

影像组学在乳腺癌分子分型及肿瘤微环境研究中的应用

林立夫¹, 刘子霖¹, 刘玉双¹, 陈晓东^{2*} (1. 广东医科大学附属第二医院放射影像科, 广东湛江 524000; 2. 广东医科大学附属第一医院医学影像中心, 广东湛江 524001)

摘要: 乳腺癌发病率居全球女性恶性肿瘤之首。随着科技进步, 乳腺疾病诊断技术也从传统阅片诊断向人工智能辅助诊断的方向发展, 包括影像组学、机器学习和深度学习等技术。影像组学是一种综合利用多模态医学影像数据的定量分析方法, 旨在提取和分析影像中的大量特征, 并将其与临床、病理、分子等数据关联, 以实现个体化的疾病诊断、预测和治疗策略的制定。该文旨在综述影像组学在乳腺癌研究中的进展, 特别关注分子分型的识别和肿瘤微环境的探索。

关键词: 影像组学; 乳腺癌; 分子分型; 肿瘤微环境

中图分类号: R 730

文献标志码: A

文章编号: 2096-3610 (2024) 02-0209-06

Research progress of radiomics in molecular typing and tumor microenvironment of breast cancer

LIN Li-fu¹, LIU Zi-lin¹, LIU Yu-shuang¹, CHEN Xiao-dong^{2*} (1. Department of Radiology, The Second Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524000, China; 2. Medical Imaging Center, Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524001, China)

Abstract: The incidence of breast cancer is the highest among female malignant tumors worldwide. With the development of science and technology, the diagnostic methods for breast diseases have evolved from traditional reading diagnosis to artificial intelligence-assisted diagnosis. This includes the utilization of radiomics, machine learning, and deep learning technologies. Radiomics is a quantitative analysis technique that comprehensively uses multimodal medical imaging data. Its objective is to extract and analyze a multitude of features in images and correlate them with clinical, pathological, molecular, and other data. This correlation allows for personalized disease diagnosis, prediction, and treatment strategy formulation. This article aims to review the progress of radiomics in breast cancer research, with a specific focus on the identification of molecular subtypes and the exploration of the tumor microenvironment.

Key words: radiomics; breast cancer; molecular subtypes; tumor microenvironment

乳腺癌是女性常见的恶性肿瘤, 由于其异质性大, 内部分子信息和肿瘤微环境复杂, 在常规检查中难以被识别, 从而影响治疗时机^[1]。近年来, 随着人工智能及大数据相关技术的发展, 使得医学图像的定量分析成为可能, 在此基础上, 影像组学逐步成为研究的热点。影像组学利用先进的图像处理和分析技术, 能够从常规的医疗影像中提取大量的、以往肉眼难以辨识的特征, 这些特征包括但不限于形状、纹理、强度分布等。通过一系列的机器学习算法将这些高维度定量的影像特征与临床数据、分子生物标志物相整合, 构建辅助乳腺癌诊疗的系统, 有望在乳腺癌的早期诊断、治疗效果评估、疾病进展监测以及预后预测等方面发挥重

要作用^[2-4]。本文就影像组学在乳腺癌分子分型及肿瘤微环境研究中的应用作一综述。

1 影像组学人工智能概述

影像组学的基本研究流程涵盖了特征提取、特征筛选、模型构建和模型评估。在这整个流程中, 人工智能技术起到了核心作用, 推动了研究的进展。人工智能技术能够较好地处理影像组学研究过程中产生的复杂高维数据。常见的人工智能算法, 如支持向量机、随机森林和梯度提升决策树, 在影像组学中应用广泛^[5]。支持向量机擅长处理高维数据, 但当样本量非常大时, 训练效率较低^[6]。随机森林能够处理非线性问题, 具

收稿日期: 2024-01-07

基金项目: 湛江市科技计划项目 (2022B01083)

作者简介: 林立夫 (1989-), 男, 在读硕士研究生, 副主任医师, E-mail: 346046298@qq.com

通信作者: 陈晓东 (1981-), 男, 博士, 副主任医师, E-mail: 45994381@qq.com

有很好的鲁棒性和易解释性,但在某些复杂模型的精度上可能不如深度学习方法^[7]。梯度提升决策树以其高效的预测能力和对各种类型数据的适应性被广泛使用,但它可能容易过拟合,并且对异常值敏感^[8]。深度学习模型,尤其是卷积神经网络,因其出色的特征提取能力在医学影像分析中取得了突破性进展。卷积神经网络能自动学习图像中的层次性特征,非常适合处理图像数据^[9]。然而,深度学习模型需要大量的标注数据来训练,且模型的解释性较差,这在某种程度上限制了它们的应用。

