



· 论 著 ·

基于前列腺周围脂肪MRI影像组学模型预测前列腺癌生化复发的研究

张玉峰^{1, 2}, 刘冬¹, 王希明¹, 宋阳³

1. 苏州大学附属第一医院放射科, 江苏 苏州 215006 ;
2. 上海市宝山区罗店医院, 上海大学附属罗店医院放射科, 上海 201805 ;
3. 西门子医疗系统有限公司磁共振科研市场部, 上海 200120

[摘要] 目的: 探讨前列腺周围脂肪组织(periprostatic fat, PPF)的磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)影像组学参数预测前列腺癌根治术(radical prostatectomy, RP)术后生化复发的价值。方法: 回顾并分析2016年1月—2020年12月在苏州大学附属第一医院行RP共114例(无生化复发及生化复发分别为64例和50例)患者的MRI图像、临床信息及随访结果。所有患者术前均行MRI扫描, 选取横断位T2加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)、弥散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)、表观弥散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)和矢状位T2WI序列图像, 使用3D slicer 4.13.0软件在T2WI横断位图像进行三维手动分隔PPF, 利用FAE软件中的Feature Extraction模块, 经过10种图像转换类型和7种特征提取方法提取影像组学特征。T2WI序列提取1 647个特征, DWI和ADC序列提取3 290个特征, T2WI联合DWI及ADC序列提取4 937个特征。通过建立影像组学模型, 经机器学习、模型验证, 最后将训练集及测试集的曲线下面积(area under curve, AUC)、准确度、阳性预测值和阴性预测值作为评估影像组学模型的定量表现。结果: T2WI序列选取特征排序前13的特征模型, 训练集AUC=0.982, 测试集AUC=0.912。对于T2WI联合DWI及ADC序列选取特征排序前12的特征模型, 训练集AUC=0.916, 测试集AUC=0.814。对于DWI和ADC序列选取特征排序前9的特征模型, 训练集AUC=0.94, 测试集AUC=0.86。结论: 基于PPF的MRI影像组学模型, 尤其是T2WI序列模型对于PCa患者RP术后生化复发有较高的预测能力。

[关键词] 影像组学; 磁共振成像; 前列腺周围脂肪; 生化复发; 预测

中图分类号: R737.25; R445.2 文献标志码: A DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2023.01.005

Prediction of biochemical recurrence of prostate cancer based on periprostatic fat MRI radiomics model ZHANG Yufeng^{1,2}, LIU Dong¹, WANG Ximing¹, SONG Yang³ (1. Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Soochow University, Suzhou 215006, Jiangsu Province, China; 2. Department of Radiology, Luodian Hospital, Baoshan District, Shanghai 201908, China; 3. MR Scientific Marketing, Siemens Healthineers Ltd., Shanghai 200120, China)

Correspondence to: WANG Ximing E-mail: wangximing1998@163.com

[Abstract] **Objective:** To investigate the value of magnetic resonance imaging (MRI) radiomics parameters of periprostatic fat (PPF) in predicting biochemical recurrence of prostate cancer after radical prostatectomy (RP). **Methods:** MRI images, clinical information and follow-up results of 114 patients (without biochemical recurrence 64 case) and (biochemical recurrence 50 case) who underwent radical prostatectomy (RP) in the First Affiliated Hospital of Soochow University from January 2016 to December 2020 were retrospectively analyzed. All patients underwent MRI scan before surgery. Transverse T2-weighted imaging (T2WI), diffusion-weighted imaging (DWI), apparent diffusion coefficient (ADC) and sagittal T2WI sequences were selected, and 3D manual separation of the fat area around the prostate was performed on the transverse T2WI images using 3D Slicer 4.13.0. The feature extraction module of open-source software FAE is used to extract image omics features through 10 image conversion types and 7 feature extraction methods. 1 647 features were extracted from T2WI sequence, 3 290 features were extracted from DWI and ADC sequence, and 4 937 features were extracted from T2WI combined with DWI and ADC sequence. The area under curve (AUC),

accuracy, positive predictive value of the training set and the test set are determined by establishing the image omics model, machine learning and model verification. Positive predictive value and negative predictive value were used to evaluate the quantitative performance of the radiomics model. **Results:** The top 13 feature models in T2WI sequence were selected, with AUC of training set was 0.982 and test set was 0.912. The AUC of training set and test set was 0.916 and 0.814 for the top 12 feature models with T2WI combined with DWI and ADC sequences. The AUC of training set and test set was 0.94 and 0.86, respectively, for the feature model with the top 9 selected features in DWI and ADC sequences. **Conclusion:** The MRI PPF radiomics model around prostate has a high ability to predict biochemical recurrence after RP, especially the T2WI sequence model.

