



· 论 著 ·

瘤周超声影像组学对乳腺结节良恶性的鉴别诊断价值

师琳, 钟李长, 马方, 谷丽萍

上海交通大学医学院附属第六人民医院超声医学科, 上海 200233

[摘要] 目的: 探索瘤周超声影像组学对乳腺结节良恶性的鉴别诊断价值。方法: 回顾并收集于上海交通大学医学院附属第六人民医院进行常规超声检查且有明确病理学诊断结果的300例乳腺结节患者。选取二维超声图像上病灶最大层面勾画感兴趣区, 同时自动适形向外扩展2 mm, 提取基于二维超声的瘤内及瘤周影像组学特征。将纳入患者按7:3随机分为训练组(210例)和验证组(90例), 而后采取最小绝对收缩与选择算法(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)对其进行特征筛选, 得到最优特征组合。影像组学特征经降维后, 保留纳入模型的最优特征, 利用支持向量机(support vector machine, SVM)模型进行乳腺结节良恶性分类, 分别建立瘤内、瘤周、临床变量、瘤内联合瘤周、瘤内瘤周联合临床变量模型, 通过受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线评估模型对超声乳腺结节良恶性的诊断效能。结果: 在纳入研究的300例乳腺结节患者中, 术后病理学检查结果为良性199例, 恶性101例。瘤内超声影像组学模型在训练组曲线下面积(area under curve, AUC)为0.927(95% CI 0.889~0.965), 验证组的AUC为0.808(95% CI 0.710~0.905), 验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.753、0.731、0.763、0.644、0.576。瘤周超声影像组学模型在训练组AUC为0.930(95% CI 0.891~0.969), 验证组的AUC为0.857(95% CI 0.763~0.949), 验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.812、0.846、0.797、0.733、0.647。瘤内联合瘤周超声影像组学特征在训练组SVM模型的AUC为0.941(95% CI 0.843~0.967), 验证组AUC为0.865(95% CI 0.781~0.949), 验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.824、0.692、0.881、0.706、0.720。瘤内瘤周超声影像组学特征结合临床变量的模型在训练集AUC为0.952(95% CI 0.924~0.979), 验证组AUC为0.873(95% CI 0.788~0.958), 验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.859、0.692、0.932、0.750、0.818。瘤内瘤周联合临床变量模型的诊断效能均优于临床变量组、瘤内影像组学模型, 差异有统计学意义($P < 0.05$); 高于瘤周、瘤内结合瘤周模型, 但差异无统计学意义($P > 0.05$)。结论: 瘤内、瘤周超声影像组学对乳腺结节的良恶性均有较高的诊断价值, 瘤内瘤周超声影像组学特征联合临床变量特征可以降低乳腺癌的漏诊率, 避免不必要的穿刺活检。

[关键词] 乳腺癌; 超声; 影像组学; 瘤内; 瘤周; 乳腺结节; 模型

中图分类号: R737.9; R445.1 文献标志码: A DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2023.06.001

The value of ultrasound-based peri-tumoral radiomics in differential diagnosis of benign and malignant breast nodules SHI Lin, ZHONG Lichang, MA Fang, GU Liping (Department of Ultrasound in Medicine, Sixth People's Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200233, China)

Correspondence to: GU Liping E-mail: guliping666@126.com

[Abstract] **Objective:** To investigate the value of ultrasound-based peri-tumoral radiomics in discriminating benign and malignant breast nodules. **Methods:** A total of 300 cases of breast masses patients who were screened by regular ultrasound examination in The Sixth People's Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine were retrospectively collected. For the lesion on the regular ultrasound image, the largest dimension was selected to outline the region of interest. Subsequently, this area was automatically expanded by 2 mm in all directions, conformally and outwardly, to extract intra- and peritumor radiomics features. The included cases were randomly divided into a training group (210 cases) and a validation group (90 cases) in a ratio of 7:3. Apply the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) to perform feature selection and obtain the optimal feature

基金项目: 浦东新区科技发展基金事业单位民生科研专项(医疗卫生)(PKJ2020-Y09)

