论著

探 讨 M R I 与 C T 的 Haralick纹理参数诊断 良恶性肺结节价值*

楼俭茹^{1,*} 孟 思¹ 覃 群¹ 邓镇生² 刘玉银¹ 刘海洲¹ 刘 明¹

 王亚中心医院(海南省第三人民医院) 放射科 (海南 三亚 572000)

2.三亚中心医院(海南省第三人民医院) 胸外科 (海南 三亚 572000)

【摘要】目的 通过提取肺结节MRI与CT图像的 Haralick纹理参数,探讨其对于肺结节良恶性的诊 断效能。方法选取40名就诊于三亚中心医院肺亚 实性结节的患者为研究对象,根据病理结果将患 者分为良性组(n=20),恶性组(n=20)。对所有入组 患者分别进行CT以及MRI扫描,选取病灶较清晰的 图像层面中提取角二阶矩、对比度、自相关、逆差 矩、熵5个纹理特征参数,采用单因素方差分析比 较良性组与恶性组之间的纹理特征差异。结果 CT 组的熵无统计学意义(P>0.05),其余纹理参数均有 统计学意义; T1WI与T2WI组中的逆差矩和熵均有 统计学意义(P<0.05),角二阶矩、对比度、自相关 均无统计学意义(P>0.05); DWI组中仅对比度有统 计学意义(P<0.05)。比较各组AUC值发现,CT组的 AUC值普遍较高, MRI组的T1WI中熵的AUC值最高 (AUC=0.970)。结论 CT纹理分析仍具有一定优势, 加入MRI多序列检查能够提高肺良恶性结节的诊断 准确性。

【关键词】肺结节;纹理分析;磁共振成像(MR); 计算机体层摄影(CT) 【中图分类号】R734 【文献标识码】A 【基金项目】海南省卫生健康行业科研 项目(21A200132) DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.07.018

Exploring the Haralick Texture Parameters of MRI and CT for the Diagnosis of Value of Benign and Malignant Pulmonary Nodules*

LOU Jian-ru^{1,*}, MENG Si¹, QIN Qun¹, DENG Zhen-sheng², LIU Yu-yin¹, LIU Hai-zhou¹, LIU Ming¹.

1. Department of Radiology, Sanya Central Hospital (Hainan Third People's Hospital), Sanya 572000, Hainan Province, China

2.Department of Thoracic Surgery, Sanya Central Hospital (Hainan Third People's hospital), Sanya 572000, Hainan Province, China

ABSTRACT

Objective This study leverages Haralick texture parameters to analyze image characteristics of benign and malignant pulmonary nodules, assessing the diagnostic efficacy of MRI and CT imaging in differentiating these conditions. *Methods* A total of 40 patients with pulmonary subsolid nodules from Sanya Central Hospital were selected for the study. Based on pathological results, the patients were divided into a benign group (n=20) and a malignant group (n=20). Each patient underwent both CT and MRI scans. From the clearest lesion images, five texture features were extracted: angular second moment, contrast, autocorrelation, inverse difference moment, and entropy. One-way ANOVA was used to compare the differences in these texture features between the benign and malignant groups. Results In the CT group, entropy was not statistically significant (P>0.05), while the other texture parameters were statistically significant. In the T₁WI and T₂WI groups, both inverse difference moment and entropy were statistically significant (P<0.05), whereas angular second moment, contrast, and autocorrelation were not statistically significant (P>0.05). In the DWI group, only contrast was statistically significant (P<0.05). Comparing the AUC values across groups, the CT group generally had higher AUC values, with the highest AUC value observed for entropy in the T_1WI group (AUC = 0.970). Conclusion CT texture analysis still has certain advantages, but incorporating multiple MRI sequences can improve the diagnostic accuracy for distinguishing between benign and malignant pulmonary nodules.

