



## · 专家述评 ·



周建华，教授，主任医师，中山大学博士研究生导师，中山大学肿瘤防治中心超声科主任。现为亚洲肿瘤消融学会议（Asian Conference on Tumor Ablation, ACTA）甲状腺良性结节消融指南专家组成员，中国抗癌协会青年理事，中华医学会超声医学分会腹部学组委员，中国医师协会超声医师分会分子影像与人工智能专委会委员，中国医师协会超声医师分会腹部专委会委员，广东省医学会超声医学分会副主任委员。教育部新世纪优秀人才，广东省杰出青年医学人才，广州市珠江科技新星，美国杰弗逊大学医学院和斯坦福大学医学院访问学者，从事超声造影与介入治疗、人工智能和影像组学辅助肿瘤诊疗研究工作。研究获国家自然科学基金青年、面上、国际合作重点项目以及国家重点研发计划等6项国家级基金资助，多项研究成果为国际指南采纳，以第一作者或者通信

作者在*Radiology*（4篇）、*Nature Communications*、*EBioMedicine*、*Cancer Research*等SCI收录期刊上发表文章近50篇。

## 基于人工智能的超声影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展

黄仪妮<sup>1, 2</sup>, 周建华<sup>1, 2</sup>

- 中山大学肿瘤防治中心超声科，广东广州 510000；
- 华南恶性肿瘤防治全国重点实验室，肿瘤医学协同创新中心，广东广州 510000

**[摘要]** 乳腺癌的精准诊疗对改善患者预后具有重要意义。超声普遍应用于乳腺癌的筛查、诊断和疗效评价中。超声影像组学是利用高通量方法从超声图像中提取大量的特征，反映肿瘤的微观变化和生物学行为。基于人工智能的超声影像组学模型逐步应用于乳腺癌的诊疗评估中，旨在助力乳腺癌的精准诊疗。本文简要介绍了基于人工智能的超声影像组学在乳腺癌筛查诊断、分子分型、腋窝淋巴结转移评估、新辅助治疗效果评估方面的研究进展，并讨论该技术应用的局限性、挑战和未来发展方向。

**[关键词]** 乳腺癌；超声；影像组学；人工智能

中图分类号：R737.9；R445.1 文献标志码：A DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2024.01.002

**Research progress of ultrasound radiomics based on artificial intelligence in the diagnosis and treatment of breast cancer** HUANG Yini<sup>1, 2</sup>, ZHOU Jianhua<sup>1, 2</sup> (1. Department of Ultrasound, Sun Yat-Sen University Cancer Center, Guangzhou 510000, Guangdong Province, China; 2. State Key Laboratory of Oncology in South China, Collaborative Innovation Center for Cancer Medicine, Guangzhou 510000, Guangdong Province, China)

Correspondence to: ZHOU Jianhua E-mail: zhoujh@sysucc.org.cn

**[Abstract]** Accurate diagnosis and treatment of breast cancer significantly improve patient outcomes. Ultrasound is commonly used in the screening, diagnosis, and evaluation of therapeutic effects in breast cancer. Ultrasound radiomics uses high-throughput methods to extract numerous features from ultrasound images, reflecting the microscopic changes and biological behavior of the tumors. Ultrasound radiomics models based on artificial intelligence are gradually developed and applied in the diagnosis and

**基金项目：** 广东省自然科学基金面上项目（2023A1515011564）；中山大学肿瘤防治中心国自然青年项目培育计划（郁金香人才培养项目）（2024yfd20）

**通信作者：** 周建华 E-mail: zhoujh@sysucc.org.cn

treatment evaluation of breast cancer, aiming to facilitate the precise diagnosis and treatment of breast cancer. This article briefly introduced the research progress of ultrasound imaging based on artificial intelligence in breast cancer screening and diagnosis, molecular classification, axillary lymph node metastasis assessment, and neoadjuvant treatment efficacy assessment, summarized the limitations, challenges and the future development direction of the application of this technology.

