

· 论 著 ·

基于灰阶超声与彩色多普勒超声影像组学模型的乳腺癌前哨淋巴结转移风险评估研究

朱一成, 张 渊, 杨哲琴, 傅 宇, 黄 燕, 单 君, 江 泉

上海市浦东新区人民医院超声医学科, 上海 201200

[摘要] **目的:** 评估基于灰阶超声影像组学特征和彩色多普勒超声血流特征的联合模型在预测乳腺癌前哨淋巴结转移中的临床应用价值。**资料和方法:** 回顾并选取2022年10月—2024年12月在上海市浦东新区人民医院完成超声检查的乳腺癌患者。通过彩色多普勒超声技术检测乳腺肿块内的血流信号, 分析病灶整体及分区域的血流特征。采用支持向量机构建3种前哨淋巴结转移预测模型: 单独基于灰阶超声影像组学特征的模型(US模型)、单独基于彩色多普勒超声血流特征的模型(CDUS模型), 以及两者融合的组合模型(COMB模型)。采用受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线对各模型的诊断效能进行评估。**结果:** 本研究共纳入328例乳腺癌患者, 按7:3的比例随机分为训练集(230例)和测试集(98例)。在训练集和测试集中, 前哨淋巴结转移组的整体血流比(2.4 ± 0.6 和 2.1 ± 0.9)显著高于无转移组(1.3 ± 0.7 和 1.2 ± 0.8) (均 $P < 0.001$)。ROC曲线分析表明, COMB模型在训练集和测试集中的曲线下面积(area under curve, AUC)分别为0.913 (95% CI 0.869~0.946)和0.811 (95% CI 0.721~0.901), 表现最佳; US模型次之, AUC分别为0.796 (95% CI 0.738~0.846)和0.757 (95% CI 0.660~0.838); CDUS模型效能最低, AUC分别为0.704 (95% CI 0.614~0.795)和0.655 (95% CI 0.545~0.765)。**结论:** 彩色多普勒超声能很好地评估乳腺癌病灶的整体血流比, 且与前哨淋巴结转移密切相关。结合灰阶超声影像组学特征和彩色多普勒超声血流特征的COMB模型能够显著提高前哨淋巴结转移的预测准确度, 为乳腺癌的精准诊疗提供重要参考。

[关键词] 乳腺癌; 前哨淋巴结; 超声; 彩色多普勒超声; 预测模型

中图分类号: R737.9; R445.1 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.04.007

基金项目: 国家自然科学基金项目(82302231); 上海市浦东新区卫生健康委员会面上项目(PW2022A-05)。

利益冲突: 作者声明无利益冲突。

伦理批件: (2023)伦审第(K21)号, (2022)伦审第(K42)号。

知情同意: 有。

引用本文: 朱一成, 张 渊, 杨哲琴, 等. 基于灰阶超声与彩色多普勒超声影像组学模型的乳腺癌前哨淋巴结转移风险评估研究[J]. 肿瘤影像学, 2025, 34(4): 363-370.

Funding: National Natural Science Foundation of China (82302231); General Project Grant from the Pudong Health Commission of Shanghai (PW2022A-05).

Conflicts of interest: authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: (2023) lun-shen No.K21, (2022) lun-shen No.K42.

Informed consent: available.

Cite this article: ZHU Y C, ZHANG Y, YANG Z Q, et al. Risk assessment of sentinel lymph node metastasis in breast cancer using a radiomics model based on B-mode ultrasound and color doppler ultrasound [J]. Oncoradiology, 2025, 34(4): 363-370.

Risk assessment of sentinel lymph node metastasis in breast cancer using a radiomics model based on B-mode ultrasound and color doppler ultrasound ZHU Yicheng, ZHANG Yuan, YANG Zheqin, FU Yu, HUANG Yan, SHAN Jun, JIANG Quan (Department of Ultrasound, Shanghai Pudong New Area People's Hospital, Shanghai 201200, China)

Correspondence to: JIANG Quan E-mail: quan_jmd@126.com

[Abstract] **Objective:** To evaluate the clinical utility of a combined model incorporating radiomics features from B-mode ultrasound and blood flow characteristics from color Doppler ultrasound for predicting sentinel lymph node (SLN) metastasis in breast cancer. **Methods:** This study retrospectively involved breast cancer patients who underwent ultrasound examinations in Shanghai Pudong New Area People's Hospital between October 2022 and December 2024. Color Doppler ultrasound was used to assess intratumoral blood flow signals, analyzing both overall and regional blood flow characteristics of the lesion. Three SLN

