

· 腹部影像学 ·

基于多参数 MRI 影像组学鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的价值

严文杰, 许传芳, 杜灏蓝, 林晓南, 兰鹏, 钟群

【摘要】 目的:探讨基于多参数 MRI 影像组学建立模型在鉴别子宫内膜癌与子宫黏膜下肌瘤中的价值。**方法:**回顾性收集本院 2013 年 8 月—2022 年 1 月经术后病理证实为子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤病例 93 例, 其中子宫内膜癌 51 例, 子宫黏膜下肌瘤 42 例。应用 Python 软件 Pyradiomics 包将 T_2 WI、ADC、对比增强 T_1 WI(CE- T_1 WI)图像勾画的 ROI 提取影像组学特征, 按照 7:3 的比例随机分为训练集($n=65$)和测试集($n=28$), 应用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)回归对训练集数据进行特征降维, 筛选最佳影像组学特征, 代入 Logistic 回归机器学习方法构建模型, 通过对受试者工作特征曲线、准确率、敏感度、特异度进行分析, 探讨 T_2 WI、ADC、CE- T_1 WI 及 T_2 WI、ADC 联合 CE- T_1 WI 四组影像组学模型的诊断效能。**结果:**经过降维和筛选, 分别在 T_2 WI、ADC、CE- T_1 WI 组中提取 24、27、26 个影像学特征。构建的鉴别诊断子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤模型中, T_2 WI、ADC、CE- T_1 WI 及 T_2 WI、ADC 联合 CE- T_1 WI 组的训练集和测试集 ROC 曲线下面积分别为 0.97、0.88、0.93、0.99 和 0.90、0.67、0.85、0.94。**结论:**基于 T_2 WI、ADC 和 CE- T_1 WI 建立影像组学模型对鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤有一定价值。

【关键词】 磁共振成像; 影像组学; 子宫内膜癌; 子宫黏膜下肌瘤

【中图分类号】 R445.2; R737.33 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2023)07-0931-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.07.021

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Radiomics based on multi-parameter MRI for the differential diagnosis of endometrial cancer and submucous myoma YAN Wen-jie, XU Chuan-fang, DU Hao-lan, et al. Department of Radiology, the Affiliated People's Hospital of Fujian University of Traditional Chinese Medicine, 350004 Fuzhou, China

【Abstract】 Objective: To investigate the value of establishing radiomics model based on multi-parameter MRI imaging in the differential diagnosis between endometrial cancer and submucous myoma. **Methods:** A total of 93 patients with endometrial cancer and submucous myoma confirmed by postoperative pathology from August 2013 to January 2022 in our hospital were retrospectively collected, including 51 patients with endometrial cancer and 42 patients with submucous myoma. The ROI delineated by T_2 WI, ADC, and contrast-enhanced T_1 WI (CE- T_1 WI) images were extracted for imaging characteristics using the Python software Pyradiomics package and randomly divided into the training set ($n=65$) and the testing set ($n=28$) according to a ratio of 7:3. The least absolute shrinkage and selection operator regression (LASSO) regression was used to reduce the characteristics of the training set data, select the best imaging characteristics, and substitute them into logistic regression machine learning method to construct the model. The diagnostic efficacy of the four groups of imaging models, T_2 WI, ADC, CE- T_1 WI, and T_2 WI and ADC combined with CE- T_1 WI, was investigated by analyzing the receiver operating characteristic curve, accuracy, sensitivity, and specificity. In addition, the Delong Test was used to compare the models. **Results:** After dimension reduction and screening, 24, 27 and 26 imaging features were extracted from T_2 WI, ADC and CE- T_1 WI groups, respectively. In the constructed model of differential diagnosis for endometrial carcinoma and submucosal myoma, the areas under the ROC curves of the training and test sets for the T_2 WI, ADC, CE- T_1 WI, and T_2 WI and ADC combined

作者单位: 350004 福州, 福建中医药大学附属人民医院医学影像科

作者简介: 严文杰(1989—), 男, 福建三明人, 硕士, 主治医师, 主要从事影像组学及人工智能研究工作。

通讯作者: 钟群, E-mail: zhongqun85@126.com

with CE-T₁WI groups were 0.97, 0.88, 0.93, 0.99, 0.90, 0.67, 0.85, and 0.94, respectively. **Conclusion:** The establishment of radiomics model based on T₂WI, ADC and CE-T₁WI has a certain value in the differential diagnosis of endometrial carcinoma from submucous myoma.