[**Key words**] Radiomics; Magnetic resonance imaging; Periprostate fat; Biochemical recurrence; Prediction

前列腺癌 (prostate cancer, PCa) 是老年男性常见恶性肿瘤。国际癌症研究机构 (International Agency for Research on Cancer, IARC) 统计, 2018年全球PCa新发患者约130万例, 相关死亡患者35.9万例, 成为男性仅次于肺癌的第二大常见癌症^[1]。近年来, 中国PCa发病率呈快速增长趋势, 年均增长率为12.7%^[2]。目前, PCa根治术 (radical prostatectomy, RP) 是治疗PCa的首选方法, 但患者RP后10年生化复发发生率高达27%^[3]。生化复发与PCa死亡率增加有关, RP术后临床治愈率为75.7%, 患者1、5、10年无生化复发生存率分别为98.1%、83.1%、68.4%^[4]。有关生化复发危险因素的研究多聚焦于临床资料、Gleason评分、传统的影像学特征 (如肿瘤内部及邻近侵犯情况), 主观性较强, 且缺乏特异性。近年来有研究^[5]认为, 肿瘤周围脂肪组织能够分泌多种细胞因子, 有助于形成肿瘤微环境, 为肿瘤细胞生长提供物质及能量, 从而在肿瘤发生、发展中发挥重要作用。随着医学成像技术及影像组学的发展, 磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 已经成为PCa术前评估的常规方法^[6-7], 影像组学可以提取医学图像中的大量特征信息, 经降维建模后对生化复发进行预测分析。然而目前利用前列腺周围脂肪组织 (periprostatic fat, PPF) 影像组学预测生化复发的研究较少, 所以本研究建立基于PPF的MRI的影像组学模型以预测PCa生化复发。

1 资料和方法

1.1 一般资料

回顾并分析2016年1月—2020年12月在苏

州大学附属第一医院具有完整临床和随访资料, 接受RP并有病理学检查结果的PCa患者130例。随访截至2020年12月30日, 排除患者16例, 排除标准包括术前接受过放疗或化疗、患有其他恶性肿瘤, MRI图像存在伪影或扫描序列不完整。根据美国泌尿外科学会、欧洲泌尿外科学会及中华医学会泌尿外科学分会的共同标准, 将RP术后连续两次血清前列腺特异性抗原 (prostate specific antigen, PSA) 水平 ≥ 0.2 ng/mL定义为生化复发。最终获得114例患者, 其中生化复发患者50例, 年龄 (69 ± 6.69) 岁, 术前PSA 2.85~436 ng/mL, 平均44.53 ng/mL, 发生生化复发时间 (15.2 ± 11.64) 个月; 无生化复发患者64例, 年龄 (70.5 ± 7.04) 岁, 术前PSA 3.02~201.4 ng/mL, 平均23.29 ng/mL, 无生化复发生存时间 (20.07 ± 13.44) 个月。将患者按照7:3随机分成两组, 80例患者被分配到训练集, 34例患者被分到测试集, 包括15例生化复发患者和19例无生化复发患者。

1.2 检查方法

采用德国Siemens公司的Skyra 3.0 T MRI扫描仪, 选择标准18通道相控体线圈, 体位为仰卧位, 扫描范围包括完整前列腺及双侧精囊。图像包括横轴位、冠状位和矢状位T2加权成像 (T2-weighted imaging, T2WI), 使用快速自旋回波序列。扫描序列参数: 横断位T2WI, 重复时间 (repetition time, TR) /回波时间 (echo time, TE) 2 500 ms/58 ms, 层厚3 mm; 矢状位T2WI, TR 5 300 ms, TE 102 ms, 层厚4 mm, 视野 (field of view, FOV) 25 cm², 矩阵384 × 336; 横断位弥散加权成像 (diffusion-weighted imaging, DWI) 使用2D回波平面成像

