



[DOI]10.3969/j.issn.1001-9057.2025.11.001

<http://www.lcnkz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2025.11.001>

· 综述与讲座 ·

肺癌的早期诊治进展与展望

邵俊 罗汶鑫 李为民

[摘要] 肺癌是我国乃至全球范围内发病率和死亡率最高的恶性肿瘤,早筛早诊早治是改善患者预后的关键。然而,肺癌早期常缺乏特异性临床症状,导致早期诊断面临严峻挑战。目前,通过明确肺癌高危人群并采用低剂量 CT(LDCT)进行筛查,已被证实能够显著降低肺癌死亡率。人工智能辅助诊断、液体活检生物标志物、多模态交叉融合、导航支气管镜等新型技术的发展,为肺癌早期诊断提供了强有力的工具。此外,微创手术、消融治疗等精细化干预手段不断完善,使早期肺癌患者能够获得更为个体化的治疗方案。肺癌早期诊治正朝着更精准、更多元的方向发展,有望进一步提高肺癌早期诊断率和 5 年生存率,改善患者整体预后。

[关键词] 肺癌; 早期筛查; 早期诊断; 早期干预

[中图分类号] R734.2 **[文献标识码]** A

肺癌位居我国乃至全球范围内恶性肿瘤发病率、死亡率首位,严重威胁人类健康^[1]。据统计,2022 年全球新发肺癌患者达到 248 万例,死亡人数高达 182 万例^[2]。其中,我国新发肺癌患者约 106 万例,死亡人数约为 73 万例,占全球肺癌疾病负担比例较高^[3]。我国肺癌患者的 5 年生存率已从 19.7% 提高至 28.7%,但与生存率较高的其他常见恶性肿瘤如甲状腺癌、乳腺癌相比,肺癌的生存率仍存在显著差距^[4-5]。肺癌的高死亡率主要与其早期诊断率低密切相关,大多数患者在确诊时已处于晚期^[6]。与晚期诊断出的患者相比,早期肺癌患者更有可能接受根治性治疗,预后显著改善,IA 期患者的 5 年生存率为 82%,IVB 期患者仅为 7%^[7]。然而,我国肺癌早期筛查和诊断的普及程度仍不理想。我国肺癌早期(I 期)占比仅为 17.3%,而美国同期的数据为 25.3%,二者存在显著差距^[8]。早筛早诊早治是提高肺癌患者生存率的关键。

一、肺癌早期筛查

1. 高危人群界定

肺癌早期筛查主要针对无症状的高危人群,通过有效的筛查手段发现早期肺癌,从而降低肺癌患者特异性死亡率。对于肺癌筛查高危人群的界定,国内外存在一定争议。美国预防服务工作组(USPSTF)推荐

应对年龄 50~80 岁、吸烟 20 包年、戒烟 15 年内的人群进行肺癌筛查^[9]。国家卫生健康委员会《肺癌筛查与早诊早治指南(2024 年版)》^[10]中推荐肺癌筛查目标人群为年龄 ≥ 50 岁,且符合重度吸烟、被动吸烟史 ≥ 20 年、患有慢性阻塞性肺疾病、职业暴露史 ≥ 1 年、一级亲属确诊肺癌任意一项者。基于我国慢性病前瞻性队列(CKB)和常州队列,研究人员构建了肺癌风险评分(LCRS),用于从不吸烟、已经戒烟以及现在吸烟的 30~80 岁的我国人群的肺癌发病风险评估,为个体化实施一级预防(生活方式干预等)和二级预防(提早筛查年龄等)提供科学依据^[11]。

2. 低剂量 CT(LDCT)筛查技术

世界各国均推荐采用 LDCT 进行肺癌筛查^[12-13]。美国国家肺部筛查试验(NLST)和荷兰-比利时筛查试验(NELSON)等大型队列研究表明,LDCT 筛查显著降低了肺癌患者死亡率^[14-15]。一项纳入我国全国范围内 101 万例居民的多中心前瞻性队列研究对存在较高肺癌风险的人群进行了单次 LDCT 检查,结果发现筛查组患者肺癌死亡风险较未筛查组低 31%,早期肺癌患者比例为 62.7%,未筛查组仅 41.5%,证实了一次性 LDCT 筛查可显著降低高危人群肺癌死亡率^[16]。为了发现更多早期肺癌患者,研究团队应用 LDCT 薄层三维重建技术进行肺癌患者筛查,IA 期肺癌的诊断率达到 93.4%^[17]。

