



· 论 著 ·

人工智能辅助影像学评价乳腺癌患者新辅助化疗效果

张楠¹, 张亚芳², 周琪³

1. 唐山市人民医院乳腺外科, 河北唐山 063000;

2. 唐山市人民医院核磁室, 河北唐山 063000;

3. 唐山市人民医院乳腺三科, 河北唐山 063000

[摘要] 目的: 探讨人工智能辅助影像学在乳腺癌新辅助化疗 (neoadjuvant chemotherapy, NAC) 效果评价中的应用价值。方法: 从公共数据集中下载乳腺癌患者的临床资料进行回顾性分析, 按照2:1比例随机分为训练集和验证集。另回顾并分析2023年3月—2025年5月于唐山市人民医院接受治疗的乳腺癌患者的临床资料作为测试集。所有患者术前均行磁共振成像检查, 且术后均有明确的病理学检查结果。利用分层成像维度累加结合锚定注意力框和不同深度学习模型 (convnext、efficientnet、swin、vit)、不同机器学习算法 (SVM、Ranger) 组合构建8个机器学习模型, 基于训练集数据筛选最佳机器学习模型。使用验证集对最佳机器学习模型进行优化, 并利用测试集评价该模型预测乳腺癌NAC效果的效能。结果: 本研究共构建8个机器学习模型, 其中基于CropNor-Substract-convnext-Ranger的机器学习模型预测乳腺癌NAC效果的灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积均高于其他类型机器学习模型; 使用验证集对CropNor-Substract-convnext-Ranger机器学习模型进行优化, 优化终止时交叉熵损失为1.012, 灵敏度为90.91%、特异度为92.67%、准确度为91.97%; CropNor-Substract-convnext-Ranger机器学习模型预测测试集乳腺癌NAC效果的灵敏度为90.48%、特异度为92.81%、准确度为91.86%、曲线下面积为0.924, 其与病理学检查结果的一致性Kappa指数为0.832 ($P<0.001$)。结论: CropNor-Substract-convnext-Ranger机器学习模型预测乳腺癌NAC效果的效能较好, 具有较好的临床应用价值。

[关键词] 乳腺癌; 人工智能; 深度学习; 磁共振成像; 新辅助化疗

中图分类号: R737.9; R445.2 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2026.02.006

基金项目: 河北省医学科学研究课题计划(20251218)。

利益冲突: 作者声明无利益冲突。

伦理批件: RMY-Y-LLKS-2025-029。

知情同意: 有。

引用本文: 张楠, 张亚芳, 周琪. 人工智能辅助影像学评价乳腺癌患者新辅助化疗效果[J]. 肿瘤影像学, 2026, 35(2): 264-272.

Funding: Hebei Provincial Health Commission Medical Scientific Research Project (20251218).

Conflicts of interest: authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: RMY-Y-LLKS-2025-029.

Informed consent: available.

Cite this article: ZHANG N, ZHANG Y F, ZHOU Q. Evaluation of neoadjuvant chemotherapy for breast cancer with artificial intelligence assisted imaging [J]. Oncoradiology, 2026, 35(2): 264-272.

Evaluation of neoadjuvant chemotherapy response for breast cancer with artificial intelligence assisted imaging ZHANG Nan¹, ZHANG Yafang², ZHOU Qi³ (1. Department of Breast Surgery, Tangshan People's Hospital, Tangshan 063000, Hebei Province, China; 2. Department of Magnetic Resonance Imaging, Tangshan People's Hospital, Tangshan 063000, Hebei Province, China; 3. Department of Breast Surgery III, Tangshan People's Hospital, Tangshan 063000, Hebei Province, China)

Correspondence to: ZHANG Nan E-mail: qgqo64@sina.com

[Abstract] Objective: To explore the application value of artificial intelligence assisted imaging in the evaluation of neoadjuvant chemotherapy (NAC) response for breast cancer. **Methods:** The clinical data of breast cancer patients downloaded from the public data set were retrospectively analyzed, and they were randomly divided into a training set and a validation set according to the 2:1 ratio. In addition, the clinical data of breast cancer patients treated in Tangshan People's Hospital from March 2023 to May 2025

were analyzed retrospectively as the test set. All patients underwent magnetic resonance imaging examination before surgery, and all patients had definitive postoperative pathological results. Eight machine learning models were constructed by combining layered imaging dimension accumulation with anchored attention boxes and different deep learning models (convnext, efficientnet, swin, and vit) and different machine learning algorithms (SVM and Ranger), and the best machine learning model was selected based on the training set data. The best machine learning model was optimized using the validation set, and the effectiveness of the model in predicting the curative effect of breast cancer NAC was evaluated using the test set. **Results:** Eight machine learning models were constructed in this study, and the sensitivity, specificity, accuracy and area under curve of the machine learning model based on CropNor-Subtracts-convnext-Ranger were higher than those of other machine learning models in predicting the efficacy of NAC in breast cancer. The CropNor-Subtracts-convnext-Ranger machine learning model was optimized using the validation set, with a cross entropy loss of 1.012 at the end of the optimization, sensitivity of 90.91%, specificity of 92.67% and accuracy of 91.97%. The sensitivity, specificity, accuracy, area under curve of CropNor-Subtract-convnext-Ranger machine learning model to predict the efficacy of breast cancer NAC in the test set were 90.48%, 92.81%, 91.86%, 0.924, and the consistency Kappa index with the pathological results was 0.832 ($P < 0.001$). **Conclusion:** CropNor-Subtract-convnext-Ranger machine learning model shows good performance in predicting NAC response in breast cancer, and it has good clinical application value.