metastasis prediction models were developed using a support vector machine (SVM): a model based solely on B-mode ultrasound radiomics features (US model), a model based solely on color Doppler ultrasound blood flow features (CDUS model), and a combined model integrating both feature sets (COMB model). The diagnostic performance of each model was evaluated using receiver operating characteristic (ROC) curve analysis. **Results:** A total of 328 breast cancer patients were enrolled and randomly divided into a training set (230 cases) and a test set (98 cases) in a 7 : 3 ratio. In both the training and test sets, the overall blood flow ratio in the SLN metastasis group (2.4 ± 0.6 and 2.1 ± 0.9) was significantly higher than that in the non-metastasis group (1.3 ± 0.7 and 1.2 ± 0.8) (both $P < 0.001$). ROC curve analysis showed that the COMB model achieved the highest area under curve (AUC) in both the training (0.913, 95% CI 0.869–0.946) and test sets (0.811, 95% CI 0.721–0.901). The US model ranked second, with AUCs of 0.796 (95% CI 0.738–0.846) and 0.757 (95% CI 0.660–0.838), while the CDUS model demonstrated the lowest performance, with AUCs of 0.704 (95% CI 0.614–0.795) and 0.655 (95% CI 0.545–0.765). **Conclusion:** Color Doppler ultrasound effectively assesses the overall blood flow ratio of breast cancer lesions, which is closely associated with SLN metastasis. The COMB model, integrating B-mode ultrasound radiomics features and color Doppler blood flow characteristics, significantly improves the accuracy of SLN metastasis prediction, providing valuable insights for the precise diagnosis and treatment of breast cancer.

[**Key words**] Breast cancer; Sentinel lymph node; Ultrasound; Color Doppler ultrasound; Prediction model

乳腺癌是女性高发的恶性肿瘤之一, 其诊断与治疗过程中, 腋窝淋巴结的转移情况具有重要的临床意义, 不仅直接影响乳腺癌患者的分期和治疗方案, 还与患者的预后密切相关。研究^[1]显示, 当乳腺癌患者伴随腋窝淋巴结转移时, 其5年生存率显著下降, 从93.4%下降至78.2%。因此, 准确评估淋巴结状态对优化乳腺癌患者的治疗策略具有关键作用。传统上, 若患者存在腋窝淋巴结转移, 通常需接受腋窝淋巴结清扫术 (axillary lymph node dissection, ALND)。但ALND创伤大且并发症较多, 对无淋巴结转移的患者进行预防性ALND并无明显获益。近年来, 前哨淋巴结活检术 (sentinel lymph node biopsy, SLNB) 因其微创性被广泛应用, 通过精准定位前哨淋巴结 (sentinel lymph node, SLN) 可减少不必要的腋窝清扫。然而, SLNB尽管减少了手术的侵入性, 仍存在较高的假阴性率, 并可能引发上肢功能受损等并发症^[2]。因此, 开发一种无创、高效且准确的诊断方法用于评估SLN状态成为当前研究的重点。

常规超声检查是目前临床上常用的乳腺癌检测手段之一^[3], 而彩色多普勒超声 (color Doppler ultrasound, CDUS) 能够提供乳腺肿块的血流信号特征。但在目前的临床实践中, CDUS信号的评估多依赖视觉或半定量方法^[4-5], 存在操作者依赖性和主观性较强的问

题, 限制了其临床应用。近年来, 人工智能技术的快速发展为医学图像分析带来了革命性变化, 特别是在乳腺病变超声影像领域^[6]。影像组学作为一种新兴技术, 利用机器学习手段从医学图像中提取大量特征^[7-8], 为弥补传统方法的不足提供了新的思路和解决方案。计算机辅助诊断系统的进步进一步推动了其在乳腺病变超声成像中的应用^[9-11], 而CDUS信号的量化分析有望减少操作者依赖性及主观评估的偏差。

因此, 本文探讨结合灰阶超声影像组学特征和CDUS特征的多模态超声检查在乳腺癌SLN转移预测中的诊断价值, 以期为临床提供一种更精确、无创的评估方法。

1 资料和方法

1.1 资料

回顾并选取2022年10月—2024年12月在上海市浦东新区人民医院完成超声检查并具有术后病理学检查结果的乳腺癌患者。

纳入标准: ① 年龄大于18周岁的女性患者; ② 术前1~2周内进行乳腺超声检查, 确保图像清晰且完整; ③ 乳腺癌患者仅存在单个病灶, 且未发现远处转移; ④ 具备完整的术中及术后淋巴结病理学检查结果。排除标准: ① 超声检查前有放疗或化疗史; ② 既往有乳腺癌手术史;

③ 有患侧乳房或腋窝区域手术史；④ 处于妊娠期或哺乳期；⑤ 曾行隆胸术；⑥ 临床病理学资料和超声影像学资料不完整。本研究经医院伦理委员会审查批准。

1.2 仪器与方法

采用不同品牌的超声设备，包括日本Canon公司的Aplio 500、Aplio i800，德国Siemens公司的ACUSON-Oxana 2及深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司的Resona R9彩色多普勒超声诊断仪，使用频率为5~15 MHz的线阵探头。检查过程中，患者始终保持仰卧并将手臂外展，确保乳房充分暴露。先通过灰阶超声自乳头向外沿不同径线进行放射状扫查。随后，应用CDUS评估病灶内部及周围的血流情况，并调整彩色频率、增益等参数，以获取稳定且清晰的血流成像。重点关注病灶内部及周边血流信号是否存在，并分析血流分布特征。

