

多参数MRI影像组学术前预测乳腺癌HER-2表达状态的研究进展

关红菲, 陈伟彬*

华北理工大学附属医院医学影像中心, 河北 唐山

收稿日期: 2025年12月9日; 录用日期: 2026年1月2日; 发布日期: 2026年1月13日

摘要

乳腺癌作为全球女性发病率最高的恶性肿瘤, 其精准诊疗对改善患者预后至关重要。人表皮生长因子受体2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor-2, HER-2)表达状态是乳腺癌精准治疗方案选择的核心依据, 传统检测依赖术后病理活检, 存在有创性、取样误差及时间滞后等局限。多参数磁共振成像 (Multiparametric Magnetic Resonance Imaging, mp-MRI)凭借多序列成像优势, 可捕获肿瘤微观病理特征; 影像组学技术则能将影像视觉信息转化为高通量量化特征, 结合机器学习与深度学习算法, 实现肿瘤生物学特征的无创性评估, 为术前无创预测HER-2表达提供新路径。本文系统梳理2018~2025年mp-MRI影像组学在乳腺癌HER-2表达预测中的研究进展, 从技术流程、序列选择、模型性能、临床价值等方面展开分析, 指出当前研究存在的样本量局限、特征重复性不足、临床转化滞后等问题, 并提出未来优化方向, 为该技术的临床应用与研究深化提供参考。

关键词

乳腺癌, HER-2, 多参数磁共振成像, 影像组学, 深度学习, 术前预测

Research Progress in Preoperative Prediction of Breast Cancer HER-2 Expression Status Using Multiparametric MRI-Based Radiomics

Hongfei Guan, Weibin Chen*

Medical Imaging Center, North China University of Science and Technology Affiliated Hospital, Tangshan Hebei

Received: December 9, 2025; accepted: January 2, 2026; published: January 13, 2026

*通讯作者。

文章引用: 关红菲, 陈伟彬. 多参数MRI影像组学术前预测乳腺癌HER-2表达状态的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(1): 1191-1199. DOI: 10.12677/acm.2026.161154

Abstract

Breast cancer, as the malignant tumor with the highest incidence rate among women globally, its precise diagnosis and treatment are crucial for improving patient prognosis. The expression status of human epidermal growth factor receptor 2 (HER-2) is the core basis for selecting precise treatment options for breast cancer. Traditional detection relies on postoperative pathological biopsy, which has limitations such as invasiveness, sampling error, and time lag. Multi-parametric magnetic resonance imaging (mp-MRI), leveraging the advantages of multi-sequence imaging, can capture the microscopic pathological characteristics of tumors. Imaging omics technology can convert visual imaging information into high-throughput quantitative features. Combined with machine learning and deep learning algorithms, it enables noninvasive assessment of tumor biological characteristics, providing a new approach for preoperative noninvasive prediction of HER-2 expression. This article systematically reviews the research progress of mp-MRI radiomics in predicting HER-2 expression in breast cancer from 2018 to 2024. It analyzes the research from the perspectives of technical process, sequence selection, model performance, and clinical value. It points out the current issues in research, such as limited sample size, insufficient feature reproducibility, and lagging clinical translation. Furthermore, it proposes directions for future optimization, providing a reference for the clinical application and further research of this technology.

Keywords

Breast Cancer, Human Epidermal Growth Factor Receptor-2 (Her-2), Multi-Parametric Magnetic Resonance Imaging, Radiomics, Deep Learning, Preoperative Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

乳腺癌是一种起源于乳腺导管上皮或腺泡上皮的恶性肿瘤,是全球女性中最常见的恶性肿瘤之一[1],其核心特征是乳腺组织中的细胞发生异常增殖且具有侵袭性,可破坏周围正常组织,并可能通过血液、淋巴系统转移至身体其他部位(如肺、肝、骨等),严重威胁患者生命健康。近年来乳腺癌发病率逐年上升,已成为严重威胁女性健康的主要疾病。根据2021年世界卫生组织国际癌症研究机构统计,女性乳腺癌已超过肺癌成为全球新发恶性肿瘤病例数最高的疾病[2],它在我国的发病率位于女性恶性肿瘤的首位[3]。其中HER-2阳性乳腺癌占比约15%~20%,其过表达与乳腺癌预后不良密切相关[4]。HER-2阳性乳腺癌具有增殖快、侵袭性强、预后差的特点,近年来,抗体-药物偶联物(Antibody-drug Conjugate, ADC)在肿瘤治疗方面取得了突破性进展,如针对HER-2的ADC药物恩美曲妥珠单抗(Trastuzumab Emtansine, T-DM1)及德曲妥珠单抗(Trastuzumab Deruxtecan, T-DXd),在乳腺癌治疗中具有巨大发展潜力,使HER-2过表达甚至低表达的乳腺癌患者从中受益[5]。因此,术前准确判断HER-2表达状态,对制定“术前新辅助治疗-术后辅助治疗”的全程方案至关重要。