Keywords: Pulmonary Nodule; Texture Analysis; Magnetic Resonance Imaging; Computed Tomography

肺结节(pulmonary nodule,PN)是常见的肺部疾病,多呈局灶性、边界清楚或模 糊、直径(或最大径)≤30mm、圆形或类圆形、密度增高的阴影。PN可分良恶性,有研 究发现,一些亚实性PN恶性率可达34%^[1],早期手术切除可得到较好预后。因此,早期 准确的诊断对临床制定治疗方案,以及改善患者的生存预后具有重要作用。传统的影像 诊断依靠PN 的形态特征、密度特征对其良恶性进行鉴别,而计算机纹理分析技术通过 精准勾勒感兴趣区、定量分析病灶局部图像灰度值分布模式及变化规律、像素灰度特点 等,能提供传统影像中视觉无法识别的信息,从而提高临床诊断的准确性^[2]。当前应用 于医学图像分析的纹理参数大多选用灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[3],而Haralick纹理参数基于GLCM并进行了匹配和优化^[4]。虽然CT纹理分析(CT texture analysis,CTTA)发展已经比较成熟,CCTA相关的各种人工智能诊断模型在医疗 场景中也得到了广泛的应用^[5],但是随着影像技术的迭代更新,MRI肺部成像技术在开 始在医疗活动中被使用,MRI检查无辐射,且序列多样,因此MRI纹理分析肺结节具有 相当不错的发展潜力^[6]。通过图像纹理分析的影像诊断精度较高,当前在MRI纹理分析 技术应用于肺结节方面的研究较少,据此,本研究通过CT及MRI检查获取肺结节患者不 同图像,采用影像组学软件提取各病灶的纹理参数进行分析,并与手术病理进行对照, 比较CT及MRI图像的纹理参数在肺结节患者中的诊断价值,现将结果进行分析探讨。

1 资料与方法

1.1 一般资料选取2022年1月至2023年12月就诊于三亚中心医院患有肺亚实性结节的 40名患者为研究对象,分别进行CT与MRI扫描后进行图像纹理分析,以病理结果为"金标准",将PN病理结果分为良性组20例,恶性组20例。

纳入标准:无MRI扫描禁忌证;入组患者为自愿参与本项目,且签署知情同意书。 排除标准:有胸痛、咳嗽咳痰、咯血等胸部症状;孕妇、哺乳期妇女;胸部有明确恶性 肿瘤病史。本研究经三亚中心医院伦理委员会审核批准。

1.2 仪器和方法 CT常规扫描:使用 GE Discovery 750 HDCT成像仪进行检查,扫描定 位线位于患者胸锁关节上约5cm处,叮嘱患者深吸一口气后屏气,待患者屏气后 实施扫 描操作,扫描范围包括整个肺部(由肺尖至肺底)。CT检查设置参数如下:螺距≤1,机 架旋转时间0.5s,扫描矩阵为512×512,管电压120 kV,管电流参考值13 mAs,层厚 1.0mm,间距0.8mm;肺窗窗宽设置-650~-600 HU,窗位设置1500~1600 HU。对检查 结节结果给予薄层重建,并对获取图像进行后处理。所拍摄的图像纵隔窗观察窗宽设置 350 HU,窗位40 HU,肺窗窗宽设置-1600 HU,窗位为-700 HU,扫描完成记录肺结节的

【通讯作者】楼俭茹

长径与平均CT值。

MRI常规扫描:使用Philips 3.0TMR扫描仪(ACHIEVA Philips) 进行检查,8通道相控阵表面线圈。患者仰卧位,线圈上缘对 准肩胛骨上缘;呼吸门控放置患者腹部呼吸最明显的位置。检 查前对患者进行规律呼吸训练。行肺部常规平扫,T₁WI:TR/ TE=4.73/2.19ms,FOV:386×418mm,矩阵520×640,层厚/层 间距=3mm/3mm;NEX=1;T₂WI:TR/TE=2500/107ms,FOV: 380×411mm,矩阵256×256,层厚/层间距=3.5mm/4.2mm: NEX=1;DWI:TR/TE=2200/66ms,FOV:380×411mm,矩阵 200×256,层厚/层间距=4mm/4.8mm,b值取0和800;NEX=2。 检查过程中由医生进行检查叮嘱患者进入扫描间,根据医生指示完 成动作,选择合适的线圈并将靶器官中心与所选线圈中心对齐,摆 好体位,同时训练病人呼吸方式以配合检查。

