

· 论 著 ·

探讨CT影像组学模型对非小细胞肺癌免疫治疗效果的预测价值

董 影, 陈武飞

复旦大学附属华东医院放射科, 上海 200040

[摘要] 目的: 基于计算机断层成像 (computed tomography, CT) 影像组学特征构建模型, 并对非小细胞肺癌 (non-small cell lung cancer, NSCLC) 患者免疫治疗效果进行评估。方法: 回顾并分析2018年6月—2024年12月于复旦大学附属华东医院行程序性死亡受体1 (programmed death-1, PD-1)/程序性死亡受体配体1 (programmed death-ligand 1, PD-L1) 抑制剂单药免疫治疗的 III-IV 期NSCLC患者的CT和临床资料, 在CT影像模态中提取影像组学特征参数进行分析, 采用基于R语言机器学习算法的10折交叉验证最小绝对收缩与选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 回归分析方法, 构建影像组学预测模型。采用受试者工作特征曲线的曲线下面积 (area under curve, AUC) 对预测模型进行评价。结果: 共纳入141例患者, 提取1 218个影像组学特征参数。最终获得由10个组学特征 (形状特征1个, 纹理特征4个, 小波特征5个) 构成的线性回归影像组学模型, 对NSCLC患者免疫疗效具有较好的预测效能, 在训练集和测试集中的AUC、灵敏度、特异度分别为0.912 (95% CI 0.837~0.960)、0.918、0.837和0.878 (95% CI 0.742~0.958)、0.720、0.944。决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 显示, 当临床决策阈值 <0.4 时, 使用该模型可提高临床决策收益。结论: CT影像组学模型在预测NSCLC免疫治疗效果方面具有显著价值, 不仅有助于识别对免疫治疗敏感的患者群体, 还能帮助优化治疗策略, 实现个体化精准治疗。

[关键词] 非小细胞肺癌; 计算机断层成像; 影像组学; 免疫治疗; 疗效预测

中图分类号: R734.2; R445.3; 文献标志码: A
DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.04.010

基金项目: 无。
利益冲突: 作者声明无利益冲突。
伦理批件: 2021K127。
知情同意: 豁免。
引用本文: 董 影, 陈武飞. 探讨CT影像组学模型对非小细胞肺癌免疫治疗效果的预测价值 [J]. 肿瘤影像学, 2025, 34(4): 387-395.

Funding: no.
Conflicts of interest: authors declare no conflicts of interest.
Ethical approval: 2021K127.
Informed consent: exemption.
Cite this article: DONG Ying, CHEN Wufei. The predictive value of CT radiomics model for immunotherapy efficacy in non-small cell lung cancer [J]. Oncoradiology, 2025, 34(4): 387-395.

The predictive value of CT radiomics model for immunotherapy efficacy in non-small cell lung cancer DONG Ying, CHEN Wufei (Department of Radiology, Huadong Hospital, Fudan University, Shanghai 200040, China)

Correspondence to: CHEN Wufei E-mail: chenwufei_2008@163.com

[Abstract] **Objective:** To build radiomics models based on the features from computed tomography (CT) imaging modality and investigate the predictive efficacy for immunotherapy in patients with non-small cell lung cancer (NSCLC). **Methods:** CT imaging data and clinical records in stage III-IV NSCLC patients treated with programmed death-1 (PD-1)/programmed death-ligand 1 (PD-L1) inhibitors monotherapy at Huadong Hospital Affiliated to Fudan University from June 2018 to December 2024 were retrospective analyzed. Radiomics features were extracted from the CT image modalities for analysis. The least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression analysis method based on R language machine learning algorithm with 10-fold cross-validation was used to construct the radiomics prediction model. The area under the receiver operating characteristic curve (AUC) was used to evaluate the prediction model. **Results:** A total of 141 patients were included, and 1 218 radiomic feature parameters were extracted.

The radiomics signatures were constituted by nine selective features (1 shape feature, 2 first-order features, and 6 texture features), showed good discrimination for the effect of immunotherapy in patients with NSCLC, with area under curve (AUC), sensitivity, and specificity of 0.912 (95% CI 0.837–0.960), 0.918, and 0.837, respectively in training group and 0.878 (95% CI 0.742–0.958), 0.720, and 0.944, respectively in validation group. The decision curve analysis (DCA) showed that using this model can improve clinical decision-making benefits when the clinical decision threshold is less than 0.4. **Conclusion:** The CT radiomics model holds substantial value in predicting the efficacy of immunotherapy for NSCLC. It not only aids in identifying patients who are responsive to immunotherapy but also facilitates the optimization of treatment strategies, thereby achieving personalized precision medicine.

