

DOI:10.61189/345538vxseea

· 专家述评 ·

# AI 智能体赋能肺结节诊治研发进展及展望

白春学<sup>1,2,3,4</sup>

1. 复旦大学附属中山医院呼吸与危重症医学科, 上海 200032
2. 上海市呼吸物联网医学工程技术研究中心, 上海 200032
3. 上海市呼吸病研究所, 上海 200032
4. 复旦大学附属中山医院 AI+肺癌防治中心, 上海 200032



**[摘要]** 肺癌长期位居全球恶性肿瘤死亡首位,在我国尤为突出。低剂量CT筛查显著提高了早期肺癌检出率,但同时也带来了假阳性增加、过度干预、随访困难及区域医疗差异等现实问题。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)、大语言模型、医疗物联网及元宇宙医学快速发展,使医学智能体逐渐由单纯影像辅助工具演变为具备感知、推理、决策、执行、反馈与持续学习能力的新型数字医疗主体。肺结节智能体是基于多模态数据融合、医学GPT、知识图谱及连续数字医疗体系构建的新型数字医学系统,可围绕肺结节完成风险识别、动态分层、路径推荐、长期随访及闭环管理,从而实现肺癌风险的全流程精准控制。当前,AI已从传统计算机辅助检测逐渐发展至多智能体协同体系,并开始进入数字化MDT、居家医院、数字孪生及元宇宙医学等更深层场景。本文结合国内外研究、共识指南及白春学教授团队提出的BAIMGPT与PNapp 5A体系,系统综述肺结节智能体的概念、技术基础、核心架构、临床应用、现实挑战及未来发展方向,重点讨论AI在肺结节检出、风险分层、多模态融合、连续随访、赋能基层及真实世界治理中的作用。研究提示,肺结节智能体真正管理的对象,并非“影像中的结节”,而是患者未来发生肺癌的动态风险。将来,智能体有望推动肺结节管理从“发现结节”进入“精准管理风险”时代,实现“名医治未病,元医惠众生”愿景。

**[关键词]** 人工智能;智能体;肺结节;肺癌早筛;医学GPT;多模态融合

**[中图分类号]** R 563 **[文献标志码]** A

## Progress and prospects of AI intelligent agents empowering the diagnosis and treatment of pulmonary nodules

Bai Chunxue<sup>1,2,3,4</sup>

1. Department of Respiratory and Critical Care Medicine, Zhongshan Hospital, Fudan University, Shanghai 200032, China
2. Shanghai Respiratory IoT Medical Engineering Technology Research Center, Shanghai 200032, China
3. Shanghai Institute of Respiratory Diseases, Shanghai 200032, China
4. Fudan University Affiliated Zhongshan Hospital AI+Lung Cancer Prevention and Treatment Center, Shanghai 200032, China

**[Abstract]** Lung cancer remains the leading cause of cancer-related mortality worldwide and poses an especially severe burden in China. Low-dose computed tomography (LDCT) screening has significantly improved the detection rate of early-stage lung cancer; however, it has also introduced major challenges, including increased false-positive findings, overtreatment, difficulties in long-term follow-up, and regional disparities in healthcare resources. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI), large language models (LLMs), the medical Internet of Things (MIoT), and Metaverse Medicine has driven the evolution of Medical AI Agents from simple imaging-assistance tools into novel digital medical entities capable of perception, reasoning, decision-making, execution, feedback, and continuous learning. Pulmonary Nodule Agents represent a new generation of digital medical systems built upon multimodal data integration, medical GPT technologies, knowledge graphs, and continuous digital healthcare frameworks. These systems can perform risk identification, dynamic stratification, pathway recommendation, long-term follow-up, and closed-loop management for pulmonary nodules, thereby enabling precision control of lung cancer risk throughout the entire clinical pathway. Currently, AI has evolved from traditional computer-aided detection (CAD) systems toward multi-agent collaborative architectures and is increasingly being integrated into advanced clinical scenarios, including digital multidisciplinary team (MDT) management, Hospital at Home, digital twins, and Metaverse Medicine. Drawing upon international research, consensus guidelines, and the BAIMGPT and PNapp 5A framework proposed by Professor Chunxue Bai's team, this article systematically reviews the concepts, technological

**[收稿日期]** 2026-04-05

**[接受日期]** 2026-05-30

**[基金项目]** 四大慢病重大专项(2024ZD0529300). Supported by Major Special Projects for Four Major Chronic Diseases (2024ZD0529300).

**[作者简介]** 白春学, 博士, 主任医师、教授; E-mail: cxbai@fudan.edu.cn

foundations, core architectures, clinical applications, real-world challenges, and future development trends of pulmonary nodule agents. Particular emphasis is placed on the role of AI in pulmonary nodule detection, risk stratification, multimodal integration, continuous follow-up, grassroots healthcare empowerment, and real-world governance. Evidence suggests that pulmonary nodule agents are not merely managing “nodules on imaging,” but rather the dynamic future risk of lung cancer in individual patients. In the future, such intelligent agents are expected to transform pulmonary nodule management from a paradigm of “detecting nodules” to one of “precision risk management,” ultimately advancing the vision of “preventive medicine by renowned physicians and universal healthcare enabled by metaverse medicine.”