传统HER-2检测依赖手术或穿刺活检获取组织样本,存在以下局限:①此为有创性操作,且不适用于无法耐受穿刺的患者;②穿刺样本存在“取样偏差”,难以反映肿瘤异质性;③检测结果需术后获取,无法指导术前新辅助治疗方案的及时调整[6]。mp-MRI作为乳腺癌术前评估的首选影像技术,可通过T2加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)、动态对比增强磁共振成像(Dynamic Contrast-Enhanced

Magnetic Resonance Imaging, DCE-MRI)、弥散加权成像(Diffusion-Weighted Imaging, DWI)、表观扩散系数(Apparent Diffusion Coefficient, ADC)等序列分别反映肿瘤组织水肿、血流灌注、水分子扩散等病理特征,而影像组学通过对影像进行分割、特征提取与建模,能挖掘肉眼无法识别的量化信息,实现“影像-病理”特征的关联映射。此外深度学习技术近年来在医学影像分析中的应用取得突破性进展,其能够自动提取影像深层特征,克服传统机器学习依赖人工设计特征的局限性,进一步提升预测模型的性能[7]。因此,探索 mp-MRI 影像组学对 HER-2 表达的预测价值,是解决术前无创评估难题的关键方向。

本文首先介绍 mp-MRI 影像组学预测 HER-2 表达的技术基础;其次分析不同 mp-MRI 序列的特征贡献与模型性能差异;再总结现有研究的临床应用探索;最后指出研究缺口并提出未来方向,形成“技术-成果-应用-展望”的完整论述链。

2. mp-MRI 影像组学预测 HER-2 表达的技术流程介绍

多参数磁共振成像本身就能提供卓越的软组织对比度,外加动态增强序列及扩散加权成像可全面刻画肿瘤的解剖结构和功能状态。影像组学技术正是基于这些高质量的影像,通过高通量计算,从勾画的肿瘤区域中提取出数百个乃至上千个定量特征,这些特征深度编码了肿瘤的纹理、形状、强度以及小波变换下的隐匿规律,其中许多信息是人眼无法直接辨识的。多参数磁共振影像组学在术前预测乳腺癌 HER-2 表达状态,是近年来乳腺癌精准诊疗领域的一个重要研究方向,其工作流程通常包括影像采集与预处理、肿瘤分割、特征提取、特征筛选、模型构建与验证 5 个环节,各环节的标准化程度直接影响预测结果的可靠性[8]。

3. 不同 mp-MRI 序列在 HER-2 表达预测中的价值分析

mp-MRI 各序列反映的肿瘤病理特征不同,其对 HER-2 表达的预测贡献存在差异,现有研究主要围绕 DCE-MRI、DWI、ADC、T2WI 及多序列联合展开。

3.1. 单一序列的预测价值

3.1.1. DCE-MRI 序列

DCE-MRI 通过动态监测对比剂在肿瘤内的灌注与流出,反映肿瘤血管生成情况,而 HER-2 阳性乳腺癌因 HER-2 信号通路激活,血管内皮生长因子(VEGF)表达升高,导致血管密度增加、通透性增强[9]。基于 DCE-MRI 的影像组学特征中,血流动力学参数(如容积转运常数 K_{trans} 、速率常数 kep)与纹理特征(如灰度共生矩阵的相关性、熵)是预测 HER-2 的关键指标[10]。

