

基于乳腺癌原发灶瘤内及瘤周超声影像组学特征预测腋窝淋巴结转移

杜瑶¹, 吴萌², 王玉华³, 冯晓丹⁴, 杨洁¹, 刘菲菲^{1,5*}

1. 滨州医学院附属医院超声医学科, 山东 滨州 256603; 2. 济南市机关医院医学影像科, 山东 济南 250001; 3. 滨州医学院附属医院乳腺外科, 山东 滨州 256603; 4. 山东省立第三医院超声医学科, 山东 济南 250031; 5. 山东大学医学融合与实践中心, 山东 济南 250012; *通信作者 刘菲菲 niu.fei521@163.com

【基金项目】山东省自然科学基金项目 (ZR2023QH231, ZR2023MH348); 山东省医药卫生科技项目 (202409021312)

【摘要】目的 探讨基于超声图像乳腺癌原发灶瘤内及不同范围的瘤周影像组学特征对腋窝淋巴结转移 (ALNM) 的预测价值, 并探索最佳瘤周范围。**资料与方法** 回顾性分析 2022 年 6 月—2024 年 2 月滨州医学院附属医院 312 例经病理证实为乳腺癌患者的术前超声图像, 按 7:3 随机分为训练集和测试集。手动勾画超声图像中的肿瘤边缘绘制瘤内感兴趣区, 适形自动外扩不同范围 (1、2、3、4、5 mm) 绘制瘤周感兴趣区, 提取并筛选影像组学特征。基于筛选出的最优影像组学特征, 采用随机森林分类器构建瘤内模型、5 种瘤周模型、5 种瘤内+瘤周模型。使用受试者工作特征曲线与决策曲线分析评估模型的预测性能和临床实用性。**结果** 瘤内+瘤周影像组学模型在训练集和测试集中预测 ALNM 的曲线下面积分别为 0.807~0.873、0.728~0.780, 优于单一瘤内影像组学模型 (0.822、0.758) 和瘤周影像组学模型 (0.722~0.768、0.650~0.710)。瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型预测性能最佳, 训练集和测试集曲线下面积分别为 0.873、0.780, 且决策曲线分析显示该模型具有良好的临床净收益。**结论** 基于超声图像乳腺癌原发灶的瘤内联合瘤周影像组学特征能有效预测乳腺癌 ALNM, 3 mm 可能是预测 ALNM 的最佳瘤周范围。

【关键词】 乳腺肿瘤; 超声检查; 影像组学; 瘤周; 淋巴转移; 病理学, 外科; 预测

【中图分类号】 R445.1; R737.9 **【DOI】** 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.10.006

Prediction of Axillary Lymph Node Metastasis Based on Intratumoral and Peritumoral Ultrasound Radiomics Features of the Primary Lesion of Breast Cancer

DU Yao¹, WU Meng², WANG Yuhua³, FENG Xiaodan⁴, YANG Jie¹, LIU Feifei^{1,5*}

1. Department of Ultrasound, Binzhou Medical University Hospital, Binzhou 256603, China; 5. Medical Integration And Practice Center, Shandong University, Ji'nan 250012, China; *Address Correspondence to: LIU Feifei; E-mail: niu.fei521@163.com

【Abstract】Purpose To investigate the value of intratumoral and different ranges of peritumoral radiomics features of the primary lesion of breast cancer based on ultrasound images in predicting axillary lymph node metastasis (ALNM), and to explore the best peritumoral range. **Materials and Methods** A total of 312 cases confirmed by pathology in breast cancer patients with preoperative ultrasound images from June 2022 to February 2024 in Binzhou Medical University Hospital were retrospectively enrolled, and were randomly divided into training set and testing set according to the 7:3 proportion. The tumor border of the ultrasound images was manually delineated as the intratumoral region of interest, and the peritumoral region of interest was obtained by conformal automatically extended different range (1, 2, 3, 4 and 5 mm). The radiomics features were screened. Based on the selected optimal radiomics features, random forest classifier was used to construct three types of radiomics models (intratumoral model, 5 peritumoral models, and 5 intratumoral + peritumoral models). The performance and clinical practicability of the models was assessed the area under the curve (AUC) and decision curve analysis. **Results** The AUCs of the intratumoral + peritumoral radiomics models for predicting ALNM in the training set and test set were 0.807-0.873, 0.728-0.780, respectively, which were superior to those of the single intratumoral radiomics models (0.822, 0.758) and peritumoral radiomics models (0.722-0.768, 0.650-0.710). The intratumoral + peritumoral 3 mm radiomics model showed the best predictive performance, with AUC of 0.873 in the training set and 0.780 in the test set, respectively, and the decision curve showed that the model had a good clinical net benefit. **Conclusion** The combined intratumoral and peritumoral radiomics features of the primary lesion of breast cancer based on ultrasound images can effectively predict ALNM, and 3 mm peritumoral may be the best peritumoral range for predicting ALNM.

