

• 指南与规范 •

人工智能应用于肺癌筛诊疗的专家共识
(2026 版)

钟文昭¹, 王海波², 胡毅³, 张昊⁴, 戴纪刚⁵, 范军强⁶, 乔贵宾⁷, 杨帆⁸, 胡坚⁹, 谭锋维¹⁰, 杨学宁¹¹, 蒲强¹¹, 陈梓豪¹, 田红霞¹, 刘伦旭¹¹, 李鹤成¹², 闫小龙¹³, 余宗阳¹⁴, 邱镇斌¹, 孙艺华¹⁵, 胡静¹⁶, 史宇航¹⁷, 郭志飞¹⁸, 张鹏¹⁹, 陈克终⁸, 高树庚¹⁰, 吴一龙¹, 中国医师协会胸外科分会, 中国抗癌协会非小细胞肺癌专业委员会, 中国研究型医院学会胸外科学专业委员会, 广东省医学会肺部肿瘤学分会, 2024 年度癌症、心脑血管、呼吸和代谢性疾病防治国家科技重大专项(肺结节人工智能精准甄别技术研发-临床研究)项目组

1. 南方医科大学广东省人民医院(广东省医学科学院)广东省肺癌研究所 肺外科(广州 510080)
2. 中山大学附属第一医院 医疗大数据与人工智能研究中心(广州 510080)
3. 中国人民解放军总医院第五医学中心 肿瘤医学部(北京 100039)
4. 徐州医科大学附属医院 胸外科(江苏徐州 221006)
5. 中国人民解放军第三军医大学第二附属医院 胸外科(重庆 630037)
6. 浙江大学医学院附属第二医院 胸外科(杭州 310009)
7. 南方医科大学珠江医院 胸外科(广州 510280)
8. 北京大学人民医院 胸外科(北京 100044)
9. 浙江大学医学院附属第一医院 胸外科(杭州 310003)
10. 中国医学科学院肿瘤医院 胸外科(北京 100021)
11. 四川大学华西医院 胸外科(成都 610041)
12. 上海交通大学医学院附属瑞金医院 胸外科(上海 200025)
13. 空军军医大学唐都医院 胸外科(西安 710038)
14. 中国人民解放军联勤保障部队第 900 医院 呼吸内科(福州 350000)
15. 上海交通大学医学院附属胸科医院 胸外科(上海 200030)
16. 数坤科技股份有限公司(北京 100039)
17. 上海联影医疗高新技术研究院有限公司(上海 200025)
18. 广东欧谱曼迪科技股份有限公司(广东佛山 528000)
19. 上海市肺科医院 胸外科(上海 200433)

【摘要】 随着肺癌精准诊疗理念的不断深化,如何在临床实践中实现更高效率、更高准确率的肺癌筛查、诊断和治疗路径,已成为亟需攻克的重要课题。当前临床面临的难点在于,尽管影像和分子诊断技术不断进步,但在海量数据分析和多尺度特征提取上仍存在人工效率和主观经验的局限。人工智能(artificial intelligence, AI)尤其是基于深度学习的算法体系,是一项能够深度赋能医疗大数据的创新技术。该方法利用卷积神经网络等算法,结合影像组学、病理组学以及多模态数据融合分析,在肺结节的早期精准检出与良恶性鉴别、数字病理亚型识别与驱动基因无创预测、精准手术三维规划与放疗靶区自动勾画,以及随访动态风险预警等环节展现出巨大的潜力。这一创新性技术为实现肺癌诊疗模式的智能化与个体化提供了全新的解决方案。本共识基于最新循证医学证据,结合 AI 领域发展趋势与真实临床需求,汇聚了放射、病理、胸外科等多学科专家的共识意见。主要内容涵盖了 AI 在肺癌筛诊疗(筛查、诊断、治疗)3 大核心场景的应用规范、数据采集与算法验证技术标准,以及现阶段面临的伦理与监管挑战,旨在明确 AI 作为临床辅助决策支持工具的适用边界,为目前正在或计划开展 AI 辅助肺癌临床诊疗与转化的同行提供科学指导和规范化探索方向。

【关键词】 人工智能; 肺癌; 筛查; 诊断; 治疗; 深度学习; 精准医学; 影像组学; 多模态数据

DOI: 10.7507/1007-4848.202603041

基金项目: “四大慢病重大专项”(2024ZD0529400); 国家自然科学基金面上项目(82573732); 广东省科技厅重点实验室建设项目(2017B030314120); 第七批国家高层次人才特殊支持计划入选人才(KA0120231004)

通信作者: 钟文昭, Email: zhongwenzhao@gdph.org.cn

Expert consensus on the application of artificial intelligence in lung cancer screening, diagnosis, and treatment (2026 edition)

ZHONG Wenzhao¹, WANG Haibo², HU Yi³, ZHANG Hao⁴, DAI Jigang⁵, FAN Junqiang⁶, QIAO Guibin⁷, YANG Fan⁸, HU Jian⁹, TAN Fengwei¹⁰, YANG Xuening¹, PU Qiang¹¹, CHEN Zihao¹, TIAN Hongxia¹, LIU Lunxu¹¹, LI Hecheng¹², YAN Xiaolong¹³, YU Zongyang¹⁴, QIU Zhenbin¹, SUN Yihua¹⁵, HU Jing¹⁶, SHI Yuhang¹⁷, GUO Zhifei¹⁸, ZHANG Peng¹⁹, CHEN Kezhong⁸, GAO Shugeng¹⁰, WU Yilong¹, on behalf of the Thoracic Surgery Branch of Chinese Medical Doctor Association, the Non-small Cell Lung Cancer Committee of Chinese Anti-Cancer Association, the Thoracic Surgery Committee of Chinese Research Hospital Association, the Pulmonary Oncology Branch of Guangdong Medical Association, and the Research Group of Noncommunicable Chronic Diseases-National Science and Technology Major Project (Development and Clinical Research of AI-based Precise Identification Technology for Pulmonary Nodules)