[**Key words**] Breast cancer; Artificial intelligence; Deep learning; Magnetic resonance imaging; Neoadjuvant chemotherapy

乳腺癌是中国女性最常见的恶性肿瘤，2022年中国女性乳腺癌新发病例约为35.72万例，死亡人数约为7.5万例，分别占癌症新发病例和死亡总数的15.59%和7.94%^[1]。新辅助化疗（neoadjuvant chemotherapy, NAC）作为乳腺癌综合治疗的重要手段，不仅能够缩小肿瘤体积、降低临床分期、增加手术机会、提高保乳概率，还可以根据NAC结果评估肿瘤对药物治疗的反应，为后续治疗方案的个性化调整提供依据^[2]。病理学完全缓解（pathologic complete response, pCR）是评估NAC效果的关键指标，达到pCR的患者往往有更好的生存获益^[3]，早期准确预测乳腺癌NAC是否达到pCR是促进精准医疗、优化治疗资源配置、提升患者生活质量的关键。现阶段主要采取病理学检查评估NAC效果，尽管准确度较高，但需结合手术实施，因此容易错失最佳调整化疗方案和手术方案的时机。随着人工智能技术的快速发展，机器学习已广泛应用于影像学领域的多个方面，可有效提高诊断的准确度和效率。既往已有大量研究^[4]证实，使用磁共振成像放射组学数据结合机器学习算法可有效实现对乳腺癌NAC效果的预测。基于纵向超声数据和临床特征构建的深度学习影像组学模型亦能准确预测乳腺癌患者接受NAC后的pCR状态^[5]。基于卷积神经网络深度学习模型结合穿刺病理学图像同样可以有效预测乳腺癌NAC效果^[6]。但

上述机器学习模型在医学影像预处理中依赖医师手动分割肿瘤靶区，存在耗时、误差大等局限性，难以满足临床对高效精准诊疗的需求。分层成像维度累加结合锚定注意力框能够从复杂图像背景中自动识别并定位肿瘤靶区，提高图像处理的效率和准确度，也减少人为主观性和误差，在医学影像分析中发挥重要作用^[7]。有鉴于此，本研究运用机器学习方法构建预测乳腺癌NAC效果的人工智能预测模型，并探讨其预测价值，旨在为临床提供更加可靠的判断依据。

1 资料和方法

1.1 一般资料

本研究使用的公共数据集为癌症影像档案库（the cancer tmaging archive, TCIA）数据库中的乳腺癌-磁共振成像-NAC数据集。纳入标准：①符合TCIA数据集内乳腺癌NAC治疗；②磁共振成像影像包含平扫期、动脉增强期序列；③临床资料含术后pCR结果；④影像分辨率 $\geq 256 \times 256$ 像素。排除标准：①NAC前接受过内分泌治疗或靶向治疗；②影像存在运动伪影；③临床资料缺失关键指标。

另回顾并分析2023年3月—2025年5月于唐山市人民医院接受治疗的乳腺癌患者的临床资料作为测试集。纳入标准：①均符合乳腺癌的诊断

标准^[8],并经术后组织病理学检查确诊;②均为初诊患者且单侧发病,且行根治性手术治疗,接受NAC;③治疗前接受磁共振成像增强扫描检查;④临床资料及影像学资料保存完整,患者均对本研究知情同意。排除标准:①NAC前有其他治疗史;②伴远处转移;③合并其他恶性肿瘤;④存在严重心肝肾肺等功能不全;⑤免疫系统疾病;⑥血液系统疾病;⑦严重感染性疾病;⑧精神障碍或认知障碍性疾病。

本研究经医院医学伦理委员会批准(审批号:RMY-LLKS-2025-029)。

1.2 方法

1.2.1 临床资料收集

收集所有患者的临床资料,包括年龄、体重指数、是否绝经、病理学类型、肿瘤位置、肿瘤形状、肿瘤边缘、肿瘤数目、肿瘤最大直径、分子分型、临床分期、分化程度、淋巴结转移情况。

1.2.2 NAC 效果评价

在NAC全部疗程结束后2周判定疗效,由2名临床经验超过5年的病理科医师评估。参照实体瘤临床疗效评价标准^[9],将乳腺和腋窝淋巴结均无浸润性癌残留的患者判定为pCR。

