

乳腺癌腋窝淋巴结转移的影像及影像组学研究进展

汪媛媛 综述 余建群 审校

【摘要】 腋窝淋巴结转移是乳腺癌预后的关键因素,术前准确评估淋巴结转移状态有助于制定合理的治疗方案。超声、多模态 MRI 是目前最常用、效能较高的影像检查方法,可判定部分具有典型影像学征象的转移淋巴结。对于不典型的转移性淋巴结,根据乳腺癌病灶征象可预测转移淋巴结,并且基于影像组学的预测模型对淋巴结转移的预测效能很高。本文就基于超声及磁共振影像及影像组学对乳腺癌腋窝淋巴结转移的研究进行综述。

【关键词】 乳腺肿瘤; 淋巴结; 腋窝淋巴结转移; 超声; 磁共振成像; 影像组学

【中图分类号】 R737.9; R445.1; R445.2 **【文献标识码】** A

【文章编号】 1000-0313(2023)05-0662-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.05.024

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



乳腺癌已成为国际上发病率第一的恶性肿瘤,也是女性最常见的恶性肿瘤^[1]。中国女性乳腺癌发病率呈上升趋势,死亡率呈下降趋势^[2]。腋窝淋巴结转移是乳腺癌预后的关键因素,影响临床治疗方案及治疗进程^[3]。常规超声及多模态 MRI 对淋巴结转移的判定有较高的临床价值,但也存在以下局限性:①征象不典型时,判断有无淋巴结转移的准确性减低;②在影像图像上识别的异常淋巴结与腋窝手术中切除的淋巴结无法进行精确匹配,因为切除的淋巴结缺少解剖标志,目前大部分研究仅针对腋下最大的淋巴结^[4]。随着乳腺癌精准治疗的不断推进,乳腺癌患者的手术逐渐向微创化方向发展,如何在术前评估淋巴结转移成为近年来乳腺癌相关研究的主要方向之一^[5]。

评估乳腺癌淋巴结转移的检查方式包括乳腺 X 线摄影(mammography, MG)、超声(ultrasound, US)、CT 及 MRI。X 线主要是对微小钙化灶判定具有优势,由于投照体位原因,仅能显示部分腋窝淋巴结,且无法提供血供信息,评估价值有限。CT 评估转移性淋巴结,主要是依据淋巴结的长径、淋巴门缺失等征象,但部分反应性增生淋巴结也以增大为主要表现,部分小淋巴结无法判定淋巴门情况,因此 CT 判定转移性淋巴结的假阳性率较高^[6,7]。超声及 MRI 对淋巴结转移的判定有更多指标,检出病灶的敏感性高,且能提供病灶血供情况,诊断效能较高。常规超声及 MRI 通过提供形态学定性或定量指标来评估腋窝淋巴结有无转移,可能受特征不典型或主观经验不足的限制,评价

结果准确率不够高。影像组学可通过计算机算法提取影像数据中的高通量定量特征将医学图像转换为可开采数据,反映影像医师肉眼无法识别的信息,利用机器学习等技术对这些特征进行提取、分析,获得评估或预测模型及结果,为临床个体化治疗决策提供潜在的非侵入性生物标志物。影像组学的基本工作流程大致包括:①图像采集及管理;②图像分割(放射科医师手动或半自动进行感兴趣区分割);③采用计算机算法进行定量特征提取;④计算、降维、数据处理及模型构建^[8,9]。近年来影像组学主要用于乳腺癌诊断、预测淋巴结转移、预测乳腺癌分子分型、乳腺癌治疗效果评价、预后分析等。在定量特征提取方面,深度学习更具有优势,可直接从数据中学习这些特征,随着大数据集的出现和计算能力的提高,这些方法可以生成性能优异的评估模型^[10,11]。

乳腺及腋窝超声评估乳腺癌淋巴结转移的临床应用

1. 常规超声评估乳腺癌腋窝淋巴结转移

常规乳腺及腋窝超声诊断转移性淋巴结,典型的影像学特征主要包括:皮质厚度大于 2.5~3.0 mm、局灶性皮质分叶、脂肪门丢失、圆形和外周血流量异常。以淋巴结皮质增厚厚度 2.5 mm 为临界点时,诊断转移性淋巴结的敏感度为 85%,特异度为 78%^[12,13]。一项前瞻性研究采用单因素分析,结果显示淋巴结高回声门缺失、圆形、L/T 轴比值、边缘锐利、皮质厚度 >3 mm 与淋巴结转移有关;多因素 logistic 回归分析结果显示皮质厚度 >3 mm 是淋巴结受累的独立预测参数^[14];敏感度、特异度、阳性预测值、阴性预测值和准确率分别为 66.7%、74.6%、63.6%、77.0% 和 71.4%,由此可见,以皮质厚度判断淋巴结转移的敏

