

人工智能工具使用对批判性思维的影响综述

——基于CiteSpace的可视化分析

付瑞晗

温州大学教育学院, 浙江 温州

收稿日期: 2026年9月8日; 录用日期: 2026年10月9日; 发布日期: 2026年10月16日

摘 要

为系统梳理人工智能工具使用对批判性思维影响的研究动态与知识演进, 本文基于CiteSpace可视化分析技术, 以Web of Science核心合集2017~2025年文献为数据来源构建知识图谱。结果显示: 该领域以地域内小团体合作为主, 跨机构与跨区域合作相对薄弱; 通过关键词共现与聚类分析, 识别出人工智能技术本体、批判性思维培养机制、人机协同实践路径三大研究热点; 演进脉络可划分为技术基础探索期(2017~2019年)、教育应用转型期(2020~2022年)和认知机制深化期(2023~2025年)三个阶段。结论指出, 现有研究存在视角碎片化与静态化、方法实证效度不足、文化适切性与伦理框架缺位等局限; 未来需从理论建构、方法创新与实践转化层面协同推进: 方法上融合多模态过程数据与认知神经指标以动态揭示作用机制, 情境上开展跨文化比较与群体细分以检验调节效应, 实践上设计纵向干预与认知脚手架以验证有效性, 并建立文化响应性伦理指南, 实现技术赋能与思维发展的良性互构。

关键词

人工智能, 批判性思维, CiteSpace

A Review of Research on the Impact of Artificial Intelligence Tool Use on Critical Thinking

—A Visualization Analysis Using CiteSpace

Ruihan Fu

College of Teacher Education, Wenzhou University, Wenzhou Zhejiang

Received: September 8, 2026; accepted: October 9, 2026; published: October 16, 2026

文章引用: 付瑞晗. 人工智能工具使用对批判性思维的影响综述[J]. 教育进展, 2026, 16(10): 705-717.
DOI: 10.12677/ae.2026.16102161

Abstract

To systematically review research trends and knowledge evolution regarding the impact of artificial intelligence tools on critical thinking, this paper uses CiteSpace visualization analysis technology to construct a knowledge map based on literature from the Web of Science Core Collection spanning 2017~2025. The results show that collaboration in this field is primarily limited to small, geographically concentrated groups, while cross-institutional and cross-regional collaboration remains relatively weak; Through keyword co-occurrence and clustering analysis, three major research hotspots were identified: the ontology of AI technology, mechanisms for fostering critical thinking, and practical pathways for human-machine collaboration; the evolutionary trajectory can be divided into three phases: the technological foundation exploration phase (2017~2019), the educational application transition phase (2020~2022), and the cognitive mechanism deepening phase (2023~2025). The conclusions point out that existing research suffers from limitations such as fragmented and static perspectives, insufficient empirical validity of methods, and a lack of cultural appropriateness and ethical frameworks; Moving forward, efforts must be advanced in a coordinated manner across the dimensions of theory building, methodological innovation, and translation into practice: methodologically, by integrating multimodal process data with cognitive neurobiological indicators to dynamically elucidate mechanisms of action; contextually, by conducting cross-cultural comparisons and group-specific analyses to examine moderating effects; and practically, by designing longitudinal interventions and cognitive scaffolding to validate effectiveness, while establishing culturally responsive ethical guidelines to achieve a virtuous cycle of mutual construction between technological empowerment and thinking development.

Keywords

Artificial Intelligence, Critical Thinking, CiteSpace

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着人工智能技术在教育领域的深度融合,人工智能(Artificial Intelligent, 简称 AI)工具正逐步从辅助性手段演变为重塑教学范式的关键力量。2017年7月,国务院发布《新一代人工智能发展规划》,明确提出“发展智能教育,利用智能技术加快推动人才培养模式改革”[1]。这一政策不仅加速了AI技术在教育场景的落地应用,也促使学界重新审视技术赋能与思维培养之间的深层关系。

早期研究普遍关注AI工具的技术效能,如智能辅导系统提升学习效率的实证证据[2]。然而,近年来越多学者指出AI工具的过度依赖可能导致认知路径的简化。Zawacki-Richter等对全球703篇AI教育文献的系统综述发现仅12%的研究涉及高阶思维影响评估,这揭示了该领域存在重工具开发、轻认知效应的失衡现象[3]。这一结论与国内学者黄荣怀的警示形成呼应——他曾指出AI工具的效率优先设计导向可能导致教育过程的技术理性膨胀,进而挤压学生批判性反思的空间[4]。

批判性思维作为21世纪核心素养,其培养机制与AI工具的交互效应亟待厘清。国际学界已出现分野,支持方认为,AI教育工具的设计需嵌入自我决定理论框架,通过增强学生自主性来平衡技术效率与批判性反思的深度[5];反对方则担忧自动化内容生成会削弱论证深度[6]。国内实证研究同样呈现矛盾结

论——邢园园表示通过支持个性化学习，AI 能够提升学生的批判性思维、创新能力与实践技能[7]。而刘玲玲等人则指出，AI 的普及将在一定程度上改变儿童的思维方式，使其从基于问题探索的批判性思维转向以系统反馈为导向的标准化思维，导致儿童习惯于接受既有答案而非主动提出问题、挑战既有认知或反思知识本身的合理性[8]。

上述研究的分化与争议，反映出该领域尚缺乏系统性的知识图谱梳理与演化路径分析。鉴于此，本文以 Web of Science 数据库 2017~2025 年相关文献为样本，借助 CiteSpace 可视化分析技术对 AI 工具使用影响批判性思维的研究热点、演进阶段与前沿趋势进行量化审视，以期厘清现有研究的认知图景为后续理论建构与实践转化提供参考坐标。