1.2.3 构建乳腺癌NAC效果预测人工智能模型

1.2.3.1 数据收集和预处理

收集乳腺癌相关资料,具体包括患者基线资料、病理学检查结果、NAC治疗前磁共振成像增强扫描影像数据以及NAC治疗后的pCR状态。数据处理采用标准化流程:采用Python的Pandas库对临床数据进行清洗,剔除不完整或质量不符合要求的数据。

本研究磁共振成像影像预处理采用Python 3.9软件,具体步骤和参数如下。①格式转换:通过SimpleITK工具包将原始DICOM格式影像转换为医学影像标准格式NIfTI,转换时保留原始DICOM的层厚、像素间距,通过SimpleITK.ReadImage函数读取DICOM序列,SimpleITK.WriteImage函数输出NIfTI文件,确保影像空间

坐标与原始扫描一致。②分辨率与层厚调整:采用双线性插值法将影像分辨率统一调整为 320×320 (像素);采用线性重采样法将层厚统一调整为1.5 mm。③去噪处理:采用高斯滤波去噪,通过加权平均平滑噪声像素,同时保留肿瘤边缘的锐利度;对滤波后仍存在的局部伪影,采用自适应阈值去噪进一步去除。④对比度增强:采用CLAHE通过分块处理影像,避免传统全局直方图均衡化导致的背景噪声过度增强,重点提升肿瘤与正常组织的灰度差异。⑤归一化验证:归一化后通过影像质量控制步骤验证一致性,结果显示所有样本的像素值分布均满足 $-3 \leq X_{norm} \leq 3$,确保预处理后的数据稳定性。

1.2.3.2 模型开发与评估

特征提取:使用分层成像维度累加方法将训练集三维磁共振成像图像(对比增强序列)转换为二维图像,并结合锚定注意力框自动定位肿瘤区域,动态生成感兴趣区边界框。选择深度学习模型包括convnext、efficientnet、swin、vit作为特征提取骨干网络,分别从训练集中提取栖息地成像特征。

初步模型构建:将convnext、efficientnet、swin、vit这4个深度学习模型分别与SVM、Ranger机器学习算法组合构建8个机器学习模型,分别为CropNor-Substract-convnext-SVM、CropNor-Substract-convnext-Ranger、CropNor-Substract-efficientnet-SVM、CropNor-Substract-efficientnet-Ranger、CropNor-Substract-swin-SVM、CropNor-Substract-swin-Ranger、CropNor-Substract-vit-SVM、CropNor-Substract-vit-Ranger,采用5折交叉验证技术系统评估不同机器学习模型特征提取效果,通过灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积指标筛选出最优机器学习模型。CropNor-Substract-convnext-Ranger各组成部分具体定义与操作步骤: Crop(肿瘤区域裁剪):由2名具有5年以上乳腺影像诊断经验的医师独立标注,采用边界框扩展法裁剪三维磁共振成像图像,去除无关正常乳腺组织、脂肪及背

景, 仅保留包含肿瘤的局部影像块, 为后续特征提取聚焦关键区域。Nor (影像归一化): 采用Z-score归一化, 消除不同设备扫描导致的像素值偏移, 使影像数据处于同一数值分布区间, 减少设备异质性干扰。Substract (动态减影处理): 针对磁共振成像动脉期-平扫期影像对采用像素级差值运算, 突出肿瘤组织的血供差异特征, 增强模型对肿瘤活性区域的识别能力。Convnext: 为模型的特征提取骨干网络, 通过改进卷积核分组策略与激活函数, 在保持轻量化的同时提升对医学影像细微结构的特征捕捉能力。Ranger: 为模型优化器, 通过动态调整学习率与步长, 解决SGD优化器收敛慢、易陷入局部最优的问题, 用于最小化交叉熵损失函数, 加速参数迭代收敛。

模型优化: 使用验证集对选定的最佳机器学习模型进行超参数广泛调整, 通过网格搜索与随机搜索组合策略, 优化学习率、迭代次数、正则化系数等关键参数以确定最优组合。针对初始模型存在的灵敏度偏低、泛化能力不足问题, 分两步优化: ① 采用余弦退火调度动态调整学习率, 提高Dropout层比例以增强模型抗过拟合能力, 提升灵敏度; ② 引入医学影像预训练权重初始化骨干网络, 结合Stacking集成策略融合多模型输出。

1.2.3.3 模型测试

使用测试集对优化好的最佳机器学习模型进行效能验证, 通过绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic curve, ROC)曲线评估模型预测的灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积。

1.3 观察指标

1.3.1 训练集与验证集临床资料及NAC效果对比

比较训练集和验证集临床资料, 涵盖1.2.1收集的临床资料及NAC效果。

1.3.2 不同机器学习模型在训练集的预测效能评估

不同机器学习模型对训练集乳腺癌NAC效果的预测效能, 采用五折交叉验证技术系统评估

不同机器学习模型特征提取效果, 计算灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积。

1.3.3 验证集对最佳机器学习模型的优化效果

验证集对最佳机器学习模型的优化结果。使用验证集对最佳机器学习模型CropNor-Substract-convnext-Ranger进行优化, 计算灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积。