[ **Key words** ] Breast cancer; Ultrasound; Radiomics; Artificial intelligence

乳腺癌是全球女性发病率最高的恶性肿瘤，也是全球女性癌症相关死亡的主要原因<sup>[1]</sup>。早期筛查、准确诊断和及时治疗可提高乳腺癌患者的总体生存率和生存质量。然而乳腺癌的精准诊疗存在许多问题和困境，如不同地区、不同机构间乳腺癌的检出及诊断水平参差不齐，乳腺病灶良恶性鉴别效能欠佳，无法准确地评估乳腺癌腋窝淋巴结转移，早期无法有效地评价乳腺癌新辅助治疗反应等。超声是中国乳腺癌诊疗工作中的一线影像学检查方法，具有无辐射、经济、便捷、对致密性乳腺成像效果好等优点，但受图像分辨率、操作者依赖性等因素影响，在乳腺癌精准诊断和疗效评估方面具有局限性。模式识别工具的进步和医学图像数据量的增长促进了影像组学的发展。影像组学能够将超声图像转化成高通量、客观可利用的特征信息，提高超声在乳腺癌诊疗方面的应用价值。人工智能技术的发展促进影像组学模型朝着更加自动化、更加精准的方向发展。目前，以临床问题为导向所开发的人工智能超声影像组学模型已取得重大突破。本文将以目前乳腺癌诊疗所面临的临床问题为出发点，简要总结人工智能超声影像组学在乳腺癌诊疗方面的研究进展，并探讨该技术目前的局限性和未来的发展方向。

## 1 基于人工智能的影像组学概述

影像组学能通过数据表征算法从影像学图像中高通量地提取包括形状、纹理、信号强度等肉眼无法识别的特征，通过对海量影像数据信息的深层次挖掘和分析，来辅助临床决策<sup>[2]</sup>。影像组学能够在影像学图像上表征肿瘤的异质性并反映肿瘤的生物行为。传统的影像组学流程包括图像预处理、图像分割、特征提取、特征选择和建立分类模型。传统影像组学依赖医师的专业知识和现有的研究水平，在特征设计过程中需要耗费大量的人力和时间，分类的结果也依赖于特征

的选择，从而导致准确度不佳且泛化能力不足。

人工智能在医学图像领域的应用主要体现在采用机器学习自动识别和分类疾病。深度学习是一种新兴的机器学习技术，也是人工智能发展的焦点。深度学习基于神经网络对大数据和计算资源训练，从而掌握数据内在规律和特征表示<sup>[3]</sup>。深度学习为影像组学提供了强大的特征提取方法，从低级特征中提取高级特征<sup>[4-5]</sup>，还能从既往错误中不断迭代，使得学习过程更加快捷和智能。数据增强和迁移学习等技术能够克服数据高需求所带来的研究局限性，数据增强技术是通过将原始图像进行图像旋转、平移和翻转等操作来增加训练数据集的多样性，从而达到扩增数据的目的。迁移学习是利用在更大的通用数据集中预训练的模型，对其进行微调以应用于目标任务，有助于提高模型的鲁棒性和泛化能力。在医学影像领域广泛应用的深度学习模型是卷积神经网络（convolutional neural network, CNN），CNN以局部连接和权值共享为特征，由输入层卷积层、池化层、全连接层、输出层构成。CNN在图像识别和处理方面具有巨大潜力。

## 2 基于人工智能的超声影像组学在乳腺癌诊疗中的应用

### 2.1 辅助乳腺癌筛查检出

早期筛查乳腺癌能够让患者早诊断、早治疗，有机会接受创伤更小的手术和更短的系统性治疗疗程，并能提高患者的长期生存率，降低乳腺癌相关死亡率。乳腺癌的早期筛查依赖于影像学技术对病灶的检出。中国女性的乳腺以致密型乳腺为主，使得许多患者的病灶检出大大依赖于超声检查。