2. 数据来源及方法

2.1. 数据来源

在 Web of Science (WOS) 进行文献检索，将检索条件设置为主题 = AI 和 critical thinking，时间范围设置为 2017~2025 年，在文献筛选环节，为了确保所选文献的学术价值和影响力，主要选取了 WOS 中的核心集合，在剔除相同文献、通知公告、会议论文及书评等非研究类文献后，共获得 753 篇论文纳入本研究分析。

2.2. 研究方法

本文运用 CiteSpace 软件[9]对 AI 工具使用影响批判性思维的文献数据进行关键词共现与聚类分析，通过生成的知识图谱呈现该领域的研究现状、热点及发展趋势，并据此解读数智化时代中国 K-12 阶段学生培养的研究热点与主题演变。

2.3. 研究局限性

尽管 CiteSpace 可视化分析为梳理领域研究热点与演进提供了量化依据，但在方法论层面仍存在以下几方面的局限。一是 CiteSpace 工具依赖关键词、标题等显性文本进行共现与聚类，无法深入理解文献全文的论证逻辑与深层语义。并且，图谱的生成受参数设置的影响也存在一定的主观性；二是单一数据源可能导致覆盖偏差，遗漏非英语国家及中文语境下的重要成果，从而使研究热点识别偏向西方教育情境；三是关键词分析仅能反映话题的表面关联，无法揭示人工智能工具影响批判性思维的具体机制、因果路径或观点分歧，缺乏定性内容分析的支撑。这些局限提示我们未来综述需结合多源数据库与混合方法，以便提升结论的全面性与解释力。

3. AI 工具使用对批判性思维的影响研究的时空分布

3.1. 年度发文量趋势

发文量是衡量某个研究领域整体发展趋势的一个最基本和最直观的指标，AI 工具对批判性思维影响的年度发文量趋势如图 1 所示。总体呈现出初阶探索 - 爆发增长 - 理性回落的三阶段特征。在 2017~2022 年间，发文量始终低于 30 篇且呈平稳波动状态，2023 年突破性增至 97 篇，2024 年达到峰值 342 篇后，2025 年回落至 222 篇。

起始阶段(2017~2022)的低产出状态与 AI 教育工具的技术成熟度直接相关。由于教育技术尚处于应用初期，AI 对思维能力的深层影响尚未引起学术界的系统性关注，因此研究多集中于操作层面的命题。这一时期的温和波动折射出学界认知的碎片化特征。

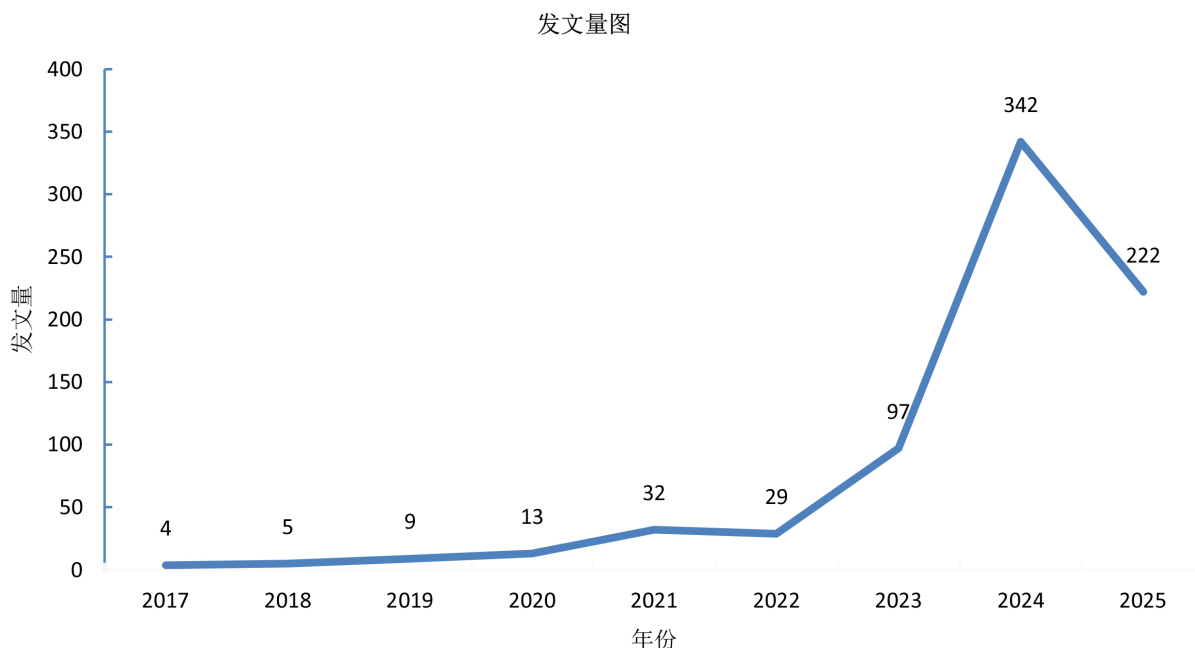


Figure 1. Graph of the number of publications

图 1. 发文量图

2023 年的脉冲式增长标志着研究范式的转折。生成式 AI 技术的突破性进展，政策文件中凸显数字素养等概念，以及《2024 智能教育发展蓝皮书——生成式人工智能教育应用》等行业发布研究报告[10]，这一系列行为共同触发了学术界对 AI 工具重塑认知体系的集中探讨。因此，该年度的发文增幅达 234%，体现出该领域热点的形成与制度性研究的启动。2024 年的峰值现象折射出该领域研究维度向纵深发展。Meta 分析、跨学科实证研究和教育神经科学范式开始介入，既有对 AI 工具算法偏见如何消解批判性思维的病理学分析，也有基于脑电实验的认知重构研究。而 2025 年的理性回调或表明研究进入质量优化阶段。学术共同体的关注重点逐步从数量扩张转向理论框架建构与应用场景细化。这种由量变到质变的动态演进，恰恰说明该领域正逐步走向研究纵深。