1. Department of Pulmonary Surgery, Guangdong Provincial People's Hospital, Guangdong Lung Cancer Institute (Guangdong Provincial Academy of Medical Sciences), Southern Medical University, Guangzhou, 510080, P. R. China

2. Research Centre of Big Data and Artificial Intelligence in Medicine, The First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou, 510080, P. R. China

3. Department of Oncology, The Fifth Medical Center of PLA General Hospital, Beijing, 100039, P. R. China

4. Department of Thoracic Surgery, Affiliated Hospital of Xuzhou Medical University, Xuzhou, 221006, Jiangsu, P. R. China

5. Department of Thoracic Surgery, The Second Affiliated Hospital of Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing, 630037, P. R. China

6. Department of Thoracic Surgery, The Second Affiliated Hospital of Zhejiang University School of Medicine, Hangzhou, 310009, P. R. China

7. Department of Thoracic Surgery, Zhujiang Hospital, Southern Medical University, Guangzhou, 510280, P. R. China

8. Department of Thoracic Surgery, Peking University People's Hospital, Beijing, 100044, P. R. China

9. Department of Thoracic Surgery, The First Affiliated Hospital of Zhejiang University School of Medicine, Hangzhou, 310003, P. R. China

10. Department of Thoracic Surgery, National Cancer Center/National Clinical Research Center for Cancer/Cancer Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing, 100021, P. R. China

11. Department of Thoracic Surgery, West China Hospital of Sichuan University, Chengdu, 610041, P. R. China

12. Department of Thoracic Surgery, Ruijin Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai, 200025, P. R. China

13. Department of Thoracic Surgery, Tangdu Hospital, Air Force Medical University, Xi'an, 710038, P. R. China

14. Department of Respiratory Medicine, The 900th Hospital of Joint Logistics Support Force, PLA, Fuzhou, 350000, P. R. China

15. Department of Thoracic Surgery, Shanghai Chest Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai, 200030, P. R. China

16. Shukun Technology Company Limited, Beijing, 100039, P. R. China

17. Shanghai United Imaging Hi-Tech Research Institute Co., Ltd. Shanghai, 200025, P. R. China

18. Guangdong OptoMedic Technologies, Inc, Foshan, 528000, Guangdong, P. R. China

19. Department of Thoracic Surgery, Shanghai Pulmonary Hospital, Shanghai, 200433, P. R. China

Corresponding author: ZHONG Wenzhao, Email: zhongwenzhao@gdph.org.cn

【Abstract】 With the continuous deepening of the concept of precision diagnosis and treatment for lung cancer, how to achieve higher efficiency and accuracy in the screening, diagnosis, and treatment pathways in clinical practice has become an important issue that urgently needs to be overcome. The current clinical difficulty lies in the fact that despite continuous advancements in imaging and molecular diagnostic technologies, there are still limitations in manual efficiency and subjective experience when it comes to massive data analysis and multi-scale feature extraction. Artificial intelligence (AI), especially algorithm systems based on deep learning, is an innovative technology capable of deeply empowering medical big data. This method utilizes algorithms such as convolutional neural networks, combined with radiomics, pathomics, and multi-modal data fusion analysis, demonstrating immense potential in early precise detection and benign-malignant differentiation of pulmonary nodules, digital pathological subtype recognition and non-invasive prediction of driver genes, precise 3D surgical planning and automatic delineation of radiotherapy target volumes, as well as dynamic risk warning during follow-up. This innovative technology provides a brand-new solution for realizing intelligent and individualized lung cancer diagnosis and treatment models. This consensus, based on the latest evidence from evidence-based medicine and combined with the development trends in the AI field and real-world clinical needs, was ultimately formed by gathering the consensus opinions of multidisciplinary experts in radiology, pathology, thoracic surgery, and other fields. The main content covers the application specifications of AI in the three core scenarios of lung cancer screening, diagnosis, and treatment, the technical standards for data collection and algorithm validation, as well as the ethical and regulatory challenges faced at the current stage. It aims to clarify the applicable boundaries of AI as a

clinical auxiliary decision support tool, providing scientific guidance and standardized exploration directions for peers currently engaged in or planning to carry out AI-assisted clinical diagnosis, treatment, and translation of lung cancer.

【Key words】 Artificial intelligence; lung cancer; screening; diagnosis; treatment; deep learning; precision medicine; radiomics; multimodal data

Foundation items: Noncommunicable Chronic Diseases-National Science and Technology Major Project (2024ZD0529400); National Natural Science Foundation of China (82573732); Guangdong Provincial Key Laboratory of Translational Medicine in Lung Cancer (2017B030314120); National High-Level Talents Special Support Program (KA0120231004)

肺癌是目前全球范围内发病率和死亡率最高的恶性肿瘤,严重威胁人类生命健康^[1]。其临床特征包括早期症状不典型、病程进展迅速,以及分子与病理异质性显著,这使得肺癌的早期发现和精准治疗成为改善患者生存率和生活质量的关键所在^[2]。尽管近年来影像学、分子诊断、靶向治疗和免疫治疗等手段不断进步,但在临床实践中,如何实现更高效率、更高准确率的肺癌筛查、诊断和治疗(筛查)路径,仍是一项亟需攻克挑战。

随着计算能力的提升和医学大数据的积累,人工智能(artificial intelligence, AI)技术在肺癌领域的应用逐步拓展。特别是以深度学习为核心的算法体系,结合影像组学、病理组学、自然语言处理以及多模态数据融合分析等方法,已在肺癌的早期筛查、结节风险评估、病理分类、基因变异预测、治疗响应评估及随访管理等环节中展现出巨大潜力与应用价值^[3]。例如, AI辅助读片系统可在肺癌低剂量螺旋CT(low-dose computed tomography, LDCT)筛查中提升早期病灶的识别敏感度; AI辅助的组织学分型与分子预测模型则有望辅助制定个体化治疗方案^[4]。