[**Key words**] Non-small cell lung cancer; Computed tomography; Radiomics; Immunotherapy; Prediction of efficacy

肺癌在中国已成为肿瘤相关性死亡率最高的恶性肿瘤,多年来对人类健康构成巨大威胁,其中非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)占肺癌总数的85%以上^[1]。传统的治疗手段如手术、化疗和放疗虽在一定程度上延长了患者的生存期,但对于晚期肺癌患者其5年相对生存率仍然只有约20%^[2]。免疫治疗通过激活患者自身的免疫系统来识别和攻击肿瘤细胞,为肺癌治疗带来了革命性的突破。然而,由于原发性耐药或获得性耐药等原因,仅有20%~30%的患者能从免疫治疗中得到持久的临床获益^[3]。如何精准筛选免疫治疗优势人群,准确评估免疫疗效,对于优化肺癌患者的治疗策略、提高患者生存率和生活质量至关重要。

影像组学(radiomics)作为医学影像领域的一个重要发展方向,近年来在疾病的诊断、预后评估和治疗决策中发挥了重要作用^[4]。影像组学可以通过非侵入性和高通量特性评估患者的整体疾病状况,允许对肿瘤微环境、疾病的空间异质性及随时间的动态变化进行宏观分析^[5]。近年来,影像组学在肺癌免疫疗效的评价和预测中的应用得到了迅猛发展^[6]。计算机断层成像(computed tomography, CT)影像组学通过对大量影像学特征的定量分析,捕捉肿瘤内部的纹理异质性,这些微观特征与肿瘤细胞增殖、血管生成、基因表达等生物学过程密切相关,从而早期预测免疫治疗的效果,识别免疫治疗的优势人群。研究^[7]表明,影像学特征与免疫治疗的效果有显著相关性,尤其是在使用nivolumab等药物时。通过对影像学特征的分析,能够更好地预测患者的治疗反应和生存期。尽管大多数研究通

过影像组学预测目前临床常用的生物标志物,实现NSCLC免疫治疗效果的有效预测,但结果受限于肿瘤不同分期及复杂的治疗方案,限制了模型的推广应用。

本研究着眼于探索临床变量、肿瘤CT影像组学特征与晚期NSCLC患者免疫疗效之间的关系,建立基于CT影像组学的预测模型,评估其预测晚期NSCLC患者免疫疗效的效能,从而筛选免疫治疗优势人群,为患者确立精准、个体化的免疫治疗策略提供有力支持。

1 资料和方法

1.1 研究对象

回顾并分析2018年6月—2024年12月于复旦大学附属华东医院行程序性死亡受体1(programmed death-1, PD-1)/程序性死亡受体配体1(programmed death-ligand 1, PD-L1)抑制剂单药免疫治疗的Ⅲ-Ⅳ期NSCLC患者的CT和临床资料。纳入标准:①接受至少1次PD-1/PD-L1免疫治疗;②不可切除的Ⅲ-Ⅳ期肺癌且有明确的病理学检查结果;③可获取治疗前DICOM格式CT原始图像数据;④可获取治疗后随访影像学数据。排除标准:①接受PD-1/PD-L1抑制剂治疗未滿1个周期停药;②图像采集时间距免疫治疗超28 d;③图像质量影响感兴趣区(region of interest, ROI)标注;④未知原因影像组学特征提取失败。最终纳入的NSCLC患者,依据实体瘤临床疗效评价标准(response evaluation criteria in solid tumor, RECIST) 1.1版分为有效组(CR/PR)和无效组(SD/PD)。

1.2 CT图像采集参数

所有患者取仰卧位，呼吸训练后使用以下4种

CT扫描仪进行肺部CT图像采集。扫描范围自胸廓上缘至肺底，详细的扫描和重建参数见表1。

表1 CT图像扫描参数

参数	CT扫描仪型号			
	美国GE公司Discovery CT 750 HD	美国GE公司LightSpeed VCT	德国Siemens公司Somatom Definition Flash	德国Siemens公司Somatom Force
管电压/kV	120	120	120	120
管电流/mA	200	200	200	200
螺距	0.984 : 1	0.984 : 1	1.0	0.8
准直器	0.625 mm × 64	0.625 mm × 64	0.6 mm × 64	0.75 mm × 16
转速/ (s·rot ⁻¹)	0.50	0.50	0.33	0.35
FOV/cm	50	50	50	50
重建层厚/mm	1.25	1.25	1	1/1.5
重建层间距/mm	1.25	1.25	1	1/1.5
重建算法	标准算法	标准算法	中等锐化算法	中等锐化算法