【Key words】 Magnetic resonance imaging; Radionics; Endometrial cancer; Submucous myoma

子宫内膜癌(endometrial cancer, EMC)是最常见的妇科恶性肿瘤之一,尤其在低收入国家已成为最常见的妇科恶性肿瘤,临床表现为阴道不规则流血,其发病率在全球范围内呈上升趋势,早期子宫内膜癌大多数通过子宫切除术治愈,但晚期疾病患者的预后较差^[1,2]。子宫黏膜下肌瘤是生长在子宫腔内或凸向子宫腔生长的子宫肌瘤,容易引起月经生理紊乱、妊娠失败等。MRI被认为是子宫内膜病变的诊断与分期诊断主要成像方式之一^[3]。有研究表明子宫内膜形态、信号强度、功能成像和增强特征的MRI特征为子宫内膜恶性肿瘤鉴别提供重要价值。然而,DWI信号强度和表观扩散系数(ADC)值的重叠,也导致在某些情况下对于鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤存在挑战^[4-6]。同时,子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤在治疗方式上也存在差异,子宫内膜癌需行全子宫切除术+双附件切除术(加或不加盆腔和腹主动脉旁淋巴结切除术),而子宫黏膜下肌瘤仅需行宫腔镜子宫肌瘤切除术^[7,8]。因此,迫切需要一种客观、无创、高度准确的诊断方法鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤,从而指导临床诊断和治疗。

近年来,随着影像组学技术的发展和改进,基于形态学、功能和分子特征的诊断方法得到了广泛应用,影像组学越来越多地通过特征去冗余、降维、预处理和基于机器学习的分类结合从图像中客观提取高通量特征,建立稳健且与临床相关的预后模型,以获取与诊断或预后的相关信息,为肿瘤的检测和治疗决策提供定量和客观的支持^[9,10]。本项研究旨在建立多参数MRI影像组学模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤。

材料与方法

1. 一般材料

回顾性收集2013年8月—2022年1月在本院收治的经术后病理证实为子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤病例93例,其中子宫内膜癌51例,年龄28~82岁,平均(55.73±9.78)岁;子宫黏膜下肌瘤42例,年龄28~68岁,平均(46.00±10.14)岁。纳入标准:①有完整的MRI影像资料;②手术前行MRI平扫和增强扫描,且MRI检查与手术时间间隔<2周;③病灶>1cm,且至少连续2个层面肉眼可见病灶;④MRI检查前未行手术治疗、放化疗等其他治疗;⑤有完整的手

术治疗记录及术后病理资料。排除标准:①宫腔内大量积血,病变范围显示不清,影响感兴趣区(ROI)勾画;②MRI图像质量不佳,无法进行影像学评价和组学特征的提取。

2. 检查方法

MRI检查采用Siemens Verio 3.0T超导型MR扫描仪,8通道相控阵腹部线圈进行盆腔MRI扫描,采集过程中患者自由呼吸,按照0.1mmol/kg的剂量注射Gd-DTPA后行增强扫描。扫描序列及参数:①矢状面T₂WI:TR 3300ms,TE 91ms,视野230mm×230mm,层厚5mm,层间距1mm;②横轴面T₂WI:TR 2500ms,TE 87ms,视野250mm×250mm,层厚5mm,层间距1mm;③横轴面DWI:b值取0及1000s/mm²,TR 5000ms,TE 77ms,视野300mm×300mm,层厚5mm,层间距1mm;④横轴面VIBE-T₁WI增强:TR 2500ms,TE 87ms,视野250mm×250mm,层厚5mm,层间距1mm。

