

• 综 述 •

影像组学在肺癌早期诊断及精准治疗中的研究进展

李嘉仪^{1,2,3,4}, 罗汶鑫^{1,2,3,4,5}, 汪周峰^{2,3,4} 综述 李为民^{1,2,3,4,5} 审校

1. 四川大学华西医院 呼吸与危重症医学科 (成都 610041)
2. 四川大学华西医院 疾病分子网络前沿科学中心 (成都 610041)
3. 四川大学华西医院 精准医学中心 精准医学四川省重点实验室 (成都 610041)
4. 四川大学华西医院 呼吸和共病全国重点实验室 (成都 610041)
5. 四川大学华西医院 呼吸和共病研究院 (成都 610041)

【摘要】 肺癌是全球癌症死亡的主要原因之一,其高死亡率主要是由于诊断的延迟。影像组学通过从医学影像中提取大量定量特征,为肺癌的早期诊断和精准治疗提供了新的可能性。本文综述了影像组学在肺癌管理中的最新进展,特别是如何结合人工智能优化诊断流程和个性化治疗策略。尽管存在挑战,如影像采集参数的非标准化和模型可重复性的限制,但人工智能的融入使得影像分析更为精确和高效,显著提升了对疾病进展的预测能力和治疗计划的制定。我们强调了标准化影像采集参数的重要性,并讨论了人工智能在提高影像组学临床应用中的作用及未来研究的方向。

【关键词】 肺癌;影像组学;人工智能;精准医疗

Advances in radiomics for early diagnosis and precision treatment of lung cancer

LI Jiayi^{1,2,3,4}, LUO Wenxin^{1,2,3,4,5}, WANG Zhoufeng^{2,3,4}, LI Weimin^{1,2,3,4,5}

1. Department of Pulmonary and Critical Care Medicine, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, P. R. China
2. Frontiers Science Center for Disease-related Molecular Network, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, P. R. China
3. Precision Medicine Center, Precision Medicine Key Laboratory of Sichuan Province, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, P. R. China
4. State Key Laboratory of Respiratory Health and Multimorbidity, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, P. R. China
5. Institute of Respiratory Health and Multimorbidity, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, P. R. China

Corresponding author: LI Weimin, Email: weimi003@scu.edu.cn

【Abstract】 Lung cancer is a leading cause of cancer-related deaths worldwide, with its high mortality rate primarily attributed to delayed diagnosis. Radiomics, by extracting abundant quantitative features from medical images, offers novel possibilities for early diagnosis and precise treatment of lung cancer. This article reviewed the latest advancements in radiomics for lung cancer management, particularly its integration with artificial intelligence (AI) to optimize diagnostic processes and personalize treatment strategies. Despite existing challenges, such as non-standardized image acquisition parameters and limitations in model reproducibility, the incorporation of AI significantly enhanced the precision and efficiency of image analysis, thereby improving the prediction of disease progression and the formulation of treatment plans. We emphasized the critical importance of standardizing image acquisition parameters and discussed the role of AI in advancing the clinical application of radiomics, alongside future research directions.

【Key words】 Lung cancer; Radiomics; Artificial intelligence; Personalized treatment

0 引言

过去 50 年,癌症是中国民众最主要的三大死

因之一,其中肺癌相关死亡人数最多,同时肺癌死亡率的生长速度最快。肺癌居恶性肿瘤发病首位,2022 年肺癌新发病例约 106.06 万,约占全部恶性

DOI: 10.7507/1001-5515.202405059

基金项目: 国家自然科学基金 (92159302, 32370628, 32170592); 四川大学华西医院呼吸和共病全国重点实验室 1.3.5 基金 (RHM24101)

通信作者: 李为民, Email: weimi003@scu.edu.cn



肿瘤的 22.0%^[1]。IA 期患者的五年生存率高达 84%^[2]，其中 IA1 期患者的五年生存率最高为 95%^[2]，而 IV 期患者的五年生存率仅为 10%^[3]。肺癌死亡率高的根本原因在于肺癌患者就诊时往往已发展到中晚期，已失去根治性手术切除治疗的机会。因此，肺癌的早期诊断与精准治疗可显著降低肺癌的死亡率，改善患者的预后与生存质量。

