



· 综述 ·

人工智能在骨肿瘤影像研究中的进展

阎嘉阳, 王 祥, 段广闻, 刘士远

海军军医大学第二附属医院放射诊断科, 上海 200003

[摘要] 近年来, 人工智能技术在医学影像领域发展迅速, 应用于骨肿瘤的研究也日益增多, 包括肿瘤分割、分类、化疗效果评估以及患者预后预测等方面。这些进展有助于开发相关计算机辅助诊断工具, 以减少漏诊和不必要的活检, 且可以指导临床决策和确立个性化治疗策略, 推进骨肿瘤精准治疗的进程。人工智能技术在多项研究中显示出其优越性, 随着样本量逐步增加以及模型不断迭代, 人工智能模型将逐步用于临床实践, 有望成为骨肿瘤诊治过程中的重要工具, 为精准医疗助力。

[关键词] 人工智能; 骨肿瘤; 影像学; 研究进展

中图分类号: R738.1; R445.2; R445.3 文献标志码: A DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2024.04.016

Artificial intelligence advances in bone tumor imaging research YAN Jiayang, WANG Xiang, DUAN Guangwen, LIU Shiyuan (Department of Radiology, Second Affiliated Hospital, Naval Medical University, Shanghai 200003, China)

Correspondence to: LIU Shiyuan E-mail: radiology_cz@163.com

[Abstract] In recent years, artificial intelligence (AI) technology has experienced a rapid development in the field of medical imaging, with increasing applications in bone tumor imaging. These applications encompass tasks such as tumor segmentation, classification, chemotherapy efficacy evaluation, and prognostic prediction. These advancements facilitate the development of related computer-aided diagnostic tools, which assist in reducing misdiagnoses and unnecessary biopsies. Furthermore, they can guide the formulation of clinical decisions and personalized treatment strategies, thereby advancing the process of precise treatment for bone tumors. Multiple studies have established the superiority of AI technology. With the gradual expansion of sample sizes and continuous refinement of models, AI models are expected to gradually be integrated into clinical practice and emerge as essential tools in the diagnosis and treatment of bone tumors, aiding precision medicine.

[Key words] Artificial intelligence; Bone tumor; Imaging; Research progress

骨肿瘤分原发性和转移性。原发性仅占所有人类肿瘤的0.2%^[1], 但却是20岁以下癌症患者的第三大死因^[2]。影像学检查是骨肿瘤的主要诊断手段, 但因其发病率相对较低且影像学表现的多样性, 放射科医师往往很难作出准确的诊断^[3]。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术在医学影像领域发展迅速, 应用于骨肿瘤影像学方面的研究也越来越多。本文综述AI在骨肿瘤影像学研究中的最新进展, 并对其应用前景进行展望。

1 用于骨肿瘤AI研究的分割方法

为了更好地制订患者的治疗计划, 监测病

情变化并进行预后评估, 医师经常使用医学图像分割和定量评估方法来获取骨肿瘤的有效信息^[4]。2020年, Dionísio等^[5]通过对12例骨肉瘤和8例尤文肉瘤的磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 进行半自动分割发现, 人工分割和半自动分割方法具有较高的相似性, 且使用半自动分割方法可以显著减少分割时间。Ling等^[6]发现骨肿瘤图像分割模型多基于卷积, 忽略了全局特征, 使得分割效果有限, 因此基于卷积和Transformer构建了包括图像优化、模型分割和面积计算3个功能的骨肉瘤智能辅助诊断系统, 其交并比 (intersection over

union, IOU)和Dice相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)分别为0.868、0.924,与U-net和U-net++等纯卷积模型相比有更好的分割性能。

由于扫描设备及扫描方案的不统一,部分原始图像包含大量噪声或冗余信息,会影响模型的准确度及泛化性,Wu等^[7]采用嵌入Transformer层的深度卷积分割网络的核心分割方法设计了多进程方案,通过预筛选和降噪操作提高了系统的运行速度和分割精度,对来自中国3家医院的70 000多张骨肉瘤MRI图像进行预筛选、降噪和分割,该方案的IOU和DSC分别为0.919和0.935,具有较好的效果和性能。Ouyang等^[4]收集80 000多幅骨肉瘤MRI图像,提出了一种新型轻量级骨肉瘤图像分割模型,IOU和DSC分别为0.922和0.921。该模型通过数据集分类优化和预处理,在原有计算能力的基础上显著提高了骨肉瘤分割的准确度,实现了准确度和速度的平衡,更好地保留了骨肉瘤的边缘特征,但对于灰度差较小的骨肉瘤MRI图像,边缘分割不够清晰。随后,Liu等^[8]根据4 000多幅骨肉瘤MRI图像提出了一种基于Transformer和U-net的骨肉瘤MRI图像分割方法(OSTransnet),该技术主要解决了模糊肿瘤边缘分割和数据噪声带来的过填充问题,模型的IOU和DSC分别为0.904和0.949。

