

综 述

放射学及放射组学在骨质疏松症的研究进展

文 帅¹ 李华兵^{2,*}1.长治医学院附属晋城大医院医学影像科
(山西 晋城 048000)2.山西省晋城市第二人民医院核磁室
(山西 晋城 048000)

【摘要】骨质疏松症是老年人中的常见病，由于易引发脆性骨折而越来越受到重视。目前，双能X线骨密度仪(dual energy x-ray absorptiometry, DXA)和定量CT(quantitative computed tomography, QCT)是放射检查中诊断骨质疏松症的常用方法，且拥有成熟的诊断技术。但普通的X片检查、计算机断层扫描(computed tomography, CT)及核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)诊断骨质疏松症也随着计算机人工智能工具在医学中的应用得到学者们的更多重视，希望能够在不增加额外检查的情况下对疾病进行精准诊断，并且提供客观的诊断依据。放射组学便是其中之一，它利用计算机分析医学影像图像纹理特征，并从中找到有意义的纹理参数，用于疾病诊断或病情观察。本文就骨质疏松症常见的放射诊断方法以及相关的放射组学方面研究进展进行介绍。

【关键词】骨质疏松症；放射学；放射组学；纹理分析；

【中图分类号】R681；R445

【文献标识码】A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2023.09.058

Research Progress of Radiology and Radiomics in Osteoporosis

WEN Shuai¹, LI Hua-bing^{2,*}1.Department of Medical Imaging, Jincheng General Hospital, Changzhi Medical College, Jincheng
048000, Shanxi Province, China2.Department of Magnetic Resonance Imaging, Jincheng Second People's Hospital, Jincheng
048000, Shanxi Province, China

ABSTRACT

osteoporosis is a common disease in the elderly. It is more and more important because it is easy to cause fragility fracture. At present, dual energy X-ray absorptiometry (DXA) and quantitative computed tomography (QCT) are common methods for diagnosing osteoporosis in radiographic examination, and have mature diagnostic techniques. However, the diagnosis of osteoporosis by ordinary X-ray examination, computed tomography (CT) and magnetic resonance imaging (MRI) have also received more attention from scholars with the application of computer artificial intelligence tools in medicine. It is hoped that the disease can be accurately diagnosed without additional examination and provide objective diagnostic basis. Radiomics is one of them. It uses computer to analyze the texture features of medical images and find meaningful texture parameters for disease diagnosis or observation. This article introduces the common diagnostic methods of osteoporosis and the related research progress in radiomics.

Keywords: Osteoporosis; Radiography; Radiomics; Texture Analysis;

1 骨质疏松症简介

骨质疏松症是一种常见的以骨量减少和骨微结构破坏为特征的全身性代谢性骨骼疾病，导致骨骼脆性的增加而容易发生骨折^[1]。随着年龄的增长，骨髓基质内成骨细胞分化减少，却分化为更多的脂肪细胞，这便导致骨质的形成减少，并最终引起老年骨质疏松症，其可能的机制是骨髓内的脂肪细胞与成骨细胞拥有共同的前体细胞，在衰老过程中氧化应激水平增加便向着有利于脂肪细胞生成的方向分化，而且骨髓脂肪分泌具有脂毒性的游离脂肪酸抑制成骨细胞的分化，促使脂性凋亡及过度自噬进而使骨形成减少，诱导破骨细胞分化也会使得骨吸收增加^[2]。骨质疏松症伴随着骨髓脂肪含量的变化，当前许多学者则从研究骨髓脂肪含量分数来间接为诊断骨质疏松症寻找方向。作为世界范围内最常见的代谢性骨病，骨质疏松症及其相关疾病引起了严重的公共卫生问题，我国骨质疏松症患者的群体非常大，≥60岁的老年人骨质疏松症的患病率为37.7%，其中女性的患病率(48.4%)明显高于男性(27.3%)，南方的患病率(39.7%)略高于北方(35.7%)，并随着年龄的增长而增高^[3]，由此引发许多相关的并发症，特别是脊柱和髋部的骨折，致残率、致死率都较高，不仅给病人带来沉重的痛苦，也会给家庭及社会带来巨大的经济负担。由于骨质疏松症在骨折发生前通常是无症状的，早期诊断无疑是降低骨折风险的重要途径。