作者单位:610041 成都,四川大学华西医院放射科
作者简介:汪媛媛(1991-),女,四川成都人,住院医师,主要从事乳腺疾病影像诊断工作。
通讯作者:余建群, E-mail: cjr.yujianqun@vip.163.com
基金项目:四川省科学技术厅,应用基础研究(2021YJ0236)

感度、特异度和准确度不够高,临床应用仍有一定局限性。

Bae 等^[15]通过对乳腺癌灶特点进行研究分析,发现肿瘤与皮肤的距离、肿瘤大小、钙化、结构扭曲、淋巴管浸润与腋窝淋巴结转移相关。在多变量分析中,更短的肿瘤与皮肤的距离、与肿块相关的结构变形(结构紊乱)是腋窝淋巴结转移的独立预测因子。有研究表明,通过能量多普勒血流成像(power doppler imaging, PDI)显示乳腺癌灶内的血供越丰富,腋窝淋巴结转移的可能性更大^[16]。

通过分析腋窝淋巴结本身的解剖结构特点以及乳腺癌灶的特点,对淋巴结转移进行预测,有一定的临床价值,但既往研究存在以下局限性:①单中心、回顾性研究较多,样本量相对较小,需要进一步验证结果的适用性。②研究所诊断及预测价值的指标均是肉眼可见的定性或定量指标,有可能受到影像医生主观诊断能力差异的影响。③研究评价指标相对单一。从近年来一些研究显示,形态学结合影像组学有助于准确评估淋巴结转移状态。

2. 基于超声影像组学对乳腺癌腋窝淋巴结转移预测的临床应用

Gao 等^[17]使用 PyRadiomics 软件包对 343 例 T1/T2 期浸润性乳腺癌的超声图像进行处理,获得超声影像组学特征,并通过最小绝对收缩和选择算法(Least Absolute Shrinkage and Selection operator, LASSO)回归建立影像组学评分,根据多元逻辑回归结果,将乳腺癌 US 影像组学评分与患者年龄和病变大小相结合,生成列线图并建立预测模型,用于评估 T1/T2 期浸润性乳腺癌患者的腋窝淋巴结(axillary lymph nodes, ALN)状态,结果显示训练队列模型的曲线下面积(area under curve, AUC)为 0.846,验证队列模型的 AUC 为 0.733。校准曲线表明预测值与观测值吻合良好,此研究表明超声影像组学对淋巴结转移具有较好的预测能力。Qiu 等^[18]采用弹性网络回归技术,对 196 例乳腺癌超声数据进行分析,获得 843 个特征,最终 21 个特征被选为构成预测淋巴结转移模型,并建立影像组学列线图;结果显示训练组的 AUC 为 0.816,在验证队列中表现中等(AUC 为 0.759),最终通过决策曲线分析,该研究模型也显示出良好的预测能力。

Zhou 等^[19]使用深度学习方法在数据集上训练了 3 种不同的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN),分别为 InceptionV3、Inception ResNetV2 和 ResNet-101 结构,从准确度、敏感度、特异度、受试者工作特征曲线、受试者工作特征曲线下面积(AUCs)和热图等方面分析了模型的性能。CNN

模型 Inception V3 的 AUC 达到 0.89,敏感度为 85%,特异度为 73%;此结果显示利用原发性乳腺癌患者的超声图像建立的深度学习模型,有较高的预测能力。Zheng 等^[20]采用乳腺癌常规超声和剪切波弹性成像的深度学习影像组学(deep learning radiomics, DLR)方法评价 584 例乳腺癌灶,采用临床参数结合 DLR 建立模型,结果显示模型具备较强的预测淋巴结转移能力。

除了分析乳腺癌灶,瘤周特征也能为预测淋巴结转移提供有效信息。Sun 等^[21]研究基于肿瘤内、瘤周以及瘤内和瘤周联合区域,分别使用 DenseNet 和 random forest 构建了 3 个 CNN 和 3 个放射组学模型;通过结合分子亚型,建立了另外 3 个 CNN 和 3 个放射组学模型;基于组合区域构建的 CNN 模型的 AUC 最高,为 0.95;对于 CNN 和放射组学模型,结合瘤内和瘤周区域可获得显著更好的诊断效能。