骨肿瘤的发生与演变是一个动态变化的过程,因个体不同表现出较大的变异性和随机性,对医师的专业知识要求较高,且对于非典型骨肿瘤,医师进行手动分割和诊断容易出现主观假设和误诊。对此,骨肿瘤图像分割可以通过提供肿瘤的精确轮廓帮助医师进行临床诊断,上述模型实现了分割速度和准确度的平衡,大大提高了诊断效率。

2 AI在骨肿瘤分类中的研究现状

骨肿瘤分为良性、中间型和恶性^[9]。精准诊断对于制订治疗方案至关重要,而影像学是骨肿瘤首次诊断的重要手段。

近年来,一些研究评估了影像AI模型对骨肿瘤的分类效能。He等^[10]构建了深度学习模型,对1 356例(2 899张X线片)原发性骨肿瘤进行

了分类的初步研究,在二分类(良性/非良性、恶性/非恶性)中曲线下面积(area under curve, AUC)分别为0.877和0.916;在三分类(良性、中间型、恶性)中获得了72.1%的准确度,与资深放射科医师相当,高于低年资放射科医师。Von Schacky等^[11]开发了一种多任务深度学习模型,对934例患者的X线片(包括667例良性骨肿瘤和267例恶性骨肿瘤)进行分割和分类,多任务深度学习骨肿瘤恶性或良性分类模型准确度、灵敏度、特异度分别达到80.2%、62.9%和88.2%,模型精度高于2名放射科住院医师与2名接受过肌肉骨骼系统培训的放射科医师。Liu^[12]等结合X线片和临床信息,建立深度学习和机器学习融合模型,对643例骨肿瘤患者的良性、恶性、中间型进行分类。在二分类任务中(良性/非良性、恶性/非恶性、中间型/非中间型),融合模型的AUC分别为0.898、0.894和0.865。在三类分类任务中,融合模型的平均AUC为0.872。在此项研究中,所有放射科医师的平均AUC为0.819,模型分类准确度与资深放射科医师水平相当,在一定程度上有助于放射科医师对骨肿瘤的鉴别诊断。近期,Li等^[13]开发了一种基于YOLO区域卷积神经网络的新型深度学习模型,可以在全视野X线片上检测和分类(正常、良性、中间或恶性)骨病变,模型在内部验证集和外部验证集的准确度分别为86.36%和85.37%。这种全自动骨肿瘤检测和分类工具可能会改变骨X线片的诊断过程,且有助于减少患者潜在骨病变的漏诊。

Yildiz Potter等^[14]基于84例股骨计算机体层成像(computed tomography, CT)图像,应用机器学习技术实现了骨肿瘤的自动分割和分类,虽然数据集中良恶性患者的数量不均衡,但该方法的准确度达到了77%,特异度为75%,灵敏度为79%,为开发基于CT图像实现骨肿瘤自动分类的深度学习方法奠定了基础。

MRI检查具有较高的软组织分辨率,能够清楚地显示骨髓浸润、软组织侵犯和病变液体含量,对骨异常的检测非常敏感。在病变情况复杂或有潜在侵袭性的情况下,MRI检查是必要

的。Eweje等^[15]开发了一种深度学习模型,利用常规MRI图像信息[T1加权成像(T1-weighted imaging, T1WI)和T2加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)]和临床信息(年龄、性别和病变位置)来区分良性和恶性骨肿瘤,模型与放射科专家取得了相似的准确度(0.76 vs 0.73)、灵敏度(0.79 vs 0.81)和特异度(0.75 vs 0.66),AUC为0.82。外部验证时,模型受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线的AUC为0.79。Liu等^[16]提出了一种基于多序列MRI图像(T1WI、T2WI和脂肪抑制T2WI)和年龄信息的脊柱肿瘤良恶性诊断多模型加权融合框架,结果显示在有无参考年龄信息的情况下,该框架的准确度(0.821、0.800)均高于3名医师,对病理学类型复杂的脊柱良恶性肿瘤有较好的诊断价值。上述模型体现了深度学习模型进行骨肿瘤分类的可行性,有助于开发相关计算机辅助诊断工具,以减少不必要的转诊及活检。