1.3 肿瘤区域分割

在未知病理学检查结果的前提下，1名超声科医师（从业经验 ≥ 5 年）使用3D Slicer软件，在二维灰阶超声图像上手动勾画乳腺癌原发灶，并标注感兴趣区（region of interest, ROI）。随后，由另一名资深超声科医师（具备超过10年临床经验）对其标注结果进行复核。

1.4 影像组学特征提取与筛选

针对灰阶超声影像的组学特征提取，研究采用Pyradiomics工具包，基于ROI自动提取多种影像组学特征，包括形状特征、一阶统计特征、纹理特征以及定量分析参数。其中，一阶统计特征主要关注ROI内的像素值强度分布情况，通过计算7个统计矩来量化图像的灰度强度：均值、方差、偏度、峰度、能量、熵和中值，反映图像的整体灰度信息。形状特征则从肿瘤的几何形状和边界进行描述，包括短轴和长轴的长度，以及肿瘤的表面积与体积比。而纹理特征则通过计算5类常见的灰度矩阵来获取，分别为灰度共生矩阵（gray-level co-occurrence matrix, GLCM）、灰度依赖矩阵（gray-level dependence matrix, GLDM）、灰度游程长度矩阵（gray-level run-length matrix, GLRLM）、灰度大小区域矩阵

（gray-level size zone matrix, GLSZM）以及邻域灰度差矩阵（neighboring gray-tone difference matrix, NGTDM）。这些纹理矩阵捕捉了图像的局部结构信息，能够对肿瘤的异质性、组织结构及其内部特征进行深入的定量描述。在特征选择步骤中，我们消除了那些表现出高度相关性的冗余特征，这些相关性可能来源于相同的潜在分布。在剩余的特征中，我们进一步关注与目标变量相关性较高的特征，因为这些特征被认为具有显著的潜力，可用于目标识别。因此，本研究执行了一个三步法来完成特征选择。首先，采用严格标准对放射组学特征进行降维，确保组内相关系数（intraclass correlation coefficient, ICC）超过0.75。随后，应用Pearson相关性检验，限制选择相关系数低于0.70的特征。通过Kruskal-Wallis检验，识别具有显著差异化的特征（ $P < 0.05$ ）。最后，进行梯度提升决策树（gradient boosting decision tree, GBDT）分析，以辨识最佳特征。为了进一步优化特征池并确定最相关的特征用于模型构建，采用了最小绝对收缩和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）逻辑回归分析方法。

1.5 CDUS特征提取

本研究借鉴了既往研究中的ROI分割方法^[12]，通过将原始ROI分割为周边区域和中心区域，为分析肿瘤区域内部的异质性提供了更为精细的手段。在此基础上，本研究测量了病灶整体的血流比率，并进一步分区计算了周边区域的血流比率和中心区域的血流比率，从而深入揭示了不同区域内的血流特征。此外，我们还通过计算检测到的血流区域为图中连通分量的数量，推算出原始ROI中可能包含的血管数量。

1.6 预测模型构建与评估

基于训练集筛选出的最佳特征，利用支持向量机（support vector machine, SVM）分类器构建转移及非转移SLN分类预测模型，建立3个SLN分类预测模型，分别为只包含二维超声影像组学特征的模型US，只包含CDUS特征的模型CD，以及同时包含二维超声影像组学特征及CDUS特征的模型COMB（图1）。

