综　述

超声影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展

侯　超[1]，关　馨[2]，黎红霞[3]，刘　慧[1]，宣吉晴[1] 综述　李明星[1] 审校

1.西南医科大学附属医院 超声医学科（泸州 646000）；2.西南医科大学 基础医学院（泸州 646000）；3.西南医科大学附属医院 肿瘤科（泸州 646000）

【摘　要】乳腺癌是女性好发的恶性肿瘤，如何进行早期准确诊断并干预仍是临床关注的热点。影像组学通过从单一或多种医学成像模式中提取高通量特征，构建预测模型，能识别人眼不能识别的图像特点，从而预测肿瘤的侵袭性及患者的预后。超声的影像组学在乳腺病灶的良恶性诊断、预测分型分期、评估分子受体表达、预测淋巴结转移及治疗后疗效评估等方面均有重要价值。本文就超声影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展做一综述，以期为乳腺癌早期诊断及临床治疗提供借鉴和参考。

【关键词】超声诊断；影像组学；乳腺癌

【中图分类号】R445.1　　文献标志码　A　　DOI：10.3969/j.issn.2096-3351.2023.04.015

Research progress of ultrasound-based radiomics in diagnosis and treatment of breast cancer

HOU Chao[1], GUAN Xin[2], LI Hongxia[3], LIU Hui[1], XUAN Jiqing[1] reviewing *LI Mingxing[1]* checking

1.*Department of Ultrasound, The Affiliated Hospital of Southwest Medical University, Luzhou 646000, China;* 2.*School of Basic Medical Sciences, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China;* 3.*Department of Oncology, The Affiliated Hospital of Southwest Medical University, Luzhou 646000, China*

【**Abstract**】Breast cancer is a malignant tumor that is common in women. Accurate diagnosis and early intervention remain hot topics in the field. Radiomics is an innovative approach characterized by extracting high-throughput quantitative features from single or multiple medical imaging modalities, constructing predictive models, and identifying image features that can not be recognized by human eyes, in order to predict tumor aggressiveness and patient outcome. Ultrasound-based radiomics plays an important role in the benign and malignant diagnosis of breast lesions, prediction of classification, staging, lymph node metastasis, evaluation of molecular receptors, and treatment efficacy. This paper reviewed the progress of ultrasound-based radiomics in the diagnosis and treatment of breast cancer, in hopes of providing a reference for early diagnosis and clinical treatment of breast cancer.

【**Key words**】Ultrasonic diagnosis; Radiomics; Breast Cancer

乳腺癌已成为全球女性最好发的恶性肿瘤，是全球共同关注的一个公共卫生话题[1-2]。目前我国的乳腺癌发病率和死亡率仍然持续上升，这种趋势在农村地区尤为明显[3]。在精准医疗时代，对乳腺癌早期正确诊断并进行干预是临床医生及患者共同的目标。目前通常利用钼靶、超声及磁共振等影像学方法对乳腺癌进行筛查及诊断。其中超声检查价格低廉，重复性佳，在乳腺癌的诊断和随访中发挥着重要作用，然而常规超声对操作者的依赖性较大，检查医生对不同病变的声像图特征认识不足、切面不规范等因素会影响诊断结果。2013年美国放射学会发布的乳腺影像报告与数据系统（breast imaging reporting and data system, BI-RADS）规范了乳腺病灶的特征描述，包括形态、方位、内部回声、边缘、后方回声变化及周边组织影响等，使影像报告更加标准化，便于临床医师、影像医师及患者认识本病[4-5]。在生物学水平上，人们已经认识到，肿瘤微环境的异质性可能反映在医学图像上，包括细胞密度、增殖、血管生成、缺氧、受体表达、坏死、纤维化和炎症，这些因素会导致不良的治疗反应和更激进的表型[6]。影像组学是近10年发展起来的热门科学，利用影像组学特征来描述肿瘤表型也成为临床的焦点[7]。近几年基于超声的影像组学发展迅速，其在乳腺癌诊疗中也表现出重要的潜在价值。本文就超声影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展做一综述，以期为乳腺癌