**[Key Words]** artificial intelligence; intelligent agent; pulmonary nodule; early lung cancer screening; medical GPT; multimodal integration

肺癌是全球癌症死亡的首位原因,也是我国疾病负担最重的恶性肿瘤之一。尽管靶向治疗与免疫治疗不断进步,但晚期肺癌总体预后仍不理想,因为降低死亡率最有效的路径依然是早期发现与早期干预<sup>[1-2]</sup>。NLST与NELSON等大型随机对照研究<sup>[1-2]</sup>已经证实,低剂量CT(LDCT)筛查可显著降低肺癌死亡率。然而,这也带来了新的挑战,包括假阳性率高、过度随访、不必要穿刺及过度手术等问题。在真实世界中,肺结节管理的真正困难并非“发现结节”,而是如何在海量结节中识别真正高危病变,并同时避免低危病灶被过度干预。因此,现代肺结节管理正在由“单次影像评估”逐渐转向“基于风险分层的连续动态管理”<sup>[3-5]</sup>。这一转变意味着医疗体系不仅需要更高水平的影像评估能力,还应具备长期随访、动态比较、多模态融合及闭环协同能力。在此背景下,肺结节智能体有望成为未来肺癌早诊体系的重要利器。

当前AI的发展也正在经历重要阶段性演进。早期CAD系统主要解决“看见结节”的问题,而新一代智能体则开始进入“理解结节、预测风险并持续管理”的阶段<sup>[6-10]</sup>。生成式预训练变换器(GPT)类模型的出现,使AI由传统图像识别进一步进入医学认知与临床协同层面<sup>[11-13]</sup>。从本质上看,肺结节智能体真正管理的对象,不是影像中的结节,而是患者未来发生肺癌的动态风险。这也是现代肺结节管理理念最核心的变化。

## 1 肺结节智能体的概念与技术演进

**1.1 肺结节管理模式正在发生根本转变** 当前肺结节管理正由“是否存在结节”的静态识别模式,逐步转向“结节未来风险”的动态精准管理模式<sup>[3-5]</sup>。现代肺结节诊疗更加关注恶性概率评估、长期演变趋势及个体化干预策略。Lung-RADS、Fleischner学会及亚太肺结节相关指南均强调风险分层与标准化随访的重要性<sup>[3-5]</sup>。对高危人群而言,LDCT筛查不

仅关注早期发现,更强调阳性阈值控制、连续随访及项目质控;而对偶然发现的结节,则需结合患者年龄、吸烟史、既往影像变化及临床背景综合评估。现代管理理念旨在减少肺癌漏诊,避免良性结节过度干预,提高患者依从性与长期管理能力,并进一步优化卫生经济学效益。然而,真实世界中仍存在阅片差异、基层经验不足、区域资源不均衡及患者失访等问题<sup>[14-15]</sup>。传统单中心、单学科模式已难以满足连续化、精准化管理需求。因此,AI与智能体技术正逐渐成为重构肺结节诊疗流程的重要利器。

**1.2 肺结节智能体的定义** 肺结节智能体是基于AI、LLM、多模态数据融合及医疗物联网构建的新型数字医疗主体,可围绕肺结节实现信息感知、风险推理、临床决策、连续随访、动态反馈及持续学习<sup>[16-20]</sup>。与传统AI仅执行单一算法任务不同,智能体已逐渐具备感知、认知、决策、执行及反馈能力,可在影像、病理、临床资料及随访信息之间形成闭环协同。因此,肺结节智能体的核心价值已从“发现结节”发展为“理解结节、预测风险并落地全流程管理”。其本质是以数字化方式实现肺癌风险的连续精准管理,并促进医院—社区—家庭之间的协同医疗。

**1.3 AI向智能体的技术演进路径** 肺结节AI的发展大致经历5个阶段<sup>[6,10,20]</sup>。早期CAD系统主要基于规则算法完成结节检出,但假阳性率较高,泛化能力有限。随后,深度学习特别是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的发展,显著提高了小结节及磨玻璃结节评估能力<sup>[21-22]</sup>。影像组学阶段通过高维特征提取实现风险分层,而GPT类模型的出现,则推动医学AI由“图像识别系统”逐渐升级为“医学认知系统”<sup>[11-13]</sup>。AI不仅能够分析影像,还可理解指南、整合病例信息、生成诊疗建议,并参与长期随访管理(表1)。未来,随着多智能体体系、医学GPT及物联网技术进一步融合,肺结节管理有望进入连续数字医疗时代,实现从筛查、评估到随

访和康复的全流程智能化管理。

表 1 肺结节智能体技术演进路径

| 阶段     | 核心技术   | 主要特征   |
|--------|--------|--------|
| CAD时代  | 规则算法   | 辅助检出   |
| 深度学习时代 | 卷积神经网络 | 风险预测   |
| 影像组学时代 | 高维特征提取 | 精准分层   |
| GPT时代  | 大语言模型  | 医学认知   |
| 智能体时代  | 多智能体协同 | 连续闭环管理 |

## 2 肺结节智能体的五层体系结构

**2.1 感知层** 感知层是肺结节智能体的“数字感觉器官”，决定其对复杂临床场景的基础识别能力<sup>[6,8,10]</sup>。其核心数据来源包括LDCT、PET/CT、病理图像、液体活检、医疗物联网(MIoT)连续监测及患者报告结局(ePRO)等。近年来，深度学习显著提升了肺结节自动检出与定量分析能力，尤其在小结节、磨玻璃结节及复杂病灶识别方面优势明显<sup>[21-22]</sup>。AI不仅可完成肺野分割、结节识别、三维重建及动态增长分析，还能实现跨时间点时序比较，提高测量一致性并降低人工阅片负担。值得注意的是，不同地区疾病谱差异明显，欧美模型在中国真实世界数据中的泛化性能曾受到限制，经本土化再训练后假阳性率明显下降<sup>[16,23]</sup>。这提示高水平肺结节智能体必须具备区域适配与真实世界“习服能力”，从而为后续认知、决策及长期管理奠定基础。

