

DCE-MRI结合瘤周影像组学构建可解释性乳腺癌腋窝淋巴结转移预测模型

刘雪雯, 杨亭, 白芙蓉, 刘瑶, 姚娟*

新疆医科大学第一附属医院影像中心, 新疆 乌鲁木齐 830054; *通信作者 姚娟 yaoj324@163.com

【基金项目】新疆维吾尔自治区卫生健康委“天山英才”医药卫生高层次人才培养计划项目(TSYC202401B004)

【摘要】目的 探讨乳腺癌腋窝淋巴结转移(ALNM)的最佳瘤周区域界定,并构建基于动态对比增强MRI瘤周影像组学的可解释预测模型。资料与方法 回顾性纳入2021年8月—2024年8月于新疆医科大学第一附属医院接受乳腺MRI检查的170例患者,按照7:3分为训练集119例和验证集51例。提取不同瘤周区域的影像组学特征,采用最小绝对收缩与选择算子进行特征筛选后构建模型。临床病理特征通过单因素和多因素Logistic回归分析筛选预测因子,与影像组学特征构建联合模型。以曲线下面积(AUC)、敏感度及特异度作为模型评价指标,并采用Shapley加性解释方法量化各影像组学特征的贡献程度。结果 瘤内联合瘤周3 mm区域的模型性能较优,验证集AUC为0.717(95% CI 0.574~0.860),敏感度为81.8%,特异度为58.6%。与脉管癌栓($OR=6.129, P<0.001$)构建的联合模型性能数值上进一步提升,验证集AUC为0.733(95% CI 0.595~0.871),敏感度为90.9%,特异度为51.7%。Shapley加性解释分析显示瘤周一阶统计特征最小值和球形度特征预测ALNM具有显著贡献。结论 瘤周3 mm影像组学特征对ALNM具有预测价值,临床联合影像模型具有较好的预测效能,为临床评估ALNM提供了可解释性工具。

【关键词】乳腺肿瘤;磁共振成像;影像组学;淋巴转移;腋;预测

【中图分类号】R445.2; R737.9 【DOI】10.3969/j.issn.1005-5185.2026.04.007

Construction of An Explainable Predictive Model for Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer Using DCE-MRI Combined with Peritumoral Radiomics

LIU Xuewen, YANG Ting, BAI Furong, LIU Yao, YAO Juan*

Imaging Center, the First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China; *Address Correspondence to: YAO Juan; E-mail: yaoj324@163.com

【Abstract】Purpose To identify the optimal peritumoral region for predicting axillary lymph node metastasis (ALNM) in breast cancer and to develop an interpretable prediction model using dynamic contrast-enhanced MRI-based peritumoral radiomics. Materials and Methods This retrospective study included 170 patients who underwent breast MRI at the First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University (August 2021 to August 2024). Patients were randomly divided into training ($n=119$) and validation ($n=51$) sets at a 7:3 ratio. Radiomic features were extracted from different peritumoral regions, with feature selection performed using least absolute shrinkage and selection operator to construct models. Clinicopathological predictors were identified using univariate and multivariate Logistic regression analysis, which were then combined with radiomic features to develop an integrated model. Model performance was evaluated using area under the curve (AUC), sensitivity, and specificity. The Shapley additive explanation method was used to quantify the contribution of each radiomic feature. Results The model combining intratumoral with 3 mm peritumoral features demonstrated optimal performance, achieving an AUC of 0.717 (95% CI 0.574-0.860), sensitivity of 81.8%, and specificity of 58.6% in the validation set. The integrated model incorporating lymphovascular invasion ($OR=6.129, P<0.001$) showed numerically improved performance, with a validation set AUC of 0.733 (95% CI 0.595-0.871), sensitivity of 90.9%, and specificity of 51.7%. Shapley Additive Explanation analysis revealed that the minimum value of first-order statistical features and sphericity features in the peritumoral region made significant contributions to ALNM prediction. Conclusion Peritumoral radiomic features within a 3 mm margin demonstrate predictive value for ALNM. The integrated clinical-radiomic model shows good predictive performance, providing an interpretable tool for preoperative assessment of ALNM.

【Key words】Breast neoplasms; Magnetic resonance imaging; Radiomics; Lymphatic metastasis; Axilla; Forecasting

Chinese Journal of Medical Imaging, 2026, 34 (4): 395-402

乳腺癌是女性恶性肿瘤中死亡率最高的类型^[1]。腋窝淋巴结转移（axillary lymph node metastasis, ALNM）作为关键预后因素，与复发和死亡风险升高密切相关^[2]。因此，术前准确评估ALNM状态对于优化治疗方案和预后评估至关重要。前哨淋巴结活检已取代腋窝淋巴结清扫，成为可触及腋窝阴性淋巴结患者的标准评估程序^[3]，但近期研究表明前哨淋巴结活检与腋窝淋巴结清扫患者生存结局无显著差异^[4]，且前者存在术后并发症风险^[2]。因此，术前无创评估ALNM具有重要价值。