基金项目：四川省医学会项目（Q21089）；西南医科大学大学生创新创业训练计划项目（2022077）；西南医科大学校级项目（2018-ZRQN-157）

通信作者：李明星，E-mail：lmx526@sina.com

引用本刊：侯超，关馨，黎红霞，等.超声影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展[J].西南医科大学，2023，46（4）：352-356.DOI：10.3969/j.issn.2096-3351.2023.04.015

的早期诊断及临床治疗提供借鉴和参考。

1 影像组学概述

2010年GILLIS等认为数据集化分析比单一感兴趣区域分析具有更重要的预测价值，并首次引入影像组学（radiomics）这一概念，即从影像图像中提取定量特征[8]。2012年LAMBIN等将影像组学细化[9]，借助自动或半自动软件将给定成像模式的医学图像数据和特征高通量提取出来，转化为量化数据进行定量分析，能够提供比放射医师人眼所识别的更多更好的信息，是影像图像与个性化医疗之间的桥梁[10]。“组学”（-omics）一词源于分子生物学领域，常用来描述DNA（基因组学，genomics）、RNA（转录组学，transcriptomics）、蛋白质（蛋白质组学，proteomics）和代谢物（代谢组学，metabolomics）[11]。影像组学是基于这样一种假设，即组织微观层面的基因与分子水平的异质性可通过基因和表型表达出来，而后者可通过影像图像特征表现出来[8]。近10年该领域学者对影像组学的挖掘证实了其在提高肿瘤认知方面的潜力[12]。影像组学流程主要包括：获得高质量的图像、勾画感兴趣区域、图像分割及重建、提取定量特征和建立预测模型[13]。

2 超声影像组学在乳腺癌的应用

正如GILLIES说的：图像不仅是图片，它们更是数据[14]。影像组学正是将包含或“隐藏”在图像中的信息通过形态特征、直方图及高级纹理分析提取出来，而纹理分析作为其中一重要内容，最早可以追溯至1948年，最先由SHANNON提出[15]，随后经HARALICK等[16]学者逐渐发展并引伸至各个领域。回顾文献我们发现，将超声影像组学应用于乳腺癌，几乎所有符合条件的论文都是在2014年之后发表的。基于超声的影像组学已被用于探讨鉴别良恶性病变方面的实用性，以及解决更具有挑战性的任务，如区分不同组织病理类型、分级和分期的乳腺癌。

2.1 乳腺良恶性结节的鉴别

我们共检索到8篇应用超声影像组学来鉴别乳腺结节良恶性的相关报道[17-24]，均认为超声影像组学具有较好的乳腺结节良恶性诊断效能，其敏感性及特异性均较高。其中，LUO等[21]对315例BI-RADS 4类以上的乳腺病灶提取9类共1 044个超声特征，构建预测模型，结果显示列线图结合超声组学评分及BI-RADS分类，能够对良恶性结节进行更好的鉴别，其AUC为0.928，95%*CI*为0.876 ~ 0.980，然而对于BI-RADS 4C或5类的乳腺结节，超声组学评分没有附加的价值，可能是因为4C及以上类结节在二维上就有50%的恶性率。ZHOU等[18]利用卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）对540例乳腺剪切波弹性图像进行自动特征提取，没有分割预处理及人工操作，避免了由于特征分割导致的原始肿瘤信息的丢失，其结果显示该组学特征对病灶的良恶性鉴别的准确率、敏感性和特异性分别为95.8%、96.2%和95.75%。不同的成像模式有其独特的优点，LI等[22]对181例乳腺病灶分别进行B超、剪切波弹性成像、超声造影等特征提取，分析单一模式的超声影像组学特征及多模态超声组学特征结合BI-RADS分类对乳腺病灶良恶性的预判效能，结果显示多模态超声组学能提高对乳腺病灶良恶性鉴别能力，其准确率、敏感性、特异性和AUC分别是84.12%、92.86%、78.80%和0.919。ANTROPOVA等[17]对245例钼靶图像、1 125例超声图像及690例DCE-MRI图像进行特征提取，利用CNN和基于计算机辅助诊断（computer-aided diagnosis, CADx）的分类器构建预测模型，得出三种成像方式的AUC在基于传统的CADx、基于CNN及基于CNN与CADx二者融合的模型逐渐升高，融合模型具有最佳的预测效能，三者的AUC分别为0.86、0.90和0.89。上述这些研究不仅能更好的鉴别乳腺占位的良恶性，同时还能降低可疑恶性结节的假阴性率，避免不必要的穿刺活检，减轻患者的经济及精神负担。

