



doi:10.7659/j.issn.1005-6947.260016

http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.260016

China Journal of General Surgery, 2026, 35(5):883-896.

· 乳腺与甲状腺外科专题研究 ·

超声影像组学联合临床特征的机器学习模型预测HER2阳性乳腺癌新辅助治疗病理完全缓解的价值

唐水娟¹, 王志远¹, 吴芳³, 李文彬¹, 陈文娟⁴, 宋之璇⁵, 于小平², 郑虹²

[湖南省肿瘤医院 1. 超声诊断中心 2. 放射影像科, 湖南 长沙 410013; 3. 湖南省长沙梅溪湖三真康复医院 神经康复科, 湖南 长沙 410017; 4. 中南大学湘雅三医院 超声科, 湖南 长沙 410000; 5. 飞利浦(中国)投资有限公司广州分公司 临床与技术支持, 广东 广州 510030]

摘要

背景与目的: 人表皮生长因子受体2 (HER2) 阳性乳腺癌具有高度侵袭性及明显异质性, 新辅助化疗 (NAC) 联合抗HER2靶向治疗虽可提高病理完全缓解 (pCR) 率, 但不同患者治疗反应差异较大。构建治疗前无创预测模型, 对筛选潜在获益人群及优化个体化治疗具有重要意义。本研究探讨基于超声影像组学及临床病理特征构建的机器学习模型预测HER2阳性乳腺癌患者NAC联合抗HER2靶向治疗后pCR的临床价值。

方法: 回顾性纳入2019年10月—2024年10月湖南省肿瘤医院及中南大学湘雅三医院经病理证实并接受NAC联合抗HER2靶向治疗的HER2阳性乳腺癌患者353例。其中湖南省肿瘤医院275例作为内部数据集, 中南大学湘雅三医院78例作为外部验证集。基于治疗前超声图像提取影像组学特征, 并结合临床病理特征, 经相关性分析及LASSO回归筛选关键特征后, 分别采用极端梯度提升 (XGBoost)、随机森林及朴素贝叶斯算法构建临床模型、超声影像组学模型及联合模型。采用受试者工作特征曲线评估模型预测效能, 采用决策曲线分析 (DCA) 评价模型临床获益, 并利用SHAP算法解释最优模型特征重要性。

结果: 共筛选出12个临床病理特征及7个超声影像组学特征用于建模。三种算法中, XGBoost模型整体预测性能最佳。与单纯临床模型或超声影像组学模型相比, 联合模型显示出更优预测效能。XGBoost联合模型在训练集、内部验证集及外部验证集中的曲线下面积分别为0.964 (95% CI=0.893~0.965)、0.857 (95% CI=0.822~0.960) 和0.771 (95% CI=0.765~0.946)。DCA结果显示, 该模型在多数阈值概率范围内均具有较高净获益。SHAP分析提示HER2表达状态、靶向治疗方式、雌激素状态及部分纹理特征对模型预测贡献较大。

结论: 基于超声影像组学联合临床病理特征构建的XGBoost机器学习模型能够较准确地预测HER2阳性乳腺癌患者NAC联合抗HER2靶向治疗后的pCR状态, 具有较好的临床应用潜力, 可为个体化治疗决策提供参考。

关键词

乳腺肿瘤; 新辅助疗法; 病理完全缓解; 影像组学; 机器学习

中图分类号: R737.9

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目 (2026JJ82069)。

收稿日期: 2026-01-08; **修订日期:** 2026-04-20。

作者简介: 唐水娟, 湖南省肿瘤医院副主任医师, 主要从事乳腺超声、血管超声方面的研究。

通信作者: 郑虹, Email: zhenghong@hnca.org.cn

Clinical value of a machine learning model integrating ultrasound radiomics and clinical features for predicting pathological complete response to neoadjuvant therapy in HER2-positive breast cancer

TANG Shuijuan¹, WANG Zhiyuan¹, WU Fang³, LI Wenbin¹, CHEN Wenjuan⁴, SONG Zhixuan⁵, YU Xiaoping², ZHENG Hong²

(1. Department of Ultrasound Diagnosis 2. Department of Radiology, Hunan Cancer Hospital, Changsha 410013, China; 3. Department of Neurological Rehabilitation, Meixihu Sanzhen Rehabilitation Hospital, Changsha 410017, China; 4. Department of Ultrasound, the Third Xiangya Hospital of Central South University, Changsha 410000, China; 5. Clinical and Technical Support, Philips Healthcare, Guangzhou 510030, China)

Abstract

Background and Aims: HER2-positive breast cancer is characterized by strong invasiveness and marked heterogeneity. Although neoadjuvant chemotherapy (NAC) combined with anti-HER2 targeted therapy significantly improves the pathological complete response (pCR) rate, therapeutic responses vary substantially among patients. Therefore, developing a noninvasive pretreatment predictive model is of great importance for individualized treatment optimization. This study aimed to evaluate the clinical value of machine learning models based on ultrasound radiomics and clinicopathological features in predicting pCR in HER2-positive breast cancer after NAC combined with anti-HER2 targeted therapy.

Methods: A total of 353 patients with pathologically confirmed HER2-positive breast cancer who received NAC combined with anti-HER2 targeted therapy between October 2019 and October 2024 were retrospectively enrolled from Hunan Cancer Hospital and the Third Xiangya Hospital of Central South University. Among them, 275 patients from Hunan Cancer Hospital were assigned to the internal dataset, while 78 patients from the Third Xiangya Hospital were used as the external validation dataset. Ultrasound radiomics features were extracted from pretreatment ultrasound images and combined with clinicopathological features. After correlation analysis and least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression for feature selection, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Random Forest, and Naïve Bayes algorithms were applied to construct clinical models, radiomics models, and combined models. Receiver operating characteristic curves were used to evaluate predictive performance, decision curve analysis (DCA) was performed to assess clinical utility, and Shapley Additive Explanation (SHAP) analysis was used to interpret feature importance in the optimal model.

Results: Twelve clinicopathologic features and seven ultrasound radiomics features were finally selected for model construction. Among the three algorithms, the XGBoost model demonstrated the best predictive performance. Compared with the clinical model or radiomics model alone, the combined model achieved superior predictive efficacy. The AUCs of the XGBoost combined model for predicting pCR were 0.964 (95% CI=0.893–0.965), 0.857 (95% CI=0.822–0.960), and 0.771 (95% CI=0.765–0.946) in the training, internal validation, and external validation cohorts, respectively. DCA demonstrated favorable net clinical benefits across a wide range of threshold probabilities. SHAP analysis revealed that HER2 expression status, targeted therapy strategy, estrogen receptor status, and several texture features contributed substantially to model prediction.

Conclusion: The XGBoost machine learning model integrating ultrasound radiomics and clinicopathological features can effectively predict pCR after NAC combined with anti-HER2 targeted therapy in HER2-positive breast cancer, showing promising clinical utility for individualized therapeutic decision-making.

