

## 论 著

## 基于乳腺DCE-MRI列线图模型预测新辅助化疗后腋窝淋巴结状态的研究\*

李 解 高 波\* 王 磊

贵州医科大学附属医院放射科

(贵州 贵阳 550004)

**【摘要】目的** 分析基于动态对比增强磁共振成像(DCE-MRI)的列线图模型在预测新辅助化疗后腋窝淋巴结的状态中的应用。**方法** 回顾性分析贵州医科大学附属医院2018年10月至2023年5月186例经病理证实的腋窝淋巴结转移乳腺癌患者,按照7:3比例随机分为训练集(n=131)和验证集(n=55)。基于DCE-MRI图像提取影像组学特征,使用LASSO回归分析对影像组学特征进行筛选;采用单因素及多因素logistic回归分析筛选新辅助化疗后腋窝淋巴结状态相关的独立预测因素;将筛选的相关临床病理特征联合影像组学标签(RadScore)构建列线图模型。进一步通过受试者工作特征曲线(ROC曲线)比较模型的预测效能,采用校准曲线评估列线图的拟合优度。**结果** 联合9个影像组学特征构建的影像组学评分、HER2受体和乳腺肿瘤化疗疗效构成的列线图模型在训练集和验证集的曲线下面积(AUC值)分别为0.90和0.88。DeLong检验显示列线图模型的AUC高于影像组学模型和临床模型( $P<0.05$ )。**结论** 基于DCE-MRI影像组学特征联合临床病理特征的列线图模型有助于预测新辅助化疗后腋窝淋巴结状态,可为制定临床治疗策略提供参考依据。

**【关键词】** 乳腺肿瘤; 磁共振成像; 腋窝淋巴结; 影像组学

**【中图分类号】** R445.2

**【文献标识码】** A

**【基金项目】** 国家自然科学基金(82260340)

**DOI:**10.3969/j.issn.1672-5131.2025.11.020

## Research on Predicting Axillary Lymph Node Status after Neoadjuvant Chemotherapy Based on Breast DCE-MRI Nomogram Model\*

Li Jie, GAO Bo\*, WANG Lei.

Department of Radiology, The Affiliated Hospital of Guizhou Medical University, Guiyang 550004, Guizhou Province, China

## ABSTRACT

**Objective** Analyze the application of a nomogram model based on dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging (DCE-MRI) in predicting the status of axillary lymph nodes after neoadjuvant chemotherapy. **Methods** Retrospective analysis of 186 cases of breast cancer patients with axillary lymph node metastasis confirmed by pathology in the Affiliated Hospital of Guizhou Medical University from October 2018 to May 2023 were randomly divided into training set (n=131) and verification set (n=55) according to a ratio of 7:3. Extracting radiomics features based on DCE-MRI images, using LASSO regression analysis to screen radiomics features; Using univariate and multivariate logistic regression analysis to screen for independent predictive factors related to axillary lymph node status after neoadjuvant chemotherapy; Construct a nomogram model by combining the selected clinical pathological features with radiomics labels (RadScore). Further compare the predictive performance of the models through receiver operating characteristic (ROC) curves, evaluate the goodness of fit of the nomogram using calibration curves. **Results** The nomogram model constructed by combining 9 radiomics features, including radiomics score, Her2 status, and breast tumor chemotherapy efficacy, has an area under the curve (AUC value) of 0.90 and 0.88 in the training and validation sets, respectively. The DeLong test showed that the AUC of the nomogram model was higher than that of the radiomics model and clinical model ( $P<0.05$ ). **Conclusion** The nomogram model based on DCE-MRI radiomics features combined with clinical pathological features can help predict the axillary lymph node status after neoadjuvant chemotherapy, and provide reference basis for formulating clinical treatment strategies.

