

人工智能大模型驱动 CT 影像理解与临床决策重构研究

高 杨

常德市第一中医医院 湖南 常德 415000

【摘 要】：计算机断层成像（computed tomography, CT）由连续断层图像构成，既能显示局部病灶，也保留器官及邻近组织之间的空间关系。传统人工智能多围绕单病种、单任务建立模型，对完整三维体积以及影像、报告和临床资料的联合利用仍较有限。近年来，视觉基础模型、视觉—语言模型和医学大语言模型借助大规模预训练、三维建模和影像—文本对齐，使 CT 分析逐步延伸至多器官异常识别、报告生成、病例分诊、风险分层和预后预测。本文围绕 CT 大模型的技术基础与临床应用展开讨论，同时分析数据异质性、生成错误、评价方法、隐私保护和可信部署等现实问题。现有证据表明，CT 大模型现阶段更适合作为医师监督下的信息整合与决策支持工具，其临床获益仍需多中心前瞻性研究及真实世界数据进一步验证。

【关键词】：人工智能大模型；CT 影像；影像理解；多模态学习；临床决策支持

DOI:10.12417/2811-051X.26.12.019

1 引言

CT 已广泛应用于急诊筛查、肿瘤诊断与分期、疗效评价和疾病随访。一次检查常覆盖多个器官，放射科医师不仅要识别病灶，还要判断病变范围、邻近结构受累情况及潜在临床意义。随着检查量增加，急诊判读时间被进一步压缩，前后检查的纵向比较也越来越常见，人工阅片负担随之加重。

早期 CT 人工智能主要聚焦肺结节检测、颅内出血识别和器官分割等任务。这类模型通常依赖精细标注，疾病谱、设备或扫描协议一旦发生变化，性能便可能波动，输出也多停留在分类、检测或分割层面。基础模型改变了这一技术路径。模型可通过大规模预训练学习更具迁移性的影像表征，多模态框架则把 CT、放射学报告和临床资料进一步联系起来，使人工智能开始从“识别某个异常”转向理解整项检查，并尝试把影像所见放入更完整的临床语境中解释^[1-2]。这种变化的重点并非单纯扩大模型规模，而是扩大模型能够同时处理的信息范围。

2 CT 大模型的技术基础

CT 本身具有连续的三维空间结构。二维模型逐层处理切片时，层间联系容易被削弱，病灶跨层延伸、多灶分布以及与邻近组织的关系也难以完整保留。三维基础模型可借助自监督或弱监督训练，从大规模影像中学习正常解剖、器官边界和异常形态。CT-RATE 相关工作已利用大规模三维 CT 及报告数据训练通用模型，并支持多异常识别、病例检索和影像问答^[1]。

三维建模保留了更多空间信息，但计算开销也明显增加。连续下采样还可能削弱微小或低对比度病灶的可见性。实际建模时，单纯扩大输入体积并不能解决这一矛盾，模型还需要兼顾局部细节与整体空间关系。对临床 CT 而言，真正影响诊断的往往也不是某一张切片上的孤立征象，而是病灶在连续层面

上的变化、与血管或器官边界的关系，以及多个征象之间能否相互印证。

视觉—语言模型随后把影像特征与医学语义连接起来。Merlin 将腹部 CT、放射学报告和电子病历纳入同一框架，可完成表型识别、报告生成、器官分割及慢性病预测等任务^[2]。这类模型不再只回答“是否存在病灶”，而是尝试描述病灶位置、影像特征及其可能的临床含义。医学大语言模型在组织文本和整合知识方面具有优势，但流畅的语言并不等于准确的影像判断。若模型结论无法回溯到具体影像区域和对应临床资料，完整的文字表达反而可能掩盖事实性错误。

3 CT 大模型对影像理解和临床决策的影响

临床 CT 很少只有一个需要关注的问题。同一次检查可能涉及多个器官，也可能同时存在主要病灶和伴随异常。大模型能够在统一框架下整合病灶位置、数量、体积及邻近组织受累等信息，从而形成相对完整的影像描述。对实际阅片而言，这种能力更重要的意义是减少医师过度聚焦主要病灶后造成的伴随征象遗漏，并为多器官联合分析提供技术基础。不过，通用模型目前还不能被视为稳定的“全能识别器”。罕见病、早期病变和低对比度异常仍可能被漏检，而这些情况往往又最需要保持较高敏感度。现阶段，通用模型更适合承担信息整合和初步筛查；面对高风险病种时，专用检测模块仍有补充价值。

报告生成是目前较受关注的应用方向。BrainGPT 可基于三维头颅 CT 生成报告，并从病变特征、解剖位置和诊断印象等临床内容评价结果^[3]。这项工作说明，自动报告的评价不能只看生成文本与原报告是否相似。BLEU、ROUGE 等文本相似度指标即使较高，也不能保证关键征象没有遗漏。临床协作研究也显示，视觉—语言模型能够帮助医师完成报告草拟，但生

