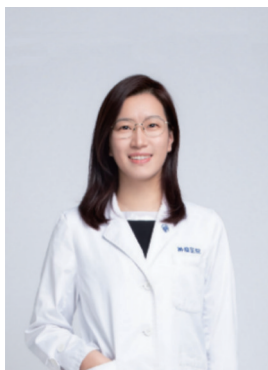


· 专家述评 ·



尤 超，医学博士，主任医师，博士研究生导师，复旦大学附属肿瘤医院放射诊断科行政副主任。长期从事乳腺肿瘤影像学诊断，任中华医学会放射学分会乳腺学组委员、上海市医师协会放射医师分会青年委员会副会长、上海市抗癌协会乳腺癌专业委员会常务委员等。主持国家自然科学基金项目3项及多项省部级科研课题，以第一作者或通信作者在SCI收录期刊上发表论文30余篇，相关研究成果发表于 *Cell Reports Medicine*、*Science Advances*、*npj Precision Oncology* 等期刊；主编《X线检查》、副主译《乳腺影像学》。入选上海市“东方英才”青年项目、复旦大学仲英青年学者，获上海市抗癌科技奖一等奖、上海医学科技奖成果推广奖、复旦大学书院导师院长奖等奖项。

乳腺纤维腺体组织影像学评价及应用进展

郑钰涵, 尤 超

复旦大学附属肿瘤医院放射诊断科, 复旦大学上海医学院肿瘤学系, 上海 200032

[摘要] 乳腺癌是威胁全球女性生命健康的最常见恶性肿瘤之一。乳腺纤维腺体组织 (fibroglandular tissue, FGT) 是区别于脂肪组织的乳腺背景实质成分, 其含量、分布及相关功能状态不仅影响病灶显示, 也与乳腺癌筛查、风险分层及疗效评估密切相关。不同影像模态可从组织构成、空间分布及功能活动等方面提供互补信息。乳腺X线摄影主要通过乳腺密度反映FGT比例及其遮蔽效应, 是目前应用最成熟的评价方式, 但二维投影下的组织重叠可能降低病灶检出。超声可描述腺体组织构成和背景回声复杂度, 为了解致密型乳腺内部组成差异提供补充信息。磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 可通过乳腺纤维腺体组织量和背景实质强化评价FGT的空间分布、血流灌注及激素相关功能状态。分子乳腺成像及正电子发射体层成像可进一步反映背景实质摄取和代谢活动, 目前相关应用仍处于探索阶段。随着人工智能技术的发展, FGT相关评价正由视觉分级向自动化定量分析及影像学特征挖掘拓展。现有研究主要集中于乳腺密度自动评估、MRI中全乳与FGT的三维分割及背景实质强化定量, 并进一步拓展至纹理、空间分布和拓扑结构分析。其他影像模态中的人工智能研究仍处于探索阶段, 其标准化程度及临床应用价值尚需验证。本文围绕乳腺密度、超声腺体组织构成、MRI乳腺纤维腺体组织量、背景实质强化及背景实质摄取等FGT相关指标, 结合人工智能定量分析方法及临床应用场景, 对FGT成分相关研究现状及最新进展进行述评。

[关键词] 乳腺肿瘤; 纤维腺体组织; 背景实质强化; 人工智能

中图分类号: R737.9; R445 **文献标志码:** A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2026.04.002

基金项目: 国家自然科学基金 (82271957, 82572174); 上海市“科技创新行动”计划医学创新研究专项 (23Y11903300)。

利益冲突: 作者声明无利益冲突。

伦理批件: 不需要。

知情同意: 不需要。

IIT备案: 不需要。

引用本文: 郑钰涵, 尤超. 乳腺纤维腺体组织影像学评价及应用进展[J]. 肿瘤影像学, 2026, 35(4): 457-464.

Funding: National Natural Science Foundation of China (82271957, 82572174); Medical Innovation Research Project of Shanghai “Science and Technology Innovation Action Plan” (23Y11903300).

Conflicts of interest: Authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: Not required.

Informed consent: Not required.

IIT registration: Not required.

Cite this article: Zheng Y H, You C. Advances in imaging evaluation and applications of breast fibroglandular tissue [J]. Oncoradiology, 2026, 35(4): 457-464.