通信作者: 谷丽萍 E-mail: guliping666@126.com

combination. The optimal features of the included models were retained by dimensionality reduction of the imaging omics features. The support vector machine (SVM) model was used to classify benign and malignant breast nodules, establish the intra-tumoral, peritumoral, clinical variables, intra-tumoral + peritumoral, intra-tumoral + peritumoral + clinical variables respectively, and evaluate the diagnostic efficacy of ultrasonic breast nodules by the receiver operating characteristics (ROC) curve. **Results:** Among 300 breast nodules, 101 were malignant nodules and 199 were benign nodules. The ultrasound-based intra-tumoral radiomics model had an area under curve (AUC) value of 0.927 (95% CI 0.889-0.965) in the training group and 0.808 (95% CI 0.710-0.905) in the validation group. The accuracy, sensitivity, specificity, F1 value, and precision were 0.753, 0.731, 0.763, 0.644, and 0.576 in the validation group, respectively in the ultrasound-based intra-tumoral radiomics model. The ultrasound-based peri-tumoral radiomics model had an AUC value of 0.930 (95% CI 0.891-0.969) in the training group and 0.857 (95% CI 0.763-0.949) in the validation group, and the accuracy, sensitivity, specificity, F1 value, and precision of this model were 0.812, 0.846, 0.797, 0.733, 0.647 for the validation group, respectively in the ultrasound-based peri-tumoral radiomics model. The intratumorally combined with peritumoral ultrasound imaging histological features had an AUC value of 0.941 (95% CI 0.843-0.967) in the training group and 0.865 (95% CI 0.781-0.949) in the validation group, the accuracy, sensitivity, specificity, F1 value, and precision of the model were 0.824, 0.692, 0.881, 0.706, 0.720 in the validation group, respectively. The model with intra-perineural radiomics features combined with clinical variables had an AUC value of 0.952 (95% CI 0.924-0.979) in the training set and an AUC value of 0.873 (95% CI: 0.788 to 0.958) in the validation group, and the accuracy, sensitivity, specificity, F1 value, and precision of the validation group were 0.859, 0.692, 0.932, 0.750, and 0.818, respectively. The diagnostic efficacy of the intra-peri-tumoral combined with clinical variables model was better than that of the clinical variables group and intratumoral imaging histology, with statistically significant differences ($P < 0.05$); it was higher than that of the peri-tumoral and intratumoral combined with peri-tumoral models, but the differences were not statistically significant ($P > 0.05$). **Conclusion:** Both intra-tumoral and peri-tumoral ultrasound radiomics have high value in the diagnosis of benign and malignant breast nodules. The application of intra-tumoral and peri-tumoral radiomics can reduce the missed rate of breast cancer and unnecessary biopsies.

[**Key words**] Breast cancer; Ultrasonography; Radiomics; Intra-tumor; Peri-Tumor; Breast nodule; Model

乳腺癌作为女性主要的恶性肿瘤之一^[1], 已向年轻化趋势发展^[2], 成为20~59岁女性癌症死亡的首要原因^[3]。目前超声是乳腺癌早期筛查的主要方法之一^[4-5], 早期诊断与治疗对提高乳腺癌患者生存率与生活质量至关重要^[6]。美国放射学会 (American College of Radiology, ACR) 超声乳腺影像报告和数据系统 (Breast Imaging Reporting and Data System, BI-RADS) 可帮助临床医师制订乳腺结节治疗方案, 但对于部分乳腺结节来说, 尤其是BI-RADS 4类, 其恶性可能的范围较广, 造成一定的鉴别诊断困难, 导致了不必要的手术或穿刺活检^[7]。乳腺肿瘤组织通常由肿瘤细胞及基质细胞组成, 这些基质细胞能够引起瘤周基质的显著变化^[8]。影像组学能够通过高通量的方法提取医学影像中肉眼无法识别到的细微特征, 这些细微特征可能与肿瘤的异质性和肿瘤细胞的某些生物学行为密切相关^[9]。因此, 本研究旨在探讨瘤内瘤周超声影

