

## ◁胸部影像学▷

## 能谱 CT 影像组学非小细胞肺癌淋巴结转移的预测模型构建

赵媛,王洪峰,赵林,裴丽美  
(唐山市人民医院,河北唐山 063000)

**[摘要]** 目的:构建基于能谱 CT 影像组学对非小细胞肺癌(NSCLC)术前淋巴结转移(LNM)的预测模型,并分析其诊断效能。方法:收集 2019 年 1 月—2023 年 1 月在我院行能谱 CT 检查的 NSCLC 且接受肺癌切除术及淋巴结清扫术的 153 例患者的影像图像、肿瘤标记物及临床资料,按照 7:3 比例分为训练集(n=107,其中 LNM 37 例,无 LNM 70 例)和验证集(n=46,其中 LNM 15 例,无 LNM 31 例),分别用于预测模型的训练和验证,比较两组患者一般临床资料及能谱 CT 参数,在 CT 平扫及增强图像上手动勾画肺癌病灶和目标淋巴结的感兴趣区(ROI)。应用人工智能软件自动化提取 ROI 的纹理参数,并从中筛选出能够鉴别 LNM 的纹理参数。利用 LASSO 回归筛选影像组学特征并建立影像组学标签,纳入多因素 Logistic 回归构建基于肿瘤组织及目标淋巴结纹理参数与影像组学特征的联合预测模型,采用受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)来评估能谱参数模型、影像组学模型及联合模型对术前 LNM 的诊断效能。运用 DeLong 检验对比各预测模型 AUC 的差异。通过决策曲线分析(DCA)对各预测模型的临床获益度进行评估。 $P<0.05$  为差异有统计学意义。结果:训练集和验证集中,LNM 患者静脉期标准化碘浓度(NIC)低于无 LNM 患者,淋巴结短径高于无 LNM 患者( $P<0.05$ );共提取 207 个影像组学特征,经 LASSO 回归筛选,最终纳入 5 个影像组学特征,包括灰度大小区域矩阵、灰度游程矩阵各 2 个,灰度依赖矩阵 1 个;多因素 Logistic 回归分析显示,淋巴结短径、静脉期 NIC、Rad-score 是预测 NSCLC LNM 的独立影响因素( $P<0.05$ );ROC 曲线分析显示,能谱参数模型预测训练集和验证集 LNM 的 AUC 分别为 0.746、0.739,影像组学模型预测训练集和验证集 LNM 的 AUC 分别为 0.747、0.726,联合模型预测训练集和验证集 LNM 的 AUC 分别为 0.847、0.813,经 DeLong 检验联合模型预测 LNM 的 AUC 高于能谱参数模型和影像组学模型预测 LNM 的 AUC( $P<0.05$ )。结论:基于能谱 CT 影像组学对 NSCLC 术前 LNM 具有较好的预测价值。

**[关键词]** 癌,非小细胞肺;淋巴转移;体层摄影术,X 线计算机

**[中图分类号]** R734.2;R814.42

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1008-1062(2024)09-0628-05

DOI:10.12117/jccmi.2024.09.005

**Construction of a predictive model for lymph node metastasis in non-small cell lung cancer based on spectral CT radiomics**

ZHAO Yuan, WANG Hong-feng, ZHAO Lin, PEI Li-mei  
(Tangshan People's Hospital, Tangshan Hebei 063000, China)

**Abstract: Objective:** To construct a predictive model for lymph node metastasis (LNM) in non-small cell lung cancer (NSCLC) based on spectral CT radiomics, and to test its diagnostic efficacy. **Methods:** The imaging findings, tumor markers, and clinical data of 153 NSCLC patients who underwent spectral CT imaging examination, lung cancer resection surgery and lymph node dissection in our hospital from January 2019 to January 2023 were obtained. Patients were divided into training set (n=107) including 37 cases of LNM and 70 cases of non-LNM, and validation set (n=46) including 15 cases of LNM and 31 cases of non-LNM in a 7:3 ratio. Data were used for training and verification of the models. The general clinical data and imaging features were compared between two sets. Regions of interest(ROI) of lung cancer lesions and target lymph nodes were delineated manually on CT plain and enhanced images. Artificial intelligence software was applied for extraction of texture parameters for ROIs and the screening of texture parameters capable of identifying LNMs. LASSO regression was used to screen radiomics features and establish radiomics labels. A joint predictive model based on tumour tissue and target lymph node texture CT parameters and radiomic features was constructed using the Multivariate Logistic regression algorithm. The area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC) was used to evaluate the diagnostic efficacy of spectral CT parameter model, radiomic signature model, and joint model for preoperative LNM. The DeLong test was used to compare the AUC differences of various models. Decision curve analysis(DCA) was used to evaluate the clinical benefits of the prediction model. A  $P<0.05$  indicated a statistically significant difference. **Results:** In both training set and validation set, the standardized iodine concentration(NIC) in the venous phase of LNM patients was lower than that of non LNM patients, and the lymph node short-axis diameter was higher than that of non LNM patients( $P<0.05$ ). A total of 207 radiomic features were extracted from images.