3. 图像分割

将所有子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤患者的横轴面T₂WI、ADC及CE-T₁WI原始图像以DICOM格式导入3D Slicer软件4.13.0版本(www.slicer.org),由具有8年和10年妇科影像诊断经验的放射科医师完成病灶勾画,分别在横轴面T₂WI、ADC及CE-T₁WI图像上对病灶逐层进行手动ROI勾画,ROI范围应避免正常组织区域,尽可能覆盖整个肿瘤,包括出血、囊变、坏死、钙化区域(图1、2)。

4. 影像组学特征提取和选择

采用Python软件Pyradiomics包进行影像组学特征提取。将所有T₂WI、ADC及CE-T₁WI图像及所对应的ROI图像导入Python软件,图像重采样到1mm×1mm×1mm体素大小并将bin值设为25,然后计算出ROI内的定量影像特征参数。采用组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)对2名医师勾画的ROI提取影像组学特征进行一致性检验,保留ICC>0.75的特征纳入进一步研究。

特征降维与分类模型建立及模型效能评估:将子宫内膜癌、子宫黏膜下肌瘤患者按照7:3的比例随机分为训练集(n=65)与测试集(n=28)。训练集用于特征筛选与建模,测试集用来评估模型。首先,在训练集中将所有特征数据标准化并导入LASSO回归分析,通过10折交叉验证筛选LASSO回归模型的最优

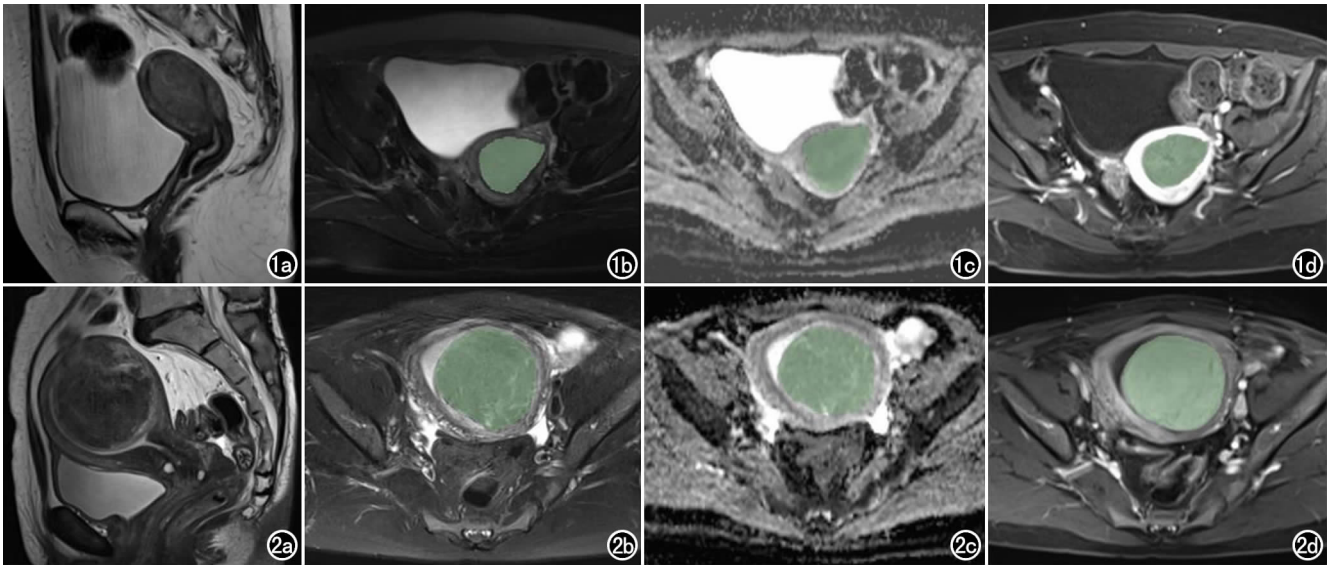


图 1 女,53 岁,子宫内膜癌。a)矢状面 T₂WI 图像;b~d)分别在 T₂WI、ADC、CE-T₁WI 图像上手动勾画病灶图像。 图 2 女,49 岁,子宫黏膜下肌瘤。a)矢状面 T₂WI 图像;b~d)分别在 T₂WI、ADC、CE-T₁WI 图像上手动勾画病灶图像。

