

论 著

结内及结周光谱CT影像组学特征鉴别肺腺癌结节与炎性结节的可行性研究

原 淼¹ 田晓娟² 乔 英^{2,*}
1.山西医科大学医学影像学院
2.山西医科大学第一医院影像科
(山西 太原 030001)

【摘要】目的 探讨双层探测器光谱CT参数及基于结内和结周的影像组学特征鉴别肺腺癌与炎性结节的价值。方法 回顾性收集83例肺腺癌结节和62例炎性结节患者的临床资料及胸部光谱CT参数，随机分为训练集(95例)和验证集(50例)。手动勾画动、静脉期40keV单能量图像病灶，形成结内ROI，使用半自动分割程序向外扩展5mm形成结周ROI，计算组内相关系数(ICC)后用斯皮尔曼相关系数、最小绝对收缩和选择算子算法(LASSO)和Logistic分析进行特征筛选。采用多因素Logistic建立临床、影像组学及联合模型，计算曲线下面积(AUC)评估模型性能，采用临床决策曲线(DCA)评估模型临床实用性。结果 男性、毛刺征、静脉期能谱曲线斜率及标准化碘浓度是肺腺癌的临床独立预测因素；经过特征筛选，7个影像组学特征用于构建肺腺癌结节与炎性结节鉴别模型(结内3个、结周1个、结内联合结周3个)。联合模型预测性能最佳，AUC为0.91。结论 光谱CT参数及结内联合结周影像组学特征可用于鉴别肺腺癌结节与炎性结节。

【关键词】 双层探测器光谱CT；影像组学；肺结节；鉴别诊断
【中图分类号】 R563
【文献标识码】 A
DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.12.017

A Feasibility Study of Classification between Lung Adenocarcinoma Nodules and Inflammatory Nodules Using Intranodal and Perinodular Radiomics Features Based on Spectral CT

YUAN Miao¹, TIAN Xiao-juan², QIAO Ying^{2,*}.
1.Department of Medical Imaging, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, Shanxi Province, China
2.Department of Medical Imaging, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, Shanxi Province, China

ABSTRACT
Objective To investigate the diagnostic value of dual detector spectral CT parameters and intranodal and perinodular radiomics features in lung adenocarcinoma nodules and inflammatory nodules. **Methods** The clinical data and spectral CT parameters of 83 patients with lung adenocarcinoma nodules and 62 patients with inflammatory nodules were collected retrospectively. The cases were randomly divided into training set (n=95) and verification set (n=50). The radiomics features were extracted from the 40keV monoenergy images in arterial phase and venous phase by using 3D-Slicer. The focus was manually sketched and named as intranodal ROI, and then expanded 5mm outward to form perinodular ROI using semi-automatic segmentation program. After calculating the intra-group correlation coefficient (ICC), Spelman correlation coefficient, minimum absolute contraction and selection operator algorithm (LASSO) and Logistic analysis were used for feature screening. Logistic regression analysis was used to establish a clinical model, a radiomics model and a combined model. The area under curve (AUC) was calculated to evaluate the performance of the model, and the decision curve analysis (DCA) was used to evaluate the clinical practicability of the model. **Results** Male, burr sign, NIC and λHU in venous phase were independent clinical predictors of lung adenocarcinoma. And 7 radiomics features were used to construct radiomics models to distinguish lung adenocarcinoma nodules from inflammatory nodules (3 intranodal radiomics features, 1 perinodular radiomics features and 3 intranodal and perinodular radiomics features). The combined model is best, AUC is 0.91. **Conclusion** Spectral CT parameters, intranodal and perinodular radiomics features can be used to distinguish lung adenocarcinoma nodules from inflammatory nodules.
Keywords: Dual-Detector Spectral CT; Radiomics; Pulmonary Nodules; Differential Diagnosis