2 影像组学在乳腺癌分子特征研究中的应用

2.1 乳腺癌分子分型概述

乳腺癌是一类在分子水平上具有高度异质性的肿瘤,St. Gallen乳腺癌会议根据乳腺癌的多种分子表达,包括雌激素受体(ER)、孕激素(PR)、人表皮生长因子受体2(HER2)和Kiel-67 Antigen(Ki-67)增殖指数,将乳腺癌常规分为管腔A型、管腔B1型、管腔B2型、HER2阳性和三阴性乳腺癌^[10]。在乳腺癌治疗的临床决策中,分子亚型的识别已被证实具有显著的指导价值,其在患者的再发概率和生存期预测中起着关键作用^[11]。目前免疫组织化学和基因扩增技术是区分这些分子亚型的主要方法^[12]。然而,这些技术的应用依赖于病理组织样本的获取,通常需要通过侵入性的活检或手术采样获得。此外,基因扩增分析不仅耗时,而且成本较高。且不同医疗机构对活检样本的处理标准可能存在差异,导致分析结果不一致^[13]。因此,在乳腺癌管理中,能够早期并准确地确定分子分型对于患者的治疗及预后具有至关重要的意义。

2.2 影像组学在预测乳腺癌分子表达中的应用

众多研究已经揭示了ER、PR、HER2及Ki-67等生物标志物在乳腺癌中的表达状态。ER是类固醇核受体家族的关键成员,主要存在两种形式:ER- α 和ER- β ^[14]。PR作为乳腺癌检测中常用的生物标志物,属于配体依赖性转录因子,即类固醇核受体家族的一部分。PR主要有两个亚型:PR-A和PR-B,它们由位于11q22-q23的同一基因编码^[15]。HER2属于表皮生长因子家族,其基因位于17号染色体的长臂上,编码185 kDa的跨膜蛋白。HER2受体调节乳腺细胞的生长、分裂和修复^[16]。Ki-67是一种在细胞周期中表达的非组蛋白核蛋白,但在G0期的静息细胞中不表达,已被证明是乳腺癌的增殖标志物^[17]。在一项涉及102名患者的研究中,研究人员利用从乳腺动态对比增强

磁共振成像(DCE-MRI)中提取的定量区域特征,量化与ER和HER2状态相关的肿瘤内部异质性^[18]。另一项研究采用了基于肿瘤感兴趣体积注释的快速影像组学方法,得出了与上述研究相似的结果^[19]。Szep等^[19]证实基于表观扩散系数图的影像组学特征能够预测乳腺癌中ER和PR的状态。研究表明,基于区域特征量化的肿瘤内异质性能为受体表达的临床预测提供重要信息。DCE-MRI影像组学方法被认为可用于预测ER阳性乳腺癌的预后风险^[20]。Wu等^[21]提出基于超声图像的影像组学可以预测分子生物标志物的表达,该影像组学模型在训练组和测试组中显示曲线下面积(AUC)超过0.7,包括ER(0.94和0.84)、PR(0.90和0.78)、HER2(0.94和0.74)及Ki-67(0.95和0.86)。这些发现揭示了ER与影像组学特征之间的显著相关性。在乳腺癌的诊断领域,Zhou等^[22]发现结合乳房X光检查的头尾和内侧倾斜位置的逻辑回归模型在评估浸润性导管癌患者的HER2状态方面表现出显著的有效性。Petrillo等^[23]利用双能对比增强乳房X线摄影技术提取纹理特征,并结合人工智能算法模型进行影像组学分析,发现该方法在预测HER2状态方面具有较高的准确性。在一项涉及377名中国乳腺癌女性患者的研究中,探讨了Ki-67表达与基于DCE-MRI分段病灶提取的56个影像组学特征之间的潜在相关性,并采用机器学习模型进行分析,结果证实了这些影像组学特征在区分Ki-67低表达与高表达患者方面具有显著的预测潜力^[24]。随着分子成像技术,如PET-CT、PET-MR等技术的发展,影像组学技术逐步与这些先进的成像技术相结合,推动了精准医疗向更高水平的发展。Umutlu等^[25]从PET-MRI提取影像组学特征预测乳腺癌分子表达的状态(ER、HER-2、PR),结果显示影像组学模型的AUC均超过0.87。Araz等^[26]通过PET-CT影像组学特征预测乳腺癌雌激素受体状态,取得了较为良好的预测效果。