Advances in imaging evaluation and applications of breast fibroglandular tissue ZHENG Yuhuan, YOU Chao (Department of Radiology, Fudan University Shanghai Cancer Center; Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China)

Correspondence to: YOU Chao E-mail: youchao8888@aliyun.com

[Abstract] Breast cancer is one of the most common malignancies among women worldwide. Fibroglandular tissue (FGT) constitutes the non-adipose component of the breast parenchyma. Its amount, distribution, and physiologic activity affect lesion conspicuity and have important implications for breast cancer screening, risk stratification, and treatment response assessment. Different imaging modalities provide complementary information on tissue composition, spatial distribution, and functional activity. Mammography is the most established modality for FGT assessment and primarily evaluates FGT in terms of mammographic density, which reflects the relative amount of FGT and its associated masking effect; however, tissue superimposition resulting from two-dimensional projection imaging may impair lesion detection. Breast ultrasound can characterize the glandular tissue component and background echotexture, providing complementary information on variations in the composition of mammographically dense breasts. Breast magnetic resonance imaging (MRI) enables assessment of FGT amount and spatial distribution, while background parenchymal enhancement provides information on tissue perfusion and hormone-related physiologic activity. Molecular breast imaging and positron emission tomography can further characterize background parenchymal uptake and metabolic activity, although these FGT-related applications remain investigational. With advances in artificial intelligence, FGT assessment is expanding beyond visual grading to automated quantification and quantitative imaging feature extraction. Current research has focused primarily on automated mammographic density assessment, three-dimensional segmentation of the whole breast and FGT on MRI, and quantitative background parenchymal enhancement assessment, with further extensions to analyses of texture, spatial distribution, and topological features. Artificial intelligence research in other imaging modalities remains at an early stage, and further work is needed to standardize these methods and validate their clinical utility. Focusing on FGT-related indicators, including mammographic density, the glandular tissue component on breast ultrasonography, MRI-assessed fibroglandular tissue volume, background parenchymal enhancement, and background parenchymal uptake, this review summarizes the current status and recent advances in multimodal imaging evaluation, artificial intelligence-based quantitative analysis, and clinical applications of FGT.

[Key words] Breast neoplasm; Fibroglandular tissue; Background parenchymal enhancement; Artificial intelligence

乳腺癌是威胁全球女性生命健康最常见的恶性肿瘤之一, 其发生、发展与乳腺上皮细胞异常增殖及其所处基质、血管和免疫等背景微环境密切相关^[1-2]。乳腺纤维腺体组织(fibroglandular tissue, FGT)是乳腺背景实质的重要组成部分, 其含量、空间分布及相关背景强化特征不仅影响病灶显示, 也与致密型乳腺筛查受限、乳腺癌风险分层及治疗相关背景组织变化评估密切相关^[3-6]。随着多模态影像和人工智能(artificial intelligence, AI)定量分析技术的发展, FGT相关评价已不再局限于传统视觉分级, 而逐渐转向不同模态下相关指标的连续定量、自动分析和标准化探索^[4, 7-8]。本文围绕乳腺密度、超声腺体组织构成、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)乳腺纤维腺体组织量、背景实质强化及背景实质摄取等FGT相关指标, 进一步总结AI定量分析方法在相关指标自动提取和标准化评价中的技术路径, 并结合筛查策略优化、风险分层和疗效评估等临床场景, 重点探讨不同指标的内涵边界、证据基础及临床应用价值。

1 多模态影像学评估

FGT主要由导管-小叶上皮结构及纤维间质构成^[3-4]。在影像学上, FGT表现为区别于脂肪组织的乳腺背景实质成分, 并可随年龄、激素水平及绝经状态等因素发生动态变化^[9-11]。乳腺X线摄影、超声、MRI及部分功能成像技术对FGT及乳腺背景实质的显示侧重点不同, 可从不同层面补充信息^[3-4]。

在乳腺X线摄影中, 乳腺密度是最成熟、应用最广泛的FGT相关指标^[4-6]。依据美国放射学会编写的乳腺影像报告和数据系统(Breast Imaging Reporting and Data System, BI-RADS)乳腺组成分类, 可将乳腺分为几乎全脂肪、散在纤维腺体、不均匀致密及极度致密4类, 其中后两类通常归为致密型乳腺^[3]。致密型乳腺因纤维腺体组织比例较高, 二维投影下易产生组织重叠和遮蔽效应, 影响病灶显示^[5-6]。在此基础上, 数字乳腺体层合成(digital breast tomosynthesis, DBT)可通过薄层重建减轻组织重叠, 对比增强乳腺X线摄影(contrast-enhanced mammography,

CEM) 则通过碘对比剂强化补充血供信息, 从而改善致密背景下病灶形态及强化信息的显示^[4, 12-13]。

在乳腺超声中, 2025 版 BI-RADS 首次将腺体组织构成 (glandular tissue component, GTC) 引入超声组织成分描述中, 用于反映 FGT 内腺体成分的相对比例, 可分为极少 (<25%)、轻度 (25%~49%)、中度 (50%~74%) 和显著 (≥75%)^[3, 14]。中度或显著 GTC 提示致密型乳腺内部腺体成分占比较高, 可作为区分致密型乳腺内部组成差异的补充指标; 同时非均匀背景回声纹理及中度或显著 GTC 会增加背景回声复杂度, 从而影响小病灶、非肿块样病变及边界不清病变的显示与识别^[14-16]。