**[收稿日期]** 2024-06-22

**[作者简介]** 赵媛(1987-),女,河北唐山人,主管技师。E-mail:zhaoyuanzyzz@126.com

**[通信作者]** 赵媛,唐山市人民医院放射科,063000。E-mail:zhaoyuanzyzz@126.com

**[基金项目]** 河北省医学科学研究重点课题项目(20171299)。

After LASSO regression screening, 5 radiomics features were finally included, including 2 grayscale size zone matrix features, 2 grayscale run length matrix features, and 1 grayscale dependence matrix feature. Multivariate Logistic regression analysis denoted that short-axis diameter of the lymph node, NIC of venous phase and Rad-score were independent factors in predicting LNM of NSCLC ( $P<0.05$ ). ROC curve revealed that the areas under the curve (AUCs) for predicting the occurrence of LNM in the training set and verification set were 0.746 and 0.739 in spectral CT parameter model, the AUC were 0.747 and 0.726 in radiomic signature model, and were 0.847 and 0.813 in joint model. Delong test verified that the AUC of joint model was larger than that of spectral CT parameter model and radiomic signature model ( $P<0.05$ ). **Conclusion:** Spectral CT radiomics has good predictive value for preoperative LNM in NSCLC.

**Key words:** Carcinoma, Non-Small-Cell Lung; Lymphatic Metastasis; Tomography, X-Ray Computed

肺癌的发病率呈逐年升高的趋势,5 年生存率仅为 11%~15%<sup>[1]</sup>。非小细胞肺癌 (Non-small cell lung cancer, NSCLC) 是肺癌中最常见的组织亚型,主要采用外科手术进行治疗,是否发生淋巴结转移 (Lymph node metastasis, LNM) 对术式选择、确定淋巴结清扫范围及判断术后是否需要新辅助化疗具有重要意义<sup>[2]</sup>。目前穿刺活检或手术切除是评估 LNM 的金标准,但具有创伤性。CT 以较好的空间、密度分辨率在肺部疾病的鉴别诊断中应用广泛,能谱 CT 基于双能量数据能够实现快速能量切换,可在 40~140 keV 范围内重建不同能级的单能量图像并进行量化分析,已广泛应用于肿瘤 LNM 的诊断中<sup>[3-4]</sup>。近年来影像组学逐渐成为研究热点,以 CT 为基础的影像组学已在肺癌鉴别、临床分期及疗效评估中取得良好效果<sup>[5]</sup>,而能谱 CT 相关影像组学在肺癌 LNM 预测中的研究较少。本研究拟建立能谱 CT 与临床特征结合的联合预测模型,探究能谱 CT 影像组学在 NSCLC 术前 LNM 中的预测价值。

## 1 资料与方法

### 1.1 一般资料

回顾性收集 2019 年 1 月—2023 年 1 月我院收治的 153 例 NSCLC 患者。纳入标准:①经术后病理确诊为 NSCLC,诊断标准参考《中华医学会肿瘤学分会肺癌临床诊疗指南(2021 版)》<sup>[6]</sup>;②行能谱 CT 检查,且在检查后 7 d 内接受手术治疗;③淋巴结短轴线超过 10 mm;④CT 检查前未进行放疗、靶向治疗等术前治疗。排除标准:①存在血液疾病、肿瘤远处转移;②合并存在肺结核、肺脓肿等肺部疾病或恶性肿瘤;③CT 图像不可见完整淋巴结、存在伪影,不符合诊断要求;④拒绝手术、缺乏病理结果,或其他原因导致临床资料不全者;⑤未进行手术或仅局部切除未能获取淋巴结病理。入选患者按 7:3 比例分为训练集(107 例,其中 LNM 70 例,无 LNM 37 例)和验证集(46 例,其中 LNM 31 例,无 LNM 15 例),经术后病理确认是否存在 LNM,本研究符合《赫尔辛基宣言》对伦理的要求。收集各组患者一般资料,包括