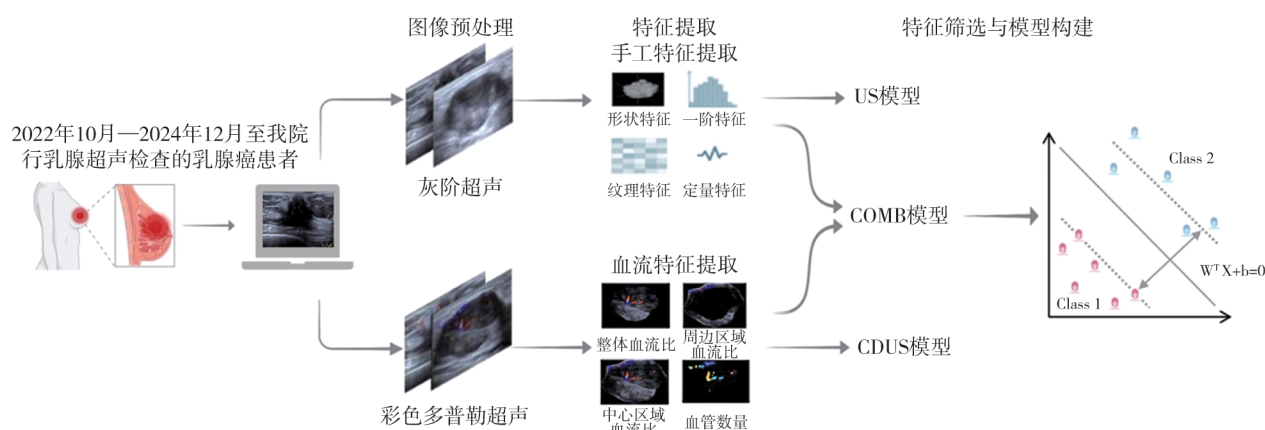


图1 SLN转移预测模型构建流程图

Fig.1 SLN metastasis prediction model construction flow

1.7 统计学处理

采用SPSS 25.0软件进行数据分析, 计数资料以 $n(\%)$ 表示, 组间差异比较采用 χ^2 检验。符合正态分布的计量数据以 $\bar{x}\pm s$ 表示, 并通过方差分析进行总体比较, 组间比较采用Mann-Whitney U 检验。为了评估模型区分SLN转移阳性与阴性患者的能力, 绘制受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线, 并通过计算曲线下面积 (area under curve, AUC) 来衡量分类性能。同时, 计算模型的灵敏度、特异度、准确度、阳性预测值和阴性预测值。不同模型的AUC差异采用DeLong检验进行比较, $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

随机分为训练集230例和测试集98例。其中SLN无转移106例, SLN转移222例 (图2)。对训练集和测试集中患者的年龄、病灶大小及病理学类型等临床特征进行比较, 结果显示其差异均无统计学意义 ($P > 0.05$, 表1)。

2 结果

2.1 患者基线信息

本研究共纳入328例乳腺癌患者, 并按7:3

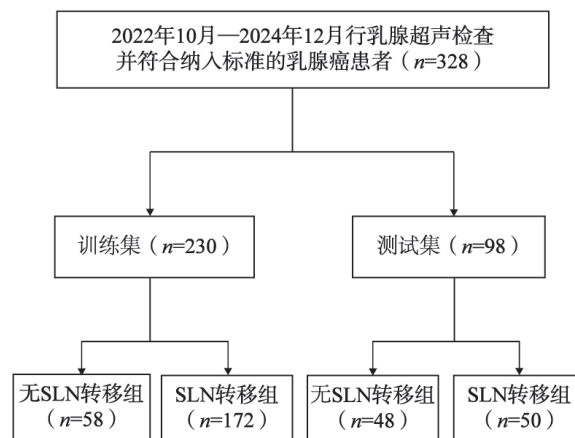


图2 研究对象纳入流程图

Fig.2 Flowchart of study subject inclusion

表1 基线数据

Tab.1 Baseline characteristics

变量	所有患者 (n=328)	训练集 (n=230)	测试集 (n=98)	$\bar{x}\pm s$ 或 $n(\%)$
年龄/岁	52.02 ± 8.23	52.46 ± 8.34	50.98 ± 7.93	P值
病灶大小/mm	21.68 ± 6.51	21.85 ± 6.65	21.30 ± 6.18	0.135
病理学检查结果				0.488
乳腺浸润性导管癌	243 (74.1)	164 (71.3)	79 (80.6)	0.078
其他	85 (25.9)	66 (28.7)	19 (19.4)	
SLN状态				<0.001
阴性	106 (32.3)	58 (25.2)	48 (49.0)	
阳性	222 (67.7)	172 (74.8)	50 (51.0)	

2.2 CDUS特征

经过对SLN无转移组及有转移组与CDUS检测乳腺癌肿块内血流信号的比较发现，训练集SLN转移组的乳腺病灶整体血流百分比为 2.4 ± 0.6 ，高于无SLN转移组患者的乳腺病灶整体血流百分比（ 1.3 ± 0.7 ， $P < 0.001$ ），明

显较无SLN转移组更为丰富（表2）。同样，有SLN转移的患者的乳腺病灶中心区域血流百分比（ 1.6 ± 0.7 ）高于无SLN转移组的患者（ 0.6 ± 0.5 ），差异有统计学意义（ $P < 0.001$ ，图3）。然而，血管数量与SLN转移差异均无统计学意义（ $P > 0.05$ ）。

表2 SLN无转移组及转移组乳腺癌肿块血流信号特征

特征	训练集			测试集		
	SLN转移组 (n=172)	无SLN转移组 (n=58)	P值	SLN转移组 (n=50)	无SLN转移组 (n=48)	P值
整体血流比/%	2.4 ± 0.6	1.3 ± 0.7	< 0.001	2.1 ± 0.9	1.2 ± 0.8	< 0.001
周边区域血流比/%	0.8 ± 0.4	0.8 ± 0.5	0.223	0.7 ± 0.5	0.5 ± 0.4	0.054
中心区域血流比/%	1.6 ± 0.7	0.6 ± 0.5	< 0.001	1.4 ± 0.9	0.6 ± 0.6	< 0.001
血管数量/条	3.19 ± 1.06	3.05 ± 1.64	0.449	2.46 ± 1.46	2.71 ± 2.28	0.520