2024 年 YIN L 等[11]对 118 乳腺癌患者的 DCE-MRI 数据进行分析,从每例动态增强 MRI (DCE-MRI) 病例中提取放射组学特征,采用逻辑回归(LR)评估模型区分 HER2 低表达与 HER2 阴性患者的效能,影像组学模型表现优异,训练集和测试集的曲线下面积(AUC)值分别为 0.875 和 0.845,显著优于临床模型(AUC 值分别为 0.691 和 0.672)。2025 年 Haodong G 等[12]的多中心研究进一步证实,DCE-MRI 的 K_{trans} 相关特征对 HER-2 阳性肿瘤的识别准确率较高,且在不同设备间的重复性良好($ICC = 0.78$)。但也存在不足,如对比剂过敏患者无法使用,且对早期乳腺小肿瘤的灌注特征捕捉不够灵敏[13]。

3.1.2. DWI 与 ADC 序列

DWI 通过检测水分子扩散运动,反映肿瘤细胞密度与细胞膜完整性,HER-2 阳性肿瘤因细胞增殖快、胞质致密,水分子扩散受限更明显,ADC 值更低[14]。基于 DWI 的影像组学特征中,ADC 图的一阶特征与二阶纹理特征对 HER-2 表达的预测价值显著[15]。2024 年 Jing Zhou 等[16]的研究指出结合多区域(肿瘤内部及周围)纹理特征,DWI/ADC 图的一级特征(如最小值、均值)与二阶纹理特征(GLCM、GLRLM

等)共同构建的模型, AUC 可提升至 0.80 以上, 灵敏度、特异度均超过 75%; 2020 年 Leithner D 等[15]的研究进一步指出, 在对 DWI/ADC 图像提取的特征中, 高阶小波(wavelet)特征能够更好地捕捉肿瘤微观结构的异质性。与仅使用一阶统计特征(如均值、最小值等)相比, 加入小波特征后用于预测 HER-2 阳性的模型 AUC 明显提升(单纯一阶特征 AUC $\approx$ 0.70, 加入小波特征后 AUC 提升至约 0.85), 并在多中心验证中保持较高的稳健性。DWI 的优势在于无需对比剂, 适用于对比剂过敏或肾功能不全患者, 但对肿瘤纤维化区域的鉴别能力较弱, 可能导致假阴性[17]。

3.1.3. T2WI 序列

T2WI 主要反映肿瘤组织水分含量与胶原纤维分布, HER-2 阳性乳腺肿瘤通常伴随肿瘤坏死、水肿, T2WI 上呈现更高信号强度[18]。此外, 针对 HER-2 阳性患者的影像学分析也显示, T2 信号强度升高(高信号)与肿瘤坏死、周围水肿以及更高的组织学分级相关, 是 HER-2 阳性乳腺癌的一个显著特征[19][20]。

3.2. 多参数联合的预测优势

单一或有限的成像序列, 未能充分利用磁共振多参数的优势进行综合分析, 这可能限制了特征的全面提取和信息的丰富程度, 多参数联合通过整合不同参数及病理维度的信息, 可显著提升乳腺癌 HER-2 预测性能, 是当前研究的主流方向。2024 年尚怡研[21]发表文章显示, 在预测 HER-2 表达状态性能时, 仅使用 DCE-MRI 或仅使用 DWI 的模型测试集 AUC 分别约为 0.754 与 0.775; 而将 DCE-MRI 与 DWI 结合后, 模型测试集 AUC 提升至 0.843, 显著高于任一单序列的表现; 有研究表明进一步加入 T2WI 序列, 模型 AUC 可进一步提升, 且其特异度也得到提高[22]。

多序列联合的优势体现在特征互补: DCE-MRI 反映血管生成, DWI 反映细胞密度, T2WI 反映组织坏死, 三者结合可全面覆盖乳腺 HER-2 阳性肿瘤的病理特征[22]。

3.3. 深度学习模型的预测优势

传统影像组学依赖人工设计特征(如纹理、形状), 难以捕捉影像中细微、抽象的关联信息, 而深度学习模型可直接从原始影像中提取特征, 避免了人工设计特征的主观性和局限性, 减少因特征选择不当导致的预测误差[23]。深度学习在乳腺癌 HER-2 表达预测中, 核心优势是能自动挖掘影像中隐藏的复杂特征, 突破传统方法的局限, 实现更精准、高效的辅助诊断。在大样本数据集上, 深度学习模型(如卷积神经网络 CNN、Transformer)可通过不断迭代优化, 降低过拟合风险, 对不同中心、不同设备采集的影像也能保持较好的预测性能, 泛化能力优于传统机器模型。2022 年 Xu Z 等[24]提出的基于 DenseNet 的深度学习模型在 HER-2 状态预测上的表现, 显示深度学习模型在训练集和验证集的 AUC 分别为 0.87 与 0.84, 显著高于传统放射组学模型(AUC $\approx$ 0.78/0.74)和临床模型(AUC $\approx$ 0.55/0.51), 验证了深度学习在 HER-2 预测中具有更优的判别能力。