【Key words】 Breast neoplasms; Ultrasonography; Radiomics; Peri-tumoral; Lymphatic metastasis; Pathology, surgical; Forecasting
Chinese Journal of Medical Imaging, 2025, 33 (10): 1056-1062

乳腺癌是全球女性发病率最高的恶性肿瘤,也是癌症相关死亡的主要原因^[1]。腋窝淋巴结有无转移是影响患者预后、决定治疗方案的关键因素^[2]。病理学检查是目前临床判断腋窝淋巴结状态的金标准,但其有创且具有滞后性,无法在术前指导临床决策。因此,尽早无创、准确判断腋窝淋巴结转移(axillary lymph node metastasis, ALNM)是目前亟待解决的临床问题。超声简单便捷、安全无辐射,是评估 ALNM 的首选影像学方法,但预测准确性有待提高^[3]。影像组学可深入挖掘并量化分析医学影像中的微观特征,为术前精准预测提供了可能^[4]。肿瘤原发灶的影像组学分析已成为鉴别诊断及预后预测的有效工具,瘤周影像组学在肿瘤良恶性鉴别、转移预测、疗效评估中也具有潜在价值^[5-6],但最佳瘤周距离的选择标准尚未明确。因此,本研究拟提取超声图像乳腺瘤原发灶瘤内及不同范围(1、2、3、4、5 mm)瘤周区域的影像组学特征建立 ALNM 预测模型,探讨瘤内联合瘤周影像组学特征对 ALNM 的术前预测价值,并尝试探索最佳瘤周范围。

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性分析 2022 年 6 月—2024 年 2 月滨州医学院附属医院经病理证实的乳腺癌患者临床及影像资料。纳入标准:①有本院术前乳腺超声图像;②经病理学确诊腋窝淋巴结状态。排除标准:①多发

病灶;②非肿块型病变;③病灶过小或病灶边界不清;④乳腺肿瘤治疗史。最终纳入 312 例女性乳腺癌患者,按照 7:3 随机分为训练集和测试集,以腋窝淋巴结病理结果为金标准,分为 ALNM 阳性组和阴性组。本研究经滨州医学院附属医院伦理委员会批准(2023KT-099),并免除患者知情同意。

收集患者年龄、组织学分级、雌激素受体(estrogen receptor, ER)、孕激素受体(progesterone receptor, PR)、人表皮生长因子受体 2(human epidermal growth factor receptor-2, HER-2)及 Ki-67 表达信息。通过免疫组化确定受体状态和 Ki-67 表达程度^[7]。

1.2 仪器与方法 采用 GE Logiq E9 超声诊断仪进行图像采集,探头频率 5~12 MHz。由主治及以上超声医师对患者双侧乳房、腋窝进行常规标准化扫查。选择轮廓清晰的乳房病灶最大切面超声图像以 DICOM 格式留存。

将原始超声图像导入 3D Slicer 4.13.0 软件,首先由 1 名具有 3 年诊断经验的超声医师在对病理结果未知的情况下沿肿块边缘手动勾画瘤内感兴趣区(ROI),然后由 1 名具有 8 年诊断经验的超声医师进行审核,意见不一致时以高年资医师结果为准。根据图像比例尺确定每张图片像素与距离的关系,使用 Python 在瘤内 ROI 基础上分别自动向外扩展 1、2、3、4、5 mm,绘制瘤周 ROI,见图 1。



图 1 乳腺病灶 ROI 勾画。A.原始灰阶图像; B.瘤内 ROI; C~G.不同范围(1、2、3、4、5 mm)瘤周 ROI。ROI 为感兴趣区

1.3 影像组学特征提取与筛选 使用 pyradiomics 3.0.1 从原始图像的瘤内、瘤周 ROI 中提取影像组学特征,主要包括一阶特征、形态特征、纹理特征。其中纹理特征包括灰度共生矩阵、灰度大小区域矩阵、灰度游程矩阵、邻域灰度差矩阵等。对原始图像采用 Laplacian of Gaussian、Wavelet Transform、Gradient Flitering 和 Local Binary Pattren 等图像滤波器进行转换,从滤波处理图像中提取高阶影像组学特征。