1.3 计算机纹理分析 将得到MRI和CT的DICOM格式图像数据分别 输入Image J工作站进行分析,于病灶最佳层面勾画感兴趣区域, 避开肉眼可见的血管,测量实性区域,依次勾选角二阶矩、对比 度、自相关、逆差矩、熵5个选项分析得到相应的PN纹理参数。



图1 在多组肺结节MRI与CT的图像中选取病灶最大截面区域作为感兴趣区,通过 纹理分析提取参数。

1.4 统计学分析 本组研究中使用均数士标准差(x±s)来表示定 量资料,计数资料以频数(百分比)[n(%)]表示。对各组的角二阶 矩、对比度、自相关、逆差矩、熵纹理参数进行统计学分析。 将所有数据均进行(Shapiro-Wilk)正态性检验分析,采用单因素 方差分析比较CT、T₁WI、T₂WI以及DWI组中的5组纹理参数差

表1 临床基线与影像特征的二元Logistic回归分析

临床基本特征	良性	恶性	P值
性别			
男	5(25.0%)	10(50.0%)	0.102
女	15(75.0%)	10(50.0%)	
年龄			
<50岁	14(70.0%)	6(30.0%)	0.011
≥50岁	6(30.0%)	14(70.0%)	
身高	165.50 ± 6.35	164.18±9.24	0.099
体重	64.75±8.24	60.23±11.38	0.023
吸烟史			
无	15(65.0%)	4(80.0%)	<0.001
有	5(35.0%)	16(20.0%)	
肺结节长径/mm			
<8mm	18(65.0%)	4(20.0%)	< 0.001
≥8mm	2(35.0%)	16(80.0%)	

注: P<0.05有统计学意义,P<0.001有显著的统计学意义。

异,P<0.05有统计学意义。建立ROC曲线模型并进行分析,加入LASSO回归惩罚机制筛选变量,以评估变量的预测能力。使用 SPSS 29与R语言统计学软件进行统计学分析与可视化。

2 结 果

2.1 良性组与恶性组患者临床基线比较 在良性组内,女性患者的发病率明显高于男性,恶性组中男女比例相等,性别因素在本组研究中无统计学意义(P>0.05)。年龄、身高与体重有统计学意义(P<0.05),良性组发病中发病年龄偏小,恶性组中则具有较大的发病年龄。吸烟史、肺结节的长径有显著的统计学意义(P<0.001),见表1,表明吸烟史与肺结节的发生有密切关系,在以往的研究中均有大量报道。本研究中20例良性肺结节病理类型以炎性增值灶为主(n=16),另外的20例恶性肺结节病理类型以腺癌为主(n=18),见表2。

2.2 良性组与恶性组纹理特征参数比较 通过良性组与恶性组 T₁WI、T₂WI、DWI与CT图像的5组纹理参数单因素方差分析,CT 组结果显示角二阶矩、对比度、相关性、逆差矩均有显著统计 学意义(P<0.001),角二阶矩与逆差矩F值较高,分别为56.837、 53.633,提示两组间差异性较大,见表3。T₁WI与T₂WI组结果 显示逆差矩和熵均具有统计学意义(P<0.05),尤其是T₁WI序列 中的熵具有代表性(F=81.607, P<0.001)。这两组的其余纹理 参数均无统计学意义(P>0.05)。DWI组结果中仅对比度有统计 学意义(F=4.212, P<0.05),该组其余纹理参数均无统计学意义 (P>0.05),见表4-6。

