

基于MRI影像组学的随机森林模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的初步研究

郭冉¹, 沈秀芝¹, 信瑞强¹, 石清磊^{2,3}, 王金洁¹, 钟佳利¹, 彭如臣^{1*}



基金项目:

北京市通州区科技计划项目(编号: KJ2020CX004-19)

作者单位:

- 1.首都医科大学附属北京潞河医院放射科, 北京 101149
- 2.西门子医疗系统有限公司磁共振事业部, 北京 100102
- 3.山东大学齐鲁软件学院机器学习与数据挖掘实验室, 济南 250101

通信作者:

彭如臣, E-mail: 13501271260@163.com

收稿日期: 2020-06-08

接受日期: 2020-11-13

中图分类号: R445.2; R737.33

文献标识码: A

DOI: 10.12015/issn.1674-8034.2020.12.011

Cite this article as: Guo R, Shen XZ, Xin RQ, et al. Predictive value of random forest based on MRI radiomics in evaluating the invasion depth of endometrial carcinoma. Chin J Magn Reson Imaging, 2020, 11(12): 1133-1137.
本文引用格式: 郭冉, 沈秀芝, 信瑞强, 等. 基于MRI影像组学的随机森林模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的初步研究. 磁共振成像, 2020, 11(12): 1133-1137.

[摘要] 目的 基于MRI平扫T2WI和增强T1WI的影像组学特征值, 探讨机器学习模型随机森林(random forest, RF)对子宫内膜癌肌层浸润深度预测价值。**材料与方法** 回顾性分析行盆腔MRI平扫及增强检查并经手术病理证实为子宫内膜癌患者的影像资料114例(I A期86例, I B期28例), 以4:1的比例通过分层抽样的方法分为训练集和测试集。采用ITK-SNAP软件分别在矢状面平扫T2WI图像及多期增强T1WI图像第二时相进行手动逐层勾画ROI, 分别对T2WI和增强T1WI数据集进行影像组学特征值提取(<https://github.com/Radiomics/pyradiomics>), 并对随机森林模型进行训练和测试(<http://scikit-learn.org/>), 采用ROC曲线评价预测效能。**结果** 基于平扫T2WI图像特征值建立的RF模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度在测试集的曲线下面积(AUC)为0.938, 其准确度、敏感度、特异度分别为91.3%、87.5%、93.3%, 模型中重要性排名前3位的特征分别为形状平坦度(shape flatness, SF)、灰度级带矩阵区域方差(GLSZM zone variance, GLSZM-ZV)、灰度级长矩阵运行方差(GLRLM run variance, GLRLM-RV); 基于增强T1WI图像建立的RF模型在测试集的AUC为0.818, 准确度、敏感度、特异度分别为81.8%、100%、75.0%, 模型中重要性排名前3位的特征分别为SF、灰度相关矩阵高灰度依赖程度(GLDM large dependence high gray level emphasis, GLDM-LDHGLE)、灰度共生矩阵相关性(GLCM correlation)。**结论** 基于MRI影像组学的随机森林模型在预测子宫内膜癌肌层浸润深度中具有较大应用潜力, 其中基于平扫T2WI图像建立模型较增强T1WI显示出更大的诊断价值。

[关键词] 子宫内膜肿瘤; 肌层浸润; 影像组学; 磁共振成像

Predictive value of random forest based on MRI radiomics in evaluating the invasion depth of endometrial carcinoma

GUO Ran¹, SHEN Xiuzhi¹, XIN Ruiqiang¹, SHI Qinglei^{2,3}, WANG Jinjie¹, ZHONG Jiali¹, PENG Ruchen^{1*}

¹Department of Radiology, Beijing Luhe Hospital, Capital Medical University, Beijing 101149, China

²MR Scientific, Siemens Healthcare, Beijing 100102, China

³Machine Learning and Data Mining Lab. Software Colledge, Shandong University, Ji'nan 250101, China

*Correspondence to: Peng RC, E-mail: 13501271260@163.com

Received 8 Jun 2020, Accepted 13 Nov 2020

ACKNOWLEDGMENTS This work was part of Beijing Tongzhou District Science and Technology Project (No. KJ2020CX004-19).