《“健康中国 2030”规划纲要》将通过筛查提高癌症生存率作为重要目标。低剂量计算机断层扫描 CT (low-dose computed tomography, LDCT) 是肺癌重要的筛查工具，美国国家肺筛查实验 (National Lung Screening Trial, NLST)、荷兰-比利时随机对照肺癌筛查试验 (Dutch-Belgian Randomized Lung Cancer Screening Trial, NELSON) 等大型随机对照肺癌筛查临床试验已证实，LDCT 筛查可显著提高肺癌早期诊断率，降低肺癌相关死亡率。然而，传统的影像医生人工判读肺结节存在耗时、主观性强、易漏诊或误诊等挑战。为充分挖掘医学影像中肉眼无法分析的定量数据以支持临床诊断，影像组学应运而生^[4]。影像组学是一门通过从医学影像中提取大量高维定量特征，并结合机器学习或深度学习方法进行分析的交叉学科，旨在获取传统视觉评估难以捕捉的疾病信息。传统影像组学研究已显示出其在肺结节良恶性区分以及临床转归预测方面相比定性诊断的显著优势^[5]，但是仍面临特征选择主观性、模型泛化能力受限以及对数据标准化等挑战。为克服这些挑战并提升诊断效能，最新的影像组学研究模式已更多地融入人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术，特别是深度学习，以实现特征的自动学习和模型的优化。

传统活检在获取肿瘤基因组信息方面存在侵入性、局限性以及无法全面反映病灶异质性问题，影像组学则提供了一种全面、非侵入性、快速识别特定突变基因表达影像特征的新途径。近年来，AI 特别是深度学习，已广泛应用于医疗领域，采用多种计算机算法对患者的影像和临床数据进行全面分析，显著提升了恶性结节的早期识别能力和决策辅助效率^[6]。AI 辅助决策的潜力巨大，有望成为提高早期检出率、预后预测和肺癌患者治疗规划的有力工具^[7-8]。

本文旨在综述影像组学与 AI 在肺癌管理中的最新研究进展，特别是在早期诊断和精准治疗中的应用，同时本文也将探讨影像组学当前面临的挑战以及未来的发展方向。

1 影像组学

传统的肿瘤影像评估主要由临床医生手工完成，侧重于观察肿瘤的定性特征，如大小、形状、增强模式、肿瘤内的细胞与非细胞组分 (包括血液、坏死和钙化)、肿瘤边缘的规则性、与周围组织的解剖关系及肿瘤是否侵犯周围组织和器官^[9]。然而，为了从医学影像中提取更深层次的定量信息，2012 年，Lambin 等^[10] 提出 “Radiomics” (影像组学) 的概念，认为从超声、X 线片、计算机断层扫描 (computed tomography, CT)、磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI)、正电子发射断层扫描/X 射线计算机断层成像 (positron emission tomography-computed tomography, PET/CT) 等获取的影像中可以提取大量的定量信息，这标志着医学影像领域的一次重大创新。

影像组学分析的通用工作流程包括以下五步：① 采集图像；② 划分感兴趣区 (region of interest, ROI)；③ 病变分割；④ 特征提取和定量数据分析；⑤ 利用数据构建模型来预测疾病发展^[4] (见图 1)。与传统的手动勾画病灶相比，影像组学通过多层次的统计分析提取病变特征，捕捉肿瘤内部以及周边区域肉眼难以察觉到的微观异质性^[11-13]。这些定量特征与疾病的良恶性密切相关，可用于预测疾病的进展及选择合适的诊疗方式。

尽管影像组学在医学图像分析中展现出快速、高效等显著优势，但传统方法仍面临诸多挑战。例如，在早期肺癌影像处理中，ROI 通常需由影像科医生手动勾画，过程耗时且高度依赖经验，易导致分割不准确。此外，传统影像组学模型在特征选择、泛化能力和数据标准化等方面也存在局限性。为克服上述不足并提升分析精度与效率，AI 尤其是深度学习技术，被广泛引入医学影像领域。图 2 展示了 AI 的主要分支。AI 技术不仅能在降低 CT 扫描辐射剂量的同时生成高质量图像^[14]，还可通过深度学习模型有效辅助临床医生，提高诊断准确率，特别适用于经验不足的医生和医疗资源有限的地区^[15-16]。此外，深度学习可实现对肿瘤体积动态变化的精确分析、多病灶的并行跟踪、肿瘤内表型细微差异的基因型解读，并通过将个体病例与大规模数据库比对来预测临床结局。其在多疾病、多模态医学影像中的良好泛化能力进一步支持模型在不同场景下的应用^[17]，有助于推动临床诊疗的早期干预和精准决策，从而显著改善患者预后^[18]。

