



[DOI] 10.3969/j.issn.1001-9057.2026.03.003

<http://www.lcnkzz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2026.03.003>

· 综述与讲座 ·

人工智能赋能肺癌筛查的范式转变

董卓凡 罗诗雯 程铭 樊茂蓉 李世红

[摘要] 肺癌是全球发病率和死亡率最高的恶性肿瘤,早期筛查可提高肺癌患者生存率、降低死亡率。低剂量螺旋 CT(LDCT)为当前主要的筛查手段,仍面临假阳性率偏高、人工阅片负荷超载、人群风险分层不足等局限,难以满足大规模筛查需求。近年来,以深度学习和影像组学为代表的人工智能技术的飞速发展,为突破肺癌传统筛查局限提供了关键驱动力。本文系统梳理了国内外最新研究成果,从算法效能验证、人群获益评估、卫生经济学三个维度,系统综述了人工智能在肺癌筛查的研究进展。提示未来研究应聚焦于多模态数据融合(如联合液体活检与临床多组学特征),完善配套的政策与伦理框架。这有望推动肺癌筛查由“经验驱动的同质化筛查”向“数据驱动的精准化管理”范式跨越,为临床实践与公共卫生决策提供科学参考。

[关键词] 肺癌筛查; 人工智能; 效能验证; 人群获益评估; 卫生经济学

[中图分类号] R734.2

[文献标识码] A

在全球公共卫生领域,恶性肿瘤的防控已成为重要的战略议题。根据 WHO 下属国际癌症研究机构(IARC)发布的 GLOBOCAN 2022 最新数据,2022 年全球新发恶性肿瘤患者约 2 000 万例,恶性肿瘤死亡人数达 970 万例,其中肺癌新发患者占全球恶性肿瘤新发患者的 12.4%,肺癌死亡人数占全球恶性肿瘤总死亡人数的 18.7%,其发病率和死亡率均居全球恶性肿瘤首位^[1]。基于 GLOBOCAN 数据的分析显示,全球近半数恶性肿瘤死亡可通过一级预防、早期发现和早期治疗得以避免,其中约 14% 的死亡可通过早期发现和及时治疗得以避免^[2]。肺癌患者的预后与诊断时的病理分期密切相关,ⅠA 期患者 5 年生存率约为 82%,而ⅣB 期则骤降至约 7%^[3]。然而,肺癌发病隐匿,早期常无特异性临床表现,多数患者在出现明显症状时已处于局部晚期或发生远处转移,错失治疗的最佳时机,致使肺癌人群整体 5 年生存率处于较低水平。因此,肺癌的早期和准确诊断对提高生存率至关重要,肺癌早期筛查与早诊早治被认为是提高患者生存率、降低死亡率的关键^[4]。

基金项目:第五批全国中医临床优秀人才(020600009);中国中医科学院中央级公益性科研院所基本科研业务费(ZZ15-WT-07-02)

作者单位:100029 北京,北京中医药大学研究生院(董卓凡);中国中医科学院西苑医院肺病(呼吸)科(董卓凡、罗诗雯、程铭、樊茂蓉);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:樊茂蓉, E-mail: fanmr1974@qq.com; 李世红, E-mail: 3lshltz1@163.com

美国国家肺癌筛查试验(NLST)^[5]与荷兰-比利时肺癌筛查试验(NELSON)^[6]表明使用低剂量螺旋 CT(LDCT)对高风险个体进行肺癌筛查(LCS)可将肺癌死亡率降低超过 20%。基于此,LDCT 已取代传统胸部 X 线,成为国际公认的肺癌高危人群筛查的金标准^[7]。然而,随着 LDCT 的大规模普及,传统人工主导的肺癌筛查模式的局限性日益凸显,主要表现为假阳性率高导致的过度诊疗与心理负担,人工阅片效率低引发的漏诊误诊风险,以及辐射暴露与经济成本问题^[8]。在此背景下,人工智能(AI)技术的快速发展,尤其是深度学习、卷积神经网络(CNN)及大语言视觉模型的突破,为革新肺癌筛查范式带来了重要契机^[9]。这些技术能够从海量影像数据中自动学习并提取肉眼无法感知的高维放射组学特征,还可通过多模态数据融合,实现肺结节的自动化检测、精准分割、良恶性鉴别及预后动态评估。本文结合国内外最新研究证据,重点从效能验证、人群获益评估与卫生经济学三个核心维度分析,系统梳理 AI 在肺癌筛查领域的研究进展,剖析当前面临的技术与临床挑战,并探讨 AI 联合液体活检、多模态数据融合等前沿方向的发展前景,以期为临床实践优化与公共卫生政策制定提供理论依据与决策参考。