**Keywords:** Breast Tumor; Magnetic Resonance Imaging; Axillary Lymph Nodes; Radiomics

目前乳腺癌已超过肺癌成为全球发病率最高的恶性肿瘤,也是女性癌症死亡的最常见原因<sup>[1]</sup>。在新诊断的乳腺癌患者中,约40%的人发现了同侧腋窝淋巴结转移。新辅助化疗(neoadjuvant chemotherapy, NAC)目前广泛应用于临床上腋窝淋巴结阳性患者,旨在降低原发肿瘤的分期并消除淋巴结转移<sup>[2]</sup>,研究发现大约35%-63%的腋窝淋巴结阳性的乳腺癌患者在NAC后可以实现腋窝病理完全反应(axillary pathologic complete response, apCR)<sup>[3]</sup>,获得apCR的患者具有更长的无病生存时间<sup>[4]</sup>,一些研究者提出希望省略腋窝淋巴结清扫,以避免相关并发症,如肩部活动受限和上臂淋巴水肿<sup>[5]</sup>。当前常规影像学检查如超声(US)、PET-CT、乳腺MRI在识别NAC后腋窝淋巴结的状态方面表现不佳<sup>[6-7]</sup>,目前主要以前哨淋巴结活检作为评估腋窝淋巴结转移的主要手段,但假阴性率较高<sup>[8]</sup>,且具有一定创伤性。因此需要一种可靠、无创的工具能够识别NAC后腋窝淋巴结的治疗反应。影像组学通过挖掘高通量、无创的图像特征,在乳腺癌领域的应用范围广泛。近年来基于MRI的影像特征在乳腺良恶性鉴别、分子分型和乳腺癌NAC疗效反应预测<sup>[9-11]</sup>等方面已显示出较好的预测准确性。目前,大多数研究都关注NAC前腋窝淋巴结状态的预测<sup>[12-13]</sup>,对NAC后的腋窝淋巴结状态的研究较少。因此,本研究旨在探讨基于乳腺DCE-MRI影像组学特征预测NAC后腋窝淋巴结状态的价值,对临床决策提供帮助。

## 1 资料与方法

**1.1 资料** 回顾性分析2018年10月至2023年5月期间于贵州医科大学附属医院接受NAC治疗并接受手术的患者。本研究得到了本院伦理审查委员会的批准。

**纳入标准:** (1)经病理诊断为原发性乳腺癌患者;(2)经病理证实为同侧腋窝淋巴结转移;(3)在NAC前有完整的乳腺和腋窝淋巴结MRI图像;(4)NAC结束后接受外科手术治疗,且具有腋窝淋巴结的病理评估结果。**排除标准:** (1)腋窝淋巴结阴性的乳腺癌患者;(2)临床、病理资料不完整;(3)乳腺MRI图像质量不佳。最终纳入186例患者,均为女性,年龄25~73(49.6±9.4)岁,其中新辅助化疗后达到为apCR 79例,非apCR 107例。以Python软件中的“train\_test\_split”函数按7:3的比例分为训练集(131例)和测试集(55例)。

**1.2 仪器与方法** MRI检查采用荷兰 Philips 3.0 T MR扫描仪及16通道双侧乳腺专用相控表面线圈。患者取俯卧位,双侧乳腺自然悬垂于线圈的双孔内。扫描序列及参数:横断面 DCE 脂肪抑制 3D T1WI 容积成像, TR 4.8 ms, TE 2.4 ms, 视野293 mm×353