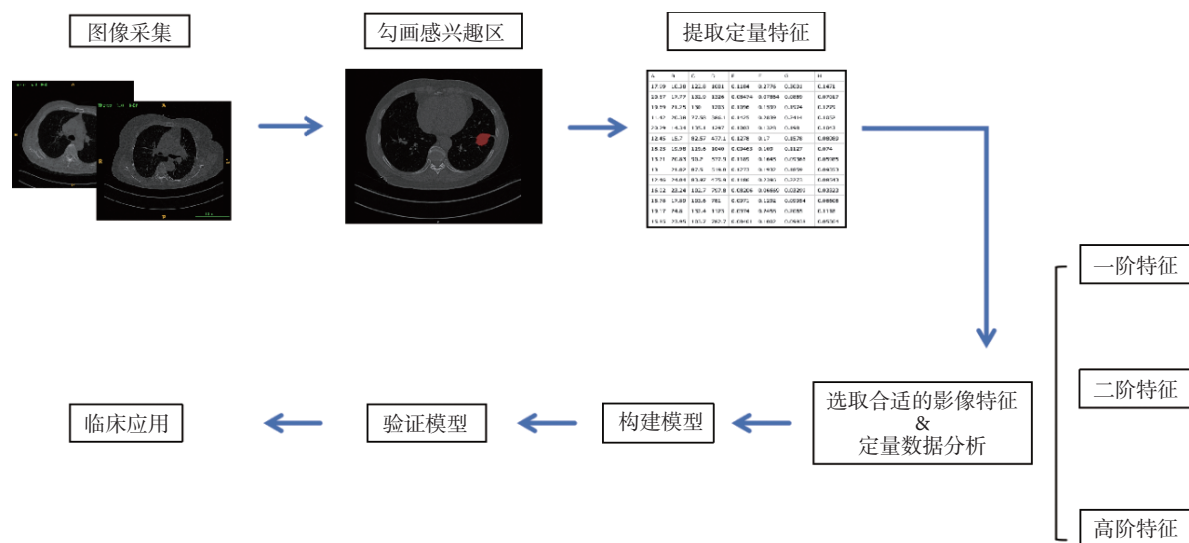


图1 影像组学工作流程图

Fig.1 Radiomics workflow

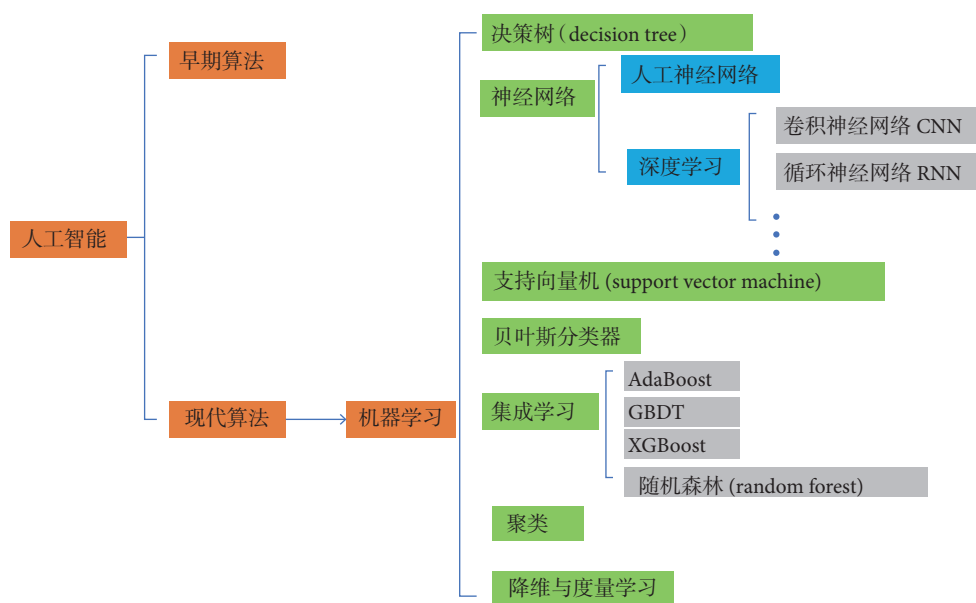


图2 人工智能分类 人工智能算法的主要分类包括早期算法、现代算法及其分支，如决策树、支持向量机、神经网络、集成学习（AdaBoost、GBDT、XGBoost、随机森林）以及聚类、降维与度量学习等。其中，深度学习分支包含卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN）等

Fig.2 Classification of artificial intelligence main categories of artificial intelligence algorithms include early algorithms, modern algorithms and their branches, such as decision trees, support vector machines, neural networks, ensemble learning (AdaBoost, GBDT, XGBoost, Random Forest), as well as clustering, dimensionality reduction, and metric learning. Among them, deep learning branches include convolutional neural networks (CNN) and recurrent neural networks (RNN)

2 影像组学在肺癌早期诊疗中的应用

影像组学作为一种有前景的肺癌定量分析工具，其潜力在2014年Aert等^[19]首次利用影像组学解码肺癌表型时得到了初步验证。目前影像组学已经被应用于肺癌筛查、诊断评估、患者预后以及治疗方案有效性预测等方面^[20]。