特征筛选前对所有特征进行 Z 分数标准化处理,将不同特征的取值范围统一,使其对模型的影响更加均衡。首先采用最小冗余最大相关算法进行特征初筛,剔除冗余和不相关的特征;其次采用最小绝对收

缩与选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归算法进一步降维,在训练集中进行五折交叉验证确定最优超参数 λ 值,选择系数非 0 的特征保留,得到最具 ALNM 预测价值的影像组学特征。

1.4 影像组学模型构建与性能评估 基于筛选出的最优影像组学特征分别构建瘤内、瘤周影像组学模型。瘤内与瘤周最优特征经 Spearman 相关分析进一步筛选,对于相关系数 >0.75 的特征,两者剔除其一,保留的剩余特征构建瘤内+瘤周影像组学模型。本研究所有模型均基于随机森林机器学习分类器构建。

1.5 统计学方法 采用 SPSS 25.0 和 Python 3.8 软件。采用 Kolmogorov-Smimov 检验计量资料正态性,符合

正态分布者以 $\bar{x}\pm s$ 表示,采用独立样本 t 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。采用受试者工作特征曲线及曲线下面积(AUC)评估各模型的预测性能,根据约登指数确定受试者工作特征曲线的最佳截断值,并计算准确度、敏感度、特异度。采用校准曲线评估预测概率与实际结果的一致性。采用决策曲线分析计算各模型在不同阈值概率下的临床净收益。采用 Delong 检验比较不同模型 AUC 的差异。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床病理特征 312 例乳腺癌患者中,训练集 218 例,测试集 94 例;ALNM 阳性组 131 例,ALNM 阴性组 181 例。训练集和测试集患者年龄、组织学分级、ER、PR、HER-2、Ki-67 差异均无统计学意义($P>0.05$),见表 1。ALNM 阳性组与阴性组患者年龄、组织学分级、ER、PR、HER-2 在训练集和测试集中差异均无统计学意义($P>0.05$),Ki-67 仅在训练集中差异有统计学意义($P<0.05$),见表 2。

表 1 训练集与测试集乳腺癌患者临床与病理资料比较

项目	训练集 (<i>n</i> =218)	测试集 (<i>n</i> =94)	<i>t</i> / χ^2 值	<i>P</i> 值
年龄(岁, $\bar{x}\pm s$)	50.9±9.6	50.5±10.0	0.393	0.694
组织学分级[例(%)]			2.411	0.300
I级	7(3.2)	5(5.3)		
II级	175(80.3)	79(84.1)		
III级	36(16.5)	10(10.6)		
ER[例(%)]			0.166	0.683
阴性	60(27.5)	28(29.8)		
阳性	158(72.5)	66(70.2)		
PR[例(%)]			2.203	0.138
阴性	52(23.9)	30(31.9)		
阳性	166(76.1)	64(68.1)		
HER-2[例(%)]			1.787	0.181
阴性	120(55.0)	44(46.8)		
阳性	98(45.0)	50(53.2)		
Ki-67[例(%)]			0.772	0.380
低表达	70(32.1)	35(37.2)		
高表达	148(67.9)	59(62.8)		

注:ER 为雌激素受体,PR 为孕激素受体,HER-2 为人表皮生长因子受体 2

2.2 瘤内、瘤周影像组学特征筛选与模型构建 从每例患者的瘤内 ROI、各范围瘤周 ROI 中各提取到 963 个影像组学特征,经多阶段降维筛选,最终瘤内影像组学模型共纳入 6 个最优特征,瘤周 1、2、3、4、5 mm 影像组学模型分别纳入 4、6、5、4、4 个最优特征。瘤内影像组学模型在训练集和测试集中的 AUC 分别为 0.822、0.758。瘤周 1、2、3、4、5 mm 影像组学模型在训练集中的 AUC 分别为 0.722、0.747、0.768、0.732、0.734,在测试集分别为 0.675、0.673、0.710、0.691、0.650,见表 3。Delong 检验显示,上述范围的瘤周影像组学模型 AUC 差异均无统计学意义($P>0.05$)。但由于瘤周 3 mm 影像组学模型的 AUC、准确度、敏感度较其他瘤周模型稳定,因此选取瘤周 3 mm 最优特征用于后续构建联合模型。

