

人工智能赋能计算思维教育：脉络、前沿与展望——基于 CiteSpace 的可视化分析

Artificial Intelligence Empowering Computational Thinking Education: Contexts, Frontiers, and Prospects Based on CiteSpace Visualization Analysis

余佳炫 邓紫霞 钟启芳* 付道明
(广东第二师范学院 教师教育学院, 广东 广州 510303)
*qifang.zhong@foxmail.com

【摘要】本研究运用 CiteSpace 对 2015-2026 年间 213 篇中英文核心文献进行关键词可视化分析。结果显示, 领域研究聚焦于“技术—教育—学习者”的互动: 国际研究侧重技术验证与场景应用, 国内关注课程与素养对接。双方在编程教育、信息技术融合等方面存在共识与互补, 整体趋势呈现出技术工具验证向学科深度融合的演进。基于此, 研究从素养融合、教师发展、环境设计及评价体系等方面提出建议, 以期为该领域的系统推进与本土实践提供理论及实践参考。

【关键词】人工智能; 计算思维; CiteSpace; 可视化分析

Abstract: This study employs CiteSpace to visually analyze keywords from 213 Chinese and English publications (2015-2026). Results reveal a core focus on technology-education-learner interaction. International research prioritizes technological validation and scenario-based applications, whereas domestic studies emphasize alignment with curriculum standards and competencies. Both share common interests in programming education and IT integration, showing an evolution from tool validation toward deep disciplinary integration. Based on findings, implications are suggested for literacy integration, teacher development, learning environment design, and evaluation systems, aiming to provide theoretical and practical references for systematic advancement and localized implementation of the field.

Keywords: Artificial intelligence, Computational thinking, CiteSpace, Visual Analysis

1. 引言

人工智能技术的生成与交互能力为教育注入新动力, 其创设的智能学习环境为核心素养培养提供支持。在新课标确立的信息意识、计算思维、数字化学习与创新、信息社会责任四大核心素养中, 计算思维居于枢纽地位, 不仅是独立的核心素养之一, 更是驱动其他素养发展的思维引擎(教育部, 2022)。国际组织如 CSTA 和 ISTE 均视其为问题解决的过程, 即运用计算机科学思想方法在问题解决中进行抽象、分解、建模等思维活动(张文兰等, 2020)。它是数字化问题解决的关键, 具有不可或缺的重要教育意义, 而人工智能的技术特性与计算思维培养环节(如抽象、算法)天然契合。人工智能正推动学习方式与资源的全面数字化, 催生出新型教学互动空间(杨鸿武等, 2025), 尤其是生成式人工智能的内容生成与对话交互特征, 正深刻重塑计算思维教育的问题表征、思维训练与能力发展路径, 在问题分解、算法设计、调试优化等环节展现出赋能潜力(沈书生等, 2023)。近年来, 人工智能赋能计算思维教育的研究已初步积累, 但多基于特定工具或局部场景, 缺乏对领域知识结构、演进脉络的系统梳理。为此, 本研究借助 CiteSpace 对国内外文献进行可视化分析, 旨在揭示该领域的学术结构、研究热点与发展趋势, 为后续理论探索与实践创新提供参考。

本文系广东第二师范学院现代教育技术创新团队项目【2024KYCXTD002】的阶段性研究成果。

2. 研究设计

2.1. 研究方法 本研究采用适用于复杂网络分析的 CiteSpace 软件 (R1 6.4) 进行可视化分析。通过其知识挖掘和图谱功能,系统分析了人工智能赋能计算思维教育的相关文献,有效识别文献中的共被引关系、热点与演进趋势,进而揭示该领域的知识结构、热点主题与发展脉络。

2.2. 数据来源 为确保文献分析的全面性与代表性,本研究中文文献以 CSSCI 和北大核心期刊为源,检索“计算思维”与“人工智能”关键词,获得 35 篇;英文文献来自 WOS 核心合集,以“computational thinking”与“artificial intelligence”及其扩展同义表述词为核心(附录 1),时间范围设定为 2015 年 1 月至 2026 年 1 月间,初步获文 181 篇。经类型限定、去重后,最终纳入文献 213 篇(中文 35,英文 178)。所有文献以全记录格式导出,数据转换后导入 CiteSpace 进行分析,筛选流程及文献年度分布见附录 2。