4. 临床应用探索与实践挑战

4.1. 临床应用场景

mp-MRI 影像组学预测 HER-2 表达的临床价值主要体现在以下场景:

4.1.1. 术前新辅助治疗方案指导

对于局部晚期乳腺癌患者, 术前新辅助治疗可缩小肿瘤体积、提高手术切除率。HER-2 阳性患者需接受抗 HER-2 靶向联合化疗, 而 HER-2 阴性患者靶向治疗效果不佳[25]。2020 年 Bitencourt AGV 等[26]的研究显示, 基于 mp-MRI (包括 DCE-MRI、DWI 与 T2WI)影像组学预测 HER-2 表达状态与新辅助治疗

的病理完全缓解(pCR), 预测的治疗响应率($\approx 68\%$)与病理确认的 HER-2 阳性患者的实际响应率无显著差异, 表明在无法进行穿刺活检的患者中, mp-MRI 影像组学可提供可靠的治疗决策依据。

4.1.2. 肿瘤异质性评估

HER-2 表达在肿瘤内部可能存在异质性(如部分区域阳性、部分阴性), 传统穿刺活检难以全面捕捉, 而 mp-MRI 影像组学可通过全肿瘤体积特征提取, 反映肿瘤整体异质性[27]。2022 年 XU A 等[28]研究发现, 衡量体积分布不均匀性的特征数值越高, 说明肿瘤内部体积分布越不均匀, 即肿瘤异质性更强。该特征在 HER-2 阳性组中显著升高, 表明特征的变异度(标准差)与 HER-2 表达差异呈正相关, 为靶向治疗剂量调整提供参考。

4.1.3. 基于 MRI 的深度学习评估乳腺癌疗效监测

抗 HER-2 靶向治疗过程中, HER-2 表达状态可能发生动态变化, mp-MRI 影像组学可实时监测这种变化。Adoui 等[29]利用首次新辅助化疗(Initial Neoadjuvant Chemotherapy, NAC)前后采集的 MRI 图像并提出和开发的卷积神经网络(CNN)模型也能够以相当高的准确度对病理完全缓解和非病理完全缓解患者进行分类。通过构建不同的模型对影响乳腺癌 NAC 疗效评估的 MRI 图像的独立因素间相关性进行分析, 预测患者 NAC 后残余肿瘤负荷和无病生存率等。深度学习可早期预测 MRI 上视觉检查不足以预测的 NAC 反应, 与影像组学相比, 深度学习直接从 MRI 图像进行特征提取和特征分类, 消除了对图像预处理的依赖性。

4.2. 实践挑战

尽管现有研究取得进展, mp-MRI 影像组学在临床转化中仍面临挑战:

4.2.1. 样本量与多中心验证不足

多数研究为单中心小样本(样本量 < 150 例), 且缺乏外部多中心验证, 导致模型泛化能力弱[30]。2025 年 Wong C [31]等研究指出, 之前的乳腺癌 HER-2 预测研究大多受限于样本量小、单机构或仅两家中心的数据, 很少达到三中心以上的规模, 且不同中心的磁共振设备、扫描参数差异可能导致特征偏差。

4.2.2. 特征重复性与标准化问题

多参数 MRI 序列采集缺乏统一标准, 不同场强或厂商设备导致图像存在差异性, 这些对影像组学特征的重复性影响较大。2023 年 Teng X 等[32]对 HER-2 预测研究的特征重复性进行验证, 发现仅少数特征在不同设备间 ICC > 0.7 , 且手动分割与自动(半自动)分割的特征差异率较大[33], 严重影响模型可靠性。目前缺乏统一的 mp-MRI 影像组学标准化流程, 是制约临床应用的核心瓶颈。