1.3.4 最佳机器学习模型在测试集的预测效能及一致性分析

基于测试集评价最佳机器学习模型对乳腺癌NAC效果的预测效能及与病理学结果的一致性分析, 计算灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积、Kappa指数。

1.4 统计学处理

采用SPSS 26.0软件行统计学分析, 计量资料经Shapiro-Wilk检验, 若符合正态分布, 以 $\bar{x}\pm s$ 表示, 组间比较采用 t 检验; 若不符合正态分布, 采用 $M(P_{25}, P_{75})$ 描述, 用Mann-Whitney U 检验; 计数资料采用 $n(\%)$ 表示, 组间比较采用 χ^2 检验; 采用ROC曲线评价机器学习模型的预测效能; 采用Kappa值检验机器学习模型预测与病理学检查结果的一致性, Kappa值 >0.8 认为一致性高。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 设计流程图

病例筛选步骤: 首先从公共数据集中下载1 279例原始数据; 然后经过初筛排除影像序列不完整的318例, 剩余961例; 再次经过精筛排除临床资料缺失或存在治疗史偏差的212例, 最终得到749例乳腺癌患者的临床资料进行回顾性分析, 并按照2:1比例将其随机分为训练集($n=500$)和验证集($n=249$)。另回顾并分析2023年3月—2025年5月于唐山市人民医院接受治疗的258例乳腺癌患者的临床资料, 将其作为测试集($n=258$)。具体流程见图1。

2.2 训练集和验证集临床资料比较

训练集和验证集临床资料比较, 差异无统计学意义 ($P>0.05$, 表1)。

2.3 不同机器学习模型对训练集乳腺癌NAC效果的预测效能比较

本研究共构建8个机器学习模型, 其中CropNor-Substract-convnext-Ranger机器学习模型预测乳腺癌NAC效果的灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积均高于其他机器学习模型。见表2、图2。

2.4 验证集对最佳机器学习模型的优化结果

使用验证集对最佳机器学习模型CropNor-

Substract-convnext-Ranger进行优化, 优化终止时交叉熵损失为1.012, 灵敏度为90.91%、特异度为92.67%、准确度为91.97%。

2.5 最佳机器学习模型在测试集的预测效能及一致性分析

最佳机器学习模型CropNor-Substract-convnext-Ranger预测测试集乳腺癌NAC效果的灵敏度为90.48%、特异度为92.81%、准确度为91.86%、曲线下面积为0.924, 其与病理学检查结果的一致性Kappa值为0.832 ($P<0.001$, 表3, 图3)。