影像组学通过大量定量图像特征表征肿瘤异质性^[5]，是预测ALNM的潜在工具，既往研究多聚焦原发性肿瘤影像学特征与临床结局的关联^[6-7]。MRI是乳腺癌影像评估的重要工具，其中动态对比增强磁共振成像（dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging, DCE-MRI）可动态观察对比剂在组织内的分布与变化，为影像组学特征提取提供可靠影像学基础^[8]。近年研究发现，原发性肿瘤周围瘤外乳腺实质组织（瘤周）含炎症细胞、血管生成因子等肿瘤相关变化，在癌症浸润和转移中起关键作用^[9]。目前已有多种影像组学模型开发，在有限数据集或应用场景中效果良好^[10]，但模型机制不明、特征缺乏可解释性，其应用受到极大制约。采用Shapley加性解释（Shapley Additive Explanation, SHAP）^[11]与影像学特征结合，可以增加模型的可解释性^[12-13]。

本研究拟基于DCE-MRI提取的瘤周3 mm、4 mm、5 mm影像学特征，探究最佳瘤周区域，构建并验证各模型性能，同时采用SHAP方法进行可解释性分析，为临床决策提供可解释的预测模型。

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性收集2021年8月—2024年8月新疆医科大学第一附属医院接受MRI检查的女性乳腺癌患者。纳入标准：①病理确诊为非特殊类型浸润性乳腺癌；②经腋窝淋巴结活检/核心组织切片/前哨淋巴结活检确认淋巴结病理状态；③临床病理资料完整。排除标准：①MRI检查前接受乳房手术、放疗或

化疗；②DCE-MRI为非肿块样病变或肿块伴非肿块强化；③图像质量不达标。最终纳入170例患者，按7:3分层抽样（基于阳性标签）分为训练集119例（阳性44.5%、阴性55.5%）与验证集51例（阳性43.1%、阴性56.9%）。本研究遵循《赫尔辛基宣言》伦理准则，并获得新疆医科大学第一附属医院医学伦理委员会批准（K202503-115），豁免患者知情同意。

1.2 MRI检查 采用GE SIGNA Architect 3.0T进行扫描，并配备8通道乳腺专用相控阵线圈。采集平扫T1序列后，以2.5 ml/s经肘前静脉注射对比剂0.2 mmol/kg钆喷酸葡胺（广州康臣药业有限公司），随后以相同速度注射20 ml生理盐水。扫描参数：TR 4.9 ms，TE 2.1 ms，视野340 mm×340 mm，矩阵340 mm×340 mm，层厚1 mm，采用无间隔扫描。选取注射对比剂后早期图像作为原始图像。

1.3 临床、影像和病理特征 本研究从电子病历中提取临床和影像特征，参照《中国抗癌协会乳腺癌诊治指南与规范（2024年版）》^[14]，包括年龄、肿瘤最大径（轴位像最大截面积测量值，多灶病变取最大病灶）、时间-信号强度曲线、背景实质强化、肿瘤位置及象限。通过术前穿刺病理免疫组化获取雌激素受体、孕激素受体、Ki-67阳性细胞比例及人表皮生长因子受体2（human epidermal growth factor receptor-2, HER-2）状态（“+++”为阳性，“++”为需荧光原位杂交明确是否扩增），并据此分为4种分子分型，同时记录脉管癌栓状态。

1.4 肿瘤感兴趣区勾画 从PACS导出图像，进行图像预处理，包括离散化、重采样和归一化。肿瘤区域分割由2名不知晓病理结果的放射科医师（分别具有7年、10年乳腺影像诊断经验）完成，并使用3D Slicer 5.7.0对DCE-MRI图像进行逐层勾画，以确定肿瘤感兴趣区。对于多灶性病变选取最大病灶进行勾画。勾画过程中出现不一致时，由1位具有20年以上经验的放射科主任医师进行裁定。采用3D Slicer将人工勾画的感兴趣区系统扩展3、4、5 mm，见图1。

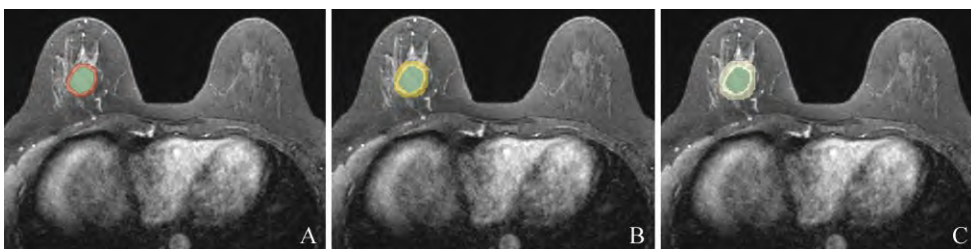


图1 不同瘤周外扩范围DCE-MRI图像分割。A、B、C分别为外扩3、4、5 mm瘤周范围，DCE-MRI为动态对比增强磁共振成像

1.5 影像组学特征提取 本研究使用Pyradiomics (<http://pyradiomics.readthedocs.io>) 提取影像学特征, 共获得17个形状特征、18个一阶统计特征及75个纹理特征。为确保特征提取的可重复性, 由1名放射科医师对随机选取的30个图像重复上述步骤。选取组内相关系数>0.75的特征纳入后续分析。进行相关分析, 剔除皮尔森相关系数>0.90的特征, 再用最小绝对收缩与选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 回归模型 (十折交叉验证确定最佳λ值) 筛选非零系数特征。