序列获得, $b=0 \text{ s/mm}^2$ 和 $1\ 000 \text{ s/mm}^2$, TR/TE为 $5\ 000 \text{ ms}/72 \text{ ms}$, 层厚 5 mm , FOV 20 cm^2 , 矩阵 128×128 。表观弥散系数 (apparent diffusion coefficient, ADC) 图使用 b 值为 0 和 $1\ 000 \text{ s/mm}^2$ 来计算。

1.3 图像处理及组学分析

1.3.1 图像采集与勾画分隔

将每例患者在影像存储与传输系统 (picture archiving and communication system, PACS) 中存档的常规矢状位和横断位T2WI序列图像、DWI ($b=1\ 000 \text{ s/mm}^2$) 和ADC序列图像以DICOM格式导出, 由于T1加权成像 (T1-weighted imaging, T1WI) 显示病变本身及边缘为低信号, 而压脂T2WI PPF也为低信号, 因此本次采用常规T2WI序列进行勾画。由于影像组学的分

析是以所勾画的感兴趣区 (region of interest, ROI) 为基础, 所以对于ROI的精准分割非常重要。本文的图像分割分别由2名具有15年工作经验的放射科医师使用3D Slicer软件手动分割, 并使用Resample Image模块将DWI和ADC图像以T2WI为参考进行图像重新采样, 最后连同ROI一同以nii格式输出保存。

进行ROI的勾画时需要注意: ① ROI的形态和边缘等, 尽量勾画脂肪区域的边界。② ROI内包括脂肪组织内的神经血管束, 但不包括前列腺、精囊腺及转移淋巴结等区域。③ ROI前界为耻骨后缘, 两侧沿闭孔内肌、提肛肌内缘向后至骶骨前缘为后界。④ 上下界以T2WI矢状面为参考, 上界包括前列腺基底部平面脂肪区域, 下界至前列腺尖部层面, 详见图1。

