



· 专家述评 ·



彭卫军，复旦大学附属肿瘤医院主任医师，教授，复旦大学博士研究生导师，复旦大学附属肿瘤医院影像中心主任。中国抗癌协会肿瘤影像专业委员会名誉主任委员，上海市抗癌协会肿瘤影像专业委员会主任委员，上海市医学会放射学分会候任主任委员，中华医学会放射分会乳腺学组主任委员，吴阶平医学基金会肿瘤影像专项基金主任委员，中国医学影像AI产学研用联盟副理事长，兼任《肿瘤影像学》主编，《中华放射学杂志》《中国癌症杂志》《中国医学计算机成像杂志》等10种肿瘤学和影像医学核心期刊编委。主编专著《淋巴瘤影像诊断学》，担任《腹部CT》《螺旋CT》副主编，参与15本专著的编写。在国内外权威期刊上发表论文245篇，其中在SCI收录期刊上发表45篇。承担和完成国家自然科学基金6项、上海市优秀学科带头人项目等科研项目26项。获得国家教育委员会科技进步二等奖、卫生部科学技术进步三等奖及上海市卫生局科技进步三等奖，获得国家发明专利5项。

## 乳腺影像组学

谢天文，彭卫军

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X线摄影和磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)在乳腺癌的诊断、术前计划制订和疗效预测中具有重要的临床价值。影像组学作为目前研究的热点，可以评估全肿瘤的异质性，辅助医师作出准确的诊断和预测。本文详细讨论了影像组学(乳腺X线摄影和MRI)在乳腺肿瘤的良恶性鉴别、乳腺癌的分子分型识别、乳腺癌预后因子评估以及乳腺癌的新辅助化疗效果预测中的应用。

[关键词] 乳腺癌；乳腺X线摄影；磁共振成像；影像组学

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2021.05.001

中图分类号: R737.9; R445.2; R445.4 文献标志码: A 文章编号: 2096-6210(2021)05-0321-06

**Radiomics in Breast Cancer** XIE Tianwen, PENG Weijun (Department of Radiology, Fudan University Shanghai Cancer Center; Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China)

Correspondence to: PENG Weijun E-mail: cjr.pengweijun@vip.163.com

[Abstract] Breast mammography and magnetic resonance imaging (MRI) have the important roles in the diagnosing, preoperative planning and progress prediction of breast cancer. As one of the research hotspots, radiomics can evaluate the heterogeneity of whole-tumor, which has the great potential to help doctors to make the right diagnosis. This article reviewed the application of mammography and MRI radiomics in the differential diagnosis between malignant and benign tumors, identification of breast cancer subtypes, assessment of response to neoadjuvant chemotherapy, and evaluation of prognostic factors in breast cancer.

[Key words] Breast cancer; Mammography; Magnetic resonance imaging; Radiomics

基金项目: 国家自然科学基金(61731008)

通信作者: 彭卫军 E-mail: cjr.pengweijun@vip.163.com

作为全球范围内最常见的恶性肿瘤, 乳腺癌的发病率持续增长。根据2021年发表在 *CA Cancer J Clin* 上的癌症统计数据, 乳腺癌发病率在全球女性恶性肿瘤中占第一位<sup>[1]</sup>; 在中国, 乳腺癌的发病率亦排在女性恶性肿瘤的首位, 是45岁以下女性恶性肿瘤致死的主要病因<sup>[2]</sup>。早期发现、早期诊断是降低乳腺癌病死率的关键。乳腺癌是一种具有高度异质性的肿瘤, 不同患者具有不同的肿瘤生物学行为, 需要多学科综合诊治来提高乳腺癌患者的总生存率。