在乳腺 MRI 中, 依据 BI-RADS 乳腺背景组织评价主要包括 MRI 乳腺纤维腺体组织量 (MRI-fibroglandular tissue, MRI-FGT) 与背景实质强化两部分^[3]。MRI-FGT 分为几乎全脂肪、散在、不均匀及极多量纤维腺体组织, 主要反映 FGT 的空间分布; 背景实质强化分为轻微、轻度、中度及显著, 主要反映正常 FGT 的血流灌注、微血管通透性及激素相关功能状态^[9-11]。高水平背景实质强化可增加图像背景复杂度, 使强化病灶检出、非肿块强化范围判断及多灶性病变评估更具挑战性^[9]。现有研究对背景实质强化是否降低癌检出率、灵敏度及特异度尚未形成一致结论, 其影响更多体现在异常解释率、召回率及活检率增加。这可能与背景实质强化定性或定量评价方法、动态对比增强 MRI (dynamic contrast-enhanced MRI, DCE-MRI) 采集时相、研究人群及 MRI 适应证、病灶类型及终点设置不同有关^[11, 17]。

除上述主流模态外, ¹⁸F-氟代脱氧葡萄糖 (¹⁸F-FDG) 正电子发射体层成像 (positron emission tomography, PET) 相关背景指标及分子乳腺成像 (molecular breast imaging, MBI) 中的背景实质摄取, 可从代谢活性和功能摄取角度提供乳腺密度之外的背景实质信息; 但其在 FGT 评价中的应用仍以探索性研究为主^[18-20]。

2 定量智能分析

随着 AI 技术的发展, FGT 相关评价逐步经历了从人工标注到半自动分析, 再到全自动分割与定量的演进过程。其中, 以卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 及其典型分割结构 U-Net 为代表的深度学习方法, 可提高乳腺背景组织识别和定量分析的效率、客观性与可重复性, 正逐渐成为当前相关研究^[7-8, 21-23]中的重要技术路径。

在这一技术路径下, 不同模态的研究基础和应用成熟度并不相同。乳腺 X 线摄影研究起步较早, 自动化乳腺密度定量、密度分级及乳腺背景纹理、空间分布等图像衍生特征已在较大样本筛查队列或独立队列中进行评估, 可为风险预测和补充筛查对象选择提供定量依据^[8, 24-27]。乳腺 MRI 研究更侧重全乳、FGT 及背景实质强化的三维分割与连续定量, 基于 U-net 及其改良结构、半监督学习等方法可获得 FGT 体积、背景实质强化范围、强化强度、强化比例及动力学参数; 相关研究^[7, 21-23, 28]目前仍以内部分割验证、回顾性测试或有限外部测试为主, 受人工标注标准、DCE-MRI 采集协议及设备差异影响, 跨中心稳定性及与 BI-RADS 视觉分级的衔接仍是关键问题。在基础定量指标之外, 影像组学、深度特征分析及拓扑特征学习可进一步刻画 FGT 纹理、空间分布和组织结构异质性, 目前仍主要服务于特征发现和模型构建^[24-25, 29]。相较而言, 超声、CEM、MBI 及 PET/MRI 等模态的 AI 研究仍较分散。已有研究^[14, 30-31]尝试基于 DenseNet、ResNet 及视觉 Transformer 等深度分类网络, 由临床乳腺超声图像预测 BI-RADS 乳腺 X 线摄影密度分类, 为跨模态背景组织评价提供了新的技术思路, 但目前仍以内部验证为主, 尚未形成针对 GTC 的稳定自动定量方法。CEM、MBI 及 PET/MRI 研究^[18, 20]多为单中心、回顾性或小样本探索, 主要通过影像组学、机器学习提取背景强化、示踪剂摄取和代谢相关特征, 其与既有 FGT 相关指标的对应关系、可重复性及临床增量价值仍有待明确。