像组学特征对乳腺结节良恶性鉴别诊断的价值。

1 资料和方法

1.1 数据收集

回顾并收集2017年1月—2021年12月于上海交通大学医学院附属第六人民医院行超声检查并诊断为乳腺结节的共300例患者的临床及影像学资料。患者年龄14~86岁, 平均年龄 (46.01 ± 15.41) 岁。纳入标准: 常规超声检查提示为BI-RADS 3~5类乳腺结节并且具有完整的检查资料; 所有乳腺结节均经术后病理学检查或穿刺活检证实。排除标准: 超声图像质量不符合标准。

1.2 超声检查及感兴趣区 (region of interest, ROI) 勾画

采用德国Siemens公司的S2000超声诊断仪, 探头检测频率4~9 MHz。所有患者在术前1周内进行乳腺常规超声检查, 取仰卧位, 扫查到可疑

结节后多个切面观察结节情况，在结节二维超声图像质量较好的基础上，存储结节最大切面，图像以DICOM格式储存于硬盘中。

挑选出符合纳入标准的乳腺结节超声图像，按照计算机产生的随机数进行简单随机化分组，随机选择70%（210例）的患者组成训练组，剩

余30%（90例）的患者为验证组。由1名具有5年以上乳腺超声诊断经验的医师在未知病理学检查结果的前提下应用软件ITK-SNAP 3.8版在二维超声图像上沿乳腺结节的大致轮廓手动勾画ROI（图1）；瘤周ROI是指根据瘤内ROI勾画的边界自动适形向外扩展2 mm得到的区域（图1）。

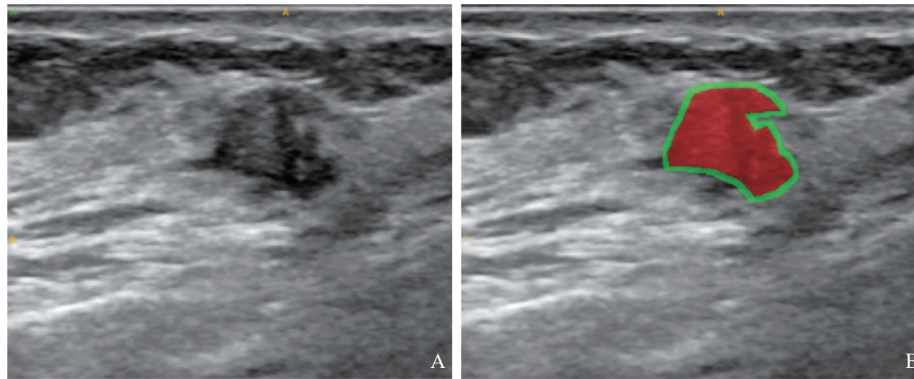


图1 乳腺结节瘤内（红色）及瘤周2 mm（绿色）ROI勾画示意图

1.3 影像组学的特征提取、筛选及模型构建

对勾画完成的ROI区域应用Pyradiomics软件进行影像组学特征提取，主要包含形态特征、一阶直方图特征、纹理特征及小波特征共4种特征。纹理特征主要包括灰度游程矩阵（gray level run length matrix, GLRLM）、灰度共生矩阵（gray level co-occurrence matrix, GLCM）、灰度依赖矩阵（gray level dependence matrix, GLDM）、灰度级带矩阵（gray level size zone matrix, GLSZM）和邻域灰度差分矩阵（neighborhood gray-tone difference matrix, NGTDM）。

采用Z-score方法对提取出来的超声影像组学特征进行归一化处理，再进行 t 检验、Pearson相关性分析以及最小绝对收缩与选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）筛选特征，将筛选出系数非零的超声影像组学特征使用10折交叉验证超参数，筛选出最优特征后构建影像组学支持向量机（support vector machine, SVM）模型，根据影像组学评分运算公式 $\text{Rad-Score} = X_0 + X_1 Y_1 + X_2 Y_2 + X_3 Y_3 + \dots + X_n Y_n$ 计算每个乳腺结节的Rad-Score评分，其中， Y_n

表示经筛选后的超声影像组学特征， X_0 为Rad-Score的常量， X_n 为相应特征在回归模型中的回归系数。采用受试者工作特征（receiver operating characteristic, ROC）曲线评估超声影像组学模型的诊断效能，并在验证组中验证模型，最后绘制验证组的影像组学模型ROC曲线。