一、AI 在肺癌筛查中的效能验证

1. 肺结节的检出与定性诊断效能

近年来,AI 在肺癌筛查领域的诊断效能已获得广

泛验证。一项涵盖 209 项独立研究、汇总 251 个数据集的 Meta 分析结果显示,基于医学影像的 AI 算法在肺癌诊断中的合并敏感度为 0.86 (95% *CI* 0.84 ~ 0.87),合并特异度为 0.86 (95% *CI* 0.84 ~ 0.87),综合诊断效能的受试者工作特征曲线下面积 (*AUC*) 达 0.92 (95% *CI* 0.90 ~ 0.94)^[10]。Kanan 等^[11]对 39 项研究的 Meta 分析同样报告了较高的合并敏感度(0.87)和合并特异度(0.87),这为 AI 辅助肺癌筛查提供了高级别的循证医学证据。

在 AI 与放射科医师人工阅片的头对头比较中,AI 展现出显著优势。Cheo 等^[12]的系统综述中显示,AI 对肺结节的检测敏感度可达 86.0% ~ 98.1%,显著高于人工阅片的 68.0% ~ 76.0%;但在特异度方面,AI (77.5% ~ 87.0%)略低于人工阅片(87.0% ~ 91.7%),提示高敏感度可能伴随假阳性增加的风险。在良恶性判别任务中,AI 的敏感度范围为 60.6% ~ 93.3%,特异度为 64.0% ~ 95.93%,各项指标均优于或等同于放射科医师^[12]。基于我国人群的真实世界研究进一步验证了上述发现。Wu 等^[13]纳入 23 336 例接受低剂量螺旋 CT 筛查的受试者,比较 AI 辅助阅片与人工阅片对肺结节检测与良恶性评估的效能,结果显示 AI 对恶性肺结节的检出率达 97.2%,显著高于人工阅片的 86.4% ($P < 0.001$);在 I A 1 期早期肺癌这一最具治愈潜力的亚组中,AI 同样表现优异(98.5% 比 89.4%, $P = 0.029$)。

关于假阳性问题,现有证据呈现复杂图景,具体取决于 AI 模型的设计和应用场景。Geppert 等^[14]的系统综述显示,AI 辅助可将结节检出敏感度提高 5% ~ 20%,但同时伴随特异度下降 3% ~ 8%。以肺癌患病率 0.5% 推算,这意味着每百万人 AI 可额外检出 150 ~ 750 例肺癌,但同时会导致 59 700 ~ 79 600 例无癌个体接受不必要的 CT 随访。然而,这一局限性并非不可克服。在假阳性控制方面,中国专家共识指出,AI 在准确区分小结节与非结节方面具有重要价值,可有效降低假阳性率并提高结节检出率^[15]。Duranti 等^[16]的综述进一步量化了这一优势,指出经过优化设计的 AI 模型可将假阳性率降低高达 30%,并将整体特异度提升至 85% ~ 90%,显著优于传统方法。基于三维 CNN 的 AI 模型能够深度提取结节的三维形态、边缘特征及影像组学纹理信息,这种多维特征映射有助于实现更精准的良恶性判别。Yuan 等^[10]的亚组分析显示,采用三维 CNN 的 AI 模型合并特异度可达 0.89 (95% *CI* 0.85 ~ 0.92),表明深度学习技术的进步正逐步扭转 LDCT 筛查中“过度警报”的困局。这些发现提示,AI 在肺癌筛查中的最佳角色并非替代医师,而是

作为“第二阅片人”或“预筛查器”,在保证高敏感度的同时,通过人机协同实现对假阳性的有效控制。

除诊断效能外,AI 对筛查效率的提升同样显著。AI 系统可自动完成肺结节的检测、定位、径线测量与三维重建,并生成结构化报告,将单例影像处理时间从人工的 30 ~ 60 分钟缩短至数分钟^[16]。Pan 等^[17]的研究量化了这一优势,发现 AI 阅片时间 [(195.4 ± 65.2)秒]较人工复核 [(581.1 ± 116.8)秒]显著缩短 ($P < 0.001$)。这种效率的提升使 AI 有望作为“预筛查器”优化工作流程——由 AI 先对所有影像进行初筛,医师仅需对阳性患者进行复核,在保证筛查效能的同时显著缓解影像科医师的工作负荷。