3 临床应用

在筛查策略优化方面, 多模态FGT相关指标可以改善常规乳腺X线摄影筛查受限问题。乳腺密度作为最成熟的FGT相关指标, 可提示致密型FGT所致的组织重叠、遮蔽效应, 是选择补充筛查策略的重要入口^[5-6, 13, 30]。2026版美国国立综合癌症网络(National Comprehensive Cancer Network, NCCN)指南将乳腺X线摄影提示的不均匀致密型和极度致密型乳腺纳入增加风险筛查路径, 并建议在年度乳腺X线摄影筛查中采用DBT, 以减轻组织重叠并提高病灶检出; 而是否进一步行补充筛查, 则需结合乳腺密度、个体风险因素、检查获益与风险以及患者偏好进行共同决策^[32]。MRI或简化MRI属于补充筛查层面的优先选择, 尤其适用于极度致密型乳腺或合并遗传风险、家族史等高危因素者^[13, 32-33]。这一策略已由DENSE随机试验^[33]证实, 该研究纳入40 373名极度致密型乳腺且X线筛查阴性的女性, 显示补充MRI可降低间期癌发生率并提高额外癌检出率; EA1141多中心^[34]个体内比较研究也显示, 简化MRI较DBT具有更高癌检出率和灵敏度。对于MRI不可行或资源受限者, CEM可作为强化成像替代, 近期BRAID随机对照试验^[35]纳入9 361名女性, 结果提示简化MRI和CEM的癌检出率高于自动乳腺全容积超声。其他补充方式中, MBI可在DBT基础上提供功能摄取信息, 但目前筛查证据仍相对有限; Density MATTERS前瞻性多中心研究^[36]纳入2 978名致密型乳腺女性显示, DBT联合MBI可提高致密型乳腺女性癌检出率, 并发现部分DBT阴性的浸润性、淋巴结阴性隐匿癌。此外, 鉴于亚洲女性致密型乳腺比例较高, 且全乳超声具有可及性较好、无辐射等优势, 自动乳腺全容积超声在该人群补充筛查中仍具有一定的现实意义^[37-38]。

在风险分层细化方面, 不同模态可以从不同层面补充乳腺背景实质的风险信息。乳腺密度是目前证据最充分、临床应用最广泛的基础风险指标。近期一项大样本筛查队列资料^[39]提示, 乳腺密度升高与乳腺癌总体风险及间期癌风险均呈

递增关系; 按自动化百分比密度分级, D类(>48%)乳腺较A类(<2%)的总体乳腺癌风险升高至3.98倍(95% CI 3.16~5.01), 间期癌风险升高至16.52倍(95% CI 8.28~32.97)。此外, 乳腺X线摄影体系还可通过自动化连续乳腺密度定量、图像衍生AI风险评分及纵向密度变化轨迹分析, 进一步揭示传统乳腺密度分级内部的连续风险差异, 并识别间期癌或假阴性等筛查失败相关风险^[26-27, 40-41]。MRI中的背景实质强化则进一步提示同一乳腺密度人群内部的风险差异。DENSE试验二次分析^[42]显示, 在4 553名极度致密型乳腺女性中, 与DCE-MRI强化实质体积相关的定量指标越高, 后续乳腺癌发生风险越高; 其中处于最高三分位组的乳腺癌发生风险约为最低三分位组的2.09倍(95% CI 1.25~3.61)。另有筛查MRI研究^[43]显示, 控制相关混杂因素后, 高风险非BRCA突变女性以早期强化更明显为主, 而BRCA1/2突变携带者则表现出不同的强化曲线特征, 这一差异表明背景实质强化有望作为传统遗传-流行病学风险因素之外的补充影像学信息, 从而提升高危女性的风险分层效能。超声GTC和MBI中的背景实质摄取可分别从腺体成分和功能摄取角度补充乳腺密度评价, 有望成为致密型乳腺风险再分层的影像学标志物。中度或显著GTC提示致密型乳腺女性中存在风险较高的亚群^[15-16]; 一项纳入2 992名女性的回顾性队列研究^[18]显示, 背景实质摄取升高与乳腺癌风险增加相关, 绝经后致密型乳腺女性中背景实质摄取升高者5年绝对风险高于低背景实质摄取者(8.1% vs 2.8%)。

在疗效评估与患者预后判断方面, FGT相关指标的研究重点主要集中于背景实质强化及其治疗前后变化。新辅助治疗后背景实质强化较治疗前未降低或反而增强, 可能有助于识别治疗反应较差的人群。一项基于I-SPY 2队列的回顾性影像分析^[44]纳入882例患者, 结果显示, 在激素受体阳性乳腺癌中, 背景实质强化较治疗前未降低或增强者的病理学完全缓解率低于背景实质强化降低者; 治疗中期和术前评估时, 两者病理学完全缓解率差异分别为17.1%(95% CI 4.7%~