**【第一作者】** 李 解,女,在读硕士,主要研究方向:乳腺影像诊断。E-mail: 1729824866@qq.com

**【通讯作者】** 高 波,男,主任医师,主要研究方向:中枢神经系统和乳腺诊断。E-mail: gygb2004@163.com

mm, 矩阵 $292 \times 353$ , 层厚1.0 mm, 反转角 $12^\circ$ , NSA 1。

**1.3 病灶分割与特征提取** 本研究所有患者选择DCE-MRI序列的第3期相图像, 该时间点病灶区域的强化表现最明显, 与周围正常腺体组织形呈显著对比。感兴趣区(ROI)由2名具有5年乳腺癌MRI诊断经验的主治医师在不知道病理结果的情况下, 使用3D-Slicer软件对乳腺肿块及腋窝淋巴结进行逐层勾画, 分别得到乳腺肿瘤的ROI和腋窝淋巴结的ROI, 勾画完成后由1名高年资医师进行审核确认, 当出现不明确的情况时由两者协商后做出决定。如果图像显示为多灶性病变和多个淋巴结时, 则选择长径最大的病灶为主病灶进行勾画(图1)。采用3Dslicer软件自带的PyRadiomics模块提取ROI的影像组学特征, 分别从乳腺肿瘤ROI和腋窝淋巴结ROI中提取影像组学特征850个, 包括一阶统计量特征18个、形状特征13个、纹理特征75个、小波特征744个, 两个ROI中共提取1700个组学特征。

**1.4 特征筛选与模型构建** 在训练集中使用Z-score方法对所有特征进行标准化; 随后使用Pearson相关系数评估各特征间的相

关性(相关系数 $>0.9$ 则仅保留其一), 去除冗余特征; 利用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法筛选与NAC后腋窝淋巴结状态相关的非零系数特征; 进一步基于确定的影像组学特征系数线性加权计算影像组学评分和构建影像组学模型。

**1.5 统计学分析** 以 $(\bar{x} \pm s)$ 表示符合正态分布的计量资料, 行独立样本t检验; 以中位数(上下四分位数)表示不符合正态分布的计量资料, 行Mann-Whitney U检验。以 $\chi^2$ 检验或Fisher精确概率法比较计数资料。采用单因素和多因素logistic回归分析筛选独立预测因素; 绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线评估各模型预测NAC后腋窝淋巴结状态的效能, 以DeLong检验比较各模型曲线下面积(area under the curve, AUC)差异; 以决策曲线评估各模型的临床获益; 以Hosmer-Lemes检验评价列线图的拟合优度。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