综上所述,超声对转移淋巴结的评估包括两大类:一类是基于形态特征的评估,即淋巴结皮质较厚、淋巴结增大、淋巴结脂肪门结构失常等,提示转移淋巴结可能,但对于淋巴结大小正常者,评估的敏感度和准确度则可能不如增大淋巴结;此外,超声显示的异常淋巴结与手术清扫、病理结果难以一一准确对应,也是评估价值有限的情况之一。另一类是基于超声影像组学的评估,通过评估乳腺癌灶或结合瘤周组学特征建立的预测模型,显示了较好的预测淋巴结转移的能力,但是应用于临床还需扩大样本量、多中心验证。

乳腺多模态 MRI 评估乳腺癌腋窝淋巴结转移的临床应用

1. 常规多模态 MRI 评估乳腺癌腋窝淋巴结转移

Razek 等^[22,23]研究结果显示,良恶性淋巴结在形态大小(长、短径)、淋巴门是否存在、周围脂肪间隙、扩散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)信号和表现扩散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)值、强化程度等方面存在显著差异,通过这些 MRI 征象可以判定有无转移淋巴结,但对一些较小不典型的转移性淋巴结判定有一定难度。相关研究显示,腋窝 MRI 的作用不仅是预测转移淋巴结是否存在,目前已经被定位为预测高淋巴结负荷(≥ 3 个转移淋巴结)。预测高淋巴结负荷有助于个体化治疗策略应用,如新辅助化疗和初次腋窝手术类型(前哨淋巴结活检与腋窝淋巴结清扫)的选择,这几项研究表明 MRI 的淋巴结影像学特征以及临床病理学特征可用于预测临床淋巴结阴性乳腺癌患者的淋巴结负荷,更多(2 个或 ≥ 3 个)可疑淋巴结数目是高淋巴结负荷的独立预测因子^[24-26]。

除了直接评估淋巴结,还可以通过分析乳腺癌病

灶的特征对淋巴结转移状态进行预测。Zhao等^[27,28]的回顾性研究通过单因素和多因素分析,结果显示肿瘤大小、形态、 T_2 WI信号、不均匀增强、流出型时间-信号强度曲线及慢速ADC(D)、快速ADC(D*)、灌注相关体积分数ADC(f)与淋巴结转移有显著相关性,MRI形态学特征结合灌注相关体积分数ADC对乳腺癌ALN转移的诊断效能高于MRI形态学特征。牟方胜等^[29]采用MRI评价乳腺癌,结果显示乳内水肿、血管增多、皮肤增厚及凹陷、乳头回缩、漏斗征等间接征象,与腋窝淋巴结转移有相关性,其中皮肤增厚、凹陷及乳头凹陷出现的多少,对预测淋巴结转移有较高临床价值。

综上所述,多模态MRI既可直接评估腋窝淋巴结,又可评估乳腺癌灶,以预测淋巴结转移。单独扫描腋窝对淋巴结进行评估的研究较少;目前大多采用DCE-MRI加弥散成像来综合评估,通过对原发肿瘤的MRI各指标进行淋巴结转移的预测,有一定准确度,但敏感度不够高,联合腋窝淋巴结形态分析,能有效提高转移性淋巴结的诊断符合率。

2. 基于MRI影像组学预测乳腺癌腋窝淋巴结转移的临床应用

Han等^[30]基于DCE-MRI的 T_1 WI增强图像,建立了一个基于影像组学特征和临床特征的列线图来预测淋巴结转移,在验证队列中显示了良好的预测淋巴结转移的能力,AUC为0.87;此外,还构建了一个用于区分转移淋巴结数目(≤ 2 个与 > 2 个)的影像组学特征模型,AUC为0.79;列线图 and 影像特征图均可作为辅助临床医生评估乳腺癌患者淋巴结转移的工具。Dong等^[31]采用基于MRI抑脂 T_2 WI和DWI影像组学预测前哨淋巴结转移可能性,纳入146例乳腺癌患者,获得10962个纹理特征和4个非纹理特征,最终结合 T_2 -FS和DWI中提取的10个纹理特征组成模型,训练集的AUC达0.863,验证集的AUC为0.805,此结果表明该模型对淋巴结转移的预测价值较高;从多模态MRI中提取的纹理特征的应用有望无创预测前哨淋巴结转移。除了评估乳腺癌病灶,病灶周围区域特征的评估对于预测腋窝淋巴结转移也有一定价值。Liu等^[32]采用DCE-MRI图像上的肿瘤及肿瘤周围4mm区域的影像组学特征预测SLN状态,在163例乳腺癌图像数据中提取了590个组学特征,DCE-MRI影像学特征与临床病理特征的组合模型在独立的验证集中的AUC为0.869,优于单独使用DCE-MRI影像学的预测模型(AUC=0.806),结果表明从DCE-MRI提取的肿瘤周围特征在SLN转移预测中有一定价值。