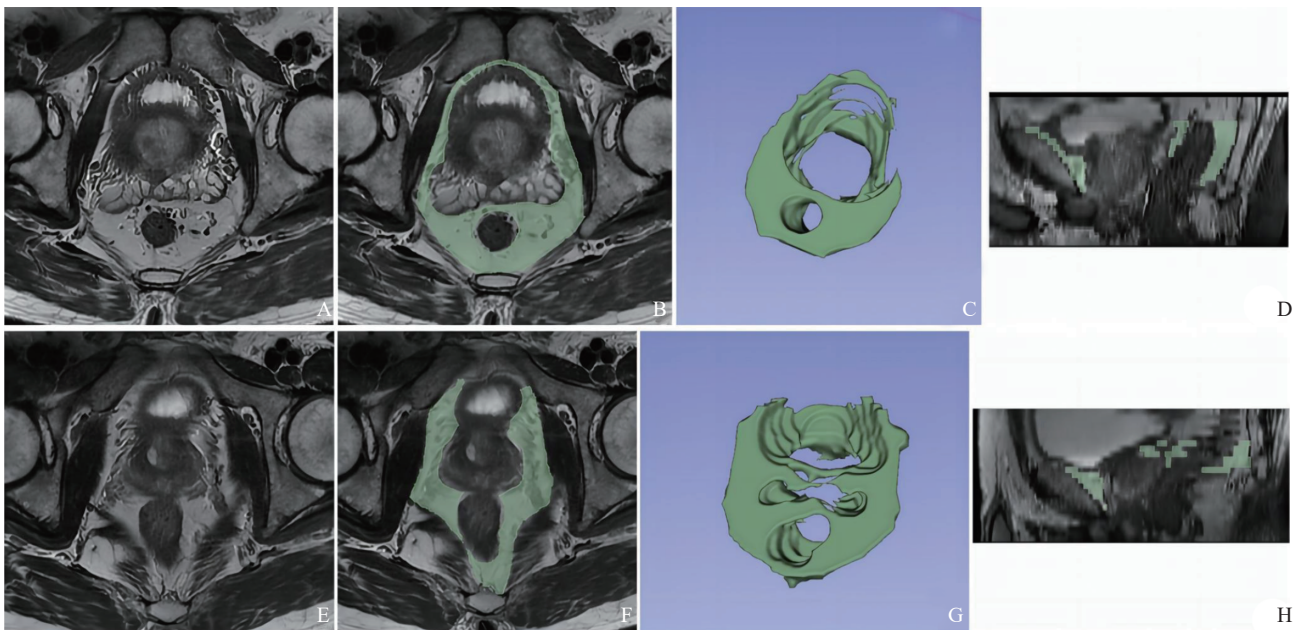


图1 无生化复发和发生生化复发患者PPF勾画图像

A: 前列腺T2WI横断面图像; B: 勾画出的ROI; C: 3D立体图像; D: 对应的三维矢状面重建图像 (A~D: 76岁, 无生化复发, 随访时间39个月, 术前PSA 4.43 ng/mL)。E: 前列腺T2WI横断面图像; F: 勾画出的ROI; G: 3D立体图像; H: 对应的三维矢状面重建图像 (E~H: 62岁, 随访21个月发生生化复发, 术前PSA 5.29 ng/mL)。

1.3.2 影像组学特征提取

使用FAE (FeAture Explorer v.0.4.3) 软件从10种图像类型和3类不同特征体系来逐一提取每例患者的影像组学特征。其中10种图像类型分别为① 原始图像类型; ② 小波变换滤波器类型; ③ 高斯-拉普拉斯滤波器类型; ④ 平方滤波器

类型; ⑤ 平方根滤波器类型; ⑥ 对数滤波器类型; ⑦ 指数滤波器类型; ⑧ 梯度滤波器类型; ⑨ 二维局部二值模式类型; ⑩ 三维局部二值模式类型。3类特征体系分别为一阶特征体系、形状特征体系和纹理特征。其中纹理特征包括灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix,

GLCM)、灰度区域大小矩阵(gray level size zone matrix, GLSZM)、灰度游程矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)、灰度依赖矩阵(gray level dependence matrix, GLDM)、邻域灰度差分矩阵(neighborhood gray-tone difference matrix, NGTDM)。T2WI提取1 647个特征, DWI和ADC序列提取3 290个特征。对T2WI联合DWI及ADC序列而言提取特征数为T2WI和DWI及ADC序列的总和, 即4 937个特征。

1.3.3 特征筛选及数据处理

分别使用T2WI序列、DWI+ADC序列和两者联合序列提取医学影像组学特征, 特征筛选步骤: ① 验证并去除数据中的无效数据; ② 将数据分为训练集和测试集; ③ 重复随机向上采样, 使正、负样本平衡; ④ 数据特征归一化; ⑤ 使用皮尔森相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)进行数据降维, 系数阈值设定0.9; ⑥ 使用多变量方差分析法(analysis of variance, ANOVA)和递归特征消除法(recursive feature elimination, RFE)选择特征, 每种数量1~24个; ⑦ 使用支持向量机(support vector machine, SVM)、逻辑回归(logistics regression, LR)、最小绝对收缩和选择算子(the least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归和随机森林(random forest, RF)4种分类器; ⑧ 交叉验证选取5折交叉验证法。以上共192组建模流水线。

1.3.4 模型比较与评估

建立3个影像组学模型分别为以T2WI序列建立的Model-T2、以DWI和ADC序列建立的Model-A+D以及两者联合建立的Model-M模型。采用受

试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线分析评价模型的性能, 计算ROC曲线的曲线下面积(area under curve, AUC)进行量化。计算准确度、AUC、AUC 95% CI、阴性预测值、阳性预测值、灵敏度和特异度来评估各自模型的性能。并显示各个模型中每个特征贡献度。以上过程通过Explorer Pro (FAE Pro V0.4.3)实现^[8]。

2 结 果

2.1 临床资料

根据PCa患者RP术后PSA复查结果将患者分成生化复发组和无生化复发组。在训练集和验证集中, 将两组进行单变量分析, 结果显示差异均无统计学意义($P>0.05$)。