肺癌是全球癌症死亡的主要病因之一，在未来几十年内，发病率可能会持续增加^[1]。腺癌常规CT征象与良性结节鉴别困难^[2]。FDG-PET(¹⁸F-fluorodeoxyglucose, FDG)成像可通过肺结节的代谢活性鉴别良恶性，然而恶性结节的FDG摄取特点与部分炎性结节重叠，并可能由于其惰性行为产生假阴性的结果^[3]。
双侧探测器光谱CT(简称“光谱CT”)提供了传统CT无法提供的组织特征性信息^[4]，在肺结节的诊断中有较大的应用价值。反映强化程度的碘密度、病变内化学物质的有效原子序数及具有物质特异性的能谱曲线是肺结节常用的评价指标^[5]。许多研究表明^[6]，对于肺部CT检查中发现的不明结节，影像组学可以以非侵入性的方式提高诊断准确率。郁义星等人^[7]证实动、静脉期70keV单能量图像影像组学特征在肺癌结节与炎性结节鉴别中有较大的应用价值。研究发现40keV单能量图像在不同组织间对比度更加明显，对软组织的细微差异观察更佳^[5]。
肿瘤微环境(tumor microenvironment, TME)在预测肿瘤侵袭性、转移潜能和治疗反应等方面的作用已得到越来越多的认可^[8]。Beig等人^[9]研究证实结节周围5mm特征在预测恶性肺结节方面的重要性。然而，在肺结节的相关研究中，国内少有研究探讨基于能谱CT结周影像组学对肺腺癌的诊断价值。因此，本研究旨在探索基于光谱CT动、静脉期40keV单能量图像结内及结周影像组学特征，并结合光谱CT参数、临床特征构建联合模型，用于鉴别肺腺癌结节与炎性结节，为临床精准治疗提供帮助。

1 资料与方法

1.1 一般资料 收集2019年9月至2023年6月于山西医科大学第一临床医院行胸部光谱CT双期增强扫描的145例患者的资料，其中肺腺癌结节83例，炎性结节62例。这项研究为单中心、回顾性研究，并通过山西医科大学第一临床医院伦理委员会批准，因按临床诊断需求正常扫描，故免除患者知情同意要求。
纳入标准：直径为8mm-3cm的实性结节；腺癌结节经病理证实，炎性结节经病理证实或复查后减小、吸收；手术与影像学间隔时间不超过1个月；患者检查前未接受辅助放化疗。排除标准：图像伪影大，影响分析；严重肺不张，影响观察与测量；影像及病理数据不充分。145例患者按照2：1的比例随机分成训练集和验证集。训练集为95例

【第一作者】原 淼，女，硕士研究生，主要研究方向：胸部影像诊断。E-mail: yuan_m_miao@163.com
【通讯作者】乔 英，男，主任医师，主要研究方向：胸腹部影像诊断。E-mail: 15103462912@163.com

(其中腺癌结节54例，炎性结节41例)，验证集为50例(其中腺癌结节29例，炎性结节21例)。

1.2 检查方法 采用双层探测器光谱CT(IQon Spectral CT, Philips Healthcare, The Netherlands)扫描仪。患者取平卧位，于吸气末屏气后获取图像，扫描范围自肺尖至肺底。扫描参数：管电压120kVp，管电流采用自动控制技术自动调节，旋转速度0.5s/r，螺距0.969，增强扫描采用高压注射器于肘正中静脉注射碘克沙醇，流速2.5-3.5mL/s，用量依据患者体重按1-1.2mL/kg计算，随后按同样流速注射40mL生理盐水。于注射对比剂后25-30s获取动脉期图像、65-70s获取静脉期图像。

1.3 图像处理和析 采用Philips IntelliSpace Portal后处理工作站以0.9mm或1mm层厚进行重建，获取动脉期、静脉期40keV单能量图、100keV单能量图、碘图及有效原子序数图。

一般征象分析：由两名分别具备5年和15年胸部影像诊断经验的放射科医生在不知患者病理结果的情况下，在动脉期40keV单能量图像(肺窗：1600，-600；纵隔窗：360，60)分析肺结节，获得每个病灶的影像特征：位置、大小、分叶征、毛刺征、空洞、病灶侧胸腔积液。如果出现分歧，通过协商达成一致。

定量参数获取：采用感兴趣区域(region of interest, ROI)测量病灶相关定量参数，包括动静脉期40keV和100keV单能量图像CT值、碘浓度及同层面主动脉或锁骨下动脉碘浓度、有效原子序数。测量时，选择病灶最大径层面，避开钙化、坏死、空洞，并远离周围支气管、血管，通过复制粘贴的方式保证同一病灶所有参数ROI一致。计算能量衰减曲线斜率($\lambda_{HU}=(40keVCT值-100keVCT值)/60$)、标准化碘浓度(normalized iodine concentration, NIC)(NIC=病灶碘浓度/主动脉碘浓度)、碘浓度动脉增强分数(arterial enhancement fraction, AEF)(AEF=病灶动脉期碘浓度/静脉期碘浓度)。所有数据重复测量三次取平均值。