**2.2 认知层** 如果说感知层解决的是“看见结节”，认知层解决的则是“理解结节”。随着LLM与医学GPT的发展，肺结节AI已由传统图像识别逐步进入医学认知阶段<sup>[11-13]</sup>。GPT不仅能够处理结构化数据，还具备医学语义理解、指南推理、风险解释、临床路径推荐及医患交互能力，使AI初步具备“临床思维雏形”。当前认知层主要包括医学知识图谱、Lung-RADS与Fleischner指南规则、影像组学、多模态融合及时序动态推理等模块<sup>[3-5]</sup>。AI可进一步从CT中提取纹理、灰度及空间异质性等高维特征，用于预测良恶性风险、EGFR突变及肿瘤侵袭性<sup>[12-13,24]</sup>。BAIMGPT则进一步融合指南、MDT经验与真实世界随访数据，推动肺结节AI由“工具型AI”迈向“认知型AI”，成为精准化与连续化管理的重要中枢<sup>[16-19]</sup>。

**2.3 决策层** 决策层是肺结节智能体最核心的“智能体化”环节，其本质是围绕肺癌动态风险进行路径推理与临床决策。传统AI多仅输出“高风险”或

“低风险”，而智能体还需进一步回答是否需要PET/CT、穿刺、微创切除或继续随访，以及最佳复查间隔等关键问题。因此，肺结节AI正由“风险评估系统”向“路径协同系统”演进。肺结节管理高度依赖MDT协作，但基层医院常缺乏成熟MDT体系，导致诊疗同质化不足<sup>[14-15]</sup>。AI智能体的重要价值之一，在于推动“数字化MDT”建设。对于中间风险结节，AI可先完成风险评估，GPT结合指南进行路径推理；若风险进一步升高，则可触发PET/CT建议、规划穿刺路径，并辅助MDT评估是否需要微创手术，从而提高肺结节管理的精准性与连续性(表2)。这种流程化协同决策模式，正是智能体区别于传统AI的重要标志。

表 2 AI智能体在肺结节MDT中的作用

| MDT环节 | AI支持内容    | 临床价值    |
|-------|-----------|---------|
| 影像评估  | 自动分割与风险评估 | 提高一致性   |
| 呼吸评估  | 功能与基础疾病整合 | 提高手术适配性 |
| 介入决策  | 穿刺路径推荐    | 降低操作风险  |
| 病理整合  | 病理与影像关联   | 提高诊断准确性 |
| 随访管理  | 自动提醒与动态监测 | 降低失访率   |
| MDT协同 | 自动生成摘要报告  | 提升协同效率  |

**2.4 执行层** 执行层是肺结节AI向智能体跃迁的关键环节。传统医学AI多停留于检出与预测阶段，而现代肺结节智能体已进入“行动层”，不仅能够分析数据，还可主动推动医疗流程运行。其核心功能包括自动随访提醒、检查调度、MDT触发、路径升级、患者通知、远程协同及术后管理等。真实世界中，医疗风险往往并非“未发现疾病”，而是流程断裂、患者失访及风险升级未形成闭环。因此，智能体的价值不仅在于提高诊断准确率，更在于提升医疗连续性。BAIMGPT一体机正体现这一趋势，其整合AI影像分析、GPT交互、MIoT连接、云平台及实时质控体系，推动肺结节管理由单一AI软件迈向全流程数字医疗基础设施<sup>[16-19]</sup>。

**2.5 进化层** 进化层是未来智能体区别于传统AI的核心能力。传统AI多为“一次训练、长期固定”，而真实世界医疗环境却持续变化，包括数据漂移、设备升级、指南更新及疾病谱改变。因此，肺结节智能体必须由“静态算法”升级为“持续进化系统”。其核心机制包括持续学习、自动再训练、联邦学习、数据漂移校正、区域适配及模型更新。尤其在中国，不同地区疾病谱差异明显，如亚洲磨玻璃结节及炎症性结节更常见<sup>[16,23]</sup>。智能体必须具备真实世

界持续“习服能力”,才能不断优化风险模型与决策路径。未来,肺结节智能体将逐渐接近可持续学习的“数字生命体”,而不再只是固定的软件工具。

### 3 肺结节智能体的临床应用现状

**3.1 AI辅助LDCT筛查进入规模化阶段** LDCT筛查是当前肺癌早诊最重要的技术基础<sup>[1-2]</sup>。然而,随着筛查规模持续扩大,影像数据量呈指数级增长,传统人工阅片模式已难以满足高效率、高一致性及连续化管理需求。AI的引入,正在推动肺癌筛查由“人工经验主导”向“智能辅助决策”转变。当前AI在LDCT筛查中的主要任务包括肺野自动分割、结节检出、三维体积测量、密度分类、时序比较及风险分层。其中,深度学习模型在小结节及磨玻璃结节识别方面优势尤为明显<sup>[21-22]</sup>。AI不仅能够提高检出效率,还可显著降低漏诊率与观察者间差异。更重要的是,AI正在推动筛查体系实现标准化。尽管Lung-RADS等风险分级体系已广泛应用,但不同医生之间仍存在判读差异。AI可通过统一参数测量与标准化风险评分,提高阳性阈值一致性,降低不必要召回率,并改善筛查流程质量控制<sup>[3-5]</sup>。因此,未来肺癌筛查将不再是“一次CT检查”,而是长期、多时间点、动态化的风险管理过程。