2.2 影像组学特征模型建立与比较

选择80例作为训练集(阳性: 阴性=35: 45), 另外选取34例作为验证集(阳性: 阴性=15: 19)。计算结果后发现, 在SVM算法下, Model-T2选取13个特征、Model-M选取9个特征、Model-A+D选取12个特征时, 为最适合的特征数, 这些特征使各模型具有最高的AUC。综合比较, 可见采用的图像序列不同, 利用影像组学方法建立的模型的预测性能也不同。在3个模型中, Model-T2在验证集上可以获得最高的AUC。AUC和准确度分别达到0.800和0.762。此时, 在测试集上, Model-T2的AUC和准确度分别达到了0.912和0.882。较另外两种模型而言, 其AUC、灵敏度和特异度整体较高, 模型性能也较佳(表1)。

表1 不同影像组学模型对生化复发的诊断预测效能

统计指标	Model-T2	Model-M	Model-A+D
准确度	0.882	0.794	0.859
AUC	0.912	0.814	0.860
AUC 95%CI	0.793~0.993	0.648~0.941	0.708~0.979
阴性预测值	0.857	0.833	0.850
阳性预测值	0.923	0.750	0.857
灵敏度	0.800	0.800	0.800
特异度	0.947	0.790	0.895

2.3 3种模型特征及特征权重比较

为了更加直观地反映模型内各特征的排名情况，本文对各个模型的特征系数的权重取其绝对值并排序，详见表2。在各自序列的ROC曲线中，Model-M模型的12个影像组学特征训练集

AUC=0.916，测试集AUC=0.814；Model-A+D模型的9个影像组学特征训练集AUC=0.94，测试集AUC=0.86；Model-T2模型的13个影像组学特征用于训练线性的SVM模型，具有最高的训练集AUC=0.982，测试集AUC=0.912（图2）。

表2 3种模型各个特征的权重比较

模型名称	特征名称	特征权重
Model-T2	T2_wavelet-LLH_firstorder_Mean	1.093
	T2_wavelet-LLH_glcM_Imc2	1.016
	T2_wavelet-LHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis	0.900
	T2_wavelet-LLH_firstorder_TotalEnergy	0.733
	T2_squareroot_firstorder_Minimum	0.662
	T2_square_firstorder_Minimum	0.580
	T2_lbp-3D-k_glrM_RunPercentage	0.560
	T2_lbp-2D_glszm_SmallAreaEmphasis	0.544
	T2_square_ngtdm_Coarseness	0.470
	T2_original_shape_MajorAxisLength	0.400
	T2_lbp-3D-k_gldm_LargeDependenceEmphasis	0.299
	T2_wavelet-LLL_firstorder_Kurtosis	0.214
	T2_lbp-3D-k_glszm_GrayLevelNonUniformity	0.017
Model-M	T2_lbp-3D-k_glrM_ShortRunEmphasis	1.240
	ADC_original_firstorder_TotalEnergy	0.887
	T2_squareroot_glszm_GrayLevelNonUniformity	0.762
	T2_lbp-3D-k_glszm_GrayLevelNonUniformity	0.681
	T2_squareroot_gldm_DependenceNonUniformity	0.518
	T2_wavelet-LHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis	0.510
	T2_lbp-3D-k_gldm_LargeDependenceEmphasis	0.417
	DWI_original_glrM_RunEntropy	0.291
	DWI_lbp-3D-m2_firstorder_TotalEnergy	0.284
	T2_lbp-3D-k_glrM_RunPercentage	0.239
	T2_square_ngtdm_Coarseness	0.146
	ADC_squareroot_firstorder_TotalEnergy	0.085
Model-A+D	ADC_original_firstorder_TotalEnergy	1.516
	ADC_wavelet-HLH_ngtdm_Strength	1.201
	DWI_wavelet-LHH_firstorder_Skewness	0.801
	DWI_log-sigma-1-mm-3D_glszm_SmallAreaEmphasis	0.68
	ADC_wavelet-LLL_firstorder_Maximum	0.472
	DWI_squareroot_glszm_LowGrayLevelZoneEmphasis	0.444
	DWI_logarithm_glcM_Idmn	0.336
	ADC_wavelet-LHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis	0.222
ADC_wavelet-LLH_ngtdm_Coarseness	0.203	