2.2 预测乳腺癌的分型与分期

病理上，乳腺癌具有多种亚型，各亚型的临床表现、超声特征及预后都存在差异性，准确的肿瘤分级及组织亚型的评估对肿瘤的治疗和预后至关重要。近年来也有部分研究将基于超声的影像组学用于预测乳腺癌的亚型及病理分级中。三阴性乳腺癌（triple-negative breast cancer, TNBC）由于患者体内的雌激素受体（estrogen receptor, ER）、孕激素受体（progesterone receptor, PR）及人表皮生长因子受体2（human epidermal growth factor receptor 2, HER2）表达阴性而得名。TNBC约占所有乳腺癌的10% ~ 27%，具有较高的复发率，预后较差。在超声上，TNBC倾向于边界清晰的椭圆形或圆形病灶，容易误诊为乳腺纤维腺瘤。LEE等[25]对715例乳腺纤维腺瘤和186例TNBC进行回顾性分析，利用逻辑回归和LASSO法对提取的14个强度特征、132个纹理特征及584个小波特征进行分析，结果显示列线图对BI-RADS 3类或4A类这些容易被判读为良性的结节也具有良好的诊断效能，其AUC为0.782。王瑛等[26]对34例TNBC和68例非TNBC进行超声特征提取，构建模型评估超声影像组学标签对TNBC的诊断效能，结果显示其在训练组和验证组预测TNBC的AUC分别为0.866和0.844。在细胞的快速有丝分裂下，高级别的肿瘤细胞组成成分更多，表现出后方回声增强的效应。低回声晕是另一有特征意义的征象，是病理上脂肪组织及弹性纤维向周围组织浸润的结果，更容易出现在低级别的肿瘤中[27]。后方声影是成纤维

细胞的增殖所致，多见于低级别恶性肿瘤中[28]。

导管内乳头状癌（ductal carcinoma in situ ，DCIS）是起源于导管内皮细胞并局限于基底膜的乳腺癌，占钼靶发现的乳腺癌的20%～30%。LI等[29]研究发现，浸润性DCIS病灶的钙化比例高于单纯DCIS病变，具有浸润性特征的DCIS病灶往往钙化程度较大，核级别较高。KOH等[30]将154例DCIS分为超声组和超声-钼靶组，结果发现在超声-钼靶组中更容易出现粉刺型坏死和高级别核型。

2.3 评估分子受体表达

分子受体的表达水平是决定癌灶预后并指导临床治疗的因素之一，因此，分析肿瘤内受体表达水平显得尤为重要。乳腺癌有许多分子生物学指标，包括ER、PR、HER2、Ki67及P53等，Ki67存在于细胞核中，反映细胞增殖速率。P53是一种肿瘤抑制因子，通过阻止细胞循环复制从而抑制肿瘤生长。P53因子的突变会导致病灶恶性程度的增加。激素受体阳性的肿块更容易出现边缘毛刺成角、细小分叶等形态改变，相反，受体阴性的肿块更倾向于边缘光滑完整[29]。这种形态学的差异可能与受体不同表达的肿块其增殖速度、肿块与宿主间是否存在相互作用有关[31]。P53阳性、Ki67的高表达均与缺乏周边低回声晕及高BI-RADS类别有关，同时Ki67高表达的乳腺癌容易出现后方回声增强[32]。GUO等[33]研究发现，激素受体阳性、HER2-的低级别肿瘤与超声上的不规则形态、边缘模糊、高回声或杂乱回声、后方伴声衰减具有相关性，然而在他们的研究中，肿瘤内钙化不是一个良好指标，其敏感性及AUC均较低。WU等[34]从超声图像中提取了5 234个特征构建了预测DCIS中分子生物标志物表达的组学模型，其AUC大于0.7。