FOV: 扫描视野 (field of view)。

1.3 结节分割、特征筛选及模型构建

1.3.1 结节分割

首先对图像进行预处理，图像预处理的目的是减少数据中大量存在的缺失值、重复值和异常值等。所获取的CT数据经匿名化，采用邻近内插值算法将ROI重采样为1 mm × 1 mm × 1 mm的各向同性数据，使用高斯滤波器对体素中的离群值进行修正，以减少噪声对放射影像学特征的影响，然后上传至开源软件3D Slicer 5.6.2 (<https://www.slicer.org>)，由1名高年资胸部影像诊断医师在segmentation模块肺窗 (窗宽1200 HU，窗位-600 HU) 条件下盲态进行逐层分割。勾画时以瘤-肺界面作为ROI的边界，尽量排除血管、支气管、肺不张等正常肺组织。随机抽取20例影像学资料由另一名高年资胸部影像诊断医师进行相同标准的勾画，用于观察者间一致性分析。

1.3.2 影像组学特征提取

使用Pyradiomics工具包 (2.2.1版本, <https://github.com/Radiomics/pyradiomics>) 为每个感兴趣体积 (volume of interest, VOI) 提取1 218个影像组学特征。组学特征可归类为形状特征、纹理特征以及强度特征等，它们各自从不同维度反映肿瘤的生物特性。

1.3.3 特征筛选和模型构建

由于大量影像组学特征存在高维度、高冗余的问题，并非所有特征都对免疫治疗效果具有显著的预测价值，因此需要筛选出最具代表性、稳定性和预测能力的特征子集，构建精准有效的疗效预测模型。首先去除容易受勾画影响的特征 (组内相关系数 ≤ 0.8)。其次，计算两两特征的Pearson相关系数 (Pearson correlation coefficient, PCC)，如果一对特征的PCC ≥ 0.85 ，保留组间差异P值较低的特征；最后，为了避免模型过度拟合，将剩余的组学特征输入最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 回归模型，采用10折交叉验证方法选取测试集中性能最佳的特征，保留系数非零的特征作为最终的建模特征。采用logistic回归模型建立组学模型，并计算每例患者的组学评分。

1.4 统计学处理

采用R软件4.4.2进行统计学分析。首先使用Shapiro-Wilk检验对连续变量进行正态性检验。若数据符合正态分布以 $\bar{x} \pm s$ 表示，组间比较采用独立样本t检验；若数据不满足正态分布，以M (P_{25} , P_{75}) 表示，采用非参数检验方法Mann-Whitney U检验。对于分类变量，根据样本量及

理论频数情况采用 χ^2 检验或Fisher精确概率检验以避免统计效能降低及结果偏倚,计数资料以 $n(\%)$ 表示。基于受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线,计算曲线下面积(area under curve, AUC)及95% CI,同时,在约登指数(Youden's index)最大值对应的阈值处,提取模型的灵敏度与特异度指标。然后,以免疫治疗效果为因变量,在单变量分析的基础上,采用逐步回归法进行多变量logistic回归分析。基于最终确定的多变量logistic回归模型构建个体化预测列线图。采用决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估影像组学模型的临床实用性。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 一般资料

本研究共纳入141例NSCLC患者(研究设计流程图见图1),其中免疫治疗有效组67例,无效组74例,平均年龄(65.4 ± 9.3)岁,中位随访时间为201(163, 420)d,其中无效组中包含31例原发灶进展,19例远处转移患者和24例疾病稳定患者。将入组患者随机分为训练集($n=98$)和

测试集($n=43$),训练集中有效组49例,无效组49例,测试集中有效组8例,无效组25例;训练集和测试集中患者年龄、性别、随访时间、病灶位置、基因突变和病理学类型差异均无统计学意义($P > 0.05$)。在训练集中,高临床分期比例显著高于无效组($P < 0.05$,表2)。

2.2 特征筛选

经一致性分析、Pearson相关系数和LASSO回归模型逐步影像组学特征筛选后,最终筛选出10个差异有统计学意义的影像组学特征,其中形状特征1个,纹理特征4个,小波特征5个(图2)。