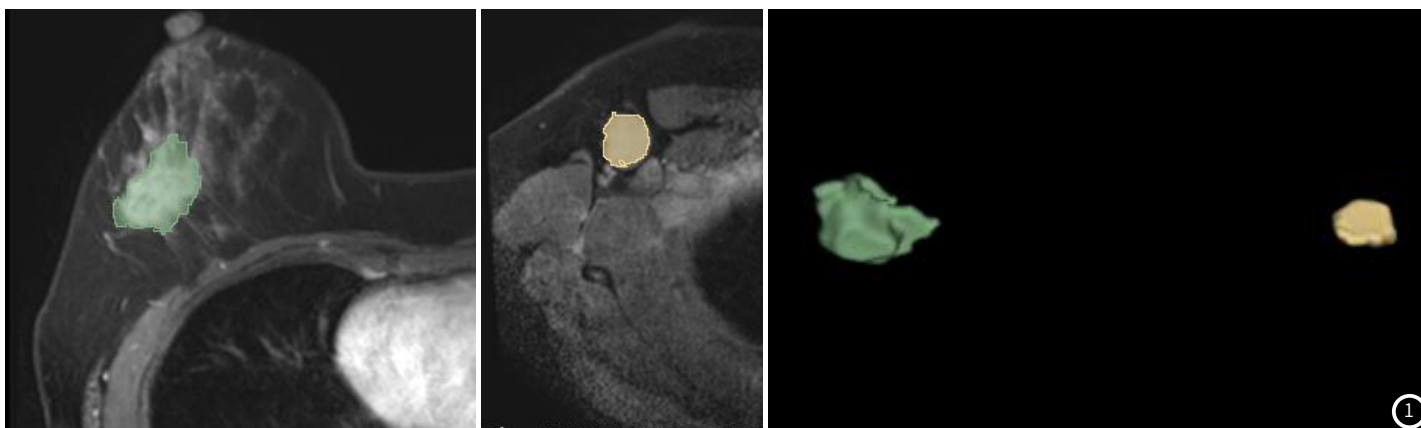


图1 显示肿瘤和腋窝淋巴结感兴趣区ROI及感兴趣区体积VOI。

## 2 结果

**2.1 一般资料** 训练集与验证集亚组间Her2受体、乳腺肿瘤的化疗疗效有统计学意义( $P < 0.05$ ), 其余参数差异均无统计学意义( $P > 0.05$ ), 患者的临床特征见表1。

表1 apCR组与非apCR组一般资料比较

组别	年龄	月经状态		ER		PR		HER2		Ki67	
		无	有	-	+	-	+	-	+	低表达	高表达
训练集(n=131)											
apCR组(n=61)	49.0±9.0	27 (44.3%)	34 (55.7%)	24 (39.3%)	37 (60.7%)	30 (49.2%)	31 (50.8%)	27 (44.3%)	34 (55.7%)	5 (8.2%)	56 (91.8%)
非apCR组(n=70)	49.8±10.1	35 (50.0%)	35 (50.0%)	18 (25.7%)	52 (74.3%)	26 (37.1%)	44 (62.9%)	55 (78.6%)	15 (21.4%)	14 (20.0%)	56 (80.0%)
t/ $\chi^2$ 值	5.95	0.23		2.18		1.46		14.95		2.77	
P值	0.71	0.63		0.13		0.22		<0.001		0.09	
验证集(n=55)											
apCR组(n=18)	50.9±8.8	11(61.1%)	7(38.9%)	8 (44.4%)	10(55.6%)	10(55.6%)	8 (44.4%)	5 (27.8%)	13 (72.2%)	1 (5.6%)	17 (94.4%)
非apCR组(n=37)	49.8±8.9	18(48.6%)	19(51.4%)	10(27.0%)	27 (73.0%)	11 (29.7%)	26(70.3%)	28 (75.7%)	9 (24.3%)	11 (29.7%)	26(70.3%)
t/ $\chi^2$ 值	0.47	0.33		0.97		2.41		9.66		2.85	
P值	0.30	0.56		0.32		0.12		<0.001		0.09	

### 续表1

组别	分子分型				临床T分期			
	Luminal A	Luminal B	HER2阳性	三阴性	1	2	3	4
训练集(n=131)								
apCR组(n=61)	2 (3.3%)	34 (55.7%)	10 (16.4%)	15 (24.6%)	0 (0.0%)	31 (50.8%)	21 (34.4%)	9 (14.8%)
非apCR组(n=70)	9(12.9%)	40 (57.1%)	11 (15.7%)	10 (14.3%)	5 (7.1%)	22 (31.4%)	26 (37.1%)	17 (24.3%)
t/ $\chi^2$ 值	5.39			8.94				
P值	0.14			0.03				
验证集(n=55)								
apCR组(n=18)	0 (0.0%)	9 (50.0%)	0 (0.0%)	9 (50.0%)	2 (11.1%)	7(38.9%)	5(27.8%)	4(22.2%)
非apCR组(n=37)	8 (21.6%)	19 (51.4%)	4(10.8%)	6(16.2%)	1 (2.7%)	16 (43.2%)	9(24.3%)	11 (29.7%)

t/χ <sup>2</sup> 值	10.91	1.93
P值	0.01	0.58

续表1

组别	临床N分期			乳腺肿瘤化疗疗效	
	1	2	3	非PCR	PCR
训练集(n=131)					
apCR组(n=61)	46 (75.4%)	12 (19.7%)	3 (4.9%)	31 (50.8%)	30(49.2%)
非apCR组(n=70)	48 (68.6%)	18 (25.7%)	4 (5.7%)	68 (97.1%)	2 (2.9%)
t/χ <sup>2</sup> 值	0.77			35.42	
P值	0.68			<0.001	
验证集(n=55)					
apCR组(n=18)	13 (72.2%)	3 (16.7%)	2 (11.1%)	6(33.3%)	12(66.7%)
非apCR组(n=37)	28 (75.7%)	4(10.8%)	5 (13.5%)	37(100.0%)	0(0.0%)
t/χ <sup>2</sup> 值	0.40			27.76	
P值	0.81			<0.001	