2.1 肺癌筛查中识别高风险人群

多项国际大型随机对照试验（如美国的NLST、欧洲的NELSON等）已明确证实LDCT筛查能有效降低肺癌死亡率^[21-23]。这些研究主要采用重复性筛查模式。针对中国国情，赫捷团队的研究（ $n > 100$ 万）表明即使一次性LDCT筛查同样能显著降低肺癌死亡率^[24]，为资源有限地区提供了更经济实

用的筛查策略。近年来,影像组学与AI的融合极大提升了筛查效能,不仅能检出早期肺癌,还能进一步作风险分层。Schabath团队^[25]开发的基于瘤内和瘤周特征的模型成功识别出早期肺癌中预后较差的高风险人群,为个体化随访方案提供了依据。李为民团队^[26]结合移动CT与深度学习技术对超过1.2万名受试者进行筛查,其AI辅助模型不仅实现了95%的结节检出率和87%的风险分级准确率,更重要的是,在确诊的肺癌患者中,有85%属于一期肺癌,充分证明了AI辅助筛查在提高早诊率中的关键作用,尤其适用于基层医疗机构。

影像采集参数的优化同样不容忽视。研究表明,薄层CT比厚层CT能显著提高IA1期肺癌的检出率(83.1% vs. 52.1%)^[27],这一发现为筛查方案的技术标准制定提供了重要参考。

2.2 肺部结节鉴别的应用

肺结节是多种病理状态的共同表现,随着LDCT筛查的普及,肺结节检出率显著提高,尤其是在亚洲非吸烟人群中。临床数据显示,20%~30%的筛查参与者至少存在一个肺结节^[28],这给临床医生带来了巨大挑战,既要避免漏诊恶性病变,又要减少对良性结节的过度诊疗。不准确的评估可能导致不必要的侵入性操作和医疗资源浪费,甚至导致患者焦虑和生活质量下降。影像组学为肺结节良恶性鉴别提供了新的解决方案,研究证实其准确性优于传统方法^[29]。Liu等^[15]基于875例患者的CT数据构建的影像组学列线图在训练集和验证集中均达到了较高准确度,曲线下面积(area under the curve, AUC) > 0.8; Lin等^[30]特别关注临床难点——小于1 cm的实性结节鉴别,其模型表现优异(AUC = 0.903);而Warkentin等^[31]则解决了样本量不足的问题,利用四项国际筛查研究的16 797个结节数据验证了模型在大规模人群中的有效性(AUC = 0.93)。这些研究共同表明,影像组学模型能够有效提高肺结节良恶性鉴别的准确率,减少不必要的侵入性检查和手术。研究共识表明,肺隐球菌病在影像学上表现为肺结节、空洞和淋巴结肿大,易与早期肺癌混淆^[32-33]。如果隐球菌肉芽肿被误诊为肺癌,患者会接受不必要的手术,甚至造成隐球菌扩散。Hu等^[34]利用多中心患者数据构建了影像组学模型,以区分隐球菌肉芽肿与肺腺癌。该模型的AUC值达到0.801,显著高于初级放射科医生的AUC(0.689),充分表明了该模型的有效性。Li等^[35]提出了一种深度学习局部-全局模型,结合结节本身和整个肺部的信息来区分结节性隐

球菌病和肺癌。该研究利用迁移学习来解决样本量有限的问题,并在三个中心进行了验证。该模型的AUC值达到0.88,明显高于仅使用局部信息的深度学习模型(AUC = 0.84)和放射组学模型(AUC = 0.79),充分展示了局部-全局深度学习模型在区分这两种疾病方面的高效性和实用性^[35]。影像采集的设备和参数会影响影像组学模型的性能及鲁棒性^[36]。Garau等^[37]利用Combat技术来减少来自不同中心影像的差异,并且模型在区分良恶性结节方面有良好的准确度(AUC = 0.9)。影像组学在肺癌鉴别诊断中极具价值,可以为临床医生提供决策支持信息,改善肺结节管理。但是由于影像采集方式、样本量的差异,以及深度学习模型的无法解释性使得模型并未在大规模范围内开展应用。

肺癌组织学亚型对治疗策略和预后预测至关重要,即使在I期患者中,肺腺癌与肺鳞癌的生存率也存在显著差异^[38]。传统诊断方法依赖侵入性活检,而影像组学为无创亚型分类提供了新的可能。深度学习辅助的影像组学在肺癌亚型分类中表现出色。Pei等^[39]开发的多中心验证模型能准确区分IA期肺腺癌不同组织学亚型,其泛化能力得到了内部和外部测试集的验证(AUC: 0.72~0.92)。此外,与传统PET/CT相比,影像组学模型不仅总体准确率更高(83.5% vs. 74.7%),其阴性预测值也显著提升(95.6% vs. 88.2%)^[40],这一特性在避免不必要的过度治疗方面尤为重要。这些进展表明,影像组学可为早期肺癌的亚型分类提供快速、准确、无创的辅助诊断工具,有望成为临床病理检查的有力补充,促进精准治疗决策的制定。