3. 过往研究基本特征

3.1. 作者与合作网络分析 为分析该领域研究协作状况,本研究运用 CiteSpace 对 2015-2026 年文献的作者合作网络进行可视化(见附录 3)。结果显示,网络呈“小聚集、大分散”特征,合作密度低,多限于 2-3 人小团队,跨团队协作少见,仅张屹团队有一定跨组合作倾向。网络中孤立节点较多,表明部分研究尚未充分融入学术对话。代表性学者方面,中文文献以郁晓华、王美玲为早期重要研究者;英文文献以 Hooshyar, Danial 与 Hsu, Ting-Chia 为活跃领军者,胡志华在国际合作中也占重要地位。根据合作网络紧密程度反映领域成熟度可知,当前松散的合作结构表明该交叉领域仍处发展初期,有待建立更系统、深入的合作关系。

3.2. 作者共被引分析 作者共被引分析识别了该领域的核心学者。WING JM、GROVER S、BRENNAN K 位列被引前三位,可视为该领域的奠基人与引领者。其中未见中文作者,反映出国内相关研究在国际影响力方面尚显不足,虽这一定程度上也与国际引用习惯等因素有关,但这也启示未来我国仍需加强高质量、具有国际显示度的研究和学术对话。

3.3. 研究机构与合作网络 研究机构是整合资源、促进知识交流的关键载体,其合作紧密程度影响研究的持续性与系统性。机构合作网络分析显示(见附录 4),台湾师范大学、华中师范大学、香港大学等节点较为突出,学术活跃度较高,但整体网络密度偏低。虽已形成若干合作子群,但内部连接稀疏,实质性协作不足,表明尚未形成稳定的合作生态,网络呈现明显地域聚集性,合作多限于同地区或国家内部,跨区域联动有限。因此,未来需构建更开放、交叉的跨域协同合作机制,以凝聚学术合力,推动领域纵深发展。

4. 研究热点与演进分析

4.1. 关键词聚类分析 通过关键词聚类分析($k=25$, Pathfinder 剪枝, LLR 算法),如图 1 左图所示,共析出 14 个主要研究方向,聚类结构显著且信度高($Q=0.7958$, $S=0.932$)。研究演进脉络显示,从早期分散议题逐渐汇聚为重点方向,并进一步细化为细分与新兴方向,体现了领域的拓展与深化。聚类#3(增强现实)、#10(眼动)与#13(中学)的交叉,揭示了眼动追踪、增强现实等技术在中学计算思维教育中的应用价值。聚类分布反映出对技术提升学习效果、技术易用性、个性化交互与创新及教育整合与支持环境等计算思维相关维度上呈现出的分散关注。为验证稳健性,通过不同 TopN 阈值($N=25,50,75$)重复分析,核心聚类主题(如“ai education”)保持稳定,且 Q 值均大于 0.7、 S 值均大于 0.9,表明分析结论可靠。

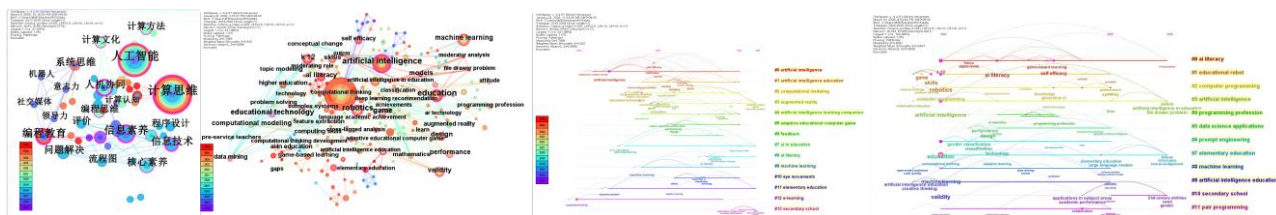


图1 中英文文献关键词共现分析(左)和基于关键词聚类的时间线图谱(右)

4.2. 关键词频次中心性分析 关键词中心性 (≥ 0.1 通常视为关键节点) 反映其在共现网络中连接不同主题的枢纽作用, 高频与高中心性关键词共同勾勒出领域的研究热点与知识结构。高频关键词表(见附录5)显示当前研究明显侧重于基础教育阶段(如“K-12”位列前五), 而对高等教育的关注相对较少; 同时, 研究内容紧密围绕“人工智能”“机器学习”等技术方法与“教育”“科学”等应用场景的结合, 体现较强的技术驱动与实践导向特征。

4.2.1. 高频关键词代表研究解读 研究高频关键词聚焦于以下几个方向: “计算思维”探讨如何利用新技术(如大语言模型)培养该能力; “人工智能”侧重于其作为分析工具与教学代理的角色; “机器学习”关注其作为教学内容如何推动计算思维的演进(Tedre, 2022); “教育”聚焦于计算思维融入教育系统的宏观议题(Sumonja, 2023); “K-12”关注基础教育阶段的培养实践, 如利用大语言模型提升问题解决能力; “机器人”探索其作为具身化工具支持计算思维学习, 并开发适应性教育框架。