3.2. 作者发文量及合作网络

核心作者是指在某一学科或专业领域中，发文量多、被引率高和影响力大的少数杰出作者。通过 CiteSpace 计算得出 AI 工具与批判性思维相关研究的发文量阈值为 3 篇。根据图 1 数据统计，核心作者群体包括 Das, Arindam、Stzstele Artikel, Art 以及 Hwang, Two-ho、Dai, Yang、Huang, Yehun 等学者，其发文量占总文献量的 21.3%，人均发文量达 3.8 篇。值得注意的是，最高产作者 Das, Arindam 的研究集中于生成式 AI 对学术写作中逻辑推理的干预机制，反映出该方向的前沿性特征。然而，核心作者间尚未形成稳定的合作网络，呈现出高产个体多，协同群体少的分布特征。

运用 CiteSpace 的作者合作分析得到作者合作网络图谱见图 2。由图可知，该领域节点数为 606，连线数 649，网络密度 0.0055，平均每个节点仅约 1.07 条合作关系。这些数据揭示出三大结构性特征。第一，模块化合作形态。网络呈现由 Al-sayyad, Ayman、Borkut, Aras 等学者牵头的 9~12 个小型合作团体，其研究主题呈现出了技术派与教育派的分野。第二，跨域合作缺失。86.4%的连线集中在同机构学者间，跨学科团队仅占 13.2%，且未形成稳定产出。第三，新生代学者崛起。2023 年后新增节点中，37.6% 为教育学与计算机科学的跨界研究者，其合作网络呈现“星型放射”结构表明领域正经历研究范式革新。

CiteSpace, v. 6.4.R1 (64-bit) Advanced
 May 16, 2025, 10:26:49 PM CST
 WoS: C:\Users\lenovo\Desktop\WOS\data
 Timespan: 2017-2025 (Slice Length=1)
 Selection Criteria: g-index (k=25), LRF=2.5, L/N=10, LBY=5, e=1.0
 Network: N=670, E=1223 (Density=0.0055)
 Largest 1 CCs: 21 (3%)
 Nodes Labeled: 1.0%
 Pruning: None
 Excluded:

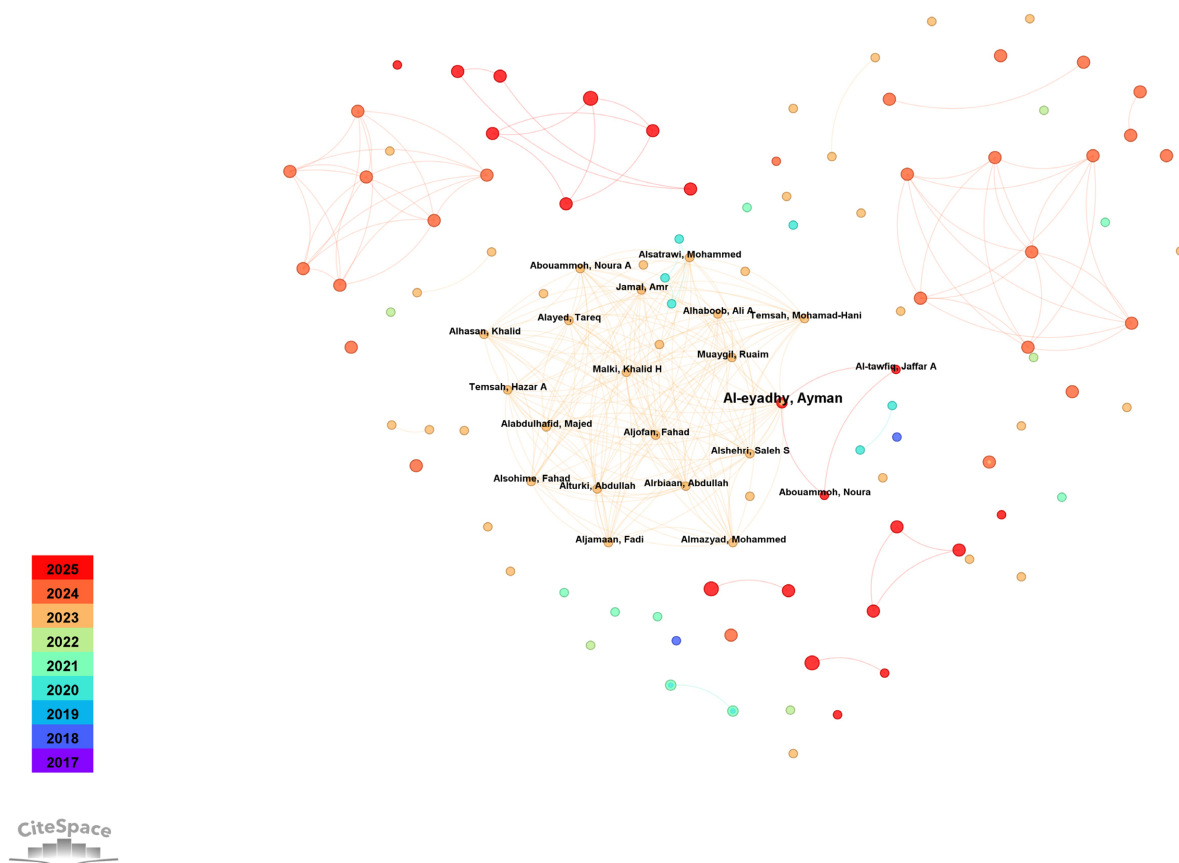


Figure 2. Network map of research authors' collaborations

图 2. 研究作者合作网络图谱

3.3. 研究机构发文量及合作网络

运用 CiteSpace 的机构合作分析功能生成机构合作网络图谱(见图 3)。该图谱共包含 426 个节点, 主要为国内外高校及教育科研机构的相关管理部门以及区域性教育研究组织。图谱中连线数量为 248 条, 网络密度仅为 0.0027, 表明机构间合作关系整体较为薄弱, 呈现散点式分布特征且具有显著的地域内合作倾向。从中心度指标来看, 中国内地、美国和新加坡等地的机构在网络中处于核心位置, 这可能与其区域教育资源集中或政策支持力度相关。