张旭东等^[33]研究采用基于SMOTE(synthetic minority oversampling technique, SMOTE)算法进行

实验,结果表明决策树、支持向量机(support vector machine, SVM)及神经网络3种算法建立模型,在乳腺癌智能诊断系统中呈现出较好的结果,而乳腺病灶的准确识别与分割至关重要,为评估预测淋巴结转移提供了坚实基础。

Cui等^[34]对115例乳腺癌患者的MRI图像数据进行分析,采用SVM、KNN和LDA三种分类器对腋窝淋巴结状态进行5次交叉验证,结果显示,SVM分类器预测乳腺腋窝淋巴结转移的效果明显高于KNN分类器和LDA分类器,SVM分类器的分类精度最高,AUC为0.8615。Yu等^[35]的一项多中心研究包括1214例女性,共1213个病灶,基于LASSO-logistic回归模型在建模和验证队列中预测ALNM的AUC分别为0.88和0.85,临床放射列线图预测ALNM的AUC在训练组和验证组中分别为0.92和0.90。研究组和验证组的放射特征预测3年无病生存率的AUC分别为0.81和0.73,临床放射列线图(the clinical-radiomic nomogram)基于随机森林-考克斯回归模型,可区分研究组的高危与低危患者。临床放射列线图显示出比单独使用临床或放射特征更好的临床预测效能。这项研究表明,临床放射列线图有助于对早期乳腺癌患者进行个性化的手术干预和治疗方案选择。

既往研究中基于MRI影像组学,多采用DCE-MRI、 T_2 WI、DWI等序列的图像进行特征提取,采用LASSO-logistic回归模型、SVM等算法进行建模,预测模型的AUC大部分在0.8以上,具有较好的预测能力。

3. 影像组学方法对数据结果的影响

影像组学是通过强大的数据挖掘和特征提取来为临床决策提供依据。在影像组学全过程中,图像分割是流程的一个必要步骤,不同的技术对结果影响明显。深度学习中的卷积神经网络(CNN)分割方法在分割性能上更具优势,从而节省分割病灶时间,提高分割病灶的准确率^[11]。周洁洁等^[36,37]研究通过VGG系列网络、ResNet18和ARL-CNN网络,以准确率、敏感度、特异度和AUC等四项指标来分析对比模型预测能力和性能,结果表明DMSLAN具有很好的特征提取能力,可以高效准确地预测乳腺癌前哨淋巴结转移。在模型构建过程中,肿瘤大小、肿瘤位置、淋巴血管浸润与淋巴结转移之间有相关性,发病年龄、病理组织学分级、Ki-67水平等对淋巴结转移的影响尚不统一;典型的卷积神经网络(CNNs)结构由一系列连续的层组成,这些使人工神经网络能够从输入图像中自动学习层次结构特征,克服了小数据集的局限性,深层特征是以数据驱动的方式直接从图像像素学习的高级特征,可以补充预测信息以提高模型性能^[38]。Luo等^[39]研

究提出了一种深度学习与“特征包”(BOF)模型相结合的淋巴结术前预测模型,应用 DWI 的 bag-of-deep 特征模型进行评价,结果表明,从 DWI 中提取的深层特征被用于预测乳腺癌的淋巴结转移,在测试集中的 AUC 为 0.852;利用现有的深层 CNN 结构来预测腋窝淋巴结转移的可能性是可行的,更大的数据集将有可能改善预测模型^[40]。

综上所述,乳腺癌腋窝淋巴结转移的评估及预测是临床选择治疗方案和判断预后的重要依据,目前采用超声、多模态 MRI 对乳腺癌腋窝淋巴结的评估都有一定局限性,因此影像纹理-生物标志物有望作为一种肿瘤异质性评价指标来预测乳腺癌的腋窝淋巴结转移可能性。大数据的获得与数据的标准化,有助于更优的组学预测模型的构建,以获得更精准的预测结果,从而为临床精准治疗提供准确依据。

参考文献:

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global Cancer Statistics 2020; GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2021, 71(3): 209-249.
- [2] 陈金东. 中国各类癌症的发病率和死亡率现状及发展趋势[J]. *遵义医学院学报*, 2018, 41(6): 653-662.
- [3] Li J, Ma W, Jiang X, et al. Development and validation of nomograms predictive of axillary nodal status to guide surgical decision-making in early-stage breast cancer[J]. *J Cancer*, 2019, 10(5): 1263-1274.
- [4] Chung J, Youk JH, Kim JA, et al. Role of diffusion-weighted MRI; predicting axillary lymph node metastases in breast cancer[J]. *Acta Radiol*, 2014, 55(8): 909-916.
- [5] Fehm T, Maul H, Gebauer S, et al. Prediction of axillary lymph node status of breast cancer patients by tumorbiological factors of the primary tumor[J]. *Strahlenther Onkol*, 2005, 181(9): 580-586.
- [6] 张东蕾, 钱钱锋, 李伟, 等. 影响乳腺癌腋窝淋巴结转移的因素分析及不同诊断方式的对比研究[J]. *中国临床医学影像杂志*, 2021, 32(2): 94-99.
- [7] 朱湘, 徐文贵, 马文超, 等. ¹⁸F-FDG PET-CT CT 在诊断乳腺癌腋窝淋巴结转移状态的对比研究[J]. *中国肿瘤临床*, 2010, 37(7): 388-391.
- [8] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. *J Nucl Med*, 2020, 61(4): 488-495.
- [9] Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12): 749-762.
- [10] Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, et al. Deep learning in medical image analysis[J]. *Adv Exp Med Biol*, 2020, 1213: 3-21.
- [11] Spuhler KD, Ding J, Liu C, et al. Task-based assessment of a convolutional neural network for segmenting breast lesions for radiomic analysis[J]. *Magn Reson Med*, 2019, 82(2): 786-795.
- [12] Humphrey KL, Saksena MA, Freer PE, et al. To do or not to do; axillary nodal evaluation after ACOSOG Z0011 Trial[J]. *Radiographics*, 2014, 34(7): 1807-1816.
- [13] Cho N, Moon WK, Han W, et al. Preoperative sonographic classification of axillary lymph nodes in patients with breast cancer; node-to-node correlation with surgical histology and sentinel node biopsy results[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2009, 193(6): 1731-1737.
- [14] Stachs A, Thi AT, Dieterich M, et al. Assessment of ultrasound features predicting axillary nodal metastasis in breast cancer; the impact of cortical thickness[J]. *Ultrasound Int Open*, 2015, 1(1): E19-24.
- [15] Bae MS, Shin SU, Song SE, et al. Association between US features of primary tumor and axillary lymph node metastasis in patients with clinical T1-T2N0 breast cancer[J]. *Acta Radiol*, 2018, 59(4): 402-408.
- [16] 徐栋, 钱超文, 边晖萍, 等. 能量多普勒检测乳腺癌血流分布及其与腋窝淋巴结转移的关系[J]. *放射学实践*, 2005, 20(9): 835-836.
- [17] Gao Y, Luo Y, Zhao C, et al. Nomogram based on radiomics analysis of primary breast cancer ultrasound images; prediction of axillary lymph node tumor burden in patients[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(2): 928-937.
- [18] Qiu X, Jiang Y, Zhao Q, et al. Could ultrasound-based radiomics noninvasively predict axillary lymph node metastasis in breast cancer? [J]. *J Ultrasound Med*, 2020, 39(10): 1897-1905.
- [19] Zhou LQ, Wu XL, Huang SY, et al. Lymph node metastasis prediction from primary breast cancer US images using deep learning[J]. *Radiology*, 2020, 294(1): 19-28.
- [20] 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.
- [21] Sun Q, Lin X, Zhao Y, et al. Deep learning vs. radiomics for predicting axillary lymph node metastasis of breast cancer using ultrasound images; don't forget the peritumoral region[J]. *Front Oncol*, 2020, 31(10): 53.
- [22] Razek AA, Lattif MA, Denewer A, et al. Assessment of axillary lymph nodes in patients with breast cancer with diffusion-weighted MR imaging in combination with routine and dynamic contrast MR imaging[J]. *Breast Cancer*, 2016, 23(3): 525-532.
- [23] 荀军, 胥化虎, 杨桂松, 等. MRI 在乳腺癌腋窝前哨淋巴结转移的诊断价值[J]. *放射学实践*, 2018, 33(6): 574-578.
- [24] Kim WH, Kim HJ, Lee SM, et al. Prediction of high nodal burden with ultrasound and magnetic resonance imaging in clinically node-negative breast cancer patients[J]. *Cancer Imaging*, 2019, 19(1): 4.
- [25] Hyun SJ, Kim EK, Moon HJ, et al. Preoperative axillary lymph node evaluation in breast cancer patients by breast magnetic resonance imaging (MRI); Can breast MRI exclude advanced nodal disease? [J]. *Eur Radiol*, 2016, 26(11): 3865-3873.
- [26] Giuliano AE, Hunt KK, Ballman KV, et al. Axillary dissection vs no axillary dissection in women with invasive breast cancer and sentinel node metastasis; a randomized clinical trial[J]. *Jama*, 2011, 305(6): 569-575.
- [27] Zhao M, Wu Q, Guo L, et al. Magnetic resonance imaging features for predicting axillary lymph node metastasis in patients with breast cancer[J]. *Eur J Radiol*, 2020, 129(8): 109093.