2.3 诊断效能的评估和预测模型的建立 良性组与恶性组 CT图像的5组纹理参数ROC分析结果显示,CT组的角二阶矩 (AUC=0.903)、对比度(AUC=0.929)、自相关(AUC=0.929)、逆差 矩(AUC=0.776)均有较好的诊断效能,而熵(AUC=0.553)无诊断 效能,见图2。MRI组ROC结果分析,T₁WI序列的熵(AUC=0.970) 具有较好的诊断价值,其次为自相关(AUC=0.773),见图3;T₂WI 序列的对比度(AUC=0.776)与熵(AUC=0.720)也具有一定的诊断 效能,见图4;DWI序列的纹理参数均无良好诊断效能,见图5。 LASSO回归模型中入选的特征系数依次为CT组角二阶矩、组对比 度、相关性,逆差距、熵,DWI组中的对比度、T₁WI组中的熵。 构建的LASSO回归模型最优线入大约位于-6,在CT组的入选特征 参数中,角二阶矩的特征系数为-2.5;T₁WI组熵的特征系数约为 2,而DWI组的接近于0,见图6。

表2 本研究中的肺结节病理分型一览

良性(n=20))	恶性(n=20)	
病理类型	n(%)	病理类型	n(%)
肉芽肿	1(5%)	原位腺癌	2(10%)
结核球	2(10%)	微浸润性肺腺癌	5(25%)
错构瘤	1(5%)	浸润性肺腺癌	11(55%)
炎性增殖炸	土 16(80%)	粘液腺癌	2(10%)

注:n=样本量。

表3 良性组与恶性组CT图像5组纹理参数单因素方差分析

	P(平均值土标准差)		F	Р
	A(n=20)	B(n=20)		
角二阶矩	0.046±0.024	0.005±0.003	56.837	< 0.001
对比度	13.188±7.193	86.683±37.837	36.117	< 0.001
相关性	0.013 ± 0.007	0.003 ± 0.002	13.773	0.001
逆差矩	0.378±0.134	0.145 ± 0.046	53.633	< 0.001
熵	5.534±1.007	5.459 ± 0.623	0.081	0.778

注:A良性组,B恶性组,P<0.05有统计学意义,P<0.001有显著的统计学意义。

表4 良性组与恶性组T1WI图像5组纹理参数单因素方差分析

	P(平均	P(平均值土标准差)		Р
	A(n=20)	B(n=20)		
角二阶矩	0.08±0.05	0.011±0.013	2.942	0.094
对比度	1.067 ± 0.962	3.420±2.890	3.496	0.069
相关性	0.32 ± 0.315	0.017±0.021	3.330	0.076
逆差矩	0.690±0.141	0.541±0.141	11.208	0.002
熵	3.038±0.638	5.267 ± 0.901	81.607	< 0.001

注:A良性组,B恶性组,P<0.05有统计学意义,P<0.001有显著的统计学意义。

表6 良性组与恶性组DWI图像5组纹理参数单因素方差分析

	P(平均	P(平均值土标准差)		Р	
	A(n=20)	B(n=20)			
角二阶矩	0.078±0.084	0.081 ± 0.110	0.208	0.651	
对比度	5.136±13.455	4.186±6.251	4.212	0.047	
相关性	0.064±0.086	0.065 ± 0.130	2.669	0.111	
逆差矩	0.663±0.156	0.605 ± 0.185	1.138	0.293	
熵	4.076±1.123	4.274±1.347	1.537	0.223	

注:A良性组,B恶性组,P<0.05有统计学意义,P<0.001有显著的统计学意义。

P(平均值土标准差) F

表5 良性组与恶性组T2WI图像5组纹理参数单因素方差分析

D

		A(n=20)	B(n=20)		
	角二阶矩	0.055±0.065	0.030±0.021	2.651	0.112
	对比度	2.461±2.339	3.476±2.644	1.652	0.207
	相关性	0.147±0.300	0.036±0.027	2.715	0.108
	逆差矩	0.646±0.144	0.498±0.131	11.575	0.002
	熵	3.299±1.151	4.150±0.922	6.657	0.014

