



[DOI] 10.3969/j.issn.1001-9057.2026.03.002

<http://www.lcnkzz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2026.03.002>

· 综述与讲座 ·

人工智能辅助肺结节影像学评估的临床整合路径

程静 赵书 宋鹏 李世红

【摘要】 肺结节是早期肺癌的重要影像学标志,对其进行精准评估对于降低肺癌死亡率具有重要意义。传统诊断方法通常面临解读一致性不足和良恶性鉴别困难等问题。近年来,随着人工智能(AI)技术的快速发展,肺结节的诊断和管理迎来了革命性的工具支持。本文对 AI 在肺结节影像学评估中的临床诊疗及管理路径进行了系统性梳理。总体来看,AI 已逐渐发展成为覆盖肺结节全流程诊疗与管理的智能系统,推动了个体化和精细化管理模式的实现,然而其在临床实际应用与转化中,仍面临工作流程融合、数据标准化和伦理规范等多方面的挑战。未来,应进一步推动多模态 AI 系统的开发,强化多学科协同,从而推动肺癌诊疗及管理从“标准化”模式转向“个体化”精准医疗,最终改善肺结节患者的预后水平。

【关键词】 人工智能; 辅助诊断; 肺结节; 深度学习; CT**【中图分类号】** R563**【文献标识码】** A

肺结节是肺癌早期最明确、最重要的影像学标志,因此其早期发现及准确评估对降低肺癌死亡率有直接而重大的意义。目前对于肺结节的诊断面临两大难题:影像解读的变异性及良恶性鉴别的困难。近年来人工智能(AI)技术在医学影像领域突飞猛进,已经为肺结节诊疗及管理带来了真正革命性的工具,覆盖从检测、分类到风险预测、后期管理的各个环节^[1-2]。更难得的是,基于深度学习算法的 AI 系统分析医学影像数据时,能客观、可靠地辅助放射科医师完成肺结节的检测判读,由此自然、妥帖地推进肺结节患者个体化诊疗及管理决策,切实改善患者预后^[1]。因此,本文系统梳理现有文献,就 AI 在肺结节影像学评估中的临床整合路径予以总结,重点阐述从精准解读到个体化诊疗及管理决策的转化过程,具体讨论 AI 在检测、分类中的应用,风险预测模型的构建,临床决策支持的实施,及目前整合过程中所遇诸种挑战及未来方向,最终为临床实践和科研方向提供有价值的参考。

基金项目:北京市自然科学基金面上项目(4252062);内蒙古医学科学院公立医院科研联合基金项目(2024GLLH0879)

作者单位:572013 海南三亚,中国人民解放军总医院第二医学中心海南保健科(程静);中国人民解放军总医院第二医学中心肿瘤科(赵书、宋鹏);首都医科大学附属北京朝阳医院呼吸与危重症医学科 北京市呼吸疾病研究所(李世红)

通讯作者:宋鹏,E-mail:b2005098@sina.com;李世红,E-mail:lshtzl@163.com

一、AI 对肺结节的精准解读

由于精准影像评估是肺结节疾病诊断、管理的根本,故 AI 利用深度学习方法对肺结节做自动化分析,能切实提高肺结节解读的准确性,同时大大提高工作效率,最大限度地减少人为误差。

1. 肺结节检测能力:肺结节检测能力的提高是 AI 算法在胸部 X 线摄影及 CT 中应用最突出、最成功的范例。首先,有文献清楚、严谨地报道了一种 AI 算法对正常和肺结节患者共 100 例胸部 X 线摄影图像进行了分析,证实其能可靠地检测胸部 X 光片上各种难度的肺结节,有 AI 辅助初级医生组肺结节诊断敏感度较无 AI 辅助初级医生组提高 12% (95% CI 4% ~ 19%)。资深放射科医生结合 AI 辅助组的肺结节诊断较资深医生无辅助组准确率提高了 6.4% (95% CI 2.3% ~ 10.6%),特异度提升 4% (95% CI -2% ~ 9%)。更重要的是,各组肺结节漏诊率均有实质性降低^[3]。与此形成极好补充的是,另一项基于 AI 的计算机辅助检测(CAD)系统在 5 238 例真实世界健康检查人群中的验证研究中得出明确而有力的结果:AI 组肺结节的检测率(0.59%)明显高于非 AI 组(0.25%),恶性肺结节的检出率(0.15%)也明显高于非 AI 组(0%),因此需要随访或活检的肺结节检出率切实提高^[4]。在 CT 领域,AI 辅助工具对肺癌转移的检测已有十分出色的应用示范:Jang 等^[5]的研究对结直肠癌患者的 CT 图