1.4 影像组学图像分割 使用开源软件3D-Slicer(version 5.2.2; National Institutes of Health-funded; <https://www.slicer.org>)对图像进行分割，分别将动、静脉期40keV单能量DICOM格式图像导入。由一名有5年胸部影像诊断经验的医师在肺窗上对病灶进行手动分割，形成结内ROI，再使用半自动分割程序向外扩展5mm并手动切除所有不相关的大血管、支气管和胸壁组织，形成结周ROI(见图1)。

1.5 影像组学特征提取、降维与筛选 利用pyradiomic包提取感兴趣区域影像组学特征，每个图像类别提取107个影像组学特征，并对全部影像组学特征按照训练集中特征分布参数进行归一化处理。30天后，随机选取30例患者(其中腺癌结节15例，

炎性结节15例)进行再次分割，使用组内相关系数(intraclass correlation efficient, ICC)评估观察者内部一致性。保留ICC>0.8的可重复特征，之后分别对全部影像组学特征、结内影像组学特征、结周影像组学特征进行内部相关性计算，再对不同影像组学特征进行最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 算法特征筛选，采用十折交叉验证法选择最佳的 α 值，确定所保留特征后行Logistic回归分析进行特征选择。

1.6 模型构建与评估 通过二元 Logistic 回归分析构建结内、结周、结内联合结周三种影像组学模型。将临床特征(性别、年龄、吸烟史)及光谱CT定性、定量参数共同视为临床参数，采用单因素和逐步多因素Logistic回归分析确定肺腺癌结节的独立预测因素，构建临床模型，并与结内联合结周影像组学模型结合，构建联合模型。

采用受试者工作曲线下面积(area under curve, AUC)及其敏感度(sensitivity, SEN)、特异度(specificity, SPE)评估模型性能，Hosmer-Lemesow检验评估模型校准度，临床决策曲线(decision curve analysis, DCA) 评估模型临床应用价值。

1.7 统计学方法 采用R软件(版本4.2.0)进行统计学分析。计量资料以中位数(四分位数)[M(P₂₅; P₇₅)]描述，计数资料采用频数和百分率[n(%)]描述。计量资料采用Mann-Whitney U检验、计数资料采用 χ^2 检验或Fisher-Freeman-Halton检验比较组间差异。对于临床特征、CT征象及定量参数、影像组学特征首先进行单因素Logistic回归分析，将P<0.05的因素或特征纳入多因素Logistic回归分析，分别构建临床模型、各影像组学模型及联合模型。采用受试者工作曲线(receiver operating characteristics, ROC)、Delong检验、校准曲线和决策曲线评估模型的鉴别诊断效能。统计分析方法均采用双侧检验，P<0.05(双侧)表示差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 临床参数 训练集中良恶性结节在性别、位置、分叶征差异有统计学意义(P<0.05)，毛刺征、静脉期NIC差异有显著统计学意义(P<0.01)，且炎性结节静脉期NIC、静脉期 λ_{HU} 高于腺癌结节(见表1)。经单因素、多因素Logistic回归分析，结果显示性别、毛刺征、静脉期NIC、静脉期 λ_{HU} 是肺腺癌结节的独立预测因素，其中毛刺征OR值为9.73(95%CI: 2.00, 79.79; P<0.01)、静脉期 λ_{HU} OR值为13.54(95%CI: 2.47, 38.27; P<0.01)是肺腺癌结节的危险因素，而静脉期NIC OR值为0.03(95%CI: 0.001, 0.058; P<0.01)是其保护因素(见表2)。