3. 肺结节恶性风险评估

目前肺癌筛查发现的肺结节恶性风险评估多采用美国放射学会提出的肺影像报告和数据库系统(Lung-

基金项目:国家科技重大专项(2023ZD0506100,2023ZD0506102)

作者单位:610041 成都,四川大学华西医院呼吸与危重症医学科

呼吸和共病全国重点实验室

通讯作者:李为民,E-mail:weimi003@scu.edu.cn

RADS)^[18]。然而, Lung-RADS 在我国肺癌筛查人群中的性能不佳, 诊断恶性结节敏感度为 57.5%、特异度为 53.4%; 且多数指标需要进行人工评估, 往往耗时大且易受到人为主观性的影响^[19]。本团队基于我国人群肺癌筛查队列数据, 创建中国版肺结节报告和数据库系统 C-Lung-RADS, 整合了决策树算法、深度卷积神经网络(CNN)和多维梯度提升回归模型输出恶性概率, 综合评估肺结节风险分级, 并提供相应的随访及决策建议^[20]。鉴别高危肺结节的敏感度为 87.1%, 优于 Lung-RADS 的 63.3%, 证实 C-Lung-RADS 在我国人群肺结节风险分层中的适用性更佳。

二、肺癌早期诊断

1. 影像人工智能(AI)辅助诊断

深度学习等 AI 技术能够对肺部影像进行自动分析, 快速识别、定位肺结节, 并判断其良恶性^[21-23]。谷歌 AI 团队基于 CT 的“端到端”深度学习模型, 用于预测 NLST 队列中肺结节的恶性概率, 受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)为 94.4%, 与专业医师相比, 敏感度提高了 5.2%、特异度提高了 11.6%^[24]。肺癌预测 CNN(LCP-CNN)聚焦于 NLST 数据集中的不确定性肺结节 CT 图像, 与临床风险模型相比, 其风险分层的 AUC 显著提高(在内部验证队列中的 AUC 为 0.921)^[22]。该模型预测恶性结节性能优于 Brock 模型(AUC:0.896 比 0.868), 且在外部验证数据集(5~15 mm 肺结节)中表现优异^[25]。一种名为 Sybil 的深度学习模型用于预测肺癌筛查后 1~6 年内发生肺癌的风险, 该模型仅分析单次 LDCT 扫描预测一致性指数(C-index)可达 0.81^[26]。基于全肺影像特征的 ScreenLungNet 模型能够预测肺癌筛查 3 年内的肺癌发生风险, AUC 达 0.93^[27]。针对亚厘米肺结节良恶性鉴别诊断, 研究团队研发了基于立体分割肺结节病灶结合 CT 影像随访数据的 AI 模型, 鉴别诊断准确性达 90.4%^[28-29]; 并进一步开发了基于我国人群数据的 AI 产品, 实现肺结节、肺癌病灶高效检出与精准诊断, 大大提高了肺癌诊断同质化水平^[30]。

2. 液体活检生物标志物

基因组、转录组等测序技术的发展为肺癌诊断提供了分子维度的有力补充。既往研究发现, 环状 RNA(circRNA)在肺癌中异常表达, 特异性甲基化位点修饰明显异常, 检测血液中 circRNA 及循环肿瘤 DNA(ctDNA)甲基化位点在早期肺癌诊断准确性可达 90%^[31-33]。在肺腺癌的发展过程中, DNA 甲基化在非典型腺瘤性增生发生之前产生变化, 可以作为早期肺癌的标志物^[34-36]。机器学习方法 Lung-CLiP 利用血浆

游离 DNA(cfDNA)和匹配的白细胞 DNA 的靶向测序, 有效区分非小细胞肺癌(NSCLC)组和对照组患者^[37]。cfDNA 甲基化在小细胞肺癌(SCLC)亚型分类中的作用也存在相关研究, 在验证集中, 分型模型的准确率可达 90%以上^[38-39], 为个性化治疗奠定基础。此外, 循环肿瘤细胞(CTCs)、外泌体、自身抗体等液体活检技术的发展, 极大地提高了诊断效率和准确性, 为肺结节的早期干预带来了新希望。