2. 筛查决策的优化能力

除结节的检出与判别外,AI 在更深层次的筛查决策中同样展现出独特价值,主要体现在生长预测与多模态风险分层两个方面。

针对不确定结节和亚实性结节,AI 可基于影像特征预测体积倍增时间,区分惰性结节与进展性结节,为个体化随访间隔(3 个月、6 个月、12 个月)提供依据^[18]。Mikhael 等^[19]开发的深度学习模型 Sybil 仅凭单次基线 LDCT 影像即可预测个体未来 6 年的肺癌发生风险。在 NLST 队列的内部验证中,Sybil 预测未来 1 年内发生肺癌的 *AUC* 达 0.92 (95% *CI* 0.88 ~ 0.95);在马萨诸塞州综合医院和长庚纪念医院的外部独立验证集中,其 1 年预测 *AUC* 分别为 0.86 和 0.94;即使将预测时间跨度拉长至第 6 年,其整体一致性指数 (*C-index*) 仍保持在 0.75 的高水平。这种基于纯数据驱动的自动化预测能力,证明 AI 不仅能够识别当前影像中的实体结节特征,而且能够敏锐捕捉背景肺实质中尚未形成肉眼可见结节的微观“癌前”环境信号。

同一结节在不同个体中具有不同的临床意义。AI 通过整合影像特征与临床信息(年龄、吸烟史、家族史、职业暴露),可对结节赋予个体化的恶性风险概率,指导转诊和干预决策。国际通用的肺部影像报告和数据系统(Lung-RADS)在我国人群中诊断性能不佳(敏感度仅 57.5%),难以适配我国人群吸烟年龄提前、女性非吸烟肺癌高发等流行病学特征^[16]。基于此,我国研究团队基于大规模筛查队列,开发了中国肺结节报告与数据系统(C-Lung-RADS),整合决策树、CNN 与多维梯度提升回归模型,可输出结节恶性概率并进行风险分级,同时提供相应的随访及决策建议,使高危肺结节鉴别敏感度从 63.3% 提升至 87.1%^[20]。这一本土化创新不仅提升了风险分层的准确性,更能精准解决我国肺癌筛查实践中非吸烟女性肺癌高发等

现实痛点,为临床决策提供了可直接应用的智能化工具,体现了 AI 技术与临床需求深度融合的价值。

3. 泛化能力与稳健性

早期 AI 模型多为单中心开发、单中心验证,其不同人群、不同设备间的泛化能力常受质疑。这一状况正随着大规模多中心外部验证的普及而改变——多中心、大样本的外部验证已成为新一代 AI 模型研发的标配。Sybil 模型在包含大量美国黑人和亚洲不吸烟者的独立验证队列中保持了高度准确性,1 年预测 AUC 达 0.86~0.94,证明其预测逻辑具有“种族不可知”和“吸烟史不可知”的特性,能够敏锐捕捉因空气污染、遗传易感性或职业暴露导致的微观癌变信号^[19]。OMAFound 模型不仅在 10 个国际数据集、151 386 例患者中完成开发和验证,更在 4 个独立中心、21 601 例参与者的前瞻性真实世界研究中验证了稳健性^[21]。TANGERINE 模型则在 27 个公共数据集中验证,跨不同临床中心表现出强大的泛化能力^[22]。Yuan 等^[10]的 Meta 分析进一步从宏观层面印证了这一趋势:采用外部验证的 AI 模型合并 AUC 为 0.90 (95% CI 0.87~0.92),虽略低于内部验证的 0.93 (95% CI 0.90~0.95),但已展现出良好的跨中心稳定性。这些研究表明,AI 正从“实验室里的高精度工具”走向“真实世界中的可靠助手”,为肺癌筛查的大规模推广应用奠定了坚实基础。