2.3 肺腺癌侵袭程度识别中的应用

肺腺癌侵袭程度的准确评估是治疗决策的关键因素。非吸烟亚洲女性肺腺癌发病率上升,其早期表现多为磨玻璃结节(ground glass nodule, GGN)。低侵袭性腺癌五年生存率近100%^[41],而高度侵袭性的肺腺癌更容易复发和转移^[42],需采取不同治疗策略。研究发现约50%的纯磨玻璃结节(pure ground glass nodule, pGGN)存在侵袭潜能^[43-46],但是pGGN在CT上的侵袭性特征难以区分。杨延涛等^[47]利用CT影像特征建立浸润性肺癌发病风险的预测模型,具有较高的精准度(AUC = 0.910),决策分析曲线显示该模型具有临床实用性。Feng等^[48]进一步整合临床与影像特征,创建的综合模型(AUC > 0.85)显著优于传统模型(AUC < 0.73)。现有的模型仅依赖高维影像特征,未模拟临床医生的多维度决策流程,限制了预

测模型的表现。Pan 等^[49]通过模拟放射科医生的多读者裁定过程,开发出在多中心环境中均表现稳定的预测模型,为临床实践提供了可靠工具。

2021 年 WHO 肺癌分类将经气道扩散 (spread through air spaces, STAS) 纳入侵袭性判定标准^[50],但 STAS 的传统评估受医生经验限制。最新研究显示,定量影像分析可将 STAS 识别准确率提升至 93%^[51]。此外,结节密度、分叶毛刺征和胸膜凹陷征等传统影像特征仍是侵袭性预测的重要指标^[52]。未来研究方向应整合影像组学定量特征与传统语义特征及临床因素,构建更全面的预测模型,真正模拟临床医生的综合判断过程,提高侵袭性评估的准确性和可靠性。

2.4 影像组学预测早期肺癌治疗效果中的应用

即使接受根治性手术, I 期肺癌患者仍有 20% ~ 40% 的复发率^[53-55]。多项研究开发了基于影像组学的复发预测模型。Khorrami 等^[56]和 Shimada 等^[57]分别发现模型稳定性和实体部分体积比是提高预测准确率的关键因素。Mattonen 等^[58]研究表明,相邻区域的放射学特征可提高预测肺癌复发和预后的性能,但相邻区域之间的相互关系并未得到定量评估。因此,需要一种能评估肺癌相邻区域之间相互关系的放射学特征。

研究发现,肿瘤周围区域对预测复发具有重要价值。Bove 等^[59]研究证实,扩大范围以包含更多瘤周组织能显著提高复发预测准确性 (AUC = 0.73)。更重要的是, Khorrami 等^[56]通过稳定性分析发现瘤周区域的影像特征比肿瘤本身更稳定,不易受扫描参数变化影响,为构建鲁棒性更强的预测模型提供了新思路。这些发现突显了评估整个肿瘤微环境而非仅关注肿瘤本身的临床重要性。

目前的治疗指南不推荐在 IA 期非小细胞肺癌患者根治性切除后加用辅助化疗,而辅助化疗在 IB 期患者中的潜在应用也因为大规模前瞻性临床试验结果的不明确而广受争议。同时,在 II 期患者中普遍推荐使用辅助化疗,但是并未对患者进行风险分级。基于 CT 的影像组学风险评分模型不仅可以识别高风险 II 期患者,同样能发现可以从辅助化疗中受益的 IA 期患者,此外也可以识别出复发风险较低的患者,免受化疗药物的毒副作用^[60]。多项基因组学研究已发现可预测早期肺癌患者预后及治疗反应的基因特征^[61-62]。

3 结语

尽管影像组学在肺癌早期诊断与精准治疗中

展现出巨大潜力,但要实现其临床转化仍面临三大关键挑战:首先,影像采集和处理标准化不足导致研究结果难以比较与整合^[63],这一问题正得到重视,如欧洲放射学会 2023 年发布的影像组学研究 58 项评估标准^[64],为未来研究提供了规范化框架。其次,数据隐私保护与伦理问题在大规模医疗数据应用中日益凸显。第三,深度学习模型的“黑匣子”特性限制了临床医生对其决策过程的理解与信任,成为临床普及的重要障碍^[65]。展望未来,影像组学与 AI 的融合将继续深化,在提高诊断准确率的同时,研究重点应转向多中心验证、模型可解释性增强及临床工作流程整合。随着这些挑战的逐步克服,影像组学有望成为肺癌诊疗的有力工具,为精准医疗提供数据驱动的决策支持,最终惠及更多患者。影像组学从概念提出至今已有十年,未来发展需要多学科协作,共同推动其从实验室走向临床实践。