Key words

Breast Neoplasms; Neoadjuvant Therapy; Pathologic Complete Response; Radiomics; Machine Learning

CLC number: R737.9

人表皮生长因子受体2 (human epidermal growth factor receptor 2, HER2) 阳性乳腺癌具有侵袭性强、恶性度高及预后不佳等显著临床特征。基于抗HER2靶向治疗的新辅助化疗 (neoadjuvant chemotherapy, NAC) 方案已成为此类患者的标准治疗^[1], 尤其对局部晚期病例显示出更高的病理完全缓解 (pathological complete response, pCR) 率^[2-3]。已有研究证实, pCR是评估NAC疗效的关键指标, 达到pCR的HER2阳性乳腺癌患者通常表现出更好的远期疗效^[4-5]。但由于HER2阳性乳腺癌存在异质性, 对化疗反应各不相同, 实现pCR的概率约为20%~80%, 仍有部分患者难以达到pCR^[6]。因此, 在治疗前精准、无创地预测患者pCR状态具有重要临床意义。作为新兴的影像分析技术, 影像组学能高通量自动提取人眼无法识别的影像特征, 利用机器学习和深度学习算法进行数据挖掘与分析, 从而辅助临床决策。该技术还能够有效捕捉肿瘤内部的异质性特征, 并反映肿瘤的生物学生物学行为, 有效降低传统超声诊断中的主观性偏差, 在肿瘤诊断及疗效预测领域展现出显著应用潜力^[7]。目前, 将超声影像组学技术应用于该领域的研究尚处于探索阶段, 尚未形成成熟的预测体系与临床应用规范。本研究回顾性分析接受NAC联合抗HER2靶向治疗后的HER2阳性乳腺癌患者的临床病理资料及超声影像学特征, 旨在深入探讨超声影像组学技术对于预测此类患者新辅助治疗疗效的临床应用价值。

1 资料与方法

1.1 一般资料

本研究纳入2019年10月—2024年10月在湖南省肿瘤医院及中南大学湘雅三医院经空芯针穿刺活检确诊为乳腺癌并接受NAC联合抗HER2靶向治疗后的患者共353例。其中湖南省肿瘤医院275例患者作为内部数据集, 中南大学湘雅三医院78例患者作为外部数据集。根据Miller-Payne分级标准, 将所有患者分为pCR组和非pCR组。纳入标准: (1) 首次经粗针穿刺活检确诊为单侧HER2阳性乳腺

癌, 且未发生远处转移; (2) 临床病理信息及超声图像资料完整。排除标准: (1) 同侧多发或双侧多发性病灶, 或在治疗期间发生远处转移; (2) NAC前接受过放疗、内分泌治疗等其他抗肿瘤治疗; (3) 临床病理信息及超声图像资料不完整。

将内部数据集按pCR状态进行分层随机抽样 (stratified random sampling, SRS), 以7:3的比例划分为训练集和内部验证集, 保证两组中pCR与非pCR比例的一致性。中南大学湘雅三医院患者作为外部验证集。具体分布如下: 训练集: pCR患者99例, 非pCR患者97例; 内部验证集: pCR患者44例, 非pCR患者35例; 外部验证集: pCR患者46例, 非pCR患者32例。本研究不涉及对受试者任何干预或前瞻性接触, 已获本院伦理委员会批准 (伦理批号: 2024127)。

1.2 临床、超声指标收集

所有患者均给予抗HER2靶向治疗+序贯化疗6个周期 (每21 d为1个周期) 的联合治疗。TCbHP: 紫杉类联合卡铂、曲妥珠单抗和帕妥珠单抗; THP: 紫杉类联合曲妥珠单抗和帕妥珠单抗; TCbP: 紫杉类联合卡铂、曲妥珠单抗。详细记录患者年龄、是否绝经、肿块最大径线、肿块形态 (规则/不规则)、是否平行生长 (平行/非平行)、边缘是否清晰、有无钙化、血流分布情况、肿瘤TNM分期、组织学类型、组织学分级、雌激素受体 (estrogen receptor, ER) 及孕激素受体 (progesterone receptor, PR) 状态、HER2、增殖细胞核抗原的表达水平 (Ki-67指数)。其中HER2、ER、PR及Ki-67表达水平通过粗针穿刺活检标本的免疫组化 (IHC) 检测确定, 并按以下标准进行标准化判定: ER/PR阳性, 阳性细胞百分比 $\geq 1\%$; HER2阳性, IHC结果为+++ , 或IHC结果为++且经荧光原位杂交 (fluorescence in situ hybridization, FISH) 证实基因扩增; 疗效评估标准: 以Miller-Payne分级对NAC疗效进行系统评估, 本研究采用Miller-Payne 5级 (病理切片无浸润性癌细胞) 作为pCR替代终点, 1~4级为非pCR^[8]。血流信号分级标准: 采用Alder血流信号分级系统评估NAC后的肿瘤血流情况, 具体分为: 0级: 病灶内无血流信号;

I级：少量血流信号（1~2处点状、短棒状血流，血管直径 $<1\text{ mm}$ ）；II级：中量血流（可见1条主要滋养血管或3~4条点状血管）；III级：丰富血流（可见4条以上血管，或血管相互连通交织成网状）^[9]。

1.3 超声图像获取及病灶分割

1.3.1 超声检查 使用迈瑞 Resona 7 彩色多普勒超声诊断仪（深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司）并配备高频线阵探头（频率范围 5~14 MHz）或 LOGIQ E11 彩色多普勒超声诊断仪（GE 医疗）并配备 L3-12 高频线阵探头（频率范围 3~12 MHz）进行乳腺肿块检查。检查时采用标准乳腺超声扫查手法，包括横断面、纵断面及斜断面等多角度扫查，确保全面评估肿块形态学特征。2位超声医师分别独立对 NAC 治疗前的基线超声图像特征进行评估且均对患者病理结果不知情。最终选取肿块最大横截面图像（DICOM 格式）作为超声影像组

学分析对象，以保证图像分辨率和空间信息的完整性。

1.3.2 病灶分割和超声组学特征提取 使用 ITK-SNAP 软件（版本 3.6.0，<https://www.itksnap.org>）在肿块最大横截面图像上，沿肿块实际解剖边界（包括分叶、成角等复杂形态特征）精确勾画感兴趣区域（region of interest, ROI）（图 1）；由 2 位具有 5 年以上诊断经验的超声医师独立完成勾画，对存在分歧的病例，2 位医师共同讨论并达成一致意见。所有勾画过程均在双盲条件下进行，以确保结果的客观性。完成 ROI 的勾画后，使用 Pyradiomics 软件（版本 3.0）进行超声组学特征提取，每个 ROI 提取 1 776 个特征，包括一阶特征（也称为直方图特征）、形状特征、灰度共生矩阵、灰度游程长度矩阵、灰度尺寸区矩阵，以及邻域灰度差异矩阵。

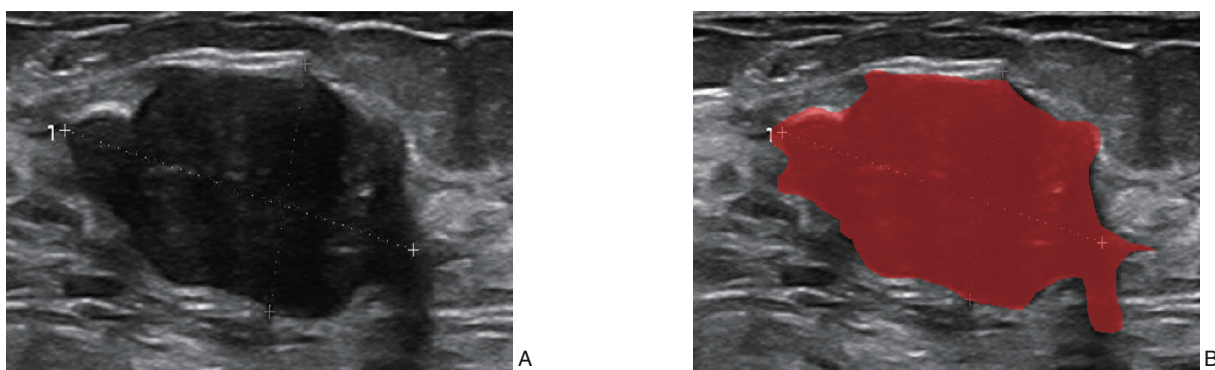


图1 ROI示意图 A：典型病例超声图像；B：根据肿瘤轮廓人工绘制ROI

Figure 1 ROI Illustration A: Ultrasound image of a representative case; B: Manually delineated ROI based on the tumor contour