二、AI 在肺癌筛查中的人群获益评估

医疗技术的最终价值衡量标准在于其能否转化为广泛的人群健康获益。AI 技术在肺癌筛查领域的应用并非仅仅停留在实验室的算法性能上,其最终落脚点在于重塑公共卫生策略。从降低辐射危害、精准定位高危人群,到推动基层医疗能力同质化,AI 正在全方位扩大肺癌筛查的社会获益面。

1. 筛查安全性提升

阻碍大规模健康人群积极参与肺癌年度筛查的主要心理顾虑之一,在于反复接受 CT 扫描所累积的电离辐射暴露风险。尽管 LDCT 的辐射剂量已较常规诊断性 CT 大幅降低,但对于需要进行长达十余年连续筛查的高危人群而言,辐射诱发继发性恶性肿瘤的潜在风险仍是公共卫生领域无法回避的伦理议题。基于深度学习的图像重建技术从根本上改变了这一困境。与传统滤波反投影或迭代重建不同,深度学习图像重建通过海量高质量数据训练,能够在极低剂量扫描条件下重建出诊断级图像质量。李新雨等^[23]的研究显示,深度学习全模型迭代算法能够显著降低胸部 CT 图像的噪声,在保证图像质量的前提下将辐射剂量降

低 75% 以上,且对低管电压、低毫安秒扫描具有更强的降噪效能。这意味着,接受肺癌筛查的人群可以在更低的辐射暴露风险下完成检查,尤其对于需要长期随访监测的肺结节患者而言,累积辐射剂量的降低具有重要的临床意义。

2. 精准识别高危人群与非吸烟人群的筛查扩展

现行国际主流肺癌筛查指南(如美国预防服务工作组 USPSTF 2021 版指南)主要将筛查对象限定为具有长期重度吸烟史的老年人群(年龄 50~80 岁,≥20 包年吸烟史,且戒烟不超过 15 年)^[7]。然而,这一基于西方人群流行病学特征制定的标准在全球范围内存在巨大的盲区。全球约有 20%~25% 的肺癌发生于非吸烟人群;而在亚洲人群中,非吸烟者患肺癌的比例更是高达 50%~70%,尤其以女性、表皮生长因子受体(EGFR)突变富集为显著特征。按现有的单向度高危人群界定标准,近半数最终确诊肺癌的患者在发病前被排除在国家筛查门槛之外,造成了严重的早期漏诊。

AI 结合多组学数据和深度影像特征,正在重新定义“高危人群”的内涵。国内首个经外部独立验证的中国 NCC-LCm2021 模型,基于 55 万人大规模队列构建,可预测吸烟与非吸烟人群的肺癌 3 年发病风险,相较国外多个模型准确性更高、校准度良好,还明确了高危个体的风险阈值^[24]。台湾 TALENT 研究进一步证实,AI 辅助非吸烟高风险人群筛查检出率达 2.1%,高于传统模式,为非吸烟人群肺癌早筛提供了有效手段^[25]。非吸烟人群正成为 AI 筛查的核心获益群体,AI 专属模型通过融合环境暴露、家族史、遗传易感性等多维因素,可实现对该类高风险人群的精准识别。

3. 基层与偏远地区的公平性获益

我国地域辽阔,医疗资源分布不均,导致不同医院、不同资质的医师对肺结节影像的理解和解读存在显著差异。基层医院虽配备了 CT 设备,却严重缺乏具备丰富临床经验的影像科医师对海量薄层图像进行精准判读,早癌漏诊率与良性结节误诊率居高不下。基础设施有限、成本、距离和人员短缺等障碍,成为制约肺癌筛查在基层普及的重要因素。

对于基层医师而言,AI 系统不仅是高通量的地毯式筛查工具,更是随叫随到的“专家级导师”——通过直观的色框精准标注病灶坐标,对结节的可疑性质、直径、体积、CT 值等信息提供标准化、结构化的影像学描述,极大规范了基层医疗机构的诊疗水准,有效避免了因人为经验不足导致的能力差异。一项聚焦我国西部 3 个欠发达地区的回顾性队列研究,采用“远程医疗+移动 CT+远程 AI 辅助”模式开展肺癌筛查,参与率与早期发现率高,为资源有限地区解决筛查困境提供了