4.2.3. 临床接受度与成本问题

现有研究多为回顾性, 前瞻性研究极少, 且缺乏随机对照试验验证临床获益。现阶段未形成临床应用指南, 医师缺乏标准化的使用流程与结果解读依据[34]。此外, 影像组学分析需要的高场强 MRI 设备及影像组学专业分析软件成本高昂, 并且还需要高级别技术人员支持, 基层医疗机构难以负担。政策方面, 缺乏针对影像组学诊断模型的审批细则、数据共享的伦理与隐私保护机制不完善。

5. 未来优化方向

5.1. 技术标准化

IBSI (Image Biomarker Standardisation Initiative) [35]等国际倡议正努力规范图像采集、预处理和特征提取流程的标准化:

① 图像采集层面: IBSI 虽未直接制定强制采集规范, 但明确要求研究 CT 的层厚、管电压, MRI 的 TR/TE 等关键参数, 并提出 CT 层厚 $\leq 3\text{ mm}$ 、MRI 特定序列 b 值统一等建议。这为多中心研究统一扫描协议提供了参照, 减少了设备硬件和参数差异带来的特征波动。

② 图像预处理层面: 针对归一化、重采样等算法无共识的问题, IBSI 构建了重采样→重分割→离散化的标准流程, 强调图像与感兴趣区需用相同插值方法重采样, 并明确离散化参数需详细标注。并且还通过数字体模完成小波等 8 类卷积滤波器的技术验证, 解决了滤波预处理中特征难复现的问题。

③ 特征提取层面: 面对不同算法库计算差异, IBSI 确立多个常用特征的稳定参考值, 后续又通过多团队协作建立多个滤波后特征的参考值。同时推出在线工具, 可校验 PyRadiomics 等主流工具的计算结果是否合规。

不过 IBSI 并非完美, 它未解决采集端设备固有硬件差异, 且部分高阶纹理特征的标准化仍待完善。但它搭建的标准化框架已嵌入主流软件, 为影像组学跨中心研究和临床转化筑牢了基础。

5.2. 模型优化: 提升性能与可解释性

① 融合多模态数据(如 mp-MRI + 超声、mp-MRI + PET-CT), 整合影像信息与分子代谢特征, 进一步提升预测精度。例如, PET-CT 的 SUV 值可反映肿瘤增殖活性, 与 HER-2 表达存在相关性[36]; ② 引入可解释性人工智能(XAI)技术, 如 SHAP (SHapley Additive ExPlanations)值、LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), 通过热力图直观展示影响模型决策的关键影像区域(如肿瘤边缘的强化特征、ADC 图的低信号区), 增强医师对模型结果的信任度[37]。

5.3. 临床转化推进: 从研究到实践

① 制定临床应用指南, 明确模型适用人群(如穿刺禁忌患者、局部晚期患者)、结果解读标准(如 $\text{AUC} \geq 0.85$ 时可作为治疗决策参考)、质量控制要求(如影像设备校准频率); ② 降低技术应用成本, 开发轻量化影像组学分析软件, 集成于临床 PACS 系统, 实现“影像获取-特征提取-结果输出”的一键式操作, 减少对专业技术人员的依赖, 并降低单次分析成本, 推动技术下沉基层。政策层面应加快制定模型审批规范, 完善数据共享的伦理与法律框架。

5.4. 跨学科协作: 打破领域壁垒

mp-MRI 影像组学预测 HER-2 表达需放射科、病理科、乳腺外科、肿瘤内科、生物医学工程科的深度协作: ① 放射科负责标准化影像获取与质量控制; ② 病理科提供精准的 HER-2 病理结果作为金标准, 建立“影像-病理”对照数据库; ③ 乳腺外科与肿瘤内科提出临床需求(如术前决策、疗效监测), 指导研究方向; ④ 生物医学工程科负责模型算法优化与软件开发。

6. 结语与展望

mp-MRI 影像组学作为术前无创预测乳腺癌 HER-2 表达的创新技术, 历经多年发展已取得显著进展, 在技术流程优化、多序列联合应用、临床场景探索等方面积累了丰富的研究成果。通过量化 mp-MRI 的微观病理特征, 为术前无创预测乳腺癌 HER-2 表达状态提供了创新技术路径, 在术前新辅助治疗指导、肿瘤异质性评估、疗效监测等场景中展现出重要临床价值。