1.6 模型构建、性能评估和可解释性分析 本研究最终选择支持向量机构建以下模型: 瘤内、瘤周3 mm/4 mm/5 mm、瘤内联合瘤周3 mm、临床、临床联合影像 (瘤内联合瘤周3 mm) 模型。采用受试者工作特征曲线评估模型预测效能, Delong检验比较预测效能, 校准曲线评估模型预测概率与实际概率一致性, 决策曲线分析评估临床实用性。采用SHAP算法分析特征贡献度, 对影像学特征进行局部和全局解释, 并引入SHAP力图, 对2例代表性病例的ALNM预测依据和推

理过程进行个体水平解释。

1.7 统计学分析 采用SPSS 27.0和Python 3.7.12软件。计量资料采用Shapiro-Wilk检验正态性, 符合正态分布者以 $\bar{x} \pm s$ 表示, 不符合正态分布者以 $M(Q1, Q3)$ 表示, 采用Mann-Whitney U检验比较; 计数资料以例 (%) 表示, 采用 χ^2 检验或Fisher确切概率法比较。P<0.05表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 患者临床资料 170例乳腺癌患者中, ALNM阳性75例、阴性95例; 各组间基线特征差异均无统计学意义 (P均>0.05), 具有可比性, 见表1。对临床病理特征行单因素及多因素Logistic回归分析 (表2), 将单因素分析中有统计学意义的特征纳入多因素分析, 结果显示脉管癌栓是ALNM的独立预测因子 (OR=6.129, 95% CI 2.725~13.782, P<0.001)。基于该独立预测因子, 采用支持向量机算法构建临床预测模型, 用于后续与影像组学模型、临床联合影像模型效能对比。

表1 训练集和验证集乳腺癌患者基线资料比较

特征	训练集 (n=119)	验证集 (n=51)	t/Z/ χ^2 值	P值	特征	训练集 (n=119)	验证集 (n=51)	t/Z/ χ^2 值	P值
年龄 (岁, $\bar{x} \pm s$)	48.76±10.31	48.04±9.76	-0.427	0.670	Ki-67[例 (%)]			0.001	0.972
最大直径[cm, M (Q1, Q3)]	2.32 (1.79, 3.10)	2.15 (1.75, 2.88)	-0.582	0.561	<20%	44 (36.97)	18 (35.29)		
背景实质强化[例 (%)]			0.433	0.933	≥20%	75 (63.03)	33 (64.71)		
无	30 (25.21)	15 (29.41)			分子分型[例 (%)]			1.847	0.605
轻度	69 (57.98)	27 (52.94)			Luminal A	22 (18.49)	8 (15.69)		
中度	16 (13.45)	7 (13.73)			Luminal B	44 (36.97)	23 (45.10)		
重度	4 (3.36)	2 (3.92)			HER-2过表达	33 (27.73)	10 (19.61)		
时间-信号强度曲线[例 (%)]			0.253	0.615	三阴性	20 (16.81)	10 (19.61)		
平台型	58 (48.74)	22 (43.14)			脉管癌栓[例 (%)]			1.758	0.185
流出型	61 (51.26)	29 (56.86)			阴性	72 (60.50)	37 (72.55)		
雌激素受体[例 (%)]			0.304	0.582	阳性	47 (39.50)	14 (27.45)		
阴性	33 (27.73)	17 (33.33)			病灶象限[例 (%)]			0.831	0.934
阳性	86 (72.27)	34 (66.67)			下内象限	8 (6.72)	4 (7.84)		
孕激素受体[例 (%)]			0.515	0.473	下外象限	21 (17.65)	10 (19.61)		
阴性	45 (37.82)	23 (45.10)			上内象限	30 (25.21)	11 (21.57)		
阳性	74 (62.18)	28 (54.90)			上外象限	52 (43.70)	21 (41.18)		
HER-2[例 (%)]			0.182	0.670	中央	8 (6.72)	5 (9.80)		
阴性	31 (26.05)	11 (21.57)			病灶位置[例 (%)]			0.041	0.840
阳性	88 (73.95)	40 (78.43)			左	55 (46.22)	22 (43.14)		
					右	64 (53.78)	29 (56.86)		

