

基于人工智能的影像组学及深度学习在非小细胞肺癌治疗中的应用进展

秦文恒^{1*}, 崔元元², 刘慧君^{1#}

¹济宁医学院附属医院影像科, 山东 济宁

²济宁市第一人民医院康复科, 山东 济宁

收稿日期: 2026年6月9日; 录用日期: 2026年7月3日; 发布日期: 2026年7月9日

摘要

肺癌为我国发病率、死亡率极高的恶性肿瘤,而非小细胞肺癌(NSCLC)占比较高且预后差异显著。传统疗效评估依赖肿瘤形态学与临床指标的变化,难以反映肿瘤异质性及早期生物学改变。人工智能驱动的影像组学与深度学习可无创提取影像定量特征,挖掘肿瘤深层信息,在NSCLC诊疗中展现重要价值。本文系统综述其在手术、放疗、化疗、靶向治疗、免疫治疗中的应用进展,重点阐述术前风险分层、放疗预后与不良反应预测、化疗敏感性评估、驱动基因突变预测、免疫治疗获益人群筛选及不良反应预警等核心方向。未来随着多中心验证、标准化流程与多学科融合推进,该技术将进一步推动NSCLC精准诊疗与个体化治疗落地。

关键词

非小细胞肺癌, 人工智能, 影像组学, 深度学习, 疗效评估

Application Progress of Artificial Intelligence-Based Radiomics and Deep Learning in the Treatment of Non-Small Cell Lung Cancer

Wenheng Qin^{1*}, Yuanyuan Cui², Huijun Liu^{1#}

¹Department of Imaging, Affiliated Hospital of Jining Medical University, Jining Shandong

²Rehabilitation Department, The First People's Hospital of Jining City, Jining Shandong

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 秦文恒, 崔元元, 刘慧君. 基于人工智能的影像组学及深度学习在非小细胞肺癌治疗中的应用进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(7): 694-702. DOI: 10.12677/acm.2026.1672576

Received: June 9, 2026; accepted: July 3, 2026; published: July 9, 2026

Abstract

Lung cancer is one of the most malignant tumors with extremely high morbidity and mortality in China. Non-small cell lung cancer (NSCLC) constitutes the majority of lung cancer cases and presents remarkable prognostic heterogeneity. Traditional therapeutic efficacy evaluation mainly depends on morphological changes of tumors and clinical indicators, which fails to fully reflect tumor heterogeneity and early biological alterations. Artificial intelligence-based radiomics and deep learning enable non-invasive extraction of quantitative imaging features and in-depth mining of tumor information, exhibiting significant value in the diagnosis and treatment of NSCLC. This article systematically reviews the research progress of these technologies in surgery, radiotherapy, chemotherapy, targeted therapy and immunotherapy for NSCLC, focusing on core applications including pre-operative risk stratification, prediction of radiotherapy prognosis and adverse reactions, evaluation of chemosensitivity, prediction of driver gene mutations, identification of immunotherapy beneficiaries and early warning of adverse events. In the future, with the implementation of multi-center validation, standardized workflows and multidisciplinary integration, these approaches will further promote the development of precise diagnosis and individualized treatment of NSCLC.

Keywords

Non-Small Cell Lung Cancer, Artificial Intelligence, Radiomics, Deep Learning, Therapeutic Effect Evaluation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

目前,肺癌仍是我国发病率及死亡率极高的肿瘤之一,而非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)是肺癌中最常见的病理类型,也是导致肿瘤相关死亡的主要原因之一[1]。疗效评估在 NSCLC 的临床诊疗过程中具有关键作用,其结果直接影响治疗方案调整、预后判断及个体化治疗策略的制定。传统疗效评估方法主要依赖影像形态学变化[实体瘤疗效评价标准(RECIST 1.1)]和临床指标,评估结果往往不够客观,且存在一定局限性,难以全面反映肿瘤内部异质性及治疗早期的生物学变化[2]。

随着人工智能技术的快速发展,影像组学和深度学习为 NSCLC 疗效评估提供了新的研究思路和技术手段。影像组学通过从常规医学影像图像中高通量提取定量特征[3],将影像转化为可分析的数字化数据,能够揭示肿瘤在形态、纹理和空间分布等方面的潜在特征,为疗效预测和预后评估提供影像学客观性证据。深度学习依托多层神经网络结构[4],能够自动学习影像中的高阶特征,减少人工特征设计带来的主观性,在复杂模式识别和预测任务中展现出更高的准确性和鲁棒性。由于医学研究样本数据量较大,研究表明深度学习提取的特征较人工更为有效[5]。本文系统综述基于人工智能的影像组学及深度学习在 NSCLC 各类治疗方式中的研究进展,分析基于影像的疗效预测模型、预后评估方法及风险分层策略的发展现状。

2. 影像组学及深度学习在治疗中的应用

2.1. 在手术治疗中的应用

中国临床肿瘤学会(Chinese Society of Clinical Oncology, CSCO)指南指出[6], 对于早期 NSCLC, 手术切除是最有效的标准治疗方案, 准确的术前评估(包括肿瘤分化程度、组织学类型、淋巴管血管侵犯、瘤周浸润等), 对手术方式选择、术后疗效、预后及转移风险均有显著影响[7]。目前传统影像学检查难以满足临床术前评估要求, 需依赖穿刺活检组织进行病理学分析, 属于有创操作且存在并发症风险, 难以满足术前无创的精准评估需求。影像组学与深度学习技术可无创提取肿瘤高通量影像特征, 挖掘影像学与病理表型、预后的内在关联, 为早期 NSCLC 术前风险分层提供新策略。