表1 患者临床参数资料

参数	训练集			验证集		
	炎性结节	腺癌结节	P	炎性结节	腺癌结节	P
性别			0.047			0.669
男	25 (61.0%)	44 (81.5%)		13 (61.9%)	15 (51.7%)	
女	16 (39.0%)	10 (18.5%)		8 (38.1%)	14 (48.3%)	
年龄	59.0 [50.0;68.0]	63.0 [54.0;70.0]	0.255	53.0 [47.0;67.0]	60.0 [52.0;69.0]	0.146
吸烟史			0.459			0.321
无	26 (63.4%)	29 (53.7%)		16 (76.2%)	17 (58.6%)	
有	15 (36.6%)	25 (46.3%)		5 (23.8%)	12 (41.4%)	
大小	2.21 [1.17;3.15]	2.36 [1.54;4.92]	0.111	1.43 [0.72;3.57]	3.25 [1.82;5.06]	0.017
位置			0.048			0.656
左上	9 (22.0%)	16 (29.6%)		1 (4.76%)	5 (17.2%)	
左下	12 (29.3%)	8 (14.8%)		5 (23.8%)	8 (27.6%)	
右上	4 (9.76%)	16 (29.6%)		6 (28.6%)	8 (27.6%)	
右下	15 (36.6%)	12 (22.2%)		6 (28.6%)	6 (20.7%)	
右中	1 (2.44%)	2 (3.70%)		3 (14.3%)	2 (6.90%)	
毛刺征			<0.001			0.068
无	34 (82.9%)	20 (37.0%)		17 (81.0%)	15 (51.7%)	
有	7 (17.1%)	34 (63.0%)		4 (19.0%)	14 (48.3%)	
分叶征			0.012			0.114
无	29 (70.7%)	23 (42.6%)		15 (71.4%)	13 (44.8%)	
有	12 (29.3%)	31 (57.4%)		6 (28.6%)	16 (55.2%)	
空洞			0.066			0.215
无	35 (85.4%)	36 (66.7%)		20 (95.2%)	23 (79.3%)	
有	6 (14.6%)	18 (33.3%)		1 (4.76%)	6 (20.7%)	
病灶侧胸腔积液			1.000			1.000

无	39 (95.1%)	51 (94.4%)		21 (100%)	28 (96.6%)	
有	2 (4.88%)	3 (5.56%)		0 (0.00%)	1 (3.45%)	
动脉期						
IC(mg/mL)	0.99 [0.73;1.51]	1.21 [0.93;1.62]	0.130	0.93 [0.50;1.75]	1.20 [0.88;1.43]	0.371
NIC	0.11 [0.08;0.15]	0.12 [0.09;0.17]	0.203	0.10 [0.04;0.22]	0.11 [0.09;0.14]	0.561
Zeff	7.89 [7.72;8.18]	8.00 [7.85;8.21]	0.207	7.85 [7.59;8.26]	8.01 [7.82;8.12]	0.392
λHU	1.22 [0.88;1.85]	1.43 [1.10;1.98]	0.295	1.28 [0.74;2.24]	1.49 [1.04;1.86]	0.426
静脉期						
IC(mg/mL)	1.03 [0.79;1.67]	1.23 [0.98;1.51]	0.398	1.13 [0.37;1.67]	1.37 [1.11;1.68]	0.148
NIC	0.43 [0.34;0.59]	0.19 [0.15;0.30]	<0.001	0.45 [0.25;0.57]	0.26 [0.18;0.30]	0.001
Zeff	7.92 [7.77;8.25]	8.02 [7.88;8.16]	0.423	7.98 [7.51;8.14]	8.10 [7.96;8.23]	0.067
λHU	1.53 [1.14;2.29]	1.31 [1.07;1.70]	0.060	1.59 [0.56;2.05]	1.38 [1.21;1.90]	0.906
AEF(%)	0.95 [0.78;1.17]	0.98 [0.75;1.15]	0.994	0.93 [0.82;1.70]	0.85 [0.77;0.96]	0.099

