Advances in Multimodal Imaging in Lung Cancer*

综述

多模态影像组学在肺癌中的研究进展*

齐淑娜^{1,2} 王广丽^{1,*}

1.山东第一医科大学第一附属医院(山东省千佛山医院)放射科(山东济南 250014)

2.山东第一医科大学(山东省医学科学院)(山东济南 250117)

【摘要】影像组学是集多模态医学影像处理分析技术与影像资料于一体,早期被定义为医学影像(如CT、PET、MRI、超声等)对病变表型特征的提取。这些特征包括病变的形状、体积、纹理、衰减,以及许多不明显或数量过多的特征,通过对提取的有价值的影像学特征来进行分析,进而在疾病的早期诊断、良恶性肿瘤鉴别、后期精准治疗以及疗效评估中发挥重要作用。近年来,基于PET/CT、MRI、CT等多种影像学方法的影像组学逐渐应用于肺癌的诊断、鉴别诊断以及疗效与预后的评估。本文对多模态影像组学在肺癌中的研究进展进行综述。

【关键词】影像组学;肺癌;PET/CT;MRI;CT

【中图分类号】 R445.3

【文献标识码】 A

【基金项目】 山东省自然科学基金项目(ZR2015HL096)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2022.12.067

QI Shu-na^{1,2}, WANG Guang-li^{1,*}

1.Department of Radiology,The First Affiliated Hospital of Shandong First Medical University & Shandong Provincial Qianfoshan Hospital, Jinan250014, Shandong Province, China

2.Shandong First Medical University & Shandong Academy of Medical Sciences, Jinan 250117, Shandong Province, China

ABSTRACT

Radiomics is a combination of multi-modal medical image processing and analysis technology and image data. It was defined as the extraction of pathological phenotypic features from medical images (such as CT, PET, MRI, ultrasound, etc.) in the early stage. These features include the shape, volume, texture, attenuation of the lesion, as well as many obscure or excessive features. Through the analysis of the extracted valuable imaging features, they play an important role in the early diagnosis of the disease, the differentiation of benign and malignant tumors, the later precision treatment, and the evaluation of efficacy. In recent years, imaging omics based on PET/CT, MRI, CT and other imaging methods has been gradually applied in the diagnosis and differential diagnosis of lung cancer, as well as the evaluation of efficacy and prognosis. This paper reviews the progress of multimodal imaging in lung cancer.

Keywords: Radiomics; Lung Cancer; PET/CT; MRI; CT

肺癌是目前全国乃至全世界发病率普遍升高甚至致死率高的癌症之一^[1]。肺癌的组织学分类分为小细胞肺癌和非小细胞肺癌(腺癌、鳞癌、大细胞癌、腺鳞癌、类癌及其他),非小细胞肺癌约占所有肺癌的85%,而大约15%的肺癌是小细胞肺癌^[2]。在早期肺癌的筛查和诊断、治疗策略支持、预后评估和晚期肺癌的随访中,放射影像是一种强大的非侵入性工具。对肺癌的初步评估依赖于计算机断层扫描(computed tomography, CT),对肺癌的转移的进一步评估仍依赖于患者的症状、体征、组织学活检以及正电子发射/断层图像(positron emission tomography/computed tomography, PET/CT)、磁共振图像(magnetic resonance imaging, MRI)等多种检查^[3-4],然后使用一套定性(如形状、位置和分叶等)和定量(如大小、体积、密度、信号和标准摄取值(suv))特征来描述和分析病变;PET/CT是目前诊断原发性肺癌分期最准确的成像方式,近年来MRI的发展进一步提高了磁共振在肺癌评价中的图像质量和诊断能力^[5],所以我们可以从多种影像学检查中提取有用的影像学特征来进一步研究肺癌的诊断、鉴别、治疗以及预后,进一步结合影像组学来建立更精确、更可靠的临床决策支持系统来辅助临床医生。本文就基于多模态影像组学对肺癌的研究进展进行综述。