1.4 超声影像组学特征、临床数据提取及模型构建

在训练集中，首先对超声影像组学特征进行了单因素 t 检验，以判别其在 pCR 组与非 pCR 组之间的差异，应用 Min-Max 标准化方法对筛选出的差异有统计学意义的超声影像组学特征进行归一化处理，并采用 Pearson 相关性分析筛选特征，去除相关系数 >0.8 的特征。随后采用最小绝对收缩和选择算子（the least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）回归结合 10 折交叉验证（10-fold cross-validation）进行特征筛选，通过最小化交叉验证误差选择最优正则化参数 λ 。在构建临床特征预测模型的过程中，同样应用 Min-Max 标准化方法对临床特征进行归一化处理，并采用 Pearson 相关性分析筛选特征，去除相关系数 >0.8 的特征后进一步

采用 LASSO 回归进行特征筛选。为避免单一算法带来的偏倚，本研究选取三种常用机器学习分类器进行建模比较，分别构建三种机器学习分类模型，包括极端梯度提升（extreme gradient boosting, XGBoost）、随机森林（random forest, RF）及朴素贝叶斯分类器（naïve Bayes, NB），并对超声影像组学特征模型及临床特征模型的性能进行评估与比较。

将前述筛选得到的超声影像组学特征与临床特征进行整合构成联合特征集合，同样采用 XGBoost、RF 和 NB 对联合数据进行建模并评估多模态特征融合对模型性能的提升效果。使用受试者工作特征（receiver operator characteristic, ROC）曲线评估模型的预测能力。采用决策曲线分析

(decision curve analysis, DCA) 评估模型的临床实用性。

1.5 统计学处理

使用R软件和SPSS进行统计学分析。连续变量的正态性采用Kolmogorov-Smirnov法进行检验。对于正态分布的临床和超声指标连续变量,采用独立样本t检验进行分析,结果以均数±标准差($\bar{x} \pm s$)表示;对于非正态分布的变量,采用Mann-Whitney U检验,结果以中位数(四分位间距)[$M(IQR)$]表示。采用ROC曲线评价各模型的预测效能。沙普利加性解释(Shapley Additive Explanation, SHAP)算法描述各特征重要程度并可可视化模型预测结果。

2 结 果

2.1 患者基本特征

本研究共纳入353例HER2阳性的浸润性乳腺癌患者。内部数据集与外部数据集患者基线临床

病理特征总体分布均衡。两组患者在年龄、肿块最大径、绝经状态、肿块形态、生长方式、边缘特征、微钙化、Adler血流分级、临床T分期、临床N分期、TNM分期、组织学类型、组织学分级、ER状态、PR状态、Ki-67水平、HER2表达类型及靶向治疗方式等方面差异均无统计学意义(均 $P>0.05$),提示两中心数据具有较好一致性。仅临床T分期在两组间差异有统计学意义($P=0.023$)(表1)。训练集中,ER状态、PR状态、HER2表达类型及靶向治疗方式在pCR组与非pCR组间差异有统计学意义(均 $P<0.05$),提示上述因素可能与HER2阳性乳腺癌患者新辅助治疗疗效相关。外部验证集中,年龄、临床N分期、ER状态、PR状态及Ki-67水平在两组间差异具有统计学意义(均 $P<0.05$)。而绝经状态、肿块形态、生长方式、边缘特征、微钙化、Adler血流分级及TNM分期等指标在各队列中差异均无统计学意义(均 $P>0.05$)(表2)。

表1 内部数据集与外部数据集临床病理特征比较

Table 1 Comparison of clinicopathologic characteristics between internal and external datasets

临床病理特征	内部数据集($n=275$)	外部数据集($n=78$)	χ^2/Z	P
年龄[岁, $M(IQR)$]	51.00(45.00~56.00)	52.50(45.00~56.75)	-1.36	0.561
肿块最大径[mm, $M(IQR)$]	29.00(22.00~39.00)	28.50(21.00~38.50)	0.300	0.562
绝经状态[$n(\%)$]				
绝经前	113(41.1)	29(37.2)	0.241	0.623
绝经后	162(58.9)	49(62.8)		
肿块形态[$n(\%)$]				
规则	12(4.4)	1(1.3)	0.504	0.777
不规则	263(95.6)	77(98.7)		
生长方式[$n(\%)$]				
平行生长	65(23.6)	19(24.4)	0.318	0.852
非平行生长	210(76.4)	59(75.6)		
肿块边缘[$n(\%)$]				
清晰	15(5.5)	9(11.5)	3.550	0.061
模糊	260(94.5)	69(88.5)		
微钙化[$n(\%)$]				
有	139(50.5)	43(55.1)	0.344	0.557
无	136(49.5)	35(44.9)		
Adler血流分级[$n(\%)$]				
I	32(11.6)	10(12.8)	0.112	0.945
II	158(57.5)	45(57.7)		
III	85(30.9)	23(29.5)		

表 1 内部数据集与外部数据集临床病理特征比较 (续)

Table 1 Comparison of clinicopathologic characteristics between internal and external datasets (continued)

临床病理特征	内部数据集(<i>n</i> =275)	外部数据集(<i>n</i> =78)	χ^2/Z	<i>P</i>
临床T分期[n(%)]				
T1	35(12.7)	12(15.4)	13.791	0.003
T2	167(60.7)	40(51.3)		
T3	58(21.1)	12(15.4)		
T4	15(5.5)	14(17.9)		
临床N分期[n(%)]				
0	41(14.9)	12(15.4)	0.092	0.992
1	113(41.1)	33(42.3)		
2	79(28.7)	22(28.2)		
3	42(15.3)	11(14.1)		
TNM分期[n(%)]				
II	122(44.4)	35(44.9)	6.249	0.282
III	153(55.6)	43(55.1)		
组织学类型[n(%)]				
浸润性导管癌	263(95.6)	69(88.5)	7.297	0.064
浸润性小叶癌	12(4.4)	9(11.5)		
组织学分级[n(%)]				
未知	76(27.6)	13(16.7)	7.606	0.054
1	1(0.4)	2(2.6)		
2	102(37.1)	29(37.2)		
3	96(34.9)	34(43.6)		
ER [n(%)]				
阴性	142(51.6)	37(47.4)	0.277	0.598
阳性	133(48.4)	41(52.6)		
PR [n(%)]				
阴性	129(46.9)	36(46.2)	0.010	0.911
阳性	146(53.1)	42(53.8)		
Ki-67 [%, <i>M(IQR)</i>]	40.00(30.00~50.00)	40.00(21.25~60.00)	-1.580	0.682
HER2表达类型[n(%)]				
IHC++与FISH扩增	46(16.7)	19(24.4)	1.875	0.171
IHC+++	229(83.3)	59(75.6)		
靶向治疗[n(%)]				
单靶	74(26.9)	27(34.6)	1.410	0.235
双靶	201(73.1)	51(65.4)		

表 2 pCR 组与非 pCR 组临床病理特征比较

Table 2 Comparison of clinicopathologic characteristics between the PCR group and the non-PCR group