在肿瘤分化程度评估方面, Chen 等[8]纳入 487 例病理确诊的 NSCLC 患者, 基于术前增强 CT 图像提取特征并构建影像组学模型, 结果显示可有效区分 NSCLC 高、低分化状态, 训练集与验证集曲线下面积(AUC)分别达 0.763、0.782。Yang 等[9]的研究旨在评估基于 CT 的影像组学标签鉴别浸润性与非浸润性肺腺癌的分类效能, 其回顾性纳入 192 例经病理确诊的肺腺癌患者, 从术前胸部平扫 CT 图像中提取影像组学特征并构建包含 14 个特征的影像组学标签, 通过内部交叉验证及 ROC 曲线分析其预测与诊断效能。结果显示, 该标签对二者具有良好区分能力, 训练集 AUC 为 0.83, 验证集 AUC 为 0.77, 准确率均为 0.82。而与传统 TNM 分期相比, Akinci D'Antonoli 等[10]研究表明, 影像组学特征预测 NSCLC 术后疗效的效能更优, 该研究通过勾画肿瘤实质及瘤周(2 mm 内)肺实质图像, 运用组学软件提取 94 个影像特征用于构建预测模型, 结果显示影像特征在总体复发率、局部复发及远处转移的预测效能优于 TNM 分期。Ahn 等[11]研究结果与之基本一致, 表明基于随机森林的组学模型预测 NSCLC 术后复发风险优于 TNM 分期。Huang 等[12]纳入 182 例 IA 期 NSCLC 患者, 提取术前低剂量 CT 影像特征与术后病理组织学特征, 通过整合深度学习评估模型(IDLE)预测肿瘤复发或进展风险。结果显示, IDLE 评分预测复发的 AUC 达 0.817 ± 0.037 , 显著优于仅用 TNM 分期(0.561 ± 0.042)和肿瘤分级(0.573 ± 0.044)的预测结果, 所以深度学习融合术前 CT 与术后病理信息, 可显著优化 IA 期非小细胞肺癌的术前风险分层。Cong 等[13]基于 CT 静脉期增强影像联合临床指标构建的影像组学-临床联合模型, 可以预测 IA 期 NSCLC 淋巴结转移情况(AUC = 0.911); Zhang 等[14]的研究结论基本一致, 140 例 NSCLC 患者的影像特征联合临床特征构建的融合模型, 对术前淋巴结转移的预测效果良好(AUC = 0.88), 可有效避免淋巴结阴性患者的过度治疗。

综上, CT 影像组学及深度学习在评估术前早期 NSCLC 肿瘤分化程度、侵袭性、复发风险及淋巴结转移方面均展现出优异的预测效能, 可弥补传统检查与 TNM 分期的不足。

2.2. 在放疗中的应用

立体定向放疗(stereotactic body radiotherapy, SBRT)是无法手术或不耐受手术的早期 NSCLC 患者的标准治疗方案, 疗效与手术相当。Yang 等[15]的研究旨在准确评估早期 NSCLC 患者 SBRT 后的疾病进展, 该研究基于 96 例治疗前 CT 影像组学特征与临床因素构建临床、影像组学及联合预测模型, 其中影像组学模型与联合模型均具有良好预测效能且无显著差异(两种模型训练集和验证集 AUC 分别为 0.88、0.88 和 0.80、0.81), 且均优于单纯临床模型; 其中瘤周放射性肺损伤类型是疾病进展的唯一独立临床危险因素, 可为个体化随访和治疗提供参考。有研究表明[16], SBRT 局部控制率可达 85%~98%, 3 年总生存率为 48%~65%, 但患者局部复发与远处转移的风险仍不容忽视。相关研究显示[17], 5%~15%的早期 NSCLC 患者经 SBRT 治疗后会出现局部复发, 20%~25%的患者会出现远处转移。Jiao 等[18]纳入 421 例接受 SBRT 的早期 NSCLC 患者, 联合临床有效指标构建基于卷积神经网络的深度学习(DL)影像组学模

型,并结合循环肿瘤细胞(circulating tumor cell, CTC)计数预测肿瘤复发风险。DL 预测模型 C 指数为 0.88,与单纯图像数据模型(C 指数 0.849)、单纯临床数据模型(C 指数 0.705)相比,差异具有统计学意义;后续通过 DL 模型风险评分与 CTC 检测结果联合,可对患者复发风险进行有效分层。PET-CT 在预测肿瘤复发风险方面同样具有较好的研究成果[19], Lucia 等[20]收集两个中心共 527 例接受 SBRT 治疗的早期 NSCLC 患者的 PET/CT 和 CT 影像资料构建模型,用于预测治疗后区域和/或远处复发, C 指数达 0.70~0.78; Dissaux 等[21]构建的 PET/CT 影像组学模型预测放疗后局部复发效果显著(AUC = 0.905)。但并非所有研究结果均一致, Kakino [22]等研究显示,临床模型、影像组学模型及联合模型对局部复发的预测价值有限(AUC 分别为 0.57、0.55、0.61),对远处转移的预测效能略高(AUC 分别为 0.59、0.67、0.68)。