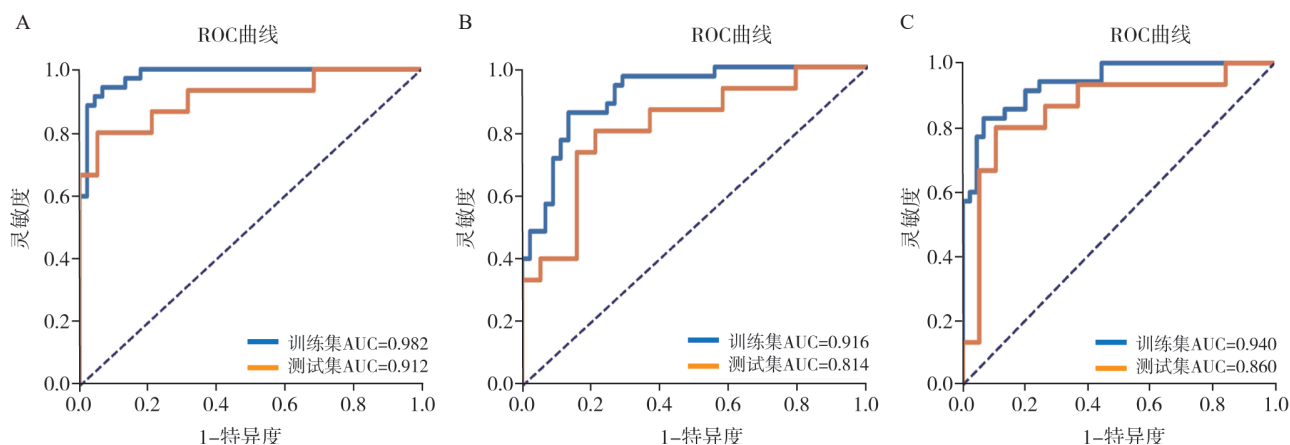


图2 各组模型中训练集和测试集AUC对比

A: Model-T2; B: Model-M; C: Model-A+D。

3 讨 论

本文使用T2WI、DWI和ADC序列提取影像学特征, 研究多参数MRI影像组学模型对PCa术后生化复发的预测效能。基于特定的统计学分析建立模型, 对训练集进行了特征提取, 并通过独立的测试集评估模型的性能。在临床工作中, 高年资的临床医师对生化复发的预测具有一定的准确度, 但是在评估临界患者时, 更倾向于依靠个人知识和既往经验, 导致诊断结果受到主观因素影响, 而且不同临床医师之间也存在差异。而机器学习模型能够同时分析影像上的各种影像学特征, 弥补主观分析的不足^[9]。

研究^[7]发现, PCa肿瘤组织及PPF中白细胞介素-6的表达增高, 可能是PCa患者PPF增加导致PCa进展的原因之一。PCa患者术前MRI测量并计算前列腺周围脂肪面积与前列腺面积之比 (peri-prostatic fat area to prostate area ratio, PPFPA/PA) 以及年龄等因素可能有助于预测接受RP患者的淋巴结转移, 从而为确立治疗策略和预后预测提供辅助信息^[10]。帮助改善PCa风险分层和筛查, 避免不必要的活检^[11]。基于深度学习的生存分析辅助MRI图像定量特征变量-生化复发模型在预测生化复发方面表现良好, 在优化PCa患者新辅助治疗方面具有重要潜力, 可避免过度治疗^[12]。Yan等^[13]

开发并验证了一种适合亚洲人群的深度学习放射组学特征模型来预测PCa无生化复发生存期, 在多个中心取得了非常好的验证效果, 超过了其他临床传统模型 (NCCN、CAPRA/-S等)。Zhong等^[14]基于多参数MRI放射组学对91例局限性PCa患者预测生化复发, 训练集和测试集AUC分别为0.99和0.73。本研究与上述文献报道一致, 即放射组学模型比传统模型有更好的性能^[15]。范宇等^[4]对890例术后患者中位随访58个月的研究显示, 术后病理学分期和术后是否达到临床治愈是RP术后影响生化复发的独立危险因素, 年龄、前列腺特异性抗原密度、术后格利森评分 (Gleason score, GS) 等患者的生化复发差异无统计学意义。