1.4 统计学处理

采用R软件及SPSS 26.0对数据进行统计学分析，并以病理学检查结果为金标准，对计量资料进行正态分布及方差齐性检验，符合正态分布进行两样本独立 t 检验，采用Mann-Whitney U 检验比较非正态分布的连续性变量；采用 χ^2 检验比较分类变量；利用logistic回归构建预测模型并绘制ROC曲线，得出模型的准确度、灵敏度、特异度、精确度、F1值、曲线下面积（area under curve, AUC）。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床资料特征

在纳入研究的300例乳腺结节患者中，最终术后病理学检查诊断为良性199例，其中纤维

腺瘤125例,乳腺腺病55例,导管内乳头状瘤16例,良性叶状肿瘤2例,肉芽肿性小叶性乳腺炎1例;诊断为恶性101例,其中小叶原位癌16例,导管内原位癌53例,乳头状癌11例,浸润性小叶癌21例。经随机化选择7:3分为训练集(210例)及验证组(90例)。经过单因素及多因素分析患者的肿块直径、BI-RADS评分与乳腺结节的良恶性差异均有统计学意义($P<0.001$,表1),被视为乳腺恶性肿瘤的独立风险因子。临床变量模型在训练组的AUC为0.746(95% CI 0.678~0.814),验证组的AUC为0.823(95% CI 0.720~0.926)(图2),其在训练组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.698、0.733、0.679、0.629、0.550,验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.800、0.846、0.780、0.721、0.629。

2.2 影像组学特征提取、筛选与建模

采用Pyradiomics软件对每个乳腺结节超声图像已勾画的ROI进行瘤内超声影像组学特征提取,共提取1 560个瘤内影像组学特征,然后通过 t 检验、LASSO、Pearson相关检验进行特征筛选,最后筛选出18个系数非零的影像组学特征,

将筛选出18个瘤内最优特征用于构建瘤内超声影像组学SVM模型,瘤内超声影像组学模型在训练组的AUC为0.927(95% CI 0.889~0.965),验证组的AUC为0.808(95% CI 0.710~0.905)(图2),其在训练组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.887、0.933、0.843、0.838、0.761,验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.753、0.731、0.763、0.644、0.576。

采用同样的方法提取乳腺结节瘤周2 mm超声影像组学特征,共提取1 560个瘤周影像组学特征,经过 t 检验、LASSO、Pearson相关性检验进行特征筛选,最后筛选出19个系数非零的影像组学特征,将筛选出19个瘤周最优特征用于构建瘤周超声影像组学SVM模型。瘤周超声影像组学模型在训练组的AUC为0.930(95% CI 0.891~0.969),验证组的AUC为0.857(95% CI 0.763~0.949)(图2),其在训练组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.865、0.893、0.850、0.822、0.761,验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.812、0.846、0.797、0.733、0.647。

表1 训练集和验证组临床特征资料

项目	训练集			测试集			n (%)
	良性	恶性	P 值	良性	恶性	P 值	
年龄/岁	47.44 ± 13.16	50.68 ± 15.20	0.104	44.34 ± 13.92	48.96 ± 14.04	0.163	
大小/mm	15.61 ± 7.44	21.89 ± 10.44	<0.001	14.54 ± 5.73	22.85 ± 10.79	<0.001	
血流			0.677			0.729	
无	86 (61.43)	49 (65.33)		38 (64.41)	15 (57.69)		
有	54 (38.57)	26 (34.67)		21 (35.59)	11 (42.31)		
BI-BADS评分			<0.001			<0.001	
3	39 (27.86)	8 (10.67)		16 (27.12)	1 (3.85)		
4a	88 (62.86)	30 (40.00)		41 (69.49)	8 (30.77)		
4b	12 (8.57)	20 (26.67)		2 (3.39)	9 (34.62)		
4c	1 (0.71)	16 (21.33)		0 (0.00)	8 (30.77)		
5	0 (0.00)	1 (1.33)		0 (0.00)	0 (0.00)		