性别、年龄、有无吸烟史等,并进行对比分析。

### 1.2 方法

采用美国 GE 公司 Discovery CT 750 HD 型能谱 CT 进行检查,患者取仰卧位,均进行平扫和双期(动脉期和静脉期)胸部增强扫描,参数设置:管电压 80~140 keV、电流 360 mA,层厚、层间距为 5 mm,机架旋转时间 0.6 s,螺距 1.375:1,矩阵 512×512,容积 CT 剂量指数 7.64 mGy,平扫结束后以 1.5 mL/kg 剂量注射 320 ng/mL 碘佛醇,注射速率 3 mL/s,动、静脉期分别延迟 22 s、55 s 进行采集。扫描图像在医院的图像存档和通信系统(PACS)中检索,并以 DICOM 格式导出。测量目标淋巴结在横断位 CT 平扫及增强图像上的最大径,计算出目标淋巴结短径/长径比值,汇总成为 NSCLC 患者临床指标。

采用 Double-Z 软件提取 NSCLC 原发灶及目标淋巴结平扫和双期增强扫描的纹理特征,由两名具有 5 年以上 CT 诊断经验的医师依据手术结果和病理资料勾画出 NSCLC 肿瘤及目标淋巴结所在层面的全部感兴趣区(Region of interest, ROI)(图 1,2),ROI 在 70 keV 单能量重建图上标记并尽可能包含整个淋巴结,尽量避开坏死、钙化部分。LNM 组淋巴结的勾画根据病理结果选取短径最大的转移性淋巴结作为研究对象,无 LNM 组则选取扫描平面内距离病灶最近且短径>8 mm 的淋巴结进行勾画。勾画结果由另一名更高年资医师进行复核,勾画过程中如发生异议,则通过协商达成一致,将分割的 ROI 文件再次导入 A.K.软件,提取 ROI 图像的一阶参数(如直方图参数)和高阶参数(灰度共生矩阵参数(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、行程矩阵参数(Run-length matrix, RLM))等纹理特征参数,最终从患者肿瘤病灶和目标淋巴结的 CT 图像中各提取出 401 个纹理特征。纹理特征筛选过程如下:①运用 ANOVA 及 Mann-Whitney *U* 检验从肿瘤病灶纹理参数中筛选出 60 个纹理参数,从目标淋巴结纹理参数中筛选出 41 个纹理参数;②采用 Spearman 相关系数去除  $r\geq 0.9$  的高维特征冗余,进一步筛选出 34 个和 20 个纹理特征;③采用十倍交叉验证的最小绝