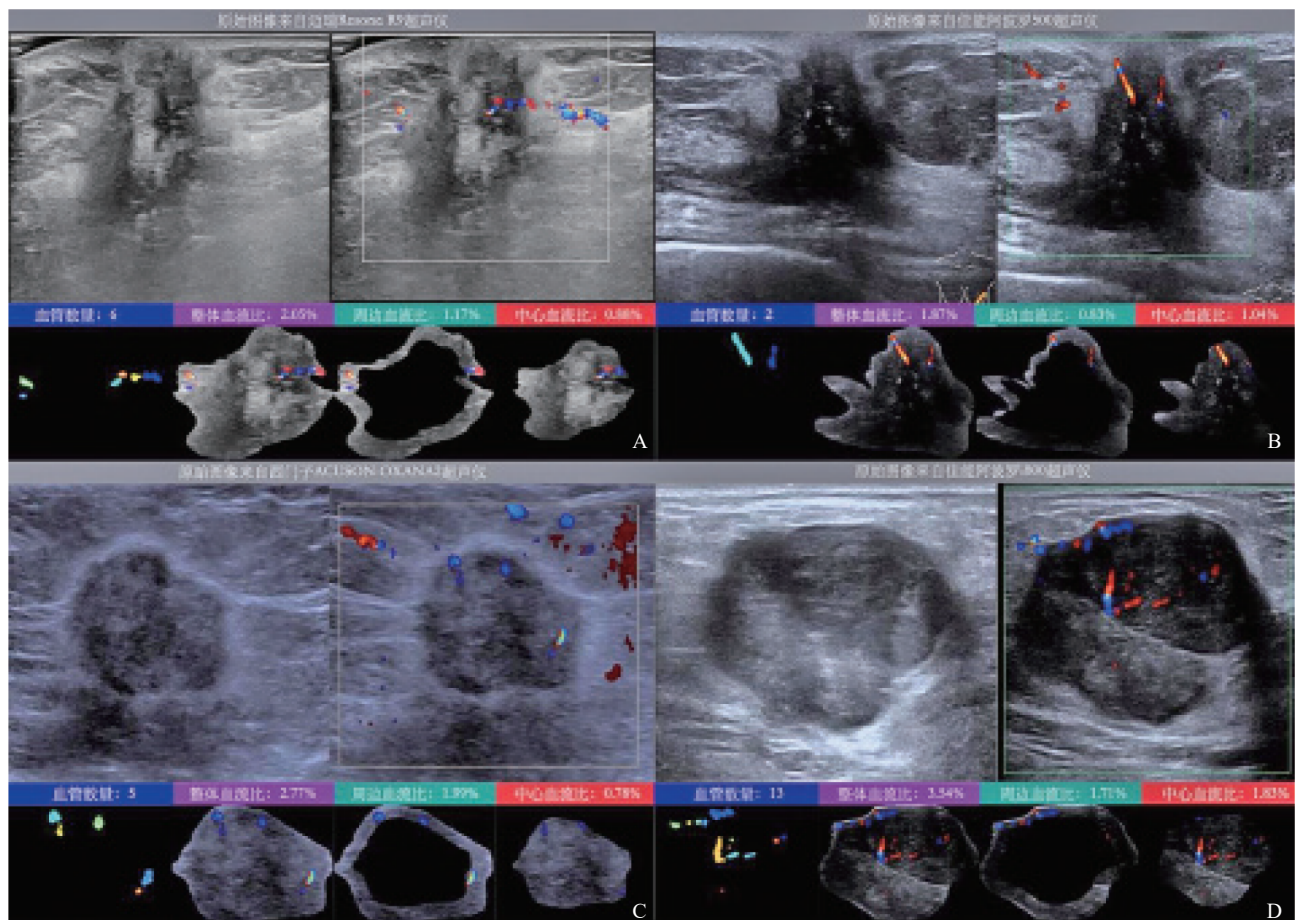


图3 SLN转移组与无SLN转移组血流信号特征

Fig.3 Blood flow signals in patients with SLN metastasis and patients without SLN metastasis

A: 典型病例1（无SLN转移）血流信号特征，血管数目为6根，整体血流比为2.05%，周边血流比为1.17%，中心血流比为0.88%；B: 典型病例2（无SLN转移）血流信号特征，血管数目为5根，整体血流比为2.77%，周边血流比为1.99%，中心血流比为0.78%；C: 典型病例3（SLN有转移）血流信号特征，血管数目为2根，整体血流比为1.87%，周边血流比为0.83%，中心血流比为1.04%；D: 典型病例4（SLN有转移）血流信号特征，血管数目为13根，整体血流比为3.54%，周边血流比为1.71%，中心血流比为1.83%。

2.3 模型的构建与评估

从灰阶超声图像中提取的影像组学特征, 经过多个阶段的数据降维处理, 最终筛选出9个关键特征, 并用于建立预测SLN转移情况的模型(US模型), 其在训练集和测试集中的AUC分别为0.796(95% CI 0.738~0.846)和0.757(95% CI 0.660~0.838)(表3)。相较之下, 基于CDUS特征的CDUS模型的预测性能略低, 其在训练集和测试集中的AUC分别为