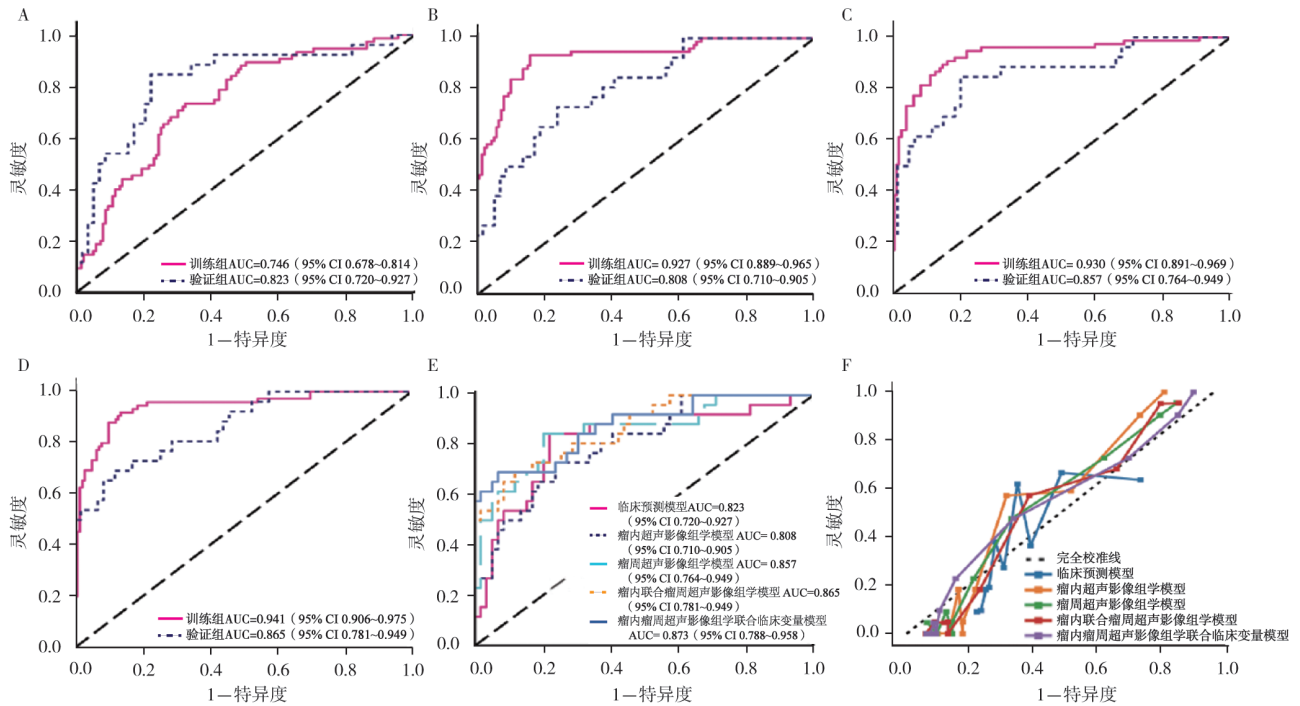


图2 各诊断模型的ROC曲线及校准曲线

A: 临床预测模型ROC曲线; B: 瘤内超声影像组学模型ROC曲线; C: 瘤周超声影像组学模型ROC曲线; D: 瘤内联合瘤周超声影像组学模型ROC曲线; E: 瘤内瘤周超声影像组学联合临床变量模型ROC曲线; F: 各模型校准曲线。

在瘤内联合瘤周的超声影像组学特征模型中,共纳入18个系数非零的影像组学特征,其中包括1个瘤内特征和17个瘤周特征,瘤内联合瘤周超声影像组学特征在训练组SVM模型的AUC为0.941(95% CI 0.843~0.967),验证组的AUC为0.865(95% CI 0.781~0.949)(图2),该模型训练组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.884、0.92、0.864、0.847、0.784,验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.824、0.692、0.881、0.706、0.720。