注:A良性组,B恶性组,P<0.05有统计学意义,P<0.001有显著的统计学意义。



图2 CT 5组纹理参数ROC曲线与曲线下面积AUC



图3 T₁WI 5组纹理参数ROC曲线与曲线下面积AUC; 图4 T₂WI 5组纹理参数ROC曲线与曲线下面积AUC; 图5 DWI 5组纹理参数ROC曲线与曲线下面积AUC; 图6 MRI组与CT组纹理参数的LASSO回归轨迹图; A1-A5: CT组(角二阶矩、对比度、自相关、逆差矩、熵), B2: DWI组(对比度), C5: T₁WI组(熵)

3 讨 论

肺结节(pulmonary nodule, PN)是常见的肺部疾病,肺结 节可分良恶性,恶性的亚实性PN发生率可达34%^山,早期手术预 后较好,因此,早期诊断确定临床方案是很有必要的。根据相关 研究显示,依靠单一的影像形态学鉴别肺结节良恶性准确性较低 。CT纹理分析 (CT texture analysis, CTTA)作为目前提高临床 区分肺结节良恶性能力的重要技术,具有反映迅速、识别分析病 灶能力出色等特点[®]。在当前的临床医疗活动中,基于CT纹理分 析的人工智能诊断AI模型应用较为广泛^[9]。但由于CT纹理特征是 单一序列的图像分析结果,随着肺结节亚型患者逐渐增加,仅通 过CT纹理特征难以满足对较多亚型以及不同性质的肺结节病灶识 别。MRI图像具有多参数、多序列的特点,通过分析不同序列的 MRI图像能够推断病灶物质的理化性质,而纹理特征分析是通过 计算机视觉的图像处理技术提取图像纹理特征参数,将图像的灰 度值转化成纹理信息,帮助我们发现肉眼无法识别的图像中有诊 断价值的细微特征^[10],因此,通过MRI纹理分析肺结节的性质具 有不错的优势与前景。

通过调查大量有关肺结节纹理分析方面的研究结果发现, 灰度图像的多维纹理特征研究肺结节良恶性分类的算法中选取 Haralick纹理特征性能最优^[11-12],Haralick纹理特征参数包括角 二阶矩、对比度、自相关、 逆差矩、熵此5个参数,其意义为: 角二阶矩主要反映图像灰度分布均匀及纹理粗细程度,表明一种 较均一、规则变化的纹理特征;对比度反映了图像的清晰度和纹 理沟纹程度,纹理沟纹越深,对比度越大;自相关反映图像中局 部灰度的相关性,当矩阵元素值均匀时,相关性增大;逆差距主 要衡量图像纹理局部变化,其值大则表明不同区域间纹理变化 少;熵表达图像纹理的复杂程度,熵值越大,图像纹理信息量越 大,图像信息的缺失可用熵来判断^[13]。

本研究通过良性组与恶性组的4个序列图像所提取的5个纹理 参数对比显示,CT组中角二阶矩、对比度、相关性、逆差矩的 良恶性组对比差异均有意义,其中角二阶矩与逆差矩差异较为明 显,熵在本组差异性分析中无明显统计意义,表明恶性组较良性 组的图像灰度分布差异很大,纹理沟较深,图像中矩阵元素值不 均反映的局部灰度关联性不佳,且图像的不同区域之间纹理变化 较明显,熵差异性较小提示了恶性肺结节在不同区域的纹理信息 难以捕捉,与恶性成分生长速度呈现的图像异质性有关^[14]。通过 CT图像纹理参数对比揭示了恶性肺结节由炎症细胞通过分泌活性 氧、趋化因子等导致组织损伤、上皮突变、基质重塑,以促进肺 癌的系列进程^[8]。通过CTTA技术,可以捕捉到该系列进程在CT 图像中引起不同的元素值变化,以此作为评估肺结节良恶性的手 段,本组研究中证实了这一观点,与以往的研究相符,然而此推 测过程中病理检测是不可或缺的。