临床/影像特征	训练集(n=196)			内部验证集(n=79)			外部验证集(n=78)		
	非 pCR(n=97)	pCR(n=99)	P	非 pCR(n=35)	pCR(n=44)	P	非 pCR(n=32)	pCR(n=46)	P
年龄[岁, $M(IQR)/\bar{x} \pm s$]	51.00(44.00~56.00)	52.00(46.00~56.00)	0.892	48.86±9.60	51.02±8.94	0.304	50.00(45.00~54.00)	53.00(45.75~59.00)	0.037
肿块最大径[mm, $M(IQR)$]	30.00(22.00~43.00)	29.00(22.50~39.00)	0.295	32.03±13.54	30.09±10.58	0.982	28.00(20.75~32.50)	30.50(23.50~40.00)	0.255
绝经状态[n(%)]									
绝经前	42(43.3)	44(44.4)	0.886	14(40.0)	13(29.5)	0.351	15(46.9)	14(30.4)	0.159
绝经后	55(56.7)	55(55.6)		21(60.0)	31(70.5)		17(53.1)	32(69.6)	
肿块形态[n(%)]									
规则	1(1.0)	5(5.1)	0.494	2(5.7)	4(9.1)	0.193	0(0)	1(2.2)	0.791
不规则	96(99.0)	94(94.9)		33(94.3)	40(90.9)		32(100)	45(97.8)	
生长方式[n(%)]									
平行生长	23(23.7)	24(24.2)	0.584	9(25.7)	9(20.5)	0.601	7(21.9)	12(26.1)	0.791
非平行生长	74(76.3)	75(75.8)		26(74.3)	35(79.5)		25(78.1)	34(73.9)	
肿块边缘[n(%)]									
清晰	6(6.2)	5(5.1)	0.572	3(8.6)	1(2.3)	0.317	3(9.4)	6(13.0)	0.784
模糊	91(93.8)	94(94.9)		32(91.4)	43(97.7)		29(90.6)	40(87.0)	
微钙化[n(%)]									
有	49(50.5)	52(52.5)	0.886	15(42.9)	23(52.3)	0.498	18(56.2)	25(54.3)	0.832
无	48(49.5)	47(47.5)		20(57.1)	21(47.7)		14(43.8)	21(45.7)	
Adler 血流分级[n(%)]									
I	12(12.4)	6(6.1)	0.203	5(14.3)	8(18.2)	0.992	4(12.5)	6(13.0)	0.436
II	51(52.6)	62(62.6)		20(57.1)	25(56.8)		21(65.6)	24(52.2)	
III	34(35.0)	31(31.3)		10(28.6)	11(25.0)		7(21.9)	16(34.8)	
临床 T 分期[n(%)]									
T1	13(13.4)	12(12.1)	0.337	6(17.1)	4(9.1)	0.096	7(21.9)	5(10.9)	0.393
T2	53(54.6)	66(66.7)		18(51.4)	30(68.2)		15(46.9)	25(54.3)	
T3	24(24.8)	16(16.2)		11(31.4)	7(15.9)		6(18.8)	6(13.0)	
T4	7(7.2)	5(5.1)		0(0.0)	3(6.8)		4(12.5)	10(21.7)	
临床 N 分期[n(%)]									
0	13(13.4)	15(15.2)	0.519	6(17.1)	7(15.9)	0.854	9(28.1)	3(6.5)	0.039
1	37(38.1)	39(39.4)		18(51.4)	19(43.2)		10(31.2)	23(50.0)	
2	29(29.9)	34(34.3)		6(17.1)	10(22.7)		10(31.2)	12(26.1)	
3	18(18.6)	11(11.1)		5(14.3)	8(18.2)		3(9.4)	8(17.4)	
TNM 分期[n(%)]									
II	40(41.2)	45(45.5)	0.658	17(48.6)	20(45.5)	0.532	15(46.9)	20(43.5)	0.697
III	57(58.8)	54(54.5)		18(51.4)	24(54.5)		17(53.1)	26(56.5)	
组织学类型[n(%)]									
浸润性导管癌	92(94.8)	96(97.0)	0.246	32(91.4)	43(97.7)	0.879	28(87.5)	41(89.1)	0.156
浸润性小叶癌	5(5.2)	3(3.0)		3(8.6)	1(2.3)		4(12.5)	5(10.9)	
组织学分级[n(%)]									
未知	33(34.0)	26(26.3)	0.121	5(14.3)	12(27.3)	0.383	4(12.5)	9(19.6)	0.857
1	0(0.0)	0(0.0)		1(2.9)	0(0.0)		1(3.1)	1(2.2)	
2	39(40.2)	34(34.3)		14(40.0)	15(34.1)		12(37.5)	17(37.0)	
3	25(25.8)	39(39.4)		15(42.9)	17(38.6)		15(46.9)	19(41.3)	
ER [n(%)]									
阴性	37(38.1)	66(66.7)	<0.001	17(48.6)	15(34.1)	0.073	9(28.1)	28(60.9)	0.006
阳性	60(61.9)	33(33.3)		18(51.4)	29(65.9)		23(71.9)	18(39.1)	
PR [n(%)]									
阴性	39(40.2)	57(57.6)	0.015	12(34.3)	21(47.7)	0.258	8(25.0)	28(60.9)	0.003
阳性	58(59.8)	42(42.4)		23(65.7)	23(52.3)		24(75.0)	18(39.1)	
Ki-67 [%, $M(IQR)$]	40.00(30.00~50.00)	40.00(30.00~50.00)	0.214	40.00(22.50~52.50)	40.00(30.00~60.00)	0.364	30.00(20.00~50.00)	40.00(30.00~67.50)	0.020
HER2 表达类型[n(%)]									
IHC++与 FISH 扩增	27(27.8)	5(5.1)	<0.001	8(22.9)	6(13.6)	0.377	7(21.9)	12(26.1)	0.791
IHC+++	70(72.2)	94(94.9)		27(77.1)	38(86.4)		25(78.1)	34(73.9)	
靶向治疗[n(%)]									
单靶	34(35.1)	16(16.2)	0.003	10(28.6)	14(31.8)	0.809	10(31.2)	17(37.0)	0.637
双靶	63(64.9)	83(83.8)		25(71.4)	30(68.2)		22(68.8)	29(63.0)	

2.2 特征选择和机器学习模型的构建

训练集中，针对 18 个候选超声影像及临床病理特征，通过相关性分析去除相关系数>0.8 的冗余特征，再经 LASSO 回归最终筛选出 12 个建模关键特征（表 3）。初步筛选获得 84 个差异有统计学意义的超声影像组学特征，经 Min-Max 标准化、Pearson 相关性分析评估并消除多重共线性后保留 17 个，进一步通过 LASSO 回归筛选出 7 个最具代表性的建模输入特征（表 4）。将该 7 个超声影像组学特征与前述 12 个关键特征整合，构成联合特征集合。采用 XGBoost、RF 及 NB 算法，分别基于临床病理特征、超声影像组学特征及联合特征构建三种机器学习模型（表 5）。结果显示，联合模型曲线下面积（area under the curve，AUC）均高于单独特征模型（图 2），其中 XGBoost 联合模型表现

最优，训练集、内部验证集、外部验证集 AUC 分别为 0.964（95% CI=0.893~0.965）、0.857（95% CI=0.822~0.960）、0.771（95% CI=0.765~0.946）。DCA 分析表明，训练集、内部验证集及外部验证集中，XGBoost 联合模型的临床净获益均最优（图 3）；采用 SHAP 算法对该联合模型各特征重要性进行可视化分析，在 XGBoost 联合模型中，HER2 表达类型、靶向治疗方式、ER 状态以及多个超声影像组学纹理特征是影响 pCR 预测的重要变量。其中，HER2 高表达、双靶向治疗及 ER 阴性与更高的 pCR 预测概率相关。SHAP 值的大小反映了各特征对模型输出的贡献程度，散点图则进一步揭示了不同特征取值对预测结果的正向或负向影响，从而增强了模型的可解释性与临床可应用性（图 4）。

表 3 提取筛选的超声影像与临床病理特征
Table 3 Extracted and selected ultrasound imaging and clinicopathologic features

特征	回归系数	回归系数绝对值
HER2	0.364	0.364
单靶或双靶	0.267	0.267
平行生长或非平行生长	0.120	0.120
组织学分级	0.040	0.040
孕激素状态	0.030	0.030
Ki-67	-0.004	0.004
N 分期	-0.036	0.036
T 分期	-0.059	0.059
绝经(否)	-0.063	0.063
多灶	-0.085	0.085
有无微钙化	-0.108	0.108
ER	-0.302	0.302