重要声明

利益冲突声明:本文全体作者均声明不存在利益冲突。

作者贡献声明:李嘉仪提出研究主题,设计文献检索策略,撰写论文主体;罗汶鑫筛选文献,制作图表,修订文章逻辑;汪周峰整合研究观点,修订文章逻辑;李为民统筹研究进度,审定学术观点,修改终稿。

参考文献

- 1 郑荣寿,陈茹,韩冰峰,等. 2022年中国恶性肿瘤流行情况分析. 中华肿瘤杂志, 2024, 46(3): 221-231.
- 2 Wang C, Shao J, Song L, *et al.* Persistent increase and improved survival of stage I lung cancer based on a large-scale real-world sample of 26,226 cases. *Chin Med J (Engl)*, 2023, 136(16): 1937-1948.
- 3 Jeon D S, Kim H C, Kim S H, *et al.* Five-year overall survival and prognostic factors in patients with lung cancer: results from the Korean Association of Lung Cancer Registry (KALC-R) 2015. *Cancer Res Treat*, 2023, 55(1): 103-111.
- 4 Gillies R J, Kinahan P E, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- 5 Gillies R J, Schabath M B. Radiomics improves cancer screening and early detection. *Cancer Epidemiol Biomarkers Prev*, 2020, 29(12): 2556-2567.
- 6 Zheng Xiushan, He Bo, Hu Yunhai, *et al.* Diagnostic accuracy of deep learning and radiomics in lung cancer staging: a systematic review and meta-analysis. *Front Public Health*, 2022, 10: 938113.
- 7 Mikhael P G, 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 Clin Oncol*, 2023, 41(12): 2191-2200.
- 8 Saad M B, Hong L, Aminu M, *et al.* Predicting benefit from immune checkpoint inhibitors in patients with non-small-cell lung