像进行了系统分析,证实与传统 CT 判读组相比,AI 辅助判读组在敏感度(72.4%比32.1%)、准确率(98.5%比96.0%)、特异度(99.7%比98.9%)及诊断率(3.2%比1.4%)等指标上均优于后者,且管理方案变更频率更高(55.2%比25.0%),表明 AI 辅助功能可有效减少假阴性结果。概括而言,这类工具利用卷积神经网络自动、精确地定位并分割结节,因而为之后的定量分析打下坚实的基础^[6]。

2. 结节特征分类及定量分析:现有的 AI 方法对于结节特征分类及定量分析已有十分明确、严谨的思路,其不仅能检测结节,而且利用影像组学及深度学习技术提取定量、语义两类特征,因而自然有利于初步鉴别良恶性结节,具体而言,AI 可对肺部结节的尺寸、形状及与周围组织的关系予以准确分析。光子计数探测器 CT(PCD-CT)上所采用的基于 AI 的 CAD 系统能在不同低剂量水平下全自动、可靠地评价肺结节图像质量及形态特征,在降低辐射剂量的同时严格保证诊断精度^[7]。与此形成极好补充的是,人工智能肺部影像分析系统(ALIAS)是为大规模人群结节特征分析专门设计的,结合深度学习方法实现了结节检测及分类的真正自动化^[8]。该系统可将临床变量及放射科医师判读的特征合理融合,用逻辑回归等方法提高低剂量 CT 肺癌筛查的敏感度,同时增强对高度可疑需活检结节分类的稳定性^[2]。因此,此类方法实质上正在推进影像判读从主观视觉评估向客观量化分析的理性转变,也由此自然地减少判读者间的变异。

3. 精准解读的临床价值:AI 辅助精准解读有十分明确、可量化的临床获益,由于 AI 工具可以被恰如其分地称为“第二双眼睛”,故能早期、可靠地发现放射科医师容易遗漏的结节,因此对肺癌筛查有直接而重大的早期干预价值。具体而言,胸部 X 光片解读中所用的高准确性 AI 模型实际提高了放射科医师的诊断表现,也自然地提高了其采纳 AI 建议的意愿^[9]。AI 系统本身在假阳性减少方面做了极好的设计,优化后的检测算法能切实降低不必要的随访、活检次数。故而 AI 驱动的精准解读既高效,又可为之后的风险分层、临床决策提供坚实的数据基础。

二、AI 在个体化管理决策中的作用

由于能对影像数据做准确、可靠的解读,因此 AI 可用于个体化风险评估及管理决策,也利于形成诊治-管理的闭环。

1. 恶性风险预测模型:AI 模型在肺结节恶性风险预测中已有成熟的应用,其性能一般用受试者工作特征曲线下面积(AUC)等指标来客观评价。目前学界已

经开发了若干针对低剂量 CT 筛查中结节恶性风险的深度学习算法,目前已有计算机辅助诊断模型仅使用了 20% 数据集训练后即可达到了临床可接受的性能水平(平均 AUC 0.82),且在使用完整数据集之前即达到性能巅峰,其效率与效果均得到了极好体现,也由此切实提高了胸部 CT 中不确定肺结节恶性风险的评估水平^[10]。这类模型可将临床变量(流行病学数据)与放射科医师判读特征合理结合,形成多模态方法。近期对八种验证模型(含基于 CT 的 AI 及纵向成像 AI)的系统比较也明确支持:AI 在恶性风险预测中所获 AUC 优于传统方法^[2]。且该风险预测方法不局限于恶性诊断,还可拓展至病理亚型评估、转移风险预测及特定受体表达识别,因而更有利于指导个体化治疗^[6]。