超参数 lambda 值,在最优 lambda 值下,得到特征系数不为 0 的特征,筛选后作为变量代入 Logistic 回归,采用 Logistic 回归机器学习方法构建模型,并在测试集中进行验证。绘制受试者操作特征(receiver operating characteristic,ROC)曲线,比较曲线下面积(area under curve,AUC)。采用敏感度、特异度、准确率及 AUC 值来评价影像组学模型的诊断效能。

5. 统计分析

采用 SPSS 26.0 统计分析软件与 Python 软件中的 sklearn 库与 matplotlib 库,临床资料计量资料符合正态分布以均值±标准差表示,采用 *t* 检验进行两组间比较,不符合正态分布以 M(Q1,Q3)表示,采用非参数检验(Mann-Whitney *U* 检验)比较组间的差异,计数资料采用四表格卡方检验比较组间差异;采用 sklearn 库中的 LASSO 回归筛选特征并带入 Logistic 回归建立模型,并分析 AUC 以评估影像组学模型的敏感度、特异度、准确率,并计算 AUC 值的 95% 置信区间(95% CI)。matplotlib 库绘制 ROC 曲线并进行对比。不同模型间 AUC 的比较采用 Delong 检验,以 *P*<0.05 为差异具有统计学意义。

结 果

1. 一般资料比较

本研究两组临床资料比较见表 1,两组间年龄和病灶形态差异有统计学意义(*P*<0.001,*P*=0.028),病灶最长径和体积差异均无统计学意义(*P*=0.908、0.280)。

2. 影像组学分析结果

通过 Pyradiomics 模块分别在 T₂WI、ADC 及 CE-T₁WI 图像上提取 1316 个特征,排除了 ICC≤0.75 的组学特征,T₂WI、ADC、CE-T₁WI 组分别保留了 1043、970、730 个影像组学特征。通过 LASSO 回归筛选,T₂WI 组共提取 24 个特征,包括 2 个一阶段特征、1 个三维形状特征、3 个灰度共生矩阵特征、2 个灰度行程矩阵特征、16 个小波特征;ADC 组共提取 27 个特征,包括 6 个一阶段特征、2 个三维形状特征、2 个灰度级依赖矩阵特征、1 个灰度共生矩阵特征、16 个小波特征;CE-T₁WI 组共提取 26 个特征,包括 3 个一阶段特征、2 个三维形状特征、21 个小波特征。

3. 影像组学模型的诊断效能

表 1 子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤患者的临床资料比较

指标	子宫内膜癌 (51 例)	子宫黏膜下肌瘤 (42 例)	统计量	<i>P</i> 值
年龄/岁	55.73±9.78	45.14±10.69	<i>t</i> =-4.978	<0.001
病灶形态/例			$\chi^2=4.847$	0.028
不规则形	19	7		
类圆形或椭圆形	32	35		
病灶最长径/cm	2.80(2.15,3.66)	2.71(1.81,4.23)	<i>Z</i> =-0.116	0.908
病灶体积/cm ³	7.90(3.17,12.22)	7.91(3.28,26.30)	<i>Z</i> =-1.081	0.280

构建的鉴别诊断子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的 T₂WI、ADC、CE-T₁WI 组模型中,训练组和测试组中基于 T₂WI 模型的 AUC 最高。而基于 T₂WI、ADC 和 CE-T₁WI 的组合模型均高于基于 T₂WI、ADC、CE-T₁WI 组的单独模型。在训练组中,ADC 模型与组合模型、CE-T₁WI 模型与组合模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的 AUC 差异均有统计学意义($P=0.008,0.027$),T₂WI 模型与组合模型、ADC 模型与 CE-T₁WI 模型、ADC 模型与 T₂WI 模型、CE-T₁WI 模型与 T₂WI 模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的 AUC 差异均无统计学意义。在测试组中,ADC 模型与组合模型、ADC 模型与 T₂WI 模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的 AUC 差异均有统计学意义($P=0.015,0.033$),CE-T₁WI 模型与组合模型、T₂WI 模型与组合模型、ADC 模型与 CE-T₁WI 模型、CE-T₁WI 模型与 T₂WI 模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的 AUC 差异均无统计学意义。四组影像组学模型训练组及测试组的敏感度、特异度、准确率及 AUC 值见表 2 和图 3。