但AI在临床中的实际转化仍面临一系列挑战:数据质量与标注的标准化程度参差不齐,训练模型的泛化能力和可解释性有限,部分AI工具缺乏多中心、前瞻性、真实世界数据验证,且在实际部署中涉及伦理、监管及医患接受度等多重问题^[5]。因此,迫切需要建立一套科学、可操作的专家共识,指导AI规范应用于肺癌筛查。

本共识基于最新循证医学证据,结合AI领域的发展趋势与肺癌诊疗实践的真实需求,汇聚放射、病理、呼吸、胸外科、肿瘤内科、信息工程等多学科专家的共识意见,旨在明确AI技术在肺癌筛查、诊断、治疗决策与预后管理中的适用场景与技术标准,推动AI技术从科研探索走向临床常规,促进肺癌诊疗模式的智能化、精准化与高效化,最终提升肺癌患者的整体预后与医疗服务质量。

1 共识制定方法

遵循国际通行的专家共识制定规范,总结循证医学证据,收集结构化专家意见,最后整合意见形成成本共识。共识在国际实践指南注册与透明化平台注册(PREPARE-2026CN560),具体细节见本共识计划书(附件1)。

1.1 组建专家团队和共识工作组

以2024年度癌症、心脑血管、呼吸和代谢性疾病防治国家科技重大专项(肺结节人工智能精准甄别技术研发-临床研究)联合申报团队专家为主组建共识工作组,设有指导委员会、共识专家组、证据评价组、外审专家组、秘书组。所有参与制定的专家及工作组成员需填写利益冲突声明,并接受利益冲突管理。

1.2 确定核心临床问题

工作组通过充分调研多学科意见,确定了涵盖AI技术在肺癌筛查、诊疗的几大应用场景,包括肺结节筛查与良恶性鉴别、肺癌病理分型与分子特征预测、肺癌治疗决策支持与预后评估、肺癌随访管理与疗效监测等。

1.3 文献检索

系统检索2018年1月—2026年2月Web of Science、Embase、The Cochrane Library、中国知网(CNKI)、万方数据及维普数据库。英文检索词包括artificial intelligence、machine learning、deep learning、lung nodule、pulmonary nodule、lung cancer、pulmonary cancer、lung carcinoma、pulmonary carcinoma、detection、screen、treatment、follow-up,中文检索词包括人工智能、机器学习、深度学习、肺结节、肺癌筛查、肺癌治疗、肺癌随访。随后由评价组对检索文献进行严格筛选和系统评价。

1.4 证据分级与推荐强度说明

本共识采用GRADE证据评价体系,并结合国内外指南常用表达方式,对证据等级与推荐强度进行定义。通过召开专家会议进行讨论和投票形成专

家共识。共识成文后由外审专家组进行独立评审。

证据等级：I 级证据（高）：多中心随机对照试验（randomized controlled trial, RCT）或高质量系统评价/Meta 分析；II 级证据（中）：前瞻性或回顾性队列研究、多中心验证研究；III 级证据（低）：单中心回顾性研究、探索性研究、真实世界数据分析；IV 级证据（极低）：专家意见、方法学研究或技术可行性研究。

推荐强度：A 类推荐（强烈推荐）：证据充分，获益明确，且专家共识度达 95% 及以上；B 类推荐（中度推荐）：证据较充分，获益可能大于风险，且专家共识度达 90% 及以上；C 类推荐（谨慎推荐）：证据有限，仅限特定条件或研究环境，且专家共识度达 80% 及以上；D 类推荐（不推荐常规使用）：证据不足或潜在风险较大，且专家共识度在 80% 以下。

2 人工智能在肺癌筛诊疗中的应用场景

随着 AI 技术的迅猛发展，基于深度学习的医学图像分析、自然语言处理、多模态融合等方法，正在逐步融入肺癌筛查、诊断、治疗决策与管理的各个环节^[3]。以下结合当前研究成果与临床需求，梳理 AI 在肺癌筛诊疗中的主要应用场景、优势、局限性与专家共识。

2.1 肺结节筛查与良恶性鉴别

2.1.1 技术优势 AI 算法已广泛应用于 LDCT 筛查中肺结节的自动检出与风险评估，尤其在微小结节（直径 <10 mm）识别方面表现出卓越性能^[6-7]。研究^[8-9]显示，AI 可以将阅片时间显著缩短至几分钟，而且其检出敏感度可高达 91%，显著优于人工阅片（约为 82%），可有效提升肺癌早期筛查效率。此外，基于影像的良恶性结节 AI 诊断模型已获得广泛验证和应用，相比于多学科医师团队，智能模型准确性显著更优，在多中心验证中表现优异^[10-11]。此外，基于影像特征联合液体活检检测也被广泛应用于肺结节的良恶性诊断，研究^[12-16]指出 AI 赋能联合检测可将良性结节的误切率降低至 3%。总而言之，AI 参与肺癌早筛可以显著缩短阅片时间，提高检出率，明显提高肺癌早筛的效率，而进一步整合多模态数据可以进一步提高模型的准确率。

2.1.2 应用局限 尽管 AI 在实性结节的识别中表现出较高准确率，但对亚实性结节的假阴性率仍偏高^[17]。此外，绝大部分 AI 模型目前尚缺乏严谨的大型 RCT 的高级别证据。

专家共识 1： AI 辅助筛查可作为肺结节初筛

的重要工具，特别适用于高通量筛查任务，但应联合吸烟史、职业暴露、既往病史、家族史等临床高危因素或液体活检等结果进行综合评估，必要时由经验丰富的影像科医师进行人工复核，以提升诊断准确性与临床可操作性（II 级证据，B 类推荐）。