- [28] 薛梅,李静,车树楠,等.乳腺癌多模态磁共振影像特征与腋窝淋巴结转移的相关性研究[J].磁共振成像,2020,11(7):540-545.
- [29] 牟方胜,陈莉,陈垚,等.乳腺癌的MRI间接征象与淋巴结转移相关性[J].放射学实践,2019,34(6):635-639.
- [30] Han L,Zhu Y,Liu Z,et al.Radiomic nomogram for prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer[J].Eur Radiol,2019,29(7):3820-3829.
- [31] Dong Y,Feng Q,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.
- [32] Liu C,Ding J,Spuhler K,et al.Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer by radiomic signatures from dynamic contrast-enhanced MRI[J].J Magn Reson Imaging,2019,49(1):131-140.
- [33] 张旭东,孙圣力,王洪超.基于数据挖掘的触诊成像乳腺癌智能诊断模型和方法[J].大数据,2019,5(1):68-76.
- [34] Cui X,Wang N,Zhao Y,et al.Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer using radiomics features of DCE-MRI[J].Sci Rep,2019,9(1):2240.
- [35] Yu Y,Tan Y,Xie C,et al.Development and validation of a preoperative magnetic resonance imaging radiomics-based signature to predict axillary lymph node metastasis and disease-free survival in patients with early-stage breast cancer[J].JAMA Netw Open,2020,3(12):e2028086.
- [36] 周洁洁,张洋,苏敏莹.基于动态增强磁共振成像的影像组学 and 不同 CNN 的深度学习对乳腺良恶性病变的诊断价值[J].温州医科大学学报,2020,50(6):475-479.
- [37] 罗彭婷.基于特征工程和深度学习的乳腺癌前哨淋巴结转移预测方法研究[D].广州:华南理工大学,2019.
- [38] Yang X,Wu L,Ye W,et al.Deep learning signature based on staging CT for preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer[J].Acad Radiol,2020,27(9):1226-1233.
- [39] Luo J,Ning Z,Zhang S,et al.Bag of deep features for preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer[J].Phys Med Biol,2018,63(24):245014.
- [40] Ha R,Chang P,Karcich J,et al.Axillary lymph node evaluation utilizing convolutional neural Networks using MRI dataset[J].J Digit Imaging,2018,31(6):851-856.

(收稿日期:2022-01-18 修回日期:2022-09-11)

下期要目

永存镰状窦及合并颅内畸形 MRI 诊断价值
肺结节 CT 可视影像学特征评分预测病理性质的
诊断价值
基于深度学习算法的增强 CT 检查后对比剂肾病
预测模型研究
电焊工尘肺 CT 表现分析
CT 检查床位置对图像质量和辐射剂量影响的
实验研究
采用 MRI 探究不同输血依赖性疾病患者肝脏
铁过载及其影响因素
DCE-MRI 影像组学评估胶质瘤 IDH1 突变与
微血管生成

双源超高分辨率 CT 中小 FOV 重建对改善耳蜗内电极
显示的价值
基于 FS-T₂ WI 的影像组学鉴别甲状腺乳头状癌与腺瘤
肿瘤全域 ADC 直方图预测舌鳞状细胞癌 PD-L1 表达的
研究
RS-EPI 与 SS-EPI DWI 序列 ADC 值在评估子宫内
膜癌肌层浸润中的对比分析
基于前列腺影像报告和数据系统 2.1 版诊断前列腺临床
显著癌的部位及评分的一致性
术前 CT 测量的肌肉质量减少与肌肉脂肪含量增多在预测
中低位直肠癌术后远期结局的价值