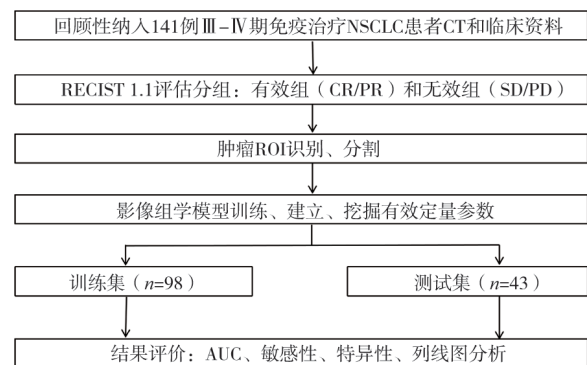


图1 研究设计流程图

Fig.1 Flow chart of the research design

表2 入组患者临床和病理一般资料

特征	训练集				测试集		n (%)	
	有效组 (n=49)	无效组 (n=49)	χ^2/F 值	P值	有效组 (n=18)	无效组 (n=25)	χ^2/F 值	P值
年龄/岁 $\bar{x} \pm s$	64.84 \pm 9.58	65.90 \pm 8.07	1.510	0.554	65.78 \pm 9.35	65.00 \pm 11.22	0.701	0.812
随访时间/d $M(P_{25}, P_{75})$	187 (162, 212)	182 (145, 261)	1.223	0.644	378 (337, 430)	478 (342, 571)	2.836	0.164
性别			0.511	0.475			1.944	0.191*
男性	39 (79.6)	36 (73.5)			15 (83.3)	16 (64.0)		
女性	10 (20.4)	13 (26.5)			3 (16.7)	9 (36.0)		
位置			3.256	0.516			3.963	0.366*
RUL	18 (36.7)	16 (32.7)			8 (44.4)	17 (68.0)		
RML	4 (8.2)	10 (20.4)			5 (27.8)	6 (24.0)		
RLL	8 (16.3)	8 (16.3)			1 (5.6)	0 (0)		
LUL	13 (26.5)	11 (22.4)			2 (11.1)	1 (4.0)		
LLL	6 (12.2)	4 (8.2)			2 (11.1)	1 (4.0)		

续表

特征	训练集				测试集			
	有效组 (n=49)	无效组 (n=49)	χ^2/F 值	P值	有效组 (n=18)	无效组 (n=25)	χ^2/F 值	P值
临床分期			10.659	0.031			1.369	0.956*
III A	5 (10.2)	4 (8.2)			2 (11.1)	3 (12.0)		
III B	11 (22.4)	1 (2.0)			1 (5.5)	3 (12.0)		
III C	4 (8.2)	3 (6.1)			0 (0)	1 (4.0)		
IV A	23 (46.9)	33 (67.3)			10 (55.6)	12 (48.0)		
IV B	6 (12.2)	8 (16.3)			5 (27.8)	6 (24.0)		
病理学类型			1.022	0.312			2.880	0.156*
鳞癌	23 (46.9)	28 (57.1)			11 (61.1)	21 (84.0)		
腺癌	26 (53.1)	21 (42.9)			7 (38.9)	4 (16.0)		
驱动基因			1.333	0.248			2.559	0.153*
野生型	44 (89.5)	40 (81.6)			16 (88.9)	17 (68.0)		
突变型	5 (10.5)	9 (18.4)			2 (11.1)	8 (32.0)		
组学评分	0.58 ± 0.19	0.20 ± 0.19	0.162	<0.001	0.68 ± 0.18	0.32 ± 0.21	0.181	<0.001