Abstract Objective: To explore the predictive value of random forest based on MRI plain T2WI and contrast-enhanced T1WI radiomics in evaluating the invasion depth of endometrial carcinoma. **Materials and Methods:** We retrospectively analyzed one hundred and fourteen (eighty-six cases of stage I A and twenty-eight cases of stage I B) patients with endometrial carcinoma confirmed by surgical pathology and all patients underwent pelvic MRI plain and contrast-enhanced examination. All MRI data were divided into training and testing set by stratified sampling method with the ratio of 4:1. The ITK-SNAP software was used to manually delineate the region of interest layer by layer on the sagittal T2WI images and the second phase of the multi-phase T1WI contrast-enhanced images. The radiomics features were extracted based on an open sourced tool named pyradiomics (<https://github.com/Radiomics/pyradiomics>), and the model was established based on scikit-learn (<https://www.sklearn.org/>). Predictive performance was evaluated by the receiver operating characteristics (ROC) curve. **Results:** In the testing set, the area under the curve (AUC) of the RF model based on the plain T2WI images predicting the depth of myometrial invasion for endometrial carcinoma was 0.938, and the accuracy, sensitivity and specificity were 91.3%, 87.5%, and 93.3%, respectively. The top three most important features of the model were shape flatness, GLSZM zone variance, and GLRLM run variance; The AUC of the RF model based on contrast-enhanced T1WI images was 0.818, the accuracy, sensitivity and specificity were 81.8%,

100%, and 75.0%, respectively. The top three most important features of the model were shape flatness, GLDM large dependence high gray level emphasis, and GLCM correlation. **Conclusions:** The algorithm of random forest based on MRI radiomics demonstrated great potential in predicting the invasion depth of endometrial carcinoma, and the model based on T2WI images demonstrated more diagnostic value than that contrast-enhanced T1WI images.

Key words endometrial neoplasms; myometrial invasion; radiomics; magnetic resonance imaging

子宫内膜癌是女性生殖系统最常见的恶性肿瘤之一,其发病率、死亡率呈上升趋势^[1-2]。目前主要的治疗方法仍为手术切除辅以手术后放化疗,而肌层浸润深度决定手术方式的选择,深肌层浸润则需进行腹主动脉旁淋巴结清扫^[3],并且随着肌层浸润深度的增加,腹主动脉旁淋巴结转移发生率随之增加,深肌层浸润者达46%^[4-5]。肌层浸润深度也是影响预后的独立危险因素,文献报道浅肌层与深肌层浸润5年生存率分别为89.6%、77.6%^[6],因此,术前对子宫内膜癌肌层浸润深度的准确评估极其重要。目前对子宫内膜癌肌层浸润深度评估方法主要有超声成像、CT及MRI等,但常受影像医师主观因素的影响。部分学者采用定量测量ADC值诊断子宫内膜癌肌层浸润深度^[7-8],Nougaret等^[7]的研究中认为扩散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)可通过测量ADC值来定量分析子宫内膜癌肌层浸润,而Rechichi等^[8]的研究中认为ADC值与肌层浸润深度无统计学意义,ADC值与子宫内膜癌肌层浸润深度的相关性亦存在争议。

影像组学是由荷兰学者Lambin等^[9]于2012年首次提出,是指高通量地提取大量影像特征,应用自动化数据特征化算法将ROI的影像数据转化为具有高分辨率、可深度挖掘的特征空间数据并进行建模分析,对疾病诊断、治疗及预后等进行客观定量分析。目前影像组学已广泛应用于肝癌、结直肠癌、胶质瘤等多个方面^[10-12],Ueno等^[13]以及Sigmund等^[14]的研究中采用基于MRI纹理分析方法可预测子宫内膜癌肌层浸润深度,但ROI勾画均为肿瘤最大层面,可能不能全面反映肿瘤内部异质性,且MRI为多序列成像,基于MRI不同序列的影像组学方法预测子宫内膜癌肌层浸润深度有待进一步研究。

因此,本研究基于MRI平扫T2WI和增强T1WI的影像组学特征值,采用在高纬度数据集中表现较好的集成学习模型随机森林(random forest, RF)模型进行研究,探讨其对子宫内膜癌肌层浸润深度预测价值。

1 材料与方法

1.1 一般资料

回顾性分析2013年3月至2019年12月首都医科大学附属北京潞河医院符合以下标准的患者。纳入标准:

①经手术病理证实为I期的子宫内膜癌患者;②术前MRI平扫和增强扫描,且间隔时间小于4周;③MRI检查前未行手术治疗、放化疗等其他治疗;④病理资料完整,获得子宫内膜癌肌层浸润情况。排除标准:①病变直径小于1 cm或宫腔内大量积血,病变范围显示不清,影响ROI勾画;②图像质量不佳,影响测量。根据2009年国际妇产科联盟(International Federation of Gynecology and Obstetrics, FIGO)手术病理分期标准^[3],将I期子宫内膜癌分为IA(肌层浸润深度<50%或无肌层浸润)期和IB(肌层浸润深度≥50%)期。最终纳入114例子宫内膜癌患者,其中IA期86例,IB期28例。患者临床症状主要表现为阴道不规则出血、阴道分泌物增多等。所有检查均经患者及其家属知情同意。

1.2 仪器与方法

采用美国GE signa EXCET HD echospeed 1.5 T和德国Siemens MAGNETOM Skyra 3.0 T MR扫描仪,体部相控阵线圈,患者取仰卧位。扫描序列及参数:1.5 T MR扫描仪:矢状面T2WI: TR 4120 ms, TE 125 ms, FOV 340 mm×340 mm,层数20,层厚5 mm,层间距6 mm;3.0 T MR扫描仪:矢状面T2WI: TR 4500 ms, TE 116 ms, FOV 240 mm×240 mm,层数24,层厚5 mm,层间距1 mm;采用高压注射器经肘静脉以2 mL/s速率注射钆特酸葡胺,剂量为0.2 mL/kg,随后注射20 mL生理盐水,以矢状面T1WI(1.5 T MR: TR 3.25 ms, TE 1.55 ms, FOV 340 mm×340 mm,层数48,层厚2.5 mm,层间距0 mm;3.0 T MR: TR 3.22 ms, TE 1.22 ms, FOV 360 mm×282 mm,层数48,层厚2.5 mm,层间距0 mm)作为定位,于注药后19 s、34~52 s、112~131 s分别进行3个时相矢状面增强扫描,扫描结束后行横轴面、冠状面延迟扫描。

1.3 图像分割、特征提取与模型建立

图像分割采用ITK-SNAP (<https://itk.org/>)软件,由一名具有6年工作经验的放射科医师在不知子宫内膜癌病理分期情况下,对平扫T2WI矢状面及增强T1WI扫描第二时相矢状面图像中肿瘤的所有层面分别进行手动勾画,并融合保存成1个三维图像Mask,获得感兴趣容积(volume of interest, VOI)(图1),并由另一名具有20年工作经验的放射科医师进行复核,进行勾画时无需避开囊变坏死区域。特征值提取采用基于开源工具

表1 平扫T2WI图像训练集和测试集患者间一般资料比较
Tab. 1 Comparison of general data between training and testing set of plain T2WI image

分组	例数	年龄(岁)	肌层浸润		组织学分级			病理类型	
			I A	I B	高	中	低	子宫内膜样癌	非子宫内膜样癌
训练集	90	58.5 ± 9.5	71	19	53	28	9	81	9
测试集	23	59.3 ± 8.1	15	8	13	7	3	21	2
检验值		0.364 ^a	1.883 ^b		0.180 ^b			0.000 ^b	
P值		0.717	0.170		0.914			1.000	

注: ^a: t值; ^b: χ^2 值。

pyradiomics (<https://github.com/Radiomics/pyradiomics>) 自主开发的工具包对所有MRI图像VOI内病变区域进行影像组学特征提取。提取的影像组学特征主要由7大类共107个特征, 分别为一阶统计量(first order)(18个)、形状(shape)(14个)、灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)(24个)、灰度级带矩阵(gray level size zone matrix, GLSZM)(16个)、灰度级长矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)(16个)、灰度相关矩阵(gray level dependence matrix, GLDM)(14个)、邻域灰度差分矩阵(neighbourhood gray tone difference matrix, NGTDM)(5个)特征。以4:1的比例通过分层抽样的方法分别将两组子宫内膜癌患者MRI平扫和增强数据分为训练集和测试集。

在模型训练中, 首先对数据进行归一化处理, 其处理的方法如下:

$$\bar{x}_n = \frac{\bar{x}_n - \bar{x}_n}{\sqrt{x_{1n}^2 + x_{2n}^2 + \dots + x_{mn}^2}}$$