3. 多模态融合诊断

以大语言模型、多模态融合、生成式 AI 为核心的新一代 AI 技术飞速发展, 让不同尺度信息的融合成为可能^[40]。在肺癌早期诊断中, 通过融合临床、影像、分子模态信息, 利用多个模态之间的互补性构建建立多模态诊断模型, 可提高诊断的准确性。整合 *SHOX2/PTGER4* 基因甲基化和 LDCT 图像模型对肺结节的诊断效果优于单一 LDCT 筛查, 显示了多组学融合诊断肺结节的潜力^[41]。PulmoSeek Plus 模型通过结合临床数据、影像学特征和 cfDNA 甲基化标志物, 能够准确分类肺结节, 其区分能力优于单一影像学和甲基化模型^[42]。肺癌筛查和管理系统 ASCEND-LUNG 结合 cfDNA 甲基化、蛋白组学特征、CT 图像特征, 区分良性结节和恶性结节的 AUC 达到 0.798, 与 Mayo 模型(28.0%)、VA 模型(48.0%)和临床专家的判断(20.1%~36.1%)相比, 该模型推荐需要进行有创活检或手术的良性疾病的比例(24.0%)较低, 有效减少了良性疾病的不必要侵入性操作^[43]。研究团队建立了基于 Transformer 架构的统一多模态 AI 诊断模型, 高效融合临床信息、检验数据及影像特征, 鉴别诊断肺癌、肺炎、肺结核等常见呼吸系统疾病的准确率达 92%, 显著优于单一模态模型(准确率 81%)^[44]。

4. 侵入性诊断

对于高度可疑的肺部病变, 需通过支气管镜、胸腔镜手术等侵入性手段获取组织学诊断。支气管镜检查是肺癌的主要诊断工具之一, 可进入 4~5 级支气管, 通过活检、刷检、灌洗等方式进行组织学或细胞学取材。导航支气管镜技术的发展提升了对外周肺病变的精准诊断能力, 例如电磁导航支气管镜(ENB)、虚拟导航支气管镜, 能利用患者的 CT 数据构建三维肺部地图, 为活检工具抵达外周病灶设定精确路径。在直径 10~30 mm 的外周肺结节患者中, 导航支气管镜检查的诊断准确性与经胸壁穿刺活检相当^[45]。肺癌的早期诊断需呼吸科、胸外科、影像科、病理科等多学科团队协作, 共同讨论制定诊断策略, 平衡诊断准确性与侵入性操作风险, 为患者选择最合适的诊断路径。

三、肺癌早期治疗

根治性外科手术切除是早期 NSCLC 的首选局部治疗方式^[46]。解剖性肺叶切除并进行淋巴结清扫是早期肺癌标准术式,肺段切除或楔形切除被推荐用于部分早期肺癌尤其是磨玻璃成分为主的病变切除,在保证治疗效果的同时,最大程度保留健康肺组织和肺功能。对于长径 2 cm 以下、实性成分占比 ≤ 0.25 的早期肺癌,楔形切除后 5 年无复发生存率达到 99.7%^[47]。目前,电视辅助胸腔镜手术(VATS)、机器人辅助胸腔镜手术(RATS)等微创手术路径被广泛应用,其围手术期安全性、长期疗效与开胸手术相当^[48]。I A 期术后患者需进行定期随访,其余患者需进行多学科评估,结合患者个体情况、基因表达特征等决定是否进行术后辅助治疗及选择化疗、靶向治疗、免疫治疗或放疗等何种辅助治疗方式。然而,早期肺癌外科手术术后仍有 20% 患者发生复发转移^[49]。研究团队整合多组学数据进行早期肺癌术后复发转移风险分层,并基于各亚型的独特分子特征制定了精准治疗策略^[50],为改善早期肺癌患者术后生存质量、降低复发风险提供了新方法。

对于身体状况无法耐受手术切除治疗的患者,可选择立体定向放疗(SBRT)、冷冻和射频消融等治疗方式。SBRT 通过高精度定位和大剂量分割照射,对早期肿瘤实现高度适形的剂量分布,可在短期内完成治疗,达到与手术相当的局部控制率^[51]。射频消融治疗通过 CT 引导下经皮穿刺将电极置入肿瘤内部,利用高频电流产生的热效应使肿瘤组织发生凝固性坏死。对于因心肺功能严重不全而无法耐受手术的外周型小肺癌患者,射频消融提供了一种创伤更小的根治性治疗选择^[52]。

四、未来展望

随着筛查、诊断、治疗手段的发展与成熟,肺癌诊疗水平得到显著改善。然而,肺癌精准诊疗仍面临诸多挑战,如筛查成本效益平衡、个体化诊疗决策优化、医疗资源区域不均等问题。