Model-A+D模型提取的9个特征中, 一阶统计特征3个, 与生化复发的权重总系数为2.789。纹理特征体系6个, 总权重系数为3.086。权重最高的两个特征均基于ADC序列提取, 分别为ADC_original_firstorder_TotalEnergy (基于原始数据类型的一阶特征体系的总能量特征), 权重系数1.515; ADC_wavelet-HLH_ngtdm_Strength, (基于小波滤波类型的NGTDM体系的长度特征), 权重系数1.201。说明该模型以ADC序列图像的纹理特征权重最大, 可能与ADC图像上PPF呈高信号, 且内部血管纹理较多有关。

Model-M模型在DWI和ADC序列上增加了

T2WI序列, AUC及准确度较单独Model-A+D增加, 可能是具有生化复发的患者术前PPF内新生血管增多, 血管通透性的增加, 从而增加了图像内部的纹理对比, 使得特征更显著。在12个特征中, 基于T2WI序列的有8个, 总权重系数为4.513, 权重最高的为T2_lbp-3D-k_glrIm_ShortRunEmphasis (基于T2WI三维局部二值模式滤波类型的GLRLM体系提取的短行程强调特征), 权重系数为1.24, 可能是由于图像分隔时剔除了PCa侵犯到包膜外的组织和PPF内转移的淋巴结, 使得三维局部特征更加突出。T2WI序列以纹理特征体系为主, 权重总系数大于一阶统计特征体系, 说明基于T2WI序列纹理特征较一阶统计特征的意义更加显著, 可能反映了PPF内的脂肪细胞炎症反应, 从而引起其内部新生血管的增多^[16]。ADC_original_firstorder_TotalEnergy (基于ADC序列的一阶统计特征体系提取的总能量特征) 排在第2位, 原因可能是ADC序列PPF呈低信号, 其内部新生的血管或微小转移灶呈高信号, 两者形成明显对比, 使得该特征的权重较高。

Model-T2模型的一阶统计特征和纹理特征对生化复发预测均具有较大的价值。在提取的13个特征中, 一阶统计特征5个, 权重总系数为3.282; 纹理特征7个, 权重总系数为3.806。其中特征权重排名前4位均为基于小波变换滤波类型的特征, 这可能是生化复发预测的重要指标。排名第1位的T2_wavelet-LLH_firstorder_Mean (基于T2WI序列小波滤波类型的一阶特征体系提取的均值特征) 权重值为1.093; 第2位为T2_wavelet-LLH_glcm_Imc2 (基于T2WI序列小波滤波类型的GLCM体系提取的相关信息测度2特征) 权重值为1.016; 排名第3的T2_wavelet-LHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis (基于T2WI序列小波滤波类型的灰度依赖矩阵体系提取的小依赖低灰度强调特征) 特征值为0.9。该模型预测生化复发的AUC和准确度最高, 主要原因可能是T2WI序列与水的含量关系密切, 对水的灵敏度较高, 而小波滤波对于图像的轮廓勾勒较敏感, 从而能够反映PPF内神经血

管成分信息^[17]。本次Model-T2提取1 647个特征, Model-M提取的特征数为4 937个, 但是, Model-T2WI的训练组与测试组AUC都要高于Model-M, 分别为0.982和0.912。由此可见, 多序列模型虽然可以进行互相补充图像信息, 但使用过多的序列特征矩阵, 特征空间维度过高, 在降维和特征筛选时, 由于随机因素无法找到最优解, 会降低模型预测的准确度^[18]。本研究通过对比3种模型, 发现Model-T2模型可作为辅助临床医师进行预测生化复发的有效工具。

本研究也存在局限性: ①作为单中心研究, 样本量小。②属于回顾性研究, 部分常规前列腺MRI扫描未加入动态增强序列, 故只提取了T2WI、DWI和ADC序列的特征。后续还可以结合更多序列特征(如T1及其动态增强序列), 可望提取更多有价值的特征。③由于近年来PCa RP手术标准放宽, 本次在生化复发患者中选择了较多的包膜侵犯及淋巴结转移的手术患者, 得出模型诊断效能过高, 可能使结果出现一定偏倚。④本次仅使用了多参数MRI模型对生化复发进行预测, 后期可加入术后病理学分期、术前PSA等因素综合分析, 并与传统临床预测结果进行对比分析, 以得到更为准确、科学的预测结果。

综上所述, 采用不同的图像序列, 利用影像组学建立的模型预测性能是不同的。在建立的3种模型中, Model-T2模型预测PCa患者RP术后生化复发的性能最佳, 所提取的PPF MRI影像组学特征参数对辅助临床医师进行PCa患者RP术后生化复发的判断具有重要的参考价值。