乳腺X线摄影和磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 在乳腺癌的诊断、术前计划制订和疗效预测中具有重要的临床应用价值。《中国抗癌协会乳腺癌诊治指南与规范 (2019年版)》建议将乳腺X线摄影检查作为40岁以上女性乳腺癌筛查的主要影像学手段, 接受乳腺X线摄影筛查人群的乳腺癌病死率明显下降<sup>[3]</sup>。MRI凭借其良好的软组织和空间分辨率, 对乳腺癌的诊断具有高达100%的灵敏度和中等的特异度。相比乳腺超声和乳腺X线摄影检查, MRI在乳腺癌的早期诊断、术前计划制订和疗效预判中具有独特的优势<sup>[4]</sup>。影像组学 (radiomics) 是近年来研究的热点和重点, 由荷兰学者Lambin等<sup>[5]</sup>在2012年首次提出并定义, 其强调的深层次含义是指在医学影像中高通量提取大量影像信息, 实现肿瘤分割、特征提取与模型建立, 可对人眼观察不到的变化引起的图像异质性进行量化, 通过深层次的数据挖掘、预测和分析, 进而用来解析具体的临床信息。目前乳腺影像组学研究主要涉及乳腺癌的诊断与鉴别诊断、分子分型识别与区分、新辅助化疗 (neoadjuvant chemotherapy, NAC) 疗效预测以及乳腺癌预后判断等方面<sup>[6-8]</sup>。本文将对乳腺X线摄影和MRI影像组学在乳腺癌中的应用价值进行综述。

### 1 影像组学在乳腺良恶性肿瘤鉴别中的应用

乳腺X线摄影影像组学对良恶性钙化及肿块鉴别的研究相对较多。Mao等<sup>[9]</sup>和Lei等<sup>[10]</sup>研究发现, 乳腺X线摄影影像组学有较高的良恶性钙化鉴别能力, 其诊断效能高于临床医师对

常规乳腺X线摄影图像的诊断结果。Li等<sup>[11]</sup>从182例患者 (106例良性和76例恶性) 的乳腺X线摄影图像中分别提取肿块和对称正常腺体的纹理特征来鉴别乳腺肿瘤的良恶性, 结果发现, 综合分析肿块与对侧正常腺体的特征对恶性肿块诊断的准确度高于只使用肿块特征的准确度。近年来, 也有研究<sup>[12-13]</sup>使用数字乳腺体层合成 (digital breast tomosynthesis, DBT) 技术联合影像组学来诊断乳腺癌。其中Tagliafico等<sup>[12]</sup>提取了致密腺体型乳腺肿瘤的3个组学特征 (能量、熵和差异), 发现这3个组学特征在良恶性肿瘤中的差异有统计学意义, 但诊断乳腺癌的准确度较低 (仅为56.7%)。

近年来, 随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的发展, AI辅助乳腺X线摄影亦成为目前研究的热点, 即使用AI算法来自动识别和诊断乳腺X线摄影及DBT中的病灶, 从而降低临床医师的工作量<sup>[13-14]</sup>。谷歌医疗科学家最近发表在 *Nature* 上的研究<sup>[15]</sup>表明, AI相比临床医师可降低5.7% (美国) 和1.2% (英国) 的假阳性率, 以及9.4% (美国) 和2.7% (英国) 的假阴性率, AI的受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线的曲线下面积 (area under curve, AUC) 高于临床医师平均水平的11.5%; 如果使用AI和医师参与的双阅片模式, AI的诊断能力与医师相当, 而且可以降低第2名阅片医师88%的工作量<sup>[15]</sup>。

乳腺MRI影像组学从T1加权成像 (T1-weighted imaging, T1WI)、T2加权成像 (T2-weighted imaging, T2WI)、动态对比增强 (dynamic contrast-enhanced, DCE) 成像和弥散加权成像 (diffusion-weighted imaging, DWI) 中提取纹理和形态特征, 结合机器学习方法在保证乳腺癌诊断高灵敏度的前提下, 可以提高乳腺癌诊断的特异度<sup>[16-18]</sup>。

DCE成像不仅空间分辨率高, 而且肿瘤与背景组织对比明显, 易于手动或自动分割, 因而DCE图像在MRI影像组学中常用来提取组学特征。Gibbs等<sup>[19]</sup>和Nie等<sup>[20]</sup>研究发现, DCE成像影像组学可获得相对较高的乳腺癌诊断准确

度,其诊断的AUC分别为0.80和0.86。Whitney等<sup>[21]</sup>提取了264例良性肿瘤和390例管腔A型乳腺癌的形态和纹理特征,发现DCE成像的形态特征有助于鉴别乳腺良性肿瘤和管腔A型乳腺癌。