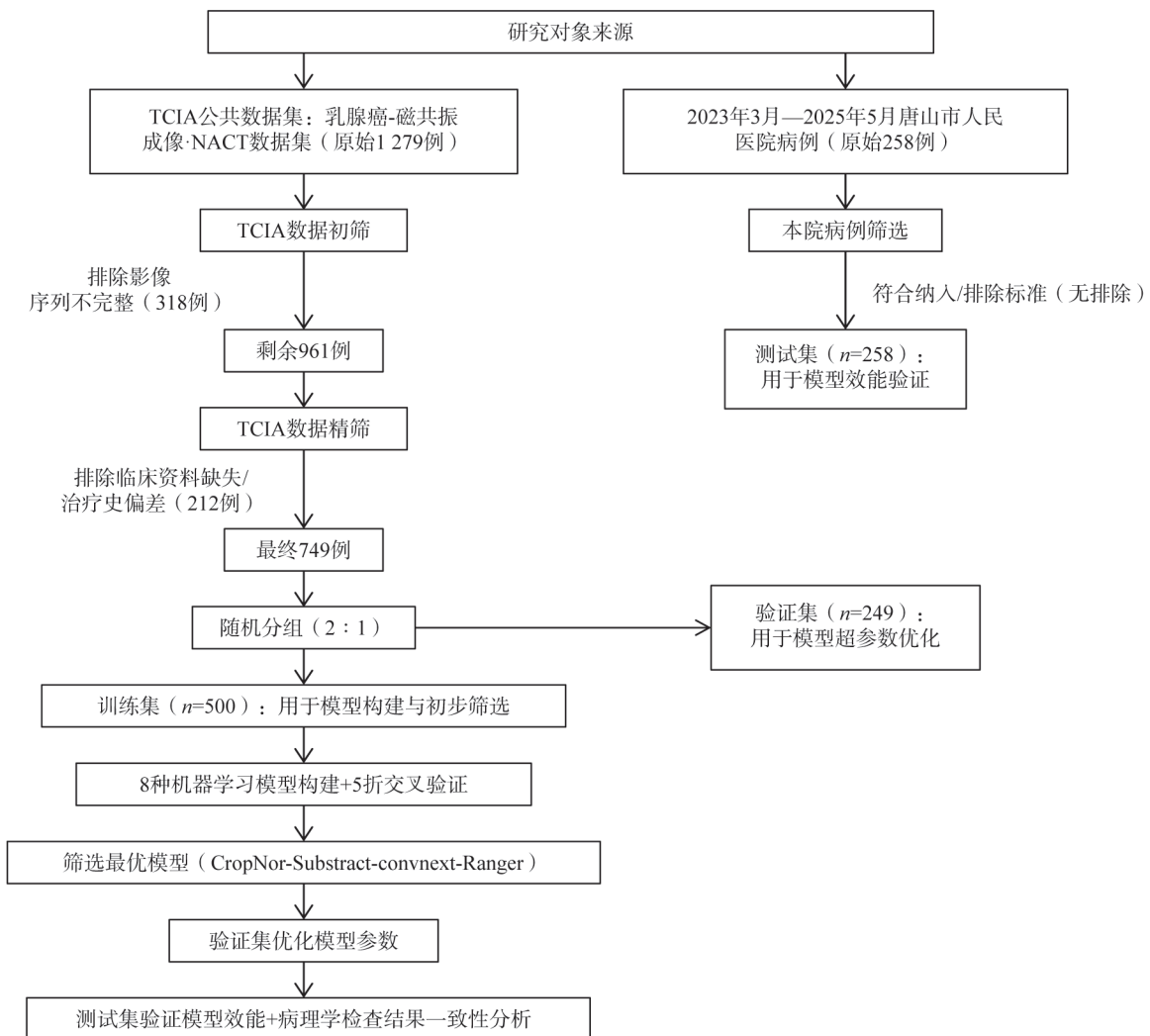


图1 研究设计流程图

Fig.1 Research design flow chart

表1 训练集和验证集临床资料比较

Tab.1 Comparison of clinical data between the training set and the validation set

一般资料	训练集 (n=500)	验证集 (n=249)	测试集 (n=258)	χ^2/t 值	P 值
年龄/岁	45.95±10.26	46.13±10.63	45.46±10.32	0.295	0.745
BMI/ (kg·m ⁻²)	23.13±2.52	22.98±2.36	22.85±2.45	1.146	0.318
绝经	223 (44.60)	118 (47.39)	120 (46.51)	0.596	0.742
病理学类型				0.985	0.611
浸润性导管癌	316 (63.20)	166 (66.67)	169 (65.50)		
非浸润性导管癌	184 (36.80)	83 (33.33)	89 (34.50)		
肿瘤位置				1.081	0.582
左侧	256 (51.20)	119 (47.79)	124 (48.06)		
右侧	244 (48.80)	130 (52.21)	134 (51.94)		
肿瘤形状				1.739	0.419
规则	278 (55.60)	129 (51.81)	132 (51.16)		
不规则	222 (44.40)	120 (48.19)	126 (48.84)		
肿瘤边缘				1.073	0.585
清晰	398 (79.60)	191 (76.71)	199 (77.13)		
不清晰	102 (20.40)	58 (23.29)	59 (22.87)		
肿瘤数目				0.883	0.643
单发	248 (49.60)	115 (46.18)	122 (47.29)		
多发	252 (50.40)	134 (53.82)	136 (52.71)		
肿瘤最大直径/cm				1.064	0.587
≥2	323 (64.60)	152 (61.04)	160 (62.03)		
<2	177 (35.40)	97 (38.96)	98 (37.98)		
分子分型				0.114	0.945
Lumina A	46 (9.20)	20 (8.03)	22 (8.53)		
Lumina B	246 (49.20)	119 (47.79)	122 (47.29)		
HER2 过表达型	127 (25.40)	65 (26.10)	66 (25.58)		
三阴性型	81 (16.20)	45 (18.07)	48 (18.60)		
临床分期				0.735	0.692
I~II期	302 (60.40)	143 (57.43)	150 (58.14)		
III期	198 (39.60)	106 (42.57)	108 (41.86)		
分化程度				0.236	0.889
低分化	164 (32.80)	86 (34.54)	87 (33.72)		
中高分化	336 (67.20)	163 (65.46)	171 (66.28)		
淋巴结转移				0.364	0.833
阳性	312 (62.40)	161 (64.66)	163 (63.18)		
阴性	188 (37.60)	88 (35.34)	95 (36.82)		
NAC效果				0.112	0.946
pCR	200 (40.00)	99 (39.76)	100 (38.76)		
非pCR	300 (60.00)	150 (60.24)	158 (61.24)		

表2 不同机器学习模型对训练集乳腺癌NAC效果的预测效能

Tab.2 The predictive efficacy of different machine learning models for the NAC efficacy of breast cancer in the training set