瘤内瘤周联合临床变量组模型中,训练组SVM模型的AUC为0.952(95% CI 0.924~0.979),验证组的AUC为0.873(95% CI 0.788~0.956)(图2),该模型训练组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.879、0.933、0.850、0.843、0.769,验证组的准确度、灵敏度、特异度、F1值、精确度分别为0.859、0.692、0.932、0.75、0.818,校准曲线显示三者联合模型的预测曲线与理想曲线有良好的一致性(图2)。

3 讨论

目前,乳腺癌的主要筛查手段有超声、乳腺X线摄影、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)、计算机断层成像(computed tomography, CT)等,但各项筛查方法都存在一定的缺陷,如乳腺X线摄影无法有效地检出致密型乳腺的结节^[6],而国内女性一半以上都属于致密型乳腺;CT检查存在辐射, MRI检查费用昂贵且有一定禁忌证^[10]。超声已成为乳腺检查的主要方式,但是对检查医师的诊断能力依赖性较高,且良恶性乳腺肿瘤超声表现往往存在一定的重叠性^[11-12]。影像组学是一门基于传统成像检查和人工智能的新兴学科,影像组学特征提供了一种稳定的、非侵入性的方法,通过深度揭示纹理特征来反映病变的异质性,提供对肿瘤诊断及治疗有价值的信息^[13]。

Hong等^[14]的研究中,其提取的影像组学特征模型诊断BI-RADS 4~5类乳腺结节的AUC

在验证组、训练集中分别为0.886、0.868；在Romeo等^[15]的研究中其将影像组学与机器学习相结合，AUC为0.82。本研究从瘤内超声影像组学特征中筛选出18个瘤内最优特征构建瘤内超声影像组学SVM模型，瘤内超声影像组学模型在训练组的AUC为0.927（95% CI 0.889~0.965）（图2A~D），验证组的AUC为0.808（95% CI 0.71~0.905），与既往研究^[14-15]一致。在米拉·也尔兰等^[16]的研究中，从BI-RADS 4a类不规则乳腺结节中提取包括1个直方图特征、2个纹理特征和16个小波特征共19个系数非零的影像组学特征，用于诊断BI-RADS 4a类不规则乳腺结节的良恶性，训练组影像组学模型AUC为0.927（95% CI 0.900~0.950），验证组影像组学模型AUC为0.946（95% CI 0.908~0.976）。Luo等^[17]将瘤内超声影像组学联合BI-RADS分类用于预测乳腺良恶性病变，结果显示，结合影像组学评分和BI-RADS分类的模型表现出更好的乳腺恶性和良性病变鉴别能力（AUC=0.928），优于单独应用影像组学评分模型（AUC=0.857）和BI-RADS分类模型（AUC=0.864）。Hong等^[14]的研究将提取的瘤内超声影像组学特征联合患者年龄、BI-RADS分类和病灶最大径建立的诊断模型，其研究结果显示出良好的鉴别乳腺良恶性病变能力（AUC=0.937）。

然而，既往的乳腺肿瘤超声影像组学研究多集中在瘤内，对瘤周影像组学特征关注较少，而乳腺癌瘤周区域可能存在一些重要的生物学信息，如间质反应、血管生成以及淋巴管和血管的瘤周浸润^[18-19]。我们尝试提取乳腺结节的瘤周影像组学特征，并最终筛选出19个系数非零的影像组学特征用于建立瘤周影像组学模型，与瘤内组学模型相比较，验证组的AUC也从0.808提高到0.857，差异有统计学意义（ $P<0.05$ ）。本研究的瘤内联合瘤周超声影像组学特征模型在训练组和验证组SVM模型的AUC显著高于瘤内组学模型（ $P<0.05$ ），也高于瘤周影像组学模型，但差异无统计学意义。Klimonda等^[20]发现，瘤内联合瘤周的定量超声特征鉴别乳腺良恶性病变的AUC为0.94，而单独

使用瘤内的定量超声特征的AUC为0.83。本研究通过瘤内联合瘤周特征建立的诊断模型优于单独以瘤内特征建立的影像组学模型，可能的原因是瘤内影像组学模型难以鉴别的良性与恶性乳腺结节能够通过瘤周影像组学模型明确鉴别。