表2 筛选的影像组学特征及对应的特征系数

特征名称	系数
original-shape-LeastAxis	0.395
original-glcm-Correlation	0.284
wavelet-LHL-glszm-SizeZoneNonUniformityNormalized	-0.646
original-shape-Flatness	0.407
original-firstorder-Median	0.184
original-glszm-ZoneVariance	0.046
wavelet-LHH-glszm-SizeZoneNonUniformityNormalized	-0.125
wavelet-HHH-glcm-ClusterShade	-0.334
wavelet-HLL-glcm-ClusterShade	0.177

**2.2 影像组学特征分析** 经过LASSO回归筛选出9个最优特征(图2), 其中形态特征2个, 一阶统计特征1个和纹理特征6个(表2), 基于这些特征结合加权系数构建影像组学评分(Radscore),  $Radscore=0.395*original-shape-LeastAxis+0.284*original-glcm-Correlation-0.646*wavelet-LHL-glszm-SizeZoneNonUniformityNormalized+0.407*original-shape-Flatness+0.184*original-firstorder-Median+0.046*original-glszm-ZoneVariance-0.125*wavelet-LHH-glszm-SizeZoneNonUniformityNormalized-0.334*wavelet-HHH-glcm-ClusterShade+0.177*wavelet-HLL-glcm-ClusterShade+0.153$ .

腋窝淋巴结阳性组和阴性组Radscore评分值及组间比较见图3, 训练集中, 腋窝淋巴结阳性组Radscore值低于阴性组(P<0.001).

**2.3 构建列线图模型** 多因素logistic回归分析显示, HER2受体及乳腺肿瘤的化疗疗效为是NAC后腋窝淋巴结状态的独立预测因素(P均<0.05), 据此联合影像组学评分构建列线图模型。训练组及验证组模型效能的比较见表3及图4-5。

**2.4 模型预测效能评估** 列线图模型较临床模型、影像组学模型的AUC值高, 分别为0.90、0.88, Delong检验显示在训练集和验证集中, 列线图模型的AUC均优于临床模型和影像组学模型, 差异有统计学意义(P<0.05)。校准曲线显示列线图模型预测NAC后腋窝淋巴结状态的效能和实际病理结果具有良好的一致性(图6)。

表3 各模型在训练集及验证集预测NAC后腋窝淋巴结状态的效能

模型	集别	准确率	敏感度	特异度	AUC
临床模型	训练集	0.81	0.63	0.88	0.82
	验证集	0.60	0.36	0.66	0.88
影像组学模型	训练集	0.83	0.76	0.78	0.79
	验证集	0.88	0.75	0.83	0.62
列线图模型	训练集	0.89	0.94	0.72	0.90
	验证集	0.90	0.88	0.70	0.88