注：IC，碘浓度；NIC，标准化碘浓度；Zeff，有效原子序数；λHU能谱曲线斜率；AEF，动脉增强分数；大小为最长径×最短径的数值。

表2 临床参数单因素和多因素分析

参数	单因素分析		多因素分析	
	OR	P	OR	P
性别				
男				
女	0.36(0.14-0.90)	0.029	0.09 (0.01-0.82)	0.033
年龄	1.03(0.99-1.07)	0.163		
吸烟史				
无				
有	1.49(0.65-3.43)	0.343		
大小	1.23(0.99-1.53)	0.062		
位置				
左上				
左下	0.38(0.11-1.26)	0.113		
右上	2.25(0.57-8.82)	0.245		
右下	0.45(0.15-1.37)	0.160		
右中	1.12(0.09-14.20)	0.927		
毛刺征				
无				
有	8.26 (3.09-22.07)	<0.001	12.65 (2.00-79.79)	0.007
分叶征				
无				
有	3.26 (1.38-7.71)	0.007	0.52 (0.08-3.48)	0.500
空洞				
无				
有	2.92 (1.04-8.21)	0.043	2.80 (0.43-17.99)	0.279
病灶侧胸腔积液				
无				
有	1.15 (0.18-7.20)	0.884		
动脉期				
IC(mg/mL)	1.41 (0.77-2.59)	0.263		
NIC	3.03(0.79-11.59)	0.264		
Zeff	0.89 (0.50-1.57)	0.682		
λHU	1.19 (0.68-2.09)	0.549		
静脉期				
IC(mg/mL)	1.13 (0.53-2.39)	0.755		
NIC	0.005(0.001-0.026)	<0.001	0.024(0.001-0.058)	<0.001
Zeff	1.53 (0.36-6.48)	0.560		
λHU	0.45 (0.24-0.85)	0.013	9.730(2.474-38.271)	<0.001
AEF(%)	1.20 (0.79-1.84)	0.394		

注：IC，碘浓度；NIC，标准化碘浓度；Zeff，有效原子序数；

λHU能谱曲线斜率；AEF，动脉增强分数；大小为最长径×最短径的数值。

2.2 影像组学特征结果 保留ICC>0.8的可重复特征后，以rspearman=0.9为界值，保留相关程度较小的特征，分别为结内联合结周特征128个，结内特征50个、结周特征75个。再经LASSO特征降维及Logistic分析特征选择后，提取出最终特征，结内联合结周特征3个(结内1个，结周2个)，结内特征3个，结周特征1个(见表3)。

2.3 模型性能比较和验证 结果显示，临床模型与结内联合结周影像组学模型构建的联合模型AUC值最高，训练集为0.98(95%CI: 0.97, 1.00)，验证集为0.91(95%CI: 0.83, 0.95)，且与临床模型、结内联合结周影像组学模型AUC值比较差异有统计学意义(Delong检验, $P<0.05$)(见图2)。此外，在三个影像组学模型中，结内联合结周影像组学模型优于单一的结内和结周影像组学模型，训练集AUC=0.95(95%CI: 0.91, 0.99)，验证集AUC=0.76(95%CI: 0.62, 0.90)，差异有统计学意义。