这些研究说明影像组学技术能够在术前无创且准确预测乳腺癌分子表达情况,从而在术前为医生提供重要的参考信息,帮助他们制定更为个性化和精准的治疗方案。此外,影像组学还为避免不必要的侵入性检查提供了可能,从而降低了患者的风险和不适,提高了患者的生活质量。

2.3 影像组学在预测乳腺癌分子分型中的应用

在乳腺癌分子分型预测的研究中,影像组学的应用已经取得了显著的成果。Guo等^[27]利用自动分割算法和手工修改方法,对乳腺癌超声图像感兴趣区进

行了细致的分割,他们从中筛选出 38 个与乳腺癌受体表达有关的纹理特征,发现了ER受体阳性和HER2阴性与肿瘤形态不规则、边缘模糊、高或复杂回声模式和后方声影之间的相关性。这项研究为我们理解乳腺癌的生物学特性提供了新的视角。Grimm等^[28]发现,DCE-MRI的纹理特征与管腔A型乳腺癌有显著的关联。另一方面,赵以惠等^[29]基于DCE-MRI乳腺癌的影像组学特征构建识别乳腺癌分子分型的模型,结果显示,影像组学特征在鉴别准确度方面能够达到较高的水平。此外,李薇等^[30]融合了多个序列的影像组学特征[T2加权(T2WI)和DCE-MRI]预测乳腺癌的分子分型,结果显示联合序列影像组学特征构建的模型在预测HER-2受体显示出了最佳的模型性能,AUC超过0.85。三阴性乳腺癌是乳腺癌中的一个特殊亚型,它不表达ER、PR和HER2蛋白,与其他乳腺癌亚型相比,三阴性乳腺癌的生物学行为更具有侵袭性,疾病进展速度快,复发和转移风险较高^[31];此外,由于缺乏上述3种受体,使得患者无法受益于针对这些受体的靶向治疗,如内分泌治疗和HER2针对性治疗。因此,三阴性乳腺癌的治疗策略和预后与其他乳腺癌亚型有所不同,对于治疗方案的选择和患者管理具有特殊的挑战性。影像组学为三阴性乳腺癌的诊断和治疗提供了新的视角。孙瑞红等^[32]研究了T2WI抑脂(FS)瘤内及瘤周水肿的影像组学,构建了识别三阴性乳腺癌的诊断模型,模型的诊断性能较为优越。Zhang等^[33]为三阴性乳腺癌患者建立了一个放射基因组模型,以预测病理完全应答,该模型AUC高达0.87,有助于为三阴性乳腺癌患者寻找新的治疗靶点。Moscoso等^[34]研究显示基于18F-FDG的PET-CT纹理特征可以有效预测乳腺癌的分子亚型。

这些研究成果表明了影像组学在预测乳腺癌分子分型方面所蕴含的巨大潜力。通过深入分析和理解乳腺癌影像组学特征,我们能够洞察到乳腺癌的复杂生物学特性,这些特性对于疾病的发展、治疗及预后都有着至关重要的影响。

3 影像组学在乳腺癌肿瘤微环境研究中的应用

肿瘤微环境是近年癌症研究领域的热点之一,尤其在乳腺癌的研究中,它的作用越来越受到关注。肿瘤微环境是指肿瘤细胞外的环境,包括与肿瘤细胞相互作用的多种细胞和非细胞组分。细胞组分主要包括免疫细胞(如T细胞、B细胞、巨噬细胞、髓样树突状细胞等)、成纤维细胞、血管细胞、淋巴管细胞及骨髓源性炎

性细胞等^[35]。非细胞组分主要为细胞外基质(ECM)和其他信号分子。肿瘤微环境与肿瘤细胞之间的相互作用影响着肿瘤的生长、侵袭、转移。乳腺癌的肿瘤微环境在癌症的生物学行为和治疗反应中起到关键作用。