放射性肺损伤(radiation-induced lung injury, RILI)是 NSCLC 患者放疗后最常见的并发症之一,不仅会严重影响患者的后续治疗,还会显著降低患者的生存质量[23]。Bousabarah 等[24]纳入 110 例原发、无法手术且接受 SBRT 治疗的 I/IIA 期 NSCLC 患者,基于影像组学特征及临床/剂量学变量构建模型,用于预测局部肺纤维化(LF)、局部肿瘤控制(LC)、无病生存期(DFS)及总生存期(OS)。结果显示,联合模型预测局部肺纤维化事件的效能良好(训练集 C 指数 0.71~0.79,测试集 C 指数 0.59~0.66)。Liang 等[25]采用三维卷积神经网络(3DCNN)基于剂量分布构建放射性肺炎预测模型(AUC 为 0.842),效能优于传统的 3 种多因素逻辑回归模型(LR) (0.676、0.744、0.782),并通过导向型梯度加权类激活映射(Grad-CAM)定位与 ≥ 2 级及 < 2 级放射性肺炎高度相关的剂量分布区域。以上研究表明,放疗前影像组学特征可预测放射性肺损伤的发生,有助于优化放疗剂量,推动个体化治疗策略的实施。

2.3. 在化疗中的应用

NSCLC 具有高度肿瘤异质性与复杂性,化疗仍是应用最广泛的一线治疗方式,也是晚期 NSCLC 患者的重要治疗手段。但并非所有患者均对化疗敏感,同一临床分期的患者化疗疗效也存在明显差异,因此治疗前精准识别患者的化疗敏感性,可帮助临床优化治疗决策。Khorrami 等[26]回顾性纳入 125 例接受培美曲塞联合铂类双药化疗的 NSCLC 患者,基于平扫 CT 图像的瘤内及瘤周区域提取影像组学特征并构建模型,研究证实该预测模型可有效评估化疗疗效(训练集与测试集 AUC 分别为 0.82、0.77)。Chang 等[27]回顾性纳入 280 例接受一线化疗的 NSCLC 患者,基于化疗前 CT 图像提取 1629 个影像特征,选用 3 种不同机器学习分类器(支持向量机、随机森林、逻辑回归)构建预测模型。研究显示,随机森林模型的预测效能最优(AUC = 0.941),可对 NSCLC 患者进行化疗疗效敏感性风险分层,为优化治疗方案提供依据。随后 Chang [28]扩大样本量并纳入多中心数据,基于深度多示例学习(deep multiple instance learning, DMIL)构建模型预测 NSCLC 化疗疗效;该研究比较了特征提取模块中的 5 种骨架网络和 3 种池化方法,结果显示采用预训练 VGG16 骨架网络 + 注意力机制池化的深度多示例学习模型表现最优,准确度为 0.883, AUC 为 0.982。Chang 等[29]进一步深入研究,将一线单纯化疗的 NSCLC 患者数量扩大至 485 例,并创新性提出球壳区域概念,即将肿瘤划分为瘤内及瘤周不同半径(0~3、3~6、6~9、9~12、12~15 mm)的区域,分别提取影像组学及深度学习特征,基于各区域特征分别建立区域预测模型及融合预测模型。结果显示,最优模型在两个验证集的 AUC 分别为 0.91 和 0.89。

PET-CT 可通过 SUV 值变化从细胞微观层面反映肿瘤葡萄糖代谢变化,为临床医师判断化疗疗效提供客观依据。deJong 等[30]研究表明,预测 NSCLC 化疗后的早期反应, PET 代谢参数优于 CT 影像特征。但 de Geus-Oei 等[31]研究发现, SUVmax 值评估 NSCLC 化疗疗效的变异性较大,原因可能是 SUVmax 值的选取不符合 FDG 的分布特征; SUVmax 测量多为单点估计,无法从宏观层面反映肿瘤代谢情况,而结合影像组学可更好发挥 PET-CT 的优势,及时准确反映治疗疗效。Buizza 等[32]纳入 30 例接受序贯或同步放化疗的 NSCLC 患者,基于治疗前及治疗开始后 3 周内的两次 PET-CT 图像构建 PET 影像组学模

型, 预测早期肿瘤反应(AUC=0.98、0.93), 可有效区分放化疗早期敏感与不敏感的 NSCLC 患者。目前, 国内外关于 PET/CT 影像组学用于 NSCLC 疗效预测的研究仍较为匮乏, 核心原因是影像组学研究对样本量要求较高, 而单中心 PET/CT 影像组学数据常存在样本量有限、代表性不足等问题, 难以满足研究的统计学效能需求, 相关研究仍需开展多中心、大样本的探索与验证。

2.4. 在靶向治疗中的应用

靶向治疗是针对 NSCLC 驱动基因的精准治疗方式, 具有高特异性、低毒性的优势, 且是晚期携带驱动基因突变 NSCLC 患者的一线治疗选择。治疗前精准预测靶点突变状态、治疗中及时评估疗效及耐药性, 是提升靶向治疗获益的关键。