1 多模态影像组学概述

影像组学(Radiomics)的定义最初是在2012年由荷兰研究者Lambin等^[6]提出。影像组学专注于图像分析,是利用数学机器学习方法从医学图像中自动高通量的提取和分析定量图像的影像学特征。肺癌的多模态影像学是结合CT、PET/CT、MRI(以及以上各种成像方法的多种序列的优势,在肺癌的诊断和治疗中起着至关重要的作用。先进的MRI技术和PET/CT成像除了提供标准的MRI和CT评估外,还可以提供肿瘤生物学的生理、代谢和功能信息^[7]。

2 现阶段多模态成像的影像组学在肺癌中的应用

2.1 CT的影像组学在肺癌中的应用 CT是肺癌的首选影像学检查,但并不能准确鉴别病理亚型,而结合影像组学能在鉴别其亚型的准确性上会有所提高。此前,王大鹏^[8]等通过结合CT和影像组学来建立鉴别肺腺癌和肺鳞癌的预测模型,来尽可能提高在非小细胞肺癌治疗前的分型判断。E L等^[9]研究者通过对比多相CT(平扫期、动脉期、静脉期)的影像组学在肺癌的组织学亚型分类的表现,得到的影像组学模型对腺癌与鳞状细胞癌、腺癌与小细胞肺癌、鳞状细胞癌与小细胞肺癌分型的曲线下面积分别为0.801、0.857、0.657(平扫期),0.834、0.855和0.619(动脉期),0.864、0.864、0.664(静脉期),来证实了增强CT对影像组学在预测肺癌组织学亚型上有一定程度的优化。Chen N等^[10]同时也提出了增强的纵隔窗影像学特征是一个独立可靠的预后因素,可能是由于纵隔增强图像可以提供更多肿瘤异质性的图像信息。陆亮等^[11]通过回顾性研究151例经病理证实为周围型肺癌的患者,将其分为训练集和测试集两个部分,分别进行胸部增强CT扫描,提取其中的影像学特征来构建Logistic回归模型,并以患者性别、年龄、病灶直径、分叶征、瘤体密度及胸膜牵拉征6个变量来构建CT临床特征模型;若单独采取CT临床特征模