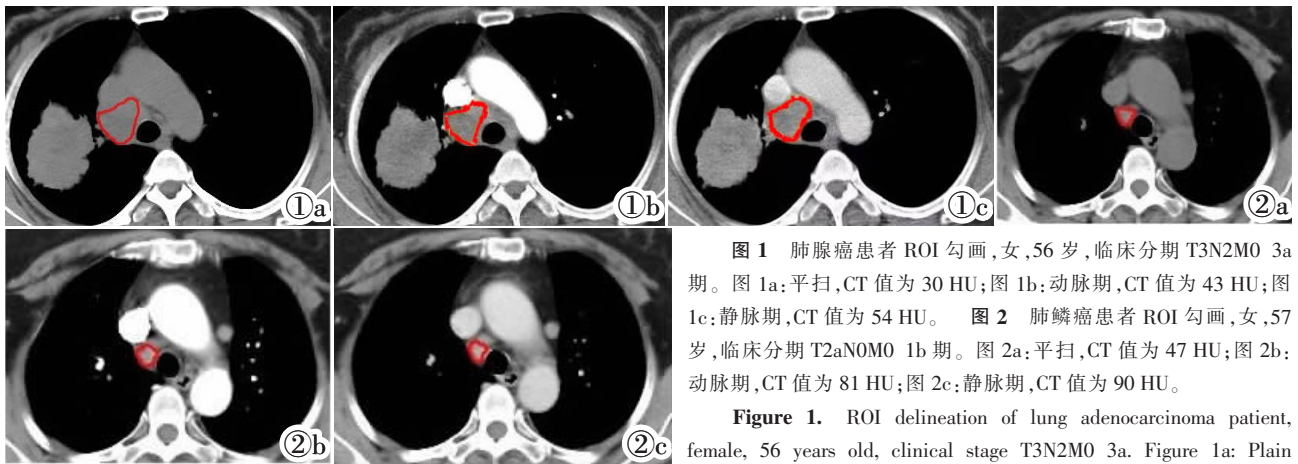


图 1 肺腺癌患者 ROI 勾画,女,56 岁,临床分期 T3N2M0 3a 期。图 1a:平扫,CT 值为 30 HU;图 1b:动脉期,CT 值为 43 HU;图 1c:静脉期,CT 值为 54 HU。图 2 肺鳞癌患者 ROI 勾画,女,57 岁,临床分期 T2aN0M0 1b 期。图 2a:平扫,CT 值为 47 HU;图 2b:动脉期,CT 值为 81 HU;图 2c:静脉期,CT 值为 90 HU。

Figure 1. ROI delineation of lung adenocarcinoma patient, female, 56 years old, clinical stage T3N2M0 3a. Figure 1a: Plain scan, CT value of 30 HU; Figure 1b: Arterial phase, CT value of 43 HU; Figure 1c: Venous phase, CT value of 54 HU. Figure 2. ROI delineation of lung squamous cell carcinoma patient, female, 57 years old, clinical stage T2aN0M0 1b. Figure 2a: Plain scan, CT value of 47 HU; Figure 2b: Arterial phase, CT value of 81 HU; Figure 2c: Venous phase, CT value of 90 HU.

对收缩和选择算法(LASSO)回归进一步降维。

采用 LASSO-Logistic 回归对能谱 CT 图像特征和一般临床特征(性别、年龄、吸烟史、血清肿瘤标志物)进行筛选,选出与预后相关的最佳特征,并建立影像组学标签和临床因素联合模型,采用受试者工作特征(ROC)曲线分析该模型对 LNM 的诊断效能,并比较单纯影像组学标签和联合模型诊断的曲线下面积(AUC),采用拟合优度检验校准预测模型,比较模型预测结果与实际结果的一致性。

### 1.3 统计学方法

采用 SPSS 22.0 软件进行统计分析,符合正态分布的计量资料如标准化碘浓度(NIC)、能谱曲线斜率( $\lambda$ HU)以均数 $\pm$ 标准差( $\bar{x}\pm s$ )表示,组间比较采用独立样本 *t* 检验、Mann-Whitney *U* 检验;计数资料以百分率(%)表示,组间比较采用  $\chi^2$  检验;将有显

著差异的能谱 CT 参数及影像组学标签纳入 Logistic 回归构建预测模型,采用 ROC 曲线分析预测模型对 LNM 的诊断效能。*P*<0.05 为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 有无 LNM 患者一般临床资料及能谱 CT 参数比较

训练集和验证集中,LNM 患者与无 LNM 患者在年龄、性别、吸烟史方面比较无明显差异(*P*>0.05);训练集和验证集患者中,LNM 患者静脉期 NIC 低于无 LNM 患者,淋巴结短径高于无 LNM 患者(*P*<0.05),而在动脉期和静脉期  $\lambda$ HU、碘基值(IC)、标化有效原子序数(Neff-Z)及动脉期 NIC 方面比较无明显差异(*P*>0.05)(表 1)。

### 2.2 影像组学标签

表 1 两组一般临床资料及能谱 CT 参数比较(n(%))

