

人工智能和影像组学助力乳腺癌精准诊疗

李静^{1,2*}, 赵一婷¹, 车树楠²

1. 国家癌症中心 国家肿瘤临床医学研究中心 中国医学科学院北京协和医学院肿瘤医院核医学科 (PET-CT 中心), 北京 100021; 2. 国家癌症中心 国家肿瘤临床医学研究中心 中国医学科学院北京协和医学院肿瘤医院影像诊断科, 北京 100021;

*通信作者 李静 dr.lijing@163.com

【摘要】乳腺癌的精准诊疗是改善患者预后的关键。影像组学通过从医学图像中高通量提取影像特征, 能够反映肿瘤的生物行为及异质性信息。随着深度学习等人工智能技术的快速发展, 影像组学特征提取能力与模型性能显著提升。基于 MRI、超声和乳腺 X 线摄影等多模态影像, 人工智能和影像组学模型能够解决肿瘤诊断、分期、分子亚型预测和疗效评估等关键临床问题, 助力乳腺癌精准诊疗。本文综述人工智能和影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展, 并探讨未来应用潜力与面临的挑战。

【关键词】乳腺肿瘤; 磁共振成像; 超声检查; 乳房 X 线摄影术; 影像组学; 人工智能; 深度学习; 精准医疗

【中图分类号】 R445; R737.9; TP181 **【DOI】** 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.10.001

Artificial Intelligence and Radiomics Driving Progress in Precision Breast Cancer Management

LI Jing^{1,2*}, ZHAO Yiting¹, CHE Shunan²

1. Department of Nuclear Medicine (PET-CT Center), National Cancer Center/National Clinical Research Center for Cancer/Cancer Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing 100021, China; 2. Department of Diagnostic Radiology, National Cancer Center/National Clinical Research Center for Cancer/Cancer Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing 100021, China; *Address Correspondence to: LI Jing; E-mail: dr.lijing@163.com

【Abstract】 Precision management of breast cancer is essential for improving patient outcomes. Radiomics enables high-throughput extraction of quantitative imaging features that reflect tumor biological behavior and heterogeneity from medical imaging data. With the rapid advancement of artificial intelligence (AI), particularly deep learning, feature extraction capability and model performance in radiomics have been significantly enhanced. Based on multimodal imaging modalities such as MRI, ultrasound and mammography, AI- and radiomics-based models can address key clinical challenges including tumor diagnosis, staging, molecular subtype prediction and therapeutic response assessment, thereby facilitating precision breast cancer care. This review summarizes recent advances in AI-driven radiomics for breast cancer diagnosis and treatment and discusses future application prospects and challenges toward clinical translation.

【Key words】 Breast neoplasms; Magnetic resonance imaging; Ultrasonography; Mammography; Radiomics; Artificial intelligence; Deep learning; Precision medicine

Chinese Journal of Medical Imaging, 2025, 33 (10): 1025-1029

乳腺癌是全球女性发病率最高的恶性肿瘤, 也是女性癌症相关死亡的最主要原因^[1]。早期精准诊断和个体化治疗是提高乳腺癌患者生存率的关键。由于乳腺癌发病机制复杂, 肿瘤在形态学和分子水平均表现出显著异质性^[2], 不同分子亚型生物学行为、预后各异, 需要采取截然不同的治疗策略才能获得最佳疗效。病理诊断作为临床金标准, 在评估肿瘤分子异质性方面仍存在不足, 尤其是基于活检的病理诊断难以反映整个病灶的特征。影像学作为重要的无创诊断方法, 在乳腺癌筛查、诊断、分期和疗效评估中发挥重要作用。非侵入性医学影像技术为全景式分析提供了可能, 在全面、动态捕捉肿瘤内部异质性方面具有极大优势。但传统影像方法主要依赖医师视觉评估和主观经验, 在定量分析及精准预测方面存在局限性。

影像组学通过从医学图像中高通量提取影像特征, 将视觉评估转化为客观数据, 捕捉人眼难以识别的肿瘤异质性信息, 而这些信息与肿瘤的生物学行为、治疗反应和预后密切相关^[3]。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术尤其是机器学习、深度学习的迅猛发展, 能够自动学习、提取图像特征, 为影像组学提供了更强大的工具, 推动模型向自动化、智能化和高精度方向演进, 显著提升了特征提取率和模型性能^[4]。AI 技术正成为乳腺癌精准诊疗研究的热点, 有望通过挖掘海量影像数据中的深层次信息, 全面赋能临床 workflow, 解决良恶性鉴别、肿瘤分期、分子亚型分析、治疗反应预测和预后评估等关键临床问题, 为乳腺癌精准诊疗提供支持^[5]。本文旨在综述其临床研究现状和进展。