讨 论

本研究探讨了基于多参数 MRI 影像组学建立模型鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的可行性。本研究结果表明,基于 T₂WI 和 CE-T₁WI 模型均有很好的鉴别诊断效能,而基于 T₂WI、ADC 和 CE-T₁WI 建立组合影像组学模型更有利于鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤。因此,基于多参数 MRI 的影像组学模型可以作为鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的一种低成本、有效且能广泛普及的检查方案。

目前,关于子宫内膜疾病基于 MRI 影像组学的研究主要在子宫内膜癌分期、预后以及临床病理危险因素等方面^[11-15],但关于子宫内膜癌鉴别诊断的研究却少有报道。生晓惠等^[16]利用 ADC 的全域直方图鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤,发现 ADC_{10th} 具有最好的鉴别诊断效能。周欣等^[17]研究发现全容积直方图能

够有效鉴别 I a 期子宫内膜癌与子宫内膜息肉,其中第 1 百分数 ADC 值诊断效能最佳。直方图分析描述了体素值范围的选定结构的分数体积,可以提供平均值、中位数,最小值、最大值、范围、偏度、峰度等信息的一种影像组学方法^[18]。而本研究共选取 93 例子宫肿瘤病例,采用多参数 MRI 影像组学建立模型,通过 Pyradiomics 软件对 T₂WI、ADC 及 CE-T₁WI 图像勾画 ROI 各提取 1316 个特征,提供更多定量信息。

采用 Logistic 回归方法建立基于 T₂WI、ADC 及 CE-T₁WI 的影像组学模型,基于 T₂WI 影像组学模型训练组及测试组的 AUC 分别为 0.97(0.95,0.98)、0.90(0.86,0.92),均大于基于 ADC 影像组学模型的 0.88(0.85,0.91)、0.67(0.62,0.73)和基于 CE-T₁WI 影像组学模型的 0.93(0.91,0.95)、0.85(0.82,0.88),结果显示 T₂WI 和 CE-T₁WI 模型均有很好的诊断效能,且 AUC 表现良好。因此,T₂WI 和 CE-T₁WI 影像组学模型有助于有效地鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤。而在三个 MRI 序列中,基于 T₂WI 图像纹理特征的影像组学模型的 AUC 值最高,T₂WI 图像能够提供病灶与周围组织间更高的对比度,提供肿瘤的病理学和组织学特征的丰富信息,例如含水量、纤维化程度、坏死和出血等^[19],这可能是基于 T₂WI 选择的特征可以最有效地建立预测模型的原因。而 ADC 不仅与水分子的扩散运动有关,还受血液微循环和肿瘤异质性的影响,其分辨率较低,且图像易变形^[20,21],这也可能是 ADC 模型特异度低的原因。