0.704(95% CI 0.614~0.795)和0.655(95% CI 0.545~0.765)。综合灰阶超声影像组学特征和CDUS特征的COMB模型则表现出最优的预测效能, 其在训练集和测试集中的AUC分别为0.913(95% CI 0.869~0.946)和0.811(95% CI 0.721~0.901)。此外, COMB模型在测试集中的灵敏度(80.00%)和特异度(79.17%)均优于单一特征构建的模型, 体现了综合特征在预测SLN有无转移中的潜力和优势。

表3 各模型预测有无SLN转移效能

Tab.3 SLN metastasis prediction performance of different models

预测效能	训练集			测试集		
	US模型	CDUS模型	COMB模型	US模型	CDUS模型	COMB模型
AUC	0.796	0.704	0.913	0.757	0.655	0.811
95% CI	0.738~0.846	0.614~0.795	0.869~0.946	0.660~0.838	0.545~0.765	0.721~0.901
灵敏度/%	85.47	77.91	86.05	78.00	64.00	80.00
特异度/%	74.14	67.24	82.76	77.08	68.75	79.17
准确度/%	84.78	75.22	85.22	77.55	66.33	79.59

3 讨论

乳腺癌患者是否存在腋窝淋巴结转移, 对其治疗方案的制订以及预后判断有重要影响。腋窝淋巴结是乳腺癌最常见的转移部位, 其状态直接关系到患者的分期、治疗策略及生存预后。评估腋窝淋巴结状态的传统方法主要依赖于SLNB或者ALND, 但这些方法具有侵袭性, 并可能导致上肢淋巴水肿、神经损伤等并发症^[13]。因此, 开发一种微创甚至无创的SLN状态评估方法, 对于优化临床实践具有重要意义, 特别是对于转移风险较低的患者, 可减少不必要的前哨淋巴结手术活检, 从而降低患者的术后并发症风险并提高生活质量^[14]。

超声检查作为一种无辐射、操作便捷且经济高效的影像学手段, 在乳腺癌患者病情评估中发挥着重要作用。本研究基于乳腺癌患者的灰阶超声特征和CDUS特征, 建立了SLN转移风险的预测模型, 旨在为临床个体化治疗提供依据, 从而辅助优化治疗方案。

影像组学技术近年来在医学领域得到了广泛关注, 其通过将医学图像转化为可量化的特征数

据, 为疾病诊断与预测提供了新思路^[15]。已有研究表明, 影像组学在肺癌^[16]、乳腺癌^[17]、肝癌^[18]等多种肿瘤的分类、分级与患者预后评估中呈现出良好的应用前景。在乳腺癌SLN转移的预测研究中, 影像组学主要关注两个核心方向: 一是术前通过无创手段评估淋巴结是否发生转移, 二是在已确认淋巴结转移的情况下进一步预测其受累程度。这些研究为确立个体化的腋窝治疗策略提供了重要依据, 可避免过度治疗^[19]。

从肿瘤生物学的角度来看, 实体肿瘤的生长、发展及转移高度依赖于肿瘤血管生成过程。肿瘤血管生成分为血管前期和血管生成期, 其中血管生成期的肿瘤生长迅速, 伴随局部侵袭及远处转移能力的显著增强^[20]。CDUS检查能够捕捉肿瘤内部的血流信号, 从而揭示肿瘤血管的分布特征及其血流动力学性质^[21]。本研究通过分析乳腺癌患者的CDUS血流特征发现, 有无SLN转移的患者在血流分布上存在显著差异。其中, 乳腺癌SLN转移组的肿块整体血流比和中心区域血流比明显高于无SLN转移组, 差异有统计学意义, 提示上述两种血流信号特征与SLN转移密切

相关。SLN转移患者经CDUS检测发现，其原发灶的血管显著多于非SLN转移患者，这表明在转移发生之前，可能就已存在有利于肿瘤转移的微环境。值得注意的是，病灶的周边区域血流比在两组间差异并不显著（训练集： $P=0.223$ ；测试集： $P=0.054$ ）。此外，本研究结果还显示病灶的血管数量与SLN转移之间无统计学关联（训练集： $P=0.449$ ；测试集： $P=0.520$ ）。这提示单纯依赖血管数量可能不足以反映淋巴结转移状态，而血流比等定量指标在转移预测中可能具有更高的灵敏度和临床应用价值。