可行方案^[26]。AI 技术正通过多种模式推动医疗资源下沉,缩小健康差距,促进健康公平。

三、AI 在肺癌筛查中的卫生经济学评价

任何公共卫生筛查策略的大规模推广与医保覆盖,均需兼具坚实的临床疗效证据与严格的卫生经济学论证。肺癌作为全球恶性肿瘤死亡的首要原因,其中晚期靶向、免疫及姑息治疗成本高昂,对医保基金与患者家庭构成沉重负担。LDCT 早期筛查虽增加直接成本,但通过前移诊断窗口可大幅削减中晚期治疗支出,显著延长患者质量调整生命年(QALY)。AI 的融入可提升筛查效能、减少假阳性与假阴性所致的非必要医疗消耗,进一步放大肺癌筛查的成本-效果优势;然而其技术集成与数据合规等实施障碍,也推动了学界对其经济价值的系统性评估。

在卫生经济学框架下,成本-效果分析是评估医疗技术价值的主流方法,增量成本-效果比(ICER)为核心评价指标,支付意愿(WTP)则为技术定价与采纳提供依据,其中 10 万美元/QALY 为国际常用阈值。德国学者 Ziegelmayr 等^[27]采用马尔可夫决策模型,对 LDCT 肺癌基线筛查中 AI 辅助的成本-效果开展研究;基于 AI 模型(敏感度从 77.9% 提升至 97.7%,特异度从 87.7% 提升至 98.4%)的诊断效能数据,模拟显示 AI 辅助 CT 筛查相较单纯 CT 呈负 ICER,即在提升效果的同时降低总成本;阈值分析表明,当每例筛查 AI 新增成本低于 68 美元时可实现成本节约,即便成本提升至 1 240 美元,在 10 万美元/QALY 阈值下仍具成本-效果;确定性与概率敏感度分析证实模型对输入参数具有良好鲁棒性,提示 AI 辅助在肺癌基线 LDCT 筛查中是经济可行的诊断策略。该结论在跨卫生体系研究中得到验证。Gebremeskel 与 Romeo^[28]在澳大利亚背景下采用同类马尔可夫模型,同样得出 AI 辅助筛查呈负 ICER 的结论,并发现其在 20%~50% 死亡率降低区间内成本-效果最优,为筛查目标设定提供了经济学依据。

除长期模型分析外,AI 对临床路径的直接优化亦展现出即时经济价值。Adams 等^[29]将 AI 恶性风险评估整合至 Lung-RADS 分级,在不降低敏感度的前提下将特异度提升至 96%,减少 30% 非必要随访,每名筛查者可节约 72~242 美元短期支出。基于真实世界产品的预算影响分析同样证实,Eyoni LCSTM AI 辅助筛查通过减少侵入性诊断、实现恶性肿瘤的早诊,使第 1 年 PET-CT 减少 79%、活检减少 82%,预计 5 年内为百万人群节省 1 200 万美元^[30]。

我国学者的系统研究为 AI 在本土的落地提供了

坚实的数据支撑。一项基于社区人群的决策树模型分析显示,从卫生体系角度出发,AI 辅助医师阅片组在早期肺癌(I 期)筛查中的人均综合成本为 1 483 元,医师独立人工阅片组为 1 489 元^[31]。这表明,AI 辅助组在提升筛查准确率、更早发现隐匿病灶的同时,未增加卫生体系负担,且人均综合医疗成本小幅降低。

AI 产生卫生经济学效益的核心机制包括:减少非必要医疗干预(假阳性导致的重复 CT 随访、PET-CT 和活检);早诊早治带来的治疗成本节约(发现更早期患者,大幅削减晚期高昂的靶向、免疫及姑息治疗费用);提升筛查效率,节约影像科医师人力成本。综上,AI 不仅提升肺癌 LDCT 筛查的临床效能,更通过优化资源配置、减少非必要医疗干预,为筛查的持续开展与医保覆盖提供了关键经济学支撑。

四、筛查模式的革新路径与落地挑战

综上所述,AI 正从多维度深刻重塑肺癌筛查范式。工作模式上,AI 推动筛查从人工单一判读向人机协同模式转变,其作为“第二阅片人”,可高效承担肺结节检测、大小测量等重复性工作,有效释放临床医师精力,使其聚焦于疑难患者的审核与临床决策。时间维度上,筛查从单次横断面筛查转向动态风险管理,基于深度学习的肺结节生长预测模型可定量分析结节体积、形态等关键特征,其中 Sybil 模型已实现对筛查人群未来 6 年肺癌发病风险的提前预警。对象维度上,AI 通过整合影像组学、临床及基因组学多模态数据构建风险分层模型,可识别传统指南遗漏的高危非吸烟人群,C-Lung-RADS 模型更将高危肺结节鉴别敏感度提升至 87.1%。决策基础上,AI 推动筛查决策从“经验驱动”向“数据驱动”跃迁,输出可量化的恶性概率评分,显著提升临床决策的科学性与可靠性。