作者简介：高杨，男（1984—），本科，主管技师。研究方向：CT，MR 操作技术与应用。

项目基金：2024 年度常德市科技创新指导性项目，2024ZD81。

成内容仍需人工复核^[4]。从现有证据看,自动报告更现实的价值可能在于减少重复书写、规范描述和提示遗漏,而不是独立完成最终报告。

纵向比较同样具有实际价值。模型需要识别前后两次检查是否发生变化,还要判断这种变化来自真实病理进展,还是扫描参数、增强期相、患者体位或重建方式不同造成的表现差异。二者如果不能区分,技术差异就可能被误判为病情变化,真正细微的进展也可能被掩盖。

当任务从影像识别延伸到临床决策时,模型面对的信息明显增多。病变大小、增长速度、基础疾病、实验室指标乃至既往治疗,都可能改变风险判断。多模态模型的价值正在于把这些分散信息放到同一框架中比较,但前提是输入资料可靠,关键病史也不能缺失。临床使用时还应明确区分信息来源:哪些来自影像,哪些来自病历,哪些属于模型推断。若模型把推测直接写成确定结论,语言表达越完整,误导风险反而越高。

在急诊流程中,大模型还可用于高危异常的初步筛查和阅片优先级调整。这里更值得关注的是缩短危急病例进入医师视野的时间,而不是让模型独立完成诊断。模型进一步结合CT征象、病史和实验室结果后,也可以对候选诊断进行排序,并提示可能需要补充的检查。已有研究显示,大语言模型的临床推理仍会受到信息顺序、资料缺失和指南遵循能力影响^[5]。因此,模型预测更适合作为补充依据,最终判断仍需结合病理、实验室检查和多学科意见。

4 临床转化限制与展望

CT数据存在较明显的异质性。设备厂商、层厚、重建核、辐射剂量、增强期相和患者构成都可能改变影像表现。单中心模型容易学习机构特异性特征,换到新的医院或人群后,性能

可能明显下降。模型进入临床前,应在不同机构、设备和人群中接受独立验证,并清楚报告训练数据来源、病例纳入方式、参考标准和缺失数据处理。CLAIM 2024 也对透明报告和外部验证提出了明确要求^[6]。

模型安全性也不能只依靠 AUC、Dice 系数或文本相似度判断。微小病灶漏检、虚构征象、错误定位和不当建议都可能直接影响后续诊疗。一个总体指标很高的模型,如果偶尔遗漏高危征象,临床上仍可能难以接受。更贴近实际的评价还应包括重大错误率、危急征象遗漏、医师修改幅度、额外检查以及工作流程是否真正改善。对于可能改变治疗决策的高风险输出,系统应提供关键影像区域、支持性征象和不确定性,并保留明确的人工复核节点。

三维 CT、放射学报告和电子病历同时涉及隐私与数据安全。跨机构训练需要满足去标识化、授权和安全管理要求,模型更新后也应保留版本记录,并重新验证性能。责任边界同样需要提前明确。随着大模型逐渐参与报告草拟、分诊和风险提示,医师对模型建议的依赖可能增加,自动化偏倚也会随之出现。医院部署此类系统时,除了考察模型准确率,还应同步规定人工复核范围、异常结果处理方式以及模型失效后的替代流程。

FUTURE-AI 提出公平性、通用性、可追溯性、可用性、鲁棒性和可解释性等可信要求^[7]。这些原则最终指向同一个问题:CT 大模型能否真正进入临床,不取决于它能够生成多少内容,而取决于输出是否有明确来源、能否被医师核查,并能否在整个诊疗流程中保持可追溯。按照现阶段的能力边界,将CT大模型定位为医师监督下的信息整合与决策支持工具,更符合临床实际。

参考文献:

- [1] Hamamci IE,Er S,Wang C,et al.Generalist foundation models from a multimodal dataset for 3D computed tomography.Nat Biomed Eng,2026.
- [2] Blankemeier L,Kumar A,Cohen JP,et al.Merlin:a computed tomography vision-language foundation model and dataset.Nature,2026,652:1318-1328.
- [3] Li CY,Chang KJ,Yang CF,et al.Towards a holistic framework for multimodal LLM in 3D brain CT radiology report generation.Nat Commun,2025,16:2258.
- [4] Tanno R,Barrett DGT,Sellergren A,et al.Collaboration between clinicians and vision-language models in radiology report generation. Nat Med,2025,31:599-608.
- [5] Hager P,Jungmann F,Holland R,et al.Evaluation and mitigation of the limitations of large language models in clinical decision-making.Nat Med,2024,30:2613-2622.
- [6] Tejani AS,Klontzas ME,Gatti AA,et al.Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging:2024 update.Radiol Artif Intell,2024,6.
- [7] Lekadir K,Frangi AF,Porrás AR,et al.FUTURE-AI:international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare.BMJ,2025,388.