其中, \bar{x}_n 代表第n个样本的特征向量, x_{mn}^2 代表第n个样本第m个的特征值的平方, \bar{x}_n 代表第n个样本特征值的平均值。之后采用皮尔森相关系数(pearson correlation coefficients, PCC)对数据进行降维, 遍历所有特征, 两两计算皮尔森相关系数, 当系数大于某个阈值时(目前默认为0.86), 随机去除其中一个, 该方法可使得降维后的特征不具有高相似度。采用特征递归消除(recursive feature elimination, RFE)算法对提取的影像组学特征进行筛选, 并按照特征重要性排序选择前30个特征作为最佳特征子集。在模型的训练中, 采用对高维度数据不易过拟合、且性能较稳定的集成学习算法RF分类器分别基于MRI平扫T2WI矢状面及增强T1WI图像建立子宫内膜癌肌层浸润深度预测模型。采用ROC曲线评估各模型的预测效能, 并计算AUC、准确率、敏感度及特异度。

1.4 统计学分析

采用SPSS 20.0软件, 符合正态分布的计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示。患者年龄在训练集和测试集间比较采用独立样本t检验。训练集和测试集间肌层浸润深度、组织学分级及病理类型比较采用 χ^2 检验。 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。

表2 影像组学模型鉴别子宫内膜癌肌层浸润深度的诊断效能

Tab. 2 The diagnostic performance of radiomics models in differentiating the depth of myometrial invasion in endometrial carcinoma

模型	AUC	准确率(%)	敏感度(%)	特异度(%)
T2WI模型	0.938	91.3	87.5	93.3
增强T1WI模型	0.818	81.8	100.0	75.0

2 结果

2.1 平扫T2WI图像影像组学结果

114例患者中, 1例患者的平扫T2WI图像因软件无法读取而排除, 最终通过分层抽样方法纳入训练集90例、测试集23例, 训练集和测试集间患者年龄、肌层浸润深度、组织学分级及病理类型分布差异无统计学意义(P值分别为0.717、0.170、0.914、1.000), 见表1。

在测试集, 根据选择的30个最佳特征子集, 采用RF分类器建立子宫内膜癌肌层浸润深度预测模型, 该模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的ROC曲线下面积为0.938, 准确度为91.3%, 敏感度为87.5%, 特异度为93.3%(见图2、表2)。模型中30个影像组学特征按重要性评分进行降序排序, 排名前3位分别为形状平坦度(shape flatness, SF)、灰度级带矩阵区域方差(GLSZM zone variance, GLSZM-ZV)、灰度级长矩阵运行方差(GLRLM run variance, GLRLM-RV)(图3)。

2.2 增强T1WI图像影像组学结果

114例患者中, 4例患者的增强T1WI图像因软件无法读取而排除。通过分层抽样方法最终纳入训练集88例、测试集22例。训练集和测试集间患者年龄、肌层浸润深度及病理类型分布差异无统计学意义(P值分别为0.726、0.827、0.068), 组织学分级分布差异有统计学意义($P=0.036$, 表3)。

在测试集, 根据选择的30个最佳特征子集, 采用RF分类器建立子宫内膜癌肌层浸润深度预测模型, 该模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的AUC为0.818, 准确度为81.8%, 敏感度为100%, 特异度为75.0%(表2、图4)。模型中30个影像组学特征按重要性评分进行降序排序, 排名前3位分别为SF、灰度相关矩阵高灰度依赖程度(GLDM large dependence high gray level

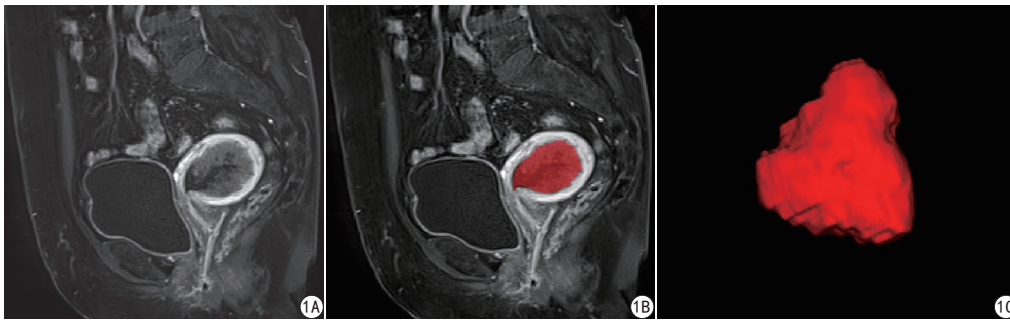


图1 子宫内膜癌手动分割示意图。A: T1WI增强图像, 子宫腔内可见不均匀强化肿物, 强化程度低于正常肌层; B: 同一层面手动勾画图像; C: 经过逐层勾画所得子宫内膜癌的3D图像