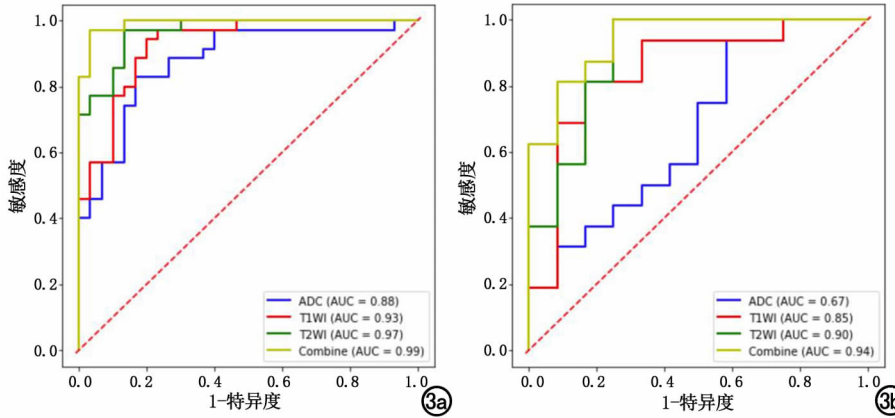


图 3 各影像组学模型对于子宫内膜癌与子宫黏膜下肌瘤鉴别诊断性能的 ROC 曲线。a)训练组;b)测试组。

表 2 四组模型训练组及测试组在鉴别诊断中的效能

模型	训练组				测试组			
	敏感度	特异度	准确率	AUC(95%CI)	敏感度	特异度	准确率	AUC(95%CI)
T ₂ WI	0.97	0.87	0.92	0.97(0.96,0.97)	0.81	0.75	0.79	0.90(0.88,0.93)
ADC	0.97	0.37	0.69	0.88(0.85,0.91)	0.94	0.42	0.71	0.67(0.62,0.71)
CE-T ₁ WI	0.91	0.80	0.86	0.93(0.90,0.94)	0.81	0.75	0.79	0.85(0.82,0.88)
T ₂ WI+ADC+CE-T ₁ WI	0.97	0.90	0.94	0.99(0.99,1.00)	0.81	0.92	0.86	0.94(0.92,0.96)

根据系数进行筛选纳入 Logistic 的特征减少变量的数量以减轻过拟合效应^[21,22],考虑样本数量后将系数排名前三的特征纳入 Logistic 模型。根据系数排名, T_2WI 组主要与 original_shape_Sphericity、exponential_firstorder_10Percentile、wavelet-LLH_glszm_HighGrayLevelZoneEmphasis 有关,他们分别代表了接近与球形的程度、所给数集中超过 10% 的数和高强度像素区域分布的程度。ADC 组主要与 wavelet-LHL_firstorder_InterquartileRange logarithm_firstorder_MeanAbsoluteDeviation、logarithm_firstorder_RobustMeanAbsoluteDeviation 有关,他们分别代表了信号强度值分布丰富性、与算数平均值的差异性、精细平均值。CE- T_1WI 组主要与 original_shape_Sphericity、square_firstorder_Skewness、square_firstorder_InterquartileRange 有关,他们分别代表了接近于球形的程度、统计数据分布偏斜方向和程度的度量、四分位距。其中 original_shape_Sphericity(球形度)是 T_2WI 组和 CE- T_1WI 组的最主要特征,球形度是测量肿瘤形状的形态学特征之一,可用于肿瘤的分型(即弥漫型和实体型),与病变大小无关。Li 等^[23]研究表明球形度可以作为预测浸润性乳腺癌新辅助化疗病理学缓解的预测因子。值得注意的是,组合模型的诊断效率优于单一模型。组合模型在鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤方面表现优秀,在训练组和测试组中,组合模型的 AUC 值分别为 0.99(0.99, 1.00)、0.94(0.92, 0.96)。因此,本研究结果表明,构建的基于多参数 MRI 的影像组学模型可以捕捉数据之间的高阶交互,从不同方面反映肿瘤异质性,并实现更好的预测效能。

本研究中,二阶小波特征更适合于子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的鉴别。小波特征通过改变图像中高频与低频信号的比值,提供全面的空间和频率分布,以表征低频和高频信号的肿瘤内和瘤周区域,并提取了肉眼不可见的更深、高通量的特征^[24,25]。Wang 等^[26]研究表明小波特征在预测 T_2WI 高信号的子宫间质瘤恶性风险起着重要作用。Zhou 等^[27]研究表明小波特征可以准确预测乳腺癌新辅助化疗的反应,从而提供更有效的治疗,具有小波特征的四个模型的性能(AUC、准确率、敏感度和特异度)在统计学上显著优于没有小波纹理的模型。此外,在小波特征中添加未使用小波滤波的特征融合与仅具有小波特征的模型相比,诊断性能没有任何改善。因此,笔者认为小波特征是一个重要的影像组学工具,可以捕获空间像素分布中肿瘤的异质性,从而提高对子宫内膜癌与子宫黏膜下肌瘤术前鉴别诊断的准确性。

本研究存在以下局限性:①样本量相对较小,因此存在选择偏倚的风险。②本研究采用的手动勾画感兴

趣区受个人主观因素的影响,有可能会影响研究结果。③本研究为单中心研究,还需进一步多中心研究以研究验证其普适性。④本研究未对各影像组学模型中提取特征详细分析,在未来的研究中可以进行进一步探究。