**3.2 AI赋能肺结节精准评估** 现代肺结节管理强调“风险分层”而非单纯“发现结节”<sup>[3-5]</sup>。因此,AI的重要价值不仅在于“看见结节”,更在于“理解结节”。当前AI在肺结节精准评估中的核心应用主要包括(1)密度分类:AI能够自动识别实性结节、部分实性结节及磨玻璃结节(GGO)。不同密度类型对应不同管理路径,其中部分实性结节通常具有更高恶性风险<sup>[3-5]</sup>。(2)体积与增长分析:传统二维测量误差较大,而AI三维体积分析能够更准确识别结节增长趋势<sup>[21-22]</sup>。许多早期肺癌病灶增长缓慢,仅依赖单次影像难以判断性质,而AI时序动态比较可显著提高长期评估稳定性。(3)影像组学与侵袭性预测:近年来,影像组学快速发展。AI可从CT图像中提取纹理、灰度分布、边缘复杂度及空间异质性等高维特征,并进一步用于预测良恶性、微浸润风险、EGFR突变概率及肿瘤侵袭性<sup>[12-13,24]</sup>。因此,AI正在推动肺结节管理由传统“形态学医学”向“数据驱动精准医学”演变,并逐渐形成基于风险概率的动态决策模式。

**3.3 多模态融合推动肺结节管理进入精准时代** 现代肺结节管理已不再依赖单一CT影像。当前越来越多研究开始融合临床信息、影像组学、病理特征、

液体活检、ctDNA、DNA甲基化、microRNA及PET/CT代谢信息等多源数据<sup>[25-29]</sup>。多模态融合的核心价值,在于提高中间风险结节的再分层能力。例如,部分磨玻璃结节仅依赖影像难以明确性质,但若结合动态增长速度、分子标志物及患者危险因素,则能够显著提高预测准确性(表3)。因此,未来高水平肺结节智能体并非“单一超级算法”,而是能够整合多源数据、形成可解释路径建议并持续优化决策的综合智能体系。

表3 肺结节智能体中的多模态数据来源

| 数据类型   | 主要内容         | 临床价值    |
|--------|--------------|---------|
| 影像数据   | LDCT、PET/CT  | 检出与风险评估 |
| 临床数据   | 吸烟史、COPD、家族史 | 风险修正    |
| 病理数据   | 组织学与分子病理     | 精准诊断    |
| 液体活检   | ctDNA、甲基化    | 早期风险提示  |
| IoT数据  | 连续监测与ePRO    | 长期管理    |
| GPT知识层 | 指南与知识图谱      | 路径推理    |

**3.4 BAIMGPT与PNapp 5A体系实践** 白春学教授团队提出的PNapp 5A体系,是我国肺结节数字化管理的重要探索之一<sup>[3,16-19]</sup>。其核心包括(1)询问(Ask);(2)测定(Assessment);(3)建议(Advice);(4)安排(Arrangement);(5)辅助(Assistance)。该体系的重要意义,在于不仅完成“发现结节”,更实现从筛查到长期管理的全流程闭环。

BAIMGPT则进一步推动“AI+名医”协同模式形成<sup>[17-20]</sup>。与传统AI相比,其主要特点包括(1)医学知识融合能力:不仅整合文本知识,还能够结合影像特征、临床背景、生物标志物及病理结果进行综合分析。(2)结构化输出能力:可自动生成风险摘要、随访建议、MDT意见及患者教育内容,从而降低基层诊疗差异。(3)连续交互能力:不同于传统AI“单次输入、单次输出”模式,GPT类智能体可持续与医生及患者互动,使肺结节管理由“阶段性医疗行为”逐渐转向“连续数字陪伴”。因此,BAIMGPT的实践表明,智能体正在从辅助工具逐步演变为数字化肺结节管理平台。

**3.5 AI辅助随访与患者教育** 肺结节管理最大的难点之一,并非初诊,而是长期随访。现实中,大量患者因不理解影像报告、不清楚复查时间或焦虑过度而长期失访,最终延误诊断<sup>[14-15]</sup>。因此,现代肺结节管理越来越强调患者教育与连续化管理。

AI智能体在这一过程中具有重要价值:(1)结构化解释:医学GPT可将复杂医学术语转化为患者

易理解语言。例如,“右上肺5 mm纯磨玻璃结节”可被解释为“目前恶性风险较低,建议定期复查,无需立即手术”,从而降低患者焦虑。(2)随访提醒:AI可自动生成复查时间、动态趋势图及检查清单,减少流程断裂。(3)智能问答:GPT类系统能够完成风险教育、检查意义解释及术后康复指导,尤其适用于基层及居家场景。因此,未来智能体不仅服务于医生,也将逐渐成为患者长期数字健康伙伴。