3 AI对化疗效果评估及患者预后预测的价值

自20世纪70年代化疗引入以来,骨肉瘤和尤文肉瘤的治疗取得显著进展。多模态化疗相较于单一手术,将高级别局限性骨肉瘤患者的无病生存率从10%~20%提升至超过60%^[17]。通常,是否采用化疗取决于肿瘤类型和是否有系统转移,根据2023年第2版《NCCN恶性骨肿瘤临床实践指南》,骨肉瘤和尤文肉瘤应采用手术联合化疗的治疗方案^[18]。

骨肉瘤和尤文肉瘤的传统治疗策略是术前新辅助化疗(neoadjuvant chemotherapy, NAC)联合手术和术后治疗^[17-19]。然而,并非所有患者都适合当前的治疗策略,尤其是那些对NAC没有良好的病理学反应的患者。同时,较差的化疗反应也是骨肉瘤预后不良的独立预测因素,对此类患者应采用新的治疗方式以改善预后^[20]。但患者的病理学反应只能根据术后切除标本的肿瘤坏死情况进行评估,因此,放射学检查被用作术前预测NAC反应的替代工具。

Huang等^[21]利用表观弥散系数、T2WI和减影增强T1加权成像(subtract-enhanced T1WI,

ST1WI)信号强度值等MRI定量参数建立机器学习模型,评估骨肉瘤NAC术后肿瘤坏死。多参数MRI与机器学习技术的结合显著提高了对软骨肿瘤成分的鉴别能力,可为骨肉瘤的NAC反应预测提供客观、准确的依据。Zhong等^[22]使用基于MRI的影像组学评分和临床信息的列线图来预测骨肉瘤患者对NAC的反应。临床影像组学列线图显示出良好的区分度,AUC为0.793,准确率为79.1%,可用于辅助放射科医师识别对NAC病理学反应良好的患者。

Gitto等^[23]收集了30例尤文肉瘤患者的数据,用于研究MRI影像组学特征的可重复性以及机器学习预测NAC反应的能力。在预测NAC反应方面,基于3D特征的logistic回归模型具有较高的可重复性和准确度(85%),有助于作出临床决策和确定个性化治疗策略。

骨肿瘤术后复发和转移的风险常会影响骨科医师手术方法的选择,因此基于术前影像学图像预测肿瘤术后复发具有重要意义。He等^[24]报道了56例骨巨细胞瘤刮除术后患者,在术前MRI图像上预测骨巨细胞瘤局部复发的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型。在不整合任何临床特征的情况下,基于图像的CNN模型的准确度为75.5%,灵敏度为85.7%。结合肿瘤位置、患者年龄和CNN预测,采用logistic回归建立融合模型,预测的准确度和灵敏度分别提高到78.6%和87.5%,远高于放射科医师的64.3%和58.3%。由此可见,回归、深度学习模型结合临床特征预测肿瘤复发,从而指导临床决策具有很大的潜力。

4 AI在转移性骨肿瘤中的价值

转移性骨肿瘤远比原发性骨肿瘤更加常见,根据病变的特征性X线表现,骨转移可分为溶骨性转移或成骨性转移。溶骨性转移通常发生在乳腺癌、肺癌和肾癌患者,而成骨性转移主要与前列腺癌有关,也可发生于乳腺癌患者^[25]。

CT检测转移性骨肿瘤具有一定难度、较为耗时且容易漏诊,AI辅助检测有望降低漏诊率。Noguchi等^[26]开发了一种基于深度学习的CT骨转移自动检测算法,在验证集和测试集的灵敏度