在驱动基因突变预测方面, 深度学习及影像组学模型可有效识别 EGFR、ALK 等常见靶点的突变状态, 弥补传统基因检测有创、耗时的不足[33]。Le 等[34]纳入 The Cancer Imaging Archive (TCIA)数据库中的 161 例 NSCLC 患者, 基于低剂量 CT 图像提取 851 个影像学特征并将其划分为 9 大类, 针对患者表皮生长因子受体(epidermal growth factor receptor, EGFR)和鼠类肉瘤病毒癌基因(Kirsten rat sarcoma viral oncogene homolog, KRAS)突变情况构建预测模型。研究显示, 遗传算法结合 XGBoost 分类器的模型对二者的预测效能最优(AUC 分别为 0.836 和 0.860)。Agüloğlu 等[35]基于 PET/CT 组学特征与临床数据构建的联合模型, 对 EGFR 基因突变及 ALK 重排也具有较高预测效能(AUC 分别为 0.751、0.682)。Mu 等[36]的研究也证实了这一结论, 基于 ^{18}F -FDG PET/CT 深度学习影像组学模型预测 EGFR 突变状态(野生型和突变型)效果良好, 训练组、内部验证组和外部测试组 AUC 分别为 0.86、0.83 和 0.81; 结合临床数据建立的联合模型进一步提升了预测准确性(AUC 分别为 0.88、0.88 和 0.84)。相关研究显示[37], 瘤周影像组学特征具有可靠的稳定性与可重复性。Yamazaki 等[38]研究表明, 联合瘤内与瘤周影像组学特征预测肺腺癌 EGFR 突变的效能显著优于单纯瘤内特征(AUC: 0.687 vs 0.630, $P < 0.001$), 提示纳入瘤周信息可提升 EGFR 突变的预测效能。EGFR 突变在中国 NSCLC 人群中发生率较高[39], 因此预测 EGFR 突变 NSCLC 患者的治疗疗效显得尤为重要。张成孟等[40]回顾性收集 122 例 EGFR 突变阳性 NSCLC 患者资料, 分析 CT 影像组学联合细胞角蛋白 19 片段在 EGFR-TKIs 治疗疗效预测中的应用价值。研究发现, 联合模型在训练集与验证集的预测效能(AUC 分别为 0.836、0.837)均优于单一临床模型(AUC 分别为 0.686、0.666)及影像组学模型(AUC 分别为 0.800、0.774)。Yang 等[41]回顾性纳入 322 例接受一线化疗、靶向治疗或联合治疗的 NSCLC 患者, 基于治疗前 CT 图像提取 1946 个影像组学特征, 并从高排名特征中筛选出独立预测(IP)特征(AUC>0.6, $P < 0.05$), 构建基于随机森林分类器的模型。该模型对一线化疗、靶向治疗或联合治疗的疗效具有较高预测效能(AUC = 0.709), 优于普通临床特征构建的预测模型(AUC = 0.526)。

2.5. 在免疫治疗中的应用

免疫检查点抑制剂(immune checkpoint inhibitors, ICIs)为晚期 NSCLC 患者带来长期生存获益, 但其疗效个体差异显著, 仅约 20%~30%的患者能从中持续获益[42], 且免疫相关不良事件(immune related adverse event, irAE)会影响治疗安全性。因此, 治疗前精准筛选优势人群、治疗中动态评估疗效、及时预警 irAEs, 是免疫治疗临床应用的核心问题。影像组学与深度学习可从医学影像中挖掘与肿瘤免疫微环境、免疫治疗反应相关的影像学特征, 为免疫治疗个体化实施提供重要支撑。

PD-L1 表达是 NSCLC 患者接受免疫检查点抑制剂治疗的重要生物标志物, 现行 PD-L1 检测以活检为主要手段, 小体积标本难以反映肿瘤微环境的整体情况, 诊断准确性欠佳。Yoon 等[43]回顾性纳入 153 例 IIIA 期以上的晚期肺腺癌患者, 基于治疗前 CT 图像提取组学特征并结合临床数据构建联合预测模型, 结果显示该模型可无创预测晚期肺腺癌患者 PD-L1 表达水平(一致性指数为 0.646)。田琪等[44]研究也证

实了这一结论, 基于 143 例 NSCLC 患者的 CT 图像提取、筛选影像特征并建模, 联合临床因素构建列线图, 结果显示 CT 影像组学列线图预测 PD-L1 表达的效能优异($AUC = 0.92$)。Li 等[45]基于 NSCLC 患者治疗前 PET/CT 图像提取影像组学特征, 经单因素分析发现, PD-L1 表达与影像组学标签、组织学类型、Ki67、SUVmax、MTV 及 TLG 均存在显著相关性(均 $P < 0.05$); 基于影像组学标签联合临床病理特征构建的预测模型, 对 PD-L1 表达水平 $>1\%$ 和 $>50\%$ 的预测 AUC 分别可达 0.762 与 0.814。Coroller 等[46]回顾性纳入 327 例肿瘤突变负荷(Tumor mutation burden, TMB)患者, 将其随机分为训练组(236 例)、验证组(26 例)及试验组(65 例), 基于 CT 图像提取 1020 个影像组学特征构建 TMB 放射学生物标志物, 该无创标志物可有效区分高、低 TMB 状态($AUC = 0.85$)。