目前临床上用于乳腺癌筛查的超声技术手段包括手持超声和自动乳腺超声（automated breast ultrasound, ABUS）。传统手持超声对乳腺癌的筛查依赖于操作者对可疑特征的识别和关键帧的

存储, 因此存在操作者异质性。Huang等<sup>[6]</sup>利用653例患者共2 606个病灶超声视频, 采用深度强化学习框架进行关键帧提取、并辅助病变检测和分类, 该模型在乳腺超声动态视频中的病灶检出率和诊断效能均高于基于2D超声灰阶图像, 自动检测的召回率和诊断效能均高于低年资医师。由于传统手持超声存在操作者依赖性, 因此人工智能的灵敏度极大程度受限操作者, 亦无法对存储图像之外的其余乳腺组织进行评估。ABUS使得乳腺扫查自动化, 能够生成具有冠状面的标准化3D容积图像, 在乳腺癌筛查中很大程度上降低了操作者依赖性。但ABUS数据量庞大、阅片工作量大。Wang等<sup>[7]</sup>构建了含密集深度监督池的3D CNN模型, 该模型在自动检出癌灶上实现了对每个ABUS容积图像有95%高灵敏度和87%的假阳性率。现有基于深度学习算法开发的QVCAD商用ABUS计算机辅助读片系统, 该系统于2017年获得美国食品药品监督管理局批准用于辅助病灶的检出, 极大地减少了医师的阅片时间并提高了低年资医师的诊断效能。

## 2.2 辅助乳腺癌精准诊断

早期筛查是早期诊断的基础, 而精准诊断是实现乳腺癌患者个体化治疗的基础。通过精准诊断, 可以减少良性病灶不必要的穿刺活检, 也能为恶性病灶选择合适的治疗方式, 为乳腺病灶患者提供合适的随访策略。目前由美国放射学会提出的乳腺影像报告和数据系统(Breast Imaging Reporting and Data System, BI-RADS)已广泛应用于乳腺超声诊断, 操作者根据乳腺病变特征判断其恶性度并赋予对应分类。然而BI-RADS特征识别和分类具有主观性, 依赖于医师的工作经验; 不同地区及不同级别的医疗机构超声诊断准确度仍参差不齐; BI-RADS 4A的患者人数庞大, 但恶性率仅为2%~10%, 增加了许多良性结节的不必要穿刺活检, 加重患者心理负担。

开发可辅助BI-RADS分类、BI-RADS 4A类病灶降类和病灶良恶性鉴别的人工智能系统能够优化超声诊断流程和提升超声诊断效能。Shen等<sup>[8]</sup>基于143 203例患者的灰阶和彩色超声图像构建超声人工智能系统辅助鉴别乳腺病灶

良恶性, 该系统诊断乳腺癌的受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线的曲线下面积(area under curve, AUC)为0.962, 优于有经验医师的诊断效能(AUC=0.924); 在该系统的辅助下, 医师诊断的假阳性率和患者活检率分别减少了37.3%和27.8%, 同时保持了相同的灵敏度; Wang等<sup>[9]</sup>采用弱监督数据增强网络(weakly supervised data augmentation network, WS-DAN)作为主干分类网络, 进行细粒度分析, 使用投票方法定义的不确定边界辅助分类, 结果显示该细粒度网络在鉴别4A类结节良恶性时的AUC为0.835; Qian等<sup>[10]</sup>基于10 815张回顾性多模态超声图像构建的可解释深度学习BI-RADS分类预测系统在乳腺癌风险评估时的效能与有经验的医师相当, 其中在BI-RADS 4A类病灶的良恶性鉴别中AUC为0.922, 该研究充分利用了手持超声能够获取结节多模态图像的特点, 结果显示多模态的效能要优于单一或双模态的效能。