- cancer by CT-based ensemble deep learning: a retrospective study. *Lancet Digit Health*, 2023, 5(7): e404-e420.
- 9 Zhou Y, Xu X, Song L, *et al.* The application of artificial intelligence and radiomics in lung cancer. *Precis Clin Med*, 2020, 3(3): 214-227.
- 10 Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, *et al.* Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441-446.
- 11 El Naqa I, Grigsby P, Apte A, *et al.* Exploring feature-based approaches in PET images for predicting cancer treatment outcomes. *Pattern Recognit*, 2009, 42(6): 1162-1171.
- 12 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 1973(6): 610-621.
- 13 Cook G J, Siddique M, Taylor B P, *et al.* Radiomics in PET: principles and applications. *Clin Transl Imaging*, 2014, 2: 269-276.
- 14 Zavala-Mondragon L A, Rongen P, Bescos J O, *et al.* Noise reduction in CT using learned wavelet-frame shrinkage networks. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(8): 2048-2066.
- 15 Liu A, Wang Z, Yang Y, *et al.* Preoperative diagnosis of malignant pulmonary nodules in lung cancer screening with a radiomics nomogram. *Cancer Commun (Lond)*, 2020, 40(1): 16-24.
- 16 Gao M, Jiang H, Hu Y, *et al.* Suppressing label noise in medical image classification using mixup attention and self-supervised learning. *Phys Med Biol*, 2024, 69(10): 105026.
- 17 Zheng S, Ye X, Tan J, *et al.* Dual-attention deep fusion network for multi-modal medical image segmentation// Fourteenth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP). Nanjing: SPIE, 2023: 127051R.
- 18 Bi W L, Hosny A, Schabath M B, *et al.* Artificial intelligence in cancer imaging: clinical challenges and applications. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(2): 127-157.
- 19 Aerts H J W L, Velazquez E R, Leijenaar R T H, *et al.* Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. *Nat Commun*, 2014, 5: 4644.
- 20 Chen M, Copley S J, Viola P, *et al.* Radiomics and artificial intelligence for precision medicine in lung cancer treatment. *Semin Cancer Biol*, 2023, 93: 97-113.
- 21 Aberle D R, Adams A M, Berg C D, *et al.* Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. *N Engl J Med*, 2011, 365(5): 395-409.
- 22 Becker N, Motsch E, Trotter A, *et al.* Lung cancer mortality reduction by LDCT screening-Results from the randomized German LUSI trial. *Int J Cancer*, 2020, 146(6): 1503-1513.
- 23 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. *N Engl J Med*, 2020, 382(6): 503-513.
- 24 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. *Lancet Respir Med*, 2022, 10(4): 378-391.
- 25 Tunalı I, Gillies R J, Schabath M B. Application of radiomics and AI for lung cancer precision medicine. *Cold Spring Harb Perspect Med*, 2021, 11(8): a039537.
- 26 Shao J, Wang G, Yi L, *et al.* Deep learning empowers lung cancer screening based on mobile low-dose computed tomography in resource-constrained sites. *Front Biosci (Landmark Ed)*, 2022, 27(7): 212.
- 27 Wu J, Li R, Zhang H, *et al.* Screening for lung cancer using thin-slice low-dose computed tomography in southwestern China: a population-based real-world study. *Thorac Cancer*, 2024, 15(19): 1522-1532.
- 28 Bach P B, Mirkin J N, Oliver T K, *et al.* Benefits and harms of CT screening for lung cancer: a systematic review. *JAMA*, 2012, 307(22): 2418-2429.
- 29 Zhu F, Yang C, Zou J, *et al.* The classification of benign and malignant lung nodules based on CT radiomics: a systematic review, quality score assessment, and meta-analysis. *Acta Radiol*, 2023, 64(12): 3074-3084.
- 30 Lin R, Zheng Y, Lv F, *et al.* A combined non-enhanced CT radiomics and clinical variable machine learning model for differentiating benign and malignant sub-centimeter pulmonary solid nodules. *Med Phys*, 2023, 50(5): 2835-2843.
- 31 Warkentin M T, Al-Sawaihey H, Lam S, *et al.* Radiomics analysis to predict pulmonary nodule malignancy using machine learning approaches. *Thorax*, 2024, 79(4): 307-315.
- 32 Deng H, Zhang J, Li J, *et al.* Clinical features and radiological characteristics of pulmonary cryptococcosis. *J Int Med Res*, 2018, 46(7): 2687-2695.
- 33 Qu Y, Liu G, Ghimire P, *et al.* Primary pulmonary cryptococcosis: evaluation of CT characteristics in 26 immunocompetent Chinese patients. *Acta Radiol*, 2012, 53(6): 668-674.
- 34 Hu B, Xia W, Piao S, *et al.* A CT-based radiomics integrated model for discriminating pulmonary cryptococcosis granuloma from lung adenocarcinoma-a diagnostic test. *Transl Lung Cancer Res*, 2023, 12(8): 1790-1801.
- 35 Li S, Zhang G, Yin Y, *et al.* One deep learning local-global model based on CT imaging to differentiate between nodular cryptococcosis and lung cancer which are hard to be diagnosed. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 94: 102009.
- 36 Larue R T H M, van Timmeren J E, de Jong E E C, *et al.* Influence of gray level discretization on radiomic feature stability for different CT scanners, tube currents and slice thicknesses: a comprehensive phantom study. *Acta Oncol*, 2017, 56(11): 1544-1553.
- 37 Garau N, Paganelli C, Summers P, *et al.* External validation of radiomics-based predictive models in low-dose CT screening for early lung cancer diagnosis. *Med Phys*, 2020, 47(9): 4125-4136.
- 38 Grosu H B, Manzanera A, Shivakumar S, *et al.* Survival disparities following surgery among patients with different histological types of non-small cell lung cancer. *Lung Cancer*, 2020, 140: 55-58.
- 39 Pei G, Wang D, Sun K, *et al.* Deep learning-enhanced radiomics for histologic classification and grade stratification of stage IA lung adenocarcinoma: a multicenter study. *Front Oncol*, 2023, 13: 1224455.
- 40 Choi W, Liu C J, Alam S R, *et al.* Preoperative 18F-FDG PET/CT and CT radiomics for identifying aggressive histopathological subtypes in early stage lung adenocarcinoma. *Comput Struct Biotechnol J*, 2023, 21: 5601-5608.
- 41 Yotsukura M, Asamura H, Motoi N, *et al.* Long-term prognosis of patients with resected adenocarcinoma in situ and minimally invasive adenocarcinoma of the lung. *J Thorac Oncol*, 2021, 16(8): 1312-1320.
- 42 Ito M, Miyata Y, Kushitani K, *et al.* Pathological high malignant grade is higher risk of recurrence in pN0M0 invasive lung adenocarcinoma, even with small invasive size. *Thorac Cancer*, 2021, 12(23): 3141-3149.