RUL: 右肺上叶; RML: 右肺中叶; RLL: 右肺下叶; LUL: 左肺上叶; LLL: 左肺下叶。*: Fisher精确概率检验。

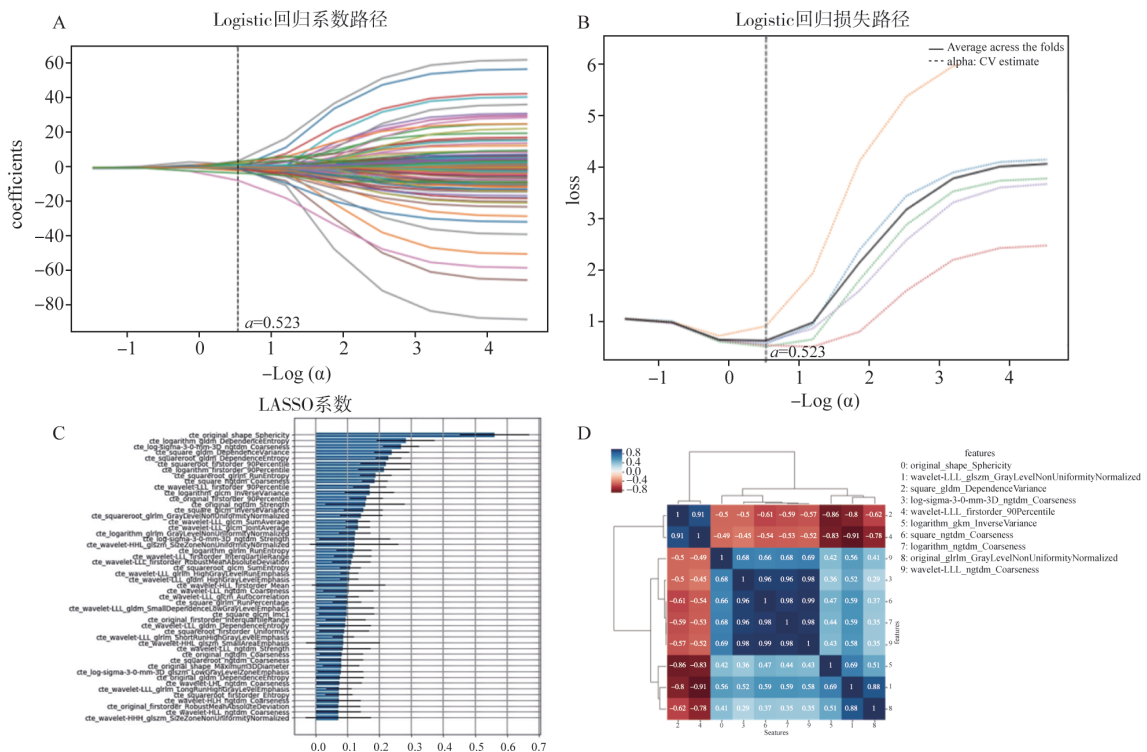


图2 影像组学特征筛选、模型构建

Fig.2 Radiomics feature selection and model construction

A、B: LASSO特征选择图 [垂直虚线对应最佳调整参数 (λ)]; C: 平均重要性前50的影像组学特征; D: 特征相关性系数图 (横轴为相关性系数)。

2.3 影像组学模型搭建及列线图评估

采用logistic回归分析构建CT影像组学评分模型，计算每例患者的组学评分（Rad-signature）。影像组学模型预测肺癌患者免疫疗效在训练集和测试集中的AUC、灵敏度、特异度分别为0.912（95% CI 0.837~0.960）、0.918、0.837和0.878（95% CI 0.742~0.958）、0.720、0.944。

单因素和多因素logistic回归分析训练集中的临床资料、病理学特征以及影像组学评分，影像组学评分作为最终的独立预测因子，并纳入构建列线图（图2）。列线图模型预测免疫治疗效果的结果呈现如图3C所示。从列线图结果得知，影像组学评分越大，接受免疫治疗获益的概率就越大。DCA显示，当临床决策阈值 <0.4 时，使用该模型可提高临床决策收益，当决策阈值为0.25时，预测模型能获得最佳净获益。