2 放射组学简介

放射组学是一个快速发展的研究领域，在过去十几年来中，随着计算机模式化识别工具数量和数据集量的增加，依靠计算机图像处理技术的医学图像研究领域也得到显著发展。这些促进了定量特征高通量提取过程的开发，从而将图像转换为可获得的数据，并对这些数据进行分析，得出肉眼不易察觉的图像纹理特征，用数据全面评估疾病状态，从而实现准确的疾病诊断和监测的目的，这整个研究过程被称为放射组学^[4]。放射数据的分析是繁琐复杂的，包含一阶、二阶以及高阶统计量，放射特征包括直方图特征、基于纹理的特征，基于模型、基于变换以及基于形状的特征；放射组学基本工作流程大致包括放射学特征的提取和选择、降维及数据处理^[4-5]。由于放射组学特征种类复杂、数量繁多，不管是对相关研究的查阅，还是基于对放射组学研究，都没有必要掌握每种不同类型特征的具体含义，但熟悉核心原则却有助于解释结果和预选特定应用的特征，并借助机器学习处理异构数据和多维数据，以做出更准确的预测^[5]。图像纹理处理方式多种多样，关键环节包括纹理分类、分割、合成、检索、拼接和配准，由此决定纹理分析的方案，可使得研究能够更加准确、高效^[6]。

放射组学主要用于肿瘤的研究中，基于强度、形状、大小或体积以及纹理的定量图像特征提供了关于肿瘤表型和微环境的信息^[4]，在其它疾病研究方面，慢性阻塞性肺疾病加重过程总是伴随着放射组学特征的改变^[7]，尤其是近几年在特发性肺间质纤维化的识别等方面取得明显进展^[8]。由此，放射特征提取可以成为计算机辅助成像方法的宝贵工具，将来还有可能减少不必要的病理活检。

3 骨质疏松症的常用放射诊断方法

目前临床运用较为普遍的诊断骨质疏松症的常规放射学检查方法有X线检查、DXA、CT等，MRI则运用较少。DXA是诊断骨质疏松症重要的成像工具，也是目前公认

【第一作者】文 帅，男，主治医师，主要研究方向：磁共振诊断。E-mail: scshuai22@163.com

【通讯作者】李华兵，男，主任医师，主要研究方向：磁共振诊断。E-mail: lihuabing0850@163.com

的诊断金标准,新的成像技术也正变得越来越广泛。下面总结了骨质疏松症在放射诊断方面的部分现状和研究进展,以及基于放射组学图像纹理分析在骨质疏松症诊断中取得的最新成果。

3.1 普通X线 自1895年X线被发现以来,X线检查作为临床常用检查方法一直沿用至今,也是骨质疏松症的一种常用的初筛方法。骨质疏松症在X线片上主要表现为骨小梁稀疏,骨质密度降低^[9],由于没有统一的客观量化标准,仅凭医生的主观判断,对轻微及早期骨质疏松症诊断非常困难。

随着放射组学的不断发展,Rastegar等^[10]开发了新的预测模型,在股骨转子、转子间和颈部中提取了54个纹理特征,证明了使用放射组学和机器学习方法对骨质疏松症、骨质减少症和正常骨量进行分类的可行性。Palanivel等^[11]利用从Hausdorff维度计算的空隙度,基于多重结构分形方法证明了骨质疏松症引起的微结构变化,有助于识别并早期干预骨折风险。在口腔牙片的摄影检查中,Aliağa等^[12]提出了一种新的自动检测牙科全景片中特定点和线的方法,通过计算相关的下颌骨指数(下颌骨皮质宽度、下颌骨全景指数、下颌骨比率、下颌骨皮质指数)提出了新的自动图像处理办法,通过应用基于高级图像分割过程的顺序链接来处理复杂图像,可以准确高效地利用全景X射线图像检测早期骨质疏松症。

3.2 DXA 为了量化骨密度并为骨质疏松症的诊断寻找客观标准,DXA自诞生后便很快成为了诊断骨质疏松症的主要方法。骨质疏松症的DXA诊断标准由世界卫生组织(world health organization,WHO)专家组制定,主要适用于绝经后女性和50岁以上男性,定义T值 $\leq -2.5SD$ 为骨质疏松症,其中T值=(实测骨密度值-中国正常青年人峰值骨密度值)/中国正常青年人峰值骨密度的标准差(SD)^[9]。DXA的测量为面积骨密度,其中包括骨质增生等造成的影响,与目前流行的QCT测量椎体骨密度结果存在一定差别^[13]。