然而, 该技术仍面临三大核心挑战: 一是样本量与多中心验证不足, 模型泛化能力受限; 二是特征重复性与标准化缺失, 制约结果可比性; 三是临床接受度低与成本高, 阻碍技术推广。未来需通过多中心协作建立标准化流程、引入 XAI 技术提升模型可解释性、开展前瞻性临床试验验证临床获益, 同时加强跨学科协作, 推动技术从实验室研究向临床常规应用转化, mp-MRI 影像组学有望成为乳腺癌 HER-2

表达术前评估的重要补充手段, 尤其为穿刺禁忌、肿瘤异质性显著的患者提供更安全、更全面的治疗决策依据。未来, mp-MRI 影像组学还可能拓展至其他肿瘤分子靶点(如 EGFR、PD-L)的预测, 为精准肿瘤学的发展提供核心技术支撑。最终实现以患者为中心的精准医疗目标。

参考文献

- [1] 张继文, 贾红燕. 影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展[J]. 临床放射学杂志, 2023, 42(3): 519-523.
- [2] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., *et al.* (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [3] 张雪, 董晓平, 管雅喆, 等. 女性乳腺癌流行病学趋势及危险因素研究进展[J]. 肿瘤防治研究, 2021, 48(1): 87-92.
- [4] Gradishar, W.J., Moran, M.S., Abraham, J., Abramson, V., Aft, R., Agnese, D., *et al.* (2024) Breast Cancer, Version 3.2024, NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, **22**, 331-357. <https://doi.org/10.6004/jnccn.2024.0035>
- [5] Schlam, I., Tolaney, S.M. and Tarantino, P. (2023) How I Treat Her2-Low Advanced Breast Cancer. *The Breast*, **67**, 116-123. <https://doi.org/10.1016/j.breast.2023.01.005>
- [6] Chinese Expert Consensus on Next Generation Sequencing Diagnosis for Non-Small Cell Lung Cancer (2020 Edition). *Chinese Journal of Lung Cancer*, **23**, 741-761.
- [7] Chen, X., Wang, X., Zhang, K., Fung, K., Thai, T.C., Moore, K., *et al.* (2022) Recent Advances and Clinical Applications of Deep Learning in Medical Image Analysis. *Medical Image Analysis*, **79**, Article 102444. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102444>
- [8] Aerts, H.J.W.L., Velazquez, E.R., Leijenaar, R.T.H., Parmar, C., Grossmann, P., Carvalho, S., *et al.* (2014) Correction: Corrigendum: Decoding Tumour Phenotype by Noninvasive Imaging Using a Quantitative Radiomics Approach. *Nature Communications*, **5**, Article No. 4006. <https://doi.org/10.1038/ncomms5644>
- [9] Yang, G., Yang, J., Xu, H., Zhang, Q., Qi, Y. and Zhang, A. (2020) Relationship between Histogram Metrics of Pharmacokinetic Parameters of DCE-MRI and Histological Phenotype in Breast Cancer. *Translational Cancer Research*, **9**, 30-41. <https://doi.org/10.21037/tcr.2019.11.10>
- [10] Wang, Q., Zheng, N., Yu, Q. and Shao, S. (2025) Multimodal Imaging and Advanced Quantitative Techniques for HER-2 Status Prediction in Breast Cancer. *Discover Oncology*, **16**, Article No. 1820. <https://doi.org/10.1007/s12672-025-03627-4>
- [11] Yin, L., Zhang, Y., Wei, X., Shaibu, Z., Xiang, L., Wu, T., *et al.* (2024) Preliminary Study on DCE-MRI Radiomics Analysis for Differentiation of HER2-Low and HER2-Zero Breast Cancer. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article 1385352. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1385352>
- [12] Guo, H.D., Zhu, J.G., Pylypenko, D., Dou, W.Q., *et al.* (2025) Ultrafast Dynamic Contrast-Enhanced Breast MRI with Quantitative Perfusion Parameters in Differentiating Breast Cancer: A Study Focusing on Triple-Negative and HER2 Positive Breast Cancer. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article 1457918. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1457918>
- [13] Frankhouser, D.E., Dietze, E., Mahabal, A. and Seewaldt, V.L. (2021) Vascularity and Dynamic Contrast-Enhanced Breast Magnetic Resonance Imaging. *Frontiers in Radiology*, **1**, Article 735567. <https://doi.org/10.3389/fradi.2021.735567>
- [14] Liu, F., Wang, M. and Li, H. (2018) Role of Perfusion Parameters on DCE-MRI and ADC Values on DWMRI for Invasive Ductal Carcinoma at 3.0 Tesla. *World Journal of Surgical Oncology*, **16**, Article No. 239. <https://doi.org/10.1186/s12957-018-1538-8>
- [15] Leithner, D., Bernard-Davila, B., Martinez, D.F., Horvat, J.V., Jochelson, M.S., Marino, M.A., *et al.* (2020) Radiomic Signatures Derived from Diffusion-Weighted Imaging for the Assessment of Breast Cancer Receptor Status and Molecular Subtypes. *Molecular Imaging and Biology*, **22**, 453-461. <https://doi.org/10.1007/s11307-019-01383-w>
- [16] Zhou, J., Yu, X., Wu, Q., Wu, Y., Fu, C., Wang, Y., *et al.* (2024) Radiomics Analysis of Intratumoral and Different Peritumoral Regions from Multiparametric MRI for Evaluating HER2 Status of Breast Cancer: A Comparative Study. *Heliyon*, **10**, e28722. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28722>
- [17] Montemezzi, S., Cardano, G., Storer, S., Cardobi, N., Cavedon, C. and Camera, L. (2021) MRI-Guided Breast Biopsy Based on Diffusion-Weighted Imaging: A Feasibility Study. *European Radiology*, **31**, 2645-2656. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07396-2>
- [18] Igarashi, T. (2024) Editorial Comment: What Is the Utility of T2 Signal Intensity in Patients with HER2-Positive Breast