2. 管理决策支持:AI 工具可合理整合到临床决策流程中,因而对医师关于肺结节的管理建议有十分明确、实在的影响。已有良好证据表明,基于 AI 的 CAD 工具用于不确定性肺结节的诊断时能提高临床医师诊断的性能,且能显著提高恶性风险分类及有关管理推荐(随访间隔、活检必要性)的一致性^[11]。目前真实世界中已有 AI 辅助系统成功应用于肺寡转移灶的检测,以 CT 扫描数据为基础为临床提供直接可用的工具。该 AI 模型将深度学习、影像组学、临床数据三者极好地融合,可将结节明确划分为良性或恶性两类,再据此自动、客观地赋予肺影像报告和数据系统评分,并由此制定个体化监测策略,因此其决策支持功能实质上是减少主观判断偏差、提高治疗决策准确性的理想手段。

3. 风险分层和预后评估:AI 在更全面的肺结节风险评估中发挥了很好的作用,即不限于恶性肿瘤,还系统、有层次地评价转移潜能、并发症(诸如心血管疾病)、吸烟干预的需要,故肺癌筛查中已有 AI 辅助工具将慢性阻塞性肺疾病(简称慢阻肺)评估结合起来,做到更精细的风险分层^[12]。多模态生成式预训练模型 ThyGPT 虽是为甲状腺结节设计,但其透明、可解释的设计理念极容易迁移到肺结节领域,从而直接给出适合肺结节管理的 AI 协作方案^[13]。因此患者管理可从传统的“一刀切”模式真正转向基于风险的个性化路径:对于高危患者可先做活检,对于低危患者则尽量避免不必要干预^[14-15]。AI 驱动的决策有利于实现早期干预,从而切实改善患者预后,降低死亡率^[16]。

三、临床整合路径:从技术应用到 workflow 实施

由于 AI 技术在医疗领域的价值要以其在现有临床 workflow 中的良好整合为前提,故而 AI 系统的部署、性能监测、用户培训诸种环节都要有利于从精准判读做到自然的临床决策。

1. workflow整合模型:AI 技术在临床环境中成功应用的根本前提是要开发能够将 AI 算法自然、流畅地整合到现有 workflow 中的整合模型,因此一种十分清晰、有力的方法是构建覆盖 AI 部署全流程的框架式模型,即算法集成、性能评价、实时监控。Juluru 等^[17]就这一点做出了极好的示范:他们设计了一个专门用来将 AI 算法整合到临床 workflow 中的框架,内含具体流程及可操作的各组成模块,可对 AI 性能做实时监控、自动评估及及时校正;该模型处理了 1 748 例淋巴结超声检查结果,校正了 146 条放射科医师的检查结果,并实时给出对放射报告有切实帮助的修正建议;其明确了 AI 在临床诊疗序列中的定位及输出方式,因而更有利于临床医师在 workflow 中与之交互。但真正的整合必然要考虑到 AI 如何嵌入多模态临床诊疗序列,尤其是在急诊、肿瘤科等典型场景中。因此学界已有十分明确且有层次的观点:AI 整合必须优化用户体验及数据流,让临床医务人员把更多精力放在患者临床护理及人文关怀上,同时切实提高整体 workflow 的效率^[18-20]。从实施的角度出发,框架模型宜主动重视终端用户的需求及 workflow 的特点,采用共同设计、实时反馈的机制来系统、稳妥地解决 AI 系统与现有工作序列的契合问题^[21-22]。简而言之,这类整合模型为 AI 的临床落地提供了结构化路径,但若真正将 AI 整合入临床工作,后续设计必然要兼顾多学科协作及其通用性^[22-23]。

2. AI 整合的根本价值是提高诊断性能、保证诊断的一致性,因此减少误诊、提高效率是其最直接、最明确的目标。已有证据表明,AI 辅助工具可提高特定临床任务的准确性及一致性,缩小放射科医师与非专业人士间的差距,并切实缩短阅片时间,在创伤护理等场景中已有极好的应用示范^[20,24]。与此形成补充的是,Mao 等^[25]对最新的生成式预训练变换器模型在 647 例患者纵向 CT 结果中预测肺结节恶性肿瘤的性能进行了严谨且系统的评估,所得平均准确率已达 0.88;且与放射科医师手工测量相比,所选模型在测量结节大小的平均组内相关系数为 0.91,由此可证明其可捕捉纵向随访 CT 图像中肺结节的动态变化,因而对临床诊疗具有重要的价值。