组别	训练集(n=107)		<i>t</i> / $\chi^2$ / <i>P</i>	验证集(n=46)		<i>t</i> / $\chi^2$ / <i>P</i>	
	LNM(n=37)	无 LNM(n=70)		LNM(n=15)	无 LNM(n=31)		
年龄(岁)	60.3 $\pm$ 9.6	60.4 $\pm$ 10.3	0.051/0.960	60.1 $\pm$ 10.2	60.6 $\pm$ 9.8	0.165/0.870	
性别(男/女)	21/16	38/32	0.060/0.807	9/6	19/12	0.007/0.933	
吸烟史(有/无)	16/21	30/40	0.002/0.969	8/7	15/16	0.099/0.753	
血清肿瘤标志物 (异常/正常)	NSE	7/30	0.018/0.894	3/12	6/25	0.003/0.959	
	CEA	10/27	19/51	4/11	9/22	0.028/0.867	
	CA125	14/23	31/39	0.413/0.521	6/9	12/19	0.007/0.933
	CYFRA2-1	16/21	24/46	0.830/0.362	7/8	16/15	0.099/0.753
淋巴结短径(mm)	10.83 $\pm$ 1.57	10.04 $\pm$ 1.12	2.995/0.003	10.87 $\pm$ 1.28	10.11 $\pm$ 1.03	2.173/0.035	
动脉期	CT 值(HU)	120.98 $\pm$ 76.14	121.76 $\pm$ 67.24	0.055/0.957	121.07 $\pm$ 79.25	122.06 $\pm$ 68.24	0.045/0.965
	$\lambda$ HU	1.84 $\pm$ 0.64	2.05 $\pm$ 0.49	1.898/0.060	1.09 $\pm$ 0.87	1.18 $\pm$ 0.72	0.371/0.712
	IC(mg/mL)	10.72 $\pm$ 2.88	10.67 $\pm$ 3.34	0.077/0.939	10.72 $\pm$ 3.01	10.43 $\pm$ 3.76	0.261/0.077
	NIC	0.23 $\pm$ 0.07	0.25 $\pm$ 0.04	1.871/0.064	0.21 $\pm$ 0.01	0.23 $\pm$ 0.04	1.812/0.064
	WC(100 mg/mL)	1 024.71 $\pm$ 14.92	1 029.57 $\pm$ 13.72	1.691/0.094	1 030.25 $\pm$ 15.04	1 037.41 $\pm$ 14.16	1.576/0.122
静脉期	CT 值(HU)	108.54 $\pm$ 45.61	120.34 $\pm$ 41.21	1.357/0.178	110.27 $\pm$ 40.19	128.13 $\pm$ 38.27	1.460/0.150
	$\lambda$ HU	2.13 $\pm$ 0.65	2.35 $\pm$ 0.72	1.556/0.123	2.48 $\pm$ 0.72	2.64 $\pm$ 0.81	0.650/0.519
	IC(mg/mL)	10.08 $\pm$ 3.04	11.15 $\pm$ 2.93	1.774/0.079	10.24 $\pm$ 5.15	11.26 $\pm$ 5.61	0.593/0.556
	NIC	0.43 $\pm$ 0.04	0.58 $\pm$ 0.08	10.613/0.000	0.41 $\pm$ 0.03	0.60 $\pm$ 0.11	6.583/0.000
	WC(100 mg/mL)	1 029.42 $\pm$ 11.81	1 027.82 $\pm$ 16.63	0.520/0.605	1 040.41 $\pm$ 15.82	1 036.20 $\pm$ 11.61	1.022/0.313

注: $\lambda$ HU:能谱曲线斜率;IC:碘基值;NIC:标准化碘浓度;WC:水基值。

经一致性检验显示观察组内(ICC:0.772~0.845)和观察者间(ICC:0.784~0.859)一致性均较好(ICC>0.75),共提取 207 个影像组学特征,经 LASSO 回归最后选择了 5 个影像组学特征,包括基于灰度大小区域矩阵的灰度级非均匀性归一化特征、基于小波变换(HLL 层)和直方图一阶统计量的 CT 图像灰度范围特征、基于小波变换和直方图一阶统计量的 CT 图像灰度均值特征、基于灰度大小区域矩阵的区域大小非均匀性归一化特征、基于 3D 局部二值模式和灰度级依赖矩阵的 CT 图像大依赖性低灰度级强调特征,对应模型系数分别为 0.925、0.893、0.815、0.639、0.426,根据其线性组合权重构建 Rad-score 计算公式,即建立影像组学模型。

2.3 预测模型的构建

将影像组学和能谱 CT 参数中存在差异的纳入多因素 Logistic 回归分析构建预测模型,采用逐步后向选择法发现淋巴结短径、静脉期 NIC、Rad-score 是预测 NSCLC 是否存在 LNM 的独立影响因素( $P<0.05$ ) (表 2),绘制列线图定量预测 NSCLC 术前 LNM(图 3)。