注: HER-2为人表皮生长因子受体2

表2 临床病理特征与ALNM的关系单因素分析

特征	单因素分析	
	OR (95% CI)	P值
孕激素受体	0.823 (0.189~3.576)	0.795
雌激素受体	1.615 (0.292~8.937)	0.583
HER-2状态	1.084 (0.362~3.243)	0.886
病灶位置	0.548 (0.223~1.346)	0.189
Ki-67	0.737 (0.241~2.257)	0.593
时间-信号强度曲线	1.527 (0.632~3.688)	0.347
病灶象限	1.332 (0.861~2.060)	0.197
分子分型	1.283 (0.614~2.679)	0.507
背景实质强化	1.478 (0.786~2.778)	0.225
年龄	0.966 (0.924~1.010)	0.133
最大直径	1.402 (0.919~2.139)	0.117
脉管癌栓	6.266 (2.406~16.316)	<0.001

注: HER-2为人表皮生长因子受体2, ALNM为腋窝淋巴结转移

2.2 影像组学特征筛选和最优影像模型构建 瘤内区域经LASSO特征筛选后, 剩余特征5个。对单独瘤周3、4、5 mm范围特征分别进行LASSO筛选, 各区域特征数剩余5个、2个、3个。采用支持向量机算法分别构建瘤周3 mm/4 mm/5 mm模型。Delong检验结果显示, 训练集和验证集中, 瘤周3 mm/4 mm/5 mm模型两两比较差异均无统计学意义 ($Z=-0.606\sim 1.626, P$

均>0.05)。瘤周3 mm模型训练集AUC为0.725、验证集为0.719; 瘤周4 mm模型验证集AUC从训练集0.743降至0.676, 瘤周5 mm模型验证集AUC从训练集0.735降至0.632。综合效能与稳定性, 最终选取瘤周3 mm为最优瘤周范围。

基于上述最优区域选择结果, 将瘤内区域特征与瘤周3 mm区域特征进行融合, 构建联合特征集。采用LASSO对融合后的联合特征集进行筛选(图2), 最终保留6个非零系数特征用于后续联合模型构建。基于筛选的最终特征, 建立瘤内联合瘤周模型。Delong检验显示, 验证集中, 瘤内联合瘤周模型的AUC与瘤周3 mm模型、瘤内模型比较, 差异均无统计学意义 ($Z=-0.039, 0.115, P$ 均>0.05)。尽管瘤内联合瘤周模型验证集AUC (0.717) 数值上略低于瘤周3 mm模型 (0.719), 但其验证集敏感度 (81.8%) 数值上高于瘤周3 mm模型 (68.2%), 对ALNM阳性事件的漏诊风险低, 综合判断将其选为本研究的最佳影像预测模型。

2.3 临床联合影像模型构建与综合效能评价 将筛选出的临床病理特征独立预测因子(脉管癌栓)与瘤内联合瘤周模型进行融合, 采用支持向量机算法构建临床联合影像预测模型, 预测性能见表3。临床模型在验证集中的AUC为0.618, 临床联合影像模型在验证集中的AUC为0.733。

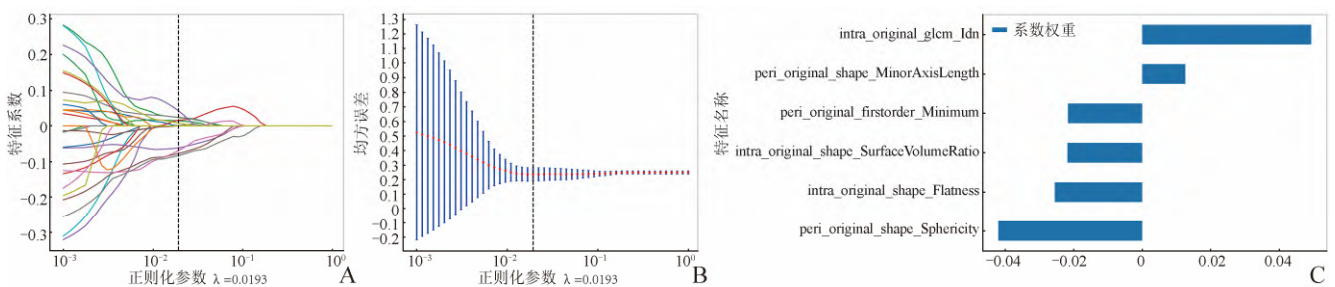


图2 瘤内联合瘤周模型的LASSO筛选过程。A.交叉验证曲线; B.系数路径图; C.筛选特征权重; LASSO为最小绝对收缩与选择算子

Delong检验显示, 验证集中临床联合影像模型的AUC高于临床模型, 差异有统计学意义 ($Z=-2.373, P<0.05$); 与瘤周3 mm模型、瘤内联合瘤周模型及瘤内模型比较, 差异均无统计学意义 ($Z=0.314, -0.337, 0.389, P$ 均>0.05)。鉴于临床联合影像模型在验证集中AUC最高, 综合判断将其选为本研究的最佳预测模型。校准曲线显示, 该模型预测风险与观察结局间具有良好的一致性; 决策曲线显示, 在0.10~0.84阈值概率范围内, 临床联合影像模型具有最大临床净获益, 见图3。

2.4 影像学特征的解释和可视化 peri_original_

firstorder_Minimum和peri_original_shape_Sphericity是评估ALNM的最重要特征, 见图4; 特征值越低, 对模型的正面影响越大。图5展示单例患者的评估过程。