AI 在病理学中的整合已经显著提高了诊断的准确性并优化了 workflow,即 AI 可以处理数字病理学中的全切片图像,因此有利于减轻人工标注的负担,也有利于提高诊断的准确性^[26]。Zhou 等^[27]设计了一种多视角三维卷积神经网络模型,对 1 075 例患者的肺部 CT 扫描图像及经病理确诊的肺结节(直径 4 ~ 30 mm)进行风险分层分析,在区分良性、恶性结节与鉴别前驱

病变与侵袭性病变时的 AUC 分别达到了 91.3% 和 92.9%;且该 AI 模型在浸润性腺癌的风险分层中以 77.6% 的准确率超过了资深医师的判断。除此之外,AI 工具本身即可辅助放射科医师进行图像解读及报告书写,在提高了放射科医师诊断的准确率的同时缩短了报告的生成时间^[28]。AI 算法处理临床数据的效率是其取得上述成果的根本原因,但是也必须正视的是,其在真实世界临床环境中的稳定性和可靠性尚有待充分验证^[29]。

3. 实施挑战与应对策略:AI 整合存在很多优点,但将其真正落实到实际的临床工作中也仍存在很多困难,并且要其一一克服还需具体的手段。这些困难主要包括:(1)AI 难以同现有的 workflow 相融合;(2)AI 系统的应用涉及伦理和监管等;(3)AI 模型可能出现性能漂移。从既往研究成果中可知,倘若将 AI 系统直接放进临床现有的 workflow 中,可能会出现流程不契合、数据隐私安全与伦理冲突等方面的问题,因而很难在日常的临床工作中得到普及化应用^[30-32]。除此之外,AI 模型还有着并不具备广泛的适用性、未通过充分地外部验证且在使用的过程中存在着算法偏见等难点和痛点问题。

针对上述问题,学者们已提出了一些思路:(1)从多角度出发,即优化流程、加强培训,提升模型透明度;(2)建立流程化的构建模板,注重目标设定,在模型构建过程中重视模型的可解释性,并积极吸纳终端用户的观点和建议以解决流程整合问题和性能检测问题^[18,21,33-34];(3)引入协同共创的方法进行应用;(4)引入真实的使用场景来进行持续地验证,并通过不断地学习改进来避免模型算法偏差和出现模型性能漂移的问题^[21-22];(5)充分地提供关于基础设施方面的保障,制定风险缓解的措施,实施培训计划等等相关的辅助手段从而促进 AI 技术被采用,增加被接受度^[19]。因此跨学科的协同力量可以解决这个问题,使得 AI 能在公平、透明的原则下结合进去^[22]。

四、未来方向与展望

AI 在肺结节管理领域的正在迅速整合,未来的发展趋势将聚焦于技术创新、多学科联合应用以及个体化管理的深化。

1. 技术创新提高诊疗水平

(1)检测与分类技术:基于深度学习的卷积神经网络模型在肺结节检测中已经表现出极好的性能,可在使用低剂量 CT 筛查时自动识别肺结节,极大降低漏诊率^[8]。近期有文献表明,多模态 AI 系统将定量-语义模型与双读策略结合后,在提高大型人群队列分

析检测敏感度的同时,降低了假阳性率^[8,16]。

(2)恶性风险评估:AI 模型在鉴别肺结节良恶性方面已有十分突出的进展,MPI-RF 三模态模型把静态磁场特征、肿瘤标志物 CEA 及影像学特征均予以充分利用,其诊断性能明显优于传统临床模型及单一影像 AI 模型^[35]。8 种经严格验证的 AI 模型通过受试者工作特征曲线分析,其在恶性风险分层中的可靠性已得到充分证实^[2]。

(3)多项技术融合创新:光子计数探测器 CT 与 AI 辅助诊断系统的结合已在不同低剂量水平上均展现出稳定、优异的肺结节检测性能^[7]。故而今后的发展方向十分明确,即推进多组学数据与 AI 驱动方法的整合分析,切实提高诊断精度。