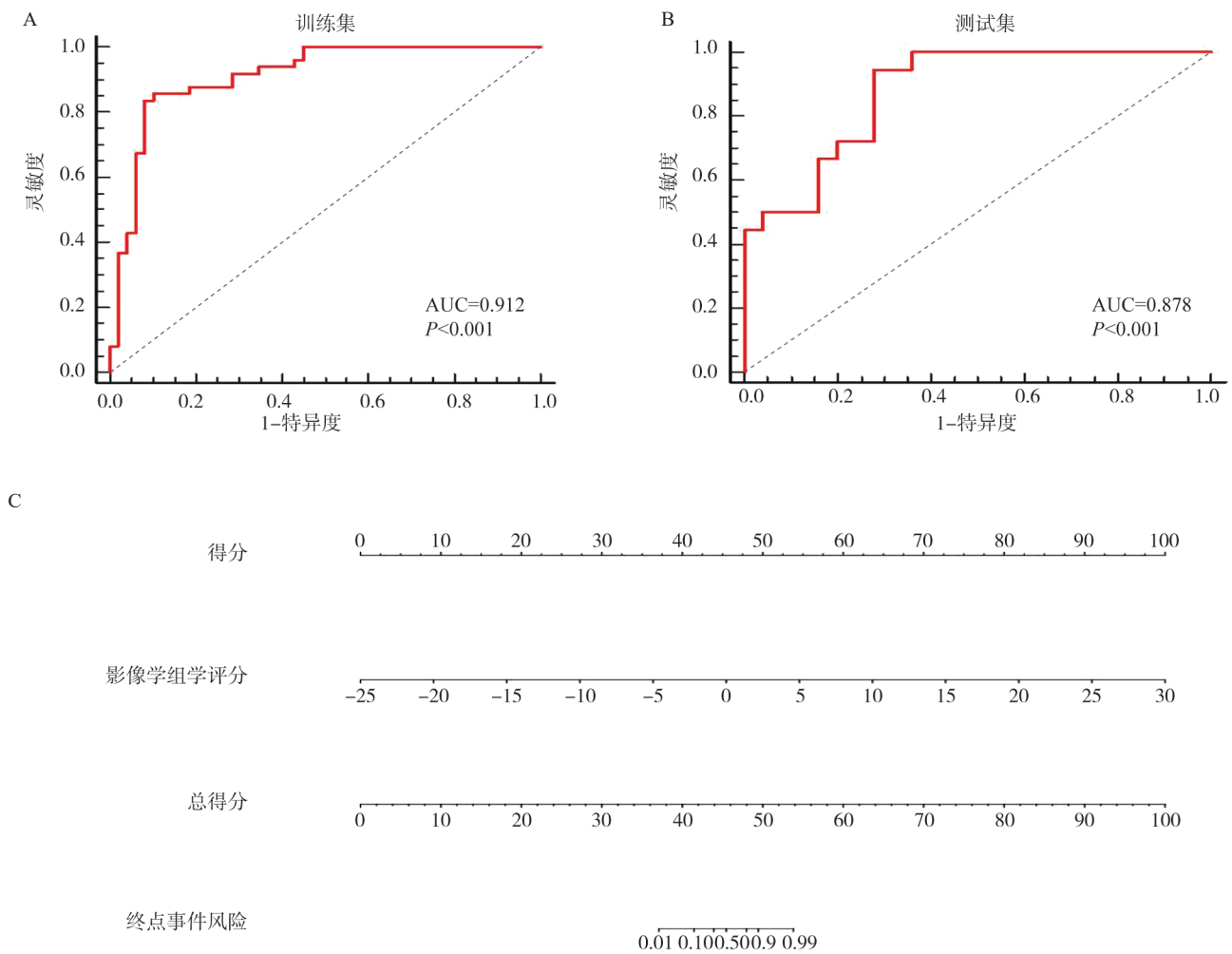


图3 影像组学模型ROC曲线及列线图

Fig.3 ROC curve and nomogram of the radiomics model

A、B: 训练集和测试集组学模型ROC曲线; C: 由影像组学评分（Rad-signature）绘制的影像组学模型列线图。

3 讨 论

影像组学在晚期肺癌免疫治疗中的应用为个

性化治疗提供了新的视角和工具。影像组学通过对晚期肺癌肿瘤内异质性的定量评估，能够揭示肿瘤的异质性和治疗反应，帮助识别可能出现免疫相关不良反应的患者，从而优化治疗策略。

这种非侵入性的预测方法不仅提高了治疗的安全性，还为个性化治疗提供了重要依据，有望成为预测免疫检查点抑制剂（immune checkpoint inhibitor, ICI）疗效的新型生物标志物。这一领域的持续研究和发展，将进一步推动肺癌免疫治疗的精准化和个性化。

本研究纳入接受PD-1/PD-L1免疫治疗的晚期NSCLC患者，基于治疗前胸部CT影像，构建了影像组学评分模型，在训练集中AUC为0.912，测试集中为0.878，通过单因素和多因素logistic回归对临床资料、病理学特征以及影像组学模型评分进行分析显示，影像组学模型评分为唯一独立预测因子，构建列线图中影像组学评分越大，接受免疫治疗获益概率越大。本研究所建立的影像组学免疫疗效预测模型通过深度分析患者CT影像组学特征，结合晚期肺癌患者的临床病理学数据，预测患者对不同ICI的疗效差异。如预测免疫治疗获益概率高，医师可优先推荐免疫治疗；而对于模型显示肿瘤异质性高、与免疫治疗无效案例特征吻合的患者，医师则需谨慎考虑，探索其他治疗方案，避免患者承受不必要的治疗风险和经济负担。

近年来，CT影像组学特征在免疫治疗中的应用受到了广泛关注，能够对肿瘤特征和肿瘤微环境进行无创评估，而这些对于确定免疫治疗的反应至关重要^[8]。多项研究已证实，CT影像组学特征可以有效地预测免疫治疗的效果，并帮助识别对免疫治疗敏感的患者群体。例如，Wang等^[9]的研究通过CT影像组学特征结合临床参数，开发了一种预测小细胞肺癌患者恶病质风险的模型，该模型在接受一线免疫治疗的患者中表现出较好的预测能力。另一项研究^[10]探讨了基于CT影像组学的标志物在预测NSCLC患者免疫治疗效果中的应用，研究发现，CT影像组学特征可以预测肿瘤浸润淋巴细胞（如CD8⁺T细胞）的丰度，这对于评估患者是否适合免疫治疗具有重要意义。同时，CT影像组学还被用于开发预测肺癌患者免疫治疗长期临床获益的模型。通过