影像组学在预测乳腺癌肿瘤微环境中较大的研究价值,能够为医生提供关于肿瘤生物学特性和免疫反应的宝贵信息,从而有助于制定更为精确的治疗策略。如,Su等^[36]研究发现MRI基础上的影像组学特征与乳腺癌肿瘤内的淋巴细胞活性有明显的相关性。Han等^[37]使用多达21个影像组学特征构建了一个精准的预测模型,旨在预测免疫细胞在肿瘤中的丰度,结果发现这些特征与患者的预后情况紧密相关。Yu等^[38]采用3个独立的乳腺癌患者队列($n=1\,088$)被用来开发和验证预测腋窝淋巴结转移状态的特征,由腋窝淋巴结转移和肿瘤影像组学特征组成的腋窝淋巴结转移-肿瘤影像组学特征预测在3个队列中表现出较高的预测性能,AUC分别为0.88、0.87和0.87;结合肿瘤和淋巴结MRI影像组学、临床和病理特征及分子亚型信息,模型的预测性能更高,AUC分别为0.90、0.91和0.93。多组学特征表现出强大的预测能力,并显示出扩展应用于定制手术管理的前景。Wang等^[39]探讨了影像组学在预测局部晚期乳腺癌(LABC)患者生存结局方面的有效性,回顾性分析了2010-2015年LABC患者的数据,从增强MRI中提取了影像组学特征,并构建了影像组学评分,结果显示,影像组学评分与训练队列、验证队列和外部验证队列的无病生存期显著相关(分别为 $P<0.001$ 、 $P=0.014$ 和 $P=0.041$),表明影像组学评分能够有效预测经过新辅助化疗和放疗的LABC患者的预后。

虽然目前对于利用影像组学技术探索乳腺癌免疫微环境的研究已经取得了一些初步成果,而这些成果亦揭示了通过分析医学影像理解肿瘤免疫特性的巨大潜力。然而,目前这一领域的探索和应用仍旧处于起步阶段。乳腺癌免疫微环境的复杂性要求我们不仅要在量化影像特征的提取和分析上下功夫,还需要深入理解这些特征与肿瘤免疫状态之间的关系,以及这些关系如何影响治疗效果和疾病进展,因此,需要更加广泛和深入的研究来挖掘影像组学在乳腺癌免疫微环境研究中的应用价值。这包括开发更为精准的图像分析工具和算法,以提高特征提取的准确性和效率,同时也需要跨学科合作,将影像学、免疫学、生物信息学等领域的知识整合起来,以促进对乳腺癌免疫微环境更全面的研究。

4 影像组学运用于乳腺癌分子分型及肿瘤微环境的不足与挑战

尽管影像组学在乳腺癌分子分型及肿瘤微环境中的运用潜力巨大,但仍然存在一些不足之处。影像组学的研究依赖于高质量的医学影像数据,然而在实际的临床环境中,由于设备差异、操作人员技术水平不同、患者状态等因素,影像数据的质量往往存在较大的差异。这种质量差异会对影像组学特征的提取和分析产生影响,从而影响研究结果的准确性^[3]。影像组学的特征提取和分析需要复杂的计算方法,需要专业的计算机技术和强大的计算资源。对于许多医疗机构来说,这可能是一项难以克服的挑战。此外,影像组学的特征通常是高维的,这给特征的解析带来了挑战^[4]。因影像组学缺乏标准化的流程,受到人为因素的影响,这给数据的解读和结果的可重复性带来挑战。为了克服这些困难和挑战,我们需要更多的研究来理解这些特征与乳腺癌的生物学特性之间的关系。影像组学的研究结果受到样本量的影响。由于乳腺癌的分子分型和肿瘤微环境具有高度的异质性,因此需要大量的样本确保研究结果的可靠性和普遍性。影像组学在乳腺癌研究中的应用仍面临许多挑战,需要我们共同努力,不断优化影像组学的技术和方法,以期更好地服务于临床。

5 小结和展望

随着影像组学领域的不断进步,规范化研究的重要性已经得到越来越多学者的认可。2023年,欧洲放射学协会和欧洲医学成像信息协会联合提出了一套影像组学研究评估清单(CLEAR),该清单从图像采集、靶区勾画、特征筛选及模型构建等多个重要环节,对影像组学研究进行了全方位的标准化要求。此外,部分学者致力于建立大型、公开的数据库,以提高影像组学研究的透明度和可靠性。他们不仅致力于提升影像组学的研究水平,更进一步探讨影像组学与其他生物数据,如基因组、免疫等数据的结合,以期挖掘出影像组学特征背后的深层生物学意义。影像组学在预测乳腺癌分子分型和肿瘤微环境方面的应用已经取得了一些令人鼓舞的成果。这些研究不仅提高了我们对乳腺癌生物学特性的理解,也为乳腺癌的个体化治疗提供了新的可能。尽管影像组学在乳腺癌预测方面的应用还处于初级阶段,但其巨大的潜力无可置疑。