【第一作者】 齐淑娜,女,硕士研究生,主要研究方向:胸部肿瘤的影像诊断。E-mail: 784972666@qq.com

【通讯作者】 王广丽,女,副主任医师,主要研究方向:胸部肿瘤的影像诊断。E-mail: gd_life@163.com

型,得到的训练集及测试集的AUC值分别为0.850、0.838,其对应的敏感度、特异度分别为92.0%、76.0%和89.0%、80.0%;若将其影像学特征模型与CT特征模型联合起来,训练集及测试集得到的AUC值分别为0.879、0.869,其对应的敏感度、特异度分别为94.0%、90.0%和92.0%、89.0%,显而言之,影像组学联合CT特征模型的预测精度较好。这说明结合了影像组学的常规CT能进一步较好的进行术前的鉴别,为晚期的肺癌患者提供早期的个性化治疗。随着CT技术的提升,能谱CT也逐渐成为临床诊疗过程中一项全新的CT技术,能谱CT可以同时获取两个不同能量级的数据,将原始的单参数、多能量成像转换为多参数、单能量成像^[12]。Liang G^[13]等通过对153例患者进行分析,提取了1130个影像学特征,通过PCA分析法分别选取22、25、35个主成分构建三个模型(ModelAP、ModelVP和ModelCombination),结果得知ModelCombination的AUC值最高(0.8772),并通过DeLong检验证明,ModelCombination的AUC值分别与ModelAP、ModelVP的AUC值差异有统计学意义,而ModelAP的AUC值与ModelVP的AUC值差异无统计学意义;说明能谱CT的动脉期与静脉期结合模型在临床的实用性高于其他模型。徐鹤等^[14]通过能谱CT图像及影像组学特征来鉴别肺部良恶性病变,则选取194例肺部实性病变的能谱CT图像进行回顾性研究,分为训练组和验证组,提取936个影像组学特征,最终选取9个最优影像组学特征,并且只选取了动脉期的碘基图,利用结合了碘浓度(iodine concentration, IC)、标准化碘浓度(normalized iodine concentration, NIC)的能谱CT参数模型、临床模型以及联合模型三种模型来鉴别肺结节的良恶性。结果表明,与能谱CT定量参数模型和临床模型相比,联合模型对肺良恶性病变的区分能力更高。这说明了能谱CT及影像组学可以帮助临床医师在术前对于肺部良恶性病变做出更加精确的诊断,进一步为患者获取更有利的治疗方法。陈艾等^[15]通过研究发现,能谱CT可以用于评价肺肿瘤放疗前后的变化,对于放疗的疗效评价具有较高的参考价值;研究者通过入组标准纳入84例肺癌患者,对于每位接受放疗的患者进行放疗前及放疗1个疗程后进行能谱CT双期增强扫描,用Logistic回归分析定量分析肺组织碘摄取的分布及λHU值,来凸显肺癌放疗后肿块血供的改变。结果发现联合参数(动脉期IC及静脉期λHU)对于肺癌患者放疗前后的AUC为0.96,高于能谱CT各参数单独检测的AUC。从而,证实了能谱CT在能量分辨率和理化性质分辨率技术方面确实优于传统CT。Wang YW等^[16]通过提出一种深度预测模型即基于核心区域、环区和VOI大小来预测肺癌原发肿瘤CT图像是否存在淋巴结转移,由核心块作为肿瘤中心区域,环块作为肿瘤周围区域,VOI的大小包括四个信息(宽度、高度、深度和体积),然后利用能谱CT来获取11幅不同能量值的单能量图像,结论表明,较低Kev水平下的模型具有较高的准确性,即在40Kev水平能更有效地预测原发肿瘤的淋巴结转移,进一步证实了能谱CT对早期淋巴结转移的术前决策和治疗有一定意义。能谱CT在一定程度上可以弥补传统CT在诊断肺良恶性结节大小、形状和密度方面的局限性,同时提供多平面、多参数、单能量的图像。

2.2 MRI的影像组学在肺癌中的应用 MRI是一种常用的影像检查方法,具有成像参数多、组织分辨率高和图像更清晰等优点。随着MRI成像技术的快速发展,MRI技术用于肺部病变的诊断与评估逐渐增加,但是其真正的实用性还有待进行进一步发展研究。有些研究表明MRI检测早期肺癌的敏感性与CT有一定的相似性,但优势在于特异性更好(假阳性检查更少)^[17]。徐新胜^[18]利用磁共振扩散加权成像来研究对肺癌的病理类型及临床分期,通过收集87例已经病理证实其病理类型及临床分期肺癌患者,均进行DWI图像采集,根据病变的较大截面,画出三个感兴趣区,取平均值,结果表明中央型肺癌和周围型肺癌的ADC值无明显差异,而对判断小细胞癌、鳞癌和腺癌等病理组织分型有较大的帮助,同时对不同临床T分期和N分期也有重要意义。张刚^[19]通过回顾性研究86例均经过病理证实的肺癌患者,首先进行1.5T磁共振扫描,对DWI、ADC及DCE-MRI序