1 AI 及影像组学技术概述

2012 年, Lambin 等^[3]提出并完善了影像组学的概念。影像组学是一种从传统影像图像中提取高通量特征的技术, 将医学图像转化为可挖掘的高维定量数据集, 然后通过数据分析, 挖掘与肿瘤分子分型、治疗疗效和临床预后等相关特征, 从而为肿瘤的精确诊断提供支持。其标准工作流程包括数据获取、图像分割、特征提取与筛选以及模型构建与验证, 最终建立临床预测工具。然而, 传统影像组学存在自动化和标准化程度低, 特征提取步骤烦琐、分类结果依赖特征选择等问题, 导致准确度不佳且泛化能力不足^[3,6]。

随着 AI 技术迅速发展, 深度学习在医学成像领域崭露头角。深度学习作为机器学习的一个分支, 通过构建多层次神经网络在医学成像领域广泛应用, 其中最常用的是卷积神经网络^[4]。与传统方法相比, 深度学习的优势在于: 无需人工干预即可从原始图像中提取深层特征, 减少主观偏差; 能捕捉复杂抽象模式和潜在语义信息; 可处理大规模、多模态数据; 模型准确度更高、高度通用, 并适合临床实时应用^[4,6]。将深度学习与影像组学结合, 可提高流程智能化程度, 改善特征提取和模型准确性, 具有显著临床应用价值^[4,6-7]。

2 AI 及影像组学在乳腺癌的临床研究现状

常用乳腺影像检查方法包括数字乳腺 X 线摄影、数字乳腺断层摄影、超声和 MRI 等, 在乳腺癌诊疗中发挥重要作用。面对海量且多样化的医学影像数据, AI 已成为自动量化影像数据, 助力乳腺癌早筛, 精准诊断和疗效、预后评估的利器^[8-9]。近年来, 国内外学者已将影像组学和 AI 应用于超声、X 线和 MRI 等乳腺癌临床研究, 主要聚焦于良恶性鉴别、分子亚型分析、腋窝淋巴结状态预测、新辅助治疗疗效评估及预测复发转移等方面^[10-13]。这些临床研究和应用正逐步突破传统诊疗中的四大瓶颈。

2.1 诊断标准化与效率提升: 乳腺肿瘤良恶性鉴别诊断与乳腺影像报告与数据系统 (breast imaging reporting and data system, BI-RADS) 分类 BI-RADS 已广泛应用于乳腺 X 线、超声及 MRI 等影像诊断^[14], 但其核心挑战在于主观性强, 分类和特征识别依赖医师经验, 在不同机构和医师间存在一致性差异。AI 和影像组学研究直接针对这一临床难点, 通过提供客观、量化的诊断依据, 实现诊断标准化。多项研究表明 AI 和影像组学在乳腺癌诊断、良恶性鉴别方面表现优异^[10-11]。

基于超声开发的 AI 系统可辅助 BI-RADS 分类、

病灶良恶性鉴别, 并优化超声诊断流程和提升诊断效能^[10,15]。基于灰阶超声联合对比增强超声等多模态超声图像建立的联合深度学习模型, 鉴别乳腺良恶性病变的准确度可与超声科专家相当^[16]。Mao 等^[11]基于乳腺 X 线摄影图像的研究显示, 结合机器学习算法的影像组学特征在乳腺 X 线摄影诊断中的表现优于经验丰富的放射科医师。基于数字乳腺断层摄影和对比增强乳腺摄影的相关研究亦显示深度学习影像组学在乳腺肿瘤良恶性鉴别及病灶分类中有较好的临床应用价值^[17-18]。基于 MRI 图像的 AI 和影像组学特征提取同样是识别恶性病变的强有力工具, 使用 AI 系统可提高放射科医师在乳腺 MRI 良恶性病变鉴别中的诊断性能^[19]。

在临床应用领域, AI 正从诊断辅助延伸至 workflow 重塑, 基于 AI 的 X 线、数字乳腺断层摄影筛查工具能够识别可疑病变, 在保持敏感性 with 放射科医师相当的同时, 显著减少工作量^[20-21], 可实现大规模筛查的效率和质量平衡。