Fig. 1 Manual segmentation of endometrial carcinoma. A: T1WI enhanced image, the image showed an inhomogeneous enhancement mass in the uterine cavity, and the

enhancement degree was lower than that of the normal myometrium; B: Manually sketch of the image at the same level; C: The 3D image of endometrial carcinoma was obtained after delineating the outline of all slices of the tumor.

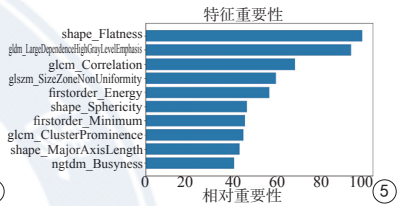
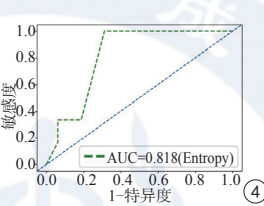
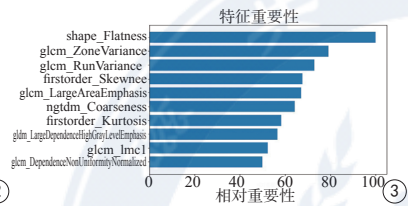
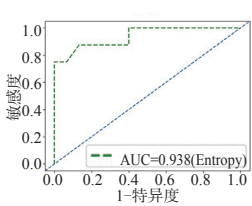


图2 平扫T2WI图像测试集中RF模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度ROC曲线 图3 平扫T2WI图像影像组学特征重要性评分 图4 增强T1WI图像测试集中RF模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度ROC曲线 图5 增强T1WI图像影像组学特征重要性评分

Fig. 2 ROC curve of RF model in the prediction of invasion depth of endometrial carcinoma in testing set of plain T2WI image. Fig. 3 Importance score of radiomics features of plain T2WI image. Fig. 4 ROC curve of RF model in the prediction of invasion depth of endometrial carcinoma in testing set of enhanced T1WI images. Fig. 5 Importance score of radiomics features of enhanced T1WI images.

表3 增强T1WI图像训练集和测试集患者间一般资料比较

Tab. 3 Comparison of general data between training and testing set of enhanced T1WI images

分组	例数	年龄(岁)	肌层浸润		组织学分级			病理类型	
			I A	I B	高	中	低	子宫内膜样癌	非子宫内膜样癌
训练集	88	59.0 ± 9.5	66	22	56	25	7	82	6
测试集	22	58.2 ± 8.9	16	6	8	9	5	17	5
检验值		0.352 ^a		0.048 ^b		6.661 ^b		3.340 ^b	
P值		0.726		0.827		0.036		0.068	

注: ^a: t值; ^b: χ^2 值。

emphasis, GLDM-LDHGLE)、灰度共生矩阵相关性 (GLCM correlation)(图5)。

3 讨论

子宫内膜癌预后与年龄、肌层浸润深度、淋巴结转移、组织学分级等多种因素有关, 尤以肌层浸润深度为重要的独立影响因素, 因此术前准确预测子宫内膜癌肌层浸润深度有助于临床医师选择合适的个性化治疗方案^[3]。目前, MRI是子宫内膜癌患者最佳的检查方法, 但子宫内膜癌伴发子宫肌瘤以及子宫腺肌症、部分病灶位于宫角、肿瘤膨胀性生长使得肌层变薄等多种干扰因素, 常常导致误诊、漏诊率高^[15]。

3.1 基于MRI平扫T2WI与增强T1WI的影像组学模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的价值

本研究中, 基于平扫T2WI图像建立的RF模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度的AUC (0.938)和准确性(91.3%)均高于以往研究^[13](AUC为0.84及准确性为