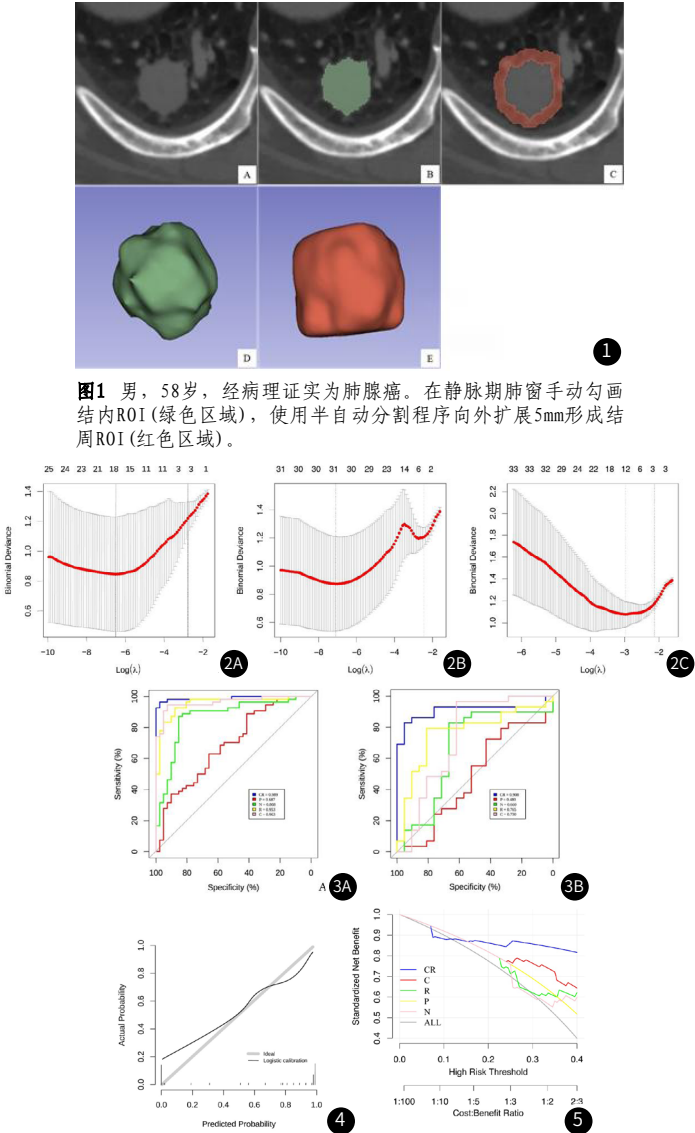


图2 结内(2A)、结周(2B)、结内联合结周(2C)影像组学特征在模型中的系数。
图3 各模型在训练集(3A)和验证集(3B)的ROC曲线。CR，联合模型；P，结周影像组学模型；N，结内影像组学模型；R，结内联合结周影像组学模型；C，临床模型。
图4 验证集联合模型校准曲线分析。X轴表示预测概率，而Y轴表示实际概率。细线代表联合模型的实际预测，虚线代表理想估计。
图5 各模型临床决策曲线分析。X轴表示阈值概率，Y轴表示净收益。联合模型阈值范围最宽，且在一定阈值范围内，净收益最高。

表3 影像组学特征筛选

组别	总特征数	相关性分析后	LASSO后	Logistic回归分析后	特征名称
结内	107	50	7	3	original_firstorder_InterquartileRange.caAN
					original_g lcm_ ldmn.caVN
					original_glszm_SizeZoneNonUniformity.caVN
结周	107	75	3	1	original_firstorder_Median.caAP
结内联合结周	214	128	3	3	original_glszm_SizeZoneNonUniformity.caVN
					original_firstorder_Median.caAP
					original_ngtdm_Busyness.caAP

3 讨 论

能谱CT的多参数分析和功能成像可以提高病变检出率和定性准确率^[10]，在肺肿瘤的肿瘤分化、病理分级、转移及疗效评价等方面的应用价值已得到研究证实^[4,11]。本研究结果表明，静脉期NIC、静脉期λHU是肺腺癌的独立预测因素，但静脉期λHU单因素和多因素分析时OR值方向发生颠倒，这可能是由于其他因素的干扰，将其在单因素分析时变成了保护因素。研究还发现炎性结节静脉期NIC和λHU水平高于腺癌结节，这与Hou等人^[12]的研究结果一致。多数学者认为，炎性病灶会分泌大量炎症因子，促进新生血管的形成、扩张以及通透性增加，导致血流量高且流速快，因此碘浓度高且能谱曲线斜率大。尽管癌性病灶也存在大量微血管增生，但仅在瘤周区域更加明显，而癌细胞通常浸润到供血血管使其狭窄、闭塞，导致血流量减少^[13]。另一方面，癌性病灶新生血管不成熟以及引流淋巴管缺如，对比剂滞留时间长、排空缓慢，因此能谱曲线斜率小^[14]。

影像组学对肿瘤整体进行全面评估^[15]，形状和纹理特征可以有效区分良恶性结节^[16]，提高诊断准确性。本研究对双期光谱CT40keV单能量图像进行影像组学研究，既能提取更丰富、更大信息量的影像组学特征，又可以弥补能谱CT仅能反映肿瘤局部特征的不足。研究结果中临床模型AUC为0.73，结内联合结周影像组学模型AUC为0.76，而二者联合模型AUC高达0.90，并与临床模型、影像组学模型存在显著性差异，具有较高的诊断价值。

肿瘤微环境(TME)主要包括免疫细胞、间质细胞、血管和细胞外基质，这些成分与癌细胞形成一种动态和互惠的关系。TME不断促进血管生成帮助癌细胞克服低氧和酸性环境，而癌细胞也会被免疫细胞渗透，既促进又抵抗癌细胞生长^[17]。Beig等人^[9]证实，肿瘤微环境的差异与影像组学特征密切相关，结节周围影像组学特征有助于区分良恶性肺结节。在组织学分析中，腺癌周围有致密的淋巴细胞和相关的巨噬细胞浸润，而肉芽肿周围组织细胞和巨噬细胞分散分布^[8-9]。本研究结果也表明，结内联合结周影像组学模型优于单一的结内模型和结周模型，且存在统计学差异，证实了结周影像组学特征的重要性。同样，Jose等人^[18]也强调了结周特征在实性肺结节恶性程度分级中的重要性。