尽管临床已制定免疫特异性疗效评价标准(immune-related response evaluation criteria in solid tumors, iRECIST), 但该标准仍采用单径测量, 仅能反映肿瘤体积改变; 而免疫治疗存在延迟反应、分离缓解、假性进展及超进展等特殊反应模式, 易导致影像评估与病理结果不一致[47]。且 PET/CT 中肿瘤细胞与免疫细胞均可高摄取 ^{18}F -FDG, 传统代谢参数亦无法有效区分二者。Trebeschi 等[48]纳入 203 例接受抗 PD-1 治疗的晚期黑色素瘤(80 例)及 NSCLC (123 例)患者, 基于 1055 个原发及转移病灶的治疗前增强 CT 图像提取特征, 构建模型区分病灶对免疫治疗的反应性。该模型在 NSCLC 病灶中预测效能显著($AUC = 0.83$), 在患者个体层面的预测效能也较为良好($AUC = 0.76$)。Mu 等[49]纳入 194 例经组织学确诊的 IIIB~IV 期 NSCLC 患者, 从治疗前的 PET、CT 及 PET+CT 融合图像中提取影像组学特征, 基于组学特征构建的模型可较好预测 ICIs 治疗后的持久临床获益(durable clinical benefit, DCB) (AUC 可达 0.81~0.86)。Yang 等[50]纳入 200 例接受抗 PD-1/PD-L1 单药治疗的晚期 NSCLC 患者, 开发简易时序注意力(SimTA)模块用于处理非同步时序影像及实验室数据, 基于时序影像组学、实验室数据及基线临床资料等多维信息, 构建并验证用于区分免疫治疗应答者与无应答者的深度学习模型。结果显示, 基于深度学习构建的 90 天预测模型区分应答者与无应答者的效果良好($AUC = 0.80$)。

irAEs 可累及全身多个器官, 早期发现并干预能显著降低其严重程度。而影像组学及深度学习在 irAEs 预警方面展现出潜在应用价值。Mu 等[51]纳入 146 例病理证实的 IIIB~IV 期 NSCLC 患者, 其中 21 例出现免疫相关不良事件。该研究从免疫治疗前的 PET、CT 及 PET/CT 融合图像中提取影像组学特征并构建影像组学评分(RS), 其在训练集、测试集及验证集中预测免疫相关不良事件的 AUC 分别为 0.88、0.90 及 0.86; 将 RS 结合治疗方案与用药剂量构建联合预测模型, 预测效能进一步提升, AUC 分别提升至 0.92、0.92 及 0.88, 且高 RS 是 irAE 的独立危险因素。以上研究体现了影像组学在预测 irAE 中的应用价值, 可指导临床在免疫治疗启动前优化个体化治疗方案。

3. 小结与展望

人工智能结合影像组学、深度学习技术, 有效弥补了传统形态学评估的短板, 在非小细胞肺癌各治疗环节展现出良好应用潜力, 但目前其临床转化与落地仍存在诸多限制: 现有研究多为单中心回顾性分析, 模型的临床通用性及转化能力受限; 影像采集、特征提取、算法构建缺乏统一标准, 研究结果可重复性差; 多数预测模型可解释性较弱, 影像特征与肿瘤生物学行为的关联机制尚不明确; 同时 MRI、PET-CT 等多模态影像组学研究受样本量限制, 进展相对缓慢。对此, 可依托“动态影像组学-多组学融合模型”, 建立非小细胞肺癌全流程精细化管理体系。首先规范多模态影像采集、病灶标注流程, 整合影像、基因、病理、临床信息, 搭建标准化的多中心数据库; 其次针对术前评估、放化疗、靶向免疫治疗、术后随访等各个阶段, 利用时序影像打造动态预测模型, 实现疗效判断、复发预警和不良反应监测; 同时运用可视化技术优化模型, 解读影像特征与肿瘤生物学特征的对对应关系; 最后通过多中心分层验证不断优化模型, 并开发适配临床工作的简易工具, 推动技术落地。该模型目前仍有待进一步完善, 也是后续研