2.2 无创分子表型刻画: 乳腺癌分子亚型预测 乳腺癌是高度异质性肿瘤, 根据 2013 年 St Gallen 共识, 乳腺癌可分为 Luminal A 型、Luminal B 型、人表皮生长因子受体 2 (human epidermal growth factor receptor-2, HER-2) 过表达型和三阴性等分子分型。由于单次单点穿刺活检难以准确评估肿瘤空间异质性, 影像组学提供了无创的分子表型预测路径。通过无创、可重复的方式提取动态对比增强 MRI (dynamic contrast-enhanced MRI, DCE-MRI)、乳腺 X 线摄影及超声等影像中的特征, 影像组学能够定量分析肿瘤异质性, 从而预测乳腺癌分子分型。

影像组学方法可挖掘 DCE-MRI 影像中肿瘤内部及瘤周影像的深部特征, 关联雌激素受体 (estrogen receptor, ER)、孕激素受体 (progesterone receptor, PR)、HER-2 及 Ki-67 等分子表达水平, 通过定量分析肿瘤异质性预测乳腺癌分子分型^[22-23]。基于 DCE-MRI 的影像组学特征评估乳腺癌受体状态和分子亚型的诊断准确度较高。Leithner 等^[22]基于 DCE-MRI 提取影像组学特征, 评估其对乳腺癌受体状态和分子分型的诊断性能, 显示在训练集中影像组学特征对分子亚型分类的准确度均超过 80%, 并在独立验证集中得到验证。Huang 等^[24]从 DCE-MRI 多期相图像中提取瘤内与瘤周特征, 建立并比较多个用于区分乳腺癌分子亚型的影像组学模型, 结果显示延迟期的瘤内与瘤周影像组学特征可为术前分子分型提供额外信息。

多项基于超声的研究亦显示, 结合深度学习的影像组学模型在预测乳腺癌分子亚型方面有较大潜力^[25-26]。

2.3 解决分期关键难点:腋窝淋巴结转移预测 腋窝淋巴结状态是乳腺癌的重要预后因素,准确的术前评估对制订治疗方案至关重要。传统影像学方法(如超声)仅具有中等诊断效能^[27],单独使用不足以为手术决策提供充分依据。影像组学提供了一种无创预测腋窝淋巴结状态的方法。深度学习可自动从图像中学习最具预测力的特征,通过挖掘影像深层信息,实现无创预测,已在临床应用中展现潜力。

Lee 等^[28]对基于 MRI 的深度学习算法预测乳腺癌患者腋窝淋巴结转移的诊断性能研究进行荟萃分析,显示其在预测乳腺癌腋窝淋巴结转移方面具有良好的诊断性能,可作为一种无创方法优化治疗决策。多模态影像融合模型可进一步提升预测模型的稳定性和精度。Tang 等^[29]开发的融合超声、DCE-MRI 及临床数据的深度学习模型,用于术前无创预测乳腺癌患者腋窝淋巴结转移概率,在内、外部验证集上分别获得最高曲线下面积(0.819 和 0.809),决策曲线证实其临床净获益最大。

2.4 动态治疗反应监测:新辅助治疗(neoadjuvant therapy, NAT)疗效评估及预测 NAT 是乳腺癌综合治疗的重要组成部分^[30]。治疗后是否达到病理学完全缓解是远期预后的有力预测因子^[31]。由于病理学完全缓解评估多需手术后进行,临床亟需早期、无创、动态的疗效预测工具。AI 影像组学模型通过捕捉肿瘤治疗过程中的功能性和结构性变化,实现了从静态诊断向动态监测的转变。

多项研究显示基于 MRI 的瘤内及瘤周影像组学模型可以有效预测乳腺癌 NAT 疗效,且不同分子亚型的疗效与不同组学特征相关^[12,32]。Liu 等^[12]联合 NAT 前多参数 MRI(传统 T2WI、扩散加权成像和 DCE-T1WI)及临床信息建立预测模型,在预测病理学完全缓解的效能上优于单一模型;若结合分子亚型,曲线下面积可进一步提升,在 Luminal 型及三阴性乳腺癌尤为显著。影像组学用于预测乳腺癌 NAT 疗效的研究,多注重治疗前的基线影像组学特征。随着深度学习影像组学方法在医学图像的广泛应用,基于 NAT 纵向时间 MRI 图像评估及预测乳腺癌 NAT 疗效取得了较好效果^[33-34]。曾乔等^[33]研究显示在传统影像模型的基础上,加入纵向变化的 Δ 影像组学得分,能改善对乳腺癌 NAT 后病理学完全缓解的预测能力。