表 4 提取筛选的超声影像组学特征
Table 4 Extracted and selected ultrasound radiomics features after feature screening

特征	回归系数	回归系数绝对值
wavelet-HL_glszm_Small Area Low Gray Level Emphasis(小波-HL变换下小区域低灰度强调)	0.352	0.352
wavelet-LH_glszm_Small Area Low Gray Level Emphasis(小波-LH变换下小区域低灰度强调)	-0.08	0.08
log-sigma-3-0-mm-3D_glszm_SmallAreaHighGrayLevelEmphasis [log 滤波($\sigma=3.0$ mm)下小区域高灰度强调]	-0.136	0.136
square_firstorder_Maximum(平方变换后一阶最大值)	-0.142	0.142
wavelet-LH_glszm_LargeAreaEmphasis(小波-LH变换下大区域强调)	-0.331	0.331
log-sigma-3-0-mm-3D_glem_MCC [log 滤波($\sigma=3.0$ mm)下灰度共生矩阵最大相关系数]	-0.392	0.392
log-sigma-0-5-mm-3D_gldm_DependenceNonUniformityNormalized [log 滤波($\sigma=0.5$ mm)下灰度依赖矩阵归一化 依赖非均匀性]	-0.415	0.415

表 5 三种分类器构建的机器学习模型预测效能比较

Table 5 Comparison of predictive performance among machine learning models constructed by three classifiers

模型类别	AUC	95% CI	准确率	敏感度	特异度
训练集					
XGBoost					
临床模型	0.928	0.857~0.930	0.929	0.918	0.939
超声影像组学模型	0.870	0.859~0.923	0.821	0.784	0.859
联合模型	0.964	0.893~0.965	0.964	0.948	0.980
RF					
临床模型	0.837	0.804~0.938	0.878	0.835	0.919
超声影像组学模型	0.844	0.824~0.876	0.814	0.838	0.909
联合模型	0.855	0.838~0.870	0.831	0.825	0.856
NB					
临床模型	0.667	0.621~0.776	0.668	0.505	0.828
超声影像组学模型	0.599	0.513~0.686	0.597	0.763	0.434
联合模型	0.703	0.701~0.775	0.704	0.639	0.768
内部验证集					
XGBoost					
临床模型	0.807	0.744~0.914	0.744	0.821	0.720
超声影像组学模型	0.751	0.610~0.955	0.875	0.444	0.974
联合模型	0.857	0.822~0.960	0.863	0.923	0.800
RF					
临床模型	0.758	0.681~0.982	0.722	0.769	0.679
超声影像组学模型	0.659	0.566~0.837	0.977	0.500	0.624
联合模型	0.761	0.723~0.969	0.734	0.742	0.727
NB					
临床模型	0.592	0.564~0.703	0.544	0.486	0.591
超声影像组学模型	0.511	0.443~0.595	0.456	0.536	0.023
联合模型	0.660	0.594~0.719	0.734	0.742	0.727
外部验证集					
XGBoost					
临床模型	0.730	0.652~0.948	0.714	0.750	0.688
超声影像组学模型	0.705	0.702~0.932	0.727	0.632	0.778
联合模型	0.771	0.765~0.946	0.808	0.875	0.750
RF					
临床模型	0.714	0.683~0.975	0.690	0.760	0.636
超声影像组学模型	0.669	0.598~0.969	0.689	0.560	0.778
联合模型	0.723	0.624~0.963	0.741	0.864	0.656
NB					
临床模型	0.490	0.479~0.781	0.500	0.438	0.543
超声影像组学模型	0.483	0.427~0.655	0.474	0.531	0.435
联合模型	0.547	0.570~0.784	0.741	0.864	0.656

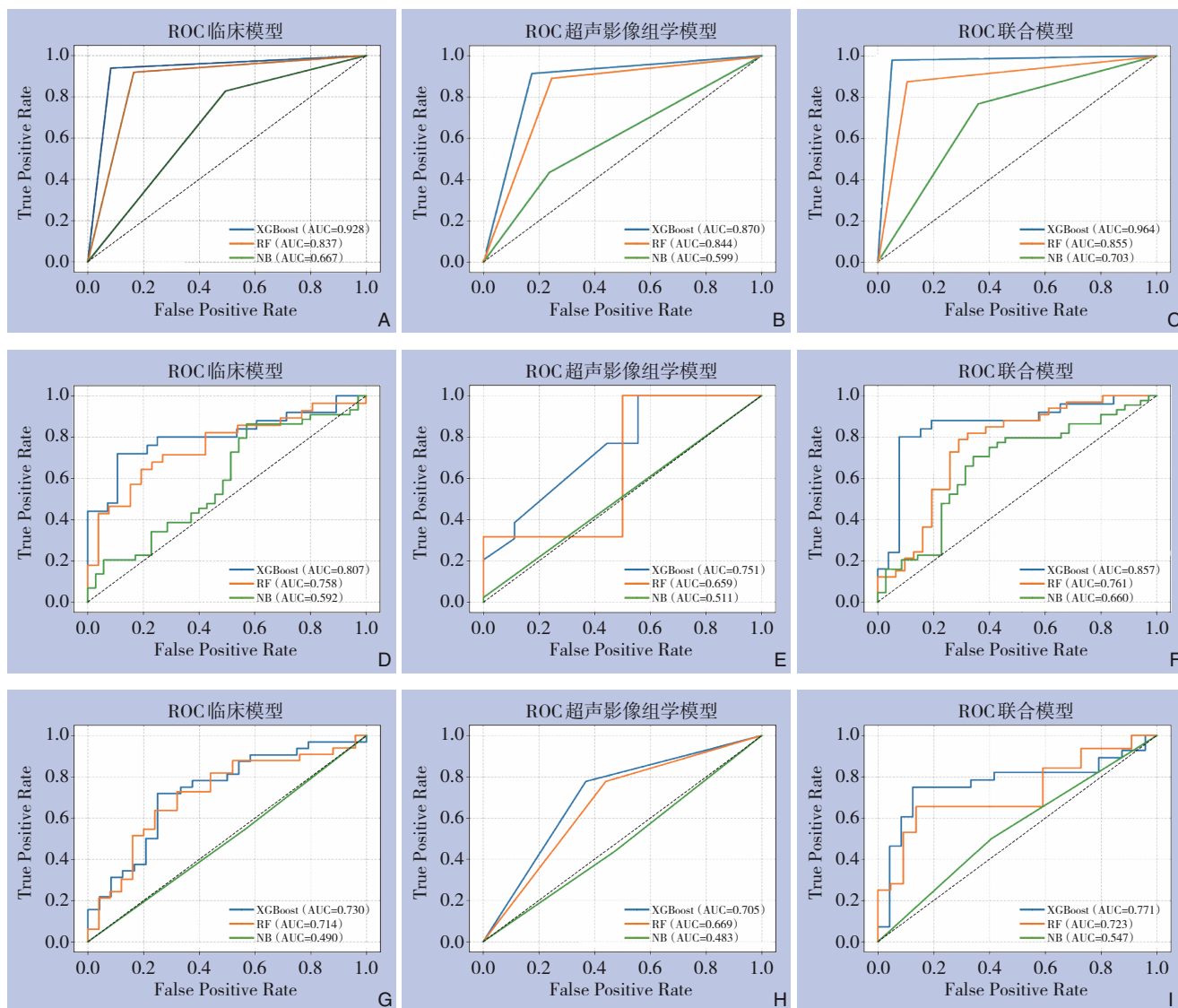


图2 三种机器学习算法构建的临床模型、超声影像组学模型及联合模型在训练集、内部验证集、外部验证集中诊断性能的ROC曲线及AUC值 A-C: 训练集; D-F: 内部验证集; G-I: 外部验证集