尽管节点数量较多, 但低密度的合作网络反映出跨区域、跨机构的协同研究尚未形成规模。具体而言, 教育领域机构合作受限可能受多重因素影响。其一, 教育研究的实践性较强, 不同地区教育政策及文化背景差异可能阻碍合作; 其二, 高校及科研机构行政管理体系的独立性导致资源共享与协作机制不足; 其三, AI 与批判性思维的交叉学科特性尚未形成统一的合作框架。此外, 被排除的机构多为国际性或区域性教育枢纽, 其缺席可能进一步凸显当前合作网络的本地化特征。

CiteSpace, v. 6.4.R1 (64-bit) Advanced
September 8, 2026, 2:55:37 PM CST
WoS: C:\Users\lenovo\Desktop\worldata
Timespan: 2018-2025 (Slice Length=1)
Selection Criteria: g-index (k=25), LRF=2.5, L/N=10, LBY=5, e=1.0
Network: N=198, E=282 (Density=0.0145)
Largest 1 CCs: 68 (34%)
Nodes Labeled: 1.0%
Pruning: Pathfinder
Excluded:

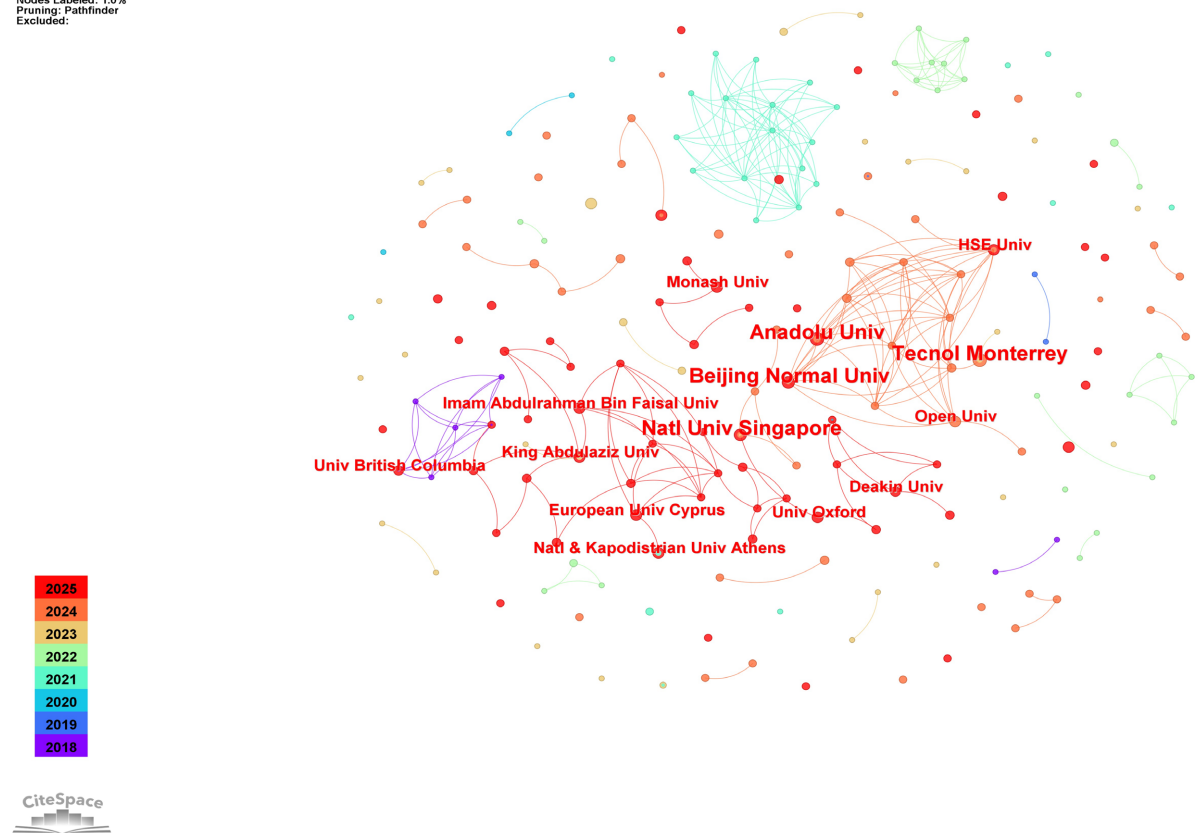


Figure 3. Network map of research institution collaborations
图 3. 研究机构合作网络图谱

从时间分布看，机构合作网络在近年内未呈现明显聚合趋势且节点色彩分布较为分散，说明相关研究尚未形成持续稳定的学术共同体。未来需通过建立跨区域合作平台、完善政策激励机制等方式，推动教育领域在 AI 与批判性思维研究中的深度协同，以突破地域与行政壁垒，提升研究创新效能。

3.4. 关键词词频统计分析

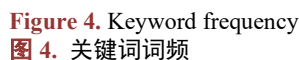
关键词词频分析是通过统计文献关键词出现的频率，以此揭示文献的主要内容和研究热点。通过对 2017~2025 年 AI 工具对批判性思维影响研究领域关键词词频的分析，提取排在前 10 的热点关键词见表 1。