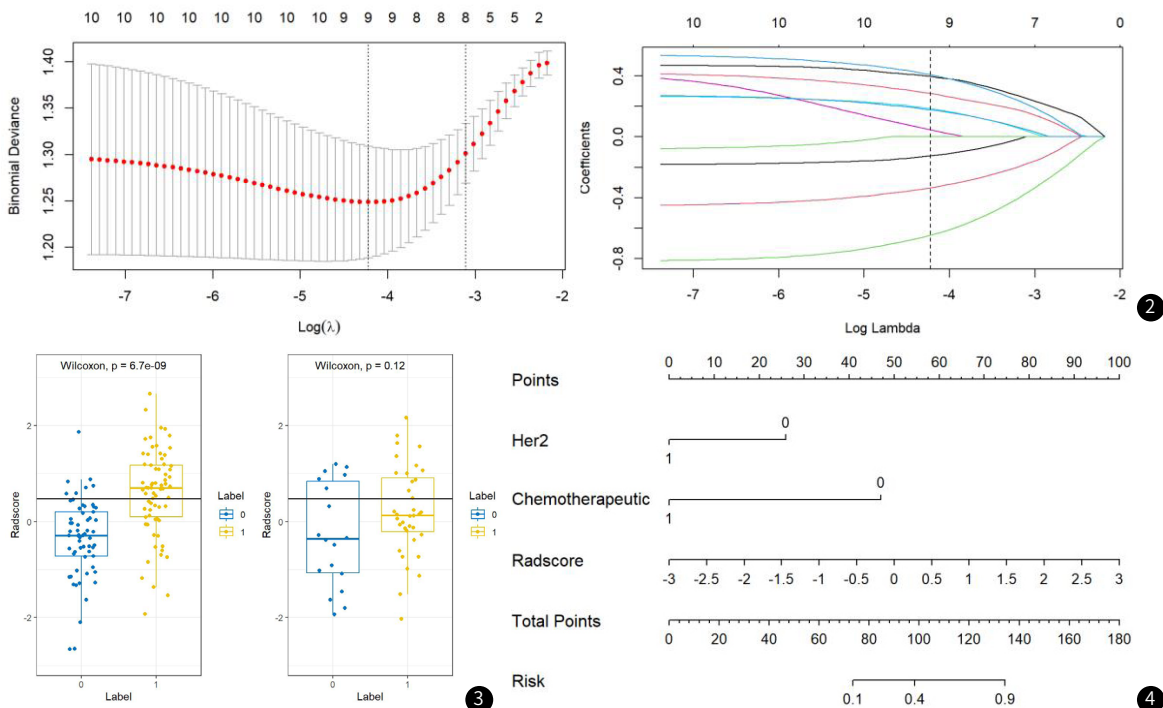


图2 LASSO回归特征筛选图。图3 训练集和验证集Radscore值分布箱式图(label为0表腋窝淋巴结阴性, label为1表腋窝淋巴结阳性)。图4 以独立预测因素联合影像组学评分(Radscore)构建列线图。