2.4 评估淋巴结的转移

前哨及腋窝淋巴结状态对乳腺癌的分期、治疗、预后具有重要意义，也是术后放疗、化疗最重要的参考指标之一。术前超声对淋巴结状态进行评估已成为常规选择，然而，确诊还需要手术或活检取得病理检查结果。术前腋窝淋巴结超声评估阳性的患者中约有40%术后淋巴结标本显示阴性[33]，而术前超声阴性+淋巴结活检阴性的前哨淋巴结患者术后病理显示仍有25%的转移灶[35]。因此单纯依靠术前超声及穿刺活检对淋巴结进行评估具有一定局限性。XIE等[36]根据miRNA表达、患病年龄、肿瘤大小、位置及超声描述的淋巴结状态建立预测模型，并评估了用其预测早期乳腺癌腋窝淋巴结转移的可行性。MERETOJA等[37]对术前超声淋巴结阴性的乳腺癌患者，根据原发灶个数、原发灶的淋巴血管浸润、原发灶能否触及、组织学上原发灶的大小等参数构建模型并评估其预测淋巴结转移的效能，结果显示该模型在训练组及验证组中表现良好。GAO等[38]根据343名乳腺癌患者的年龄、肿瘤大小及超声特征提取建模评估腋窝淋巴结负担的大小（术后病理证实腋窝淋巴结转移≥3个为高负担，转移＜3个为低负担），得出AUC在训练组和验证组分别为0.84和0.72。QIU等[39]对早期乳腺癌超声可疑腋窝淋巴结转移的患者，结合淋巴结横径、皮质厚度、淋巴门、组织学等级、肿瘤病灶直径等参数建模，发现淋巴结横径、皮质厚度及淋巴门可以被纳入为腋窝淋巴结转移的独立危险因素。

2.5 新辅助化疗的疗效及预后评估

局部晚期乳腺癌（locally advanced breast cancer, LABC）指肿瘤直径大于5 cm或累及皮肤或胸壁的乳腺癌，对该类患者系统治疗或靶向用药前行新辅助化疗已日渐成为首选疗法。然而接受新辅助化疗的患者，在几个月的疗程结束后仅有4% ～ 34%达到病理完全缓解（pathological complete response, pCR）[40]。新辅助化疗后常规使用彩超评估病灶大小、形态、回声、血流及与周围组织关系等来监测肿瘤的变化。然而，化疗后，肿瘤细胞缺氧形成碎片，残留下纤维组织及胶原组织，肿瘤体积和最大直径的变化并不一定同时发生，此外，肿瘤对化疗起反应时首先表现在肿瘤内部及微环境的改变，但这些变化不易被人眼识别，造成常规超声图像不能完全反映化疗后病灶是否达到pCR。有大量研究探索化疗前LABC的超声特征，应用影像组学预测其新辅助化疗的疗效[41-44]。ARCHYA等[42]对100名接受化疗的局部晚期乳腺癌患者化疗前的超声特征进行高通量提取，分别使用KNN、FLD、SVM模型对超声纹理特征进行定量分析，评估肿瘤对化疗的反应，结果显示二阶纹理特征及衍生物的组学标签更能反应肿瘤组织内在异质性。同时，KNN模型具有最佳预测效果，其敏感性、特异性及准确度分别为87%、81%、82%，AUC为0.86。TADAYYON等[41]提取肿瘤核心及边缘的超声纹理特征对56名新辅助化疗患者的疗效进行预测，其中有42例对化疗反应良好（反应好定义为化疗结束后肿瘤最长径线减少30%及以上），并有18例达到了pCR，模型具有较高准确性（88%），同时该模型能预测5年生存率，对化疗反应良好的患者5年生存率高，该研究认为基于肿瘤核心和边缘的参数（核心-边缘参数比）是最佳预测参数。VAN LA PARRA等[44]对328例TNBC进行分析，发现有微钙化的病灶及粗针穿刺活检为导管原位癌的病灶在新辅助化疗后更容易有残余，同时粗针穿刺活检诊断为导管原位癌、T2期肿瘤、N1期淋巴结及低水平K1-67等变量可以作为化疗后残余病灶的独立危险因素。