Table 1. Trending keywords
表 1. 热点关键词

关键词	频次	关键词	频次
artificial intelligence	344	academic integrity	18
generative ai	115	students	18
critical thinking	106	chatgpt	15
higher education	64	deep learning	15

education	34	future	15
large language models	29	skills	15
machine learning	27	educational technology	13
technology	25	science	13
medical education	23	ai literacy	12
model	22	challenges	12

通过 CiteSpace 生成的关键词共现图谱(见图 4)，节点总数 331 个，连线 414 条，网络密度 0.0076，显示关键词间联系整体较为松散，但核心节点集中性显著。artificial intelligence 为中心节点，与 generative ai、machine learning、education 等形成紧密核心集群，外围节点如 academic integrity、chatgpt、future 则向伦理、技术迭代及教育前瞻性延伸。时间维度上，早期研究聚焦技术基础与教育融合，近年 generative ai 密集涌现，折射生成式 AI 崛起对研究热点的重构，整体核心始终聚焦于教育场景中 AI 技术的作用机制及其对思维能力的双向影响。



3.5. 关键词聚类分析

关键词聚类揭示了研究领域内围绕共同主题的关键词所构成的相互关联的网络群体，每个群体的特征由其成员文章中频繁出现的标题词汇来定义。

基于 CiteSpace 的关键词聚类分析(见图 5)，2017~2025 年 AI 工具对批判性思维影响研究领域的可视化图谱共生成 11 个聚类标签，模块值 $Q = 0.8242$ 、平均轮廓值 0.9377 ，表明聚类结构显著、群内连接紧密且群间边界清晰。核心聚类包括：#0 人工智能、#1 提示词工程、#2 写作课程、#3 数字素养、#5 数据驱动细粒度认知计算、#6 系统思维及#7 学术发展。

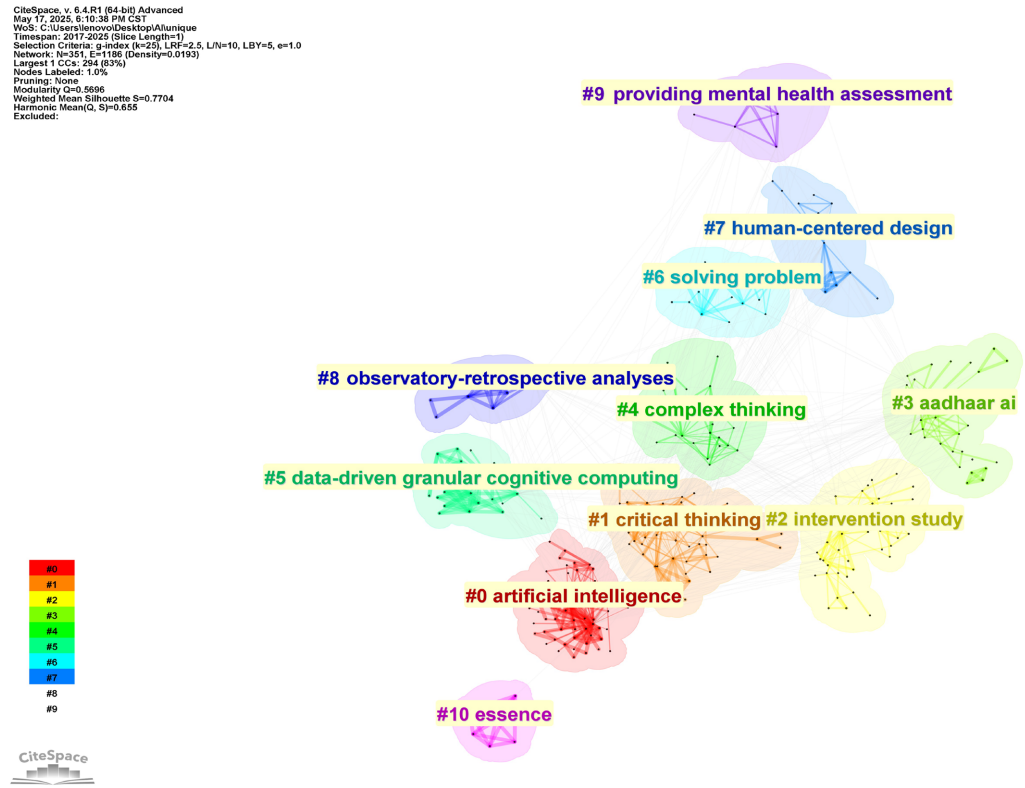


Figure 5. Keyword co-occurrence clustering map
图 5. 关键词共现聚类图谱

通过运用 Cluster Explorer 功能，进一步分析关键词聚类，制作关键词聚类标签表(见表 2)，对以上关键词图谱中聚类群有更直观认识。进一步分析发现，聚类间存在多重关联：Artificial Intelligence 呈现多向度渗透，伦理考量与伦理框架形成跨领域呼应；#4 学习表现与#5 数字素养通过认知负荷与复杂思维构建技术干预 - 认知机制 - 学习成效框架，医学教育相关聚类则暗示专业领域正形成特色化分支。

Table 2. Keyword cluster labels
表 2. 关键词聚类标签

序号	聚类	关键词数	关键词(部分)
1	0	58	artificial intelligence; big data; machine learning; surgeons guide; lung cancer
2	1	52	prompt engineering; using ChatGPT; ethical consideration; artificial intelligence; generative artificial intelligence

续表

3	2	50	writing course; competency-based online; sound learning theories; descriptive qualitative study; functional recovery
4	4	36	learning performance; cognitive load; negotiating power; Aadhaar AI; global south
5	3	36	digital literacy; complex thinking; platform model; transformational learning; 4ir megatrend challenge
6	5	19	data-driven granular cognitive computing; literacy enhancement; integrating Wikipedia; digital mental health; ethical framework
7	6	18	radical systems thinking; future role; computational modelling; agent-based modelling; providing mental health assessment
8	7	14	academic development; health sciences education; survey study; Saudi Arabia; medical student