究的主要着力点。

基金项目

济宁市重点研发计划项目(2023YXNS082)、济宁医学院附属医院“苗圃”科研计划项目(MP-ZD-2020-003)。

参考文献

- [1] Siegel, R.L., Giaquinto, A.N. and Jemal, A. (2024) Cancer Statistics, 2024. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 12-49. <https://doi.org/10.3322/caac.21820>
- [2] Schwartz, L.H., Seymour, L., Litière, S., Ford, R., Gwyther, S., Mandrekar, S., *et al.* (2016) RECIST 1.1—Standardisation and Disease-Specific Adaptations: Perspectives from the RECIST Working Group. *European Journal of Cancer*, **62**, 138-145. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2016.03.082>
- [3] Guiot, J., Vaidyanathan, A., Deprez, L., Zerka, F., Danthine, D., Frix, A., *et al.* (2022) A Review in Radiomics: Making Personalized Medicine a Reality via Routine Imaging. *Medicinal Research Reviews*, **42**, 426-440. <https://doi.org/10.1002/med.21846>
- [4] Doppalapudi, S., Qiu, R.G. and Badr, Y. (2021) Lung Cancer Survival Period Prediction and Understanding: Deep Learning Approaches. *International Journal of Medical Informatics*, **148**, Article ID: 104371. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2020.104371>
- [5] Arimura, H., Soufi, M., Kamezawa, H., Ninomiya, K. and Yamada, M. (2019) Radiomics with Artificial Intelligence for Precision Medicine in Radiation Therapy. *Journal of Radiation Research*, **60**, 150-157. <https://doi.org/10.1093/jrr/rry077>
- [6] 中国临床肿瘤学会指南工作委员会, 编撰. 中国临床肿瘤学会(CSCO)非小细胞肺癌诊疗指南-2025[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2025.
- [7] Park, Y., Park, E.S., Kim, S.B., Kim, S.C., Sohn, B.H., Chu, I., *et al.* (2012) Development and Validation of a Prognostic Gene-Expression Signature for Lung Adenocarcinoma. *PLOS ONE*, **7**, e44225. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0044225>
- [8] Chen, X., Fang, M., Dong, D., Wei, X., Liu, L., Xu, X., *et al.* (2018) A Radiomics Signature in Preoperative Predicting Degree of Tumor Differentiation in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer. *Academic Radiology*, **25**, 1548-1555. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.02.019>
- [9] Yang, B., Guo, L., Lu, G., Shan, W., Duan, L. and Duan, S. (2019) Radiomic Signature: A Non-Invasive Biomarker for Discriminating Invasive and Non-Invasive Cases of Lung Adenocarcinoma. *Cancer Management and Research*, **11**, 7825-7834. <https://doi.org/10.2147/cmar.s217887>
- [10] Akinci D'Antonoli, T., Farchione, A., Lenkiewicz, J., Chiappetta, M., Cicchetti, G., Martino, A., *et al.* (2020) CT Radiomics Signature of Tumor and Peritumoral Lung Parenchyma to Predict Non-Small Cell Lung Cancer Postsurgical Recurrence Risk. *Academic Radiology*, **27**, 497-507. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2019.05.019>
- [11] Ahn, H.K., Lee, H., Kim, S.G. and Hyun, S.H. (2019) Pre-Treatment ¹⁸F-FDG Pet-Based Radiomics Predict Survival in Resected Non-Small Cell Lung Cancer. *Clinical Radiology*, **74**, 467-473. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.02.008>
- [12] Huang, P., Illei, P.B., Franklin, W., Wu, P., Forde, P.M., Ashrafinia, S., *et al.* (2022) Lung Cancer Recurrence Risk Prediction through Integrated Deep Learning Evaluation. *Cancers*, **14**, Article 4150. <https://doi.org/10.3390/cancers14174150>
- [13] Cong, M., Feng, H., Ren, J., Xu, Q., Cong, L., Hou, Z., *et al.* (2020) Development of a Predictive Radiomics Model for Lymph Node Metastases in Pre-Surgical CT-Based Stage IA Non-Small Cell Lung Cancer. *Lung Cancer*, **139**, 73-79. <https://doi.org/10.1016/j.lungcan.2019.11.003>
- [14] Zhang, H., Liao, M., Guo, Q., Chen, J., Wang, S., Liu, S., *et al.* (2023) Predicting N2 Lymph Node Metastasis in Presurgical Stage I-II Non-small Cell Lung Cancer Using Multiview Radiomics and Deep Learning Method. *Medical Physics*, **50**, 2049-2060. <https://doi.org/10.1002/mp.16177>
- [15] Yang, H., Wang, L., Shao, G., Dong, B., Wang, F., Wei, Y., *et al.* (2022) A Combined Predictive Model Based on Radiomics Features and Clinical Factors for Disease Progression in Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer Treated with Stereotactic Ablative Radiotherapy. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 967360. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.967360>
- [16] Chang, J.Y., Liu, H., Balter, P., Komaki, R., Liao, Z., Welsh, J., *et al.* (2012) Clinical Outcome and Predictors of Survival and Pneumonitis after Stereotactic Ablative Radiotherapy for Stage I Non-Small Cell Lung Cancer. *Radiation Oncology*, **7**, Article No. 152. <https://doi.org/10.1186/1748-717x-7-152>