3 讨论

本研究以3~5 mm为核心对比范围, 结果显示, 瘤内联合瘤周模型训练集AUC为0.752、验证集AUC为0.717, 具备区分ALNM的能力。临床联合影像模型综合表现更优, 校准曲线分析提示该临床联合影像模型预测概率与实际观测概率基本相符, 决策曲线分析提示该模型在一定阈值范围内具有临床应用价值。

表3 不同模型预测乳腺癌ALNM的性能比较

模型	AUC (95% CI)	敏感度 (%)	特异度 (%)	模型	AUC (95% CI)	敏感度 (%)	特异度 (%)
瘤内				瘤内联合瘤周3 mm			
训练集	0.744 (0.653~0.836)	66.0	75.8	训练集	0.752 (0.661~0.843)	71.7	74.2
验证集	0.712 (0.567~0.857)	81.8	62.1	验证集	0.717 (0.574~0.860)	81.8	58.6
瘤周3 mm				临床			
训练集	0.725 (0.631~0.819)	69.8	71.2	训练集	0.705 (0.623~0.788)	62.3	78.8
验证集	0.719 (0.579~0.860)	68.2	69.0	验证集	0.618 (0.492~0.745)	40.9	82.8
瘤周4 mm				临床联合影像			
训练集	0.743 (0.651~0.834)	58.5	83.3	训练集	0.823 (0.749~0.898)	73.6	78.8
验证集	0.676 (0.523~0.828)	72.7	69.0	验证集	0.733 (0.595~0.871)	90.9	51.7
瘤周5 mm							
训练集	0.735 (0.641~0.829)	64.2	78.8				
验证集	0.632 (0.470~0.793)	63.6	75.9				

注：ALNM为腋窝淋巴结转移，AUC为曲线下面积

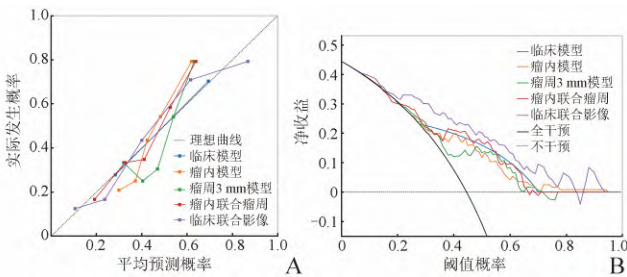


图3 模型校准曲线与临床决策曲线。A为训练集校准曲线；B为训练集决策曲线

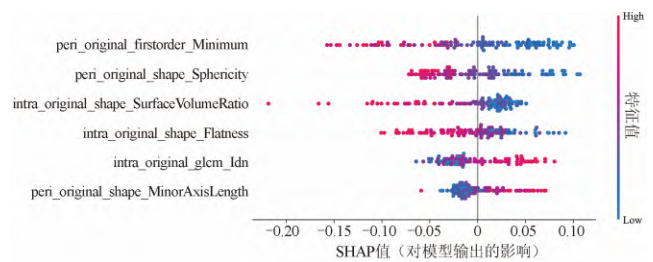


图4 影像学特征对模型输出影响的SHAP摘要。SHAP为Shapley加性解释

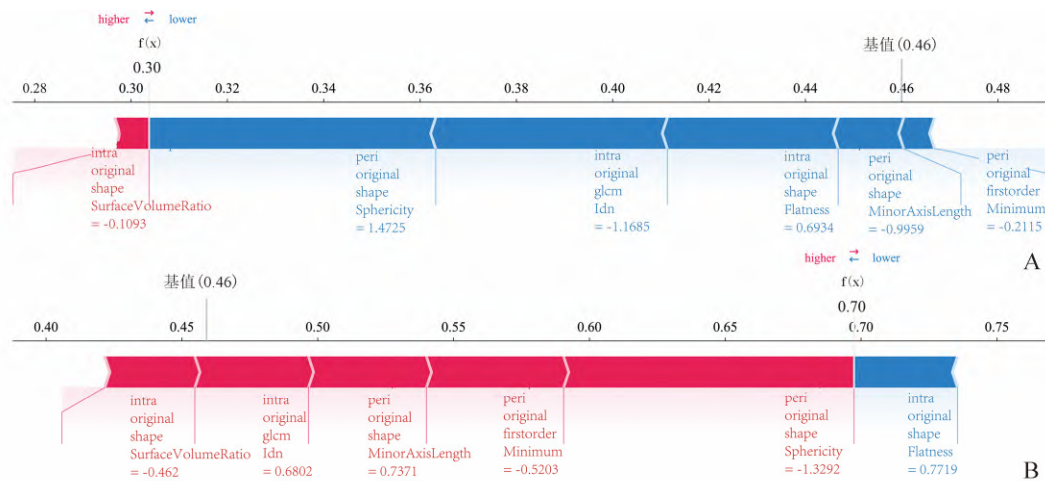


图5 基于SHAP的乳腺癌ALNM预测特征贡献分析。图中以基值（0.46）为起点，箭头长度代表特征贡献量，红色箭头示正向贡献，蓝色箭头示负向贡献。A.女，67岁，三阴性乳腺癌，ALNM阴性。SHAP值为0.30（低于基值），预测为ALNM阴性。B.女，28岁，三阴性乳腺癌，ALNM阳性。SHAP值为0.70（高于基值），预测为ALNM阳性。ALNM为腋窝淋巴结转移，SHAP为Shapley加性解释