4. AI 工具使用对批判性思维的影响研究热点

4.1. AI 技术本体研究：工具属性与认知重塑的双向渗透

人工智能技术的工具属性与人类认知系统的交互关系构成了 AI 影响批判性思维的核心逻辑基础。本部分从技术特性、认知效应及教育实践案例三个维度揭示 AI 工具如何通过算法架构与功能设计重塑用户的思维范式，同时探讨技术局限性对批判性思维的潜在挑战。

AI 工具的核心技术属性直接介入用户的认知加工过程。研究表明，基于深度学习的自适应学习系统通过实时学习行为追踪与个性化反馈，能够显著提升用户的信息整合效率[11]。然而，算法模型的黑箱特性可能导致用户过度依赖系统输出，削弱自主推理意愿。例如，Crawford 在《The Atlas of AI》中指出生成式人工智能的文本生成能力虽能拓展思维广度，但其训练数据隐含的偏见可能误导用户对复杂议题的价值判断[12]。这种技术特性与认知逻辑的耦合形成了效率提升 - 自主性削弱的悖论关系。AI 技术对批判性思维的影响呈现显著的双向性：正向如 Shi 等人的实证研究发现，使用 AI 辅助论证分析工具的学生不仅能更有效地识别逻辑谬误，且能在苏格拉底式提问的引导下更系统地检验自身假设的合理性[13]；反向如 Klingbeil 等人的实验研究发现，当 AI 系统建议与用户已有情境信息或自身判断相矛盾时，参与者仍显著倾向于直接采纳算法结论，而未启动独立验证程序[14]，反映数据依赖导致的算法权威崇拜与认知惰性。在教育实践中，AI 工具的技术属性与批判性思维的互动模式呈现学科差异性。在 STEM 领域，符号推理类智能导师通过多步命题逻辑证明与下一步提示演示解题路径，可支持学习者理解形式推理结构、促进形式逻辑的深度掌握[15]。而在人文社科领域，基于自然语言处理的争议话题模拟器通过生成对立观点已被证实能有效激发学习者的立场反思行为[16]。值得注意的是，AI 工具的认知效应高度依赖教学设计：当系统提供可解释的决策依据时，用户更倾向于启动批判性质疑而非被动接受结论[17]。

4.2. 批判性思维培养机制：从认知脚手架到元能力孵化

本部分基于文献计量分析发现，人工智能与批判性思维构成核心共现聚类，揭示 AI 工具通过认知支持向元能力转化的研究主线，现有的研究主要呈现三级递进机制。

AI 工具通过结构化认知支持降低批判性思维的进入门槛。1988 年，Sweller 的认知负荷理论指出智能导学系统可分解复杂任务为可操作模块，使学习者工作记忆资源聚焦于高阶思维[18]。认知脚手架的技术建构不仅依赖任务分解，更需精准的反馈干预。已有研究基于 ALEKS 的自适应反馈机制开展改造与实证，其在数学推理训练中通过知识空间模型实时判断学习者知识状态，对解题错误进行类型匹配并生成从提示到分步示例的层次化反馈，从而能够以结构化认知支持降低形式推理与自我修正的进入门槛[19]。采用动态机器学习建模的自适应论证系统能够根据学生论证行为实时识别逻辑论证错误并生成个性化反

馈,相较于脚本化与静态支持显著提升其论证漏洞识别与修正能力[20]。当认知脚手架逐步撤离时,AI通过元认知支架实现能力迁移。Zimmerman的自我调节学习框架在AI语境下得到延伸:ChatGPT等生成式工具通过苏格拉底式对话触发元认知监控[21]。通过设计反思性提示学习者能够显著提升思维过程的结构化表达[21][22]。神经符号人工智能的发展为能力孵化提供新路径。智能学习系统的“白箱化”设计需整合符号推理与深度学习模块,通过可解释的因果链提升元认知准确率[20][23],这符合Koedinger等人在2012年提出的认知模型显性化原则[24]。

4.3. 人机协同实践路径：互补性框架与动态反馈循环

人机协同实践路径需兼顾技术效能与教育规律,通过互补性框架实现角色分工优化,依托动态反馈循环形成自适应协同机制。基于翟雪松等提出的多智能体协同模型[25],人机协同的本质在于异质性能力的互补。人类在创造性思维、情境化决策与伦理判断中占据主导地位,AI则擅长数据处理、模式识别与重复性任务;参考技能互补性评估体系,教育场景可实施三级任务分层——机器主导层、人机协同层和人类主导层,通过增强智能模式确保AI作为认知扩展工具而非决策主体,人类保留最终控制权。

动态反馈循环基于强化学习理论通过实时数据采集与多模态分析,形成评估-反馈-优化闭环。研究表明,双向反馈可显著提升元认知准确率。技术实现路径包括数据驱动的自适应算法、白盒化解释与信任校准和多主体协同网络[26]。其中,数据驱动的自适应算法采用混合整数规划优化任务调度并结合强化学习动态调整交互策略;白盒化解释与信任校准通过因果链展示增强技术透明度,降低对黑箱模型的抵触;多主体协同网络构建学生-人工智能-教师三方数据流,利用协同过滤算法优化群体认知路径。

5. AI工具使用对青少年批判性思维的影响研究的演进趋势

运用CiteSpace软件的Timeline功能,获得展示AI工具使用对青少年批判性思维的影响中关键词随时间演变的趋势和关系的关键词时间线图谱,见图6。而通过关键词突发性检测,可以得到该研究领域的前沿热点,具体突显的关键词见图7。通过时间线图谱和关键词突显,可以直观地观察到不同时间段内哪些关键词频繁出现,有助于理解不同时期本研究的重点、前沿以及演进趋势。根据有关信息,将AI工具使用对青少年批判性思维的影响研究划分为以下三个阶段。