DWI可评估体内水分子的弥散能力,通过表观弥散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)来定量评估其差异,可间接反映肿瘤细胞密度、水分子弥散、纤维基质情况和细胞膜完整性等生物学特征<sup>[22]</sup>。但是DWI由于容易变形、分辨率低,在乳腺癌影像组学的应用方面相比DCE成像序列要少。Hu等<sup>[23]</sup>提取88例乳腺肿瘤的ADC纹理特征,获得乳腺癌诊断的AUC为0.79。Suo等<sup>[24]</sup>提取了101个病灶(36个良性,65个恶性)的ADC直方图特征,发现ADC最小值是诊断恶性肿瘤的独立因素。

目前乳腺X线摄影和MRI影像组学对乳腺癌的诊断准确度相对较高,可以辅助医师作出准确的诊断;但目前的研究多属回顾性研究,且影像组学特征种类、特征筛选和分类方法也不尽相同,广泛应用于临床之前还需要大量的数据和前瞻性研究进行验证。

## 2 影像组学在识别乳腺癌分子分型中的应用

乳腺癌是一种在分子水平上具有高度异质性的肿瘤,不同患者即使在肿瘤分期与组织学形态上十分相似,其生物学行为、对治疗的反应和预后也可能大相径庭<sup>[25]</sup>。St. Gallen国际乳腺癌会议对乳腺癌临床病理替代分型进行了具体定义,结合雌激素受体(estrogen receptor, ER)、孕激素受体(progesterone receptor, PR)、人类表皮生长因子受体2(human epidermal growth factor receptor 2, HER2)和Ki-67增殖指数,将乳腺癌分为管腔A型、管腔B型、HER2阳性和三阴性乳腺癌(triple negative breast cancer, TNBC)4种分子分型<sup>[26]</sup>。常规临床免疫组织化学方法主要是通过活检或手术的小样本进行评估,无法获得全肿瘤的异质性信息。并且病理学检查过程中有时会出现以下情况:免疫组织化学和荧光原位杂交中HER2受体状态结果不一致,免疫组织化学和荧光原位杂交都无法确定HER2受体状态<sup>[27]</sup>,以及穿刺和术后标本的分子分型前后不

一致。因此,影像组学可以为乳腺癌分子分型的正确分类提供辅助依据和补充,有助于乳腺癌治疗计划的制订和疗效预测。

乳腺X线摄影影像组学在识别乳腺癌分子分型中的研究相对较少。Ma等<sup>[28]</sup>和Son等<sup>[29]</sup>分别从乳腺X线摄影和DBT的合成图像中提取纹理特征来鉴别分子分型,结果发现,影像组学在TNBC与非TNBC鉴别中的AUC较高,分别为0.865和0.838,而其他分子分型之间鉴别的AUC均低于0.8。

乳腺MRI影像组学常使用DCE成像图像提取肿瘤的组学特征来分析并预测乳腺癌的分子分型。Agner等<sup>[30]</sup>提取了DCE成像图像中的肿瘤形态和纹理特征,结合支持向量机分类器来鉴别TNBC与其他分子分型的乳腺癌。Blaschke等<sup>[31]</sup>和Chang等<sup>[32]</sup>从DCE成像图像中提取肿瘤纹理特征来预测乳腺癌的分子分型和识别TNBC。MRI影像组学不仅可以分析肿瘤的特征,也可以对其周边的背景实质强化(background parenchymal enhancement, BPE)组织进行分析,间接评估肿瘤的分子生物学特性,这主要因为BPE与纤维腺体类型、乳腺癌的发病风险、分子类型和治疗反应存在相关性<sup>[33]</sup>。Fan等<sup>[34]</sup>提取了肿瘤和周边BPE的纹理特征,并结合年龄和月经这两个临床特征,区分管腔A型、管腔B型、HER2阳性和TNBC这4种分子分型乳腺癌。Wang等<sup>[35]</sup>提取了DCE成像药代动力学参数 $K^{trans}$ 、 $K_{ep}$ 和 $V_e$ 的肿块和BPE的纹理特征来区别乳腺癌分子分型,发现肿块和BPE的纹理特征为识别恶性度更高的TNBC提供了一种无创的影像学评估手段。这些研究结果表明,MRI或其定量参数图的影像组学特征在预测和鉴别乳腺癌分子分型中具有一定的诊断效能。