然而,AI 在肺癌筛查中的大范围临床落地仍面临多重挑战。其一,模型可解释性不足,主流 AI 工具基于深度神经网络构建,“黑箱”特性削弱了临床医师的信任,且事后解释技术的可靠性仍需验证,一旦发生漏诊或过度治疗,责任划分将陷入僵局。其二,数据孤岛与隐私壁垒突出,医疗数据共享受限于《健康保险携带和责任法案》、《通用数据保护条例》等法规,导致模型训练规模受限、泛化能力降低,联邦学习等解决方案仍处于探索阶段。其三,泛化能力不足与算法偏见并存,多数模型依赖 LIDC-IDRI、NLST 等老旧开源数据集预训练,影像质量参差不齐,难以适配现代高分辨率 CT 设备;同时训练数据人种分布不均,可能加剧健康诊疗不平等。其四,监管政策与支付体系尚不完善,缺乏明确的医保支付编码与定价标准,导致医疗机构难

以形成可持续商业闭环,大量前沿技术止步于临床落地前。

五、总结与展望

AI 已成为肺癌筛查范式革新的核心动力,但其落地仍受多重因素制约。未来需构建筛查全流程集成化智能平台,推动 AI 与液体活检等多模态融合,开展头对头研究并完善法律与政策体系,明确人机责任、建立统一数据标准与监管机制,通过技术与政策协同,实现肺癌筛查向精准化、高效化转型,为肺癌早期防控提供支撑。

参 考 文 献

- [1] Bray F, Laversanne M, Sung H, et al. Global cancer statistics 2022; GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2024, 74(3): 229-263.
- [2] Langselius O, Rungay H, Vignat J, et al. Avoidable deaths through the primary prevention, early detection, and curative treatment of cancer worldwide: a population-based study[J]. Lancet Glob Health, 2026, 14(3): e356-e366.
- [3] 赵珂嘉.《IASLC 第九版肺癌 TNM 分期》解读[J]. 中国胸心血管外科临床杂志, 2024, 31(4): 489-497.
- [4] Habib FM, Bédard ELR, Joy AA, et al. Early detection of lung cancer: a review of innovative milestones and techniques[J]. J Clin Med, 2025, 14(21): 7812.
- [5] National Lung Screening Trial Research Team, Aberle DR, Adams AM, et al. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening[J]. N Engl J Med, 2011, 365(5): 395-409.
- [6] de Koning HJ, van der Aalst CM, de Jong PA, et al. Reduced lung-cancer mortality with volume CT screening in a randomized trial[J]. N Engl J Med, 2020, 382(6): 503-513.
- [7] US Preventive Services Task Force, Krist AH, Davidson KW, et al. Screening for lung cancer: US Preventive Services Task Force recommendation statement[J]. JAMA, 2021, 325(10): 962-970.
- [8] 赫捷, 李宽, 陈万青, 等. 中国肺癌筛查与早诊早治指南(2021, 北京)[J]. 中国肿瘤, 2021, 30(2): 81-111.
- [9] Luo Y, Hooshangnejad H, Ngwa W, et al. Opportunities and challenges in lung cancer care in the era of large language models and vision language models[J]. Transl Lung Cancer Res, 2025, 14(5): 1830-1847.
- [10] Yuan X, Xu H, Zhu J, et al. Systematic review and meta-analysis of artificial intelligence for image-based lung cancer classification and prognostic evaluation[J]. NPJ Precis Oncol, 2025, 9: 300.
- [11] Kanan M, Alharbi H, Alotaibi N, et al. AI-driven models for diagnosing and predicting outcomes in lung cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. Cancers, 2024, 16(3): 674.
- [12] Cheo HM, Ong CYG, Ting Y. A systematic review of AI performance in lung cancer detection on CT thorax[J]. Healthcare, 2025, 13(13): 1510.
- [13] Wu J, Li R, Gan J, et al. Application of artificial intelligence in lung cancer screening: a real-world study in a Chinese physical examination population[J]. Thorac Cancer, 2024, 15(28): 2061-2072.
- [14] Geppert J, Asgharzadeh A, Brown A, et al. Software using artificial intelligence for nodule and cancer detection in CT lung cancer screening: systematic review of test accuracy studies[J]. Thorax, 2024, 79(11):