## 2.3 预测乳腺癌分子亚型

乳腺癌是一组具有高度异质性的肿瘤, 根据生物学行为和对治疗的反应, 目前可将其分为4种亚型: Luminal A型、Luminal B型、人表皮生长因子受体2(human epidermal growth factor receptor 2, HER2)富集型和三阴性型。HER2富集型和三阴性乳腺癌患者具有更差的预后, 但在接受新辅助治疗之后能够达到更高的病理学完全缓解(pathologic complete response, pCR)率<sup>[11]</sup>。在治疗前对乳腺癌进行精准分型能够辅助筛选新辅助治疗人群, 指导系统性治疗方式的选择和预后预测。然而目前临床上采用的免疫组织化学分子分型存在耗时、增加患者治疗等待时间和医疗费用、部分患者HER2的表达不确定会导致分子分型的不确定性等问题, 18.5%的穿刺活检免疫组织化学分子分型与术后病理学检查结果不相符<sup>[12]</sup>, 采用乳腺穿刺活检的分子分型预测术后分子分型的AUC为0.67~0.82<sup>[13]</sup>。

由于不同亚型的乳腺癌在超声图像上具有不同的表现形式。一项多中心回顾性研究<sup>[14]</sup>构建深度CNN模型, 在两个独立测试集中预测

St. Gallen分子亚型的加权平均马修斯相关系数 (Matthews correlation coefficient, MCC) 为0.59和0.79, 在鉴别Luminal型和非Luminal型乳腺癌中的AUC分别为0.87和0.83, 该研究初步显示了单模态灰阶超声在乳腺癌分子分型中的价值。为了获得更优的诊断效能, 乳腺癌分子分型的人工智能相关研究朝着整合多模态、多组学数据方向发展。如Zhou等<sup>[13]</sup>基于818个乳腺癌的灰阶超声、彩色多普勒超声和弹性超声的多模态图像, 构建的包含3个CNN (DenseNet 121、ResNet 50和SENet 50) 的组合CNN (assembled convolutional neural network, ACNN) 能有效地预测4分类和5分类St. Gallen分子亚型 (AUC为0.87~0.96), 基于三模态的ACNN优于单一模态和双模态ACNN的效能, 且优于穿刺活检免疫组织化学分子分型的效能 (AUC为0.62~0.82); Zhang等<sup>[15]</sup>基于3 360例患者乳腺病灶的乳腺X线摄影和灰阶超声图像设计了含有模态内和模态间注意模块的多模态深度学习模型 (multi-modal deep learning with intra- and inter-modality attention module, MDL-IIA), MDL-IIA鉴别乳腺癌分子亚型的MCC为0.837, 在鉴别Luminal型和非Luminal型乳腺癌的AUC为0.929; Huang等<sup>[16]</sup>基于693个乳腺癌灶的多切面灰阶超声图像和病理学图像, 采用多视角注意力网络和多实例注意力网络分别提取超声和病理学图像特征, 特别引入超声引导的共注意力模块进行特征融合, 构建的超声影像病理组学模型在鉴别Luminal型和非Luminal型早期乳腺癌的AUC为0.90~0.93。

#### 2.4 预测乳腺癌腋窝淋巴结转移

准确识别腋窝淋巴结转移对选择合适的乳腺癌治疗方式和判断预后具有重要意义。特别在早期乳腺癌中, 准确评价腋窝淋巴结转移负荷可以实现患者的精准腋窝外科管理: 对于没有转移的患者可避免有创的腋窝手术, 对于1、2个低负荷转移患者可仅接受前哨淋巴结活检, 对于 $\geq 3$ 个高负荷转移的患者可避免耗时的前哨淋巴结活检, 直接接受腋窝淋巴结清扫术。2020年美国国立综合癌症网络 (National Comprehensive Cancer

Network, NCCN) 乳腺癌指南<sup>[17]</sup>更新了外科腋窝分期的管理, 纳入了腋窝转移负荷的影像学评估要求。腋窝超声检查广泛应用于术前腋窝淋巴结的评估<sup>[18]</sup>。然而腋窝超声检查在诊断腋窝淋巴结转移方面仅有低到中等的诊断效能, AUC为0.585~0.719<sup>[19]</sup>, 灵敏度为25%~87%, 特异度为77%~100%<sup>[20]</sup>。