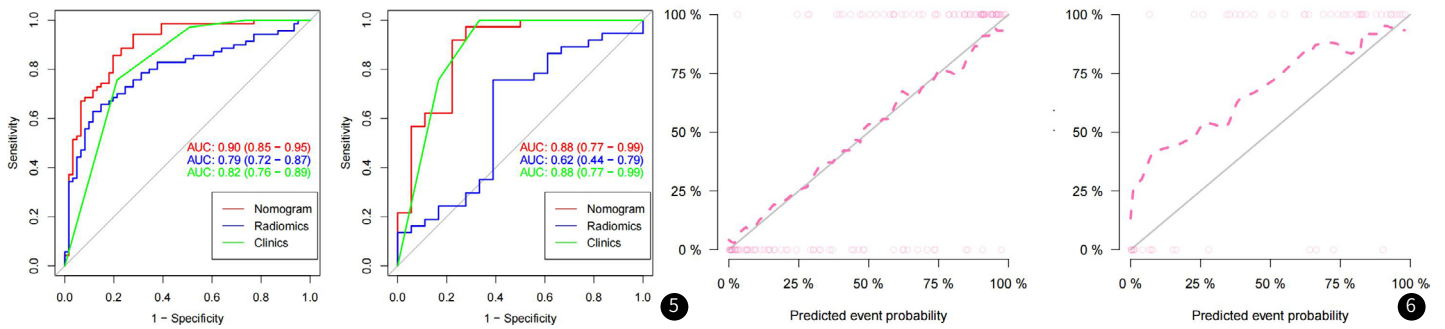


图5 各模型于训练集及验证集中预测NAC后腋窝淋巴结状态的受试者操作特征曲线。  
图6 列线图模型在训练集及验证集中的校准曲线图。

### 3 讨论

乳腺肿瘤和腋窝淋巴结对NAC的反应与患者的手术方案、无病生存率和总生存率高度相关<sup>[14]</sup>。由于肿瘤细胞的异质性和复杂性，乳房肿瘤和腋窝淋巴结对NAC会有不同的反应<sup>[15]</sup>。为了全面评估治疗效果，准确评估NAC后腋窝淋巴结的反应具有重要意义。目前手术切除后获得的组织病理学结果是疗效评估的金标准，但其存在时间滞后性且有创，因此还缺乏一种公认的早期无创性预测apCR的评估手段。本研究的主要目的是探讨基于乳腺癌NAC前DCE-MRI影像组学预测apCR的价值。结果基于乳腺肿瘤及腋窝淋巴结区域的影像组学特征及临床因素构建的列线图具有良好的预测性能。既往大多数研究仅使用乳腺肿瘤的组学特征来预测ALN状态<sup>[16-17]</sup>，在本研究中增加了腋窝淋巴结的组学特征，这样能够体现淋巴结本身的预测价值，其结果显示，联合临床病理特征和DCE-MRI影像组学特征的列线图模型预测效能显著，训练集及验证集的AUC分别为0.90、0.88。因此结果表明，列线图模型可以帮助临床更准确地识别已实现apCR的患者。

先前的研究表明<sup>[18-19]</sup>，患有HER2阳性、Ki67高表达、分子分型、肿瘤分期较低以及达到乳腺PCR的患者更有可能实现apCR。在本研究中的单变量分析中，HER2受体、分子分型和乳腺PCR与apCR显著相关，经过多变量分析，HER2受体和NAC后乳腺肿块的病理反应是独立的预测因素，这与之前的研究一致。在本研究中，影像组学评分由2个形状特征、1个一阶统计特征和6个纹理特征构建。纹理特征是通过物体表面图像的像素和周围空间领域的灰度分布的不同，用于评估肿瘤间的异质性，图像的形状特征可以反映感兴趣区域的大小、形状和边缘的粗糙度等，一阶统计特征指图像强度的统计值，用于评估图像中的均匀模式和可变性<sup>[20]</sup>。这9个影像组学特征中“g1cm\_Cluster Shade”和“g1szm\_Size Zone NonUniformity Normalized”与腋窝淋巴结的PCR显著相关，其权重系数所占比例较高。由于MRI放射组学的大量特征，以及这些研究中使用的目的和方法的差异，最终选择用于建模的特定放射组学特征大多不同，但之前研究证明，ADC图像的GLCM纹理特征是乳腺癌PCR发生的独立预测因素<sup>[21]</sup>，本研究也同样证实了DCE-MRI图像的GLCM特征与腋窝淋巴结的病理反应显著相关。

本研究尚存在一些局限性：(1)这是一项在单个中心进行的回顾性研究，样本量较小，未来需要多中心研究进行进一步验证。(2)感兴趣区域都是由医师手工划分，难以准确勾画边界模糊的肿瘤，今后需应用更精准的勾画方式，如半自动分割、自动分割等方法提取病变特征。(3)本研究仅分析了NAC前乳腺MRI单一序列图像的影像组学特征，T2WI、DWI等其它序列需要在研究的后期进行分析。

综上所述，本研究基于DCE-MRI的影像组学和临床病理特征构建的列线图模型能够用于乳腺癌患者NAC后腋窝淋巴结状态的预测，有望在临床上进行进一步的应用和验证，可为制定临床决策及定制个性化治疗策略提供参考依据。

### 参考文献

[1] Zhang Y, Rumgay H, Li M, et al. Nasopharyngeal cancer incidence and

mortality in 185 countries in 2020 and the projected burden in 2040: population-based global epidemiological profiling[J]. *JMIR Public Health Surveill*, 2023, 9: e49968.

[2] Gradishar WJ, Anderson BO, Abraham J, et al. Breast cancer, version 3.2020, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2020, 18: 452-478.

[3] Pilewskie M, Morrow M. Axillary nodal management following neoadjuvant chemotherapy: a review[J]. *JAMA Oncol*, 2017, 3: 549-555.

[4] Cortazar P, Zhang L, Untch M, et al. Pathological complete response and long-term clinical benefit in breast cancer: the CTNeoBC pooled analysis[J]. *Lancet*, 2014, 384: 164-172.