现有肺癌筛查方案的人群覆盖可及性仅 33%^[53],建立阶梯式筛查方案是提高可及性的重要途径。首先通过标准化问卷进行初步风险评估,再利用移动 CT 设备等灵活筛查方案对中高风险人群实施 LDCT 检查^[54],最终结合临床信息、影像学特征等进行综合评估。这种递进式筛查策略既能确保早期肺癌及时诊断,又能避免不必要的医疗资源消耗,可将优质筛查服务下沉至医疗资源相对薄弱的地区,以提高肺癌早期检出率。

多组学与 AI 的深度融合有望实现早期肺癌的超早期无创诊断,在提高早期病变识别能力的同时,全面评估肿瘤生物学行为。这些丰富的检测信息需经过呼吸科、胸外科、肿瘤科等多学科协作讨论,转化为针对患者的最优治疗策略。未来的诊疗模式将更加强调以多学科诊疗团队为基础,整合患者的临床、影像、病理、分子特征,利用生成式临床决策支持系统,生成个体化的干预路径,为随访间隔、手术时机、治疗方案的选择提供依据。

肺癌防治将从“诊断-治疗”的被动模式,转向“精准筛查-早期诊断-规范治疗”的主动防控体系,标准化全程管理方案的确立与推广是实现诊疗质量持续改进的重要保障。研究团队前期建立了肺癌全程管理方案,通过高危人群识别和薄层三维重建 CT 进行肺癌筛查,运用 AI 辅助技术和新型生物标志物实现精准肺癌诊断,基于无创分子表征方法指导个体化治疗,实现肺癌早期诊断率和 5 年生存率的双提升^[55]。未来,该方案将通过多中心临床研究进一步验证,重点探索在基层医疗机构的适用性,提升各级医疗机构对复杂诊疗方案的实施能力,最终形成覆盖全病程的肺癌精准防治新范式。

五、总结

恶性肿瘤防治是国家重大战略需求,肺癌是全球范围内发病率和死亡率最高的恶性肿瘤之一,对我国居民健康与社会经济发展构成严峻威胁。肺癌的早期诊疗体系已从传统单一依赖影像学筛查,发展为融合分子诊断与个体化治疗的精准医学范式。基于高危人群的 LDCT 筛查联合液体活检等新型分子标志物,显著提升了肺癌患者早期病变的检出率与诊断准确性。微创外科手术技术、立体定向放疗与局部消融技术的成熟,为早期肺癌患者提供了多元化的治疗选择。未来,多组学技术与 AI 的深度融合、主动风险预测防控体系的建立以及多学科协作诊疗模式的完善,将持续提高肺癌早期诊断率和总体生存率,协同推动肺癌防治关口前移。

参 考 文 献

- [1] Leiter A, Veluswamy RR, Wisnivesky JP. The global burden of lung cancer: current status and future trends[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2023, 20(9): 624-639.
- [2] 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.
- [3] Han B, Zheng R, Zeng H, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022[J]. J Natl Cancer Cent, 2024, 4(1): 47-53.
- [4] Zeng H, Chen W, Zheng R, et al. Changing cancer survival in China during 2003-15: a pooled analysis of 17 population-based cancer registries[J]. Lancet Glob Health, 2018, 6(5): e555-e567.
- [5] Zeng H, Zheng R, Sun K, et al. Cancer survival statistics in China 2019-