81.0%), 增强T1WI图像建立的RF模型AUC (0.818)和准确性(81.8%)略高于以往研究, 究其原因可能是本研究中图像分割得到的是三维感兴趣容积, 而研究表明三维感兴趣容积可更全面反映肿瘤内部异质性, 提高诊断准确性^[16], 也可能与所采用的影像组学分析方法不同有关, 以往报道中只提取了灰度直方图特征, 本研究中提取了7大类复杂的影像组学特征, 可更好地提高诊断效能。本研究中, 基于平扫T2WI建立RF模型在测试集的曲线下面积高于增强T1WI建立模型, 这与Zhang等^[17]采用CT影像组学方法预测膀胱癌组织学分级研究结果相似, 该研究从平扫图像中提取的正像素均值是鉴别组织学分级的最佳诊断指标。王国蓉等^[18]的研究中采用基于CT平扫的纹理方法可预测直肠癌患者有无K-ras基因突变, 而CT增强纹理参数值均无统计学差异。本研究推测原因可能为ROI勾画的时候没有避开囊变坏死区域, I A病变恶性程度高, 内部囊变坏死区范围比I B大, MRI平扫T2WI图像信号更

加不均匀,肿瘤内部的异质性较大。另外,本研究中只选择了平扫T2WI以及增强扫描第二时相进行图像分割、特征提取,基于平扫其他序列(如DWI、ADC等)的影像组学模型预测子宫内膜癌肌层浸润深度是否优于增强扫描其他时相仍有待进一步研究。尽管如此,对于对比剂过敏或不能长时间耐受MRI检查的患者,基于平扫T2WI图像影像组学方法也体现了其重要价值。

3.2 影像组学特征参数的意义

通过对平扫T2WI图像建立模型中选取的特征按重要性评分排序,排名前3位的分别为SF、GLSZM-ZV、GLRLM-RV。在增强模型中排名前3位的特征分别为SF、GLDM-LDHGLE、GLCM correlation。其中两个模型中最主要的特征均为SF,其显示ROI形状中最大和最小主要组件之间的关系,说明了其在子宫内膜癌肌层浸润深度预测中具有重要意义。GLSZM特征中的GLSZM-ZV反映肿瘤的异质性,其值越大,异质性越大,本研究中I B期GLSZM-ZV值大于I A期,说明I B期肿瘤内部具有较大的异质性。GLRLM特征中的GLRLM-RV描述图像的纹理变化,GLDM特征中的GLDM-LDHGLE特征衡量图像中具有较高灰度值的相关关系,GLCM特征中的Correlation是衡量纹理复杂性的量化指标^[12]。这些评分较大的特征反映了I A和I B两期图像在形状、纹理及灰度分布等方面具有较大差异,建立的两种影像组学模型对于子宫内膜癌肌层浸润深度可做出初步诊断。

3.3 本研究的局限性

第一、本研究中训练集和测试集的样本量较小,尤其I B期患者更少,且I A和I B两期患者数据不平衡,可能会造成模型偏移,但本研究中采用了RF算法进行模型的建立,该算法对于高维度、小样本、数据分类不平衡时仍具有较高的稳定性和准确性;第二、未对图像分割进行一致性检验,但在勾画完成后由另一名高年资医师进行了复核,以保证特征提取的准确性;第三、MRI图像来自两台机器,可能会由于机器设备以及扫描参数的影响导致准确率降低,今后将加大样本量尽可能采取同一台机器图像进行研究。

综上所述,基于MRI图像的影像组学随机森林模型在预测子宫内膜癌肌层浸润深度中具有较大的应用潜力,其中基于平扫T2WI图像建立模型较增强T1WI显示出更大的应用潜力,未来可能会为临床选择个性化的手术方案及判断预后提供依据。

利益冲突:无。

参考文献[References]