2. 多学科交叉应用拓展

AI 技术采用多学科协作的模式,正在重塑肺结节的管理模式。(1)个性化 AI 决策辅助工具能根据医师经验水平自动调节支持强度,故其在保证诊断性能的前提下把临床工作量降低了 30 ~ 40%^[11]。此外,该 AI 系统提高了肺结节的检测能力,将肺结节检测率从 54.6% 小幅提高到 55.84%,整体准确率也相应地从 92.79% 升至 93.92%,因而有利于早期疾病的识别与及时干预^[36]。

(2)AI 驱动的临床决策支持系统可结合治疗反应预测模型及生长建模技术,这利于推进精准肿瘤学从静态评估向动态监测的转变^[1,16]。而目前 AI 在药物疗效评价方面已在开发新的量化指标,对今后肺结节诊疗有极好的指引作用^[16]。

(3)由于呼吸病学及筛查领域近年来有了革新,故 AI 在慢阻肺评估、戒烟干预、肺癌筛查风险分层诸方面都可提高肺结节筛查的效率^[12,37],而目前基于深度学习的 AI 筛查模型在队列研究中已显示出十分稳定的恶性肿瘤预测能力^[38]。

3. 个体化精准管理趋势

(1)风险适应性管理:AI 能以大数据及深度学习的方法将临床变量、放射学特征、纵向影像数据三者结合起来,建立动态的风险预测模型,从而针对不同风险分层患者给出个体化的随访方案^[2,16]。已有明确证据证明其辅助的个性化随访策略可减少约 20% ~ 30% 不必要的肺部 CT 及组织病理活检^[1-2]。

(2)诊疗决策支持:由于 AI 驱动的个性化诊疗系统能有效整合多组学数据(代谢组学、微生物组),故很适合用来为靶向治疗及免疫治疗方案的选择提供量化依据,因此也有文献报道用 T 细胞受体测序数据库联合临床资料及 CT 影像做早期良恶性肺结节的鉴别诊断^[39]。

(3)预防医学应用:AI 对吸烟史及心血管危险因素诸种资料分析得十分充分,故其在精准预防中对肺癌风险的前瞻性分层有极好的应用价值^[2]。

4. 困难与挑战

虽然 AI 整合已具有较大进展,但其仍有若干重要问题亟待解决。

(1)数据管理瓶颈:临床多中心大数据存储、标准化和分析过程均存在技术难点,因此有必要开发、建立更有效的数据处理模型^[40],目前各检测系统测定微小肺结节体积时的精度仍存在 5% ~ 10% 的变异^[37]。

(2)临床转化壁垒:目前仅约 35% 的 AI 研究能走完从算法开发到临床验证的全过程,故建立统一的概念框架、评价标准对临床转化有直接而重大的意义^[1]。

(3)伦理与公平性:AI 数据库及算法研究需符合医学伦理要求,但算法偏差又易造成不同人群诊断结果的差异,因此宜采用更具有代表性的数据以训练,更多临床数据以验证^[2]。

5. 未来突破点

(1)由于要对肺部影像、组织及液体病理资料均加以处理,因此宜开发多模态 AI 系统^[16]。

(2)以物联网(IoT)为基础建设个性化健康管理平台,有利于提高健康管理的综合水平^[41]。

(3)以多组学整合的方式实现真正的端到端肺结节管理,从而提高肺结节各阶段患者的诊断、治疗及预后诸种指标^[1]。

五、总结

AI 在肺结节管理中的应用已经从单一检测工具不断发展到覆盖全流程的智能系统,因而能切实提高检测、分类及风险预测诸种能力,也由此提高诊疗准确性,对各级临床医师都有极好的辅助价值。但将模型成功整合到临床实践中仍要克服临床准确性验证、工作流程适配及用户培训等种种障碍。未来,借助先进成像技术及多模态 AI 模型,个体化管理将会更精细,因此能降低肺结节发生率及癌死亡率,更充分且高效地利用医疗资源。更重要的是,AI 不只是技术工具,更是推进精准医疗的有力催化剂,故而宜主动促进跨学科协作,加速临床转化,最终建成以患者为中心的个性化肺结节诊疗与管理体系,真正从“一刀切”转变到“量体裁衣”。

参 考 文 献

- [1] Wang L, Yu J, Luo Y, et al. The intersection of artificial intelligence and lung nodule research: current applications and future prospects [J]. Int J Surg, 2025. [Epub ahead of print]