在预测模型构建方面，本研究构建了基于灰阶超声影像组学特征（US模型）、CDUS血流特征（CDUS模型）以及两者结合的综合模型（COMB模型），并对其性能进行了系统性的评估。US模型在测试集中的灵敏度和特异度分别为78.00%和77.08%，说明灰阶超声图像中提取的影像组学特征能够在一定程度上反映SLN转移的潜在特征。CDUS模型单独基于CDUS血流特征构建，整体性能均低于US模型。这可能与CDUS血流特征在乳腺癌转移预测中存在一定局限性有关，例如血流分布的个体差异较大，且与转移相关的血流特征并非单一决定性因素。通过整合灰阶超声影像组学特征和CDUS血流特征而得到的COMB模型，其在测试集中的灵敏度和特异度分别为80.00%和79.17%，均高于单一模型的诊断效能。相较于单一模型，COMB模型更充分地利用了灰阶超声和CDUS的互补信息。灰阶影像组学能够捕捉乳腺病灶的纹理、形态等特征，而CDUS则提供了血流动力学的相关信息。两者的结合，不仅提升了模型的预测效能，还为SLN状态的全面评估提供了更加可靠的依据。COMB模型在准确度和稳定性方面的表现更为突出，特别适合在高精度诊断和个性化治疗决策中应用。

本研究仍然存在一些局限性。首先，由于本研究基于单中心且样本数量有限，可能存在选择偏倚的问题。为了提高研究结果的稳健性，仍需开展多中心的验证与研究。其次，本研究尚未将乳腺癌的分子分型纳入分析。已有研究^[22]表明，不同的分子亚型在侵袭性及影像学表现方面

存在显著差异。因此，未来的研究考虑将分子标志物作为重要参数之一，以实现更全面的评估。另外，所构建的模型仅接受了内部验证，尚未经过外部测试，因此其在多中心、大规模临床应用中的泛化能力仍需要进一步评估。最后，本研究采用SVM算法构建模型，而近年来，深度学习技术在医学影像分析中显示出强大的自动化特征提取和复杂模式识别能力，未来可考虑引入深度学习方法，以进一步提高模型的预测效果。

本研究构建了基于灰阶超声与CDUS特征的综合模型（COMB模型），有效提升了预测乳腺癌前哨淋巴结转移的准确度与稳定性，为个体化诊疗提供了可靠依据，但需进一步优化验证以增强临床适用性。

第一作者：

朱一成（ORCID: 0000-0003-3037-0398），硕士，主治医师。

通信作者：

江泉（ORCID: 0000-0001-5154-7231），硕士，主任医师，超声医学科名誉主任，E-mail: quan_jmd@126.com。

作者贡献声明：

朱一成：选题，文章撰写，模型建立与测试，数据资料分析；张渊：文献检索，论文指导；杨哲琴：数据资料收集与分析；傅宇：数据资料收集；黄燕：数据资料收集；单君：文献调研与整理；江泉：论文指导，审校，行政支持。

[参 考 文 献]

- [1] 何英剑, 范照青, 李金锋, 等. 腋窝淋巴结状态对不同亚型浸润性乳腺癌预后的影响 [J]. 中华医学杂志, 2021, 101(30): 2382-2386.
HE Y J, FAN Z Q, LI J F, et al. Effect of axillary lymph node status on prognosis of different types of invasive breast cancer [J]. Natl Med J China, 2021, 101(30): 2382-2386.
- [2] 李培, 陈嘉健, 吴昊. 乳腺癌前哨淋巴结的研究热点与评价 [J]. 中国癌症杂志, 2020, 30(3): 161-165.
LI P, CHEN J J, WU J. Comments on research highlights of sentinel lymph node in breast cancer [J]. China Oncol, 2020, 30(3): 161-165.
- [3] CHO N, JANG M, LYOU C Y, et al. Distinguishing benign from malignant masses at breast US: combined US elastography and color Doppler US: influence on radiologist accuracy [J]. Radiology, 2012, 262(1): 80-90.
- [4] WEN R Q, DONG J J, WANG Y, et al. Combination of color Doppler ultrasound and CT for diagnosing breast cancer [J]. Am J Transl Res, 2021, 13(9): 10771-10776.
- [5] PATEL S P, NIMAVAT K, PATEL P, et al. Doppler ultrasound assessment of tumor vascularity in locally advanced breast cancer at diagnosis and following primary systemic