2.4 预测模型诊断效能的验证

表 2 联合预测模型的多因素 Logistic 回归分析

因素	$\beta$	校正 OR(95%CI)	P
淋巴结短径	0.486	1.626(1.279~2.147)	<0.001
静脉期 NIC	0.612	1.844(1.437~2.607)	<0.001
Rad-score	0.419	1.520(1.156~1.926)	0.001
常数	-21.864	<0.001(-)	<0.001

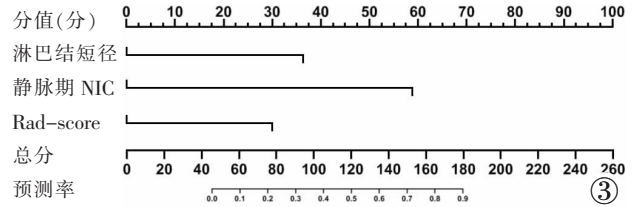


图 3 预测 NSCLC 术前 LNM 列线图模型。

Figure 3. Prediction of preoperative lymph node metastasis in NSCLC using a nomogram model.

ROC 曲线分析显示,能谱参数模型预测训练集和验证集 LNM 的 AUC 分别为 0.746、0.739,影像组学模型预测的 AUC 分别为 0.747、0.726,联合模型预测的 AUC 分别为 0.847、0.813,经 Delong 检验联合模型预测 LNM 的 AUC 高于能谱参数模型和影像组学模型预测 LNM 的 AUC( $P<0.05$ )(表 3,图 4,5)。

表 3 ROC 曲线分析各模型对 LNM 的诊断效能

模型	数据集	AUC(95%CI)	P	敏感度(%)	特异度(%)	准确度(%)
能谱参数模型	训练集	0.746(0.640~0.852)	<0.001	64.9	80.0	72.5
	验证集	0.739(0.591~0.886)	0.009	80.0	61.3	70.7
影像组学模型	训练集	0.747(0.644~0.851)	<0.001	73.0	78.6	75.8
	验证集	0.726(0.580~0.872)	0.014	80.0	64.5	72.3
联合模型	训练集	0.847(0.772~0.922)	<0.001	78.4	82.9	80.7
	验证集	0.813(0.682~0.943)	0.001	80.0	71.0	75.5

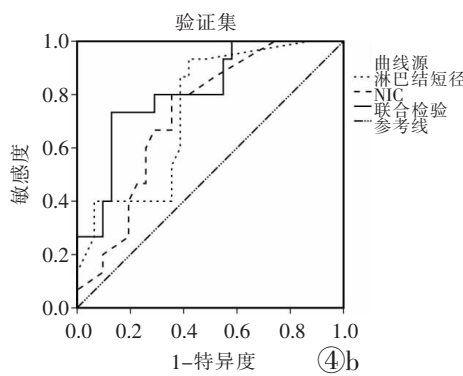
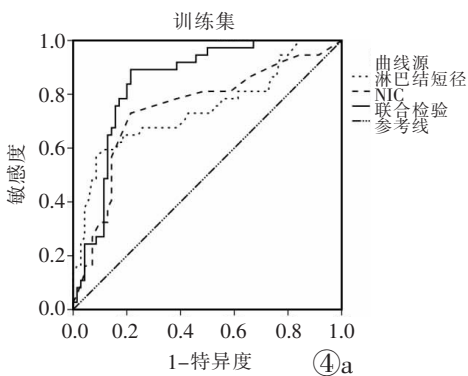


图 4 各模型诊断 LNM 的 ROC 曲线。图 4a:训练集;图 4b:验证集。注:校准曲线与对角线之间的重叠程度反映模型预测的准确性。

Figure 4. ROC curves for diagnosing lymph node metastasis in various models. Figure 4a: Training set. Figure 4b: Verification set. Note: The degree of overlap between the calibration curve and the diagonal reflects the accuracy of the model's predictions.