机器学习模型	灵敏度/%	特异度/%	准确度/%	曲线下面积
CropNor-Substract-convnext-SVM	83.50	86.67	85.40	0.874
CropNor-Substract-convnext-Ranger	88.50	90.00	89.40	0.897
CropNor-Substract-efficientnet-SVM	80.00	85.00	83.00	0.859
CropNor-Substract-efficientnet-Ranger	81.50	85.67	84.00	0.862
CropNor-Substract-Swin-SVM	75.50	84.00	80.60	0.830
CropNor-Substract-swin-Ranger	76.00	84.67	81.20	0.832
CropNor-Substract-ViT-SVM	77.00	85.00	81.80	0.843
CropNor-Substract-vit-Ranger	78.50	85.33	82.60	0.844

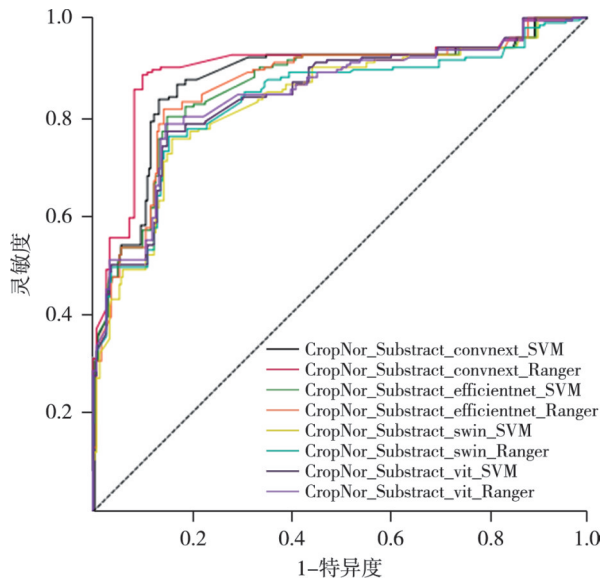


图2 不同机器学习模型预测训练集乳腺癌NAC效果的ROC曲线
Fig.2 The ROC curves of different machine learning models for predicting the efficacy of breast cancer NAC in the training set

表3 人工智能模型预测测试集乳腺癌NAC效果的结果

Tab.3 Results of the artificial intelligence model predicting the efficacy of NAC for breast cancer in the test set

人工智能模型	测试集病理学检查结果	
	pCR (n=105)	非pCR (n=153)
pCR (n=106)	95	11
非pCR (n=152)	10	142

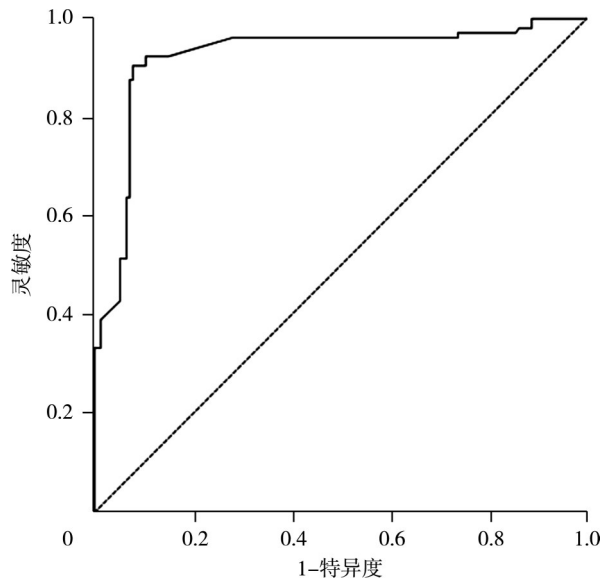


图3 最佳机器学习模型预测测试集乳腺癌NAC效果的ROC曲线
Fig.3 The ROC curve of the best machine learning model for predicting the efficacy of breast cancer NAC in the test set

3 讨论

乳腺癌作为女性患病率和死亡率最高的肿瘤, 已成为严重威胁女性健康的重大公共卫生问题^[10]。NAC是一种先进的治疗方法, 在改善乳腺癌患者的治疗效果、提升生活质量方面发挥着至关重要的作用^[11]。然而受多种因素影响, 乳腺癌患者对NAC的反应差异较大, 在既往临床研究^[12]中pCR率仅为38.86%。本研究结果显示, 乳腺癌NAC后pCR率为39.92%, 与上述研究数据相近, 均不足一半占比, 说明乳腺癌患者NAC后pCR率仍处于较低水平。因此, 开发一种可靠的方法来准确评估乳腺癌NAC效果尤为重要。

目前, 人工智能广泛应用于乳腺癌NAC效果评估, 但其在医学影像处理中仍面临以下诸多挑战^[13-14]: ①多数方法依赖于人工手动分割和勾画肿瘤最大截面靶区, 繁琐耗时、专业知识要求极高、医师工作量大且容易引入人为误差; ②pCR的诊断需要对整个肿瘤区域进行全面评估, 而乳腺癌常表现为区域性的弥散强化, 简单的最大截面测量方法难以全面反映实际病变, 容易遗漏重要诊断信息; ③深度学习模型和框架大多未能直接适用于复杂的三维医学影像数据; ④对计算资源需求高, 限制了在资源受限环境下的应用。