- chemotherapy [J]. *J Pharm Bioallied Sci*, 2023, 15(Suppl 2): S1280–S1282.
- [6] 张晓婷, 江 柳. 人工智能在乳腺癌超声诊疗中的应用进展 [J]. *国际医学放射学杂志*, 2024, 47(3): 310–313.
ZHANG X T, JIANG L. Application progress of artificial intelligence in the ultrasound diagnosis and treatment of breast cancer [J]. *Int J Med Radiol*, 2024, 47(3): 310–313.
- [7] 赵永根, 朱 珠, 余 卓, 等. 基于影像组学和机器学习的医学影像分析平台的研究与应用 [J]. *中国医疗器械杂志*, 2023, 47(3): 272–277.
ZHAO Y G, ZHU Z, YU Z, et al. Development and application of medical imaging analysis platform based on radiomics and machine learning technologies [J]. *Chin J Med Instrum*, 2023, 47(3): 272–277.
- [8] 杨慧敏, 李文鑫, 刘艳美, 等. 影像组学和深度学习在脑膜瘤中的研究进展 [J]. *磁共振成像*, 2023, 14(6): 124–128.
YANG H M, LI W X, LIU Y M, et al. Research progress of deep learning and radiomics in meningioma [J]. *Chin J Magn Reson Imag*, 2023, 14(6): 124–128.
- [9] 温 悦, 吴国柱. 人工智能技术在乳腺癌超声诊断中的研究进展 [J]. *中国医师杂志*, 2022, 24(11): 1748–1752.
WEN Y, WU G Z. Research progress of artificial intelligence in ultrasound diagnosis of breast cancer [J]. *J Chin Physician*, 2022, 24(11): 1748–1752.
- [10] 宋鹏杰, 王艳蕾, 白龙妹, 等. 乳腺超声人工智能辅助诊断结合乳腺X射线摄影在乳腺癌诊断中的价值 [J]. *中国超声医学杂志*, 2023, 39(12): 1349–1352.
SONG P J, WANG Y L, BAI L M, et al. The evaluation of a joint assessment method by combining ultrasound, mammography and artificial intelligence in breast cancer diagnosis [J]. *Chin J Ultrasound Med*, 2023, 39(12): 1349–1352.
- [11] 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.
ZHOU J, CHANG C, ZHOU S C. The progress of multimodal ultrasound–radiomics in the preoperative diagnosis of breast cancer [J]. *Oncoradiology*, 2021, 30(5): 327–331.
- [12] ZHU Y C, DU H B, JIANG Q, et al. Machine learning assisted Doppler features for enhancing thyroid cancer diagnosis: a multi-cohort study [J]. *J Ultrasound Med*, 2022, 41(8): 1961–1974.
- [13] 袁芊芊, 侯晋轩, 周 瑞, 等. 腋窝淋巴结功能分区清扫术降低淋巴结阳性乳腺癌患者术后上肢淋巴水肿的前瞻性随机对照研究 [J]. *中华医学杂志*, 2021, 101(32): 2531–2536.
YUAN Q Q, HOU J X, ZHOU R, et al. Functional axillary dissection based on lymphatic drainage for breast cancer: a single center randomized clinical trial [J]. *Natl Med J China*, 2021, 101(32): 2531–2536.
- [14] DIHGE L, BENDAHL P O, RYDÉN L. Nomograms for preoperative prediction of axillary nodal status in breast cancer [J]. *Br J Surg*, 2017, 104(11): 1494–1505.
- [15] GILLIES R J, KINAHAN P E, HRICAK H. Radiomics: Images are more than pictures, they are data [J]. *Radiology*, 2016, 278(2): 563–577.
- [16] 吴珊珊, 沈桂权, 高 波. 肺癌影像组学研究进展 [J]. *中华放射学杂志*, 2017, 51(12): 986–989.
WU S S, SHEN G Q, GAO B. Research progress of lung cancer imaging [J]. *Chin J Radiol*, 2017, 51(12): 986–989.
- [17] 谢天文, 彭卫军. 乳腺影像组学 [J]. *肿瘤影像学*, 2021, 30(5): 321–326.
XIE T W, PENG W J. Radiomics in breast cancer [J]. *Oncoradiology*, 2021, 30(5): 321–326.
- [18] 袁恩雨, 宋 彬. 肝癌影像组学的临床应用: 现状与展望 [J]. *放射学实践*, 2023, 38(9): 1084–1088.
YUAN E Y, SONG B. Clinical application of liver cancer imaging: Present situation and prospect [J]. *Radiol Pract*, 2023, 38(9): 1084–1088.
- [19] 高 婧, 毛 宁, 谢海柱. 基于医学图像的影像组学和深度学习在乳腺癌淋巴结转移预测中的研究进展 [J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(5): 583–586.
GAO J, MAO N, XIE H Z. Research progress of radiomics and deep learning based on medical image for prediction of lymph node metastasis in breast cancer [J]. *Chin J Radiol*, 2022, 56(5): 583–586.
- [20] FOLKMAN J, SHING Y. Angiogenesis [J]. *J Biol Chem*, 1992, 267(16): 10931–10934.
- [21] 陆永萍, 黄道中, 邓又斌. 彩色多普勒在肿瘤血管血流动力学检查上的应用 [J]. *放射学实践*, 2003, 18(9): 687–688.
LU Y P, HUANG D Z, DENG Y B. Application of color Doppler in the examination of tumor vascular hemodynamics [J]. *Radiol Pract*, 2003, 18(9): 687–688.
- [22] 郑 茵, 蒋 添, 闫玉琪, 等. 超声在乳腺癌分子分型预测中的研究进展 [J]. *肿瘤影像学*, 2025, 34(1): 86–91.
ZHENG Y, JIANG T, YAN Y Q, et al. Research progress of ultrasound in molecular typing prediction of breast cancer [J]. *Oncoradiology*, 2025, 34(1): 86–91.

(收稿日期: 2025-02-19 修回日期: 2025-04-26)