3.1 瘤周区域选择 本研究结果显示，瘤周3 mm模型验证集AUC最大，且在训练集与验证集中表现相对稳定，提示3 mm瘤周区域是预测ALNM的较佳选择，

原因可能是该范围对应肿瘤与正常组织交界的侵袭活跃区，能反映肿瘤侵袭性^[15]，包含淋巴管增生^[16]、微血管侵犯^[17]、局部水肿^[18]等与ALNM密切相关的生

物学改变。同时,3 mm范围可避免掺入过多正常乳腺组织,减少无关信号干扰,最终保留5个有预测价值的组学特征。而瘤周4 mm和5 mm因纳入更宽边缘组织,掺入更多正常组织及脂肪,导致特征特异性稀释,仅筛选出2~3个强关联特征。瘤周3 mm的5个特征涵盖纹理特征(1个)、形态特征(3个)、一阶特征(1个),信息维度更均衡,能更稳定地反映瘤周微环境与ALNM的关联;而瘤周4 mm和5 mm特征仅包括形态特征和一阶特征,导致信息维度不均衡,影响模型稳定性。瘤内结合瘤周3 mm的模型在训练集和验证集具备区分ALNM的能力,进一步验证了3 mm瘤周区域的合理性。

Wang等^[10]报道瘤内结合瘤周3 mm联合临床特征预测ALNM具有应用潜力,与本研究瘤周3 mm为最佳区域且联合临床特征提升效能的结论一致,但与Ding等^[19]研究存在差异,后者认为瘤周4~6 mm更适合预测前哨淋巴结状态,产生该差异的原因为:①研究终点不同,本研究为ALNM,前者为前哨淋巴结状态;②影像数据类型不同,本研究基于DCE-MRI,前者用常规MRI序列,不同序列对瘤周信号捕捉能力的差异,导致最佳范围选择不同。

3.2 临床病理特征与ALNM的关系 本研究结果表明仅脉管癌栓与ALNM相关,这可能因其直接反映肿瘤细胞突破基底膜、侵入淋巴或血管系统的能力^[20],而雌激素受体、孕激素受体等特征因间接影响肿瘤增殖活性,在本研究中与ALNM的关联未达显著水平。既往多数研究认为肿瘤大小^[21]、部位^[22]与ALNM相关,但本研究未观察到该关联,推测因样本量不足导致统计效能受限,弱化了二者关联强度。本研究将脉管癌栓与影像学特征构建联合模型,训练集AUC为0.823、验证集AUC为0.733,脉管癌栓的加入有提升预测效能的趋势。本研究未纳入淋巴结短径、皮质厚度等传统影像学指标,无法与传统影像学指标对比。Qu等^[23]基于短径的模型AUC为0.894,本研究联合模型AUC低于上述模型,差异可能与样本特征和影像参数有关,且传统指标聚焦淋巴结形态,本研究关注肿瘤及瘤周微环境。

3.3 影像学特征的可解释性与生物学关联 本研究通过SHAP分析探讨影像学特征与ALNM的关系,发现瘤周一阶统计特征最小值、球形度是关键预测指标。其中瘤周最小值反映影像信号强度最小值,可能

与瘤周水肿相关(水肿区域信号低,与侵袭性呈正相关^[24]);球形度反映肿瘤及瘤周几何规则性,球形度越低,提示肿瘤突破基底膜、侵犯周围组织的能力越强,与ALNM风险呈正相关^[25]。既往研究也支持这一结论,如Pesapane等^[26]研究表明瘤周最小值、球形度联合临床数据可增强新辅助化疗病理完全缓解的预测效能,尽管临床终点不同,但均与肿瘤侵袭性密切相关;Davey等^[27]证实球形度与乳腺癌临床预后显著相关。以上结果表明,瘤周存在反映肿瘤生物学特征的信息,具较高预测价值。此外,SHAP算法将特征预测依据可视化,有助于理解机器学习“黑盒”^[28],提升模型可解释性。

3.4 研究局限性及未来方向 ①本研究为单中心回顾性研究,样本量有限且缺乏外部验证,可能影响模型泛化能力;②感兴趣区采用人工勾画,存在主观误差,可重复性不足;③仅纳入肿块型病变,临床特征纳入较少,模型适用范围与预测效能受限。未来将开展多中心前瞻性研究并引入外部验证,结合自动化分割提升研究可重复性,纳入更多临床与影像指标优化模型效能,进一步融合多模态、结合基因组学^[29]、蛋白组学^[30]数据,明确瘤周特征的分子机制,提升模型生物学可信度,推动模型临床转化。