[参 考 文 献]

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, 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.
- [2] 李 星, 曾晓勇. 中国前列腺癌流行病学研究进展 [J]. *肿瘤防治研究*, 2021, 48(1): 98-102.
- [3] DIAZ M, PEABODY J O, KAPOOR V, et al. Oncologic outcomes at 10 years following robotic radical prostatectomy [J]. *Eur Urol*, 2015, 67(6): 1168-1176.
- [4] 范 宇, 叶林·木拉提, 梁 磊, 等. 根治性前列腺切除术后

- 影响患者临床治愈和生化复发的危险因素分析 [J]. 中华泌尿外科杂志, 2021, 42(9): 644-649.
- [5] SCAGLIA N, FRONTINI-LÓPEZ Y R, ZADRA G. Prostate cancer progression: as a matter of fats [J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 719865.
- [6] 王 钧, 王志兵, 陆应军. 基于双参数磁共振成像PI-RADS v2的列线图模型对前列腺临床显著癌的诊断价值分析 [J]. *肿瘤影像学*, 2020, 29(6): 579-587.
- [7] 谢金珂, 闵祥德, 李拔森, 等. 基于T2WI、表观弥散系数图的纹理分析鉴别低、高级别前列腺癌的价值 [J]. *中华放射学杂志*, 2020, 54(12): 1191-1196.
- [8] SONG Y, ZHANG J, ZHANG Y D, et al. Feature Explorer (FAE): a tool for developing and comparing radiomics models [J]. *PLoS One*, 2020, 15(8): e0237587.
- [9] 金诗晨, 孙晓鸣, 蒋皆恢, 等. 深度学习影像组学新技术及其在肿瘤诊断中的应用 [J]. *肿瘤影像学*, 2021, 30(6): 439-444.
- [10] ZHAI T, HU L, MA W, et al. Peri-prostatic adipose tissue measurements using MRI predict prostate cancer aggressiveness in men undergoing radical prostatectomy [J]. *J Endocrinol Invest*, 2021, 44(2): 287-296.
- [11] ZHAI T S, JIN L, HU L T, et al. Impact of peri-prostatic fat measurements using MRI on the prediction of prostate cancer with transrectal ultrasound-guided biopsy [J]. *Urol Oncol*, 2020, 38(2): 37.e1-37.e9.
- [12] GANDAGLIA G, PLOUSSARD G, VALERIO M, et al. Prognostic implications of multiparametric magnetic resonance imaging and concomitant systematic biopsy in predicting biochemical recurrence after radical prostatectomy in prostate cancer patients diagnosed with magnetic resonance imaging-targeted biopsy [J]. *Eur Urol Oncol*, 2020, 3(6): 739-747.
- [13] YAN Y, SHAO L Z, LIU Z Y, et al. Deep learning with quantitative features of magnetic resonance images to predict biochemical recurrence of radical prostatectomy: a multi-center study [J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(12): 3098.
- [14] ZHONG Q Z, LONG L H, LIU A, et al. Radiomics of multiparametric MRI to predict biochemical recurrence of localized prostate cancer after radiation therapy [J]. *Front Oncol*, 2020, 10: 731.
- [15] BOURBONNE V, VALLIÈRES M, LUCIA F, et al. MRI-derived radiomics to guide post-operative management for high-risk prostate cancer [J]. *Front Oncol*, 2019, 9: 807.
- [16] GREGG J R, SURASI D S, CHILDS A, et al. The association of periprostatic fat and grade group progression in men with localized prostate cancer on active surveillance [J]. *J Urol*, 2021, 205(1): 122-128.
- [17] LOPEZ C J, NAGORNAYA N, PARRA N A, et al. Association of radiomics and metabolic tumor volumes in radiation treatment of glioblastoma multiforme [J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2017, 97(3): 586-595.
- [18] 顾 峰, 袁海燕, 陆健美, 等. 前列腺癌诊断中多模态MR技术的应用及展望 [J]. *实用肿瘤杂志*, 2020, 35(2): 120-122.
- (收稿日期: 2022-07-01 修回日期: 2022-12-22)