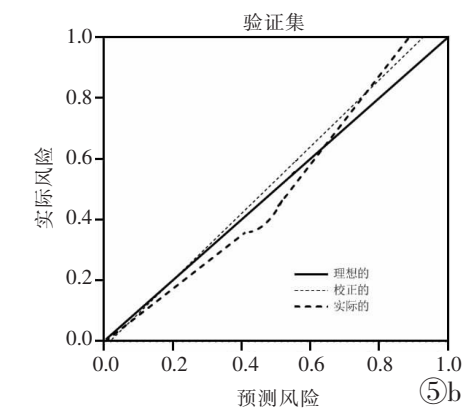
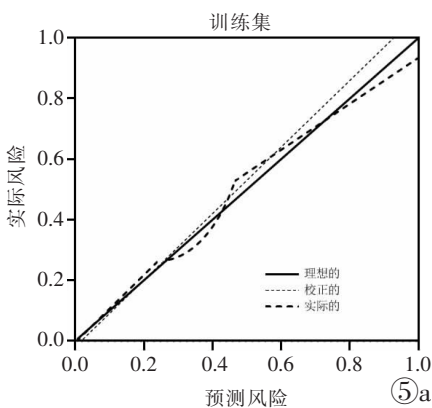


图 5 拟合优度检验校准预测模型。图 5a:训练集;图 5b:验证集。注:校准曲线与对角线之间的重叠程度反映模型预测的准确性。

Figure 5. Calibration prediction model for goodness of fit test. Figure 5a: Training set. Figure 5b: Verification set. Note: The degree of overlap between the calibration curve and the diagonal reflects the accuracy of the model's predictions.

### 3 讨论

能谱 CT 能在 1 个旋转周期内实现 80 kVp 和 140 kVp 的瞬时切换采集数据,与传统 CT 相比,能谱 CT 不仅能提供 40~140 keV 虚拟单能量图,还能获得物质分离、有效原子序数图像、能谱曲线等,对不同组织的细微差异具有较好的诊断价值<sup>[7-8]</sup>。目前能谱 CT 已经在肺部肿瘤良恶性及 LNM 的诊断中取得了良好效果<sup>[9]</sup>,本研究中 LNM 患者静脉期 NIC 低于无 LNM 患者,淋巴结短径高于无 LNM 患者,提示能谱 CT 参数能在一定程度上评估是否发生 LNM。但有研究认为,临床工作中可发现术前影像学资料与术后病理分期结果存在较大差异,可能与医师具有阅片主观性、淋巴结炎症反应性增生干扰观察等因素有关<sup>[10]</sup>。影像组学是一种高通量从影像学图像中提取大量定量影像学特征的方法,能通过计算机从 CT、MRI 图像中提取强度、形状、纹理等特征进行计算,从而预测肿瘤临床分期、预后等,目前已有多项研究证实影像组学在淋巴结评估和肺部肿瘤良恶性的诊断中具有重要价值<sup>[11-12]</sup>。本研究基于能谱 CT 双期多能级图像构建 NSCLC 术前 LNM 的联合预测模型,纳入影像组学特征及临床危险因素,绘制列线图直观观察定量风险。

LNM 是肺部肿瘤转移复发的主要方式之一。在肿瘤原发灶的 CT 特征中,能谱 CT 的影像组学特征能较好反映肿瘤病灶的异质性和生物特性变化<sup>[13]</sup>,因此基于能谱 CT 的影像组学能预测肿瘤 LNM。本研究筛选出一阶统计、灰度共生矩阵等有意义、稳定性高的特征,可重复性好,便于医师观察。此外,本研究在 70 keV 能量水平下建立的组学特征中,共提取 207 个影像组学特征,经 LASSO 回归筛选出的 5 个影像组学特征中,权重最高的是灰度大小区域矩阵中的灰度级非均匀性归一化特征,说明图像灰度强度值可变性和本研究纳入的 NSCLC 异质性较高<sup>[14]</sup>;区域大小非均匀性归一化特征主要反映各区域体积可变性,该值体现区域体积之间的同质性<sup>[15]</sup>。而多因素 Logistic 回归分析显示,淋巴结短径、静脉期 NIC、Rad-score 是预测 NSCLC 术前 LNM 的独立影响因素,提示肿瘤厚度及碘对比剂浓度、影像组学标签对预测 LNM 具有显著意义。能谱 CT 的增强扫描过程可反应组织血流灌注,因此碘对比剂定量可分析淋巴结中碘含量,而淋巴结被肿瘤细胞浸润后,其组织结构及血供发生变化,因此出现 NIC 下降。ROC 曲线分析显示,能谱参数模型预测训练集和验证集 LNM 的 AUC 分别为 0.746、0.739,影像组学模型预测的 AUC 分别为 0.747、0.726,联合模型预测的