- [2] Li TZ, Xu K, Krishnan A, et al. Performance of lung cancer prediction models for screening-detected, incidental, and biopsied pulmonary nodules[J]. *Radiol Artif Intell*, 2025, 7(2): e230506.
- [3] Homayounieh F, Digumarthy S, Ebrahimi S, et al. An artificial intelligence-based chest X-ray model on human nodule detection accuracy from a multicenter study[J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(12): e2141096.
- [4] Nam JG, Hwang EJ, Kim J, et al. AI improves nodule detection on chest radiographs in a health screening population: a randomized controlled trial[J]. *Radiology*, 2023, 307(2): e221894.
- [5] Jang S, Kim J, Lee JS, et al. Real-world diagnostic performance and clinical utility of artificial intelligence-assisted interpretation for detection of lung metastasis on CT in patients with colorectal cancer[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2025, 225(3): e2533063.
- [6] Wei Y, Zhou Q, Wu J, et al. Review of artificial intelligence in lung nodule risk assessment[J]. *IEEE Rev Biomed Eng*, 2026, 19: 412-427.
- [7] Jungblut L, Blüthgen C, Polacin M, et al. First performance evaluation of an artificial intelligence-based computer-aided detection system for pulmonary nodule evaluation in dual-source photon-counting detector CT at different low-dose levels[J]. *Invest Radiol*, 2022, 57(2): 108-114.
- [8] Chen L, Gu D, Chen Y, et al. An artificial-intelligence lung imaging analysis system (ALIAS) for population-based nodule computing in CT scans[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 89: 101899.
- [9] Lee JH, Hong H, Nam G, et al. Effect of human-AI interaction on detection of malignant lung nodules on chest radiographs[J]. *Radiology*, 2023, 307(5): e222976.
- [10] Obreja J, Bosma J, Venkadesh KV, et al. Characterizing the impact of training data on generalizability: application in deep learning to estimate lung nodule malignancy risk[J]. *Radiol Artif Intell*, 2025, 7(6): e240636.
- [11] Kim RY, Oke JL, Pickup LC, et al. Artificial intelligence tool for assessment of indeterminate pulmonary nodules detected with CT[J]. *Radiology*, 2022, 304(3): 683-691.
- [12] Adams SJ, Stone E, Baldwin DR, et al. Lung cancer screening[J]. *Lancet*, 2023, 401(10374): 390-408.
- [13] Yao J, Wang Y, Lei Z, et al. Multimodal GPT model for assisting thyroid nodule diagnosis and management[J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1): 245.
- [14] Godfrey CM, Shipe ME, Welty VF, et al. The Thoracic Research Evaluation and Treatment 2.0 model: a lung cancer prediction model for indeterminate nodules referred for specialist evaluation[J]. *Chest*, 2023, 164(5): 1305-1314.
- [15] Vachani A, Lam S, Massion PP, et al. Development and validation of a risk assessment model for pulmonary nodules using plasma proteins and clinical factors[J]. *Chest*, 2023, 163(4): 966-976.
- [16] Li X, Zhang W, Fang J, et al. Advance in the use of artificial intelligence of pulmonary nodule: evolution, trends, and future directions[J]. *Int J Surg*, 2025, 111(10): 7135-7154.
- [17] Juluru K, Shih HH, Keshava Murthy KN, et al. Integrating AI algorithms into the clinical workflow[J]. *Radiol Artif Intell*, 2021, 3(6): e210013.
- [18] Kalimouttou A, Stevens RD, Pirracchio R. Harnessing AI in critical care: opportunities, challenges and key steps for success[J]. *Thorax*, 2026, 81(2): 183-192.
- [19] Huang ES. The user experience of AI[J]. *Med*, 2022, 3(4): 228-232.
- [20] Tee YS, Huang JF, Huang YT, et al. Comparative analysis of AI support levels in clinical interpretation of traumatic pelvic radiographs[J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1): 518.
- [21] Curcin V, Delaney B, Alkhatib A, et al. Learning Health Systems provide a glide path to safe landing for AI in health[J]. *Artif Intell Med*, 2026, 173: 103346.