[5] Naoum GE, Roberts S, Brunelle CL, et al. Quantifying the impact of axillary surgery and nodal irradiation on breast cancer-related lymphedema and local tumor control: long-term results from a prospective screening trial[J]. *J Clin Oncol*, 2020, 38: 3430-3438.

[6] Weber JJ, Jochelson MS, Eaton A, et al. MRI and prediction of pathologic complete response in the breast and axilla after neoadjuvant chemotherapy for breast cancer [J]. *Journal of the American College of Surgeons*, 2017, 225 (6): 740-746.

[7] Samiei S, de Mooij CM, Lobbes MBI, et al. Diagnostic performance of noninvasive imaging for assessment of axillary response after neoadjuvant systemic therapy in clinically node-positive breast cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. *Ann Surg*, 2021, 273: 694-700.

[8] Boughey JC, Suman VJ, Mittendorf EA, et al. Sentinel lymph node surgery after neoadjuvant chemotherapy in patients with node-positive breast cancer: the ACOSOG Z1071 (Alliance) clinical trial[J]. *JAMA*, 2013, 310: 1455-1461.

[9] 黄金叶子, 黎英姿, 周雯. 影像组学在乳腺癌诊断及预后的应用进展[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2023, 21(3): 174-177.

[10] Huang Y, Yao Z, Li L, et al. Deep learning radiopathomics based on preoperative US images and biopsy whole slide images can distinguish between luminal and non-luminal tumors in early-stage breast cancers[J]. *EBioMedicine*, 2023, 94: 104706.

[11] 赵元艳, 史纲, 谢录玲, 等. ADC值联合DCE-MRI定量参数Kep、Ktrans对乳腺癌新辅助化疗疗效的预测价值[J]. *罕少疾病杂志*, 2025, 32(10): 60-62, 68.

[12] 张英萍. 超声弹性成像与二维超声检查联合用于乳腺癌腋窝淋巴结转移诊断的临床价值探讨[J]. *罕少疾病杂志*, 2025, 32(7): 67-69.

[13] 马丽娜, 哈宗兰, 汪生颜. MRI影像组学在早期浸润性乳腺癌腋窝淋巴结转移诊断的价值[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2022, 20(7): 88-91.

[14] Cortazar P, Zhang L, Untch M, et al. Pathological complete response and long-term clinical benefit in breast cancer: the CTNeoBC pooled analysis[J]. *Lancet*, 2014; 384(9938): 164-172.

[15] Derks MGM, van de Velde CJH. Neoadjuvant chemotherapy in breast cancer: more than just downsizing[J]. *Lancet Oncol*, 2018, 19(1): 2-3.

[16] Zhang X, Yang Z, Cui W, et al. Preoperative prediction of axillary sentinel lymph node burden with multiparametric MRI-based radiomics nomogram in early-stage breast cancer[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31: 5924-5939.

[17] Song SE, Woo OH, Cho Y, et al. Prediction of axillary lymph node metastasis in early-stage triple-negative breast cancer using multiparametric and radiomic features of breast MRI[J]. *Acad Radiol*, 2023, null: S25-S37.

[18] Zhu J, Li J, Fan Z, et al. Association of higher axillary pathologic complete response rate with breast pathologic complete response after neoadjuvant chemotherapy[J]. *Ann Transl Med*, 2020, 8(16): 992.

[19] Zheng W, Zhou P, Liu Y, et al. Prediction of axillary response after neoadjuvant chemotherapy in clinical node positive breast cancer[J]. *Transl Cancer Res*, 2021, 10: 2822-2830.

[20] Conti A, Duggento A, Indovina I, et al. Radiomics in breast cancer classification and prediction[J]. *Semin Cancer Biol*, 2021, 72: 238-250.

[21] Herrero Vicent C, Tudela X, Moreno Ruiz P, et al. Machine learning models and multiparametric magnetic resonance imaging for the prediction of pathologic response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer[J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14: undefined.

(收稿日期: 2024-06-23)

(校对编辑: 赵望淇)