**3.6 基层智能体推动“名医能力下沉”** 当前我国肺结节管理的重要矛盾之一,是患者数量巨大而高水平专科资源有限。大量基层医生面临阅片经验不足、风险评估不规范、随访体系不完善及MDT支持不足等问题。因此,未来智能体的重要使命之一,是推动“名医能力数字化”。BAIMGPT的重要方向之一,即通过指南知识、风险模型、专家经验及真实世界病例,形成可复制的“数字名医能力”<sup>[16-19]</sup>。在AI支持下,基层医生可逐步获得风险分层、标准化随访、MDT协同及患者教育能力。这一模式可能比传统“培养少数顶级专家”更具公共卫生价值。因为真正决定肺癌总体死亡率下降的,往往不是少数顶级中心,而是基层整体能力的系统性提升。

## 4 肺结节智能体研发面临的现实挑战

**4.1 数据异质性仍是核心障碍** 尽管AI在肺结节领域展现出巨大潜力,但目前多数模型仍存在“实验室性能优异、真实世界落地困难”的问题。肺结节数据异质性主要来源于人群特征、扫描协议、疾病谱及医疗流程差异。例如,欧美肺癌患者中吸烟相关实性结节比例较高,而亚洲地区则更常见非吸烟肺癌、磨玻璃结节及炎症性结节<sup>[16,23]</sup>。因此,若直接套用欧美训练模型,容易导致假阳性率升高及风险误判。这一现象提示,真正高水平的肺结节智能体必须具备区域适配能力与持续学习能力。未来模型训练不仅需要多中心、多设备、多场景数据支持,还需结合真实世界长期反馈进行动态优化。

**4.2 AI可解释性与“黑箱风险”** 医学AI面临的核心挑战之一,并非单纯准确率,而是可信性。当前深度学习模型大多属于典型“黑箱模型”,虽然能够输出风险评分,但医生往往难以理解其决策依据:为什么判定高风险?哪些特征发挥关键作用?模型是否受到伪相关因素影响?因此,国际上越来越强调可解释AI及规范化治理框架,包括FUTURE-AI、TRIPOD-AI、STARD-AI及CONSORT-AI等<sup>[30-35]</sup>。现代智能体开始尝试提供热力图、风险来源解释、动态增长依据及关键特征分析,从而增强

模型透明度。未来真正高水平的肺结节智能体,应不仅能够“给出建议”,更能够解释“为什么这样建议”。只有当AI具备可解释性与可追溯性时,医生才可能真正建立信任,并将其纳入临床决策流程。

**4.3 AI幻觉与医学安全问题需高度警惕** 随着GPT类模型进入医疗领域,“AI幻觉”问题逐渐受到广泛关注。所谓AI幻觉,是指模型生成不真实内容、错误医学结论、虚构参考文献或不合理诊疗建议。在普通互联网场景中,这类错误可能仅表现为信息偏差;但在医疗领域,则可能直接影响患者安全。例如,若肺结节GPT系统错误推荐手术时机、随访周期或穿刺路径,可能导致不必要干预、漏诊甚至严重并发症。因此,医学智能体与普通聊天机器人存在本质区别,其核心前提必须是“安全优先”。目前,高水平医学GPT系统通常采用医学知识库限制、指南约束、专病数据库、专家审核及人工质控等方式降低幻觉风险。BAIMGPT提出的重要方向之一,也是“AI+专家质控”协同模式<sup>[16-19]</sup>。未来医学智能体的发展过程中,“安全性”很可能比“聪明程度”更加重要。

**4.4 医疗责任边界与伦理治理问题** 肺结节智能体若真正进入临床实践,还必须回答一个关键问题:如果AI出错,责任由谁承担?这是当前全球医疗AI监管领域最核心的议题之一<sup>[34-35]</sup>。

目前主要争议包括(1)AI属于辅助工具还是“数字医生”;(2)医生是否必须完全复核AI结果;(3)AI建议能否直接进入临床路径;(4)患者是否需要知情同意。尤其在肺结节管理中,许多决策本身具有高度不确定性。因此,未来肺结节智能体更适合作为“增强型辅助系统”,而非“完全自主系统”。与此同时,数据隐私问题也日益重要。肺结节智能体通常需要整合CT影像、电子病历、基因信息及长期随访数据,因此必须建立数据脱敏机制、联邦学习体系及多中心安全共享机制。未来医疗AI的竞争,不仅是算法竞争,更是治理体系与伦理规范的竞争。

**4.5 真实世界部署与持续运行挑战** 许多医学AI研究的问题,并不在于模型本身,而在于缺乏长期稳定运行能力。真实世界医疗环境持续变化,包括设备升级、医院流程调整、指南更新、疾病谱变化及数据漂移等。因此,肺结节智能体不能是“一次训练、永久使用”的固定系统。未来真正高水平的智能体,应具备持续学习、自动再训练、真实世界反馈及长期质量监测能力<sup>[16-17]</sup>。从本质上看,肺结节智能体将越来越接近“持续进化的数字生命体”,而不

再只是静态算法软件(表4)。总体而言,肺结节智能体的发展已从单纯算法竞争,逐渐进入“真实世界落地能力”竞争阶段。未来谁能够在安全性、可解释性、治理体系及长期运行能力方面建立优势,谁才可能真正推动医疗AI进入临床常态化应用。