29.5%) 和 22.2% (95% CI 10.9%~33.5%)。在复发风险判断方面,以 Oncotype DX 21 基因复发评分(主要用于早期雌激素受体阳性乳腺癌患者远处复发风险判断及辅助治疗决策)为参照,近期单中心回顾性 DCE-MRI 研究^[45]显示,定量背景实质强化指标与该高复发风险评分相关,比值比为 1.27~1.66 (95% CI 1.02~2.56),并可在联合肿瘤影像组学特征后提高对高复发风险患者的识别能力。随着纵向影像分析和多模态融合模型的发展,未来疗效预测有望进一步整合肿瘤影像学特征、背景实质强化变化、FGT 空间分布及临床病理学信息,从而提高病理学完全缓解预测和个体化治疗决策的准确性^[46-47]。在 MRI 不可及、存在禁忌或患者不能耐受时,CEM 亦可反映背景实质强化,可作为新辅助治疗效果评估的补充选择^[48-49]。一项前瞻性 CEM-MRI 对照研究^[48]纳入 51 例接受新辅助治疗的乳腺癌患者,研究结果表明 CEM 与 MRI 在新辅助治疗中期及治疗后的实体肿瘤临床疗效评价标准(response evaluation criteria in solid tumors, RECIST)疗效分类方面具有较好的一致性;在判断病理学完全缓解方面,CEM 具有一定的诊断效能,其灵敏度和特异度分别为 81% 和 83%。

4 总结与展望

未来,FGT 相关研究或将在多模态表征完善 FGT 评价体系、智能方法精准量化 FGT 及临床转化拓展精准分层决策 3 个方面迎来新的发展契机:

(1) 多模态表征完善 FGT 评价体系:未来 FGT 相关评价需在单一模态内进一步细化指标定义与量化方式,多模态联合应重点明确各指标所反映的密度负荷、腺体构成、三维体量、强化状态和功能摄取信息。现有研究^[21, 30]已开展超声与乳腺 X 线密度、MRI 定量乳腺密度与乳腺 X 线密度之间的跨模态对照,为明确不同影像模态下 FGT 相关指标的对应关系和可比性提供了研究实例。同时,以背景实质强化为代表的争议提示,FGT 相关指标不能脱离具体临床场景和评价终点进行解释;后续研究需在同一人群和同一临床问题下建立统一的采集、量化和随访框架,推动

FGT 评价由单一指标描述走向综合表征。

(2) 智能方法精准量化 FGT:以 SAM、SAM2 和 MedSAM 等通用分割基础模型为代表的新兴方法,有望降低乳腺背景组织自动分割对大规模人工标注的依赖,并结合影像组学、深度特征分析及拓扑结构表征等方法,推动 FGT 相关评价由基础定量延伸至空间分布、结构异质性和功能状态解析。在肌肉骨骼 MRI 领域,近期研究^[50]已利用上述模型完成软骨、椎间盘及肌肉等组织分割及定量指标提取,并验证自动测量与专家测量的一致性,提示 FGT 智能分析除分割精度外,还应关注定量结果的可重复性和测量误差。在神经退行性疾病领域,一项多中心 PET 研究^[51]通过 MRI 与 CT 特征对齐及解剖信息引导的偏差校正,将 3 个中心、4 种设备及多种示踪剂数据中 PET/MRI 与 PET/CT 的定量偏差降低 80% 以上,为控制设备和协议差异提供了方法学借鉴。未来关于 FGT 的 AI 研究应加强多中心外部验证、跨设备和跨协议测试、模型校准及与 BI-RADS 视觉分级的衔接,并结合病理、内分泌状态及乳腺组织微环境开展验证,促进 FGT 相关评价由描述性指标向影像生物学标志物转化。

(3) 临床转化拓展精准分层决策:未来 FGT 相关评价的临床转化重点,在于通过前瞻性研究和长期随访明确其对补充筛查选择、风险预测和疗效判断的增量价值。DENSE 和 BRAID 等前瞻性试验^[33, 35]以乳腺密度界定补充筛查人群,并分别以间期癌和癌症检出率评价筛查获益,提示 FGT 相关指标的转化价值应以临床结局验证。WISDOM 随机临床试验^[52]将乳腺密度纳入综合风险评估,并根据个体风险确定筛查起始时间、检查间隔及 MRI 使用,提示将 FGT 相关指标与具体筛查方案相衔接具有一定可行性。类似思路还需拓展至风险预测和疗效判断,进一步明确 FGT 相关指标在不同人群和临床场景中的具体用途及其对临床决策的增量价值,从而推动可量化影像指标进入可执行的临床管理路径。

综上,FGT 相关评价已不再局限于乳腺背景描述,而逐渐成为影响筛查策略选择、风险分层

及疗效监测的重要影像学特征。随着多模态影像、智能定量分析和临床证据的不断积累, FGT 相关指标有望在乳腺癌精准影像学评估中发挥更大的作用。

文献检索策略:

为保证文献来源的代表性和时效性, 本文以 PubMed、Embase、Web of Science 及中国知网等数据库为主要文献来源, 重点检索 2020 年 1 月—2026 年 6 月发表的相关文献, 并追溯纳入与本文主题密切相关的基础性文献。英文检索词主要包括“breast fibroglandular tissue”“mammographic density”“glandular tissue component”“background parenchymal enhancement”“background parenchymal uptake”“molecular breast imaging”“contrast-enhanced mammography”“artificial intelligence”“deep learning”“U-Net”“breast cancer screening”“breast cancer risk”“neoadjuvant therapy”等; 中文检索则结合上述英文检索词对应的中文术语进行补充。优先纳入与 FGT 相关多模态影像评价、AI 定量分析及临床应用相关的指南或共识、随机对照试验、前瞻性队列研究、回顾性临床研究、系统综述、meta 分析及高质量综述, 排除病例报告、动物实验、会议摘要、非中英文文献及主题相关性不足的文献。

第一作者:

郑钰涵 (ORCID: 0009-0004-7638-4191), 硕士研究生在读。

通信作者:

尤超 (ORCID: 0000-0001-9420-1919), 医学博士, 主任医师, 博士生导师, E-mail: youchao8888@aliyun.com

作者贡献声明:

郑钰涵: 论文框架设计、文献检索与整理、论文初稿撰写及修改; 尤超: 论文选题指导、框架设计、关键学术内容修订及最终审核。

[参 考 文 献]

- 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.
- De Visser K E, Joyce J A. The evolving tumor microenvironment: from cancer initiation to metastatic outgrowth[J]. Cancer Cell, 2023, 41(3): 374–403.
- D'Orsi C J, Sickles E A, Mendelson E B, et al. ACR BI-RADS atlas: Breast Imaging Reporting and Data System [M]. 5th ed. Reston: American College of Radiology, 2013.
- Acciavatti R J, Lee S H, Reig B, et al. Beyond breast density: risk measures for breast cancer in multiple imaging modalities[J]. Radiology, 2023, 306(3): e222575.
- Brown A L, Vijapura C, Patel M, et al. Breast cancer in dense breasts: detection challenges and supplemental screening opportunities[J]. Radiographics, 2023, 43(10): e230024.
- Boyd N F, Guo H, Martin L J, et al. Mammographic density and the risk and detection of breast cancer[J]. N Engl J Med, 2007, 356(3): 227–236.
- Zhang J D, Cui Z M, Zhou L P, et al. Breast fibroglandular tissue segmentation for automated BPE quantification with iterative cycle-consistent semi-supervised learning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2023, 42(12): 3944–3955.
- Gastouniotti A, Kasi C D, Scott C G, et al. Evaluation of LIBRA software for fully automated mammographic density assessment in breast cancer risk prediction[J]. Radiology, 2020, 296(1): 24–31.
- Liao G J, Henze Bancroft L C, Strigel R M, et al. Background parenchymal enhancement on breast MRI: a comprehensive review[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2020, 51(1): 43–61.
- 尤超, 彭卫军, 顾雅佳. 乳腺 MRI 背景实质强化的应用研究进展[J]. 国际医学放射学杂志, 2016, 39(6): 641–644.
- You C, Peng W J, Gu Y J. The application of background parenchymal enhancement in breast MR imaging[J]. Int J Med Radiol, 2016, 39(6): 641–644.
- Bechyna S, Baltzer P A T. Impact of background parenchymal enhancement on diagnostic performance of breast MRI: a systematic review and meta-analysis[J]. Radiology, 2025, 315(2): e241919.
- 尤超, 顾雅佳. 中国肿瘤整合诊治指南(CACA): X 线检查(乳腺 X 线摄影新技术)解读[J]. 肿瘤影像学, 2024, 33(1): 1–5.
- You C, Gu Y J. CACA Guidelines for Holistic Integrative Management of Cancer: interpretation of the new mammography technology in X-rays examination[J]. Oncoradiology, 2024, 33(1): 1–5.
- Paulis L V, Lewin A A, Weinstein S P, et al. ACR appropriateness criteria® supplemental breast cancer screening based on breast density: 2024 update[J]. J Am Coll Radiol, 2025, 22(5): S405–S423.
- Chang J M, Leung J W T, Heacock L, et al. Breast US: state of the art[J]. Radiology, 2026, 318(1): e233101.
- Lee S H, Moon W K. Glandular tissue component on breast ultrasound in dense breasts: a new imaging biomarker for breast cancer risk[J]. Korean J Radiol, 2022, 23(6): 574–580.
- Lee S H, Ryu H S, Jang M J, et al. Glandular tissue component and breast cancer risk in mammographically dense breasts at screening breast US[J]. Radiology, 2021, 301(1): 57–65.
- Bahl M. Does background parenchymal enhancement impact the diagnostic accuracy of breast MRI? Revisiting the controversy[J]. Radiology, 2025, 315(2): e251328.
- Hruska C B, Geske J R, Connors A L, et al. Background parenchymal uptake on molecular breast imaging and breast cancer risk: a cohort study[J]. AJR Am J Roentgenol, 2021, 216(5): 1193–1204.
- Bardwell Speltz L, Ghosh K, Visscher D W, et al. Histologic correlates of background parenchymal uptake on molecular breast imaging[J]. Breast Cancer Res, 2025, 27(1): 216.
- Shimizu A, Iwabuchi Y, Tsukada J, et al. Correlation between breast cancer and background parenchymal uptake on ¹⁸F-fluorodeoxyglucose positron emission tomography[J]. Eur J Radiol, 2024, 173: 111378.
- Chen Y Q, Li L, Gu H X, et al. Breast density in MRI: an AI-