3 小结与展望

影像组学是一个新兴领域，旨在从图像中提取高

通量特征转化为定量信息。基于超声的影像组学作为一个相对年轻化的概念，其在乳腺病灶的良恶性鉴别、肿瘤的病理分型及分级、受体水平表达、新辅助化疗的疗效及预后评估等方面均具有重要的潜在价值，对未来乳腺癌的临床诊疗能起到指导性作用。然而也面临着许多挑战，首先，超声切面的选取及病灶轮廓勾画无统一标准，许多研究的图像分割均是人工分割，而纹理特征的提取取决于图像分割，不同的机构和操作者间会存在差异，这些都会增加观察者的偏移[45-46]。传统人工分割是一个耗时的过程，同时依赖于预算法的定义，期待开发一种重复性佳的全自动分割算法进行进一步验证。另一方面，绝大多数研究都是小样本、单中心的回顾性分析[47-49]，回顾性分析会带来选择偏倚，样本量和信息的丢失及不当处理会增加统计误差，而小样本会导致特征过度提取。因此，未来需进行多中心、大样本的前瞻性实验进行验证。此外，自动乳腺全容积扫描（automated breast volume scanner, ABVS）[50]是一个三维体积成像系统，能够自动完成乳腺多平面扫描，其中冠状面实现了从皮肤到胸壁的逐层连续显示，增加了常规超声不能实现的冠状面信息。目前，已有学者致力于开发基于ABVS的乳腺肿块的自动分割软件并取得了良好效果[51-54]，基于ABVS的影像组学应用于乳腺肿瘤的研究有望弥补传统超声切面不统一的缺点。

随着超声影像技术的不断发展和人工智能的日益更新，相信在不久的未来，基于超声的影像组学能够应用于临床，在乳腺癌的筛查、诊断、治疗、预后中发挥更大的实用价值。

4 参考文献

[1] CHLEBOWSKI R T, ANDERSON G L, ARAGAKI A K, *et al*. Association of menopausal hormone therapy with breast cancer incidence and mortality during long-term follow-up of the women's health initiative randomized clinical trials[J]. JAMA, 2020, 324(4): 369.

[2] JANSEN L, HOLLECZEK B, KRAYWINKEL K, *et al*. Divergent patterns and trends in breast cancer incidence, mortality and survival among older women in Germany and the United States[J]. Cancers, 2020, 12(9): 2419.

[3] HUANG Z, WEN W, ZHENG Y, *et al*. Breast cancer incidence and mortality: trends over 40 years among women in Shanghai, China[J]. Annals of Oncology, 2016, 27(6): 1129-1134.

[4] 叶建美, 李明星. ARFI-VTQ技术测定乳腺US-BI-RADS 1类硬度影响因素研究[J]. 西南医科大学学报, 2018, 41(2): 172-175.

[5] 袁红梅, 苟凌云, 唐盈, 等. 对比分析自动乳腺容积成像技术与常规手持超声对乳腺BI-RADS 3～5类病变的评估价值[J]. 西南医科大学学报, 2018, 41(6): 525-530.

[6] JUNTTILA M R, DE SAUVAGE F J. Influence of tumour micro-environment heterogeneity on therapeutic response[J]. Nature, 2013, 501(7467): 346-354.

[7] 杨春梅, 舒健. 胆管癌的影像学及相关人工智能研究进展[J]. 西南医科大学学报, 2021, 44(5): 491-499.

[8] GILLIES R J, ANDERSON A R, GATENBY R A, *et al*. The biology underlying molecular imaging in oncology: from genome to anatome and back again[J]. Clinical Radiology, 2010, 65(7): 517-521.

[9] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, *et al*. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. European Journal of Cancer, 2012, 48(4): 441-446.

[10] LAMBIN P, LEIJENAAR R T H, DEIST T M, *et al*. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. Nature Reviews Clinical Oncology, 2017, 14(12): 749-762.

[11] AERTS H J W L, VELAZQUEZ E R, LEIJENAAR R T H, *et al*. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach[J]. Nature Communications, 2014, 5(1): 1-9.

[12] LIU F, LIU D, WANG K, *et al*. Deep learning radiomics based on contrast-enhanced ultrasound might optimize curative treatments for very-early or early-stage hepatocellular carcinoma patients[J]. Liver Cancer, 2020, 9(4): 397-413.

[13] 彭林, 查云飞. 动脉粥样硬化影像组学研究进展[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(3): 252-255.

[14] GILLIES R J, KINAHAN P E, HRICAK H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.

[15] SHANNON C E. 1948. A mathematical theory of communication[J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(4): 623-656.

[16] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.