2.3 瘤内+瘤周影像组学模型构建 通过 Spearman 相关性分析,瘤内+瘤周 1 mm、2 mm、3 mm、4 mm、5 mm 影像组学模型分别剔除 2、1、0、1、0 个相关系数 >0.75 的特征,各纳入 8、11、11、9、10 个最优影像组学特征。5 种模型在训练集中的 AUC 分别为 0.848、0.857、0.873、0.839、0.807;在测试集中的 AUC 分别为 0.748、0.779、0.780、0.760、0.728,见表 4。

2.4 影像组学模型预测 ALNM 的性能评估 瘤内+瘤周影像组学模型较单一瘤内及瘤周影像组学模型的 AUC 均有所提高,其中瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型的预测性能最佳,训练集和测试集 AUC 分别为 0.873、0.780,高于瘤内模型、各瘤周模型与另外 4 种瘤内+瘤周模型。Delong 检验显示,瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型与瘤内模型和各瘤周模型在训练集和测试集中差异均有统计学意义($Z=2.224\sim 4.716$, $P<0.05$),与瘤内+瘤周 5 mm 模型在训练集中差异有统计学意义($Z=3.171$, $P<0.05$),与其他瘤内+瘤周模型在训练集和测试集中差异均无统计学意义($Z=0.009\sim 1.901$, $P>0.05$)。瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型由 6 个瘤内特征及 5 个瘤周特征构建,特征筛选过程见图 2A~D,各特征所占权重见图 2E、F。校准曲线显示,瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型在训练集和测试集中均有较好的校准效果,见图 3。临床决策曲线表明,瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型预测乳腺癌 ALNM 在训练集(10%~95%阈值)和测试集(20%~80%阈值)中均具有良好的临床净收益,见图 4。

表 2 ALNM 阳性组与阴性组乳腺癌患者临床病理资料比较

项目	训练集				测试集			
	阳性组 (n=92)	阴性组 (n=126)	t/χ^2 值	P 值	阳性组 (n=39)	阴性组 (n=55)	t/χ^2 值	P 值
年龄 (岁, $\bar{x}\pm s$)	50.2±8.8	51.5±10.2	0.947	0.345	52.5±10.3	49.0±9.6	1.667	0.099
组织学分级[例 (%)]			-	0.168			-	0.278
I级	2 (2.2)	5 (4.0)			3 (7.7)	2 (3.6)		
II级	70 (76.1)	105 (83.3)			34 (87.2)	45 (81.8)		
III级	20 (21.7)	16 (12.7)			2 (5.1)	8 (14.6)		
ER[例 (%)]			2.669	0.102			0.080	0.778
阴性	20 (21.7)	40 (31.7)			11 (28.2)	17 (30.9)		
阳性	72 (78.3)	86 (68.3)			28 (71.8)	38 (69.1)		
PR[例 (%)]			1.611	0.204			0.040	0.841
阴性	18 (19.6)	34 (27.0)			12 (30.8)	18 (32.7)		
阳性	74 (80.4)	92 (73.0)			27 (69.2)	37 (67.3)		
HER-2[例 (%)]			0.140	0.708			2.468	0.116
阴性	52 (56.5)	68 (54.0)			22 (56.4)	22 (40.0)		
阳性	40 (43.5)	58 (46.0)			17 (43.6)	33 (60.0)		
Ki-67[例 (%)]			4.906	0.027			2.325	0.127
低表达	22 (23.9)	48 (38.1)			11 (28.2)	24 (43.6)		
高表达	70 (76.1)	78 (61.9)			28 (71.8)	31 (56.4)		