分层成像维度累加能够基于图像的多维度特征, 通过对不同层次的成像数据进行智能累加与融合, 在保留图像整体结构的同时, 有效捕捉目标区域中更丰富、更具区分度的图像特征。锚定注意力框则借鉴了注意力机制的核心思想, 根据图像内容生成可动态调整其位置、大小、形状的锚定框, 在图像中自动定位可能包含靶区的关键区域^[15]。本研究通过分层成像维度累加结合锚定注意力框实现了无需手动分割靶区的自动化数据处理, 该方法通过将复杂的三维MRI图像转化为易于分析的二维图像, 在简化影像处理流程的同时确保转化过程保留重要的三维信息。这一过程不仅有效免除人工勾画肿瘤靶区的繁琐操作,

减少人工操作误差,更保证了模型输入数据的质量和稳定性,显著提高了影像处理的效率和准确度,为提升预测效果奠定了基础。在此基础上,本研究使用该方法处理图像数据,进一步融合深度学习特征提取方面的强大能力和传统机器学习分类器的优势构建一种高效的混合模型。本研究构建的机器学习模型分为8类,其中基于CropNor-Substract-convnext-Ranger的机器学习模型预测乳腺癌NAC效果的灵敏度、特异度、准确度、曲线下面积均高于其他类型机器学习模型。Convnext深度学习模型可最大化特征提取效果,具有更强的空间局部病灶特征捕捉能力,更高的计算效率与数据适应性,对影像噪声与变异具有更强的鲁棒性,且卷积平移不变性的特点与锚定注意力框定位更契合,可精准聚焦病灶位置。既往研究^[16]报道,convnext深度学习模型是在传统卷积神经网络模型的基础上融合了视觉Transformer结构的优势,可有效提高模型的特征提取和识别能力。另外,Ranger通过随机森林与梯度提升融合,能够高效处理多维影像学特征,抗过拟合能力强,训练速度快,而SVM对多维数据敏感且泛化性较弱。因此,在不同深度学习模型与机器学习算法组合构建的机器学习模型中,convnext与Ranger组合构建的机器学习模型预测效能最好。本研究进一步通过验证集对选定的最佳机器学习模型进行超参数优化,进一步提高了模型的预测准确度和鲁棒性。

本研究经测试集进一步验证显示,最佳机器学习模型CropNor-Substract-convnext-Range预测测试集乳腺癌NAC效果的灵敏度为90.48%、特异度为92.81%、准确度为91.86%、AUC为0.924,其与病理学检查结果的一致性Kappa值为0.832,说明该人工智能模型在乳腺癌NAC效果预测中具有较高的准确度和可靠性。在临床应用中,该模型能够帮助医师准确判断乳腺癌患者在接受NAC后是否达到pCR,进而更精准地制订个性化治疗方案,对于未达到pCR的患者可以及时调整治疗策略,如增加靶向药物或手术范围,提高治疗效果,改善患者预后;对于已经达到pCR的患者可提前终止化疗,可以优化治疗路径

和医疗资源配置,减少不必要的治疗疗程,降低医疗成本,提升医疗效率,同时还可减少骨髓抑制、心脏毒性等不良反应,减轻患者的身体、心理负担,以及经济压力,提高患者的生活质量和治疗体验。

本研究局限性:①样本选择偏倚,测试集为单中心数据,公共数据集虽为多中心,但均来自高收入国家,缺乏中国人群的大规模多中心数据支持,可能存在种族差异导致的模型适配性问题。②选择影像模态单一,仅基于磁共振成像构建模型,未纳入超声等影像,本研究的特征维度存在提升空间。后续将扩大样本量、融合多模态数据,构建多输入模型提升预测精度。

综上所述,CropNor-Substract-convnext-Range机器学习模型在乳腺癌患者NAC后疗效预测中具有较高的预测效能,为临床医师提供了一种可靠的疗效预判工具,有助于及时调整治疗方案,为个体化治疗决策提供支持。

第一作者:

张楠 (ORCID: 0009-00004-7708-3673), 本科, 主治医师。

通信作者:

张楠 (ORCID: 0009-00004-7708-3673), 本科, 主治医师, E-mail: qqgo64@sina.com。

作者贡献声明:

张楠:负责构思、设计及框架确定,指导全程、撰写论文初稿;张亚芳:承担数据收集、整理、核查及数据分析;周琪:主导数据统计分析、结果解读,梳理研究结论。

[参 考 文 献]