## 3 影像组学在乳腺癌NAC效果预测中的应用

NAC是局部晚期乳腺癌的规范疗法,可以使肿瘤降期以利于手术,或使不能手术的患者获得手术机会;若能达到病理学完全缓解(pathological complete response, pCR),则预示有较好的远期效果;对于肿瘤较大且有保乳意愿的患者可以提高其保乳率。

NAC效果预测是影像组学近年来研究的热点问题。Wang等<sup>[36]</sup>从对比增强能谱乳腺摄影（contrast enhancement spectral mammography, CESM）的组学特征中筛选出11个特征，结合3个临床特征（Ki-67增殖指数、HER2状态和BPE），对97例乳腺癌测试组和27例验证组pCR预测的AUC分别为0.877和0.81，但该研究中没有提及乳腺癌的分子分型。

MRI虽然在检测NAC后残留病灶方面要比超声、X线检查更加敏感，但是也存在假阳性。MRI影像组学提供的定量特征，可为pCR的预测提供客观准确的依据。Braman等<sup>[37]</sup>从肿瘤和肿瘤周围组织提取DCE成像图像的纹理特征来预测pCR，发现结合肿瘤周围组织纹理特征和受体状态，可以很好地预测NAC后的pCR。Banerjee等<sup>[38]</sup>提取药代动力学参量图（ $K^{trans}$ 、 $K_{ep}$ 和 $V_e$ ）的Resiz纹理特征对53例TNBC患者NAC疗效进行预测，发现Resiz纹理特征对pCR的AUC达到0.83，优于GLCM纹理特征。近年来，有研究者使用磁共振多参数成像和影像组学特征标志物（影像组学评分，Rad-scores）来预测乳腺癌NAC效果。例如，Liu等<sup>[39]</sup>提取NAC前基线的T1WI、T2WI、DCE成像和DWI图像的纹理特征，结果发现，多参数影像组学在ER阳性、HER2阴性和TNBC中具有较好的预测效果，AUC达到0.86。

#### 4 影像组学在乳腺癌预后分析中的应用

前哨淋巴结活检术（sentinel lymph node biopsy, SLNB）是乳腺癌外科治疗史上里程碑式的进步，可避免不必要的腋窝淋巴结清扫。评估腋窝淋巴结是否转移有助于预后的判断。Mao等<sup>[40]</sup>和Tan等<sup>[41]</sup>使用乳腺X线摄影组学特征和临床病理学特征，建立影像组学模型来预测腋窝淋巴结是否转移，结果表明，该影像组学列线图是一种无创且稳定的预测腋窝淋巴结状态的方法。Yang等<sup>[42]</sup>基于147例乳腺癌（训练集110例，验证集37例）使用乳腺X线摄影腋窝淋巴结的纹理特征和临床病理学危险因子来预测腋窝淋巴结的转移状态，训练集的AUC为0.895，验证集的AUC为0.875。Dong等<sup>[43]</sup>研究发现，从DWI提取的纹理特征，相比从ADC提取的纹理特

征，更能预测腋窝淋巴结的转移状态。

Ki-67增殖指数可评估细胞增殖和治疗反应，与早期乳腺癌的远期生存密切相关<sup>[44]</sup>。Tagliafico等<sup>[45]</sup>的研究结果显示，70个浸润性乳腺癌（其中40个低Ki-67增殖指数 $<14\%$ ，30个高Ki-67增殖指数 $\geq 14\%$ ）提取的34个DBT纹理特征与Ki-67增殖指数具有高相关性（ $P < 0.001$ ），其中筛选出的5个特征在区别高低Ki-67增殖指数中的AUC为0.698。Ma等<sup>[46]</sup>基于377例乳腺癌探究DCE成像的影像组学特征与Ki-67增殖指数的相关性，结果显示，采用机器学习方法结合对比度、熵和线像度3个纹理特征，预测模型的AUC达到0.733。