综上所述,本研究基于 T_2WI 、ADC 和 CE- T_1WI 建立组合影像组学模型有助于子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤鉴别。

参考文献:

- [1] Lu KH, Broaddus RR. Endometrial Cancer[J]. N Engl J Med, 2020, 383(21):2053-2064.
- [2] 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.
- [3] Nougaret S, Sbarra M, Robbins J. Imaging spectrum of benign uterine disease and treatment options[J]. Radiol Clin North Am, 2020, 58(2):239-256.
- [4] Huang YT, Huang YL, Ng KK, et al. Current status of magnetic resonance imaging in patients with malignant uterine neoplasms: a review[J]. Korean J Radiol, 2019, 20(1):18-33.
- [5] Shen SH, Chiou YY, Wang JH, et al. Diffusion-weighted single-shot echo-planar imaging with parallel technique in assessment of endometrial cancer[J]. Am J Roentgenol, 2008, 190(2):481-488.
- [6] Kierans AS, Bennett GL, Haghighi M, et al. Utility of conventional and diffusion-weighted MRI features in distinguishing benign from malignant endometrial lesions[J]. Eur J Radiol, 2014, 83(4):726-732.
- [7] 中国抗癌协会妇科肿瘤专业委员会. 子宫内膜癌诊断与治疗指南(2021 年版)[J]. 中国癌症杂志, 2021, 31(6):501-512.
- [8] Laganà AS, Alonso Pacheco L, Tinelli A, et al. Management of asymptomatic submucous myomas in women of reproductive age: A Consensus Statement from the Global Congress on Hysteroscopy Scientific Committee[J]. J Minim Invasive Gynecol, 2019, 26(3): 381-383.
- [9] Gatenby RA, Grove O, Gillies RJ. Quantitative imaging in cancer evolution and ecology[J]. Radiology, 2013, 269(1):8-15.
- [10] 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.
- [11] 周静怡, 李浩, 蒋璐璇, 等. 基于 DCE-MRI 定量参数图的影像组学模型预测子宫内膜癌脉管浸润[J]. 放射学实践, 2021, 36(12):1533-1537.
- [12] Ueno Y, Forghani B, Forghani R, et al. Endometrial carcinoma: MR imaging-based texture model for preoperative risk stratification-a preliminary analysis [J]. Radiology, 2017, 284(3):748-757.
- [13] Bereby-Kahane M, Dautry R, Matzner-Lober E, et al. Prediction of tumor grade and lymphovascular space invasion in endometrial adenocarcinoma with MR imaging-based radiomic analysis[J]. Diagn Interv Imaging, 2020, 101(6):401-411.
- [14] Ytre-Hauge S, Dybvik JA, Lundervold A, et al. Preoperative tumor texture analysis on MRI predicts high-risk disease and re-