列影像图像的观察,然后分析DWI磁共振成像中的ADC值,同时联合DCE-MRI成像的 K^{trans} 、 K_{ep} 、 V_e 值,得到了腺癌的ADC值、 K^{trans} 、 K_{ep} 、 V_e 均高于鳞癌及小细胞癌者,且鳞癌的ADC值较小细胞癌患者更低($P<0.05$),但二者的 K^{trans} 、 K_{ep} 、 V_e 对比差异无统计学意义。证实了在鉴别肺癌病理学分型上可以参考DWI磁共振成像中的ADC值,同时联合DCE-MRI成像的 K^{trans} 、 K_{ep} 、 V_e 值,对于临床指导及治疗有确切意义。Tang X等^[20]通过回顾性研究148例已经经过病理证实的非小细胞肺癌患者,分为实验组和验证组,首先经过对实验组的1404个影像组学特征进行检验后,有534个影像组学特征在肺鳞癌和肺腺癌存在显著性差异,即多模态MRI影像组学特征能较好的反映肺腺癌和肺鳞癌的组织分布差异,然后筛选出13个特征为最优特征,在两个队列中获得的AUC分别为0.819、0.824,而结合了Radscore公式和独立的临床预测因子(年龄、性别、最长直径、最长垂直直径、癌胚抗原),两组AUC分别提高到0.901、0.872,进一步证实了使用MRI影像组学不仅可以很好地进行组织学分型,并将影像组学与临床特征相结合时,可以进一步提高非小细胞肺癌患者的组织学亚型分型诊断率。虽然近年来,有不少基于CT的影像组学在术前鉴别肺腺癌和肺鳞癌的研究,例如,Zhu等人^[21]从81例患者CT图像中提取485个影像组学特征来生成预测模型,最终在验证队列(48例患者)中AUC为0.893。比较这些研究结果,得知MRI影像组学特征将在未来有望成为一种有效的辅助工具。

2.3 PET/CT的影像组学在肺癌中的应用 PET/CT是一种结合形态学和代谢成像的分子成像技术,从解剖和功能两方面探讨肿瘤内部异质性,提供肿瘤病变代谢、缺氧、增殖等生物学特征的信息^[22-23]。肺癌的评估中,最常见的示踪剂是 ^{18}F -FDG,它可以反映肿瘤葡萄糖代谢,同时捕捉代谢和结构信息。即由于葡萄糖转运蛋白的过度表达,恶性细胞表现出葡萄糖摄取增加和糖酵解速率增加。功能影像学已广泛应用于临床诊断、分期、基因突变评估、疗效监测和预后评估。

一些研究仅使用基于PET的影像组学来预测临床结果^[24-27]。一项对210例腺癌和186例鳞状细胞癌患者的研究表明,尽管没有外部验证,但基于PET的影像组学特征可以区分肺腺癌和鳞状细胞癌^[26]。Mehdi Amini等^[28]通过对两个独立队列的非小细胞癌患者(87例和95例)采用特征级和图像级融合从 ^{18}F -FDG PET和CT图像中提取影像学特征,提出多模态影像学模型,最终选取225个影像组学特征,即总结了每个放射组、放射组+临床和仅临床模型的C指数、标准差和P值,得出了临床模型(C-index=0.656)在单模态和特征级融合策略中优于所有模型,但在图像级融合策略中优于某些模型。虽然特征级融合可能有一定的改进,但总的来说图像级融合显著提高了性能,并优于单模态和特征级融合模型。多模态PET/CT的融合在非小细胞癌的预后方面比CT能提供更早、更准确的信息。Yong Han等^[29]指出可以通过PET/CT图像区分NSCLC的组织学亚型。研究者通过回顾性分析867例腺癌(ADC)和552例鳞状细胞癌(SCC)患者,分层随机抽样283例患者(173例腺癌和110例鳞癌),提取出688个影像组学特征,建立ADC和SCC鉴别诊断的最优分类的模型,发现VGG16 DL算法模型(AUC为0.903;准确率为0.841),优于所有结合影像组学的传统机器学习方法。因此,基于PET/CT图像,深度学习方法可用于区分非小细胞肺癌的组织学亚型,即ADC和SCC,是一种以非侵袭性的方式为肺癌患者提供治疗决策和个性化治疗。Zhao H等^[30]通过回顾性分析对120例非小细胞肺癌患者进行PET图像以及CT图像特征的提取,然后结合临床因素与实验室指标,分别用十种机器学习模型计算,得到的SVM模型(AUC: 0.876, ACC: 0.800)和RF模型(AUC: 0.863, ACC: 0.800)更适合NSCLC的分类任务,结果表明,多因素的结合可以再一定程度上帮助肿瘤的分型,最重要的是,这将是一种非侵入性的NSCLC亚型分型的鉴别方法,特别是在患者不适合活检或活检失败的情况下。PET/CT比单独的PET能提供更精确的位置信息和更详细的周围结构,这意味着基于PET/CT的影像组学能够提取功能和结构特征,比单独使用PET或CT具有更广阔的应用前景。