影像组学中客观和定量的病灶图像特征可被用作预测淋巴结转移的生物标志物<sup>[21]</sup>。基于此, 既往研究<sup>[22-25]</sup>陆续开发基于乳腺图像的深度超声影像组学模型来预测腋窝淋巴结转移, 旨在提高模型的预测精准度和泛化力、降低假阴性率, 为乳腺癌腋窝淋巴结精准评估提供有效工具。Zhou等<sup>[22]</sup>基于1 055张乳腺癌原发灶灰阶超声图像构建3种CNN (Inception V3、Inception-ResNet V2和ResNet-101) 用于预测有无腋窝淋巴结转移, 结果发现Inception V3模型表现最优, AUC为0.89, 表明了基于原发灶超声图像的深度超声影像组学在预测腋窝淋巴结转移上的可行性和巨大潜力。随后Sun等<sup>[23]</sup>的研究发现, 与传统影像组学相比, CNN模型在预测淋巴结转移方面表现出更优的性能; 且无论是CNN还是传统影像组学模型, 结合肿瘤内和瘤周区域能得到更优的性能。Zheng等<sup>[24]</sup>构建的整合灰阶超声、弹性超声和临床病理学信息的深度学习影像组学模型, 预测腋窝淋巴结转移的AUC为0.902, 显著优于医师的诊断效能 (AUC=0.735), 且能有效鉴别高、低负荷转移 (AUC=0.905), 该研究说明通过整合图像、临床和病理学多方面信息有益于提升模型效能, 并显示出人工智能预测模型在替代有创前哨淋巴结活检方面的潜力。Guo等<sup>[25]</sup>设计的含有2个深度学习模块的影像组学模型能有效地预测前哨淋巴结和非前哨淋巴结转移, 该模型能使51%的前哨淋巴结转移的患者避免不必要的腋窝淋巴结清扫术。目前的研究结果已显示人工智能较传统影像方法在预测腋窝淋巴结转移中的优势, 但未来需要有基于多中心、大样本的前瞻性研究来进一步构建精准、完善的评估系统, 以实现腋窝淋巴结的术前精准分期。

## 2.5 乳腺癌新辅助化疗 (neoadjuvant chemotherapy, NAC) 效果评估

NAC能够降低肿瘤分期、增加手术机会和保乳率、获知肿瘤对化疗药物的敏感性来辅助后续治疗决策和判断预后。NAC治疗后的pCR状态可作为HER2富集型和三阴性乳腺癌的替代终点结局, 达到pCR较没有达到pCR状态的乳腺癌患者具有更好的预后<sup>[26]</sup>。早期评价NAC效果有助于早期识别不敏感患者以及时调整化疗方案, 在减少无效周期、化疗相关毒性和手术等待时间等方面具有重要意义。二维灰阶超声能够反映乳腺病灶的大小、形态、边界等信息, 且经济便捷、可多次、动态扫查, 临床上常应用于乳腺癌NAC效果评估。目前评价NAC效果主要是基于实体瘤疗效评价标准 (response evaluation criteria in solid tumor, RECIST)<sup>[27]</sup>, 即通过测量NAC前后病灶最大径的变化来评估肿瘤对治疗的反应。然而灰阶超声并不能准确地区分肿瘤与正常腺体组织, 因此不能准确地监测对NAC反应的大小变化。肿瘤大小改变滞后于NAC后的肿瘤细胞减少导致灰阶超声无法早期有效评价NAC效果。常规超声难以鉴别NAC后的纤维化与肿瘤残余负荷, 评价pCR的准确度仅为79%<sup>[28]</sup>。

人工智能通过捕捉由治疗导致的、肉眼不可见的特征改变来早期评价治疗效果, 为基于超声图像评价NAC效果提供了解决方法。既往研究<sup>[29-34]</sup>显示, 人工智能的超声影像组学模型在评价NAC效果方面具有较高的准确度, 主要体现在能够早期评估肿瘤对治疗的反应和术前预测pCR, 以辅助调整治疗方案。