Figure 2 ROC curves and AUC values of clinical models, ultrasound radiomics models, and combined models constructed using three machine learning algorithms in the training, internal validation, and external validation cohorts A-C: Training cohort; D-F: Internal validation cohort; G-I: External validation cohort

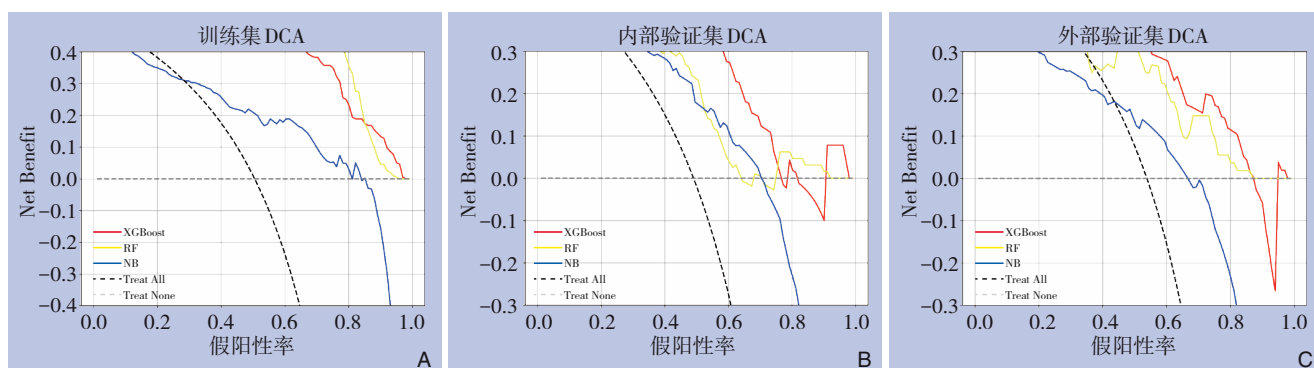


图3 三种机器学习算法构建的联合模型在训练集、内部验证集、外部验证集的DCA A: 训练集; B: 内部验证集; C: 外部验证集

Figure 3 DCA of the combined models constructed using three machine learning algorithms in the training, internal validation, and external validation cohorts A: Training cohort; B: Internal validation cohort; C: External validation cohort

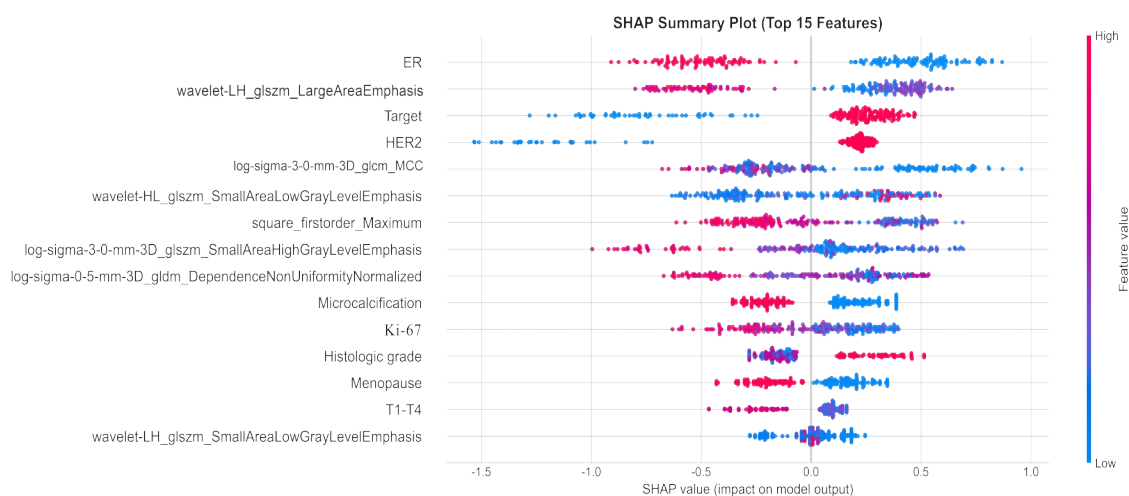


图4 基于XGBoost联合模型的SHAP分析各特征对pCR预测的贡献

Figure 4 SHAP analysis of feature contributions to pCR prediction Based on the XGBoost combined model

3 讨论

当前乳腺癌诊疗已迈入精细分类、精确分层与精准治疗的新时代,其核心目标在于通过个体化治疗策略优化患者预后,实现“量体裁衣”的诊疗模式^[10]。不同乳腺癌患者在分子生物学层面存在显著异质性,这些分子特征与患者的预后密切相关。HER2阳性乳腺癌作为乳腺癌中具有独特生物学特性的分子亚型,其发病率约占全部乳腺癌的15%~25%^[11-12],在浸润性乳腺癌中占比为5%~20%^[13],因其侵袭性强、进展速度快,一直是临床诊疗的重点与难点。本研究结果有望在治疗前识别低pCR获益人群,为强化治疗或治疗方案调整提供依据。

从生物学机制看,HER2基因过表达可通过激活下游PI3K/Akt、MAPK等信号通路,显著增强肿瘤细胞的增殖活性、侵袭能力及抗凋亡能力;同时,HER2过表达可上调血管内皮生长因子等促血管生成因子的转录与表达,诱导肿瘤新生血管形成,为肿瘤的生长、侵袭及转移提供充足的营养支持与途径^[14]。研究^[15]表明,HER2的过表达可促进乳腺导管上皮由增生性病变向浸润性癌转化。在治疗方面,随着抗HER2靶向药物的迭代更新,双靶点联合治疗已成为HER2阳性乳腺癌新辅助治疗的主流方案,多项临床研究证实,抗HER2双靶点联合治疗可显著提升患者pCR率^[16-18],并改善早期HER2阳性乳腺癌患者的无病生存期和总生存期^[19]。有研究^[20]进一步证实,单靶新辅助治疗方案

pCR率仅为30.4%~56.1%,普遍低于双靶新辅助治疗方案的39%~80%。其中,曲妥珠单抗与帕妥珠单抗的联合应用展现出显著的协同增效作用,不仅可有效降低单药治疗可能诱发的耐药风险,还能通过互补的作用机制提升肿瘤细胞对治疗的敏感度,这与本研究结果一致—在NAC基础上联合双靶点抗HER2治疗,HER2阳性乳腺癌患者的pCR率显著高于单靶点治疗组,进一步验证了双靶点联合治疗的临床优势。

本研究结果显示,在训练集和验证集中,ER、PR是患者接受NAC抗HER2靶向治疗联合化疗后达到pCR的独立危险因素,可用于临床预测模型的构建。ER和PR是乳腺癌中具有关键意义的生物学标志物。其表达状态不仅决定了HER2阳性乳腺癌的分子分型(如luminal B型、HER2过表达型),更直接影响患者对新辅助治疗的反应性—不同分子分型的HER2阳性乳腺癌患者接受NAC后的pCR率差异有统计学意义。多项研究^[21-22]表明,PR及ER阴性乳腺癌(如三阴性乳腺癌和HER2过表达型)更易实现pCR,且HER2过表达型pCR率高于luminal B(HER2阳性)型,两者差异有统计学意义,与本研究结果高度一致。这可能是由于ER、PR阴性的乳腺癌肿瘤细胞增殖指数更高、细胞周期进展更快,而增殖活跃的肿瘤细胞对化疗药物及靶向治疗的敏感度更强,因此更易实现肿瘤细胞的完全清除。因此,激素受体表达不仅参与乳腺癌的发生发展进程,更是重要的临床治疗监测及预后评估生物标志物。