骨应变指数(bone strain index,BSI):近年来,为了评估骨的抗应变能力,一种新的基于工程学中的有限元分析(finite element analysis,FEA)的DXA衍生指数,即骨应变指数被提出,它包括密度分布、骨几何形状和负荷的局部信息,但却不同于骨密度(bone mineral density,BMD)和骨小梁评分(trabecular bone score,TBS),并且证明了其对原发性或继发性骨质疏松症中的反映能力^[14]。TBS是一个与骨微结构相关的骨纹理参数,能够反映图像的灰阶变化,已经被用于预测骨折多年,尽管同样来自标准DXA图像,TBS中包含的信息是独立的,能与BMD和骨折风险评估工具(fracture risk assessment tool,FRAX)提供的信息互补^[15]。最近,Pouilles等^[16]发现绝经后早期患有与不患有严重椎体骨质疏松症的妇女之间的TBS值没有显著差异,在患有严重脊椎骨质疏松症的绝经后早期妇女中,除骨密度外,测量TBS的价值似乎相对可以忽略不计,并且认为TBS不太可能在评估骨小梁特性时为骨密度测量提供额外的信息。TBS的运用受到很多具体情况的限定,比如图像噪声影响,也不适合身体质量指数(body mass index,BMI)极端的患者等^[17]。

在放射组学其它方面,Hong等^[18]基于放射组学的二维DXA髌部图像机器学习算法挖掘出了与髌部骨折相关的重要纹理特征,可以提高髌部骨折风险的预测,并且由此得出的骨放射学评分也是髌部骨折发生的独立预测因子。

3.3 CT CT也是放射影像诊断的常用检查方法,由于不同制造商生产的CT扫描仪具有系统的CT值偏差,所得组织的CT值可能不完全相同^[19],所以还不能仅仅依靠CT值对骨密度做出准确的判断,密度校准方法和双能量技术的创新增加了骨质疏松症研究的机会。1977年,QCT首次引入并用于骨质疏松的诊断,并且可以测量多个部位的骨密度,由于QCT测量的是椎体中央松质骨的体积骨密度,不受脊柱退变、侧弯等因素的影响,相较于DXA的面积骨密度,可以让测量结果更加客观准确^[20]。高分辨率外周QCT(high resolution peripheral QCT,HR pQCT)是一种QCT技术,可用于获取身体外周部位(如桡骨或胫骨)的高分辨率体积图像,可以同时测量骨小梁和骨皮质的骨密度以及骨结构,校准体模可以用于测量体积骨密度,从而进行不同的形态计量分析,用以分析骨结构的连通性以及各向异性,还可以对HR pQCT图像进行有限元分析,测量骨小梁的生物力学特性^[21]。近年来,双能

计算机断层CT(dual-energy computed tomography,DECT)也常常用于研究肌肉骨骼疾病,它以两种不同的X射线能量采集两幅图像,以测量X射线光谱中的组织特异性X射线衰减,与QCT相比,DECT的结果与骨密度高度相关^[22]。

在放射组学方面,依靠CT图像诊断骨质疏松也取得明显的进展,通过建立各种模型及机器学习的方法,可以将图像的放射特征作为预测骨质减少及骨质疏松的新标志物,作为骨质疏松症的筛查工具^[23-24]。Lim等^[25]通过对500名患者腹部盆腔CT使用具有放射组学特征的机器学习分析,以及对股骨骨质疏松症的预测都表现出较高的有效性,其准确率、特异性和阴性预测值均在93%以上。Yao等^[26]基于双能谱CT成像提出放射组学列线图,结合了基于水脂成像的双能谱CT的临床因素和放射组学特征,对低骨密度显示出良好的鉴别能力,并且其表现优于放射组学模型和临床模型。Jiang等^[27]将386个椎体分层随机分为训练集(n=270)和测试集(n=116),计算了Hounsfield模型和放射组学特征模型的灵敏度、特异性、准确性以及受试者特性曲线下面积,发现基于CT的放射学特征可以在腰椎手术前区分是否患有骨质疏松症,有助于手术方案的确定。