良恶性组的MRI各序列中T1WI与T2WI的结果显示逆差矩和熵 的差异较大,尤其是T1WI序列中的熵具有重要意义,DWI组结果 中仅对比度有统计学意义。表明通过T1WI与T2WI序列检测的恶 性组较良性组的病灶局部纹理的差异明显,图像的纹理体现的信 息丰富,暗示恶性肺结节通常具有不同于正常组织的细胞外基质 成分、水含量以及肿瘤细胞的排列方式特异等多种因素都会导致 T₁WI与T₂WI图像中信号强度的差异,特别是在结节边界区域,由 于肿瘤组织与周围正常组织的界限较为清晰,这种界限会增加图 像的灰度级差异,从而提高逆差矩值^[15]。在T₁WI和T₂WI图像上, 肺结节内可能存在不同类型的组织成分(如肿瘤细胞、坏死组织、 纤维组织等),这些成分的混合会导致灰度级分布更为复杂,从而 使熵值升高^[16]。恶性肺结节在DWI图像上的对比度值升高,主要 是由于结节内高细胞密度、各向异性扩散特性以及肿瘤微环境的 变化所致。有相关文献报道,在临床应用中,DWI图像中的高对 比度值有助于提高对恶性结节的检测和定性诊断能力^[17]。

本研究通过构建ROC曲线对各项纹理参数的诊断价值进行 分析评估,曲线下面积越接近1.0表明诊断价值越大,接近0.5时 则无诊断价值,通过将各项纹理参数纳入LASSO回归模型进行 预测能力校正。CT组中熵无诊断效能,其余参数均有较好的诊 断效能。MRI组中T₁WI序列的熵具有较好的诊断效能,其次为自 相关; T₂WI序列的对比度与熵也具有一定的诊断效能; DWI序 列的纹理参数均无良好诊断效能。构建的LASSO回归模型最优 线λ大约位于-6,在CT组的入选特征参数中角二阶矩的特征系数 为-2.5,具有一定的预测能力,CT组中其余的特征参数接近于0 且变化较小,预测能力较弱;T1WI组熵的特征系数约为2,是所 有特征系数中最高的,且正则化过程中表现较好,表明TiWI特征 参数在模型中具有显著的正向预测能力; 而DWI组的接近于0, 贡 献较小。CT组中的角二阶矩与MRI组中T1WI序列中的熵都具有不 错的诊断效能和预测能力,尤其是T₁WI序列中的熵通过不同模型 验证结果显示更具稳定性^[18-19],与既往研究结果相符。因此,通 过构建CT与MRI的图像纹理参数预测诊断模型能够较精准的联合 诊断良恶性肺结节。

本研究仍存在不足,本研究为单中心、小样本量的研究,需要 后续进一步增加样本量进行深入研究,图像纹理状态变化与组织病 理学之间目前尚无明确的对照基础。本研究采用的基于灰度共生矩 阵的Haralick纹理参数,并没有进一步分析其他参数设置的纹理特 征,以上不足也会在后续的相关研究中进一步的补充完善。

综上所述,在当前对于肺结节的良恶性判断方面,通过CT与 MRI的纹理参数联合诊断能够提升临床医师对于肺结节的诊疗能 力,特别是MRI的多参数、多序列成像,能够提取多序列的纹理 参数,有助于临床提高诊断肺结节良恶性的正确率,为临床手术 和后续治疗方案提供有效信息。