表4 肺结节智能体当前主要挑战及对策

| 挑战     | 主要问题     | 可能对策           |
|--------|----------|----------------|
| 数据异质性  | 人群与设备差异大 | 多中心训练          |
| 外部验证不足 | 泛化能力有限   | 前瞻性研究          |
| 黑箱风险   | 缺乏可解释性   | Explainable AI |
| AI幻觉   | 错误路径建议   | 专家质控           |
| 隐私问题   | 数据泄露风险   | 联邦学习           |
| 模型漂移   | 长期性能下降   | 持续再训练          |

## 5 肺结节智能体未来发展趋势与展望

5.1 多智能体协同与连续数字医疗将成为主流 未来肺结节智能体不应被理解为“单一超级AI”,而应发展为多专科智能体协同运行的数字化MDT体系<sup>[16-20]</sup>。肺结节管理涉及影像识别、呼吸评估、病理推理、外科决策、肿瘤治疗、随访管理及患者教育,天然适合由影像智能体、GPT认知智能体、病理智能体、随访智能体和MDT智能体共同完成。在此基础上,肺结节管理将由分散、间断、被动的传统流程,转向主动、连续、实时的数字医疗模式。未来系统可自动完成CT识别、风险更新、复查提醒、趋势分析、MDT触发及远程咨询,患者不再依赖个人记忆完成复查,而是由智能体持续陪伴与管理<sup>[36-39]</sup>。这一转变意味着肺结节诊疗将由“医院中心化”逐步走向“患者全生命周期中心化”。

5.2 居家医院与元宇宙医学将拓展落地场景 居家医院模式将成为肺结节智能体的重要应用场景。大量肺结节患者并不需要长期住院,却需要持续随访、动态风险评估和健康教育<sup>[40-45]</sup>。未来智能体可结合MIoT设备、云平台、GPT交互及移动终端,构建医院—社区—家庭一体化体系,使患者在家中完成复查提醒、风险咨询、康复管理、ePRO上报及医患远程互动。医院则通过智能体实现风险监测、远程干预和动态质控。元宇宙医学与数字孪生也可能重构未来诊疗<sup>[17-20,46]</sup>。通过连续CT、液体活检和AI模型,可构建个体化“数字肺”,用于观察结节演变、模拟手术路径、预测生长趋势及评估治疗效果。虚拟MDT可实现跨地域专家共享三维影像并协同决策,VR患者教育则有助于理解病灶位置、手术方案

和康复路径。其核心价值并非炫技展示,而是推动“名医治未病,元医惠众生”愿景落地。

5.3 基层智能体与自主临床智能体将推动能力重构 BAIMGPT通过整合指南知识、风险模型、专家经验及真实世界病例,可形成可复制的“数字名医能力”<sup>[16-19]</sup>。未来基层医生在AI支持下,可逐步获得风险分层、标准化随访、MDT协同及患者教育能力。该模式并非降低医疗标准,而是通过AI标准化路径、云端协同与实时质控,使基层获得接近高水平中心的管理能力。从公共卫生角度看,真正决定肺癌死亡率下降的,往往不是少数顶级中心,而是基层整体能力的系统性提升。与此同时,肺结节智能体可能由“辅助型AI”走向“自主临床智能体”。随着基础模型、智能体工作流、具身智能和联邦学习发展,系统可主动完成风险发现、路径推理、动态监测、流程触发及质量控制。医生则更多承担边界判断、复杂灰区决策、医患沟通和最终医疗责任。未来医学模式可能由“医生主导+AI辅助”,逐渐演变为“智能体连续运行+医生高层决策”。

5.4 肺结节智能体研发六步路径 高水平肺结节智能体建设需要完整研发体系,而非单一算法开发。(1)数据治理,建立多中心数据库、高质量标注、真实世界随访队列和数据脱敏机制;(2)基础模型训练,涵盖CT模型、GPT模型、多模态融合模型和时序分析模型,重点提升泛化能力;(3)医学知识融合,将指南、共识、专家经验和知识图谱纳入智能体;(4)临床路径设计,围绕风险分层、MDT协同、随访闭环、患者教育和居家医院整合;(5)真实世界验证,开展外部验证、前瞻性研究、Silent Trial及长期结局评估;(6)持续学习与治理,推进联邦学习、模型再训练、数据漂移校正、安全监管和伦理治理(表5)。

表5 肺结节智能体研发六步路径

| 阶段     | 核心内容         | 关键目标   |
|--------|--------------|--------|
| 数据治理   | 多中心数据库       | 提高数据质量 |
| 基础模型训练 | CT/GPT/多模态模型 | 提高泛化能力 |
| 知识融合   | 指南+知识图谱      | 提升认知能力 |
| 临床路径设计 | MDT+随访闭环     | 实现智能体化 |
| 真实世界验证 | Silent Trial | 提升可信性  |
| 持续治理   | 联邦学习+再训练     | 长期进化   |

5.5 典型肺结节智能体临床案例 肺结节智能体正在推动肺癌管理由“单次影像判断”迈向“连续动态风险管理”新阶段。1例67岁女性无吸烟史、伴肝癌

家族史患者,于 2025 年 7 月因左肺 7.0×5.4 mm 混合磨玻璃结节至白教授 AI 门诊就诊。BAIMGPT 肺结节智能体结合薄层 CT 影像纹理、密度异质性、动态风险模型及循环异常细胞(CAC)分析,提示恶性概率高达 88%,并建议动态随访或手术活检<sup>[47-48]</sup>。患者后赴日本接受左肺舌段切除,术后病理报告“无恶性肿瘤证据”。然而,白教授结合智能体持续风险推理指出可能存在病理漏诊,并联合中山医院病理科在 AI 辅助数字病理系统支持下重新阅片,同时结合 EGFR 检测综合分析,最终证实为微浸润性肺腺癌(MIA),浸润约 4 mm,EGFR 突变丰度 10.2%。该病例不仅证实了 AI 对亚厘米级混合磨玻璃结节高风险识别能力,更体现了新一代肺结节智能体已由传统“发现结节”逐渐进入“认知—推理—纠错—闭环随访”阶段,对于减少早期肺癌漏诊具有重要临床价值。