2.2 肺癌病理分型与分子特征预测

2.2.1 技术进展 在数字病理领域，AI，尤其是基于卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）的深度学习模型，已在肺癌组织学分型与分子特征预测方面取得显著进展。随着全视野数字切片（whole-slide image, WSI）技术的成熟，研究者通常采用基于图像分块（patch-based）的特征提取策略，并结合多实例学习（multiple instance learning, MIL）或注意力机制，实现对大尺度病理图像的高效建模与全局判别^[18-19]。研究^[20]表明，AI 模型能够基于苏木精-伊红（Hematoxylin and Eosin, H&E）染色切片图像，对腺癌、鳞癌、小细胞肺癌等主要病理亚型进行自动识别，分类准确率 ≥ 90%，在部分多中心外部验证队列中与资深病理医师水平相当。TRACERx 团队^[21]开发的 ANORAK 模型甚至可以精准识别肿瘤细胞的分布模式和细胞状态，从而自动实现病理分级甚至突破目前分级体系实现亚分级。在分子特征预测方面，深度学习模型通过学习肿瘤细胞形态、细胞核结构、间质反应及肿瘤微环境空间分布等隐含表型特征，实现对表皮生长因子受体（epidermal growth factor receptor, EGFR）、Kirsten 鼠肉瘤病毒癌基因（Kirsten rat sarcoma viral oncogene homolog, KRAS）、间变性淋巴瘤激酶（anaplastic lymphoma kinase, ALK）等常见驱动基因突变状态的无创预测。多项研究^[4,22-23]表明，该类模型在独立验证队列中的曲线下面积多 ≥ 0.85，部分针对 EGFR 突变预测的模型准确率甚至 > 95%，显示出较强的稳定性与泛化潜力。从临床应用角度看，基于数字病理的 AI 模型有望作为分子检测前的“预筛工具”，在样本量有限或检测资源受限的情境下，对患者进行初步分层，从而优化基因检测策略、缩短诊断周期并降低检测成本。该技术路径为实现病理形态学与分子生物学信息的深度融合提供了可行方案，也为肺癌精准诊疗流程的进一步优化奠定了重要基础。

2.2.2 挑战与局限 尽管 AI 模型在特定数据集上表现优异，但在临床复杂环境下仍存在一定局限^[17]。例如，对于分化程度低、组织结构异质性高的肿

瘤, AI 的预测稳定性不高, 易产生假阴性或假阳性。此外, 驱动突变与旁系突变、免疫相关基因之间复杂的协同关系尚无法被现有模型充分解读, 缺乏多组学跨模态标注数据仍是制约模型泛化能力的重要瓶颈。

专家共识 2: 在高质量数字病理图像支持下, AI 可辅助实现肺癌组织学亚型判别及驱动基因突变预测, 在提升诊断效率、降低检测负担方面具有积极意义。目前阶段, AI 推荐作为辅助诊断工具, 应用于预筛分型、图像初判与资源优化等场景, 所有结果应经临床病理医师复核后方可进入治疗决策流程, 以确保其科学性、稳定性和安全性。建议持续开展多中心前瞻性研究, 推动 AI 在病理领域由研究向临床过渡 (II 级证据, B 类推荐)。

2.3 治疗决策支持与预后评估

2.3.1 手术规划 AI 可基于术前高分辨率 CT 图像构建肺叶及肺段的三维重建模型, 自动识别支气管、动静脉走行及结节与肺段的空间关系。部分模型通过图像深度分割与空间流域算法, 将肺段边界可视化呈现为“流域地形图”, 实现对解剖结构的精准模拟与术中实时定位辅助^[24]。我国研究团队^[25]曾开发 AI 驱动的三维重建系统并开展前瞻性临床研究证明, AI 辅助三维重建可以显著提高外科医师的解剖变异识别率, 优化手术流程选择, 缩短术前规划时间。进一步结合患者术前肺功能参数, 如第 1 秒用力呼气容积 (forced expiratory volume in 1 second, FEV1)、肺一氧化碳弥散量 (diffusing capacity of the lung for carbon monoxide, DLCO), 与病灶位置, AI 可模拟不同手术方式 (如楔形切除、解剖性肺段切除、肺叶切除) 对肺功能的影响, 预测术后功能保留比例, 为制定个体化切除方案提供数据支持^[26]。

2.3.2 放疗辅助 AI 在肺癌放疗中主要应用于以下几个方面: 自动勾画肿瘤轮廓与风险器官 (organ at risk, OAR), 基于深度学习的自动分割技术是当前 AI 在放疗领域中最为成熟的应用方向之一。以 U-Net、nnU-Net 等为代表的 CNN 模型, 能够在胸部 CT 影像上实现肿瘤靶区 [大体肿瘤体积 (gross tumor volume, GTV)/临床靶区体积 (clinical target volume, CTV)/计划靶区体积 (planning target volume, PTV)] 及 OAR 的自动识别与分割。研究^[27]表明, 与人工勾画相比, AI 辅助分割可显著提升不同放疗医师之间的轮廓一致性, 使 Kappa 值由约 0.65 提高至 0.85 以上, 同时明显缩短勾画时间并降低人为主观差异, 为放疗计划制定提供更加稳定、

可重复的基础, 国内已开展前瞻性临床研究证明 AI 辅助 OAR 分割在精度和时间上均优于纯 AI 和人工; 肺功能图谱分割, 结合 4D-CT、SPECT、PET 或 MRI 等多模态影像数据, AI 可构建区域性肺功能图谱, 实现对高功能肺区的自动识别与定量评估。在放疗计划设计阶段, 通过将功能图谱与剂量分布进行空间配准, AI 可辅助优化照射野, 优先避开高功能区域, 从而在保证肿瘤覆盖的前提下减少正常肺组织受照剂量, 降低放射性肺炎等放疗相关毒性发生风险, 为功能保护性放疗 (functional lung avoidance radiotherapy) 提供技术支撑, AI 制定的放疗计划获得医师一致认可度高达 82%^[28]。基于影像的因果推断算法的 AI 模型, 精准识别能从放疗中获益的早期不可手术肺癌患者^[29]。这类模型有助于避免低获益患者的过度治疗, 又确保高获益患者不遗漏有效方案, 为放疗剂量调整、分割方案优化及联合治疗策略制定提供辅助决策依据, 从而推动肺癌放疗由“经验驱动”向“数据驱动、个体化调控”转变^[30-31]。