分别为89.8%和82.7%。在使用此算法后，9名放射科医师的整体AUC从0.746提高到0.899，每例患者的平均解释时间从168 s减少到85 s。近期，Huo等^[27]根据126例患者开发了一个深度CNN模型，用以检测和分割CT上肺癌骨转移，模型的检测灵敏度为0.894，每例平均假阳性为5.24，测试队列中的DSC为0.856。通过与模型协作，3名初级放射科医师的检测准确度从0.617提高到0.879，灵敏度从0.680提高到0.902。此外，初级放射科医师每例患者的平均判读时间减少了228 s。在此类算法的辅助下，放射科医师对骨转移灶的整体检测能力得到了提高，同时也提高了工作效率。

与正电子发射体层成像相比，单光子发射计算机体层成像（single-photon emission computed tomography, SPECT）对转移性骨肿瘤的检出率更高^[28]。但SPECT空间分辨率差、信噪比低，确定病变及其邻近结构的精确位置具有挑战性，且图像中往往存在多个病灶，这给正确诊断和评估各种疾病带来很大困难。Lin等^[29]构建了基于胸部区域SPECT的骨转移瘤自动诊断模型，在未归一化的测试样本中，准确度、精确率、召回率、特异度、F1分数和AUC分别达到0.98、0.99、0.98、0.99、0.98和0.99，在胸部骨转移的自动诊断中表现良好。Li等^[30]针对肺癌患者开发的多分类网络不仅可以预测骨扫描图像中是否存在肺癌骨转移，还可以判断出骨转移来源的肺癌亚型，模型的准确度、精准率、召回率和F1分数分别为0.74、0.78、0.72和0.73。

多发性骨髓瘤与转移性骨肿瘤通常表现出相似的影像学特征，精准的诊断对治疗方案的选择至关重要，准确的诊断对放射科医师有很高的要求。因此，Chen等^[31]构建了一种基于对比增强T1WI（contrast-enhanced T1WI, CET1）的多视图注意力引导网络深度学习模型，能提取矢状、冠状和轴位3种视图的特征，并进行融合分析，用以鉴别肺癌骨转移和多发性骨髓瘤。模型的准确度、AUC和F1分数分别为0.81、0.78和0.71，优于传统影像组学方法和放射科医师的评估。

成骨性病变常在CT检查中被发现^[32]，而成

骨性转移和骨岛的鉴别决定了后续的治疗策略。Hong等^[33]开发了一个基于CT影像组学的机器学习模型，利用腹部CT来区分骨岛和成骨细胞骨转移，模型的AUC、灵敏度、特异度、准确度分别为0.96、0.80、0.96、0.86，诊断效能与肌骨系统放射科专家相似，优于低年资放射科医师。Xiong等^[34]建立了基于CT的骨岛和成骨性转移分类的深度学习模型，对于来自研究中心2和研究中心3的内部验证集、外部验证集的AUC分别为0.996、0.958和0.952，准确度分别为0.950、0.902和0.863。该模型在不同的医院获得了较高的诊断准确度，并且具有推广意义，能为临床决策提供依据。

肺腺癌是肺癌最常见的组织学亚型^[35]，常发生骨转移^[36]，早期发现EGFR突变对治疗决策具有重要意义^[37]。目前已有多项研究基于原发肿瘤区域对EGFR状态进行了影像组学评估，但这种方法在原发肿瘤已行手术切除或放化疗的转移患者中无法实现。Jiang等^[38]使用基于骨转移区域的多参数MRI影像组学方法预测肺腺癌脊柱骨转移瘤患者的EGFR突变，模型在训练组和验证组中的AUC分别为0.891、0.771，对预测EGFR突变状态具有良好的性能，存在潜在的临床价值。

5 总结与展望

AI技术在骨肿瘤领域展现出较大的潜力，但尚存在一定的局限性，如缺乏多中心前瞻性研究，多数研究样本量小、肿瘤种类不足、缺乏独立外部验证；缺少多种类骨肿瘤自动分割模型及特异性诊断分类模型；目前大多数模型仅使用单一模态影像学资料，且临床信息权重较小。综上所述，目前在骨肿瘤影像中开发的AI工具尚未用于临床实践，有一些问题需要通过研究进一步解决，如实现多种类骨肿瘤自动分割，基于不同成像方式、临床信息建立多模态、特异性诊断分类AI模型，构建多中心、大样本的数据库，提高不同场景和条件下模型的鲁棒性及准确度等。相信随着技术的进步，用于骨肿瘤的医学影像AI将越来越贴近临床，也必将推进骨肿瘤精准治疗的进程。

[参 考 文 献]