4.2.2. 高中心性关键词及其结构作用 中心性分析识别出网络中起连接作用的关键节点, 但其数值普遍偏低(见附录6, 均 <0.6)。结合较低的网络密度(0.0177), 表明该网络结构仍较松散, 不同研究主题间对话不足, 领域理论体系与成熟度有待加强。结合聚类分析, 高中心性关键词在研究网络中扮演结构性桥梁角色。“教育”(#3)作为连接应用场景的枢纽, 关联“增强现实”等技术实践。“机器人”(#1)与“自我效能感”(#0)将技术工具与学习者心理相连接, 相关研究验证了其对多维度技能及计算思维的积极影响。可见, “人工智能”、“教育”、“K-12”等高中心性关键词是连接“计算模型”、“增强现实”、“机器人应用”、“自我效能感”等多个研究聚类的关键节点, 共同构成了该领域的核心知识结构。

4.3. 关键词突现性分析 关键词突现性指特定时期内关键词频次的显著变化, 用以识别热点的兴起与转向(陈悦等, 2014), 其强度反映关注度变化剧烈程度。根据突现强度最高的六个英文关键词(见附录7)和研究突现词探测图(见附录8)的时序演进显示: 初期(2020年前后)焦点集中于“游戏”与“增强现实”等技术媒介对学生学习的影响; 随后(2021年)转向人工智能教育应用的“性能”与“效度”评估; 近年(2023年后)则拓展至以“技术”为核心的更广泛整合议题, 涵盖教学模式与课堂构建等维度。例如, 围绕“游戏”的研究表明, 通过游戏行为数据可推断学生隐性思维水平, 对在K-12阶段有效培养计算思维具有关键作用。

4.4. 关键词共现与文献共被引分析

4.4.1. 关键词共现分析 关键词网络分析揭示了研究热点演变。英文文献(2015-2026年)显示, 2020年核心议题为“计算思维”、“机器学习”与“人工智能”; 2021-2023年热点向“教育”、“K-12”及“AI in education”等应用场景集中, 体现研究向教育深度融合的转变。中文文献表明, 国内研究聚焦“计算思维”、“人工智能”、“编程教育”及“信息素养”等主题, 围绕编程思维培养、课程改革及人工智能教育展开实证探索, 体现出紧扣课标与素养的实践导向, 但在理论建构与跨情境推广方面仍有拓展空间。

4.4.2. 文献共被引与关键文献分析 文献共被引网络揭示了该领域的基础性与引领性研究。列出的高被引文献中(见附录9), Hsu等(2018)证实了结构化编程课程对小学生计算思维的积极影响, 并提出了“编程赋能”的多维框架; Román-González等(2017)开发了有效的计算思维测试工具, 为实证评估提供了基础; 任友群(2016)则系统论述了计算思维融入中小学课程的必

要性与路径。综合来看,编程教育是连接人工智能与计算思维培养的关键桥梁,也是国内外共同关注的核心实践场域,未来仍是探索两者融合机制的重要锚点。

4.5. 时间演变与阶段分析 时间线分析通过图 1 的左右分图(左:计算思维教育中的人工智能;右:其生成式人工智能,始于 2022)呈现各主题的时序演变、活跃周期与演进关系。

4.5.1. 主要研究主题的时间轨迹 时间线图谱分析表明,各研究主题活跃轨迹不同:部分(如#0、#2、#7、#11)长期持续活跃;部分(如#3、#8、#13)近年兴起并热度上升,属新兴前沿;另一些(如#6、#9、#10、#12)活跃较短,随技术焦点转移而减弱。当前前沿方向包括:AI 在 K-12 计算思维培养中的作用、学生 AI 素养、以及大语言模型对学习效果的改善,这些相关方向未来很可能成为研究重点。

4.5.2. 关键节点传承与主题关联 通过节点传承关系分析可见研究脉络的演变:在人工智能与学生发展维度,聚类#0 的核心节点“artificial intelligence”(2016)向“self-efficacy”等延伸,表明研究重点从技术本身转向对学习者心理与行为的影响;在 K-12 阶段,聚类#3 的节点“K-12”(2018)与“robotics”等相连,反映机器人等技术成为该阶段计算思维培养的重要载体;在计算思维与初级教育方面,聚类#12 的“computational thinking”与“elementary education”等早期关联,说明线上学习与数据分析已在小学阶段受到关注。生成式人工智能的研究进一步推动了教育的项目化、游戏化进程(如聚类#0 中“ai literacy”向“game”延伸),并促使人机一体化(如聚类#7 中“education”向“human-ai alignment”延伸)成为重要研究方向,这与人工智能作为计算思维培养载体的趋势相印证。