- 2021; a multicenter, population-based study [J]. *J Natl Cancer Cent*, 2024, 4(3): 203-213.
- [6] 赫捷, 李霓, 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.
- [7] Rami-Porta R, Nishimura KK, Giroux DJ, et al. The International Association for the Study of Lung Cancer Lung Cancer Staging Project; Proposals for revision of the TNM stage groups in the forthcoming (Ninth) Edition of the TNM classification for lung cancer [J]. *J Thorac Oncol*, 2024, 19(7): 1007-1027.
- [8] Zeng H, Ran X, An L, et al. Disparities in stage at diagnosis for five common cancers in China; a multicentre, hospital-based, observational study [J]. *Lancet Public Health*, 2021, 6(12): e877-e887.
- [9] Krist AH, Davidson KW, Mangione CM, et al. Screening for lung cancer; US Preventive Services Task Force Recommendation Statement [J]. *JAMA*, 2021, 325(10): 962-970.
- [10] 中华医学会健康管理学分会, 中华医学会放射学分会, 《中华健康管理学杂志》编辑委员会. 肺癌筛查及肺结节健康管理专家共识(2025 版) [J]. *中华健康管理学杂志*, 2025, 19(10): 759-769.
- [11] Ma Z, Lv J, Zhu M, et al. Lung cancer risk score for ever and never smokers in China [J]. *Cancer Commun (Lond)*, 2023, 43(8): 877-895.
- [12] Adams SJ, Stone E, Baldwin DR, et al. Lung cancer screening [J]. *Lancet*, 2023, 401(10374): 390-408.
- [13] Oudkerk M, Liu S, Heuvelmans MA, et al. Lung cancer LDCT screening and mortality reduction - evidence, pitfalls and future perspectives [J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2021, 18(3): 135-151.
- [14] Aberle DR, Adams AM, Berg CD, et al. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening [J]. *N Engl J Med*, 2011, 365(5): 395-409.
- [15] 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.
- [16] Li N, Tan F, Chen W, et al. One-off low-dose CT for lung cancer screening in China; a multicentre, population-based, prospective cohort study [J]. *Lancet Respir Med*, 2022, 10(4): 378-391.
- [17] 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]. *Thorax*, 2024, 15(28): 2061-2072.
- [18] Mazzone PJ, Lam L. Evaluating the patient with a pulmonary nodule; A review [J]. *JAMA*, 2022, 327(3): 264-273.
- [19] Song F, Yang Q, Gong T, et al. Comparison of different classification systems for pulmonary nodules; a multicenter retrospective study in China [J]. *Cancer Imaging*, 2024, 24(1): 15.
- [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] Kann BH, Hosny A, Aerts H. Artificial intelligence for clinical oncology [J]. *Cancer Cell*, 2021, 39(7): 916-927.
- [22] Massion PP, Antic S, Athar S, et al. Assessing the accuracy of a deep learning method to risk stratify indeterminate pulmonary nodules [J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2020, 202(2): 241-249.
- [23] Wang S, Yu H, Gan Y, et al. Mining whole-lung information by artificial intelligence for predicting EGFR genotype and targeted therapy response in lung cancer; a multicohort study [J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(5): e309-e319.
- [24] Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography [J]. *Nat Med*, 2019, 25(6): 954-961.
- [25] Baldwin DR, Gustafson J, Pickup L, et al. External validation of a convolutional neural network artificial intelligence tool to predict malignancy in pulmonary nodules [J]. *Thorax*, 2020, 75(4): 306-312.
- [26] 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.
- [27] Lin C, Tan W, Zhou Z, et al. ScreenLungNet: Personalized long-term prediction of lung cancer risk from a single low-dose ct screening [J]. *Radiology*, 2025, 317(1): e251310.
- [28] Xu X, Wang C, Guo J, et al. DeepLN: A framework for automatic lung nodule detection using multi-resolution CT screening images [J]. *Knowl Based Syst*, 2019, 189: 105128.
- [29] Zhang R, Wei Y, Wang D, et al. Deep learning for malignancy risk estimation of incidental sub-centimeter pulmonary nodules on CT images [J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(7): 4218-4229.
- [30] Wang C, Ma J, Zhang S, et al. Development and validation of an abnormality-derived deep-learning diagnostic system for major respiratory diseases [J]. *NPJ Digit Med*, 2022, 5(1): 124.
- [31] Wang C, Liu WR, Tan S, et al. Characterization of distinct circular RNA signatures in solid tumors [J]. *Mol Cancer*, 2022, 21(1): 63.