2.3.3 药物治疗优化 随着 AI 技术在肿瘤精准医学中的广泛应用, 基于多模态数据的复合预测模型正在成为实现个体化治疗决策的重要手段。特别是在非小细胞肺癌 (non-small cell lung cancer, NSCLC) 等复杂肿瘤中, 单一变量往往难以准确预测患者对靶向治疗或免疫治疗的反应。因此, 越来越多的研究尝试整合病理图像 (如 H&E 切片、免疫组化图像)、基因组数据 [如二代测序 (next-generation sequencing, NGS)、肿瘤突变负荷 (tumor mutational burden, TMB)、微卫星不稳定性 (microsatellite instability, MSI)] 以及临床变量 [包括年龄、美国东部肿瘤协作组 (Eastern Cooperative Oncology Group, ECOG) 体能评分如体能状态 (performance status, PS) 评分、既往治疗史等], 构建 AI 驱动的多模态复合模型, 以实现药物反应的“先验评估”。在病理图像方面, 深度学习已被用于自动识别肿瘤微环境中的免疫浸润特征、程序性死亡配体 1 (programmed death-ligand 1, PD-L1) 表达模式以及组织学异质性, 为预测免疫治疗反应提供重要信息^[32]。例如, Chen 等^[33]提出的“Pathomic Fusion”框架成功融合了病理图像与基因组特征, 在多个肿瘤类型中验证了其预后预测与疗效评估的能力。在基因组层面, TMB 和 MSI 状态作为免疫治疗反应的潜在生物标志物, 已被纳入多个 AI 模型中。例如, He 等^[34]利用 CT 图像联合 TMB 信息构建模型, 有效预测了免疫检查点抑制

剂治疗的反应性。综合来看,通过多模态 AI 模型实现病理、基因组与临床信息的融合,不仅提升了对靶向或免疫治疗疗效的前瞻性评估能力,也为实现更加精准、个体化的治疗路径选择提供了技术支撑。未来,随着更多大规模、标注良好的多中心数据集的建立,此类模型有望成为临床辅助决策的重要工具,推动精准医疗向纵深发展。

2.3.4 AI 辅助多学科会诊 多学科会诊 (multi-disciplinary team, MDT) 是肺癌规范化、精准化诊疗的重要组织形式,但在实际运行中常面临病例信息分散、数据整合效率低及决策一致性不足等问题^[35]。AI 可通过自然语言处理 (natural language processing, NLP)、医学知识图谱及多模态数据融合技术,对患者影像学资料、病理报告、分子检测结果及临床病史进行自动整合与结构化呈现,实现“一键式”病例汇总与要点提取,为 MDT 讨论提供全面、标准化的信息基础^[36-37]。在会诊过程中, AI 可基于循证医学数据库与既往相似病例的特征匹配,辅助提示潜在诊断分歧点、治疗选择路径及预后风险因素,从而提升 MDT 讨论的效率与针对性^[38-39]。对于复杂或争议病例, AI 可作为“第二意见”工具,减少因信息遗漏或主观经验差异导致的决策偏倚。广东省肺癌研究所开发了基于 DeepSeek 本地化部署的 AI+MDT 工具,程序可以从该单位 20 多年积累的 MDT 病例和最新的循证医学数据库整合最佳诊疗意见。成都市第三人民医院开发了 KWONGMIN 大模型用于参与 MDT 讨论,并亮相于 2025 年世界肺癌大会^[40]。然而,其临床应用仍需在严格数据治理与质量控制前提下开展,并通过大规模前瞻性研究验证其安全性与有效性。

专家共识 3: 专家一致认为, AI 辅助治疗决策在肺癌手术规划、放疗实施及系统治疗优化中已具备初步应用基础,有望在提升个体化治疗效率与安全性方面发挥重要作用。但是相关研究缺乏大规模的临床验证,相关法律法规存在一定的滞后性。现阶段,建议在真实世界研究与前瞻性临床试验中进一步验证其临床价值,并始终坚持临床医师主导、伦理合规及最终决策权由 MDT 团队共同掌控,必要时需要上报相关管理部门的原则 (II 级证据, B 类推荐)。

2.4 随访管理与疗效监测

2.4.1 自动化随访系统 在肺结节动态随访、肺癌术后监测及非手术治疗的疗效评估过程中, AI 可通过纵向影像配准技术,自动比对不同时间点的薄层 CT 扫描,实现病灶的精准定位与一致性追踪。

基于体素级分析, AI 系统可自动计算肿瘤体积倍增时间 (volume doubling time, VDT), 并监测形态学特征的动态变化,从而构建连续、量化的肿瘤生长与演化轨迹^[41]。自动化随访模式可显著降低人工阅片的工作负担,减少不同随访时间点之间的测量偏差,提高病灶变化识别的敏感性与一致性,为及时发现早期复发或进展提供技术保障。

2.4.2 患者风险分层 通过结合肿瘤分子生物学特征与随访过程中影像特征和血液微小残留病灶的纵向变化,并综合既往治疗反应 (如术后复发模式、放化疗或免疫治疗疗效) 以及症状学与关键临床指标, AI 可借助时间序列建模与风险预测算法,对患者实施动态风险再分层^[42-43]。相较于传统基于基线特征的静态评估模型,此类方法能够更真实地反映肿瘤演化过程及治疗压力下的疾病进展轨迹^[44]。同时,将既往治疗反应与真实世界随访数据纳入模型训练,可进一步提高风险预测的稳定性与临床可解释性^[45-46]。基于此思路,国内相关团队就已经开发了相关的模型并正在通过临床真实世界数据进行长期验证。该策略有助于在随访早期识别潜在高风险人群,如复发倾向明显或影像进展速率加快的患者,从而缩短诊断窗口期,优化复查频率与检查策略,提升疾病早期干预与及时调整治疗方案的可能性。

专家共识 4: 基于现有研究证据, 专家一致认为, AI 用于肺结节术前动态监测、肺癌术后及治疗后随访管理,在病灶动态监测、疗效评估及复发风险预警方面具有明确的临床应用价值,可作为随访流程中的辅助决策工具予以推荐。其应用应在临床医师主导下实施,并结合患者个体化治疗背景进行综合判断 (II 级证据, B 类推荐)。