目前,乳腺癌的诊断及疗效评估仍以超声检查为核心手段,常规超声参数、超声弹性成像、超声造影等技术已广泛应用于临床实践。陶鹏等^[23]表明,超声弹性成像应变率比值法鉴别良、恶性乳腺肿块的敏感度达87.50%、特异度为82.76%、准确率为90.57%,充分证实了常规超声及超声新技术在乳腺癌诊断中的重要价值。然而,随着影像数据采集和分析技术的不断进步,依靠单一指标已无法全面准确评估整个乳腺肿瘤病灶的信息,无法满足个体化疗效评估及预后预测的临床需求。基于多项指标构建各种模型可以通过直观的图形化方式预测出特定事件发生的概率,应用也越来越广泛。影像组学作为一门新兴的交叉学科,通过提取并定量分析高维图像特征,能够更精准地解析肿瘤内部异质性,进而评估组织特性,现已成为恶性肿瘤预后评估的重要影像学工具^[24],在无创预测多种恶性肿瘤新辅助放化疗反应方面已得到广泛应用^[25-27]。已有研究^[22,28]也证实,基于治疗前乳腺癌的超声影像组学特征可作为预测NAC疗效的独立预测因子。然而目前大多数超声影像组学研究纳入的人群包括了各种分子亚型的乳腺癌^[29-30],而不同分子亚型乳腺癌的生物学特性及治疗反应具有显著差异,导致现有研究结果难以精准适配HER2阳性乳腺癌的临床需求。因此,有必要专门针对HER2阳性乳腺癌患者进行超声影像组学研究,构建针对性的疗效预测模型,以提供最佳的临床决策支持并有助于精准医疗。

在本研究中,采用三种分类器构建机器学习模型,旨在预测HER2阳性乳腺癌患者对NAC联合靶向治疗的反应。研究结果显示,相较于单纯临床模型和超声影像组学模型,所构建的联合模型中XGBoost算法展现出优异的预测性能,在训练集中AUC值达0.964,在内部测试集中的AUC值为0.857,提示该模型具有良好的拟合度及内部有效性。而外部验证集AUC值降低至0.771,可能由于不同医疗中心的超声设备型号、参数设置存在差异,导致影像特征提取的一致性受到影响,同时外部验证集病例数量有限,也可能降低模型的外部适配性。未来将通过更多中心数据联合训练、更严格的特征稳定性筛选以及扩大样本量进一步提升模型的跨中心泛化能力。

尽管机器学习模型在泛化能力及预测准确率方面具有显著优势,但不同算法的逻辑运算机制

和模型复杂程度上存在显著差异,其在特征提取与决策推理过程中往往表现出有限的透明度和可解释性,限制了机器学习模型在临床实践中的广泛应用。本研究采用SHAP算法,系统量化基于XGBoost构建的联合模型中各特征对预测结果的贡献度,并通过散点图实现了对结果的多维度可视化分析,使模型的决策过程更具可解释性。

本研究为样本量有限的回顾性研究,后续拟采用前瞻性研究设计并扩大样本量进行更深入的分析;同时本文中仅应用常规超声图像的影像组学特征进行分析,尚未联合超声弹性成像、超声造影等新技术进行综合评估,下一步将在NAC期间实施完整的多期多模态超声评估,整合多维度影像信息,进一步优化预测模型性能。此外,本研究中的肿瘤分割采用人工勾画方法,存在主观性偏倚,后续研究将引入深度学习自动勾画ROI来减少人工参与。

作者贡献声明:唐水娟、李文彬、陈文娟负责数据收集和文稿写作;吴芳负责文献查询;宋之璇负责统计学分析;王志远、于小平、郑虹负责指导写作及审阅。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] Wang H, Mao XY. Evaluation of the efficacy of neoadjuvant chemotherapy for breast cancer[J]. Drug Des Devel Ther, 2020, 14: 2423-2433. doi:10.2147/DDDT.S253961.
- [2] 黄超,朱小朝,管小青,等.曲妥珠单抗联合吡咯替尼对HER2阳性乳腺癌患者疗效及血清UBE2C水平的影响[J]. 肿瘤药理学, 2025, 15(6):780-786. doi:10.3969/j.issn.2095-1264.2025.06.10.
Huang C, Zhu XC, Guan XQ, et al. Effects of trastuzumab combined with pyrotinib on the efficacy and serum UBE2C level in HER2 positive breast cancer patients[J]. Anti-Tumor Pharmacy, 2025, 15(6):780-786. doi:10.3969/j.issn.2095-1264.2025.06.10.
- [3] 向泓雨,刘荫华. HER2阳性乳腺癌抗HER2治疗研究进展[J]. 肿瘤药理学, 2024, 14(6): 686-694. doi: 10.3969/j. issn. 2095-1264.2024.06.06.
Xiang HY, Liu YH. Advances in anti-HER2 targeted therapy for HER2-positive breast cancer[J]. Anti-Tumor Pharmacy, 2024, 14(6):686-694. doi:10.3969/j.issn.2095-1264.2024.06.06.
- [4] Cortazar P, Zhang LJ, 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. doi:10.1016/S0140-6736(13)62422-8.
- [5] Broglio KR, Quintana M, Foster M, et al. Association of pathologic complete response to neoadjuvant therapy in HER2-positive breast cancer with long-term outcomes: a meta-analysis[J]. *JAMA Oncol*, 2016, 2(6):751–760. doi:10.1001/jamaoncol.2015.6113.
- [6] Pusztai L, Foldi J, Dhawan A, et al. Changing frameworks in treatment sequencing of triple-negative and HER2-positive, early-stage breast cancers[J]. *Lancet Oncol*, 2019, 20(7):e390–e396. doi: 10.1016/S1470-2045(19)30158-5.
- [7] Song SE, Cho KR, Cho Y, et al. Machine learning with multiparametric breast MRI for prediction of Ki-67 and histologic grade in early-stage luminal breast cancer[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(2):853–863. doi:10.1007/s00330-021-08127-x.
- [8] Ogston KN, Miller ID, Payne S, et al. A new histological grading system to assess response of breast cancers to primary chemotherapy: prognostic significance and survival[J]. *Breast*, 2003, 12(5):320–327. doi:10.1016/s0960-9776(03)00106-1.
- [9] Bene I, Ciurea AI, Ciortea CA, et al. Radiomic signatures derived from hybrid contrast-enhanced ultrasound images (CEUS) for the assessment of histological characteristics of breast cancer: a pilot study[J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(16): 3905. doi: 10.3390/cancers14163905.
- [10] 张会强, 江泽飞. 2022年改变晚期乳腺癌临床实践的重要研究[J]. *中国癌症杂志*, 2023, 33(2): 110–116. doi: 10.19401/j.cnki.1007-3639.2023.02.003.
- Zhang HQ, Jiang ZF. Key clinical studies on changing clinical practice of advanced breast cancer in 2022[J]. *China Oncology*, 2023, 33(2):110–116. doi:10.19401/j.cnki.1007-3639.2023.02.003.
- [11] Escrivá-de-Romaní S, Arumí M, Bellet M, et al. HER2-positive breast cancer: Current and new therapeutic strategies[J]. *Breast*, 2018, 39:80–88. doi:10.1016/j.breast.2018.03.006.
- [12] 张华, 李志, 袁杰, 等. HER2阳性乳腺癌病人肿瘤特异性死亡风险预测模型构建及验证[J]. *中国实用外科杂志*, 2023, 43(7):796–802. doi:10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2023.07.17.
- Zhang H, Li Z, Yuan J, et al. Establishment and verification of a nomogram to predict cancer-specific mortality risk in HER2-positive breast cancer[J]. *Chinese Journal of Practical Surgery*, 2023, 43(7): 796–802. doi: 10.19538/j. cjps. issn1005-2208.2023.07.17.
- [13] Schlam I, Swain SM. HER2-positive breast cancer and tyrosine kinase inhibitors: the time is now[J]. *NPJ Breast Cancer*, 2021, 7: 56. doi:10.1038/s41523-021-00265-1.
- [14] 屈孟孟, 冯雯, 刘欣然, 等. 合成MRI定量参数在乳腺癌诊断和评估中的研究进展[J]. *中国医学影像学杂志*, 2025, 33(1):107–112. doi:10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.020.
- Qu MM, Feng W, Liu XR, et al. Research progress of synthetic magnetic resonance imaging quantitative parameters in diagnosis and assessment of breast cancer[J]. *Chinese Journal of Medical Imaging*, 2025, 33(1): 107–112. doi: 10.3969/j. issn. 1005-5185.2025.01.020.
- [15] Thanopoulou E, Khader L, Caira M, et al. Therapeutic strategies for the management of hormone receptor-positive, human epidermal growth factor receptor 2-positive (HR+/HER2+) breast cancer: a review of the current literature[J]. *Cancers (Basel)*, 2020, 12(11): 3317. doi:10.3390/cancers12113317.
- [16] Shao Z, Pang D, Yang H, et al. Efficacy, safety, and tolerability of pertuzumab, trastuzumab, and docetaxel for patients with early or locally advanced ERBB2-positive breast cancer in Asia: the PEONY phase 3 randomized clinical trial[J]. *JAMA Oncol*, 2020, 6(3):e193692. doi:10.1001/jamaoncol.2019.3692.
- [17] 郑薇, 刘强. 2023年乳腺癌临床研究进展年终盘点[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(5): 669–682. doi: 10.7659/j. issn. 1005-6947.2024.05.001.
- Zheng W, Liu Q. Year-end review of clinical research progress in breast cancer in 2023[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(5):669–682. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.05.001.
- [18] Hurvitz SA, Martin M, Jung KH, et al. Neoadjuvant trastuzumab emtansine and pertuzumab in human epidermal growth factor receptor 2-positive breast cancer: three-year outcomes from the phase III KRISTINE study[J]. *J Clin Oncol*, 2019, 37(25):2206–2216. doi:10.1200/JCO.19.00882.
- [19] Yau C, Osdoit M, van der Noordaa M, et al. Residual cancer burden after neoadjuvant chemotherapy and long-term survival outcomes in breast cancer: a multicentre pooled analysis of 5161 patients[J]. *Lancet Oncol*, 2022, 23(1): 149–160. doi: 10.1016/s1470-2045(21) 00589-1.
- [20] Gelber RD, Wang X, Cole BF, et al. Six-year absolute invasive disease-free survival benefit of adding adjuvant pertuzumab to trastuzumab and chemotherapy for patients with early HER2-positive breast cancer: a Subpopulation Treatment Effect Pattern Plot (STEPP) analysis of the APHINITY (BIG 4-11) trial[J]. *Eur J Cancer*, 2022, 166:219–228. doi:10.1016/j.ejca.2022.01.031.
- [21] Kilb W, Kirischuk S. GABA release from astrocytes in health and disease[J]. *Int J Mol Sci*, 2022, 23(24): 15859. doi: 10.3390/ijms232415859.
- [22] 冯晓丹, 刘菲菲, 杜瑶, 等. 基于超声影像组学及临床特征的可解释性机器学习模型预测乳腺癌新辅助化疗疗效[J]. *中国超声医学杂志*, 2024, 40(3): 278–282. doi: 10.3969/j. issn. 1002-0101.2024.03.010.
- Feng XD, Liu FF, Du Y, et al. Predicting the effect of interpretable machine learning model based on ultrasound radiomics and clinical