参考文献:

[1]LIU S Q, GAO Z J, WU J, et al. Single-cell and spatially

resolved analysis uncovers cell heterogeneity of breast cancer[J]. *J Hematol Oncol*, 2022, 15(1): 19.

[2]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.

[3]BITENCOURT A G V, GIBBS P, SACCARELLI C R, et al. MRI-based machine learning radiomics can predict HER2 expression level and pathologic response after neoadjuvant therapy in HER2 overexpressing breast cancer[J]. *EBioMedicine*, 2020, 61: 103042.

[4]GU J, TONG T, XU D, et al. Deep learning radiomics of ultrasonography for comprehensively predicting tumor and axillary lymph node status after neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients: A multicenter study[J]. *Cancer*, 2023, 129(3): 356-366.

[5]OZER M E, SARICA P O, ARGAS K Y. New machine learning applications to accelerate personalized medicine in breast cancer: Rise of the support vector machines[J]. *OMICS*, 2020, 24(5): 241-246.

[6]S S N. Prediction of breast cancer through random forest[J]. *Curr Med Imaging*, 2023, 19(10): 1144-1155.

[7]AL-AZZAM N, SHATNAWI I. Comparing supervised and semi-supervised machine learning models on diagnosing breast cancer[J]. *Ann Med Surg*, 2021, 62: 53-64.

[8]CHEN M, KONG C, LIN G, et al. Development and validation of convolutional neural network-based model to predict the risk of sentinel or non-sentinel lymph node metastasis in patients with breast cancer: A machine learning study[J]. *EclinicalMedicine*, 2023, 63: 102176.

[9]谢飞跃, 林竹强, 张庭庭. MRI定量参数对不同乳腺癌分子亚型的鉴别诊断价值研究[J]. *实用放射学杂志*, 2022, 38(12): 1976-1981.

[10]LEE S Y, YOO T K, KIM J, et al. Clinical significance of microinvasive breast cancer across the different subtypes and human epidermal growth factor receptor 2 expression levels[J]. *Breast Cancer Res Tr*, 2023, 200: 47-61.

[11]GOTO M, LE BIHAN D, SAKAI K, et al. The diffusion MRI signature index is highly correlated with immunohistochemical status and molecular subtype of invasive breast carcinoma[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(7): 4879-4888.

[12]PATEL R, KLEIN P, TIERSTEN A, et al. An emerging generation of endocrine therapies in breast cancer: A clinical perspective[J]. *NPJ Breast Cancer*, 2023, 9(1): 20.

[13]LI X, ZHUO S, ZHUANG T, et al. YAP inhibits ER α and ER+ breast cancer growth by disrupting a TEAD-ER α signaling axis[J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 3075.

[14]LI Z, WEI H, LI S, et al. The role of progesterone receptors in breast cancer[J]. *Drug Des Dev Ther*, 2022, 16: 305-314.