本研究发现，许多临床因素与乳腺病变的良恶性相关，包括肿块直径、BI-RADS分类。因此，我们开发了一个包含瘤内瘤周影像组学特征和临床特征的预测模型，对乳腺结节的良恶性鉴别诊断表现出良好的诊断能力，AUC达0.873，在保持灵敏度的同时，精确度从0.720提高到了0.818，有效减少了假阴性、假阳性的出现。Luo等^[17]将瘤内超声影像组学联合BI-RADS分类用于预测乳腺良恶性病变，结果显示，结合影像组学评分和BI-RADS分类的模型表现出更好的乳腺良恶性病变鉴别能力（AUC=0.928），优于影像组学评分模型（AUC=0.857）和BI-RADS分类模型（AUC=0.864）。在Hong等^[14]的研究中，将提取的瘤内超声影像组学特征联合患者年龄、BI-RADS分类和最大病灶直径建立的诊断模型，其研究结果显示良好的鉴别乳腺良恶性病变能力（AUC=0.937）。Luo等^[17]、Hong等^[14]以及本研究的联合模型的诊断效能均显示出联合诊断模型的优势。

此外，有研究发现基于X线及增强X线、MRI及增强MRI的瘤内瘤周的影像组学特征与淋巴结转移^[21-23]、雌激素受体（estrogen receptor, ER）和孕激素受体（progesterone receptor, PR）表达水平^[24]、人表皮生长因子受体2（human epidermal growth factor receptor 2, HER2）表达水平和Ki-67增殖指数^[25]、新辅助化疗效果^[26]、乳腺癌分子亚型^[27]相关。

本研究存在一些局限性：首先，本研究为单中心研究，且样本量较小，可能导致模型稳定性降低；第二，所有ROI区域的勾画均在二维超声图像的基础上进行，忽略了肿瘤的三维特征；第三，瘤周ROI仅选择了瘤周2 mm区域，未提取瘤内ROI 2 mm之外的瘤周特征，可能导致部分瘤周影像组学特征的遗失。