3 技术规范与实施要求

3.1 数据采集与标注

影像数据需符合医学数字成像和通信 (digital imaging and communications in medicine, DICOM) 标准,覆盖多中心、多设备 (CT/MRI/PET-CT); 标注确认需由高年资医师完成。临床数据 (如病理报告、基因检测) 需结构化存储,与影像数据关联。

3.2 算法开发与验证

模型需通过交叉验证和外部验证,建议开展大型前瞻性 RCT 证明相关模型的准确性,以高级别循证医学方法为 AI 参与临床路径修改提供高级别证据。算法需通过伦理审查,确保数据隐私 (如匿名化处理)。

3.3 系统集成与临床部署

建议 AI 辅助诊断系统需与医院信息系统影像归档和通信系统 (HIS/PACS) 无缝对接, 支持一键式报告生成; 界面需符合医师操作习惯, 提供实时反馈。AI 系统需具备持续学习能力, 定期更新模型以适应新发病例特征。

3.4 挑战与建议

3.4.1 当前局限性 (1) 数据偏差: 现有数据集地域性特点显著, 降低 AI 模型的全国甚至全球实用性, 需扩展多种族数据以提升模型的泛化性。(2) 临床验证不足: 多数研究样本量小, 缺乏长期随访数据验证 AI 的临床效用。

3.4.2 多学科协作机制 建立“临床医师+数据科学家+工程师”联合团队, 推动算法迭代与临床需求对接。MDT 核心价值在于以现有循证医学证据为依据, 借助 AI 强大的文献检索和推理能力, 可实现高效的肿瘤多学科讨论。同时, 本地化部署接入医院系统, 实现一键病案整理并介入讨论后随访, 参与 MDT 闭环管理, 可使患者依从性更高, 落实 MDT 决策, 切实提高患者从 MDT 获益率。制定 AI 辅助诊断的临床操作指南, 明确 AI 与医师的责任边界。

3.5 伦理与监管

需建立 AI 医疗产品的审批标准, 明确准入与退出机制; 禁止 AI 独立出具诊断报告。加强患者知情同意, 告知 AI 在诊疗中的辅助角色及潜在风险。

4 未来发展方向

未来发展方向将集中在以下 3 个方面: (1) 多模态融合: 整合影像、病理、基因组及临床数据, 构建全信息化诊断模型; (2) 生成式 AI 应用: 利用生成对抗网络 (GAN) 模拟罕见病例影像, 辅助罕见病诊断; (3) 远程与基层医疗: 开发轻量化 AI 工具, 赋能基层医院实现肺癌早筛与规范化诊疗。

专家共识 5: AI 在肺癌诊疗中的应用需遵循以下原则: (1) 辅助而非替代: AI 作为临床决策支持工具, 当前尚缺乏 RCT 证明 AI 工具的临床实用性, 所有诊断需结合医师经验与多学科评估; (2) 动态优化: 建立持续学习与验证机制, 确保算法性能与时俱进; (3) 以患者为中心: 聚焦提升诊疗效率与患者生存获益, 避免技术滥用。

本专家共识系统梳理了 AI 在肺癌筛诊疗决策及随访管理中的应用现状与发展方向。当前, 以深

度学习为核心的 AI 技术在肺结节检出与良恶性鉴别、病理分型与分子特征预测、个体化治疗决策支持以及动态随访与风险评估等方面已展现出显著优势, 可有效提升诊疗效率与精准度。然而, 其临床转化仍受限于数据质量不均、模型泛化能力不足、缺乏高等级循证医学证据及伦理监管体系不完善等问题。基于此, 共识明确提出: AI 应作为辅助决策工具, 在多学科团队主导下规范应用, 并通过多中心前瞻性研究持续验证其临床价值。同时, 需建立统一的数据标准、技术规范与监管体系, 推动 AI 与临床深度融合。未来, 随着多模态数据整合与模型迭代优化, AI 有望进一步促进肺癌诊疗向智能化、精准化和个体化发展, 最终改善患者预后与医疗质量。

利益冲突: 无。

主编: 钟文昭 (广东省人民医院)、王海波 (中山大学第一附属医院)、胡毅 (中国人民解放军总医院第五医学中心)、张昊 (徐州医科大学附属医院)、戴纪刚 (中国人民解放军第三军医大学第二附属医院)、范军强 (浙江大学医学院附属第二医院)、杨帆 (北京大学人民医院)、胡坚 (浙江大学医学院附属第一医院)、谭锋维 (中国医学科学院肿瘤医院)、杨学宁 (广东省人民医院)、蒲强 (四川大学华西医院)、蒋伟 (复旦大学附属中山医院)、赵德平 (上海市肺科医院)、李鹤成 (上海交通大学医学院附属瑞金医院)、闫小龙 (空军军医大学唐都医院)、乔贵宾 (南方医科大学珠江医院)、高树庚 (中国医学科学院肿瘤医院)、吴一龙 (广东省人民医院)

副主编: 康明强 (福建医科大学附属协和医院)、邱斌 (中国医学科学院肿瘤医院)、吴卫兵 (江苏省人民医院)、黄刚 (河北医科大学第三医院)、朱全 (江苏省人民医院)、孙浩 (广东省人民医院)、郭晓彤 (中国医学科学院肿瘤医院深圳医院)、张敏 (重庆医科大学第一附属医院)、韦海涛 (河南大学淮河医院)、袁云锋 (复旦大学附属中山医院)、范江 (上海市第一人民医院)、车国卫 (四川大学华西医院)、江本元 (广东省人民医院)、王昊飞 (南方医科大学南方医院)、韩毅 (首都医科大学附属北京市胸科医院)、陈修远 (北京大学人民医院)、张鹏 (上海市肺科医院)、陈克终 (北京大学人民医院)

执笔专家: 邱镇斌 (广东省人民医院)、何哲浩 (浙江大学医学院附属第一医院)、张升 (广东省人民医院)、周培明 (广东省人民医院)、陈志勇 (广东省人民医院)、聂强 (广东省人民医院)