3 未来展望

肺癌的诊断金标准仍然是病理活检，但影像学的辅助诊断也不可或缺，CT、MRI、PET/CT的优势与缺点正在被不断探索。传统CT已经成为肺癌高危人群筛查及初步诊断不可或缺的一项影像学检查，增强CT更是对病变的良恶性鉴别及初步的治疗方式有了进一步指导；目前，CT结合影像组学对肺癌的诊断及评估已经广泛应用，同样能谱CT对肺癌的鉴别也逐渐取得了一些新的进展，而能谱CT结合影像组学特征在未来有着很大的发展空间。MRI对肺部病变的应用仍在初级阶段，但其结合影像组学特征有一定的潜在价值。¹⁸F-FDG PET显像以功能代谢、分子影像为特点，为PET/CT影像组学研究与应用提供更丰富的特征数据；尽管¹⁸F-FDG PET影像组学在肺癌研究中取得了一些进展，与其他影像组学研究相比，PET-CT影像组学研究也处于起步阶段，面临着更大的挑战。影像组学的主要缺点是缺乏高质量的大数据集、方法学的标准化、深度学习的黑箱性和重现性。在临床应用影像组学的前提是这些限制被解决。未来的发展方向是用更安全、更高效的模型训练模式，融合多模态图像，结合多学科或多组学形成更全面的预测模型。此外，将多模态功能成像与结构成像相结合应用于肺癌影像组学是未来的研究方向。

参考文献

- [1]马书梅,刘瑞娟,张影影.肺癌的流行病学[J].世界最新医学信息文摘,2019,19(26):77-78+80.
- [2]Skřičková J,Kadlec B,Venciříček O,et al.Lung cancer[J].Karcinom plic. Cas Lek Cesk,2018,157(5):226-236.
- [3]Collins L G,Haines C,Perkel R,et al.Lung cancer:diagnosis and management[J].Am Fam Physician,2007,75(1):56-63.
- [4]Ostrowski M,Marjański T,Rzyman W.Low-dose computed tomography screening reduces lung cancer mortality[J].Adv Med Sci,2018,63(2):230-236.
- [5]De Wever W,Verschakelen J,Coolen J.Role of imaging in diagnosis, staging and follow-up of lung cancer[J].Curr Opin Pulm Med,2014,20(4):385-392.
- [6]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.
- [7]Fink J R,Muzi M,Peck M,et al.Multimodality brain tumor imaging: MR imaging, PET, and PET/MR imaging[J].J Nucl Med,2015,56(10):1554-1561.
- [8]王大刚,杨晓光,赵磊,等.基于CT的影像组学分析在鉴别肺鳞癌与肺腺癌中的应用[J].临床放射学杂志,2019,38(11):2055-2058.
- [9]E L,Lu L,Li L,et al.Radiomics for classifying histological subtypes of lung cancer based on multiphasic contrast-enhanced computed tomography [J].J Comput Assist Tomogr,2019,43(2):300-306.
- [10]Chen N,Li R,Jiang M,et al.Progression-free survival prediction in small cell lung cancer based on radiomics analysis of contrast-enhanced CT [J].Front Med (Lausanne),2022,9:833283.