注: ALNM 为腋窝淋巴结转移, ER 为雌激素受体, PR 为孕激素受体, HER-2 为人表皮生长因子受体 2, -为使用 Fisher 确切概率法比较

表 3 5 种瘤周影像组学模型对乳腺癌患者 ALNM 的预测性能比较

影像组学模型	组别	AUC	95% CI	准确度 (%)	敏感度 (%)	特异度 (%)
瘤周 1 mm	训练集	0.722	0.658~0.785	66.4	66.3	66.4
	测试集	0.675	0.578~0.771	67.0	64.3	69.2
瘤周 2 mm	训练集	0.747	0.684~0.810	66.8	83.1	55.5
	测试集	0.673	0.573~0.772	62.8	78.6	50.0
瘤周 3 mm	训练集	0.768	0.706~0.831	68.2	82.0	58.6
	测试集	0.710	0.610~0.809	62.8	90.5	40.4
瘤周 4 mm	训练集	0.732	0.670~0.793	69.1	68.5	69.5
	测试集	0.691	0.597~0.785	70.2	81.0	61.5
瘤周 5 mm	训练集	0.734	0.670~0.798	64.5	88.8	47.7
	测试集	0.650	0.552~0.747	66.0	66.7	65.4

注: ALNM 为腋窝淋巴结转移, AUC 为曲线下面积

表 4 瘤内及 5 种瘤内+瘤周影像组学模型对乳腺癌患者 ALNM 的预测性能比较

影像组学模型	组别	AUC	95% CI	准确度 (%)	敏感度 (%)	特异度 (%)
瘤内	训练集	0.822	0.764~0.880	75.6	83.1	70.3
	测试集	0.758	0.671~0.845	76.6	90.5	65.4
瘤内+瘤周 1 mm	训练集	0.848	0.795~0.900	80.6	75.3	84.4
	测试集	0.748	0.654~0.842	70.2	73.8	67.3

续表 4					
瘤内+瘤周 2 mm	训练集	0.857	0.804~0.910	80.6	83.1
	测试集	0.779	0.692~0.866	76.6	61.9
瘤内+瘤周 3 mm	训练集	0.873	0.817~0.929	77.4	93.3
	测试集	0.780	0.690~0.869	74.5	90.5
瘤内+瘤周 4 mm	训练集	0.839	0.783~0.895	77.4	74.2
	测试集	0.760	0.669~0.851	73.4	69.0
瘤内+瘤周 5 mm	训练集	0.807	0.747~0.866	72.8	80.9
	测试集	0.728	0.635~0.821	71.3	64.3

注：ALNM 为腋窝淋巴结转移，AUC 为曲线下面积

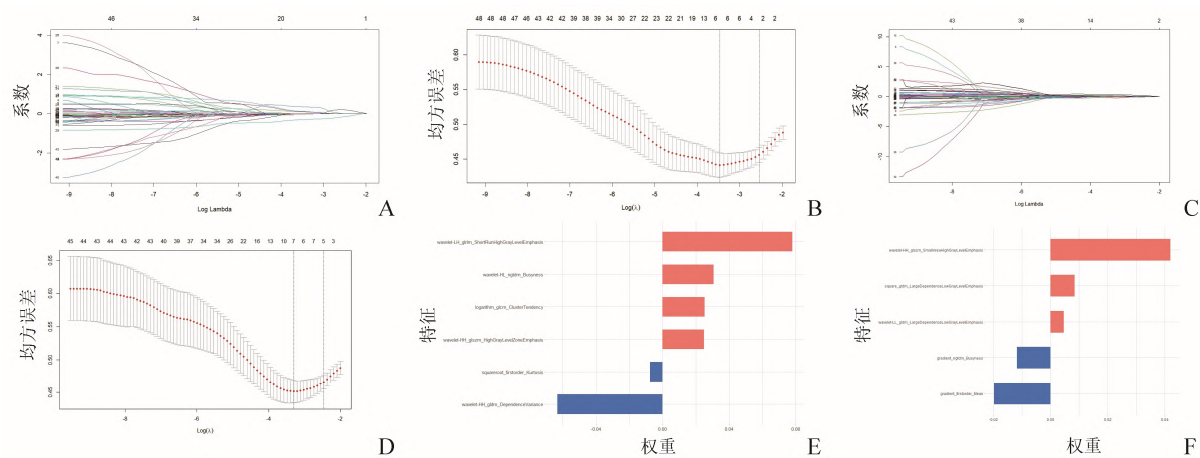


图 2 影像组学特征筛选。A、B. LASSO 回归筛选瘤内影像组学特征；C、D. LASSO 回归筛选瘤周 3 mm 影像组学特征；E.来自瘤内的 6 个特征及权重；F.来自瘤周 3 mm 的 5 个特征及权重。LASSO 为最小绝对收缩与选择算子