AUC 分别为 0.847、0.813,经 Delong 检验联合模型预测 LNM 的 AUC 高于能谱参数模型和影像组学模型预测 LNM 的 AUC,提示影像组学联合能谱 CT 参数较常规能谱 CT 参数对 NSCLC 术前 LNM 具有更高的预测效能。

本研究不足之处:①本研究未考虑临床病理因素在 LNM 中的预测价值;②仅基于 70 keV 单能量重建图像上建立影像组学标签,对 40 keV、100 keV 等其他能量水平的效果并不明确;③列线图模型缺少外部验证,需增加样本量进一步研究。

综上所述,基于能谱 CT 影像组学对 NSCLC 术前 LNM 具有较好的预测价值及可重复性,可帮助临床做出有效评估,从而指导治疗。

#### 【参考文献】

- [1]Oliver AL. Lung Cancer: Epidemiology and Screening [J]. Surg Clin North Am, 2022, 102(3): 335-344.
- [2]杨文龙,范懿魏,陆世春,等. 直径≤3 cm 非小细胞肺癌发生单独 N1 淋巴结转移的危险因素分析[J]. 临床肺科杂志,2023,28(3):331-335.
- [3]覃秘,刘满荣,龚莫锋,等. CT 能谱成像在结直肠癌术前 N 分期评估中的价值[J]. 中国临床医学影像杂志,2023,34(6):419-422.
- [4]李淑华,赵灿灿,高玉青,等. 能谱 CT 在术前预测胰腺腺淋巴瘤转移的价值[J]. 中国临床医学影像杂志,2022,33(2):108-113.
- [5]王福南,朱柳红,王艳微,等. 能谱 CT 对非小细胞肺癌纵隔淋巴结转移的临床价值[J]. 实用放射学杂志,2022,38(3):393-396.
- [6]中华医学会肿瘤学分会,中华医学会杂志社. 中华医学会肿瘤学分会肺癌临床诊疗指南(2021 版)[J]. 中华医学杂志,2021,101(23):1725-1757.
- [7]赵雯,柯腾飞,胡兴月,等. 双能量 CT 能谱曲线预测甲状腺乳头状癌颈部中央区淋巴结隐匿性转移的价值 [J]. 昆明医科大学学报, 2022,43(10):74-78.
- [8]Wen Q, Yue Y, Shang J, et al. The application of dual-layer spectral detector computed tomography in solitary pulmonary nodule identification [J]. Quant Imaging Med Surg, 2021, 11(2): 521-532.
- [9]李永军,刘涛,张辉,等. 能谱 CT 成像对非小细胞肺癌患者淋巴结转移的诊断价值分析[J]. 实用心脑血管病杂志,2020,28(1):83-87.
- [10]Deng L, Yang J, Ren T, et al. Can spectral computed tomography (CT) replace perfusion CT to assess the histological classification of non-small cell lung cancer? [J] Quant Imaging Med Surg, 2023, 13(8): 4960-4972.
- [11]叶陆爽,杨建峰. 非小细胞肺癌纵隔淋巴结转移的 CT 影像组学研究进展[J]. 中国医学影像学杂志,2022,30(6):625-629.
- [12]刘德顺,徐鹤,王小雷,等. CT 影像组学在预测非小细胞肺癌淋巴结转移中的价值[J]. 蚌埠医学院学报,2021,46(9):1239-1243.
- [13]王睿,李靖,方梦捷,等. 基于能谱 CT 的影像组学术前预测进展期胃癌淋巴结转移的价值 [J]. 中华医学杂志,2020,100(21): 1617-1622.
- [14]Mu R, Meng Z, Zhang X, et al. Parameters of Dual-layer Spectral Detector CT Could be Used to Differentiate Non-Small Cell Lung Cancer from Small Cell Lung Cancer [J]. Curr Med Imaging, 2022, 18(10): 1070-1078.
- [15]Martin SS, Muscogiuri E, Burchett PF, et al. Tumorous tissue characterization using integrated <sup>18</sup>F-FDG PET/dual-energy CT in lung cancer: Combining iodine enhancement and glycolytic activity[J]. Eur J Radiol, 2022, 150(4): 110-116.