- based quantification and relationship to assessment in mammography[J]. NPJ Breast Cancer, 2025, 11(1): 115.
- [22] Isensee F, Jaeger P F, Kohl S A A, et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J]. Nat Methods, 2021, 18(2): 203–211.
- [23] Nowakowska S, Borkowski K, Ruppert C M, et al. Generalizable attention U-Net for segmentation of fibroglandular tissue and background parenchymal enhancement in breast DCE-MRI[J]. Insights Imaging, 2023, 14(1): 185.
- [24] Winham S J, McCarthy A M, Scott C G, et al. Radiomic parenchymal phenotypes of breast texture from mammography and association with risk of breast cancer[J]. Radiology, 2025, 315(2): e240281.
- [25] Qi Y J, Su G H, You C, et al. Radiomics in breast cancer: current advances and future directions[J]. Cell Rep Med, 2024, 5(9): 101719.
- [26] Vachon C M, Scott C G, Norman A D, et al. Impact of artificial intelligence system and volumetric density on risk prediction of interval, screen-detected, and advanced breast cancer[J]. J Clin Oncol, 2023, 41(17): 3172–3183.
- [27] Lamb L R, Mercaldo S F, Carney A, et al. A deep learning breast cancer risk model for precise supplemental screening[J]. JAMA Netw Open, 2026, 9(5): e2610559.
- [28] Lew C O, Harouni M, Kirksey E R, et al. A publicly available deep learning model and dataset for segmentation of breast, fibroglandular tissue, and vessels in breast MRI[J]. Sci Rep, 2024, 14: 5383.
- [29] Wang F, Zou Z L, Sakla N, et al. TopoTxR: a topology-guided deep convolutional network for breast parenchyma learning on DCE-MRIs[J]. Med Image Anal, 2025, 99: 103373.
- [30] Bunnell A, Valdez D, Wolfgruber T K, et al. Prediction of mammographic breast density based on clinical breast ultrasound images using deep learning: a retrospective analysis[J]. Lancet Reg Health Am, 2025, 46: 101096.
- [31] You C, Shen Y Y, Sun S Y, et al. Artificial intelligence in breast imaging: current situation and clinical challenges[J]. Exploration, 2023, 3(5): 20230007.
- [32] National Comprehensive Cancer Network. NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology: Breast Cancer Screening and Diagnosis: Version 1.2026[EB/OL]. [2026-05-31]. <https://www.nccn.org/guidelines/guidelines-detail?category=2&id=1421>.
- [33] Bakker M F, de Lange S V, Pijnappel R M, et al. Supplemental MRI screening for women with extremely dense breast tissue[J]. N Engl J Med, 2019, 381(22): 2091–2102.
- [34] Comstock C E, Gatsonis C, Newstead G M, et al. Comparison of abbreviated breast MRI vs digital breast tomosynthesis for breast cancer detection among women with dense breasts undergoing screening[J]. JAMA, 2020, 323(8): 746–756.
- [35] Gilbert F J, Payne N R, Allajbeu I, et al. Comparison of supplemental breast cancer imaging techniques: interim results from the BRAID randomised controlled trial[J]. Lancet, 2025, 405(10493): 1935–1944.
- [36] Hruska C B, Hunt K N, Larson N B, et al. Molecular breast imaging and digital breast tomosynthesis for dense breast screening: the density MATTERS trial[J]. Radiology, 2025, 316(3): e243953.
- [37] Hussein H, Abbas E, Keshavarzi S, et al. Supplemental breast cancer screening in women with dense breasts and negative mammography: a systematic review and meta-analysis[J]. Radiology, 2023, 306(3): e221785.
- [38] Kwon M R, Choi J S, Lee M Y, et al. Screening outcomes of supplemental automated breast US in Asian women with dense and nondense breasts[J]. Radiology, 2023, 307(4): e222435.
- [39] Zhang Y Q, Rodriguez J, Mao X H, et al. Incidence and risk factors of interval and screen-detected breast cancer[J]. JAMA Oncol, 2025, 11(5): 519–527.
- [40] Ficarella L, Eriksson M, Czene K, et al. Incorporating continuous mammographic density into the BOADICEA breast cancer risk prediction model[J]. JCO Precis Oncol, 2025, 9: e2500203.
- [41] Jiang S, Bennett D L, Rosner B A, et al. Longitudinal analysis of change in mammographic density in each breast and its association with breast cancer risk[J]. JAMA Oncol, 2023, 9(6): 808–814.
- [42] Wang H, van der Velden B H M, Verburg E, et al. Assessing quantitative parenchymal features at baseline dynamic contrast-enhanced MRI and cancer occurrence in women with extremely dense breasts[J]. Radiology, 2023, 308(2): e222841.
- [43] Yan R, Murakami W, Mortazavi S, et al. Quantitative assessment of background parenchymal enhancement is associated with lifetime breast cancer risk in screening MRI[J]. Eur Radiol, 2024, 34(10): 6358–6368.
- [44] Onishi N, Li W, Newitt D C, et al. Breast MRI during neoadjuvant chemotherapy: lack of background parenchymal enhancement suppression and inferior treatment response[J]. Radiology, 2021, 301(2): 295–308.
- [45] Arefan D, Zuley M L, Berg W A, et al. Assessment of background parenchymal enhancement at dynamic contrast-enhanced MRI in predicting breast cancer recurrence risk[J]. Radiology, 2024, 310(1): e230269.
- [46] Gao Y, Ventura-Diaz S, Wang X, et al. An explainable longitudinal multi-modal fusion model for predicting neoadjuvant therapy response in women with breast cancer[J]. Nat Commun, 2024, 15: 9613.
- [47] Tang W J, Jin C, Kong Q C, et al. Development and validation of an MRI spatiotemporal interaction model for early noninvasive prediction of neoadjuvant chemotherapy response in breast cancer: a multicentre study[J]. EClinicalMedicine, 2025, 85: 103298.
- [48] Bernardi D, Vatteroni G, Acquaviva A, et al. Contrast-enhanced mammography versus MRI in the evaluation of neoadjuvant therapy response in patients with breast cancer: a prospective study[J]. AJR Am J Roentgenol, 2022, 219(6): 884–894.
- [49] 肖勤, 顾雅佳. 影像学在评估乳腺癌新辅助化疗中反应的应用与进展[J]. 肿瘤影像学, 2020, 29(2): 65–72.