- duced survival in endometrial cancer[J]. J Magn Reson Imaging, 2018, 48(6):1637-1647.
- [15] Meng Y, Quan Q, Zhang F, et al. Prognostic value of Ki-67 index in patients with endometrial stromal sarcoma[J]. Front Med (Lausanne), 2021, 8:823505.
- [16] 生晓惠, 田浩, 赵金丽, 等. 基于 ADC 图的全域直方图鉴别子宫内膜癌和子宫黏膜下肌瘤的价值[J]. 临床放射学杂志, 2020, 39(11):2322-2325.
- [17] 周欣, 赵玉娇, 黄黎香, 等. 全容积 ADC 直方图鉴别 I a 期子宫内膜癌与子宫内膜息肉的价值[J]. 放射学实践, 2021, 36(12):1538-1542.
- [18] Kumar V, Gu Y, Basu S, et al. Radiomics: the process and the challenges[J]. Magn Reson Imaging, 2012, 30(9):1234-1248.
- [19] Ueda H, Togashi K, Konishi I, et al. Unusual appearances of uterine leiomyomas; MR imaging findings and their histopathologic backgrounds[J]. Radiographics, 1999, 19:S131-S145.
- [20] Camps-Herrero J. Diffusion-weighted imaging of the breast: current status as an imaging biomarker and future role[J]. BJR Open, 2019, 1(1):20180049.
- [21] Jiang X, Jia H, Zhang Z, et al. The feasibility of combining ADC value with texture analysis of T₂WI, DWI and CE-T₁WI to preoperatively predict the expression levels of Ki-67 and p53 of endometrial carcinoma[J]. Front Oncol, 2021, 11:805545.
- [22] Hirose TA, Arimura H, Ninomiya K, et al. Radiomic prediction of radiation pneumonitis on pretreatment planning computed tomography images prior to lung cancer stereotactic body radiation therapy[J]. Sci Rep, 2020, 10(1):20424.
- [23] Li W, Newitt DC, Yun B, et al. Tumor sphericity predicts response in neoadjuvant chemotherapy for invasive breast cancer[J]. Tomography, 2020, 6(2):216-222.
- [24] Jing R, Wang J, Li J, et al. A wavelet features derived radiomics nomogram for prediction of malignant and benign early-stage lung nodules[J]. Sci Rep, 2021, 11(1):22330.
- [25] Majeed Alneamy JS, A Hameed Alnaish Z, Mohd Hashim SZ, et al. Utilizing hybrid functional fuzzy wavelet neural networks with a teaching learning-based optimization algorithm for medical disease diagnosis[J]. Comput Biol Med, 2019, 112:103348.
- [26] Wang T, Gong J, Li Q, et al. A combined radiomics and clinical variables model for prediction of malignancy in T₂ hyperintense uterine mesenchymal tumors on MRI[J]. Eur Radiol, 2021, 31(8):6125-6135.
- [27] Zhou J, Lu J, Gao C, et al. Predicting the response to neoadjuvant chemotherapy for breast cancer: wavelet transforming radiomics in MRI[J]. BMC Cancer, 2020, 20(1):100.

(收稿日期:2022-06-10 修回日期:2022-09-08)

关于开放科学标识码(OSID)告《放射学实践》杂志作者和读者书

《放射学实践》杂志自 2018 年 4 月起正式加入 OSID 开放科学计划。通过在杂志每篇论文上添加开放科学(资源服务)标识码(Open Science Identity, OSID),为读者和作者们提供增值服务。每一篇被纳入 OSID 开放科学计划的论文,将匹配一个专属的 OSID 识别码。此码就如同一个具有交互功能的论文“身份证”,给作者提供了更好地与业界同伴交流成果的途径。

OSID 码中包含以下 5 项内容:①作者介绍论文的语音(不超过 1 分钟);②作者与读者在线交流;③作者与读者互动交流精选问答合集;④作者本篇论文的读者圈;⑤论文附加说明(可选择上传论文相关图片或视频)。其中,作者介绍论文的语音是 OSID 识别码必须包含的内容;论文附加说明中,可上传论文相关图片或视频,这为弥补纸刊载体承载内容的局限性提供了一种有效途径。这 5 项互动内容,让作者的论文转换成知识工作者互动、交流的载体平台,使论文变得与众不同,从而提升论文的阅读量、下载量和引用率,并促进学术交流。上传论文的语音介绍,是一种传播作者学术成果的途径,能更好地展现作者的研究成果,提升作者的影响力和学术评价。

同时,我们会为每篇论文的作者开通一个 OSID 开放科学作者账号,并通过邮件告知作者。作者通过微信扫描邮件中的二维码并关注公众号“SAYS 管理平台”,上传对所著论文的 1 分钟语音介绍,以及附加说明(实验过程、推演数据、图像、视频等),完成本刊稿件录取、发表之前的最后一步。登陆作者账号后,作者即刻拥有所著论文的读者圈和问答,可与读者进行交流互动(读者只需在微信上扫 OSID 码,即可直接向作者提问或互动沟通)。

如您有任何疑问,请咨询工作人员 刘琦(电话:18062026009;微信/QQ:249115562)

董盈盈(电话:15623095186;QQ:2368705356;微信号:UED-Test1)

感谢您对本刊的支持,欢迎继续赐稿!

《放射学实践》杂志社