- [1] CHOI J H, RO J Y. The 2020 WHO classification of tumors of bone: an updated review [J] . *Adv Anat Pathol*, 2021, 28(3): 119–138.
- [2] SIEGEL R, MILLER K, FUCHS H E, et al. Cancer statistics, 2022 [J] . *CA Cancer J Clin*, 2022, 72(1): 7–33.
- [3] DO B H, LANGLOTZ C, BEAULIEU C F. Bone tumor diagnosis using a Naïve Bayesian model of demographic and radiographic features [J] . *J Digit Imaging*, 2017, 30(5): 640–647.
- [4] OUYANG T X, YANG S, GOU F F, et al. Rethinking U-net from an attention perspective with transformers for osteosarcoma MRI image segmentation [J] . *Comput Intell Neurosci*, 2022, 2022: 7973404.
- [5] DIONÍSIO F C F, OLIVEIRA L S, HERNANDES M A, et al. Manual and semiautomatic segmentation of bone sarcomas on MRI have high similarity [J] . *Rev Bras De Pesquisas Med E Biol*, 2020, 53(2): e8962.
- [6] LING Z Q, YANG S, GOU F F, et al. Intelligent assistant diagnosis system of osteosarcoma MRI image based on transformer and convolution in developing countries [J] . *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(11): 5563–5574.
- [7] WU J, XIAO P, HUANG H J, et al. An artificial intelligence multiprocessing scheme for the diagnosis of osteosarcoma MRI images [J] . *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(9): 4656–4667.
- [8] LIU F, ZHU J, LV B L, et al. Auxiliary segmentation method of osteosarcoma MRI image based on transformer and U-net [J] . *Comput Intell Neurosci*, 2022, 2022: 9990092.
- [9] ANDERSON W J, DOYLE L A. Updates from the 2020 World Health Organization classification of soft tissue and bone tumours [J] . *Histopathology*, 2021, 78(5): 644–657.
- [10] HE Y, PAN I, BAO B T, et al. Deep learning-based classification of primary bone tumors on radiographs: a preliminary study [J] . *EBioMedicine*, 2020, 62: 103121.
- [11] VON SCHACKY C E, WILHELM N J, SCHÄFER V S, et al. Multitask deep learning for segmentation and classification of primary bone tumors on radiographs [J] . *Radiology*, 2021, 301(2): 398–406.
- [12] LIU R Y, PAN D R, XU Y, et al. A deep learning-machine learning fusion approach for the classification of benign, malignant, and intermediate bone tumors [J] . *Eur Radiol*, 2022, 32(2): 1371–1383.
- [13] LI J, LI S D, LI X L, et al. Primary bone tumor detection and classification in full-field bone radiographs via YOLO deep learning model [J] . *Eur Radiol*, 2023, 33(6): 4237–4248.
- [14] YILDIZ POTTER I, YERITSYAN D, MAHAR S, et al. Automated bone tumor segmentation and classification as benign or malignant using computed tomographic imaging [J] . *J Digit Imaging*, 2023, 36(3): 869–878.
- [15] EWEJE F R, BAO B T, WU J, et al. Deep learning for classification of bone lesions on routine MRI [J] . *EBioMedicine*, 2021, 68: 103402.
- [16] LIU H, JIAO M L, YUAN Y, et al. Benign and malignant diagnosis of spinal tumors based on deep learning and weighted fusion framework on MRI [J] . *Insights Imaging*, 2022, 13(1): 87.
- [17] CASALI P G, BIELACK S, ABECASSIS N, et al. Bone sarcomas: ESMO–PaedCan–EURACAN Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up [J] . *Ann Oncol*, 2018, 29(Suppl 4): iv79–iv95.
- [18] LIU X G, DUAN Z Q, FANG S B, et al. Imaging assessment of the efficacy of chemotherapy in primary malignant bone tumors: recent advances in qualitative and quantitative magnetic resonance imaging and radiomics [J] . *J Magn Reson Imaging*, 2024, 59(1): 7–31.
- [19] WHELAN J S, DAVIS L E. Osteosarcoma, chondrosarcoma, and chordoma [J] . *J Clin Oncol*, 2018, 36(2): 188–193.
- [20] XIN S, WEI G. Prognostic factors in osteosarcoma: a study level meta-analysis and systematic review of current practice [J] . *J Bone Oncol*, 2020, 21: 100281.
- [21] HUANG B S, WANG J F, SUN M L, et al. Feasibility of multi-parametric magnetic resonance imaging combined with machine learning in the assessment of necrosis of osteosarcoma after neoadjuvant chemotherapy: a preliminary study [J] . *BMC Cancer*, 2020, 20(1): 322.
- [22] ZHONG J Y, ZHANG C X, HU Y F, et al. Automated prediction of the neoadjuvant chemotherapy response in osteosarcoma with deep learning and an MRI-based radiomics nomogram [J] . *Eur Radiol*, 2022, 32(9): 6196–6206.
- [23] GITTO S, CORINO V D A, ANNOVAZZI A, et al. 3D vs 2D MRI radiomics in skeletal Ewing sarcoma: feature reproducibility and preliminary machine learning analysis on neoadjuvant chemotherapy response prediction [J] . *Front Oncol*, 2022, 12: 1016123.
- [24] HE Y F, GUO J P, DING X Y, et al. Convolutional neural network to predict the local recurrence of giant cell tumor of bone after curettage based on pre-surgery magnetic resonance images [J] . *Eur Radiol*, 2019, 29(10): 5441–5451.
- [25] COLEMAN R E, CROUCHER P I, PADHANI A R, et al. Bone metastases [J] . *Nat Rev Dis Primers*, 2020, 6: 83.
- [26] NOGUCHI S, NISHIO M, SAKAMOTO R, et al. Deep learning-based algorithm improved radiologists' performance in bone metastases detection on CT [J] . *Eur Radiol*, 2022, 32(11): 7976–7987.
- [27] HUO T T, XIE Y, FANG Y, et al. Deep learning-based algorithm improves radiologists' performance in lung cancer bone metastases detection on computed tomography [J] . *Front Oncol*, 2023, 13: 1125637.
- [28] MOON D H, MADDAHI J, SILVERMAN D H, et al. Accuracy of whole-body fluorine-18-FDG PET for the detection of recurrent or metastatic breast carcinoma [J] . *J Nucl Med*, 1998, 39(3): 431–435.
- [29] LIN Q, LI T T, CAO C G, et al. Deep learning based automated diagnosis of bone metastases with SPECT thoracic bone images