- [11]陆亮,徐圆.影像组学联合CT特征对周围型肺腺癌及鳞癌的鉴别价值研究[J].医疗卫生装备,2021,42(10):48-52+63.
- [12]王泽华,赵世思,梁燕.宝石能谱CT在诊断肺部肿瘤中的应用价值[J].影像技术,2022,34(3):32-37.
- [13]Liang G,Yu W,Liu S Q,et al.The value of radiomics based on dual-energy CT for differentiating benign from malignant solitary pulmonary nodules.BMC Med Imaging,et al,2022 May,21,22(1):95.
- [14]徐鹤,王小雷,杨昭,等.能谱CT成像及其影像组学在鉴别肺部良恶性病变中的应用研究[J].临床放射学杂志,2021,40(8):1510-1515.
- [15]陈艾,余飞,商亚军,等.能谱CT碘基团在肺癌患者化疗疗效评估中的应用价值[J].癌症进展,2021,19(10):1007-1010.
- [16]Wang Y W,Chen C J,Huang H C,et al.Dual energy CT image prediction on primary tumor of lung cancer for nodal metastasis using deep learning [J].Comput Med Imaging Graph,2021,91:101935.
- [17]Biederer J,Ohno Y,Hatabu H,et al.Screening for lung cancer: Does MRI have a role? [J].Eur J Radiol,2017,86:353-360.
- [18]徐新胜.磁共振扩散加权成像对肺癌病理类型及临床分期的诊断价值[J].河南医学研究,2021,30(24):4549-4552.
- [19]张刚.磁共振扩散加权成像及动态增强成像在肺癌病理类型鉴别诊断方面的应用分析[J].当代医学,2017,23(35):155-156.
- [20]Tang X,Xu X,Han Z,et al.Elaboration of a multimodal MRI-based radiomics signature for the preoperative prediction of the histological subtype in patients with non-small-cell lung cancer[J].Biomed Eng Online,2020,19(1):5.
- [21]Zhu X,Dong D,Chen Z,et al.Radiomic signature as a diagnostic factor for histologic subtype classification of non-small cell lung cancer [J].Eur Radiol,2018;28(7):2772-2778.
- [22]Fonti R,Conson M,Del Vecchio S.PET/CT in radiation oncology [J].Semin Oncol,2019 Jun,46(3):202-209.
- [23]Cheng N M,Fang Y H,Yen T C.The promise and limits of PET texture analysis[J].Ann Nucl Med,2013,27(9):867-869.
- [24]Hyun S H,Ahn M S,Koh Y W,et al.A machine-learning approach using PET-based radiomics to predict the histological subtypes of lung cancer[J].Clin Nucl Med,2019,44(12):956-960.
- [25]Tau N,Stundzia A,Yasufuku K,et al.Convolutional neural networks in predicting nodal and distant metastatic potential of newly diagnosed non-small cell lung cancer on FDG PET images[J].AJR Am J Roentgenol, 2020,215(1):192-197.
- [26]Arshad M A,Thornton A,Lu H,et al.Discovery of pre-therapy 2-deoxy-2-18F-fluoro-D-glucose positron emission tomography-based radiomics classifiers of survival outcome in non-small-cell lung cancer patients [J].Eur J Nucl Med Mol Imaging,2019,46(2):455-466.
- [27]Valentinuzzi D,Vrankar M,Boc N,et al.[18F]FDG PET immunotherapy radiomics signature (iRADIOMICS) predicts response of non-small cell lung cancer patients treated with pembrolizumab[J].Radiol Oncol,2020,54(3):285-294.
- [28]Amini M,Nazari M,Shiri I,et al.Multi-level multi-modality(PET and CT) fusion radiomics: prognostic modeling for non-small cell lung carcinoma [J].Phys Med Biol,2021,66(20):10.1088/1361-6560/ac287d.
- [29]Han Y,Ma Y,Wu Z,et al.Histologic subtype classification of non-small cell lung cancer using PET/CT images[J].Eur J Nucl Med Mol Imaging,2021,48(2):350-360.
- [30]Zhao H,Su Y,Wang M,et al.The machine learning model for distinguishing pathological subtypes of non-small cell lung cancer.Front Oncol, 2022,12:875761, Published 2022 May 26.