总之,瘤周3 mm影像学特征对ALNM具有预测价值,临床联合影像模型具有较好的预测效能,为临床评估ALNM提供了可解释性工具。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, 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. DOI: 10.3322/caac.21660.
- [2] Reimer T, Stachs A, Veselinovic K, et al. Axillary surgery in breast cancer: primary results of the INSEMA trial[J]. *N Engl J Med*, 2025, 392(11): 1051-1064. DOI: 10.1056/nejmoa2412063.
- [3] Mattar A, Antonini M, Cavalcante FP, et al. CADONOT: comparing axillary dissection or not in breast cancer surgery[J]. *Breast*, 2025, 81: 104453. DOI: 10.1016/j.breast.2025.104453.
- [4] Tinterri C, Canavese G, Gatzemeier W, et al. Sentinel lymph node biopsy versus axillary lymph node dissection in breast cancer patients undergoing mastectomy with one to two

- metastatic sentinel lymph nodes: sub-analysis of the SINODAR-ONE multicentre randomized clinical trial and reopening of enrolment[J]. *Br J Surg*, 2023, 110(9): 1143-1152. DOI: 10.1093/bjs/znad215.
- [5] Tagliafico AS, Piana M, Schenone D, et al. Overview of radiomics in breast cancer diagnosis and prognostication[J]. *Breast*, 2020, 49: 74-80. DOI: 10.1016/j.breast.2019.10.018.
- [6] Yu Y, Tan Y, Xie C, et al. Development and validation of a preoperative magnetic resonance imaging radiomics-based signature to predict axillary lymph node metastasis and disease-free survival in patients with early-stage breast cancer[J]. *JAMA Netw Open*, 2020, 3(12): e2028086. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2020.28086.
- [7] Liu M, Mao N, Ma H, et al. Pharmacokinetic parameters and radiomics model based on dynamic contrast enhanced MRI for the preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer[J]. *Cancer Imaging*, 2020, 20(1): 65. DOI: 10.1186/s40644-020-00342-x.
- [8] Pan D, Zhang C, Wang Y, et al. Machine learning-based integration of DCE-MRI radiomics for STAT3 expression prediction and survival stratification in breast cancer[J]. *Front Immunol*, 2025, 16: 1619186. DOI: 10.3389/fimmu.2025.1619186.
- [9] Wang X, Xie T, Luo J, et al. Radiomics predicts the prognosis of patients with locally advanced breast cancer by reflecting the heterogeneity of tumor cells and the tumor microenvironment[J]. *Breast Cancer Res*, 2022, 24(1): 20. DOI: 10.1186/s13058-022-01516-0.
- [10] Wang Y, Shang Y, Guo Y, et al. Clinical study on the prediction of ALN metastasis based on intratumoral and peritumoral DCE-MRI radiomics and clinico-radiological characteristics in breast cancer[J]. *Front Oncol*, 2024, 14: 1357145. DOI: 10.3389/fonc.2024.1357145.
- [11] Rodríguez-Pérez R, Bajorath J. Interpretation of compound activity predictions from complex machine learning models using local approximations and shapley values[J]. *J Med Chem*, 2020, 63(16): 8761-8777. DOI: 10.1021/acs.jmedchem.9b01101.
- [12] Chen Y, Chen S, Tang W, et al. Multiparametric MRI radiomics with machine learning for differentiating HER2-zero, -low, and-positive breast cancer: model development, testing, and interpretability analysis[J]. *Am J Roentgenol*, 2025, 224(1): e2431717. DOI: 10.2214/AJR.24.31717.
- [13] Hu B, Xu Y, Gong H, et al. Radiomics analysis of intratumoral and various peritumoral regions from automated breast volume scanning for accurate ki-67 prediction in breast cancer using machine learning[J]. *Acad Radiol*, 2025, 32(2): 651-663. DOI: 10.1016/j.acra.2024.08.040.
- [14] 中国抗癌协会乳腺癌专业委员会, 中华医学会肿瘤学分会乳腺肿瘤学组, 邵志敏. 中国抗癌协会乳腺癌诊治指南与规范(2024年版)[J]. *中国癌症杂志*, 2023, 33(12): 1092-1186. DOI: 10.19401/j.cnki.1007-3639.2023.12.004.
- [15] Franchi M, Masola V, Onisto M, et al. Ultrastructural changes of the peri-tumoral collagen fibers and fibrils array in different stages of mammary cancer progression[J]. *Cells*, 2025, 14(13): 1037. DOI: 10.3390/cells14131037.
- [16] Jiang W, Meng R, Cheng Y, et al. Intra- and peritumoral based radiomics for assessment of lymphovascular invasion in invasive breast cancer[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2024, 59(2): 613-625. DOI: 10.1002/jmri.28776.
- [17] Kayadibi Y, Kargin OA, Aladag Kurt S, et al. Pilot study to evaluate the association between superb microvascular imaging (SMI) and histologic markers of angiogenesis in patients with invasive ductal carcinoma[J]. *J Ultrasound Med*, 2025, 44(7): 1201-1211. DOI: 10.1002/jum.16674.
- [18] Luo H, Chen Z, Xu H, et al. Peritumoral edema enhances MRI-based deep learning radiomic model for axillary lymph node metastasis burden prediction in breast cancer[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 18900. DOI: 10.1038/s41598-024-69725-5.
- [19] Ding J, Chen S, Serrano Sosa M, et al. Optimizing the peritumoral region size in radiomics analysis for sentinel lymph node status prediction in breast cancer[J]. *Acad Radiol*, 2022, 29(Suppl 1): S223-S228. DOI: 10.1016/j.acra.2020.10.015.
- [20] Shioya A, Takata M, Kumagai M, et al. Periarterial or perivenous invasion is an independent indicator of lymph node metastasis in invasive breast carcinoma of no special type[J]. *Pathol Res Pract*, 2024, 260: 155407. DOI: 10.1016/j.prp.2024.155407.
- [21] 徐梦莹, 刘金瑞, 李健, 等. 列线图模型对浸润性乳腺癌伴腋窝淋巴结转移的预测价值[J]. *中国医学影像学杂志*, 2024, 32(2): 150-156, 161. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2024.02.008.
- [22] Li N, Li J, Qian Y, et al. Axillary lymph node metastasis in