审核小组专家名单见附件 2。

本文中的附件 1 (共识计划书) 和附件 2 (审核专家名单) 见本刊电子版。

参考文献

- 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. *CA Cancer J Clin*, 2024, 74(3): 229-263.
- Aberle DR, Adams AM, Berg CD, *et al*. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. *N Engl J Med*, 2011, 365(5): 395-409.
- Huang D, Li Z, Jiang T, *et al*. Artificial intelligence in lung cancer: current applications, future perspectives, and challenges. *Front Oncol*, 2024, 14: 1486310.
- Coudray N, Ocampo PS, Sakellaropoulos T, *et al*. Classification and mutation prediction from non-small cell lung cancer histopathology images using deep learning. *Nat Med*, 2018, 24(10): 1559-1567.
- Arun S, Grosheva M, Kosenko M, *et al*. Systematic scoping review of external validation studies of AI pathology models for lung cancer diagnosis. *NPJ Precis Oncol*, 2025, 9(1): 166.
- Ji G, Luo W, Zhu Y, *et al*. Early-stage lung cancer detection via thin-section low-dose CT reconstruction combined with AI in non-high risk populations: a large-scale real-world retrospective cohort study. *Precis Clin Med*, 2025, 8(2): pbaf007.
- Yang X, Chu XP, Huang S, *et al*. A novel image deep learning-based sub-centimeter pulmonary nodule management algorithm to expedite resection of the malignant and avoid over-diagnosis of the benign. *Eur Radiol*, 2024, 34(3): 2048-2061.
- Chen M, Copley SJ, Viola P, *et al*. Radiomics and artificial intelligence for precision medicine in lung cancer treatment. *Semin Cancer Biol*, 2023, 93: 97-113.
- 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. *Thorax*, 2024, 79(11): 1040-1049.
- 杨卓文, 郑智中, 李斌, 等. 人工智能系统在预测肺结节良恶性和病理分型中的临床应用. *中国胸心血管外科临床杂志*, 2025, 32(8): 1086-1095.
- Yang ZW, Zheng ZZ, Li B, *et al*. Clinical application of artificial intelligence system in predicting benign and malignant pulmonary nodules and pathological classification. *Chin J Clin Thorac Cardiovasc Surg*, 2025, 32(8): 1086-1095.
- Zhang C, Sun X, Dang K, *et al*. Toward an expert level of lung cancer detection and classification using a deep convolutional neural network. *Oncologist*, 2019, 24(9): 1159-1165.
- He J, Wang H, Feng Y, *et al*. Integrative fragmentomic and mutational signature profile of plasma cfDNA for early lung cancer detection. *NPJ Precis Oncol*, 2026 [Epub ahead of print].
- Wang H, Huang H, Li F, *et al*. Risk-stratified classification of pulmonary nodule malignancy via a machine learning model integrating imaging and cell-free DNA: a model development and validation study (DECIPHER-NODL). *Lancet Reg Health West Pac*, 2025, 56: 101730.
- 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. *Lancet Digit Health*, 2023, 5(10): e647-e656.
- Liang W, Chen Z, Li C, *et al*. Accurate diagnosis of pulmonary nodules using a noninvasive DNA methylation test. *J Clin Invest*, 2021, 131(10): e145973.
- Pan L, Luo J, Nie C, *et al*. A deep learning framework integrating tumor microenvironmental features accurately predicts multiple driver gene mutations in lung cancer pathology images. *Cancer Res*, 2026, 86(5): 1319-1337.
- Madani MH, Riess JW, Brown LM, *et al*. Imaging of lung cancer. *Curr Probl Cancer*, 2023, 47(2): 100966.
- 薛保, 周俊杰, 邵伟. 基于可变形注意力和多尺度多实例学习的全切片病理图像分类方法. *数据采集与处理*, 2026, 41(1): 231-243.
- Xue B, Zhou JJ, Shao W. Whole slide image classification based on deformable attention and multi-scale multiple instance learning. *J Data Acquis Process*, 2026, 41(1): 231-243.
- Kim D, Lee J, Jung M, *et al*. Whole slide image-level classification of malignant effusion cytology using clustering-constrained attention multiple instance learning. *Lung Cancer*, 2025, 204: 108552.
- Yang H, Chen L, Cheng Z, *et al*. Deep learning-based six-type classifier for lung cancer and mimics from histopathological whole slide images: a retrospective study. *BMC Med*, 2021, 19(1): 80.
- Pan X, Abduljabbar K, Coelho-Lima J, *et al*. The artificial intelligence-based model ANORAK improves histopathological grading of lung adenocarcinoma. *Nat Cancer*, 2024, 5(2): 347-363.
- Fuster-Matanzo A, Picó-Peris A, Bellví-Bataller F, *et al*. Prediction of oncogene mutation status in non-small cell lung cancer: a systematic review and meta-analysis with a special focus on artificial intelligence-based methods. *Eur Radiol*, 2026, 36(3): 2157-2185.
- Zhao Y, Xiong S, Ren Q, *et al*. Deep learning using histological images for gene mutation prediction in lung cancer: a multicentre retrospective study. *Lancet Oncol*, 2025, 26(1): 136-146.
- Chen ZH, Chu XP, Zhang JT, *et al*. The regularity of anatomical variations of dominant pulmonary segments in the right upper lobe. *Thorac Cancer*, 2023, 14(5): 462-469.
- Chen X, Dai C, Peng M, *et al*. Artificial intelligence driven 3D reconstruction for enhanced lung surgery planning. *Nat Commun*, 2025, 16(1): 4086.
- Etienne H, Hamdi S, Le Roux M, *et al*. Artificial intelligence in thoracic surgery: past, present, perspective and limits. *Eur Respir Rev*, 2020, 29(157): 190054.
- Niu G, Guan Y, Zhang Y, *et al*. A prospective multicenter trial of deep learning auto-segmentation for organs at risk in thoracic radiotherapy. *Nat Commun*, 2026 [Epub ahead of print].
- Yu L, Ni Q, Wang B, *et al*. Multicenter study on the versatility and adoption of AI-driven automated radiotherapy planning across cancer types. *Nat Commun*, 2025, 17(1): 867.
- Saad MB, Showkatian E, Verma V, *et al*. Causal AI-based clinical and radiomic analysis for optimizing patient selection in combined immunotherapy and SABR in early-stage NSCLC: a secondary analysis of the phase II I-SABR trial. *J Immunother Cancer*, 2025, 13(10): e013074.
- Kashyap M, Wang X, Panjwani N, *et al*. Automated deep learning-based detection and segmentation of lung tumors at CT. *Radiology*, 2025, 314(1): e233029.
- Xing W, Gao W, Lv X, *et al*. Artificial intelligence predicts lung