3 AI 及影像组学在乳腺癌研究中的趋势和方向

AI 和影像组学在乳腺癌诊断、疗效评估、预后预测中具有巨大潜力。在 AI 快速发展的背景下,其在

乳腺癌的研究和应用中呈现以下趋势和方向。

3.1 多模态和多参数影像深度融合 未来的研究重点在于利用深度学习能力,实现多模态、多参数影像的深度融合,克服单一模态的局限性。将乳腺 X 线摄影、超声、MRI(DCE-MRI、T2WI、扩散加权成像等)甚至 PET/CT 等多种技术提供的互补信息进行智能整合,能够更全面地表征肿瘤的复杂生物学行为(如细胞密度、血管生成和坏死情况)。多参数、多模态融合模型通常比单一模态模型的预测准确度更高^[12,29]。

3.2 聚焦时空异质性的精细化解析 乳腺癌的高度异质性是导致治疗失败和复发的关键因素,包括肿瘤内部不同区域之间的空间异质性和治疗过程中分子表型相互转化的时间异质性。目前常用的全瘤体影像组学不能反映肿瘤的空间异质性,生境成像技术将肿瘤区域分割成包含相似特征体素的多个亚区域,以更精确地量化空间异质性,在乳腺癌分子亚型分析、NAT 疗效评估以及预后预测等方面展现出应用潜力^[35-36]。此外,对瘤周微环境的深入分析,能反映肿瘤与宿主免疫、炎症反应及血管生成微环境的复杂相互作用,是比单纯瘤内特征更强大的预后因素^[35]。同时,利用 AI 在治疗过程中动态分析影像变化,可以表征不同时期的生物学特征,通过比较治疗前后的影像组学特征纵向变化,反映治疗过程中肿瘤异质性的动态演变^[33-34]。这种动态分析有助于提高 NAT 疗效评估的准确性,指导临床医师动态调整治疗方案。

3.3 深度学习驱动下的多组学整合建模 未来的技术前沿将集中在利用 AI 深度学习构建多组学集成模型。这表明将影像组学特征、病理组学(基于数字病理切片)、基因组学数据以及临床信息进行无缝融合分析。深度学习模型擅长处理和整合这种大规模、高维且异构的数据集,能够实现从分子机制到宏观表型的全面关联,最终目标是构建能全面解析乳腺癌病程演进的诊断及预测系统,为临床决策提供更强支持。

4 挑战

4.1 数据与技术挑战 高质量、大规模的标注数据是训练深度学习模型的基础,但目前仍是主要瓶颈。更深层次的挑战在于数据异质性:由于不同医疗机构、不同扫描仪型号、采集协议等差异,导致图像质量和分布存在显著差异,直接影响了模型的泛化能力和可重复性^[5,8]。解决这一挑战的核心在于建立标准化基准和开源影像库,并推进多中心前瞻性验证,以确保模型在广泛人群中的适用性。

4.2 模型性能与可解释性 深度学习模型的“黑箱”

特性是阻碍其获得临床医师信任和广泛采纳的核心障碍。临床医师需要了解模型做出诊断或预测的依据。因此,可解释性 AI 是临床转化的必要先决条件。未来的研究需要超越单纯的可视化决策区域,提供与肿瘤生物学、分子病理学机制相吻合的解释,从而将 AI 转变为可信赖的“临床决策支持系统”。

4.3 临床与法规挑战 将新技术无缝嵌入现有临床工作流程并非易事,需要充分考虑工作流程重塑、医师接受度以及患者获益等因素。在监管层面,伦理和法规问题同样不容忽视,包括患者隐私、数据安全、算法责任认定以及医疗监管审批等一系列问题。特别是在算法决策可能影响生命健康的情况下,如何确保算法的公平性、透明性和可靠性至关重要。随着 AI 辅助诊断的成熟,其医疗责任归属也是一个尚未完全明确的法律问题^[5,8]。