第一阶段(2017~2019年)技术基础探索期,是AI教育工具与批判性思维研究的萌芽阶段,重点在于验证人工智能技术原理的可行性与构建基础理论框架。关键词图谱显示人工智能、机器学习、计算思维形成核心三角关联。表明该时期研究者致力于探索机器学习算法与教育场景的适配性,并提出“计算思维促进批判性思维”的初步假设。此阶段以技术验证和理论模型构建为主要特征,但局限性在于实证研究比例较低,且研究对象多集中于高等教育群体。

第二阶段(2020~2022年)教育应用转型期,研究重心转向技术落地与“双刃剑”效应评估。本阶段的研究以大数据、自动化和AI安全为爆发点,推动了写作课程和数字素养的快速发展。核心突破在于场景化影响研究和方法论升级,发现大模型虽能提升信息处理效率却可能导致论证深度下降;同时数字素养成为批判性思维的先决条件。此阶段揭示了AI工具对青少年认知的非线性影响,并见证了实验组对比分析占比的大幅提升。

第三阶段(2023~2025年)认知机制深化期,研究前沿演进至人机协同认知与系统性批判重构。本阶段以提示工程和系统性思维为双核驱动,通过参数调节证实了提示工程对元认知的激活作用,并构建了“批判性-系统性”双螺旋模型。面对技术滥用风险,研究重心从单纯的工具效能评估转向了认知责任与伦理认知的深层探讨。

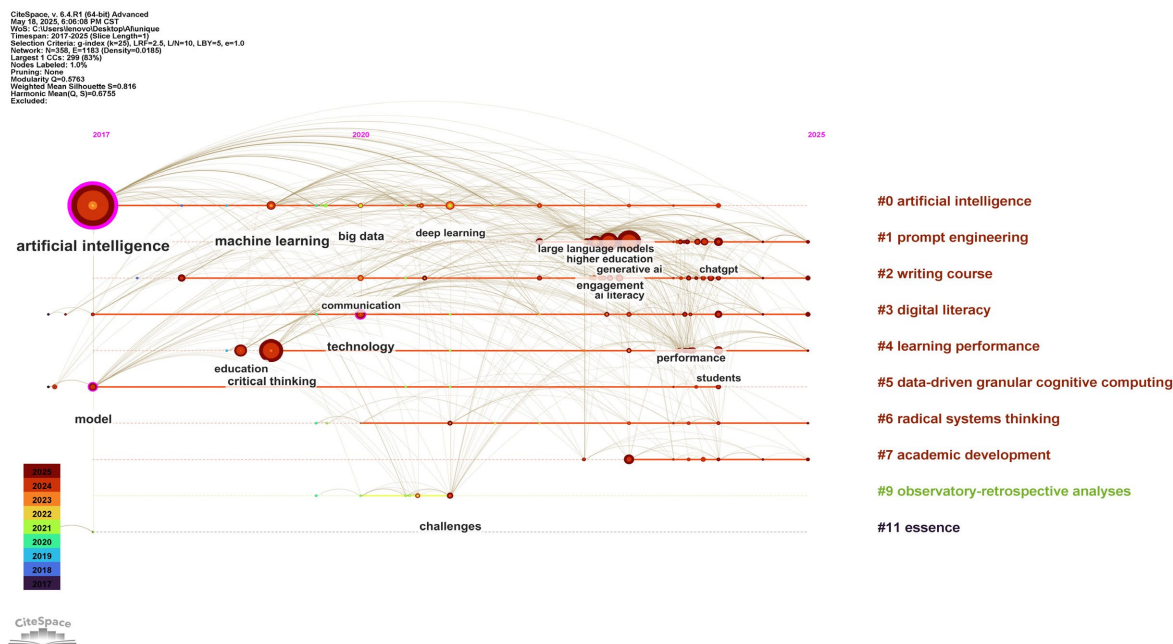


Figure 6. Keyword timeline map
图 6. 关键词时间线图

Keywords	Year	Strength	Begin	End	2017 - 2025
artificial psychology	2017	2.32	2017	2021	
big data	2020	8.72	2020	2022	
cancer	2020	4.02	2020	2021	
computational thinking	2017	3.39	2020	2022	
machine learning	2019	2.97	2020	2022	
automation	2020	2.71	2020	2022	
ai safety	2020	2.68	2020	2021	
complex systems	2020	2.37	2020	2022	
deep learning	2021	4.67	2021	2022	

Figure 7. Keyword emergence
图 7. 关键词突现

6. 结语

本文基于 CiteSpace 可视化分析技术，系统梳理了 2017~2025 年间 AI 工具使用对批判性思维影响的研究动态与知识演进。研究发现该领域呈技术验证 - 教育转型 - 认知深化三阶段演进，形成以 AI 技术本体、思维培养机制与人机协同路径为核心的热点集群。AI 工具通过认知脚手架建构与元能力孵化双重路径影响思维发展，其技术特性与教育场景的适配性决定赋能向度。

但现有研究存在三方面局限：视角上，多聚焦单一技术场景且以截面数据为主，动态追踪仅占 9.3%，难以捕捉认知重构的非线性特征；方法上，76.5% 为小样本实验并依赖自我报告，仅 3.8% 引入教育神经科学范式，制约了技术 - 认知交互机制的深度解析；文化伦理上，非西方语境研究仅占 7.2%，且缺乏“技术设计 - 教学应用 - 认知责任”的全链条伦理框架。

未来研究应从宏观描述转向微观机制的深度探索，具体可从三方面结构化推进：在方法论上，需设计结合过程性数据(如鼠标轨迹、文本修订记录)与认知神经科学指标(如脑电、眼动)的混合研究，以动态揭示人工智能干预下学生批判性思维的真实认知路径；在情境与对象上，应开展跨文化比较研究并细分