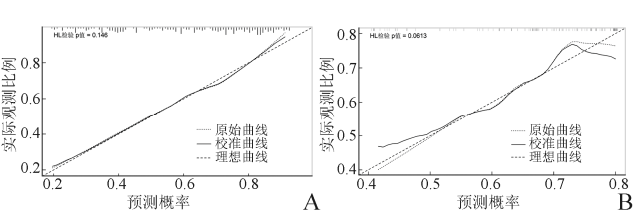


图 3 预测 ALNM 的瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型的校准曲线。A 为训练集，B 为测试集。ALNM 为腋窝淋巴结转移

3 讨论

准确评估腋窝淋巴结状态对指导临床制订合适的腋窝管理策略具有重要意义^[8]。本研究基于超声图像乳腺癌原发灶的瘤内及不同范围（1、2、3、4、5 mm）瘤周区域，分别提取影像组学特征，构建瘤内、瘤周及瘤内+瘤周 3 类影像组学模型，探讨各模型预测乳腺癌 ALNM 的价值，并尝试寻找最佳瘤周范围，结果显示瘤周影像组学特征可提高模型预测效能，基于 3 mm 的瘤内+瘤周影像组学模型表现最佳，或可为评估乳腺癌患者术前腋窝淋巴结状态提供一种可靠的非侵入性方法。

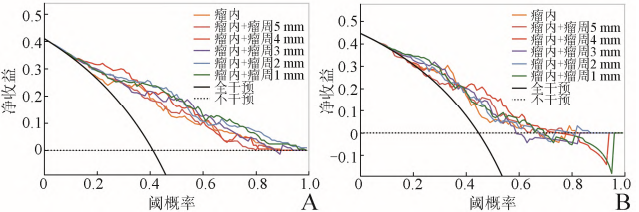


图 4 预测 ALNM 的瘤内及 5 种瘤内+瘤周影像组学模型的决策曲线分析。A 为训练集，B 为测试集。ALNM 为腋窝淋巴结转移

3.1 临床病理因素与 ALNM 的相关性 本研究纳入的临床病理特征经单因素分析发现，训练集中 ALNM 阳性组和阴性组 Ki-67 表达存在差异，ALNM 阳性组中 Ki-67 高表达者占 76.1%，与既往研究中 Ki-67 高表达者更易发生 ALNM 相符^[9]。分析原因可能为，Ki-67 是一种与细胞增殖有关的蛋白质，Ki-67 高表达提示肿瘤细胞具有更高的增殖活性和细胞分裂能力，侵袭性强，从而增加 ALNM 的发生风险。

3.2 瘤内超声影像组学对 ALNM 的预测 超声、CT 和 MRI 等常规影像学方法术前评估乳腺癌 ALNM 具有一定价值，但预测准确性有限^[10]。影像组学可将医学图像转化为高维可挖掘数据，预测恶性肿瘤的生物

学行为,为精准评估 ALNM 带来新机遇^[11]。本研究基于超声图像乳腺肿瘤原发灶提取影像组学特征,构建瘤内影像组学模型,结果显示该模型具有较好的 ALNM 预测能力,训练集和测试集的 AUC 分别为 0.822、0.758,略高于 Qiu 等^[12]的研究结果(0.778、0.725)。

3.3 瘤周超声影像组学对 ALNM 的预测 目前多数影像组学研究仅关注肿瘤内部特征,忽视了对瘤周区域的分析。瘤周微环境包含多种免疫细胞、细胞外基质和新生血管,在乳腺癌扩散和转移中起关键作用^[13]。本研究基于不同范围(1、2、3、4、5 mm)瘤周区域构建 5 种瘤周影像组学模型,结果显示瘤周影像组学特征对 ALNM 具有潜在预测价值,5 种瘤周模型在训练集和测试集的 AUC 分别为 0.722~0.768、0.650~0.710。但与瘤内影像组学模型相比,瘤周模型预测 ALNM 性能较低,表明脱离肿瘤原发灶,仅通过病灶外周组织信息进行诊断不够准确,与 Dong 等^[14]的观点一致。