5 未来展望

尽管面临挑战,AI 和影像组学在乳腺癌精准诊疗中的应用前景依然广阔。技术前沿正从单一模态向多模态融合、从静态诊断向时空异质性解析迈进,最终目标在于构建一个系统化、多组学的个体化管理平台。未来研究将整合影像组学、病理组学、基因组学及临床信息等多组学数据^[5,37],形成一个全面解析乳腺癌病程演进、发展和结局的诊断及预测系统,并进一步推进临床验证,加速实现真正的个体化管理,为乳腺癌的精准医疗开启新的篇章。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Bray F, Laversanne M, Sung H, et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2024, 74(3): 229-263. DOI: 10.3322/caac.21834.
- [2] Fumagalli C, Barberis M. Breast cancer heterogeneity[J]. Diagnostics (Basel), 2021, 11(9): 1555. DOI: 10.3390/diagnostics11091555.
- [3] 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. DOI: 10.1016/j.ejca.2011.11.036.
- [4] Choy G, Khalilzadeh O, Michalski M, et al. Current applications and future impact of machine learning in radiology[J]. Radiology, 2018, 288(2): 318-328. DOI: 10.1148/radiol.2018171820.
- [5] Zhang J, Wu J, Zhou XS, et al. Recent advancements in artificial intelligence for breast cancer: image augmentation, segmentation, diagnosis, and prognosis approaches[J]. Semin Cancer Biol, 2023, 96: 11-25. DOI: 10.1016/j.semcancer.2023.09.001.
- [6] Papanikolaou N, Matos C, Koh DM. How to develop a meaningful radiomic signature for clinical use in oncologic patients[J]. Cancer Imaging, 2020, 20(1): 33. DOI: 10.1186/s40644-020-00311-4.
- [7] Zheng X, Yao Z, Huang Y, et al. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 1236. DOI: 10.1038/s41467-020-15027-z.
- [8] Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, et al. Artificial intelligence in radiology[J]. Nat Rev Cancer, 2018, 18(8): 500-510. DOI: 10.1038/s41568-018-0016-5.
- [9] Nassif AB, Talib MA, Nasir Q, et al. Breast cancer detection using artificial intelligence techniques: a systematic literature review[J]. Artif Intell Med, 2022, 127: 102276. DOI: 10.1016/j.artmed.2022.102276.
- [10] Shen YQ, Shamout FE, Oliver JR, et al. Artificial intelligence system reduces false-positive findings in the interpretation of breast ultrasound exams[J]. Nat Commun, 2021, 12(1): 5645. DOI: 10.1038/s41467-021-26023-2.
- [11] Mao N, Yin P, Wang Q, et al. Added value of radiomics on mammography for breast cancer diagnosis: a feasibility study[J]. J Am Coll Radiol, 2019, 16(4 Pt A): 485-491. DOI: 10.1016/j.jacr.2018.09.041.
- [12] Liu Z, Li Z, Qu J, et al. Radiomics of multiparametric MRI for pretreatment prediction of pathologic complete response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer: a multicenter study[J]. Clin Cancer Res, 2019, 25(12): 3538-3547. DOI: 10.1158/1078-0432.CCR-18-3190.
- [13] 姜原, 马明明, 程元甲, 等. 基于乳腺癌动态增强 MRI 图像的影像组学特征预测腋窝淋巴结转移的可行性研究[J]. 中华放射学杂志, 2022, 56(6): 631-635. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20210810-00460.
- [14] D'Orsi CJ, Sickles EA, Mendelson EB, et al. ACR BI-RADS® Atlas, breast imaging reporting and data system[M]. Reston: American College of Radiology, 2013.
- [15] Qian XJ, 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. DOI: 10.1038/s41551-021-00711-2.
- [16] Wang Y, Xu Z, Tang L, et al. The clinical application of artificial intelligence assisted contrast-enhanced ultrasound on BI-RADS category 4 breast lesions[J]. Acad Radiol, 2023, 30(Suppl 2): S104-S113. DOI: 10.1016/j.acra.2023.03.005.
- [17] Shao Z, Cai Y, Hao Y, et al. AI-based strategies in breast mass ≤ 2 cm classification with mammography and tomosynthesis[J]. Breast, 2024, 78: 103805. DOI: 10.1016/j.breast.2024.103805.
- [18] Zheng T, Lin F, Li X, et al. Deep learning-enabled fully