对多发性肺内病灶的影像组学特征进行加权分析，研究人员能够更准确地预测患者的无进展生存期，从而为免疫治疗的个体化决策提供支持^[11]。这些研究结果表明，CT影像组学特征在预测免疫治疗反应方面具有潜力，不仅可以提高治疗效果的预测准确度，还可以帮助临床医师制订更为个性化的治疗方案。一项研究^[12]探索了使用人工智能算法来量化与免疫治疗反应相关的影像学特征，研究人员分析了接受抗PD-1治疗的晚期黑色素瘤和NSCLC患者的病变情况。他们开发出一种机器学习生物标志物，能够区分免疫治疗的应答者和无应答者，取得了显著的预测效果。本研究通过引入经典影像组学分析方法，成功地在肿瘤整体水平上描绘出了针对晚期NSCLC的组学特征图谱。本研究所构建模型中包括1个形状特征、4个纹理特征和5个小波特征，通过对CT图像进行小波分解，可以提取出与肿瘤微环境相关的放射组学特征，这些特征能够为肺癌患者的生存预测提供重要信息。所建立的组学模型在训练集和测试集中展现出了较好的预测性能，且其作为独立预测因子能够精确地预测患者的免疫治疗反应，体现了其独特的优势和应用潜力，有望为确立肺癌的免疫治疗策略提供新的科学依据和实践指导。

构建可靠的免疫治疗效果预测模型通常需要经过严谨的流程。图像预处理是CT影像组学分析流程中的重要环节，本研究通过归一化处理，致力于消除图像间由于扫描条件、患者个体差异等因素导致的灰度值差异，使不同图像在同一灰度范围内进行特征提取，增强特征的可比性。为了有效地克服肿瘤异质性给CT影像组学带来的挑战，本研究对肿瘤病灶进行逐层标注采样。通过这种方式，能够涵盖肿瘤内多种不同的细胞群体与微环境信息，使得提取的影像组学特征更加稳健，减少因单一区域采样造成的特征偏差，从而获取更全面反映肿瘤异质性的信息。在特征提取阶段，本研究从大量的CT影像数据中挖掘出包括形状、纹理、强度等多维度的影像组学特

征。随后,运用LASSO回归分析系筛选出与免疫治疗效果指标紧密相关的关键特征,以提高预测的准确度和稳定性。模型的验证是确保其可靠性和临床应用价值的关键步骤。本研究将数据集分为训练集和验证集,通过交叉验证等方法来评估模型的性能,通过AUC等指标进行评估,开发出具有临床应用潜力的影像组学模型,用于预测肺癌患者接受免疫治疗后的效果。

研究表明,通过整合CT影像和临床特征,可以提高对NSCLC患者免疫治疗效果的预测能力。一方面,影像组学能够提供肿瘤在体的宏观与微观结构信息,反映治疗过程中肿瘤形态、纹理等特征的动态变化,这些变化可作为早期疗效评估的重要指标;另一方面,临床特征能够精准揭示肿瘤细胞的类型、分化程度、基因表达等深层次信息,明确肿瘤的生物本质。将两者有机结合,可充分发挥各自优势,弥补单一模态的局限性。Shao等^[13]开发了一种基于CT影像组学的非侵入性预测模型,用于预测局部晚期或转移性NSCLC患者在接受免疫治疗后的持久临床获益。该研究通过结合影像组学特征和外周血炎症指数,构建了一个综合预测模型,并在训练集和验证集中均表现出良好的预测性能和可靠性。很遗憾,本研究中并未观察到这种临床病理学信息存在的显著差异,可能因为本研究纳入的样本量小,临床病理学信息有限,使得数据分布存在差异,未来需要大样本多模态数据进一步验证提高CT影像组学模型的可靠性与泛化能力。

本研究存在一些局限性。首先,本研究是一个回顾性单中心研究,纳入的样本量有限,使得所构建的模型无法充分涵盖肺癌患者群体的多样性,从而导致模型的泛化能力受限,可能导致模型过拟合、高估预测效能等风险,还需要前瞻性、多中心的研究进一步验证。其次,本研究影像采集设备、扫描参数等方面存在差异,使得提取的影像组学特征难以具备统一的标准和稳定的性能,进而可能影响模型的可靠性与可比性。最后,本研究仅基于平扫图像勾画病灶,未来可对