- [J] . Sci Rep, 2021, 11(1): 4223.
- [30] LI T T, LIN Q, GUO Y R, et al. Automated detection of skeletal metastasis of lung cancer with bone scans using convolutional nuclear network [J] . Phys Med Biol, 2022, 67(1): 015004.
- [31] CHEN K L, CAO J S, ZHANG X, et al. Differentiation between spinal multiple myeloma and metastases originated from lung using multi-view attention-guided network [J] . Front Oncol, 2022, 12: 981769.
- [32] WOO S, GHAFOR S, VARGAS H A. Contribution of radiology to staging of prostate cancer [J] . Semin Nucl Med, 2019, 49(4): 294–301.
- [33] HONG J H, JUNG J Y, JO A, et al. Development and validation of a radiomics model for differentiating bone islands and osteoblastic bone metastases at abdominal CT [J] . Radiology, 2021, 299(3): 626–632.
- [34] XIONG Y C, GUO W, LIANG Z P, et al. Deep learning-based diagnosis of osteoblastic bone metastases and bone islands in computed tomograph images: a multicenter diagnostic study [J] . Eur Radiol, 2023, 33(9): 6359–6368.
- [35] TRAVIS W D, BRAMBILLA E, RIELY G J. New pathologic classification of lung cancer: relevance for clinical practice and clinical trials [J] . J Clin Oncol, 2013, 31(8): 992–1001.
- [36] KUCHUK M, KUCHUK I, SABRI E, et al. The incidence and clinical impact of bone metastases in non-small cell lung cancer [J] . Lung Cancer, 2015, 89(2): 197–202.
- [37] DA CUNHA SANTOS G, SHEPHERD F A, TSAO M S. *EGFR* mutations and lung cancer [J] . Annu Rev Pathol, 2011, 6: 49–69.
- [38] JIANG X R, REN M H, SHUANG X, et al. Multiparametric MRI-based radiomics approaches for preoperative prediction of *EGFR* mutation status in spinal bone metastases in patients with lung adenocarcinoma [J] . J Magn Reson Imaging, 2021, 54(2): 497–507.
- (收稿日期: 2024-06-28 修回日期: 2024-07-25)