- automated pipeline system for segmentation and classification of single-mass breast lesions using contrast-enhanced mammography: a prospective, multicentre study[J]. *Eclinical Medicine*, 2023, 58: 101913. DOI: 10.1016/j.eclinm.2023.101913.
- [19] Jiang Y, Edwards AV, Newstead GM. Artificial intelligence applied to breast MRI for improved diagnosis[J]. *Radiology*, 2021, 298(1): 38-46. DOI: 10.1148/radiol.2020200292.
- [20] Lauritzen AD, Rodríguez-Ruiz A, von Euler-Chelpin MC, et al. An artificial intelligence-based mammography screening protocol for breast cancer: outcome and radiologist workload[J]. *Radiology*, 2022, 304(1): 41-49. DOI: 10.1148/radiol.210948.
- [21] Shoshan Y, Bakalo R, Gilboa-Solomon F, et al. Artificial intelligence for reducing workload in breast cancer screening with digital breast tomosynthesis[J]. *Radiology*, 2022, 303(1): 69-77. DOI: 10.1148/radiol.211105.
- [22] Leithner D, Horvat JV, Marino MA, et al. Radiomic signatures with contrast-enhanced magnetic resonance imaging for the assessment of breast cancer receptor status and molecular subtypes: initial results[J]. *Breast Cancer Res*, 2019, 21(1): 106. DOI: 10.1186/s13058-019-1187-z.
- [23] 车树楠, 薛梅, 李静, 等. 基于 MRI 多期增强影像组学联合临床影像特征模型术前预测乳腺癌 Ki-67 表达状态[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(9): 967-975. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20211224-01137.
- [24] Huang G, Du S, Gao S, et al. Molecular subtypes of breast cancer identified by dynamically enhanced MRI radiomics: the delayed phase cannot be ignored[J]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1): 127. DOI: 10.1186/s13244-024-01713-9.
- [25] Xu M, Liu Y, Zeng S, et al. Development of an ultrasound-based radiomics nomogram for preoperative prediction of HER-2 status in invasive breast cancer[J]. *Acad Radiol*, 2025, 32(6): 3160-3169. DOI: 10.1016/j.acra.2024.12.059.
- [26] Huang Y, Yao Z, Li 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. DOI: 10.1016/j.ebiom.2023.104706.
- [27] Youk JH, Son EJ, Kim JA, 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. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2017.03.016.
- [28] Lee CF, Lin J, Huang YL, et al. Deep learning-based breast MRI for predicting axillary lymph node metastasis: a systematic review and meta-analysis[J]. *Cancer Imaging*, 2025, 25(1): 44. DOI: 10.1186/s40644-025-00863-3.
- [29] Tang X, Zhang H, Mao R, et al. Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in patients with breast cancer through multimodal deep learning based on ultrasound and magnetic resonance imaging images[J]. *Acad Radiol*, 2025, 32(1): 1-11. DOI: 10.1016/j.acra.2024.07.029.
- [30] 《中国乳腺癌新辅助治疗专家共识(2022 年版)》专家组. 中国乳腺癌新辅助治疗专家共识(2022 年版)[J]. *中国癌症杂志*, 2022, 32(1): 80-89. DOI: 10.19401/j.cnki.1007-3639.2022.01.011.
- [31] Cortazar P, Zhang L, 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.
- [32] Braman N, Prasanna P, Whitney J, et al. Association of peritumoral radiomics with tumor biology and pathologic response to preoperative targeted therapy for HER2 (ERBB2)-positive breast cancer[J]. *JAMA Netw Open*, 2019, 2(4): e192561. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.2561.
- [33] 曾乔, 柯梦梦, 钟林花, 等. 基于乳腺动态增强 MRI 的 delta 影像组学预测乳腺癌新辅助治疗后病理完全缓解的价值[J]. *中华放射学杂志*, 2023, 57(2): 157-165. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20220706-00581.
- [34] Zhou Z, Adrada BE, Candelaria RP, et al. Prediction of pathologic complete response to neoadjuvant systemic therapy in triple negative breast cancer using deep learning on multiparametric MRI[J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 1171. DOI: 10.1038/s41598-023-27518-2.
- [35] Gatenby RA, Grove O, Gillies RJ. Quantitative imaging in cancer evolution and ecology[J]. *Radiology*, 2013, 269(1): 8-15. DOI: 10.1148/radiol.13122697.
- [36] Kazerouni AS, Hormuth DA 2nd, Davis T, et al. Quantifying tumor heterogeneity via MRI habitats to characterize microenvironmental alterations in HER2+ breast cancer[J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(7): 1837. DOI: 10.3390/cancers14071837.
- [37] Langlotz CP. The future of AI and informatics in radiology: 10 Predictions[J]. *Radiology*, 2023, 309(1): e231114. DOI: 10.1148/radiol.231114.

【收稿日期】2025-10-15 【修回日期】2025-10-18

(本文编辑 冯婧)