[17] ANTROPOVA N, HUYNH B Q, GIGER M L. A deep feature fusion methodology for breast cancer diagnosis demonstrated on three imaging modality datasets[J]. Medical Physics, 2017, 44(10): 5162-5171.

[18] ZHOU Y J, XU J X, LIU Q G, *et al*. A radiomics approach with CNN for shear-wave elastography breast tumor classification[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(9): 1935-1942.

[19] 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]. European Radiology, 2021, 31(12): 9511-9519.

[20] DE FARIA CASTRO FLEURY E, MARCOMINI K. Impact of radiomics on the breast ultrasound radiologist's clinical practice: from lumpologist to data wrangler[J]. European Journal of Radiology, 2020, 131: 109197.

[21] 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]. Scientific Reports, 2019, 9: 11921.

[22] LI Y S, LIU Y, ZHANG M K, *et al*. Radiomics with attribute bagging for breast tumor classification using multimodal ultrasound images[J]. Journal of Ultrasound in Medicine, 2020, 39(2): 361-371.

[23] ZHANG Q, XIAO Y, SUO J F, *et al*. Sonoelastomics for breast tumor classification: a radiomics approach with clustering-based feature selection on sonoelastography[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2017, 43(5): 1058-1069.

[24] PANG T, WONG J H D W, NG W L, *et al*. Semi-supervised GAN-based radiomics model for data augmentation in breast ultrasound mass classification[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2021, 203: 106018.