- features on neoadjuvant chemotherapy for breast cancer[J]. Chinese Journal of Ultrasound in Medicine, 2024, 40(3): 278–282. doi: 10.3969/j.issn.1002-0101.2024.03.010.
- [23] 陶鹏, 侯岩, 赵妩媚. 超声弹性成像应变率比值在乳腺肿块鉴别中的应用及其与乳腺癌相关分子标记物的相关性[J]. 中国普通外科杂志, 2022, 31(11): 1543–1547. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2022.11.017.
- Tao P, Hou Y, Zhao WM. Application of strain rate ratio of ultrasound elastography in differential diagnosis of breast mass and its correlation with breast cancer-related molecular markers[J]. China Journal of General Surgery, 2022, 31(11): 1543–1547. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2022.11.017.
- [24] 张静文, 张懿敏, 孙圣荣. 基于AI及影像组学在乳腺癌新辅助治疗中应用的研究进展[J]. 中国普外基础与临床杂志, 2024, 31(7): 881–885. doi:10.7507/1007-9424.202401040.
- Zhang JW, Zhang YM, Sun SR. Research progress of application in neoadjuvant therapy for breast cancer based on artificial intelligence and radiomics[J]. Chinese Journal of Bases and Clinics in General Surgery, 2024, 31(7): 881–885. doi: 10.7507/1007-9424.202401040.
- [25] Yang M, Liu H, Dai QL, et al. Treatment response prediction using ultrasound-based pre-, post-early, and delta radiomics in neoadjuvant chemotherapy in breast cancer[J]. Front Oncol, 2022, 12:748008. doi:10.3389/fonc.2022.748008.
- [26] Liu Z, Meng X, Zhang H, et al. Predicting distant metastasis and chemotherapy benefit in locally advanced rectal cancer[J]. Nat Commun, 2020, 11(1):4308. doi:10.1038/s41467-020-18162-9.
- [27] Kim C, Han SA, Won KY, et al. Early prediction of tumor response to neoadjuvant chemotherapy and clinical outcome in breast cancer using a novel FDG-PET parameter for cancer stem cell metabolism[J]. J Pers Med, 2020, 10(3): 132. doi: 10.3390/jpm10030132.
- [28] Liu Y, Wang Y, Wang YX, et al. Early prediction of treatment response to neoadjuvant chemotherapy based on longitudinal ultrasound images of HER2-positive breast cancer patients by Siamese multi-task network: a multicentre, retrospective cohort study[J]. eClinicalMedicine, 2022, 52: 101562. doi: 10.1016/j.eclinm.2022.101562.
- [29] Zhou P, Qian HY, Zhu PF, et al. Machine learning for predicting neoadjuvant chemotherapy effectiveness using ultrasound radiomics features and routine clinical data of patients with breast cancer[J]. Front Oncol, 2025, 14: 1485681. doi: 10.3389/fonc.2024.1485681.
- [30] Feng X, Shi Y, Wu M, et al. Predicting the efficacy of neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients based on ultrasound longitudinal temporal depth network fusion model[J]. Breast Cancer Res, 2025, 27(1):30. doi:10.1186/s13058-025-01971-5.
- (本文编辑 宋涛)
- 本文引用格式:**唐水娟, 王志远, 吴芳, 等. 超声影像组学联合临床特征的机器学习模型预测 HER2 阳性乳腺癌新辅助治疗病理完全缓解的价值[J]. 中国普通外科杂志, 2026, 35(5):883–896. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.260016
- Cite this article as:** Tang SJ, Wang ZY, Wu F, et al. Clinical value of a machine learning model integrating ultrasound radiomics and clinical features for predicting pathological complete response to neoadjuvant therapy in HER2-positive breast cancer[J]. Chin J Gen Surg, 2026, 35 (5):883–896. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.260016



微信扫一扫
关注该公众号

敬请关注《中国普通外科杂志》官方微信平台

《中国普通外科杂志》官方公众微信正式上线（订阅号：ZGPTWKZZ），我们将通过微信平台定期或不定期推送本刊的优秀文章、工作信息、活动通知以及国内外最新研究成果与进展等。同时，您也可在微信上留言，向我们咨询相关问题，并对我们的工作提出意见和建议。《中国普通外科杂志》公众微信号的开通是我们在移动互联时代背景下的创新求变之举，希望能为广大读者与作者带来更多的温馨和便利。

欢迎扫描二维码，关注《中国普通外科杂志》杂志社官方微信服务平台。

中国普通外科杂志编辑部