- [1] SUN K X, ZHANG B L, LEI S Y, et al. Incidence, mortality, and disability-adjusted life years of female breast cancer in China, 2022[J]. Chin Med J, 2024, 137(20): 2429-2436.
- [2] 张恒乐, 董雪珂, 殷雨来, 等. 三阴性乳腺癌TP方案新辅助化疗疗效及预后因素分析[J]. 中国新药与临床杂志, 2023, 42(10): 664-669.
ZHANG H L/Y, DONG X K, YIN Y L, et al. Analysis of efficacy and prognostic factors of neoadjuvant chemotherapy with TP regimen in triple negative breast cancer [J]. Chin J New Drugs Clin Remedies, 2023, 42(10): 664-669.
- [3] LIU M, XIANG Q, DAI F S, et al. Comparison of the pathological complete response rate and survival between HER2-low and HER2-zero breast cancer in neoadjuvant chemotherapy setting: a systematic review and meta-analysis [J]. Clin Breast Cancer, 2024, 24(7): 575-584.e1.
- [4] ZHENG G Y, PENG J X, SHU Z Y, et al. Predicting pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer

- patients: use of MRI radiomics data from three regions with multiple machine learning algorithms [J]. *J Cancer Res Clin Oncol*, 2024, 150(3): 147.
- [5] FENG X D, 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.
- [6] 罗云昭, 蒋宏传, 徐峰. 基于深度学习模型辅助穿刺病理图像预测乳腺癌新辅助治疗疗效的研究 [J]. *中国全科医学*, 2025, 28(19): 2407-2413.
- LUO Y Z, JIANG H C, XU F. Predicting response to neoadjuvant therapy in breast cancer using deep learning on primary core needle biopsy slides [J]. *Chin Gen Pract*, 2025, 28(19): 2407-2413.
- [7] ZHOU Q, PENG F, PANG Z Y, et al. Development and validation of an interpretable machine learning model for diagnosing pathologic complete response in breast cancer [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2025, 267: 108803.
- [8] 中国抗癌协会乳腺癌专业委员会. 中国抗癌协会乳腺癌诊治指南与规范(2021年版) [J]. *中国癌症杂志*, 2021, 31(10): 367-417.
- The Society of Breast Cancer China Anti-Cancer Association, Breast Oncology Group of the Oncology Branch of the Chinese Medical Association. Guidelines and norms for diagnosis and treatment of breast cancer of China Anti-Cancer Association (2021 edition) [J]. *China Oncol*, 2021, 31(10): 367-417.
- [9] 杨学宁, 吴一龙. 实体瘤治疗疗效评价标准—RECIST [J]. *循证医学*, 2004, 4(2): 85-90.
- YANG X N, WU Y L. RECIST—New guidelines to evaluate the response to treatment in solid tumors [J]. *J Evid Based Med*, 2004, 4(2): 85-90.
- [10] LI J, CHEN C, NIE J J, et al. Changes in the disease burden of breast cancer along with attributable risk factors in China from 1990 to 2019 and its projections: an analysis of the global burden of disease study 2019 [J]. *Cancer Med*, 2023, 12(2): 1888-1902.
- [11] 周昭悦, 李越, 尚玲敏, 等. 乳腺癌新辅助化疗后病理学完全缓解的因素分析 [J]. *现代肿瘤医学*, 2023, 31(1): 86-90.
- ZHOU Z Y, LI Y, SHANG L M, et al. Analysis of factors associated with pathological complete remission after neoadjuvant chemotherapy for breast cancer [J]. *J Mod Oncol*, 2023, 31(1): 86-90.
- [12] ZHANG J Q, WU Q, YIN W, et al. Development and validation of a radiopathomic model for predicting pathologic complete response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients [J]. *BMC Cancer*, 2023, 23(1): 431.
- [13] 徐子良, 郑敏文. 影像人工智能在医学领域的时代创新与挑战 [J]. *山东大学学报(医学版)*, 2023, 61(12): 7-12.
- XU Z L, ZHENG M W. Innovation and challenge of imaging artificial intelligence in medical field [J]. *J Shandong Univ Health Sci*, 2023, 61(12): 7-12.
- [14] 李秀涛, 谭理连, 邱绍清, 等. 人工智能在早期胸部CT肋骨骨折的临床应用价值及局限性分析 [J]. *中国CT和MRI杂志*, 2023, 21(10): 115-118.
- LI X T, TAN L L, QIU S Q, et al. Clinical application value and limitation analysis of artificial intelligence in early thoracic CT for rib fractures [J]. *Chin J CT MRI*, 2023, 21(10): 115-118.
- [15] WANG C C, WU Z Z, SUN M L, et al. Instance segmentation based on global-local attention and local Chan-Vese model [J]. *Signal Image Video Process*, 2025, 19(9): 746.
- [16] 韩磊, 裴溪源, 温军玲. 基于ConvNeXt模型的胸部X线图像的疾病分类与可视化 [J]. *北京生物医学工程*, 2024, 43(4): 346-351.
- HAN L, PEI X Y, WEN J L. Disease classification and visualization on chest X-ray images based on the ConvNeXt model [J]. *Beijing Biomed Eng*, 2024, 43(4): 346-351.

(收稿日期: 2025-11-27 修回日期: 2026-01-17)