[25] LEE S E, HAN K, KWAK J Y, *et al*. Radiomics of US texture

features in differential diagnosis between triple-negative breast cancer and fibroadenoma[J]. Scientific Reports, 2018,8(1): 1-8.
[26] 王瑛, 陈英格, 叶素敏, 等.超声影像组学标签预测三阴性乳腺癌的价值[J]. 中国医学影像学杂志, 2021,29(1): 35-38, 46.
[27] YU J G, WU Z H, MING Y, *et al*. Prototypical multiple instance learning for predicting lymph node metastasis of breast cancer from whole-slide pathological images[J]. Medical Image Analysis, 2023,85: 102748.
[28] LI J W, ZHANG K, SHI Z T, *et al*. Triple-negative invasive breast carcinoma: the association between the sonographic appearances with clinicopathological feature[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 1-11.
[29] LI J, SONG Y, XU S Y, *et al*. Predicting underestimation of ductal carcinoma in situ: a comparison between radiomics and conventional approaches[J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2019,14(4): 709-721.
[30] KOH J, LEE E, HAN K, *et al*. Ultrasonography-based radiomics of screening-detected ductal carcinoma in situ according to visibility on mammography[J]. Ultrasound Quarterly, 2020, 37(1): 23-27.
[31] COSTANTINI M, BELLI P, BUFI E, *et al*. Association between sonographic appearances of breast cancers and their histopathologic features and biomarkers[J]. Journal of Clinical Ultrasound, 2016,44(1): 26-33.
[32] CUI H, ZHANG D D, PENG F H, *et al*. Identifying ultrasound features of positive expression of Ki67 and P53 in breast cancer using radiomics[J]. Asia-Pacific Journal of Clinical Oncology, 2021,17(5): e176-e184.
[33] GUO Y, HU Y Z, QIAO M Y, *et al*. Radiomics analysis on ultrasound for prediction of biologic behavior in breast invasive ductal carcinoma[J]. Clinical Breast Cancer, 2018, 18(3): e335-e344.
[34] WU L Y, ZHAO Y J, LIN P, *et al*. Preoperative ultrasound radiomics analysis for expression of multiple molecular biomarkers in mass type of breast ductal carcinoma in situ[J].BMC Med Imaging,2021,21(1):84.
[35] NORI J, VANZI E, BAZZOCCHI M, *et al*. Role of axillary ultrasound examination in the selection of breast cancer patients for sentinel node biopsy[J]. The American Journal of Surgery, 2007, 193(1): 16-20.
[36] XIE X H, TAN W G, CHEN B, *et al*. Preoperative prediction nomogram based on primary tumor miRNAs signature and clinical-related features for axillary lymph node metastasis in early-stage invasive breast cancer[J]. International Journal of Cancer, 2018,142(9): 1901-1910.
[37] MERETOJA T J, HEIKKILÄ P S, MANSFIELD A S, *et al*. A predictive tool to estimate the risk of axillary metastases in breast cancer patients with negative axillary ultrasound[J]. Annals of Surgical Oncology, 2014,21(7): 2229-2236.
[38] GAO Y J, LUO Y W, ZHAO C Y, *et al*. Nomogram based on radiomics analysis of primary breast cancer ultrasound images: prediction of axillary lymph node tumor burden in patients[J]. European Radiology, 2021,31(2): 928-937.
[39] QIU S Q, ZENG H C, ZHANG F, *et al*. A nomogram to predict the probability of axillary lymph node metastasis in early breast cancer patients with positive axillary ultrasound[J]. Scientific Reports, 2016,6(1): 1-12.
[40] FRANCESCHINI G, TERRIBILE D, MAGNO S, *et al*. Update in the treatment of locally advanced breast cancer: a multidisciplinary approach[J]. Eur Rev Med Pharmacol Sci, 2007, 11(5): 283-289.
[41] TADAYYON H, SANNACHI L, GANGEH M J, *et al*. A priori prediction of neoadjuvant chemotherapy response and survival in breast cancer patients using quantitative ultrasound[J]. Scientific Reports, 2017,7(1): 1-11.
[42] ARCHYA D, STEPHEN B, LAKSHMANAN S, *et al*. Quantitative ultrasound radiomics using texture derivatives in prediction of treatment response to neo-adjuvant chemotherapy for locally advanced breast cancer[J]. Oncotarget, 2020,11(42): 3782-3792.
[43] 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]. European Journal of Cancer, 2021,147: 95-105.
[44] VAN LA PARRA R F D, TADROS A B, CHECKA C M, *et al*. Baseline factors predicting a response to neoadjuvant chemotherapy with implications for non-surgical management of triple-negative breast cancer[J]. British journal of surgery, 2018,105(5): 535-543.
[45] 王孟婷, 黎斌,何玉麟.影像组学在肺磨玻璃结节中的最新研究进展[J]. 临床放射学杂志, 2022,41(10): 1985-1987.
[46] 刘燕娜, 许乙凯, 邓淑云, 等.基于CT和MRI影像组学预测肝细胞癌微血管侵犯研究进展[J]. 中华肝脏病杂志, 2022,30(8): 809-813.
[47] 韩冬, 沈聪, 王卓楠, 等.18F-FDGPET/CT影像组学判断乳腺癌人表皮生长因子受体2表达状态[J]. 中国医学影像技术, 2022,38(10):1509-1513.
[48] 李薇, 平学军, 刘宇豪, 等. MRI影像组学特征预测乳腺癌分子分型的价值[J]. 临床放射学杂志, 2021,40(9): 1709-1714.
[49] 张红芳, 申晋疆, 王兰云, 等. 基于乳腺X线影像组学对类圆形肿块良恶性的预测价值[J]. 临床放射学杂志, 2022,41(4): 617-621.
[50] D' ANGELO A, RINALDI P, BELLI P, *et al*. Usefulness of automated breast volume scanner (ABVS) for monitoring tumor response to neoadjuvant treatment in breast cancer patients: preliminary results[J]. European Review for Medical and Pharmacological Sciences,2019; 23(1): 225-231.
[51] YANG J T, LI H Y, WU J, *et al*. Pore texture analysis in automated 3D breast ultrasound images for implanted lightweight hernia mesh identification: a preliminary study[J]. Biomed Eng Online,2021,20(1):23.
[52] CAO X Y, CHEN H J, LI Y F, *et al*. Dilated densely connected U-Net with uncertainty focus loss for 3D ABUS mass segmentation[J]. Comput Methods Programs Biomed.2021,209: 106313.
[53] LEI Y, HE X X, YAO J C, *et al*. Breast tumor segmentation in 3D automatic breast ultrasound using Mask scoring R-CNN[J]. Medical Physics, 2021,48(1): 204-214.
[54] 王惠, 马苏美, 陈飞, 等. 基于自动乳腺容积扫查影像组学列线图预测浸润性乳腺癌腋窝淋巴结风险的研究[J]. 中国超声医学杂志, 2022,38(7): 762-766.

(利益冲突:无)

(收稿日期:2022-10-08;修回日期:2023-01-29)