目前, 大部分研究<sup>[29, 32, 34]</sup>采用治疗前后的二维灰阶超声图像来构建模型, 通过不断优化特征提取来提高效能。Byra等<sup>[29]</sup>构建了含有2个相同Inception-ResNet-V2 CNN的Siamese模型来分别提取治疗前和治疗后1~2个周期的灰阶超声图像特征, 再基于特征向量之间的差值训练logistic模型来预测乳腺癌对NAC的反应, 该模型具有较好的预测效能, AUC为0.847。Xie等<sup>[34]</sup>构建了一个双分支CNN模型, 2个分支分别接受治疗前和治疗1个周期后的灰阶超声图像作为输

入, 模型中特别设计了多个特征共享模块来充分利用治疗前后图像特征的相关性, 以及一个权重分配模块来纳入不同分支特征的重要性, 该模型预测pCR的AUC为0.939, 显著优于仅基于治疗前 (AUC=0.730) 或治疗后 (AUC=0.739) 超声图像的深度学习模型, 亦显著优于Byra等<sup>[29]</sup>构建的Siamese模型的效能 (在该研究中的数据集中使用得到的AUC为0.804)。Liu等<sup>[32]</sup>的多中心、回顾性队列研究构建了Siamese多任务网络从治疗前和治疗1~2周期后的超声图像中获取动态信息, 该模型能有效地预测HER2阳性乳腺癌患者的pCR (AUC在两个验证集中分别为0.902和0.957)。

人工智能在其他模态超声检查中的应用亦为早期评价乳腺癌NAC效果提供了新的方法。Taleghamar等<sup>[33]</sup>基于治疗前定量超声多参数图像, 构建了含有ResNet和校正的残差注意力网络的深度CNN模型, 该模型预测NAC反应的AUC为0.86; Gu等<sup>[30]</sup>联合治疗前的灰阶超声、弹性超声和临床参数构建了2个深度学习模型, 分别预测NAC抵抗和pCR, AUC分别为0.911和0.880。人工智能优化了传统超声评价NAC效果的流程和效能, 使之显示出强大的应用前景。

## 3 挑战和展望

应用于乳腺癌诊疗评估的人工智能超声影像组学近年来快速发展, 特别是在预测淋巴结转移和评价新辅助治疗效果方面, 人工智能的超声影像组学显示出了优异的效能, 有望改变传统超声的评价模式。然而想要打破“实验室”效应, 将模型真正地应用于临床, 仍存在许多局限性和挑战<sup>[35]</sup>, 例如缺乏高质量、标准化的乳腺影像大样本数据库用于模型训练, 由于超声图像存储多依赖于操作者且不同设备图像分辨率参差不齐, 这一局限性在手持超声检查中更为明显; 大部分模型存在过拟合风险, 缺乏大宗的前瞻性临床测试; 乳腺人工智能算法与不同成像设备兼容性不足; 缺乏有效融合影像学、病理学和分子生物学信息等多模态数据的人工智能算法等。加速人工智能模型在乳腺癌临床诊疗中的应用, 一方面需要提升模型的性能, 具体体现在: 通过

制定标准化的乳腺图像采集指南，规范化图像的标注和存储，共创开放性乳腺多模态图像数据库用于模型训练；开展基于乳腺多模态数据的人工智能研究；采用联邦学习打破“数据孤岛”的壁垒，开发高性能、泛化能力强的人工智能模型；与设备制造商合作，加速研究成果的临床转化等。另一方面还要关注模型的应用问题，包括模型的可解释性和临床部署的伦理学问题。模型的可解释性极大地影响医师和患者对模型的信任度，但由于“黑盒”特性，深度学习模型具有不可解释性，具体体现在无法将模型中的神经元权重直接理解或解释为知识，即模型中的主要参数和结构都不能直接解释模型。构建可解释性的深度学习模型不失为一种解决方案，但目前任重道远。由于有效性和安全性尚未得到充分验证，人工智能模型面临着伦理学和监管问题，探讨最优的人工智能辅助医师诊疗的模式，减少因人工智能独立应用造成的过度医疗或医疗失误才能加速人工智能嵌入未来的临床工作。