Chan等<sup>[47]</sup>基于563例乳腺癌的DCE成像纹理特征建立一套乳腺癌风险预测工具，训练数据集的AUC达到0.88，验证数据集的AUC达到0.77。Sutton等<sup>[48]</sup>通过分析95例ER阳性乳腺癌患者的DCE成像纹理特征，发现Oncotype DX（21基因）评估与DCE成像的峰度特征及肿瘤分级具有相关性，可用于ER阳性乳腺癌患者的复发风险预测。

综上所述，乳腺影像组学在乳腺癌的早期诊断、分子分型、风险和疗效预测中显示了巨大的潜力，尽管影像组学目前在临床应用中存在非常大的挑战<sup>[6, 49]</sup>。随着大数据、深度学习等AI技术的发展，乳腺病灶的智能识别、分割和分类，以及集成分析的流程进一步优化，乳腺影像组学在临床实践和研究中的应用将迎来更广阔的发展前景。

#### [参 考 文 献]

- [1] SIEGEL R L, MILLER K D, FUCHS H E, et al. Cancer statistics, 2021 [J]. CA: A Cancer J Clin, 2021, 71(1): 7-33.
- [2] FENG R M, ZONG Y N, CAO S M, et al. Current cancer situation in China: good or bad news from the 2018 Global Cancer Statistics? [J]. Cancer Commun (Lond), 2019, 39(1): 22.
- [3] 中国抗癌协会乳腺癌专业委员会. 中国抗癌协会乳腺癌诊治指南与规范（2019年版）[J]. 中国癌症杂志, 2019, 29(8): 609-680.
- [4] MANN R M, CHO N, MOY L. Breast MRI: state of the art [J]. Radiology, 2019, 292(3): 520-536.