- 1040-1049.
- [15] 吴阶平医学基金会模拟医学部胸外科专委会. 人工智能在肺结节诊治中的应用专家共识(2022 年版)[J]. 中国肺癌杂志, 2022, 25(4): 219-225.
- [16] Duranti L, Tavecchio L, Rolli L, et al. New perspectives on lung cancer screening and artificial intelligence[J]. Life, 2025, 15(3): 498.
- [17] Pan W, Fang X, Zang Z, et al. Diagnostic efficiency of artificial intelligence for pulmonary nodules based on CT scans[J]. Am J Transl Res, 2023, 15(5): 3318-3325.
- [18] Jiang B, Lancaster HL, Davies MPA, et al. AI performance for nodule volume doubling time in the follow-up of the UKLS lung cancer screening study compared to expert consensus and histological validation[J]. Eur J Cancer, 2026, 232: 116137.
- [19] Mikhael PG, Wohlwend J, Yala A, et al. Sybil: a validated deep learning model to predict future lung cancer risk from a single low-dose chest computed tomography[J]. J Clin Oncol, 2023, 41(12): 2191-2200.
- [20] Wang C, Shao J, He Y, et al. Data-driven risk stratification and precision management of pulmonary nodules detected on chest computed tomography[J]. Nat Med, 2024, 30(11): 3184-3195.
- [21] Liang Z, Niu Q, Wang J, et al. A foundation model for breast and lung cancer screening using non-contrast computed tomography[J]. Nat Health, 2026. [Epub ahead of print]
- [22] McConnel N, Vasudev P, Yamada D, et al. A computationally frugal open-source foundation model for thoracic disease detection in lung cancer screening programs[J]. Commun Med(Lond), 2026, 6(1): 83.
- [23] 李新雨, 李梦雪, 范胜男, 等. 深度学习全模型迭代算法在胸部低剂量 CT 检查中的应用价值[J]. 中国辐射卫生, 2025, 34(6): 889-895.
- [24] Wang F, Tan F, Shen S, et al. Risk-stratified approach for never- and ever-smokers in lung cancer screening: a prospective cohort study in China[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2023, 207(1): 77-88.
- [25] Chang GC, Chiu CH, Yu CJ, et al. Low-dose CT screening among never-smokers with or without a family history of lung cancer in Taiwan: a prospective cohort study[J]. Lancet Respir Med, 2024, 12(2): 141-152.
- [26] Tao W, Yu X, Shao J, et al. Telemedicine-enhanced lung cancer screening using mobile computed tomography unit with remote artificial intelligence assistance in underserved communities: initial results of a population cohort study in western China[J]. Telemed J E Health, 2024, 30(6): e1695-e1704.
- [27] Ziegelmayer S, Graf M, Makowski M, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence support in computed tomography-based lung cancer screening[J]. Cancers, 2022, 14(7): 1729.
- [28] Gebremeskel TG, Romeo F. Economic viability of artificial intelligence assistance in lung cancer screening using computed tomography[J]. Comput Syst Oncol, 2024, 4(2): e70000.
- [29] Adams SJ, Mondal P, Penz E, et al. Development and cost analysis of a lung nodule management strategy combining artificial intelligence and lung-RADS for baseline lung cancer screening[J]. J Am Coll Radiol, 2021, 18(5): 741-751.
- [30] Disse A. OP9 budget impact model of enhanced lung cancer screening with AI/ML tech-based software as a medical device(SaMD) on a US cohort and private payer perspective[J]. Value Health, 2025, 28(6): S309.
- [31] 徐欢欢, 肖月, 史黎炜, 等. 人工智能辅助阅片用于早期肺癌筛查的卫生经济学评价[J]. 中国卫生经济, 2025, 44(9): 84-89.

(收稿日期: 2026-02-15)

(本文编辑: 李昊阳)