3.4 瘤内+瘤周超声影像组学对 ALNM 的预测 瘤内与瘤周特征相结合可更全面地表征肿瘤异质性和侵袭性,更好地评估其生物学行为,以实现早期干预^[15]。本研究中瘤内+瘤周联合模型的预测性能较单独瘤内及瘤周模型均有所提升,证实肿瘤周围区域可能提供与 ALNM 相关的重要预测信息。其中瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型实现了最佳预测性能,训练集和测试集 AUC 分别为 0.873、0.780。虽然瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型的 AUC 最高,但与其他瘤内+瘤周模型相比无显著差异,可能是由于样本量相对有限,导致模型间区分度不明显。与外扩 3 mm 相比,外扩 1、2 mm 的瘤周 ROI 可能无法包含足够的有效信息,外扩 4、5 mm 的瘤周 ROI 可能包含过多正常组织而稀释关键信息。Mao 等^[16]评估乳腺癌新辅助化疗疗效,结果表明影像组学模型的诊断效能随病灶周围范围增加而降低,与本研究一致。尽管瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型在训练集和测试集的准确度及特异度中等,但其敏感度可达 93.3%和 90.5%。高敏感度可使模型尽可能多地识别转移风险,降低漏诊率,从而帮助真正发生 ALNM 的患者及时采取必要治疗措施,改善患者预后。

瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型纳入的 11 个特征中小波特征占比较高,小波特征是对原始图像进行滤波处理后获得的高阶统计特征,可提供多维空间异质性,定量反映肉眼无法辨别的组织细微变化^[17-18]。Li 等^[19]研究表明小波特征与乳腺癌的分子亚型、HER-2

和 Ki-67 表达情况有关,而本研究发现小波特征对预测乳腺癌 ALNM 价值较大,提示其可能提供乳腺肿瘤发生发展的重要相关信息。

3.5 预测 ALNM 的最佳瘤周距离 目前对于乳腺癌影像组学研究的最佳瘤周范围仍存在争议。Ding 等^[20]基于动态对比增强 MRI 图像预测乳腺癌侵袭性,发现 4、6、8 mm 瘤周范围在提高影像组学模型预测性能方面表现较好。Wang 等^[21]使用对比增强乳腺 X 线摄影图像诊断乳腺病变良恶性,发现瘤周 3 mm 影像组学模型在 1、3、5 mm 中诊断效能最佳。Huang 等^[22]基于光声成像 2、5、8 mm 瘤周范围提取影像组学特征,发现瘤内和瘤周 5 mm 联合能更好地区分乳腺影像报告与数据系统 3~5 类乳腺结节良恶性。以上结果表明,不同研究采用的瘤周距离大小不一,能较好地代表乳腺肿瘤微环境信息的最佳瘤周距离尚未达成共识。对于瘤周距离的选择,过大或过小均可能导致模型性能欠佳。本研究基于超声图像预测乳腺癌 ALNM 的最佳瘤周距离为 3 mm,可能与肿瘤类型和成像技术有关,是否为预测 ALNM 的最适合距离仍需进一步验证。

3.6 本研究的局限性 ①为单中心、回顾性研究,可能存在一定选择偏移;②样本量相对较小,未来有待扩大队列进一步探索不同瘤周距离预测 ALNM 的性能差异;③瘤内 ROI 基于人工手动勾画,比较耗时费力;④仅基于超声图像影像组学特征预测 ALNM,未来拟纳入临床病理危险因素构建更全面的综合预测模型。

总之,超声瘤周影像组学特征对乳腺癌 ALNM 具有一定预测价值,3 mm 可能为最佳瘤周范围。本研究基于超声图像乳腺癌原发灶构建的瘤内+瘤周 3 mm 影像组学模型可较准确预测 ALNM,有望为制订临床腋窝手术方案提供参考。

利益冲突 所有作者均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] 尹智, 崔艳芬, 任嘉梁, 等. 基于多参数 MRI 的影像组学融合模型对乳腺癌腋窝淋巴结转移的术前预测价值[J]. 中华解剖与临床杂志, 2023, 28(12): 773-781. DOI: 10.3760/cma.j.cn101202-20230316-00081.
- [3] 杨洁, 吴萌, 冯晓丹, 等. 基于超声图像影像组学分阶段预测乳腺癌腋窝淋巴结转移负荷[J]. 中国超声医学杂志,