多期相组学特征进行探索。此外,现有研究大多聚焦于单一时间点的影像分析,忽视了肺癌免疫治疗过程中的动态变化特性,可能遗漏生物学行为持续演变的关键信息,导致对治疗效果的误判或对后续治疗决策的误导。因此,整合动态影像信息,构建能够反映肿瘤治疗全程变化的模型是未来需要攻克的难题。

综上所述,尽管当前CT影像组学在进展期肺癌免疫治疗效果评价中存在一些不足,但随着大数据与人工智能技术的不断进步与多学科交叉融合的深入发展,影像组学免疫疗效预测模型有望实现更广泛的多模态数据融合,通过对模型预测结果与实际免疫治疗效果的对比分析,能够深入探究肿瘤免疫微环境的奥秘,揭示免疫治疗奏效的潜在机制,使医师对患者免疫治疗效果的预测更加准确,治疗方案的制订也将更加贴合患者的实际情况,极大地提高免疫治疗的有效性和安全性,实现真正意义上的精准医疗。

第一作者:

董影 (ORCID:0009-0006-4315-9099), 硕士研究生, 主治医师。

通信作者:

陈武飞 (ORCID:0009-0005-2910-8060), 博士研究生, 副主任医师, E-mail: chenwufei_2008@163.com。

作者贡献声明:

董影: 执行实验操作, 收集和整理数据, 参与结果分析, 撰写论文初稿。陈武飞: 提出研究思路, 设计实验方案, 负责研究的整体设计与监督, 审核论文最终版本。

[参 考 文 献]

- [1] RUSSELL É, CONROY M J, BARR M P. Harnessing natural killer cells in non-small cell lung cancer [J]. *Cells*, 2022, 11(4): 605.
- [2] ZHU X P, KUDO M, HUANG X J, et al. Frontiers of microRNA signature in non-small cell lung cancer [J]. *Front Cell Dev Biol*, 2021, 9: 643942.
- [3] XIN Y, LIU C G, ZANG D, et al. Gut microbiota and dietary intervention: affecting immunotherapy efficacy in non-small cell lung cancer [J]. *Front Immunol*, 2024, 15: 1343450.
- [4] 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 [J]. *Nat Commun*, 2014, 5: 4006.
- [5] SUN R, HENRY T, LAVILLE A, et al. Imaging approaches

- and radiomics: toward a new era of ultraprecision radioimmunotherapy? [J]. *J Immunother Cancer*, 2022, 10(7): e004848.
- [6] HUANG S G, YANG J, SHEN N, et al. Artificial intelligence in lung cancer diagnosis and prognosis: current application and future perspective [J]. *Semin Cancer Biol*, 2023, 89: 30–37.
- [7] IMAI H, YAMAGUCHI O, MORI K, et al. Clinical impact of post–progression survival on overall survival in patients receiving nivolumab monotherapy as a second–line treatment for advanced non–small cell lung cancer [J]. *Thorac Cancer*, 2021, 12(8): 1171–1179.
- [8] ZHANG S M, DESHPANDE A, VERMA B K, et al. Integration of clinical trial spatial multiomics analysis and virtual clinical trials enables immunotherapy response prediction and biomarker discovery [J]. *Cancer Res*, 2024, 84(16): 2734–2748.
- [9] WANG F, CHEN W J, CHEN F M, et al. Risk stratification and overall survival prediction in extensive stage small cell lung cancer after chemotherapy with immunotherapy based on CT radiomics [J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 22659.
- [10] YANG J H, SHI W J, YANG Z, et al. Establishing a predictive model for tumor mutation burden status based on CT radiomics and clinical features of non–small cell lung cancer patients [J]. *Transl Lung Cancer Res*, 2023, 12(4): 808–823.
- [11] ZHU Z C, CHEN M J, HU G, et al. A pre–treatment CT–based weighted radiomic approach combined with clinical characteristics to predict durable clinical benefits of immunotherapy in advanced lung cancer [J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(6): 3918–3930.
- [12] TREBESCHI S, DRAGO S G, BIRKBAK N J, et al. Predicting response to cancer immunotherapy using noninvasive radiomic biomarkers [J]. *Ann Oncol*, 2019, 30(6): 998–1004.
- [13] SHAO H C, ZHU J, SHI L, et al. Value of computed tomography radiomics combined with inflammation indices in predicting the efficacy of immunotherapy in patients with locally advanced and metastatic non–small cell lung cancer [J]. *J Thorac Dis*, 2024, 16(5): 3213–3227.

(收稿日期: 2025–04–11 修回日期: 2025–06–18)