- [17] Timmerman, R.D., Paulus, R., Pass, H.I., Gore, E.M., Edelman, M.J., Galvin, J., *et al.* (2018) Stereotactic Body Radiation Therapy for Operable Early-Stage Lung Cancer. *JAMA Oncology*, **4**, 1263-1266. <https://doi.org/10.1001/jamaoncol.2018.1251>
- [18] Jiao, Z., Li, H., Xiao, Y., Dorsey, J., Simone, C.B., Feigenberg, S., *et al.* (2022) Integration of Deep Learning Radiomics and Counts of Circulating Tumor Cells Improves Prediction of Outcomes of Early Stage NSCLC Patients Treated with Stereotactic Body Radiation Therapy. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, **112**, 1045-1054. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2021.11.006>
- [19] 盛玉杰, 王泽静, 冯长超. ¹⁸F-FDG PET/CT 显像在肺癌术前分期诊断及复发转移预测中的应用价值[J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2024, 22(3): 61-63.
- [20] Lucia, F., Louis, T., Cousin, F., Bourbonne, V., Visvikis, D., Mievis, C., *et al.* (2024) Multicentric Development and Evaluation of [¹⁸F]FDG PET/CT and CT Radiomic Models to Predict Regional and/or Distant Recurrence in Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer Treated by Stereotactic Body Radiation Therapy. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **51**, 1097-1108. <https://doi.org/10.1007/s00259-023-06510-y>
- [21] Dissaux, G., Visvikis, D., Da-ano, R., Pradier, O., Chajon, E., Barillot, I., *et al.* (2020) Pretreatment ¹⁸F-FDG PET/CT Radiomics Predict Local Recurrence in Patients Treated with Stereotactic Body Radiotherapy for Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer: A Multicentric Study. *Journal of Nuclear Medicine*, **61**, 814-820. <https://doi.org/10.2967/jnumed.119.228106>
- [22] Kakino, R., Nakamura, M., Mitsuyoshi, T., Shintani, T., Kokubo, M., Negoro, Y., *et al.* (2020) Application and Limitation of Radiomics Approach to Prognostic Prediction for Lung Stereotactic Body Radiotherapy Using Breath-Hold CT Images with Random Survival Forest: A Multi-institutional Study. *Medical Physics*, **47**, 4634-4643. <https://doi.org/10.1002/mp.14380>
- [23] 罗楠, 钱柳, 海丽且姆·艾力, 等. III 期非小细胞肺癌患者放疗所致放射性肺炎 CT 特点及识别[J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2025, 23(2): 74-76.
- [24] Bousabarah, K., Blanck, O., Temming, S., Wilhelm, M., Hoevels, M., Baus, W.W., *et al.* (2021) Radiomics for Prediction of Radiation-Induced Lung Injury and Oncologic Outcome after Robotic Stereotactic Body Radiotherapy of Lung Cancer: Results from Two Independent Institutions. *Radiation Oncology*, **16**, Article No. 74. <https://doi.org/10.1186/s13014-021-01805-6>
- [25] Liang, B., Tian, Y., Chen, X., Yan, H., Yan, L., Zhang, T., *et al.* (2020) Prediction of Radiation Pneumonitis with Dose Distribution: A Convolutional Neural Network (CNN) Based Model. *Frontiers in Oncology*, **9**, Article 1500. <https://doi.org/10.3389/fonc.2019.01500>
- [26] Khorrami, M., Khunger, M., Zagouras, A., Patil, P., Thawani, R., Bera, K., *et al.* (2019) Combination of Peri- and Intratumoral Radiomic Features on Baseline CT Scans Predicts Response to Chemotherapy in Lung Adenocarcinoma. *Radiology: Artificial Intelligence*, **1**, Article ID: 180012. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019180012>
- [27] Chang, R., Qi, S., Yue, Y., Zhang, X., Song, J. and Qian, W. (2021) Predictive Radiomic Models for the Chemotherapy Response in Non-Small-Cell Lung Cancer Based on Computerized-Tomography Images. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 646190. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.646190>
- [28] Chang, R., Qi, S., Wu, Y., Song, Q., Yue, Y., Zhang, X., *et al.* (2022) Deep Multiple Instance Learning for Predicting Chemotherapy Response in Non-Small Cell Lung Cancer Using Pretreatment CT Images. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 19829. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-24278-3>
- [29] Chang, R., Qi, S., Wu, Y., Yue, Y., Zhang, X., Guan, Y., *et al.* (2023) Deep Radiomic Model Based on the Sphere-Shell Partition for Predicting Treatment Response to Chemotherapy in Lung Cancer. *Translational Oncology*, **35**, Article ID: 101719. <https://doi.org/10.1016/j.tranon.2023.101719>
- [30] de Jong, E.E.C., van Elmpt, W., Leijenaar, R.T.H., Hoekstra, O.S., Groen, H.J.M., Smit, E.F., *et al.* (2017) [¹⁸F]FDG PET/CT-Based Response Assessment of Stage IV Non-Small Cell Lung Cancer Treated with Paclitaxel-Carboplatin-Bevacizumab with or without Nitroglycerin Patches. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **44**, 8-16. <https://doi.org/10.1007/s00259-016-3498-y>
- [31] de Geus-Oei, L.F., van der Heijden, H.F.M., Visser, E.P., Hermesen, R., van Hoorn, B.A., Timmer-Bonte, J.N.H., *et al.* (2007) Chemotherapy Response Evaluation with ¹⁸F-FDG PET in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer. *Journal of Nuclear Medicine*, **48**, 1592-1598. <https://doi.org/10.2967/jnumed.107.043414>
- [32] Buizza, G., Toma-Dasu, I., Lazzeroni, M., Paganelli, C., Riboldi, M., Chang, Y., *et al.* (2018) Early Tumor Response Prediction for Lung Cancer Patients Using Novel Longitudinal Pattern Features from Sequential PET/CT Image Scans. *Physica Medica*, **54**, 21-29. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2018.09.003>
- [33] Agazzi, G.M., Ravanelli, M., Roca, E., Medicina, D., Balzarini, P., Pessina, C., *et al.* (2021) CT Texture Analysis for Prediction of EGFR Mutational Status and ALK Rearrangement in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer. *La radiologia medica*, **126**, 786-794. <https://doi.org/10.1007/s11547-020-01323-7>