- Xiao Q, Gu Y J. Role of imaging in evaluating neoadjuvant chemotherapy for breast cancer[J]. *Oncoradiology*, 2020, 29(2): 65-72.
- [50] Hoyer G, Tong M W, Bhattacharjee R, et al. Clinical utility of foundation models in musculoskeletal MRI for biomarker fidelity and predictive outcomes[J]. *npj Digit Med*, 2026, 9: 383.
- [51] Wang J, Zhong A C, Xu Q, et al. A unified deep learning framework for cross-platform harmonization of multi-tracer PET quantification in neurodegenerative disease[J]. *NPJ Digit Med*, 2026, 9(1): 396.
- [52] Esserman L J, Fiscalini A S, Naeim A, et al. Risk-based vs annual breast cancer screening: the WISDOM randomized clinical trial[J]. *JAMA*, 2026, 335(9): 763-774.
- (收稿日期: 2026-06-01 修回日期: 2026-08-01)

《肿瘤影像学》2026年征订启事

《肿瘤影像学》自1992年创刊以来深受医学界欢迎,1998年经中华人民共和国科学技术部、国家新闻出版署批准为国内外公开正式发行的期刊。杂志刊号:ISSN 2096-6210, CN 31-2087/R。采用优质铜版纸印制, A4开本, 64页/期, 双月刊。被中国学术期刊综合评价数据库、中国核心期刊(遴选)数据库、中国期刊全文数据库、美国化学文摘社(CAS)数据库、美国EBSCO学术论文数据库、荷兰Scopus数据库等收录, 是中国科技核心期刊。主要报道医学影像领域中科研成果、临床应用、综述、病例报告及与理工结合的有关论文等。

《肿瘤影像学》坚持学术性与科学性, 信息量大, 具有临床实用价值。是医院图书馆、影像科室及高等医药院校收存和使用的学术刊物, 是临床医学影像专业医务人员晋升中、高级职称的重要论文发表园地。欢迎各医学院校、医学图书馆、影像科室及个人向当地邮政局订阅。

本刊双月月末出版, 邮发代号4-653, 定价每期30元, 每年共180元整。

单位全称:《肿瘤影像学》编辑部

通信地址:上海市东安路270号复旦大学附属肿瘤医院10号楼415室

邮 编:200032

电 话:(021)64188274

E-mail: zlyxx@zhongliuyingxiangxue.com

网 址: www.zhongliuyingxiangxue.com

《肿瘤影像学》编辑部