- 2024, 40(11): 1217-1220. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0101.2024.11.006.
- [4] Guiot J, Vaidyanathan A, Deprez L, et al. A review in radiomics: making personalized medicine a reality via routine imaging[J]. *Med Res Rev*, 2022, 42(1): 426-440. DOI: 10.1002/med.21846.
- [5] Sun J, Wu X, Ma R, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics of MRI predicts pathologic complete response to neoadjuvant chemoimmunotherapy in patients with head and neck squamous cell carcinoma[J]. *J Immunother Cancer*, 2025, 13(1): e011189. DOI: 10.1136/jitc-2024-011189.
- [6] Wang Z, Zhang H, Lin F, et al. Intra- and peritumoral radiomics of contrast-enhanced mammography predicts axillary lymph node metastasis in patients with breast cancer: a multicenter study[J]. *Acad Radiol*, 2023, 30(Suppl 2): S133-S142. DOI: 10.1016/j.acra.2023.02.005.
- [7] Gradishar WJ, Anderson BO, Balassanian R, et al. NCCN guidelines insights: breast cancer, version 1.2017[J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2017, 15(4): 433-451. DOI: 10.6004/jnccn.2017.0044.
- [8] 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. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2024.02.008.
- [9] Jin H, Gao Y. Prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer using an ultrasonic feature- and clinical data-based model[J]. *Am J Cancer Res*, 2024, 14(12): 5987-5998. DOI: 10.62347/VTEW9920.
- [10] 阮彦, 查国芬, 郑雨欣, 等. 基于病理和超声图像特征的列线图模型预测乳腺癌腋窝淋巴结转移的临床价值[J]. *临床超声医学杂志*, 2024, 26(7): 590-595. DOI: 10.16245/j.cnki.issn1008-6978.2024.07.014.
- [11] 张迪, 刘杰夫, 崔新伍, 等. 超声组学在乳腺肿瘤诊治中的应用进展[J]. *中国医学影像学杂志*, 2021, 29(12): 1256-1260. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2021.12.020.
- [12] Qiu X, Jiang Y, Zhao Q, et al. Could ultrasound-based radiomics noninvasively predict axillary lymph node metastasis in breast cancer?[J]. *J Ultrasound Med*, 2020, 39(10): 1897-1905. DOI: 10.1002/jum.15294.
- [13] Kolesnikoff N, Chen CH, Samuel MS. Interrelationships between the extracellular matrix and the immune microenvironment that govern epithelial tumour progression[J]. *Clin Sci (Lond)*, 2022, 136(5): 361-377. DOI: 10.1042/CS20210679.
- [14] Dong F, She R, Cui C, et al. One step further into the blackbox: a pilot study of how to build more confidence around an AI-based decision system of breast nodule assessment in 2D ultrasound[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(7): 4991-5000. DOI: 10.1007/s00330-020-07561-7.
- [15] Liu Y, Li X, Zhu L, et al. Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer based on intratumoral and peritumoral DCE-MRI radiomics nomogram[J]. *Contrast Media Mol Imaging*, 2022, 2022: 6729473. DOI: 10.1155/2022/6729473.
- [16] Mao N, Shi Y, Lian C, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for preoperative prediction of neoadjuvant chemotherapy effect in breast cancer based on contrast-enhanced spectral mammography[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(5): 3207-3219. DOI: 10.1007/s00330-021-08414-7.
- [17] Jing R, Wang J, Li J, et al. A wavelet features derived radiomics nomogram for prediction of malignant and benign early-stage lung nodules[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 22330. DOI: 10.1038/s41598-021-01470-5.
- [18] Qiu X, Fu Y, Ye Y, et al. A nomogram based on molecular biomarkers and radiomics to predict lymph node metastasis in breast cancer[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 790076. DOI: 10.3389/fonc.2022.790076.
- [19] Li C, Song L, Yin J. Intratumoral and peritumoral radiomics based on functional parametric maps from breast DCE-MRI for prediction of HER-2 and Ki-67 status[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2021, 54(3): 703-714. DOI: 10.1002/jmri.27651.
- [20] 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.
- [21] Wang S, Sun Y, Li R, et al. Diagnostic performance of perilesional radiomics analysis of contrast-enhanced mammography for the differentiation of benign and malignant breast lesions[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(1): 639-649. DOI: 10.1007/s00330-021-08134-y.
- [22] Huang Z, Mo S, Wu H, et al. Optimizing breast cancer diagnosis with photoacoustic imaging: an analysis of intratumoral and peritumoral radiomics[J]. *Photoacoustics*, 2024, 38: 100606. DOI: 10.1016/j.pacs.2024.100606.
- 【收稿日期】2024-09-06 【修回日期】2025-02-26
(本文编辑 冯婧)