/fpsyg.2025.1725393.
- [20] Tifferet S. Verifying online information: Development and validation of a self-report scale[J]. Technology in Society, 2021, 67: 101788. DOI:10.1016/j.techsoc.2021.101788.
- [21] Sosu E M. The development and psychometric validation of a critical thinking disposition scale[J]. Thinking Skills and Creativity, 2013, 9: 107-119. DOI:10.1016/j.tsc.2012.09.002.