## 6 小 结

肺结节管理正由“单次影像评估”向“连续风险管理”深刻转变。LDCT 筛查虽显著提高早期肺癌发现率,但也带来假阳性增加、过度诊疗及长期随访困难等挑战<sup>[1-5]</sup>。AI、医学 GPT、医疗物联网及多模态融合技术的发展,为肺结节精准管理提供了新基础<sup>[6-11]</sup>。当前智能体已由早期 CAD 系统,逐渐演变为具备感知、推理、决策、执行、闭环反馈及持续学习能力的新型数字医疗主体,不仅能完成结节检出与风险预测,还正进入随访管理、MDT 协同、患者教育、基层赋能及居家医院等更深层场景<sup>[16-19,46]</sup>。以 BAIMGPT 与 PNapp 5A 体系为代表的探索,体现了中国在“AI+肺结节智能体”方向的重要实践价值。但其广泛落地仍面临数据异质性、AI 幻觉、责任边界及治理体系不足等挑战。未来发展重点将从提升模型性能,转向增强系统可信性、连续性与可治理性。未来,多智能体协同、数字孪生及元宇宙医学等方向,或将推动肺结节管理进入连续数字医疗时代,实现“早发现、少侵袭、优预后”的公共卫生目标。

**伦理声明** 无。

**利益冲突** 作者声明不存在利益冲突。

**作者贡献** 白春学:选题、撰写、定稿。

## 参考文献

[1] National Lung Screening Trial Research Team. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening

[J]. *N Engl J Med*, 2011, 365(5): 395-409.

[2] de Koning H J, van der Aalst C M, de Jong P A, et al. Reduced lung-cancer mortality with volume CT screening in a randomized trial[J]. *N Engl J Med*, 2020, 382(6): 503-513.

[3] MacMahon H, Naidich D P, Goo J M, et al. Guidelines for management of incidental pulmonary nodules detected on CT images: from the fleischner society 2017[J]. *Radiology*, 2017, 284(1): 228-243.

[4] Gould M K, Donington J, Lynch W R, et al. Evaluation of individuals with pulmonary nodules: when is it lung cancer? Diagnosis and management of lung cancer, 3rd Ed: American College of Chest Physicians evidence-based clinical practice guidelines[J]. *Chest*, 2013, 143(5 Suppl): e93S-e120S.

[5] Christensen J, Prosper A E, Wu C C, et al. ACR Lung-RADS v2022: assessment categories and management recommendations [J]. *Chest*, 2024, 165(3):738-753.

[6] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare[J]. *Nat Med*, 2019, 25: 24-29.

[7] Topol E J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence [J]. *Nat Med*, 2019, 25: 44-56.

[8] Bi W L, Hosny A, Schabath M B, et al. Artificial intelligence in cancer imaging: Clinical challenges and applications[J]. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(2): 127-157.

[9] Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, et al. Artificial intelligence in radiology [J]. *Nat Rev Cancer*, 2018, 18(8): 500-510.

[10] Gomase V S, Ghatule A P. Artificial intelligence and machine learning approaches in radiology for medical imaging diagnostics [Z]//Recent Advances in Electrical and Electronic Engineering. 2025.

[11] Lambin P, Leijenaar R T H, Deist T M, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine [J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12): 749-762.

[12] Ardila D, Kiraly A P, 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.

[13] Baldwin D R, 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.

[14] Heuvelmans M A, Oudkerk M. Appropriate screening intervals in low-dose CT lung cancer screening [J]. *Transl Lung Cancer Res*, 2018, 7(3): 281-287.

[15] 中国物联网辅助评估管理肺结节专家组. 物联网辅助评估管理肺结节中国专家共识[J]. *国际呼吸杂志*, 2022, 42(1): 5-12.

[16] 中国物联网辅助肺结节诊治专家组. 物联网辅助肺结节诊治中国专家共识[J]. *国际呼吸杂志*, 2017, 37(8):561-568.

[17] 白春学. 肺结节专家——BAIMGPT 白皮书[J]. *元宇宙医学*, 2025, 2(2): 55-64.