总而言之，人工智能超声影像组学在乳腺癌诊疗方面已获得了许多可喜的成果，期待不久的将来这些成果能得以转化，从而优化诊疗流程，使乳腺癌患者真正获益。

#### [参 考 文 献]

- [1] 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.
- [2] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis [J]. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441–446.
- [3] CHING T, HIMMELSTEIN D S, BEAULIEU-JONES B K, et al. Opportunities and obstacles for deep learning in biology and medicine [J]. *J R Soc Interface*, 2018, 15(141): 20170387.
- [4] WANG J C, GAO R Q, HUO Y K, et al. Lung cancer detection using co-learning from chest CT images and clinical demographics [J]. *Proc SPIE Int Soc Opt Eng*, 2019, 10949: 109491G.
- [5] AFSHAR P, MOHAMMADI A, PLATANIOTIS K N, et al. From handcrafted to deep-learning-based cancer radiomics: challenges and opportunities [J]. *IEEE Signal Process Mag*, 2019, 36(4): 132–160.
- [6] HUANG R B, YING Q L, LIN Z H, et al. Extracting keyframes of breast ultrasound video using deep reinforcement learning [J]. *Med Image Anal*, 2022, 80: 102490.
- [7] WANG Y, WANG N, XU M, et al. Deeply-supervised networks with threshold loss for cancer detection in automated breast ultrasound [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(4): 866–876.
- [8] SHEN Y Q, SHAMOUT F E, OLIVER J R, et al. Artificial intelligence system reduces false-positive findings in the interpretation of breast ultrasound exams [J]. *Nat Commun*, 2021, 12(1): 5645.
- [9] WANG H Y, HU Y X, LU Y, et al. The uncertainty of boundary can improve the classification accuracy of BI-RADS 4A ultrasound image [J]. *Med Phys*, 2022, 49(5): 3314–3324.
- [10] QIAN X J, PEI J, ZHENG H, et al. Prospective assessment of breast cancer risk from multimodal multiview ultrasound images via clinically applicable deep learning [J]. *Nat Biomed Eng*, 2021, 5(6): 522–532.
- [11] LV M H, LI B B, LI Y F, et al. Predictive role of molecular subtypes in response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients in Northeast China [J]. *Asian Pac J Cancer Prev*, 2011, 12(9): 2411–2417.
- [12] PÖLCHER M, BRAUN M, TISCHITZ M, et al. Concordance of the molecular subtype classification between core needle biopsy and surgical specimen in primary breast cancer [J]. *Arch Gynecol Obstet*, 2021, 304(3): 783–790.
- [13] ZHOU B Y, WANG L F, YIN H H, et al. Decoding the molecular subtypes of breast cancer seen on multimodal ultrasound images using an assembled convolutional neural network model: a prospective and multicentre study [J]. *EBioMedicine*, 2021, 74: 103684.
- [14] JIANG M, ZHANG D, TANG S C, et al. Deep learning with convolutional neural network in the assessment of breast cancer molecular subtypes based on US images: a multicenter retrospective study [J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(6): 3673–3682.
- [15] ZHANG T Y, TAN T, HAN L Y, et al. Predicting breast cancer types on and beyond molecular level in a multi-modal fashion [J]. *NPJ Breast Cancer*, 2023, 9(1): 16.
- [16] HUANG Y N, YAO Z, LI L L, et al. Deep learning radiopathomics based on preoperative US images and biopsy whole slide images can distinguish between luminal and non-luminal tumors in early-stage breast cancers [J]. *EBioMedicine*, 2023, 94: 104706.
- [17] NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology. Breast Cancer [EB/OL]. (2020-02-15) [2023-12-01]. [https://www.nccn.org/professionals/physician\\_gls/pdf/breast.pdf](https://www.nccn.org/professionals/physician_gls/pdf/breast.pdf).
- [18] COOLS-LARTIGUE J, METERISSIAN S. Accuracy of axillary ultrasound in the diagnosis of nodal metastasis in invasive breast cancer: a review [J]. *World J Surg*, 2012, 36(1): 46–54.
- [19] YOUK J H, SON E J, KIM J A, et al. Pre-operative evaluation of axillary lymph node status in patients with suspected breast