由于设备的自身缺陷,单独的CT检查有时在骨质疏松症引起的急性和慢性椎体骨折诊断方面会很困难,由此会延误急性椎体骨折的及时治疗。Yang等^[28]发现基于临床特征和放射组学特征的组合列线图在训练集和验证集中对区分急性和慢性骨质疏松性椎体骨折有着出色的能力,可能有助于骨折的急性或慢性分期,从而弥补CT检查设备的部分不足,能够帮助临床医生及时评估骨质疏松性椎体骨折的具体阶段而制定正确的治疗方案。但对骨折预测上,还存在争议,Dieckmeyer等^[29]利用常规多层螺旋CT整体纹理特征、三维有限元参数和体积骨密度对椎体骨折进行预测,发现除了体积骨密度,纹理特征和三维有限元分析不能改善偶发骨折预测,也有可能应在特定椎体水平上进行骨折风险评估,但还需更多相关研究来证实。

3.4 MRI 为常用的无辐射检查方法。MRI提供的高空间分辨率和良好的软组织对比度,使其成为确定骨髓中脂肪含量和监测正常和病理条件下骨髓变化的有效方法^[30]。骨髓脂肪的增加可以作为骨小梁组织丢失的指标,基于MRI骨髓脂肪含量测定的研究,包括质谱(mass spectrometry,MS)分析法、质子磁共振波谱(magnetic resonance spectroscopy,MRS)、MRI水脂分离技术等^[31]。最近发现,核磁共振的Dixon、T2 mapping、T2* mapping技术也可以通过测定腰椎脂肪分数、T2值及T2*值反映椎体骨质量情况,为骨质疏松的全面诊断提供新的影像学检测方法^[32]。不仅骨髓脂肪含量与骨密度有关,椎旁肌脂肪浸润与腰椎骨密度减低也存在一定的相关性,在控制年龄、性别和BMI后,椎旁肌脂肪浸润与骨密度呈负相关,有可能通过研究椎旁软组织来评估骨质疏松的程度^[33]。

当前,有部分学者通过研究核磁共振的信号强度来区分骨密度,ShayganFar等^[34]通过研究引入了M评分的切点作为一种新的MRI定量方法,但由于设备参数的差异,M评分也会有所不同,这便限制了此方法的应用。另外,核磁共振扩散加权成像表现扩散系数、信号强度比也能够反映患者腰椎骨密度,并且能对椎体的骨质疏松程度做出粗略的定量分析^[35]。MRI信号强度获取途径简单,如果能够标准化,也许能够用于疾病的定量诊断,但还需要更多的相关研究。

在放射组学方面,Burian等^[36]基于化学位移编码的水-脂肪MRI研究腰椎骨髓的空间异质性发现绝经后妇女的骨髓异质性增加,纹理参数可能会提供额外的信息,以检测和监测由年龄或者激素变化引起的椎体骨髓改变。He等^[37]基于腰椎T₁WI和T₂WI的放射组学模型分析在检测骨质正常、骨质减少和骨质疏松发挥了巨大的潜力,并且T₂WI在诊断骨质疏松症方面也可以提供与T₁WI相同的性能,随着研究群体的扩大和放射组学特征提取技术的改进,预计该方法将在使用放射组学诊断骨质疏松症方面取得更大的作用。通过比较有与无脆性骨折史个体的MRI图像纹理特征作为衡量骨骼脆性的指标,学者们发现患有骨折的女性具有更高的对比度和熵,平均角二阶矩和反差(值越低表示异质性越大)

都有所较低,骨折患者的骨小梁纹理异质性更大,可以用于识别骨折脆弱患者^[38]。最近,Zhao等^[39]基于深度学习,使用<20秒的改良Dixon(mDixon)序列,以QCT为参考标准,首次尝试了使用放射组学通过骨髓脂肪分数图预测骨质疏松症。

4 小 结

骨质疏松症的各种诊断技术正在不断发展,放射组学在骨质疏松症的诊断方面还处于起步阶段,图像提取多依赖于手动分割,但随着人工智能的飞速发展,基于放射组学图像纹理分析技术必定会有广阔的前景。最近,Suri的研究团队^[40]开发一种深度学习的自动分割系统,能够在MRI、CT和X射线成像研究中自动快速分割椎骨和椎间盘,预测的分割掩模计算的放射特征(偏度、峰度、正值像素的平均值和熵)都非常精确,系统能够自动、快速、准确地在脊柱的所有区域和多种模式上生成椎骨和椎间盘的分割,从而大大提高工作效率。通过使用各种计算机学习方法,在无需额外检查项目的情况下,使影像图像能够提供更多的疾病信息,对骨质疏松症及其它疾病的筛查、诊断以及治疗过程的观察都有着巨大的帮助。