- [1] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2019. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(1): 7-34. DOI:10.3322/caac.21551.
- [2] Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015. *CA Cancer J Clin*, 2016, 66(2): 115-132. DOI:10.3322/caac.21338.
- [3] Committee of Gynecological Oncology, Chinese Anti-Cancer Association. Guidelines for the diagnosis and treatment of endometrial cancer (Fourth Edition). *Chin J Pract Obstet Gynecol*, 2018, 34(8): 880-886. DOI: 10.19538/j.fk2018080114.
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(第四版). *中国实用妇科与产科杂志*, 2018, 34(8): 880-886. DOI:10.19538/j.fk2018080114.
- [4] Zhang Q, Yu X, Lin M, et al. Multi-b-value diffusion weighted imaging for preoperative evaluation of risk stratification in early-stage endometrial cancer. *Eur J Radiol*, 2019, 119: 108637. DOI:10.1016/j.ejrad.2019.08.006.
- [5] Larson DM, Connor GP, Broste SK, et al. Prognostic significance of gross myometrial invasion with endometrial cancer. *Obstet Gynecol*, 1996, 88(3): 394-398. DOI:10.1016/0029-7844(96)00161-5.
- [6] Lewin SN, Herzog TJ, Barrera Medel LI, et al. Comparative performance of the 2009 international federation of gynecology and obstetrics' staging system for uterine corpus cancer. *Obstet Gynecol*, 2010, 116(5): 1141-1149. DOI:10.1097/AOG.0b013e3181f39849.
- [7] Nougaret S, Reinhold C, Alsharif SS, et al. Endometrial cancer: combined MR volumetry and diffusion-weighted imaging for assessment of myometrial and lymphovascular invasion and tumor grade. *Radiology*, 2015, 276(3): 797-808. DOI:10.1148/radiol.15141212.
- [8] Rechichi G, Galimberti S, Signorelli M, et al. Endometrial cancer: correlation of apparent diffusion coefficient with tumor grade, depth of myometrial invasion, and presence of lymph node metastases. *AJR Am J Roentgenol*, 2011, 197(1): 256-262. DOI:10.2214/AJR.10.5584.
- [9] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441-446. DOI:10.1016/j.ejca.2011.11.036.
- [10] Duan YY, Zhou KP, Bian J, et al. Predicting microvascular invasion of hepatocellular carcinoma based on non-contrast-enhanced MRI radiomics signature. *Chin J Magn Reson Imaging*, 2020, 11(3): 195-200. DOI: 10.12015/issn.1674-8034.2020.03.007.
段亚阳,周坤鹏,边杰,等.基于非增强MRI的影像组学术前预测肝细胞癌微血管浸润的研究. *磁共振成像*, 2020, 11(3): 195-200. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2020.03.007.
- [11] Nie K, Shi L, Chen Q, et al. Rectal cancer: Assessment of neoadjuvant chemoradiation outcome based on radiomics of multiparametric MRI. *Clin Cancer Res*, 2016, 22(21): 5256-5264. DOI:10.1158/1078-0432.CCR-15-2997.
- [12] Avanzo M, Stancanello J, El Naqa I. Beyond imaging: The promise of radiomics. *Phys Med*, 2017, 38: 122-139. DOI:10.1016/j.ejmp.2017.05.071.
- [13] Ueno Y, Forghani B, Forghani R, et al. Endometrial carcinoma: MR imaging-based texture model for preoperative risk stratification-A preliminary analysis. *Radiology*, 2017, 284(3): 748-757. DOI:10.1148/radiol.2017161950.
- [14] Sigmund YH, Dybvik JA, Arvid L, et al. Preoperative tumor texture analysis on MRI predicts high-risk disease and reduced survival in endometrial cancer. *J Magn Reson Imaging*, 2018, 48(6): 1637-1647. DOI:10.1002/jmri.26184.
- [15] Yan B, Liang X, Zhao T, et al. Preoperative prediction of deep myometrial invasion and tumor grade for stage I endometrioid adenocarcinoma: a simple method of measurement on DWI. *Eur Radiol*, 2019, 29(2): 838-848. DOI:10.1007/s00330-018-5653-2.
- [16] Nie P, Yang G, Wang Z, et al. A CT-based radiomics nomogram for differentiation of renal angiomyolipoma without visible fat from homogeneous clear cell renal cell carcinoma. *Eur Radiol*, 2020, 30(2): 1274-1284. DOI: 10.1007/s00330-019-06427-x.
- [17] Zhang GMY, Sun H, Shi B, et al. Quantitative CT texture analysis for evaluating histologic grade of urothelial carcinoma. *Abdom Radiol*, 2017, 42(2): 561-568. DOI:10.1007/s00261-016-0897-2.
- [18] Wang GR, Wang ZW, Xue HD, et al. Feasibility of detecting K'ras mutations in rectal cancer by CT texture analysis. *Radiol Pract*, 2017, 32(12): 1215-1220. DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2017.12.002.
王国蓉,王志伟,薛华丹,等. CT纹理分析对鉴别直肠癌患者K-*ras*基因突变的可行性研究. *放射学实践*, 2017, 32(12): 1215-1220. DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2017.12.002.