- pure mucinous carcinoma of breast: clinicopathologic and ultrasonographic features[J]. *BMC Med Imaging*, 2024, 24(1): 108. DOI: 10.1186/s12880-024-01290-9.
- [23] Qu M, Feng W, Liu X, et al. Investigation of synthetic MRI with quantitative parameters for discriminating axillary lymph nodes status in invasive breast cancer[J]. *Eur J Radiol*, 2024, 175: 111452. DOI: 10.1016/j.ejrad.2024.111452.
- [24] 罗红兵, 陈哲, 肖茜茜, 等. 基于MRI的瘤周水肿特征对浸润性乳腺癌淋巴结转移负荷的预测价值[J]. *中国医学影像学杂志*, 2025, 33(1): 55-62. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.010.
- [25] Foltyn-Dumitru M, Mahmutoglu MA, Brugnara G, et al. Shape matters: unsupervised exploration of *IDH*-wild type glioma imaging survival predictors[J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(3): 1351-1360. DOI: 10.1007/s00330-024-11042-6.
- [26] Pesapane F, Rotili A, Scalco E, et al. Predictive value of tumoral and peritumoral radiomic features in neoadjuvant chemotherapy response for breast cancer: a retrospective study[J]. *Radiol Med*, 2025, 130(5): 598-612. DOI: 10.1007/s11547-025-01969-1.
- [27] Davey A, van Herk M, Faivre-Finn C, et al. Is tumour sphericity an important prognostic factor in patients with lung cancer?[J]. *Radiother Oncol*, 2020, 143: 73-80. DOI: 10.1016/j.radonc.2019.08.003.
- [28] Abas Mohamed Y, Ee Khoo B, Shahrime Mohd Asaari M, et al. Decoding the black box: explainable AI (XAI) for cancer diagnosis, prognosis, and treatment planning—a state-of-the-art systematic review[J]. *Int J Med Inform*, 2025, 193: 105689. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2024.105689.
- [29] Xu Q, Chen H, Wang G, et al. Multi-omics profiling reveals cholic acid-mediated immunosuppression driven by peritumoral ductular reactions in hepatocellular carcinoma[J]. *Cancer Lett*, 2026, 646: 218393. DOI: 10.1016/j.canlet.2026.218393.
- [30] Migliozzi S, Oh YT, Hasanain M, et al. Integrative multi-omics networks identify PKC δ and DNA-PK as master kinases of glioblastoma subtypes and guide targeted cancer therapy[J]. *Nat Cancer*, 2023, 4(2): 181-202. DOI: 10.1038/s43018-022-00510-x.
- 【收稿日期】 2025-07-10 【修回日期】 2025-10-31
(本文编辑 冯婧)

《中国医学影像学杂志》对统计学的要求

文稿中应写明所使用的统计学软件名称及版本、统计学方法的具体名称(如成组设计资料的 t 检验、两因素析因设计资料的方差分析等)和统计量的具体值(如 $t=3.45$), 并给出具体的 P 值; 当涉及总体参数时, 在给出显著性检验结果的同时, 再给出 95% 可信区间; 对于服从偏态分布的定量资料, 应采用 $M(Qr)$ 表达, 不应采用 $\bar{x}\pm s$ 表达。对于定量资料和定性资料, 应根据所采用的设计类型、资料所具备的条件和分析目的, 选用合适的统计学分析方法, 不应盲目套用 t 检验、单因素方差分析或 χ^2 检验。要避免用直线回归方程描述有明显曲线变化趋势的资料, 不宜用相关分析说明两种检测方法之间吻合程度的高低。使用相对数时, 分母不宜小于 20; 要注意区别百分率与百分比。统计学符号按 GB 3358—1982《统计学名词及符号》的有关规定书写, 一律用斜体排印。

《中国医学影像学杂志》编辑部