(收稿日期: 2022-09-15)

(校对编辑: 姚丽娜)

(上接第 180 页)

但其准确率仍待提高,因此需用前瞻性队列的方式去进一步研究。此外本研究采用单指标分析,联合磁共振多模态成像或可进一步提高术前评估IDH-1基因表型的准确率。

综上所述,低级别胶质瘤IDH-1基因野生型的肿瘤实性部分ADC值低于突变型,而瘤周水肿区域ADC值高于突变型,因此扩散加权成像的ADC值可以术前无创地评估胶质瘤IDH-1基因表型,对临床决策具有一定指导意义。

参考文献

- [1]梅东东,罗燕,彭全洲,等.脑胶质瘤MRI特征与IDH基因表型的相关性[J].中国医学影像学杂志,2019(9):641-645.
- [2]Smits M,Bent M J V D.Imaging Correlates of Adult Glioma Genotypes[J].RADIOLOGY,2017,284(2):316-331.
- [3]Xu W,Yang H,Liu Y,et al.Oncometabolite 2-hydroxyglutarate is a competitive inhibitor of alpha-ketoglutarate-dependent dioxygenases[J].CANCER CELL,2011,19(1):17-30.
- [4]彭令荣,孔庆聪,江婷,等.脑胶质瘤的表现扩散系数值与其病理分级的相关性研究[J].中华神经医学杂志,2017,16(10):1041-1045.
- [5]任龙飞,张辉,王效春,等.磁共振动态对比增强联合扩散加权成像鉴别脑高级别胶质瘤复发和治疗后反应的初步研究[J].磁共振成像,2019,10(9):655-660.
- [6]朱震方,李健,邵勇,等.磁共振DWI联合MRS对胶质瘤分级及鉴别高级别胶质瘤与单发脑转移瘤的诊断价值[J].中国CT和MRI杂志,2019,17(7):1-4.
- [7]张治业,徐文中,王占伟.动态增强磁共振成像与扩散张量成像在胶质瘤分级中的临床价值[J].中国CT和MRI杂志,2019(4):1-3.

- [8]苏昌亮,朱文珍.2016年WHO中枢神经系统肿瘤分类总结[J].放射学实践,2016,31(7):570-579.
- [9]Yu J,Shi Z,Lian Y,et al.Noninvasive IDH-1 mutation estimation based on a quantitative radiomics approach for grade II glioma[J].EUR RADIOL,2017,27(8):3509-3522.
- [10]Zhang B,Chang K,Ramkissoon S,et al.Multimodal MRI features predict isocitrate dehydrogenase genotype in high-grade gliomas[J].NEURO-ONCOLOGY,2016,19(1):109-117.
- [11]Thota B,Shukla S K,Srividya M R,et al.IDH-1 mutations in diffusely infiltrating astrocytomas:Grade specificity,association with protein expression, and clinical relevance[J].AM J CLIN PATHOL,2012,138(2):177-184.
- [12]Hyun S C,Sung K H,Chai J S,et al.Imaging prediction of isocitrate dehydrogenase (IDH) mutation in patients with glioma:A systemic review and meta-analysis[J].EUR RADIOL,2018,29(2):745-758.
- [13]Zou Q G,Xu H B,Liu F,et al.In the assessment of supratentorial glioma grade:The combined role of multivoxel proton MR spectroscopy and diffusion tensor imaging[J].CLIN RADIOLOGY,2011,66(10):953-960.
- [14]Liu X,Tian W,Kolar B,et al.MR diffusion tensor and perfusion-weighted imaging in preoperative grading of supratentorial non-enhancing gliomas[J].neuro-oncology, 2011.13(4):447-455.

(收稿日期: 2020-06-15)

(校对编辑: 姚丽娜)