- 43 Wu F, Tian S P, Jin X, *et al.* CT and histopathologic characteristics of lung adenocarcinoma with pure ground-glass nodules 10 mm or less in diameter. *Eur Radiol*, 2017, 27(10): 4037-4043.
- 44 Kodama K, Higashiyama M, Yokouchi H, *et al.* Natural history of pure ground-glass opacity after long-term follow-up of more than 2 years. *Ann Thorac Surg*, 2002, 73(2): 386-393.
- 45 Eguchi T, Kondo R, Kawakami S, *et al.* Computed tomography attenuation predicts the growth of pure ground-glass nodules. *Lung Cancer*, 2014, 84(3): 242-247.
- 46 Yang Y, Li K, Sun D, *et al.* Invasive pulmonary adenocarcinomas versus preinvasive lesions appearing as pure ground-glass nodules: differentiation using enhanced dual-source dual-energy CT. *AJR Am J Roentgenol*, 2019, 213(3): 114-122.
- 47 杨延涛, 王维, 杨逸辰, 等. CT定量和定性特征联合预测肺磨玻璃结节浸润程度555例的回顾性队列研究. *中国胸心血管外科临床杂志*, 2024, 31(1): 51-58.
- 48 Feng H, Shi G, Xu Q, *et al.* Radiomics-based analysis of CT imaging for the preoperative prediction of invasiveness in pure ground-glass nodule lung adenocarcinomas. *Insights Imaging*, 2023, 14(1): 24.
- 49 Pan Z, Hu G, Zhu Z, *et al.* Predicting invasiveness of lung adenocarcinoma at chest CT with deep learning ternary classification models. *Radiology*, 2024, 311(1): e232057.
- 50 Han Y B, Kim H, Mino-Kenudson M, *et al.* Tumor spread through air spaces (STAS): prognostic significance of grading in non-small cell lung cancer. *Mod Pathol*, 2021, 34(3): 549-561.
- 51 Feng Y, Ding H, Huang X, *et al.* Deep learning-based detection and semi-quantitative model for spread through air spaces (STAS) in lung adenocarcinoma. *NPJ Precis Oncol*, 2024, 8(1): 173.
- 52 Xu J, Liu L, Ji Y, *et al.* Enhanced CT-based intratumoral and peritumoral radiomics nomograms predict high-grade patterns of invasive lung adenocarcinoma. *Acad Radiol*, 2025, 32(1): 482-492.
- 53 Altorki N, Wang X, Kozono D, *et al.* Lobar or sublobar resection for peripheral stage IA non-small-cell lung cancer. *N Engl J Med*, 2023, 388(6): 489-498.
- 54 Mahvi D A, Liu R, Grinstaff M W, *et al.* Local cancer recurrence: the realities, challenges, and opportunities for new therapies. *CA Cancer J Clin*, 2018, 68(6): 488-505.
- 55 Chen K, Yang A, Carbone D P, *et al.* Spatiotemporal genomic analysis reveals distinct molecular features in recurrent stage I non-small cell lung cancers. *Cell Rep*, 2022, 40(2): 111047.
- 56 Khorrami M, Bera K, Leo P, *et al.* Stable and discriminating radiomic predictor of recurrence in early stage non-small cell lung cancer: Multi-site study. *Lung Cancer*, 2020, 142: 90-97.
- 57 Shimada Y, Kudo Y, Maehara S, *et al.* Radiomics with artificial intelligence for the prediction of early recurrence in patients with clinical stage IA lung cancer. *Ann Surg Oncol*, 2022, 29(13): 8185-8193.
- 58 Mattonen S A, Davidzon G A, Bakr S, *et al.* [18F] FDG positron emission tomography (PET) tumor and penumbra imaging features predict recurrence in non-small cell lung cancer. *Tomography*, 2019, 5(1): 145-153.
- 59 Bove S, Fanizzi A, Fadda F, *et al.* A CT-based transfer learning approach to predict NSCLC recurrence: The added-value of peritumoral region. *PLoS One*, 2023, 18(5): e0285188.
- 60 Vaidya P, Bera K, Gupta A, *et al.* CT derived radiomic score for predicting the added benefit of adjuvant chemotherapy following surgery in Stage I, II resectable Non-Small Cell Lung Cancer: a retrospective multi-cohort study for outcome prediction. *Lancet Digit Health*, 2020, 2(3): 116-128.
- 61 Kratz J R, He J, Van Den Eeden S K, *et al.* A practical molecular assay to predict survival in resected non-squamous, non-small-cell lung cancer: development and international validation studies. *Lancet*, 2012, 379(9818): 823-832.
- 62 Zhu C Q, Ding K, Strumpf D, *et al.* Prognostic and predictive gene signature for adjuvant chemotherapy in resected non-small-cell lung cancer. *J Clin Oncol*, 2010, 28(29): 4417-4424.
- 63 Borgli H, Thambawita V, Smedsrud P H, *et al.* HyperKvasir, a comprehensive multi-class image and video dataset for gastrointestinal endoscopy. *Sci Data*, 2020, 7(1): 283.
- 64 Kocak B, Baessler B, Bakas S, *et al.* CheckList for Evaluation of Radiomics research (CLEAR): a step-by-step reporting guideline for authors and reviewers endorsed by ESR and EuSoMII. *Insights Imaging*, 2023, 14(1): 75.
- 65 Price W, Nicholson I. Black-box medicine. *Harv JL & Tech*, 2014, 28(2): 419-461.

收稿日期: 2024-05-25 修回日期: 2025-06-30

本文编辑: 李蓓兰