综上所述，基于瘤内和瘤周影像组学特征联

合临床、影像学特征建立联合诊断模型能够较为准确地鉴别乳腺结节的良恶性，为临床医师的决策提供指导，进而降低漏诊率，避免不必要的活检。

〔参 考 文 献〕

- [1] 周 瑾, 常 才, 周世崇. 多模态超声组学在乳腺癌术前诊断中的研究进展 [J] . 肿瘤影像学, 2021, 30(5): 327-331.
- [2] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, 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.
- [3] SIEGEL R L, MILLER K D, WAGLE N S, et al. Cancer statistics, 2023 [J] . CA Cancer J Clin, 2023, 73(1): 17-48.
- [4] DRUKKER K, GIGER M L, HORSCH K, et al. Computerized lesion detection on breast ultrasound [J] . Med Phys, 2002, 29(7): 1438-1446.
- [5] 陈万青, 郑荣寿. 中国女性乳腺癌发病死亡和生存状况 [J] . 中国肿瘤临床, 2015, 42(13): 668-674.
- [6] ZHONG L C, YANG T, GU L P, et al. The diagnostic performance of shear wave velocity ratio for the differential diagnosis of benign and malignant breast lesions: compared with VTQ, and mammography [J] . Clin Hemorheol Microcirc, 2021, 77(2): 123-131.
- [7] D'ORSI C J, SICKLES E A, MENDELSON E B, et al. ACR BI-RADS Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System [M] . Reston: American College of Radiology, 2013: 121-140.
- [8] MAO Y, KELLER E T, GARFIELD D H, et al. Stromal cells in tumor microenvironment and breast cancer [J] . Cancer Metastasis Rev, 2013, 32(1): 303-315.
- [9] AVANZO M, STANCANELLO J, EL NAQA I. Beyond imaging: the promise of radiomics [J] . Phys Med, 2017, 38: 122-139.
- [10] SEHGAL C M, WEINSTEIN S P, ARGER P H, et al. A review of breast ultrasound [J] . J Mammary Gland Biol Neoplasia, 2006, 11(2): 113-123.
- [11] EVANS A, WHELEHAN P, THOMSON K, et al. Differentiating benign from malignant solid breast masses: value of shear wave elastography according to lesion stiffness combined with greyscale ultrasound according to BI-RADS classification [J] . Br J Cancer, 2012, 107(2): 224-229.
- [12] YOUK J H, KWAK J Y, LEE E, et al. Grayscale ultrasound radiomic features and shear-wave elastography radiomic features in benign and malignant breast masses [J] . Ultraschall Med, 2020, 41(4): 390-396.
- [13] GILLIES R J, KINAHAN P E, HRICAK H. Radiomics: images are more than pictures, they are data [J] . Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- [14] HONG Z L, CHEN S, PENG X R, et al. Nomograms for prediction of breast cancer in breast imaging reporting and data system (BI-RADS) ultrasound category 4 or 5 lesions: a single-center retrospective study based on radiomics features [J] . Front Oncol, 2022, 12: 894476.
- [15] ROMEO V, CUOCOLO R, APOLITO R, et al. Clinical value of radiomics and machine learning in breast ultrasound: a multicenter study for differential diagnosis of benign and malignant lesions [J] . Eur Radiol, 2021, 31(12): 9511-9519.
- [16] 米 拉·也尔兰, 张海见, 胡峙珩, 等. 超声影像组学对BI-RADS 4a类不规则乳腺结节良恶性的鉴别价值 [J] . 分子影像学杂志, 2023, 46(1): 12-20.
- [17] LUO W Q, HUANG Q X, HUANG X W, et al. Predicting breast cancer in breast imaging reporting and data system (BI-RADS) ultrasound category 4 or 5 lesions: a nomogram combining radiomics and BI-RADS [J] . Sci Rep, 2019, 9(1): 11921.
- [18] BRAMAN N M, ETESAMI M, PRASANNA P, et al. Erratum to: Intratumoral and peritumoral radiomics for the pretreatment prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy based on breast DCE-MRI [J] . Breast Cancer Res, 2017, 19(1): 80.
- [19] YU H W, MENG X Q, CHEN H, et al. Correlation between mammographic radiomics features and the level of tumor-infiltrating lymphocytes in patients with triple-negative breast cancer [J] . Front Oncol, 2020, 10: 412.
- [20] KLIMONDA Z, KARWAT P, DOBRUCH-SOBCZAK K, et al. Breast-lesions characterization using quantitative ultrasound features of peritumoral tissue [J] . Sci Rep, 2019, 9(1): 7963.
- [21] CHENG Y, XU S, WANG H T, et al. Intra- and peri-tumoral radiomics for predicting the sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on preoperative mammography and MRI [J] . Front Oncol, 2022, 12: 1047572.
- [22] LIN F, LI Q, WANG Z Y, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for preoperatively predicting the axillary non-sentinel lymph node metastasis in breast cancer on the basis of contrast-enhanced mammography: a multicenter study [J] . Br J Radiol, 2023, 96(1143): 20220068.
- [23] SUN Q C, LIN X N, ZHAO Y S, et al. Deep learning vs. radiomics for predicting axillary lymph node metastasis of breast cancer using ultrasound images: don't forget the peritumoral region [J] . Front Oncol, 2020, 10: 53.
- [24] ZHONG S L, WANG F, WANG Z Y, et al. Multiregional radiomic signatures based on functional parametric maps from DCE-MRI for preoperative identification of estrogen receptor and progesterone receptor status in breast cancer [J] . Diagnostics (Basel), 2022, 12(10): 2558.
- [25] LI C, SONG L, YIN J. Intratumoral and peritumoral radiomics based on functional parametric maps from breast DCE-MRI for prediction of HER2 and Ki-67 status [J] . J Magn Reson Imaging, 2021, 54(3): 703-714.
- [26] MAO N, SHI Y H, 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.
- [27] NIU S X, JIANG W Y, ZHAO N N, et al. Intra- and peritumoral radiomics on assessment of breast cancer molecular subtypes based on mammography and MRI [J] . J Cancer Res Clin Oncol, 2022, 148(1): 97-106.

(收稿日期: 2023-08-10 修回日期: 2023-09-21)