- [32] Wang C, Tan S, Liu WR, et al. RNA-Seq profiling of circular RNA in human lung adenocarcinoma and squamous cell carcinoma [J]. *Mol Cancer*, 2019, 18(1): 134.
- [33] Wang Z, Xie K, Zhu G, et al. Early detection and stratification of lung cancer aided by a cost-effective assay targeting circulating tumor DNA (ctDNA) methylation [J]. *Respir Res*, 2023, 24(1): 163.
- [34] Cohen SA, Liu MC, Aleshin A. Practical recommendations for using ctDNA in clinical decision making [J]. *Nature*, 2023, 619(7969): 259-268.
- [35] Ezeogbu M, Wilkinson E, Reid G, et al. Cell-free DNA methylation in the clinical management of lung cancer [J]. *Trends Mol Med*, 2024, 30(5): 499-515.
- [36] Hulbert A, Jusue-Torres I, Stark A, et al. Early detection of lung cancer using DNA promoter hypermethylation in plasma and sputum [J]. *Clin Cancer Res*, 2017, 23(8): 1998-2005.
- [37] Chabon JJ, Hamilton EG, Kurtz DM, et al. Integrating genomic features for non-invasive early lung cancer detection [J]. *Nature*, 2020, 580(7802): 245-251.
- [38] Heeke S, Gay CM, Estecio MR, et al. Tumor- and circulating-free DNA methylation identifies clinically relevant small cell lung cancer subtypes [J]. *Cancer Cell*, 2024, 42(2): 225-237. e225.
- [39] Chemi F, Pearce SP, Clipson A, et al. cfDNA methylome profiling for detection and subtyping of small cell lung cancers [J]. *Nat Cancer*, 2022, 3(10): 1260-1270.
- [40] Moor M, Banerjee O, Abad ZSH, et al. Foundation models for generalist medical artificial intelligence [J]. *Nature*, 2023, 616(7956): 259-265.
- [41] Zhang J, Yao H, Lai C, et al. A novel multimodal prediction model based on DNA methylation biomarkers and low-dose computed tomography images for identifying early-stage lung cancer [J]. *Chin J Cancer Res*, 2023, 35(5): 511-525.
- [42] He J, Wang B, Tao J, et al. Accurate classification of pulmonary nodules by a combined model of clinical, imaging, and cell-free DNA methylation biomarkers; a model development and external validation study [J]. *Lancet Digit Health*, 2023, 5(10): 647-656.
- [43] 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.
- [44] Zhou HY, Yu Y, Wang C, et al. A transformer-based representation-learning model with unified processing of multimodal input for clinical diagnostics [J]. *Nat Biomed Eng*, 2023, 7(6): 743-755.
- [45] Lentz RJ, Frederick-Dyer K, Planz VB, et al. Navigational Bronchoscopy or Transthoracic Needle Biopsy for Lung Nodules [J]. *N Engl J Med*, 2025, 392(21): 2100-2112.
- [46] 中华医学会肿瘤学分会. 中华医学会肺癌临床诊疗指南(2025 版) [J]. *中华肿瘤杂志*, 2025, 47(9): 769-810.
- [47] Suzuki K, Watanabe SI, Wakabayashi M, et al. A single-arm study of sublobar resection for ground-glass opacity dominant peripheral lung cancer [J]. *J Thorac Cardiovasc Surg*, 2022, 163(1): 289-301. e282.
- [48] Zhang W, Wei Y, Jiang H, et al. Video-Assisted Thoracoscopic Surgery Versus Thoracotomy Lymph Node Dissection in Clinical Stage I Lung Cancer; A Meta-Analysis and System Review [J]. *Ann Thorac Surg*, 2016, 101(6): 2417-2424.
- [49] Wang C, Wu Y, Shao J, et al. Clinicopathological variables influencing overall survival, recurrence and post-recurrence survival in resected stage I non-small-cell lung cancer [J]. *BMC Cancer*, 2020, 20(1): 150.
- [50] Wang C, Li J, Chen J, et al. Multi-omics analyses reveal biological and clinical insights in recurrent stage I non-small cell lung cancer [J]. *Nat Commun*, 2025, 16(1): 1477.
- [51] Bezjak A, Paulus R, Gaspar LE, et al. Safety and Efficacy of a Five-Fraction Stereotactic Body Radiotherapy Schedule for Centrally Located Non-Small-Cell Lung Cancer; NRG Oncology/RTOG 0813 Trial [J]. *J Clin Oncol*, 2019, 37(15): 1316-1325.
- [52] Chopko TC, Maroun JW, Eiken PW, et al. Fire or ice-emerging therapies for unresectable pulmonary nodules [J]. *Int J Surg*, 2025, 111(8): 5350-5362.
- [53] Cao W, Tan F, Liu K, et al. Uptake of lung cancer screening with low-dose computed tomography in China; A multi-centre population-based study [J]. *EclinicalMedicine*, 2022, 52: 101594.
- [54] 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.
- [55] Wang C, Chen B, Liang S, et al. China Protocol for early screening, precise diagnosis, and individualized treatment of lung cancer [J]. *Signal Transduct Target Ther*, 2025, 10(1): 175.

(收稿日期: 2025-11-06)

(本文编辑: 李昊阳)