[15]TAI W, MAHATO R, CHENG K. The role of HER2 in cancer

- therapy and targeted drug delivery[J]. *J Control Release*, 2010, 146(3): 264-275.
- [16] DENKERT C, BUDCZIES J, MINCKWITZ G, et al. Strategies for developing Ki67 as a useful biomarker in breast cancer[J]. *Breast*, 2015, 24: S67-S72.
- [17] 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.
- [18] DEMIRCIOGLU A, GRUENEISEN J, INGENWERTH M, et al. A rapid volume of interest-based approach of radiomics analysis of breast MRI for tumor decoding and phenotyping of breast cancer[J]. *PloS One*, 2020, 15(6): e0234871.
- [19] SZEPI M, PINTICAN R, BOCA B, et al. Whole-tumor ADC texture analysis is able to predict breast cancer receptor status[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(8): 1414.
- [20] WAN T, BLOCH B N, PLECHA D, et al. A radio-genomics approach for identifying high risk estrogen receptor-positive breast cancers on DCE-MRI: Preliminary results in predicting onco type DX risk scores[J]. *Sci Rep*, 2016, 6(1): 21394.
- [21] WU L, ZHAO Y, 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): 1-14.
- [22] ZHOU J, TAN H, BAI Y, et al. Evaluating the HER-2 status of breast cancer using mammography radiomics features[J]. *Eur J Radiol*, 2019, 121: 108718.
- [23] PETRILLO A, FUSCO R, DI BERNARDO E, et al. Prediction of breast cancer histological outcome by radiomics and artificial intelligence analysis in contrast-enhanced mammography[J]. *Cancers*, 2022, 14(9): 2132.
- [24] MA W, JI Y, QI L, et al. Breast cancer Ki67 expression prediction by DCE-MRI radiomics features[J]. *Clin Radiol*, 2018, 73(10): 909.
- [25] UMUTLU L, KIRCHNER J, BRUCKMANN N M, et al. Multiparametric integrated 18F-FDG PET/MRI-based radiomics for breast cancer phenotyping and tumor decoding[J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(12): 2928.
- [26] ARAZ M, SOYDAL Ç, GÜNDÜZ P, et al. Can radiomics analyses in 18F-FDG PET/CT images of primary breast carcinoma predict hormone receptor status?[J]. *Mol Imaging Radionucl Ther*, 2022, 31(1): 49-56.
- [27] GUO Y, HU Y, QIAO M, et al. Radiomics analysis on ultrasound for prediction of biologic behavior in breast invasive ductal carcinoma[J]. *Clin Breast Cancer*, 2018, 18(3): e335-e344.
- [28] GRIMM L J, ZHANG J, MAZUROWSKI M A. Computational approach to radiogenomics of breast cancer: Luminal A and luminal B molecular subtypes are associated with imaging features on routine breast MRI extracted using computer vision algorithms[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2015, 42(4): 902-907.
- [29] 赵以惠, 陈艾琪, 杜小萌, 等. 3D-MRI影像组学特征与肿块型乳腺癌分子分型相关性分析[J]. *临床放射学杂志*, 2023, 42(9): 1442-1446.
- [30] 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.
- [31] 李玉舟, 隋愿, 金红瑞, 等. 基于MRI影像组学三阴性乳腺癌保乳术后肿瘤复发的预测模型构建及其应用价值[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2023, 21(3): 103-106.
- [32] 孙瑞红, 胡芸, 黄增发, 等. 基于T2WI抑脂瘤内及瘤周水肿影像组学预测三阴性乳腺癌的价值[J]. *临床放射学杂志*, 2024, 43(2): 204-209.
- [33] ZHANG Y, YOU C, PEI Y, et al. Integration of radiogenomic features for early prediction of pathological complete response in patients with triple-negative breast cancer and identification of potential therapeutic targets[J]. *J Transl Med*, 2022, 20(1): 256.
- [34] MOSCOSO A, RUIBAL Á, DOMÍNGUEZ-PRADO I, et al. Texture analysis of high-resolution dedicated breast 18 F-FDG PET images correlates with immunohistochemical factors and subtype of breast cancer[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2018, 45(2): 196-206.
- [35] SAMMUT S J, CRISPIN-ORTUZAR M, CHIN S F, et al. Multi-omic machine learning predictor of breast cancer therapy response[J]. *Nature*, 2022, 601(7894): 623-629.
- [36] SU G H, XIAO Y, JIANG L, et al. Radiomics features for assessing tumor-infiltrating lymphocytes correlate with molecular traits of triple-negative breast cancer[J]. *J Transl Med*, 2022, 20(1): 471.
- [37] HAN X, CAO W, WU L, et al. Radiomics assessment of the tumor immune microenvironment to predict outcomes in breast cancer[J]. *Front Immunol*, 2022, 12: 773581.
- [38] YU Y, HE Z, OUYANG J, et al. Magnetic resonance imaging radiomics predicts preoperative axillary lymph node metastasis to support surgical decisions and is associated with tumor microenvironment in invasive breast cancer: A machine learning, multicenter study[J]. *EBioMedicine*, 2021, 69: 103460.
- [39] WANG X, XIE T, LUO J, et al. Radiomics predicts the prognosis of patients with locally advanced breast cancer by reflecting the heterogeneity of tumor cells and the tumor microenvironment[J]. *Breast Cancer Res*, 2022, 24(1): 20.

(责任编辑: 李 晓)