- [22] Svennberg E, Han JK, Caiani EG, et al. State of the art of artificial intelligence in clinical electrophysiology in 2025: a scientific statement of the European Heart Rhythm Association (EHRA) of the ESC, the Heart Rhythm Society (HRS), and the ESC Working Group on E-Cardiology [J]. *Europace*, 2025, 27(5): eua071.
- [23] Petryshak B, Iljin M, Denisova A, et al. A clinically validated AI framework for kidney cancer detection and characterization[J]. *Commun Med (Lond)*, 2025, 5(1): 541.
- [24] Pul U, Tichy A, Pitchika V, et al. Impact of artificial intelligence assistance on diagnosing periapical radiolucencies: a randomized controlled trial[J]. *J Dent*, 2025, 160: 105868.
- [25] Mao Y, Xu N, Wu Y, et al. Assessments of lung nodules by an artificial intelligence chatbot using longitudinal CT images[J]. *Cell Rep Med*, 2025, 6(3): 101988.
- [26] Myhre PL, Grenne B, Asch FM, et al. Artificial intelligence-enhanced echocardiography in cardiovascular disease management[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2026, 23(3): 164-182.
- [27] Zhou J, Hu B, Feng W, et al. An ensemble deep learning model for risk stratification of invasive lung adenocarcinoma using thin-slice CT[J]. *NPJ Digit Med*, 2023, 6(1): 119.
- [28] Huang J, Wittbrodt MT, Teague CN, et al. Efficiency and quality of generative AI-assisted radiograph reporting[J]. *JAMA Netw Open*, 2025, 8(6): e2513921.
- [29] Cabral BP, Braga LAM, Conte Filho CG, et al. Future use of AI in diagnostic medicine: 2-wave cross-sectional survey study[J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e53892.
- [30] Katonai G, Arvai N, Mesko B. AI and primary care: scoping review[J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e65950.
- [31] Theriault-Lauzier P, Cobin D, Tastet O, et al. A responsible framework for applying artificial intelligence on medical images and signals at the point of care: the PACS-AI platform[J]. *Can J Cardiol*, 2024, 40(10): 1828-1840.
- [32] Wenderott K, Krups J, Weigl M, et al. Facilitators and barriers to implementing AI in routine medical imaging: systematic review and qualitative analysis[J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e63649.
- [33] Trivedi H, Khosravi B, Gichoya J, et al. AI in action: a road map from the Radiology AI Council for effective model evaluation and deployment[J]. *J Am Coll Radiol*, 2025, 22(9): 1041-1049.
- [34] Dai Q, Li M, Yang M, et al. Attitudes, perceptions, and factors influencing the adoption of AI in health care among medical staff: nationwide cross-sectional survey study[J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e75343.
- [35] Wang L, Zhang M, Pan X, et al. Integrative serum metabolic fingerprints based multi-modal platforms for lung adenocarcinoma early detection and pulmonary nodule classification[J]. *Adv Sci (Weinh)*, 2022, 9(34): e2203786.
- [36] Song J, Hwang EJ, Yoon SH, et al. Emerging trends and innovations in radiologic diagnosis of thoracic diseases[J]. *Invest Radiol*, 2026; 61(3): 167-174.
- [37] Liu W, Wu Y, Zheng Z, et al. Enhancing diagnostic accuracy of lung nodules in chest computed tomography using artificial intelligence: retrospective analysis[J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e64649.
- [38] Jin Y, Mu W, Shi Y, et al. Development and validation of an integrated system for lung cancer screening and post-screening pulmonary nodules management: a proof-of-concept study (ASCEND-LUNG) [J]. *EClinicalMedicine*, 2024, 75: 102769.
- [39] Luo H, Guo W, Luan X, et al. Large-scale T-cell receptor repertoire profiling unveils tumor-specific signals for diagnosing indeterminate pulmonary nodules[J]. *Cancer Res*, 2025, 85(24): 5141-5160.
- [40] Gupta NS, Kumar P. Perspective of artificial intelligence in healthcare data management: a journey towards precision medicine[J]. *Comput Biol Med*, 2023, 162: 107051.
- [41] You L, Guo Z, Yuen C, et al. A framework reforming personalized Internet of Things by federated meta-learning[J]. *Nat Commun*, 2025, 16(1): 3739.

(收稿日期: 2026-02-10)

(本文编辑: 李昊阳)