- [ 5 ] 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.
- [ 6 ] GILLIES R J, KINAHAN P E, HIRCAK H. Radiomics: images are more than pictures, they are data [ J ] . *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- [ 7 ] CONTI A, DUGGENTO A, INDOVINA I, et al. Radiomics in breast cancer classification and prediction [ J ] . *Semin Cancer Biol*, 2021, 72: 238-250.
- [ 8 ] LEE S H, PARK H, KO E S. Radiomics in breast imaging from techniques to clinical applications: a review [ J ] . *Korean J Radiol*, 2020, 21(7): 779-792.
- [ 9 ] MAO N, YIN P, WANG Q L, et al. Added value of radiomics on mammography for breast cancer diagnosis: a feasibility study [ J ] . *J Am Coll Radiol*, 2019, 16(4): 485-491.
- [ 10 ] LEI C Q, WEI W, LIU Z Y, et al. Mammography-based radiomic analysis for predicting benign BI-RADS category 4 calcifications [ J ] . *Eur J Radiol*, 2019, 121: 108711.
- [ 11 ] LI H, MENDEL K R, LAN L, et al. Digital mammography in breast cancer: additive value of radiomics of breast parenchyma [ J ] . *Radiology*, 2019, 291(1): 15-20.
- [ 12 ] TAGLIAFICO A S, VALDORA F, MARISCOTTI G, et al. An exploratory radiomics analysis on digital breast tomosynthesis in women with mammographically negative dense breasts [ J ] . *Breast*, 2018, 40: 92-96.
- [ 13 ] RODRIGUEZ-RUIZ A, LÂNG K, GUBERN-MERIDA A, et al. Can we reduce the workload of mammographic screening by automatic identification of normal exams with artificial intelligence? A feasibility study [ J ] . *Eur Radiol*, 2019, 29(9): 4825-4832.
- [ 14 ] GERAS K J, MANN R M, MOY L. Artificial intelligence for mammography and digital breast tomosynthesis: current concepts and future perspectives [ J ] . *Radiology*, 2019, 293(2): 246-259.
- [ 15 ] MCKINNEY S M, SIENIEK M, GODBOLE V, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening [ J ] . *Nature*, 2020, 577(7788): 89-94.
- [ 16 ] BHOOSHAN N, GIGER M, LAN L, et al. Combined use of T2-weighted MRI and T1-weighted dynamic contrast-enhanced MRI in the automated analysis of breast lesions [ J ] . *Magn Reson Med*, 2011, 66(2): 555-564.
- [ 17 ] BHOOSHAN N, GIGER M L, JANSEN S A, et al. Cancerous breast lesions on dynamic contrast-enhanced MR images: computerized characterization for image-based prognostic markers [ J ] . *Radiology*, 2010, 254(3): 680-690.
- [ 18 ] CHEN W J, GIGER M L, LI H, et al. Volumetric texture analysis of breast lesions on contrast-enhanced magnetic resonance images [ J ] . *Magn Reson Med*, 2007, 58(3): 562-571.
- [ 19 ] GIBBS P, TURNBULL L W. Textural analysis of contrast-enhanced MR images of the breast [ J ] . *Magn Reson Med*, 2003, 50(1): 92-98.
- [ 20 ] NIE K, CHEN J H, YU H J, et al. Quantitative analysis of lesion morphology and texture features for diagnostic prediction in breast MRI [ J ] . *Acad Radiol*, 2008, 15(12): 1513-1525.
- [ 21 ] WHITNEY H M, TAYLOR N S, DRUKKER K, et al. Additive benefit of radiomics over size alone in the distinction between benign lesions and luminal A cancers on a large clinical breast MRI dataset [ J ] . *Acad Radiol*, 2019, 26(2): 202-209.
- [ 22 ] KOH D M, COLLINS D J. Diffusion-weighted MRI in the body: applications and challenges in oncology [ J ] . *AJR Am J Roentgenol*, 2007, 188(6): 1622-1635.
- [ 23 ] HU B, XU K, ZHANG Z, et al. A radiomic nomogram based on an apparent diffusion coefficient map for differential diagnosis of suspicious breast findings [ J ] . *Chin J Cancer Res*, 2018, 30(4): 432-438.
- [ 24 ] SUO S T, ZHANG K B, CAO M Q, et al. Characterization of breast masses as benign or malignant at 3.0 T MRI with whole-lesion histogram analysis of the apparent diffusion coefficient [ J ] . *J Magn Reson Imaging*, 2016, 43(4): 894-902.
- [ 25 ] MARTELOTTO L G, NG C K, PISCUOGLIO S, et al. Breast cancer intra-tumor heterogeneity [ J ] . *Breast Cancer Res*, 2014, 16(3): 210.
- [ 26 ] GOLDBHIRSCH A, WOOD W C, COATES A S, et al. Strategies for subtypes—dealing with the diversity of breast cancer: highlights of the St Gallen International Expert Consensus on the Primary Therapy of Early Breast Cancer 2011 [ J ] . *Ann Oncol*, 2011, 22(8): 1736-1747.
- [ 27 ] 刘月平, 步宏, 杨文涛. 2019版中国乳腺癌HER2检测指南更新解读 [ J ] . *中华病理学杂志*, 2019, 48(3): 182-185.
- [ 28 ] MA W J, ZHAO Y M, JI Y, et al. Breast cancer molecular subtype prediction by mammographic radiomic features [ J ] . *Acad Radiol*, 2019, 26(2): 196-201.
- [ 29 ] SON J, LEE S E, KIM E K, et al. Prediction of breast cancer molecular subtypes using radiomics signatures of synthetic mammography from digital breast tomosynthesis [ J ] . *Sci Rep*, 2020, 10(1): 21566.
- [ 30 ] AGNER S C, ROSEN M A, ENGLANDER S, et al. Computerized image analysis for identifying triple-negative breast cancers and differentiating them from other molecular subtypes of breast cancer on dynamic contrast-enhanced MR images: a feasibility study [ J ] . *Radiology*, 2014, 272(1): 91-99.
- [ 31 ] BLASCHKE E, ABE H. MRI phenotype of breast cancer: kinetic assessment for molecular subtypes [ J ] . *J Magn Reson Imaging*, 2015, 42(4): 920-924.
- [ 32 ] CHANG R F, CHEN H H, CHANG Y C, et al. Quantification of breast tumor heterogeneity for ER status, HER2 status, and TN molecular subtype evaluation on DCE-MRI [ J ] . *Magn Reson Imaging*, 2016, 34(6): 809-819.
- [ 33 ] THOMPSON C M, MALLAWAARACHCHI I, DWIVEDI D K, et al. The association of background parenchymal enhancement at breast MRI with breast cancer: a systematic review and meta-analysis [ J ] . *Radiology*, 2019, 292(3): 552-561.