- Cancer? *American Journal of Roentgenology*, **222**, e30785. <https://doi.org/10.2214/ajr.23.30785>
- [19] Galati, F., Rizzo, V., Moffa, G., Caramanico, C., Kripa, E., Cerbelli, B., *et al.* (2022) Radiologic-Pathologic Correlation in Breast Cancer: Do MRI Biomarkers Correlate with Pathologic Features and Molecular Subtypes? *European Radiology Experimental*, **6**, Article No. 39. <https://doi.org/10.1186/s41747-022-00289-7>
 - [20] Jirarayapong, J., Portnow, L.H., Chikarmane, S.A., Lan, Z. and Gombos, E.C. (2024) High Peritumoral and Intratumoral T2 Signal Intensity in HER2-Positive Breast Cancers on Preneoadjuvant Breast MRI: Assessment of Associations with Histopathologic Characteristics. *American Journal of Roentgenology*, **222**, 1-11. <https://doi.org/10.2214/ajr.23.30280>
 - [21] 尚怡研, 王赞霞, 郭亚欣, 等. 多参数 MRI 影像组学术前预测乳腺癌 HER-2 低表达的临床研究[J]. 临床放射学杂志, 2024, 43(8): 1286-1291.
 - [22] Zhang, L., Zhu, G., Wang, K., Zhang, T., Lu, L. and Zhao, X. (2025) Morphological Assessment of Breast Lesions with Type 2 Dynamic Curves Using DWI and T2WI Based on Breast Imaging Reporting and Data System Lexicon Descriptors. *The Breast Journal*, **2025**, Article 9957678. <https://doi.org/10.1155/tbj/9957678>
 - [23] Hosny, A., Aerts, H.J. and Mak, R.H. (2019) Handcrafted versus Deep Learning Radiomics for Prediction of Cancer Therapy Response. *The Lancet Digital Health*, **1**, e106-e107. [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(19\)30062-7](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(19)30062-7)
 - [24] Xu, Z., Yang, Q., Li, M., Gu, J., Du, C., Chen, Y., *et al.* (2022) Predicting HER2 Status in Breast Cancer on Ultrasound Images Using Deep Learning Method. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 829041. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.829041>
 - [25] Ferrando-Díez, A., Felip, E., Pous, A., Bergamino Sirven, M. and Margelí, M. (2022) Targeted Therapeutic Options and Future Perspectives for HER2-Positive Breast Cancer. *Cancers*, **14**, Article No. 3305. <https://doi.org/10.3390/cancers14143305>
 - [26] Bitencourt, A.G.V., Gibbs, P., Rossi Saccarelli, C., Daimiel, I., Lo Gullo, R., Fox, M.J., *et al.* (2020) MRI-Based Machine Learning Radiomics Can Predict HER2 Expression Level and Pathologic Response after Neoadjuvant Therapy in HER2 Overexpressing Breast Cancer. *EBioMedicine*, **61**, Article 103042. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2020.103042>
 - [27] Girot, C., Volk, A., Walczak, C., Lassau, N. and Pitre-Champagnat, S. (2021) New Method for Quantification of Intratumoral Heterogeneity: A Feasibility Study on Ktrans Maps from Preclinical DCE-MRI. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, **34**, 845-857. <https://doi.org/10.1007/s10334-021-00930-3>
 - [28] Xu, A., Chu, X., Zhang, S., Zheng, J., Shi, D., Lv, S., *et al.* (2022) Development and Validation of a Clinikoradiomic Nomogram to Assess the HER2 Status of Patients with Invasive Ductal Carcinoma. *BMC Cancer*, **22**, Article No. 872. <https://doi.org/10.1186/s12885-022-09967-6>