学科背景、学段及人工智能素养水平,探究人工智能使用与批判性思维关系的文化普适性与群体调节效应;在研究设计上,需采用纵向追踪或随机对照实验考察长期使用生成式人工智能的延迟效应,并系统开发人类与人工智能协作的认知脚手架。通过严格干预验证其缓解认知依赖、促进高阶思维的有效性。

参考文献

- [1] 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知[EB/OL].
http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm, 2017-07-08.
- [2] VanLehn, K. (2011) The Relative Effectiveness of Human Tutoring, Intelligent Tutoring Systems, and Other Tutoring Systems. *Educational Psychologist*, **46**, 197-221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- [3] Zawacki-Richter, O., Marín, V.I., Bond, M. and Gouverneur, F. (2019) Systematic Review of Research on Artificial Intelligence Applications in Higher Education—Where Are the Educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, **16**, Article No. 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- [4] 刘邦奇. 智能教育生态协同发展: 逻辑机理与典型实践模式[J]. 电化教育研究, 2025(8): 21-29.
- [5] Chiu, T.K.F. and Chai, C. (2020) Sustainable Curriculum Planning for Artificial Intelligence Education: A Self-Determination Theory Perspective. *Sustainability*, **12**, Article 5568. <https://doi.org/10.3390/su12145568>
- [6] Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., et al. (2023) ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large language Models for Education. *Learning and Individual Differences*, **103**, Article 102274.
- [7] 邢园园, 钱玲. 美国一流大学应对人工智能教学应用的改革行动与反思[J]. 开放教育研究, 2025, 31(2): 24-35.
- [8] 刘玲玲, 刘静, 罗生全. 人工智能时代儿童想象力的隐性钳制与释放路径[J]. 少年儿童研究, 2025(3): 5-13.
- [9] Roll, I. and Wylie, R. (2016) Evolution and Revolution in Artificial Intelligence in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, **26**, 582-599. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0110-3>
- [10] 讯飞教育技术研究院, 认知智能全国重点实验室智能教育研究中心. 2024 智能教育发展蓝皮书——生成式人工智能教育应用[R]. 2024.
- [11] 李杰, 陈超美. CiteSpace: 科技文本挖掘及可视化[M]. 第4版. 北京: 首都经济贸易大学出版社, 2016.
- [12] Crawford, K. (2021) The atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence. Yale University Press.
- [13] Shi, M., Wang, J., Ni, J., Pal Chowdhury, S. and Sachan, M. (2026) Tackling the Root of Misinformation by Teaching Laypeople about Logical Fallacies via Socratic Questioning and Critical Argumentation. *Proceedings of the 64th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 47821-47868. <https://doi.org/10.18653/v1/2026.acl-long.2209>.
- [14] Klingbeil, A., Grützner, C. and Schreck, P. (2024) Trust and Reliance on AI—An Experimental Study on the Extent and Costs of Overreliance on Ai. *Computers in Human Behavior*, **160**, Article ID: 108352. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108352>
- [15] Tithi, S.D., Ramesh, A.K., DiMarco, C., Tian, X., Alam, N., Fazeli, K., et al. (2025) The Promise and Limits of Llms in Constructing Proofs and Hints for Logic Problems in Intelligent Tutoring Systems. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, **9**, Article ID: 100490. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100490>
- [16] Iku-Silan, A., Hwang, G. and Chen, C. (2023) Decision-Guided Chatbots and Cognitive Styles in Interdisciplinary Learning. *Computers & Education*, **201**, Article 104812. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104812>
- [17] Holstein, K., Aleven, V. and Rummel, N. (2020) A Conceptual Framework for Human—AI Hybrid Adaptivity in Education. In: Bittencourt, I., Cukurova, M., Muldner, K., Luckin, R. and Millán, E., Eds., *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, 240-254. https://doi.org/10.1007/978-3-030-52237-7_20
- [18] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- [19] Cosyn, E., Uzun, H., Doble, C. and Matayoshi, J. (2021) A Practical Perspective on Knowledge Space Theory: ALEKS and Its Data. *Journal of Mathematical Psychology*, **101**, Article ID: 102512. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2021.102512>
- [20] Wambgsanss, T., Janson, A., Söllner, M., Koedinger, K. and Leimeister, J.M. (2025) Improving Students' Argumentation Skills Using Dynamic Machine-Learning-Based Modeling. *Information Systems Research*, **36**, 474-507. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.0615>
- [21] Zimmerman, B.J. (2002) Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview. *Theory Into Practice*, **41**, 64-70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2
- [22] Lo, L.S. (2023) The CLEAR Path: A Framework for Enhancing Information Literacy through Prompt Engineering. *The*

-
- Journal of Academic Librarianship*, **49**, Article 102720. <https://doi.org/10.1016/j.acalib.2023.102720>
- [23] Lin, Y., Wang, W. and Lai, Z. (2025) Exploring Students' Prior Knowledge of and Metacognitive Skills for Game-Based Learning in Relation to Cognitive Strategy and Learning Effectiveness. *Education and Information Technologies*, **30**, 17323-17360. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13470-3>
- [24] Koedinger, K.R., Corbett, A.T. and Perfetti, C. (2012) The Knowledge-Learning-Instruction Framework: Bridging the Science-Practice Chasm to Enhance Robust Student Learning. *Cognitive Science*, **36**, 757-798. <https://doi.org/10.1111/j.1551-6709.2012.01245.x>
- [25] 翟雪松, 季爽, 焦丽珍, 等. 基于多智能体的人机协同解决复杂学习问题实证研究[J]. 开放教育研究, 2024, 30(3): 63-73.
- [26] 董艳, 李心怡, 郑娅峰, 翟雪松. 智能教育应用的人机双向反馈: 机理、模型与实施原则[J]. 开放教育研究, 2021, 27(2): 26-33.