参考文献

- [1] CLAUDIA I H.CT screening for lung cancer: frequency and significance of part-solid and nonsolid nodules [J]. AJR American Journal of Roentgenology, 2002, 178 (5): 1053-1057.
- [2]LIU M-Q, ZHANG X-W, FAN W-P, et al. Functional changes of the lateral pterygoid muscle in patients with temporomandibular disorders: a pilot magnetic resonance images texture study [J]. Chinese Medical Journal, 2020, 133 (5): 530-536.
- [3]MANIVANNAN K, AGGARWAL P, DEVABHAKTUNI V, et al. Particulate matter characterization by gray level co-occurrence matrix based support vector machines [J]. J Hazard Mater, 2012, 223-224: 94-103.
- [4] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features for image classification [J]. Studies in Media and Communication, 1973, S MC-3 (6): 610-621.

- [5]LI X, ZHANG L, YANG J, et al. Role of artificial intelligence in medical image analysis: a review of current trends and future directions[J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2024, 44(2): 231-243.
- [6] 汪汉林,范文辉,李自凯,等. DWI、DCE-MRI联合DKI在良恶性肺结节及病理亚型中的 应用[J]. 中国CT和MRI杂志, 2023, 21(9): 79-81.
- [7]YAO Y, WANG X, GUAN J, et al. Metabolomic differentiation of benign vs malignant pulmonary nodules with high specificity via highresolution mass spectrometry analysis of patient sera[J]. Nat Commun, 2023, 14(1): 2339.
- [8]MA L, WAN C, HAO K, et al. A novel fusion algorithm for benign-malignant lung nodule classification on CT images[J]. BMC Pulm Med, 2023, 23(1):474.
- [9] ZHANG Y, FENG H, ZHAO Y, et al. Exploring the application of the artificialintelligence-integrated platform 3D slicer in medical imaging education [J]. Diagnostics (Basel), 2024, 14 (2).
- [10]LUKASHEVICH M, SADYKHOV R. Texture analysis: algorithm for texture features computation; proceedings of the Problems of Cybernetics & Informatics, F, 2013[C].
- [11] DHARA A K, MUKHOPADHYAY S, DUTTA A, et al. A combination of shape and texture features for classification of pulmonary nodules in lung CT images [J]. Journal of Digital Imaging, 2016, 29 (4): 466-475.
- [12] HAN F, WANG H, ZHANG G, et al. Texture feature analysis for computeraided diagnosis on pulmonary nodules [J]. Journal of Digital Imaging, 2015, 28 (1): 99-115.
- [13] KARAHALIOU A N, BONIATIS I S, SKIADOPOULOS S G, et al. Breast cancer diagnosis: analyzing texture of tissue surrounding microcalcifications [J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2008, 12 (6): 731-738.
- [14] YIFEI X. Identification of benign and malignant lung nodules in CT images based on ensemble learning method[J]. Interdisciplinary sciences, computational life sciences, 2022, 14 (1): 130-140.
- [15] LEE Y, JEE W-H, WHANG Y S, et al. Benign versus malignant soft-tissue tumors: differentiation with 3T magnetic resonance image textural analysis including diffusion-weighted imaging [J]. Investigative Magnetic Resonance Imaging, 2021, 25 (2).
- [16]KEXIN X. MRI-based clinical-imaging-radiomics nomogram model for discriminating between benign and malignant solid pulmonary nodules or masses [J]. Academic Radiology, 2024.
- [17] MESSINA C, BIGNONE R, BRUNO A, et al. Diffusion-weighted imaging in oncology: an update[J]. Cancers (Basel), 2020, 12 (6).
- [18]LUO Z, LI J, LIAO Y, et al. Radiomics analysis of multiparametric mri for prediction of synchronous lung metastases in osteosarcoma[J]. Front Oncol, 2022, 12: 802234.
- [19] DENG X Y, CHEN H Y, YU J N, et al. Diagnostic value of CT- and MRI-based texture analysis and imaging findings for grading cartilaginous tumors in long bones [J]. Front Oncol, 2021, 11: 700204.

(收稿日期: 2024-06-13) (校对编辑: 韩敏求)