- cancer using shear wave elastography [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2017, 43(8): 1581–1586.
- [ 20 ] BLACK D. Axillary ultrasound: For all, for none, to diagnose positive nodes, or to support avoiding sentinel lymph node biopsy altogether [J]. *Ann Surg Oncol*, 2017, 24(1): 64–69.
- [ 21 ] HUANG Y Q, LIANG C H, HE L, et al. Development and validation of a radiomics nomogram for preoperative prediction of lymph node metastasis in colorectal cancer [J]. *J Clin Oncol*, 2016, 34(18): 2157–2164.
- [ 22 ] ZHOU L Q, WU X L, HUANG S Y, et al. Lymph node metastasis prediction from primary breast cancer US images using deep learning [J]. *Radiology*, 2020, 294(1): 19–28.
- [ 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 ] ZHENG X Y, YAO Z, HUANG Y N, et al. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 1236.
- [ 25 ] GUO X, LIU Z Y, SUN C X, et al. Deep learning radiomics of ultrasonography: identifying the risk of axillary non-sentinel lymph node involvement in primary breast cancer [J]. *EBioMedicine*, 2020, 60: 103018.
- [ 26 ] VON MINCKWITZ G, UNTCH M, BLOHMER J U, et al. Definition and impact of pathologic complete response on prognosis after neoadjuvant chemotherapy in various intrinsic breast cancer subtypes [J]. *J Clin Oncol*, 2012, 30(15): 1796–1804.
- [ 27 ] EISENHAEUER E A, THERASSE P, BOGAERTS J, et al. New response evaluation criteria in solid tumours: revised RECIST guideline (version 1.1) [J]. *Eur J Cancer*, 2009, 45(2): 228–247.
- [ 28 ] CROSHAW R, SHAPIRO-WRIGHT H, SVENSSON E, et al. Accuracy of clinical examination, digital mammogram, ultrasound, and MRI in determining postneoadjuvant pathologic tumor response in operable breast cancer patients [J]. *Ann Surg Oncol*, 2011, 18(11): 3160–3163.
- [ 29 ] BYRA M, DOBRUCH-SOBCZAK K, KLIMONDA Z, et al. Early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer sonography using Siamese convolutional neural networks [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(3): 797–805.
- [ 30 ] GU J H, ZHONG X, FANG C Y, et al. Deep learning of multimodal ultrasound: stratifying the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer before treatment [J]. *Oncologist*, 2023: oyad227.
- [ 31 ] JIANG M, LI C L, LUO X M, et al. Ultrasound-based deep learning radiomics in the assessment of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy in locally advanced breast cancer [J]. *Eur J Cancer*, 2021, 147: 95–105.
- [ 32 ] LIU Y, WANG Y, WANG Y X, 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.
- [ 33 ] TALEGHAMAR H, JALALIFAR S A, CZARNOTA G J, et al. Deep learning of quantitative ultrasound multi-parametric images at pre-treatment to predict breast cancer response to chemotherapy [J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 2244.
- [ 34 ] XIE J, SHI H C, DU C R, et al. Dual-branch convolutional neural network based on ultrasound imaging in the early prediction of neoadjuvant chemotherapy response in patients with locally advanced breast cancer [J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 812463.
- [ 35 ] BI W L, HOSNY A, SCHABATH M B, et al. Artificial intelligence in cancer imaging: clinical challenges and applications [J]. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(2): 127–157.

(收稿日期: 2024-01-02 修回日期: 2024-01-25)