- [34] Le, N.Q.K., Kha, Q.H., Nguyen, V.H., Chen, Y., Cheng, S. and Chen, C. (2021) Machine Learning-Based Radiomics Signatures for EGFR and KRAS Mutations Prediction in Non-Small-Cell Lung Cancer. *International Journal of Molecular Sciences*, **22**, Article 9254. <https://doi.org/10.3390/ijms22179254>
- [35] Ağuloğlu, N., Aksu, A., Akyol, M., Katgi, N. and Doksöz, T.Ç. (2022) Importance of Pretreatment ^{18}F -FDG PET/CT Texture Analysis in Predicting EGFR and Alk Mutation in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer. *Nuklearmedizin—Nuclear Medicine*, **61**, 433-439. <https://doi.org/10.1055/a-1868-4918>
- [36] Mu, W., Jiang, L., Zhang, J., Shi, Y., Gray, J.E., Tunali, I., *et al.* (2020) Non-Invasive Decision Support for NSCLC Treatment Using PET/CT Radiomics. *Nature Communications*, **11**, Article No. 5228. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19116-x>
- [37] Khorrami, M., Bera, K., Thawani, R., Rajiah, P., Gupta, A., Fu, P., *et al.* (2021) Distinguishing Granulomas from Adenocarcinomas by Integrating Stable and Discriminating Radiomic Features on Non-Contrast Computed Tomography Scans. *European Journal of Cancer*, **148**, 146-158. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2021.02.008>
- [38] Yamazaki, M., Yagi, T., Tominaga, M., Minato, K. and Ishikawa, H. (2022) Role of Intratumoral and Peritumoral CT Radiomics for the Prediction of EGFR Gene Mutation in Primary Lung Cancer. *The British Journal of Radiology*, **95**, Article ID: 20220374. <https://doi.org/10.1259/bjr.20220374>
- [39] Gao, S., Li, N., Wang, S., Zhang, F., Wei, W., Li, N., *et al.* (2020) Lung Cancer in People's Republic of China. *Journal of Thoracic Oncology*, **15**, 1567-1576. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2020.04.028>
- [40] 张成孟, 丁治民, 陈鹏, 等. CT 影像组学联合细胞角蛋白 19 片段预测 EGFR 突变阳性非小细胞肺癌患者 EGFR-TKIs 的疗效[J]. 放射学实践, 2023, 38(12): 1532-1538.
- [41] Yang, F., Zhang, J., Zhou, L., Xia, W., Zhang, R., Wei, H., *et al.* (2022) CT-Based Radiomics Signatures Can Predict the Tumor Response of Non-Small Cell Lung Cancer Patients Treated with First-Line Chemotherapy and Targeted Therapy. *European Radiology*, **32**, 1538-1547. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08277-y>
- [42] Liu, C., Gong, J., Yu, H., Liu, Q., Wang, S. and Wang, J. (2021) A CT-Based Radiomics Approach to Predict Nivolumab Response in Advanced Non-Small-Cell Lung Cancer. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 544339. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.544339>
- [43] Yoon, J., Suh, Y.J., Han, K., Cho, H., Lee, H., Hur, J., *et al.* (2020) Utility of CT Radiomics for Prediction of PD-L1 Expression in Advanced Lung Adenocarcinomas. *Thoracic Cancer*, **11**, 993-1004. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.13352>
- [44] 田琪, 冯峰, 陈巧玲, 等. CT 影像组学列线图评估非小细胞肺癌程序性死亡受体 1 表达[J]. 中国医学影像技术, 2023, 39(4): 543-548.
- [45] Li, J., Ge, S., Sang, S., Hu, C. and Deng, S. (2021) Evaluation of PD-L1 Expression Level in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer by ^{18}F -FDG PET/CT Radiomics and Clinicopathological Characteristics. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 789014. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.789014>
- [46] Coroller, T.P., Agrawal, V., Huynh, E., Narayan, V., Lee, S.W., Mak, R.H., *et al.* (2017) Radiomic-Based Pathological Response Prediction from Primary Tumors and Lymph Nodes in NSCLC. *Journal of Thoracic Oncology*, **12**, 467-476. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2016.11.2226>
- [47] Zhou, F., Qiao, M. and Zhou, C. (2021) The Cutting-Edge Progress of Immune-Checkpoint Blockade in Lung Cancer. *Cellular & Molecular Immunology*, **18**, 279-293. <https://doi.org/10.1038/s41423-020-00577-5>
- [48] Trebeschi, S., Drago, S.G., Birkbak, N.J., Kurilova, I., Călin, A.M., Delli Pizzi, A., *et al.* (2019) Predicting Response to Cancer Immunotherapy Using Noninvasive Radiomic Biomarkers. *Annals of Oncology*, **30**, 998-1004. <https://doi.org/10.1093/annonc/mdz108>
- [49] Mu, W., Tunali, I., Gray, J.E., Qi, J., Schabath, M.B. and Gillies, R.J. (2020) Radiomics of ^{18}F -FDG PET/CT Images Predicts Clinical Benefit of Advanced NSCLC Patients to Checkpoint Blockade Immunotherapy. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **47**, 1168-1182. <https://doi.org/10.1007/s00259-019-04625-9>
- [50] Yang, Y., Yang, J., Shen, L., *et al.* (2021) A Multi-Omics-Based Serial Deep Learning Approach to Predict Clinical Outcomes of Single-Agent Anti-PD-1/PD-L1 Immunotherapy in Advanced Stage Non-Small-Cell Lung Cancer. *American Journal of Translational Research*, **13**, 743-756.
- [51] Mu, W., Tunali, I., Qi, J., Schabath, M.B. and Gillies, R.J. (2020) Radiomics of ^{18}F Fluorodeoxyglucose PET/CT Images Predicts Severe Immune-Related Adverse Events in Patients with NSCLC. *Radiology: Artificial Intelligence*, **2**, e190063. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019190063>