[18] 白春学. 医学 GPT 研发的挑战与解决方案[J]. *元宇宙医学*,

- 2026,3(1):11-15.
- [19] 童琳,白春学. AI+多模态融合在肺结节良恶性鉴别中的应用[J]. 元宇宙医学, 2026, 3(1):64-71.
- [20] 白春学,朱煜. 深度学习辅助精细评估肺结节影像[J]. 元宇宙医学, 2026,3(1):72-80.
- [21] Kelly C J, Karthikesalingam A, Suleyman M, et al. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence[J]. BMC Med, 2019, 17(1): 195.
- [22] Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, et al. AI in health and medicine[J]. Nat Med, 2022, 28(1): 31-38.
- [23] Kann B H, Hosny A, Aerts H J W L. Artificial intelligence for clinical oncology[J]. Cancer Cell, 2021, 39(7): 916-927.
- [24] Haibe-Kains B, Adam G A, Hosny A, et al. Transparency and reproducibility in artificial intelligence[J]. Nature, 2020, 586: E14-E16.
- [25] Liu X X, Rivera S C, Moher D, et al. Reporting guidelines for clinical trial reports for interventions involving artificial intelligence: the CONSORT-AI Extension [J]. BMJ, 2020, 370: m3164.
- [26] Collins G S, Dhiman P, Andaur Navarro C L, et al. Protocol for development of a reporting guideline (TRIPOD-AI) and risk of bias tool (PROBAST-AI) for diagnostic and prognostic prediction model studies based on artificial intelligence [J]. BMJ Open, 2021, 11(7): e048008.
- [27] Sounderajah V, Ashrafian H, Aggarwal R, et al. Developing specific reporting guidelines for diagnostic accuracy studies assessing AI interventions: The STARD-AI Steering Group[J]. Nat Med, 2020, 26(6): 807-808.
- [28] European Society of Radiology ESR. What the radiologist should know about artificial intelligence – an ESR white paper [J]. Insights Imaging, 2019, 10(1): 44.
- [29] Pakdemirli E. Artificial intelligence in radiology: friend or foe? Where are we now and where are we heading? [J]. Acta Radiol Open, 2019, 8(2): 2058460119830222.
- [30] Ching T, Himmelstein D S, Beaulieu-Jones B K, et al. Opportunities and obstacles for deep learning in biology and medicine[J]. J R Soc Interface, 2018, 15(141): 20170387.
- [31] McKinney S M, Sieniek M, Godbole V, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening [J]. Nature, 2020, 577(7788): 89-94.
- [32] Jha S, Topol E J. Adapting to artificial intelligence: radiologists and pathologists as information specialists [J]. JAMA, 2016, 316(22): 2353-2354.
- [33] Schabath M B, Cote M L. Cancer progress and priorities: lung cancer[J]. Cancer Epidemiol Biomarkers Prev, 2019, 28(10): 1563-1579.
- [34] Lipkova J, Chen R J, Chen B W, et al. Artificial intelligence for multimodal data integration in oncology [J]. Cancer Cell, 2022, 40(10): 1095-1110.
- [35] Jiang Y H, University T M, Yang M, et al. Emerging role of deep learning-based artificial intelligence in tumor pathology [J]. Cancer Commun, 2020, 40(4): 154-166.
- [36] Ye M S, Tong L, Zheng X X, et al. A classifier for improving early lung cancer diagnosis incorporating artificial intelligence and liquid biopsy[J]. Front Oncol, 2022, 12: 853801.
- [37] Hendrix W, Hendrix N, Scholten E T, et al. Deep learning for the detection of benign and malignant pulmonary nodules in non-screening chest CT scans[J]. Commun Med, 2023, 3(1): 156.
- [38] Megat Ramli P N, Aizuddin A N, Ahmad N, et al. A systematic review: the role of artificial intelligence in lung cancer screening in detecting lung nodules on chest X-rays[J]. Diagnostics (Basel), 2025, 15(3): 246.
- [39] Xia Y, Zhu Y, Zhang S, et al. Precise diagnosis of small invasive pulmonary nodules driven by single-cell immune signatures in peripheral blood[J]. Nat Commun, 2025, 16(1): 10939.
- [40] Peng M C, Gong J, An T X, et al. Application of liquid biopsy in differentiating lung cancer from benign pulmonary nodules (Review)[J]. Int J Mol Med, 2025, 56(1): 1-20.
- [41] Melzer A C, Iaccarino J M. Standardized reporting and management of pulmonary nodules: integrating care to improve outcomes[J]. Chest, 2020, 158(5): 1824-1826.
- [42] Iaccarino J M, Steiling K, Slatore C G, et al. Patient characteristics associated with adherence to pulmonary nodule guidelines[J]. Respir Med, 2020, 171: 106075.
- [43] Li J, Zhang L, Yu Z L, et al. The impact of AI on modern oncology from early detection to personalized cancer treatment [J]. npj Precis Oncol, 2026, 10: 69.
- [44] Satapathy P, Padhi B K, Al Khathlan N. Artificial intelligence in respiratory therapy: Opportunities and ethical challenges[J]. Respir Med, 2023, 217: 107342.
- [45] Lekadir K, Frangi A F, Porras A R, et al. FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare [J]. BMJ, 2025, 388: e081554.
- [46] Yang D W, Zhou J, Chen R C, et al. Expert consensus on the metaverse in medicine[J]. Clin eHealth, 2022, 5: 1-9.
- [47] Nicholson A G, Tsao M S, Beasley M B, et al. The 2021 WHO classification of lung tumors: impact of advances since 2015 [J]. J Thorac Oncol, 2022, 17(3): 362-387.
- [48] Henschke C I, Yankelevitz D F, Mirtcheva R, et al. CT screening for lung cancer: frequency and significance of part-solid and nonsolid nodules[J]. AJR Am J Roentgenol, 2002, 178(5): 1053-1057.

#### 引用本文

白春学. AI智能体赋能肺结节诊治研发进展及展望[J]. 元宇宙医学, 2026, 3(2): 83-90.

Bai C X. Progress and prospects of AI intelligent agents empowering the diagnosis and treatment of pulmonary nodules [J]. Metaverse Med, 2026, 3(2): 83-90.