4.5.3. 研究阶段演进脉络 该领域发展可分为三个阶段:形成期(2015-2020)以广泛的技术应用探索为主,呈现广而浅的特征;深化期(2021-2023)转向学习策略与学习者内在因素,研究深度加强;当前已进入融合发展期(2024 至今),注重与学科教学的深度融合及多元技术统整,呈现深广并重态势。整体上,该领域实现了从技术驱动的分散探索,转向以学习者为中心、与教学实践深度结合的整合发展。

5. 结论与展望

本研究通过 CiteSpace 分析发现,该领域研究热点围绕“技术—教育—学习者”的互动展开,并呈现出“技术驱动到策略深化融合创新”的演进路径。国内外研究各有侧重,国际研究注重技术验证与推广,国内则强调与课标及核心素养的整合,双方在编程教育等领域存在共同关注与互补空间,而生成式人工智能凭借其生成与交互能力,在深化概念理解、提升算法设计效率方面具有潜力,但其基于数据关联的范式也易引发“幻觉”、隐性偏见及削弱批判思维等问题,并伴随责任界定、数据隐私等伦理风险。

基于上述发现,本文从实践应用与体系构建层面提出以下启示:一是将人工智能融入多学科教学,深化计算思维培养的跨学科融合;二是加强教师整合技术的专业发展,提升其技术应用与教学设计能力;三是构建“人机协同”的学习环境与多元评价体系,推动技术从工具属性转向生态支撑;四是推动基础教育与高等教育的有效衔接,设计贯通不同学段的计算思维培养体系。本研究存在一定局限,如数据来源可能未覆盖全部前沿成果,分析方法受工具功能限制,研究侧重于领域整体脉络的勾勒,对具体技术应用机制、课程设计案例及教师发展路径等尚缺乏深入探讨,有待后续研究进一步拓展。

参考文献

- 教育部. (2022). 教育部关于印发义务教育课程方案和课程标准(2022 年版)的通知(教材〔2022〕2 号). https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-04/21/content_5686535.htm
- 任友群, 隋丰蔚, 李锋. (2016). 数字土著何以可能?——也谈计算思维进入中小学信息技术教育的必要性和可能性. 中国电化教育, 1, 2-8.
- 沈书生, 翁子凌. (2023). 人工智能课程中促进计算思维培养的场景设计研究. 远程教育杂志, 41(6), 94-103.
- 杨鸿武, 雷爱霞, 郭威彤, 蒋双双. (2025). 生成式人工智能如何影响学生的认知发展——基于认知发展理论的视角. 电化教育研究, 46(9), 74-82.

- 张文兰, 闫怡, 刘盼盼. (2020). 教育者计算思维教学能力及其发展路径——美国 iste 《教育者标准：计算思维能力》解读与启示. *中国远程教育*, 41(7), 60–68.
- Chen, S.-J., Shan, X., Liu, Z.-M., & Chen, C.-Q. (2025). Employing large language models to enhance K-12 students' programming debugging skills, computational thinking, and self-efficacy. *Educational Technology & Society*, 28(2), 259278. <https://doi.org/10.31124/advance.171198179.96624107/v1>
- Gao, H., Hasenbein, L., Bozkir, E., Göllner, R., & Kasneci, E. (2023). Exploring gender differences in computational thinking learning in a VR classroom: Developing machine learning models using eye-tracking data and explaining the models. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 33(4), 929–954. <https://doi.org/10.1007/s40593-022-00316-z>
- Hsueh, H. W., & Hsu, T. C. (2023). Game-based learning of AI image recognition on computational thinking and self-efficacy of undergraduates. *31st International Conference on Computers in Education, ICCE 2023 - Proceedings*, 699–707. <https://doi.org/10.1145/3641554.3701906>
- Su, J., Yang, W., Yim, I. H. Y., Li, H., & Hu, X. (2024). Early artificial intelligence education: Effects of cooperative play and direct instruction on kindergarteners' computational thinking, sequencing, self-regulation and theory of mind skills. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2917–2925. <https://doi.org/10.1111/jcal.13040>
- Sumonja, M. (2023). Computational thinking in education—Epistemology, pedagogy and politics. *Sociologija*, 65(1), 136–156. <https://doi.org/10.2298/SOC220401005S>
- Tedre, M. (2022). Computational thinking 2.0. *Proceedings of the 17th Workshop in Primary and Secondary Computing Education*, 1–2. <https://doi.org/10.1145/3556787.3556788>
- The appendix is available online at <https://doi.org/10.17632/67xjfwkgzz.1>.