参考文献

- [1] 马远征,王以朋,刘强,等.中国老年骨质疏松诊疗指南(2018)[J].中国老年学杂志,2019,39(11):2557-2575.
- [2] 范敬争,姜玉艳,张蕾.骨髓脂肪异常浸润与老年骨质疏松的关系[J].中华骨质疏松和骨矿盐疾病杂志,2022,15(1):66-73.
- [3] 朱洁云,高敏,宋秋韵,等.中国老年人骨质疏松症患病率的Meta分析[J].中国全科医学,2022,25(03):346-353.
- [4] Gillies R J, Kinahan P E, Hricak H. Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- [5] Mayerhoefer M E, Materka A, Langs G, et al. Introduction to Radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.
- [6] 雷雨果,梁楠,刘春梅.图像纹理特征分析及提取方法[J].软件工程,2022,25(7):5-8.
- [7] Yang K, Yang Y, Kang Y, et al. The value of radiomic features in chronic obstructive pulmonary disease assessment: a prospective study[J]. Clin Radiol, 2022, 77(6): e466-e472.
- [8] Refaee T, Bondue B, Van Simaey G, et al. A handcrafted radiomics-based model for the diagnosis of usual interstitial pneumonia in patients with idiopathic pulmonary fibrosis[J]. J Pers Med, 2022, 12(3): 373.
- [9] 程晓光,徐文坚,吴艳,等.骨质疏松的影像学骨密度诊断专家共识[J].中国骨质疏松杂志,2020,26(9):1249-1256.
- [10] Rastegar S, Vaziri M, Qasempour Y, et al. Radiomics for classification of bone mineral loss: a machine learning study[J]. Diagn Interv Imaging, 2020, 101(9): 599-610.
- [11] Palanivel D A, Natarajan S, Gopalakrishnan S, et al. Multifractal-based lacunarity analysis of trabecular bone in radiography[J]. Comput Biol Med, 2020, 116: 103559.
- [12] Aliaga I, Vera V, Vera M, et al. Automatic computation of mandibular indices in dental panoramic radiographs for early osteoporosis detection[J]. Artif Intell Med, 2020, 103: 101816.
- [13] 蒋新新,钱伟军,李立.中老年人人群中不同胸腰椎骨密度的定量CT分析[J].中国CT和MRI杂志,2022,20(5):179-182.
- [14] Ulivieri F M, Rinaudo L. Beyond bone mineral density: a new dual X-Ray absorptiometry index of bone strength to predict fragility fractures, the bone strain index[J]. Front Med (Lausanne), 2020, 7: 590139.
- [15] Martineau P, Leslie W D. Trabecular bone score (TBS): Method and Applications[J]. Bone, 2017, 104: 66-72.
- [16] Pouilles J M, Gosset A, Breteau A, et al. TBS in early postmenopausal women with severe vertebral osteoporosis[J]. Bone, 2021, 142: 115698.
- [17] Martineau P, Leslie W D. The utility and limitations of using trabecular bone score with FRAX[J]. Curr Opin Rheumatol, 2018, 30(4): 412-419.
- [18] Hong N, Park H, Kim C O, et al. Bone radiomics score derived from dxa hip images enhances hip fracture prediction in older women[J]. J Bone Miner Res, 2021, 36(9): 1708-1716.
- [19] Boutin R D, Hernandez A M, Lenchik L, et al. CT phantom evaluation of 67, 392 American College of radiology accreditation examinations: implications for opportunistic screening of osteoporosis using CT[J]. Ajr Am J Roentgenol, 2021, 216(2): 447-452.
- [20] Xu X M, Li N, Li K, et al. Discordance in diagnosis of osteoporosis by quantitative computed tomography and dual-energy X-ray absorptiometry in Chinese elderly men[J]. J Orthop Translat, 2019, 18: 59-64.
- [21] Areckal A S, Kocher M, S S D. Current and emerging diagnostic imaging-based techniques for assessment of osteoporosis and fracture risk[J]. IEEE Rev Biomed Eng, 2019, 12: 254-268.
- [22] Zhou S, Zhu L, You T, et al. In vivo quantification of bone mineral density of lumbar vertebrae using fast kVp switching dual-energy CT: correlation with quantitative computed tomography[J]. Quant Imaging Med Surg, 2021, 11(1): 341-350.