本研究存在一定的局限性：(1)本研究为单中心、回顾性研究，缺乏外部验证，并存在一定的选择偏倚；(2)研究样本量较少，肺腺癌结节和炎性结节比例不均衡，且未对炎性结节进行细分；(3)肺结节未根据大小进一步分析，较大的腺癌结节分叶、毛刺征象明显，一定程度影响临床模型的诊断效能；(4)缺少平扫CT图像影像组学模型，存在造影剂与肿瘤内部信息相混淆的问题，不能全面反映肿瘤特征；(5)病灶勾画采用半自动+人工分割，受到主观因素的影响。

综上所述，双层探测器光谱CT成像参数及其影像组学特征对肺腺癌结节和炎性结节具有较高的鉴别诊断价值，且基于光谱CT结内联合结周影像组学特征对二者鉴别可提供一定的帮助。

参考文献

[1]Hyuna Sung, Jacques Ferlay, Rebecca L Siegel, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3): 209-249.

[2]Mylene T Truong, Jane P Ko, Santiago E Rossi, et al. Update in the evaluation of the solitary pulmonary nodule[J]. Radiographics, 2014, 34(6): 1658-79.

[3]Peter J Mazzone, Louis Lam. Evaluating the patient with a pulmonary Nodule: a review[J]. JAMA, 2022, 327(3): 264-273.

[4]中华医学会放射学分会, 中国医师协会放射医师分会, 安徽省影像临床医学研究中心. 能量CT临床应用中国专家共识 [J]. 中华放射学杂志, 2022, 56(5) : 476-487.

[5]中华放射学杂志双层探测器光谱CT临床应用协作组. 双层探测器光谱CT临床应用中国专家共识 (第一版) [J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(7): 635-643.

[6]Ryan Wilson, Anand Devaraj. Radiomics of pulmonary nodules and lung cancer[J]. Transl Lung Cancer Res, 2017, 6(1): 86-91.

[7]郁义星, 王希明, 张好, 等. 能谱CT影像组学特征鉴别肺腺癌结节与炎性结节的价值[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(12): 1167-1172.

[8]Mizuki Nishino. Perinodular radiomic features to assess nodule microenvironment: does it help to distinguish malignant versus benign lung nodules? [J]. Radiology, 2019, 290(3): 793-795.

[9]Niha Beig, Mohammadhadi Khorrami, Mehdi Alilou, et al. Perinodular and intranodular radiomic features on lung CT images distinguish zdenocarcinomas from granulomas[J]. Radiology, 2019, 290(3): 783-792.

[10]张楠, 田冰, 田晓娟, 等. 双层探测器光谱CT在肺孤立性良性恶性结节中的诊断价值[J]. 中国CT和MRI杂志, 2023, 21(2): 70-72.

[11]薛莉雅, 赵卫东, 苏琳, 等. 双层探测器光谱CT多参数成像在不同病理类型肺癌中的应用[J]. 中国CT和MRI杂志, 2023, 21(12): 52-55.

[12]Wei Shu Hou, Hua Wei Wu, Yan Yin, et al. Differentiation of lung cancers from inflammatory masses with dual-energy spectral CT imaging[J]. Acad Radiol, 2015, 22(3): 337-44.

[13]Samaneh Yazdani, Yasuhiro Miki, Kentaro Tamaki, et al. Proliferation and maturation of intratumoral blood vessels in non-small cell lung cancer[J]. Hum Pathol, 2013, 44(8): 1586-96.

[14]李法升, 闫瑞柯. 能谱CT成像对肺腺癌与炎性肿块鉴别效能的Meta分析[J]. 中国医学影像学杂志, 2019, 27(3): 230-235.

[15]Robert J Gillies, Paul E Kinahan, Hedvig Hricak, et al. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-77.

[16]Geewon Lee, Hyunjin Park, So Hyeon Bak, et al. Radiomics in lung cancer from basic to advanced: current status and future directions[J]. Korean J Radiol, 2020, 21(2): 159-171.

[17]Nicole M Anderson, M Celeste Simon. The tumor microenvironment[J]. Curr Biol, 2020, 30(16): R921-R925.

[18]José Lucas Leite Calheiros, Lucas Benevides Vianade Amorim, Lucas Lins de Lima, et al. The effects of perinodular features on solid lung nodule classification[J]. J Digit Imaging, 2021, 34(4): 798-810.

(收稿日期: 2024-01-24)
(校对编辑: 江丽华)