 - [29] El-Adoui, M., Drisis, S. and Benjelloun, M. (2020) Multi-Input Deep Learning Architecture for Predicting Breast Tumor Response to Chemotherapy Using Quantitative MR Images. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **15**, 1491-1500. <https://doi.org/10.1007/s11548-020-02209-9>
 - [30] Li, J., Zhou, Z., Dong, J., Fu, Y., Li, Y., Luan, Z., *et al.* (2021) Predicting Breast Cancer 5-Year Survival Using Machine Learning: A Systematic Review. *PLOS ONE*, **16**, e0250370. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0250370>
 - [31] Wong, C., Yang, Q., Liang, Y., Wei, Z., Dai, Y., Xu, Z., *et al.* (2025) AI-Driven MRI Biomarker for Triple-Class HER2 Expression Classification in Breast Cancer: A Large-Scale Multicenter Study. *Breast Cancer Research*, **27**, Article No. 166. <https://doi.org/10.1186/s13058-025-02118-2>
 - [32] Teng, X., Zhang, J., Zhang, X., Fan, X., Zhou, T., Huang, Y., *et al.* (2023) Noninvasive Imaging Signatures of HER2 and HR Using ADC in Invasive Breast Cancer: Repeatability, Reproducibility, and Association with Pathological Complete Response to Neoadjuvant Chemotherapy. *Breast Cancer Research*, **25**, Article No. 77. <https://doi.org/10.1186/s13058-023-01674-9>
 - [33] Hatamikia, S., George, G., Schwarzhans, F., Mahbod, A. and Woitek, R. (2024) Breast MRI Radiomics and Machine Learning-Based Predictions of Response to Neoadjuvant Chemotherapy—How Are They Affected by Variations in Tumor Delineation? *Computational and Structural Biotechnology Journal*, **23**, 52-63. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2023.11.016>
 - [34] Kovačević, L., Štajduhar, A., Stemberger, K., Korša, L., Marušić, Z. and Prutki, M. (2023) Breast Cancer Surrogate Subtype Classification Using Pretreatment Multi-Phase Dynamic Contrast-Enhanced Magnetic Resonance Imaging Radiomics: A Retrospective Single-Center Study. *Journal of Personalized Medicine*, **13**, Article 1150. <https://doi.org/10.3390/jpm13071150>
 - [35] Zwanenburg, A., Vallières, M., Abdalah, M.A., Aerts, H.J.W.L., Andrearczyk, V., Apte, A., *et al.* (2020) The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-Based Phenotyping. *Radiology*, **295**, 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
 - [36] Chen, Y., Wang, Z., Yin, G., Sui, C., Liu, Z., Li, X., *et al.* (2022) Prediction of HER2 Expression in Breast Cancer by Combining PET/CT Radiomic Analysis and Machine Learning. *Annals of Nuclear Medicine*, **36**, 172-182. <https://doi.org/10.1007/s12149-021-01688-3>

-
- [37] Chen, Y., Chen, S., Tang, W., Kong, Q., Zhong, Z., Yu, X., *et al.* (2025) Multiparametric MRI Radiomics with Machine Learning for Differentiating HER2-Zero, -Low, and -Positive Breast Cancer: Model Development, Testing, and Interpretability Analysis. *American Journal of Roentgenology*, **224**, 1-17. <https://doi.org/10.2214/ajr.24.31717>