- [ 34 ] FAN M, LI H, WANG S J, et al. Radiomic analysis reveals DCE-MRI features for prediction of molecular subtypes of breast cancer [ J ] . PLoS One, 2017, 12(2): e0171683.
- [ 35 ] WANG J, KATO F, OYAMA-MANABE N, et al. Identifying triple-negative breast cancer using background parenchymal enhancement heterogeneity on dynamic contrast-enhanced MRI: a pilot radiomics study [ J ] . PLoS One, 2015, 10(11): e0143308.
- [ 36 ] WANG Z, LIN F, MA H, et al. Contrast-enhanced spectral mammography-based radiomics nomogram for the prediction of neoadjuvant chemotherapy-insensitive breast cancers [ J ] . Front Oncol, 2021, 11: 605230.
- [ 37 ] BRAMAN N M, ETESAMI M, PRASANNA P, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for the pretreatment prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy based on breast DCE-MRI [ J ] . Breast Cancer Res, 2017, 19(1): 57.
- [ 38 ] BANERJEE I, MALLADI S, LEE D, et al. Assessing treatment response in triple-negative breast cancer from quantitative image analysis in perfusion magnetic resonance imaging [ J ] . J Med Imaging (Bellingham), 2018, 5(1): 011008.
- [ 39 ] LIU Z Y, LI Z L, QU J R, 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.
- [ 40 ] MAO N, YIN P, LI Q, et al. Radiomics nomogram of contrast-enhanced spectral mammography for prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer: a multicenter study [ J ] . Eur Radiol, 2020, 30(12): 6732-6739.
- [ 41 ] TAN H N, WU Y P, BAO F C, et al. Mammography-based radiomics nomogram: a potential biomarker to predict axillary lymph node metastasis in breast cancer [ J ] . Br J Radiol, 2020, 93(1111): 20191019.
- [ 42 ] YANG J B, WANG T, YANG L F, et al. Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer using mammography-based radiomics method [ J ] . Sci Rep, 2019, 9: 4429.
- [ 43 ] DONG Y H, FENG Q J, YANG W, et al. Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on radiomics of T2-weighted fat-suppression and diffusion-weighted MRI [ J ] . Eur Radiol, 2018, 28(2): 582-591.
- [ 44 ] COLOZZA M, AZAMBUJA E, CARDOSO F, et al. Proliferative markers as prognostic and predictive tools in early breast cancer: where are we now? [ J ] . Ann Oncol, 2005, 16(11): 1723-1739.
- [ 45 ] TAGLIAFICO A S, BIGNOTTI B, ROSSI F, et al. Breast cancer Ki-67 expression prediction by digital breast tomosynthesis radiomics features [ J ] . Eur Radiol Exp, 2019, 3(1): 36.
- [ 46 ] MA W, JI Y, QI L, et al. Breast cancer Ki-67 expression prediction by DCE-MRI radiomics features [ J ] . Clin Radiol, 2018, 73(10): 909.e1-909.e5.
- [ 47 ] CHAN H M, VAN DER VELDEN B H M, LOO C E, et al. Eigentumors for prediction of treatment failure in patients with early-stage breast cancer using dynamic contrast-enhanced MRI: a feasibility study [ J ] . Phys Med Biol, 2017, 62(16): 6467-6485.
- [ 48 ] SUTTON E J, OH J H, DASHEVSKY B Z, et al. Breast cancer subtype intertumor heterogeneity: MRI-based features predict results of a genomic assay [ J ] . J Magn Reson Imaging, 2015, 42(5): 1398-1406.
- [ 49 ] HOUSSAMI N, LEE C I, BUIST D S M, et al. Artificial intelligence for breast cancer screening: opportunity or hype? [ J ] . Breast, 2017, 36: 31-33.

(收稿日期: 2021-06-19 修回日期: 2021-07-30)