- cancer radiotherapy response: a meta-analysis. *Artif Intell Med*, 2023, 142: 102585.
- 32 范雷, 丁利雅, 姜支农. 人工智能在肺癌的生物学标志物识别及免疫治疗中的应用. *临床与实验病理学杂志*, 2025, 41(6): 782-788.
- Fan L, Ding LY, Jiang ZN. Application of artificial intelligence in biomarker identification and immunotherapy of lung cancer. *Chin J Clin Exp Pathol*, 2025, 41(6): 782-788.
- 33 Chen RJ, Lu MY, Wang J, *et al.* Pathomic fusion: an integrated framework for fusing histopathology and genomic features for cancer diagnosis and prognosis. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(6): 1365-1379.
- 34 He B, Dong D, She Y, *et al.* Predicting response to immunotherapy in advanced non-small-cell lung cancer using tumor mutational burden radiomic biomarker. *J Immunother Cancer*, 2020, 8(2): e000550.
- 35 Stone E, Rankin N, Kerr S, *et al.* Does presentation at multidisciplinary team meetings improve lung cancer survival? Findings from a consecutive cohort study. *Lung Cancer*, 2018, 124: 199-204.
- 36 Jensen K, Soguero-Ruiz C, Oyvind Mikalsen K, *et al.* Analysis of free text in electronic health records for identification of cancer patient trajectories. *Sci Rep*, 2017, 7: 46426.
- 37 Wang Q, Mao Z, Wang B, *et al.* Knowledge graph embedding: a survey of approaches and applications. *IEEE Trans Knowl Data Eng*, 2017, 29(12): 2724-2743.
- 38 Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*, 2019, 25(1): 44-56.
- 39 Kather JN, Heij LR, Grabsch HI, *et al.* Pan-cancer image-based detection of clinically actionable genetic alterations. *Nat Cancer*, 2020, 1(8): 789-799.
- 40 Chen S, Yang Y. OA04.02 Implementation of large language model and GraphRAG-assisted decision support for multidisciplinary team cancer care. *J Thorac Oncol*, 2025, 20(10): S16-S17.
- 41 Qiu ZB, Li J, Dou S, *et al.* Quantifying early-stage lung adenocarcinoma progression with a radiomic trajectory. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1): 664.
- 42 Goldstein BA, Navar AM, Pencina MJ, *et al.* Opportunities and challenges in developing risk prediction models with electronic health records data: a systematic review. *J Am Med Inform Assoc*, 2017, 24(1): 198-208.
- 43 Harutyunyan H, Khachatryan H, Kale DC, *et al.* Multitask learning and benchmarking with clinical time series data. *Sci Data*, 2019, 6(1): 96.
- 44 Ye G, Wei Z, Han C, *et al.* AI-derived longitudinal and multi-dimensional CT classifier for non-small cell lung cancer to optimize neoadjuvant chemoimmunotherapy decision: a multicentre retrospective study. *EClinicalMedicine*, 2025, 89: 103551.
- 45 Sherman RE, Anderson SA, Dal Pan GJ, *et al.* Real-world evidence-what is it and what can it tell us? *N Engl J Med*, 2016, 375(23): 2293-2297.
- 46 Booth CM, Karim S, Mackillop WJ. Real-world data: towards achieving the achievable in cancer care. *Nat Rev Clin Oncol*, 2019, 16(5): 312-325.
- 收稿日期: 2026-03-15 修回日期: 2026-04-19
本文编辑: 刘雪梅

《中国胸心血管外科临床杂志》2026年第6期封面赏析

本期封面以文章“钟文昭, 王海波, 胡毅, 张昊, 戴纪刚, 范军强, 乔贵宾, 杨帆, 胡坚, 谭锋维, 杨学宁, 蒲强, 陈梓豪, 田红霞, 刘伦旭, 李鹤成, 闫小龙, 余宗阳, 邱镇斌, 孙艺华, 胡静, 史宇航, 郭志飞, 张鹏, 陈克终, 高树庚, 吴一龙, 中国医师协会胸外科分会, 中国抗癌协会非小细胞肺癌专业委员会, 中国研究型医院学会胸外科学专业委员会, 广东省医学会肺部肿瘤学分会, 2024年度癌症、心脑血管、呼吸和代谢性疾病防治国家科技重大专项(肺结节人工智能精准甄别技术研发-临床研究)项目组成员. 人工智能应用于肺癌筛查的专家共识(2026版). 中国胸心血管外科临床杂志, 2026, 33(6): 848-856.”的内容为基础设计。封面以罗盘为核心意象, 隐喻人工智能在肺癌精准诊疗全流程中的科学“导航”价值。罗盘作为视觉中心, 象征人工智能技术, 其方位精准对应肺癌诊疗四大关键环节——“筛查(screening)、诊断(diagnosis)、治疗(treatment)、随访(follow-up)”, 构建起覆盖早筛、诊疗到长期管理的全周期闭环路径。背景的电路板肌理呼应数字科技属性, 与肺部轮廓形成有机融合。整体以“罗盘定向”的艺术化表达, 清晰传递人工智能为肺癌诊疗提供循证导向、实现精准赋能的核心主题, 实现了科学内涵与视觉叙事的统一。

《中国胸心血管外科临床杂志》雷芳 刘雪梅