- [23] Xue Z, Huo J, Sun X, et al. Using radiomic features of lumbar spine CT images to differentiate osteoporosis from normal bone density[J]. BMC Musculoskelet Disord, 2022, 23(1): 336.
- [24] Liu L, Si M, Ma H, et al. A hierarchical opportunistic screening model for osteoporosis using machine learning applied to clinical data and CT images[J]. BMC Bioinformatics, 2022, 23(1): 63.
- [25] Lim H K, Ha H I, Park S Y, et al. Prediction of femoral osteoporosis using machine-learning analysis with radiomics features and abdomen-pelvic CT: A retrospective single center preliminary study[J]. Plos One, 2021, 16(3): e247330.
- [26] Yao Q, Liu M, Yuan K, et al. Radiomics nomogram based on dual-energy spectral CT imaging to diagnose low bone mineral density[J]. BMC Musculoskelet Disord, 2022, 23(1): 424.
- [27] Jiang Y W, Xu X J, Wang R, et al. Radiomics analysis based on lumbar spine CT to detect osteoporosis[J]. Eur Radiol, 2022, 32(11): 8019-8026.
- [28] Yang H, Yan S, Li J, et al. Prediction of acute versus chronic osteoporotic vertebral fracture using radiomics-clinical model on CT[J]. Eur J Radiol, 2022, 149: 110197.
- [29] Dieckmeyer M, Rayudu N M, Yeung L Y, et al. Prediction of incident vertebral fractures in routine MDCT: Comparison of global texture features, 3D finite element parameters and volumetric BMD[J]. Eur J Radiol, 2021, 141: 109827.
- [30] Karaminos D C, Ruschke S, Dieckmeyer M, et al. Quantitative MRI and spectroscopy of bone marrow[J]. J Magn Reson Imaging, 2018, 47(2): 332-353.
- [31] 王思竹, 汤光宇. 骨髓脂肪的分析技术及其与骨质疏松关系的研究进展[J]. 中国骨质疏松杂志, 2022, 28(4): 601-606.
- [32] 周翠钊, 胡秋根, 陈海雄, 等. MR Dixon、T2 mapping、T2* mapping技术定量评估腰椎原发性骨质疏松症的可行性研究[J]. 中国CT和MRI杂志, 2021, 19(9): 157-160.
- [33] Zhao Y, Huang M, Serrano S M, et al. Fatty infiltration of paraspinal muscles is associated with bone mineral density of the lumbar spine[J]. Arch Osteoporos, 2019, 14(1): 99.
- [34] Shayganfar A, Khodayi M, Ebrahimian S, et al. Quantitative diagnosis of osteoporosis using lumbar spine signal intensity in magnetic resonance imaging[J]. Br J Radiol, 2019, 92(1097): 20180774.
- [35] 朱慧玲, 丁建平, 戚盈杰. 磁共振扩散加权成像表现扩散系数、信号强度比对腰椎骨质疏松的定量评价[J]. 中国骨伤, 2021, 34(08): 743-749.
- [36] Burian E, Subburaj K, Mookiah M, et al. Texture analysis of vertebral bone marrow using chemical shift encoding-based water-fat MRI: a feasibility study[J]. Osteoporos Int, 2019, 30(6): 1265-1274.
- [37] He L, Liu Z, Liu C, et al. Radiomics based on lumbar spine magnetic resonance imaging to detect osteoporosis[J]. Acad Radiol, 2021, 28(6): e165-e171.
- [38] Zaworski C, Cheah J, Koff M F, et al. MRI-based texture analysis of trabecular bone for opportunistic screening of skeletal fragility[J]. J Clin Endocrinol Metab, 2021, 106(8): 2233-2241.
- [39] Zhao Y, Zhao T, Chen S, et al. Fully automated radiomic screening pipeline for osteoporosis and abnormal bone density with a deep learning-based segmentation using a short lumbar mDixon sequence[J]. Quant Imaging Med Surg, 2022, 12(2): 1198-1213.
- [40] Suri A, Jones B C, Ng G, et al. A deep learning system for automated, multi-modality 2D segmentation of vertebral bodies and intervertebral discs[J]. Bone, 2021, 149: 115972.

(收稿日期: 2022-12-02)

(校对编辑: 韩敏求)