



· 论 著 ·

基于治疗前后瘤内及瘤周 mpMRI 的 Delta 影像组学预测前列腺癌雄激素剥夺治疗效果的价值研究

李榕¹, 王婷¹, 吕泓², 刘晓航¹, 周良平¹, 顾雅佳¹, 周冰妮¹

1. 复旦大学附属肿瘤医院放射诊断科, 复旦大学上海医学院肿瘤学系, 上海 200032;
2. 复旦大学附属肿瘤医院病理科, 复旦大学上海医学院肿瘤学系, 上海 200032

[摘要] 目的: 雄激素剥夺治疗 (androgen deprivation therapy, ADT) 是目前前列腺癌 (prostate cancer, PCa) 患者常用的治疗方法之一, 然而 ADT 后前列腺腺体及病灶的形态及病理学特征均发生明显改变, 使得常规影像学参数及评价标准在 ADT 效果评估方面价值有限。本研究拟探索基于多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 的肿瘤内部区域 (瘤内)、肿瘤周围区域 (瘤周) 的 Delta 影像组学是否有助于预测疗效, 分析有效瘤周范围, 研究瘤内、瘤周、临床信息联合分析的恰当方式。方法: 回顾并分析 2013 年 1 月—2020 年 12 月复旦大学附属肿瘤医院经病理学检查证实的 PCa 患者资料, 所有患者于 ADT 治疗前后均行 mpMRI 检查。根据治疗后病理学检查结果将患者分为显著残留 (significant residual, SR) 组与完全缓解 (complete response, CR) / 微量残留病灶 (minimal residual disease, MRD) 两组。在治疗前后的 mpMRI 图像上分别勾画全瘤感兴趣区 (volume of interest, VOI), 而后采用膨胀算法将 VOI 分别外扩 3 mm 和 6 mm, 提取影像组学特征并计算其变化率, 构建特征数据集 (训练集: 验证集为 7:3)。使用逻辑回归构建影像组学模型、临床特征模型, 并构建两者融合模型。采用受试者工作特征曲线的曲线下面积 (area under curve, AUC)、DeLong 检验评估模型效能。结果: 共纳入 109 例 PCa 患者, 经病理学检查证实 SR 组 69 例, CR/MRD 组 40 例。影像组学模型中瘤内模型、瘤内+3 mm 瘤周模型、瘤内+6 mm 瘤周模型的 AUC (验证集) 分别为 0.78、0.84、0.79。临床模型验证集 AUC 为 0.80。验证集中融合模型 AUC 分别为融合模型 1 (瘤内-临床) 0.89, 融合模型 2 (瘤内+3 mm 瘤周-临床) 0.92, 融合模型 3 (瘤内+6 mm 瘤周-临床) 0.90。融合模型 2 与临床模型相比, 其差异有统计学意义 ($P<0.05$)。结论: 瘤内、瘤内结合瘤周的 Delta 影像组学均能有效预测 ADT 效果, 其中瘤内+3 mm 瘤周影像组学模型的诊断效能最佳。与临床模型相比, 基于 mpMRI 的瘤内+3 mm 瘤周影像组学-临床融合模型可以显著提高 ADT 效果预测的准确度。

[关键词] 前列腺癌; 雄激素剥夺治疗; 多参数磁共振成像; Delta 影像组学; 疗效预测

中图分类号: R737.25; R445.2 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2026.02.005

基金项目: 上海市抗癌协会“雏鹰”计划 (SACA-CY24C03)。

利益冲突: 作者声明无利益冲突。

伦理批件: 2504-Exp185-KY。

知情同意: 豁免。

引用本文: 李榕, 王婷, 吕泓, 等. 基于治疗前后瘤内及瘤周 mpMRI 的 Delta 影像组学预测前列腺癌雄激素剥夺治疗效果的价值研究 [J]. 肿瘤影像学, 2026, 35(2): 251-263.

Funding: Shanghai Anticancer Association EYAS PROJECT (SACA-CY24C03).

Conflicts of interest: authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: 2504-Exp185-KY.

Informed consent: not required.

Cite this article: LI Rong, WANG Ting, LÜ Hong, et al. Intratumoural and peritumoural mpMRI-based Delta-radiomics model for the prediction of the response to androgen deprivation therapy in prostate cancer [J]. Oncoradiology, 2026, 35(2): 251-263.

Intratumoural and peritumoural mpMRI-based Delta-radiomics model for the prediction of the response to androgen deprivation therapy in prostate cancer LI Rong¹, WANG Ting¹, LÜ Hong², LIU Xiaohang¹, ZHOU Liangping¹, GU Yajia¹, ZHOU Bingni¹ (1. Department of Radiology, Fudan University Shanghai Cancer Center, Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China; 2. Department of Pathology, Fudan University

Shanghai Cancer Center, Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China)

Correspondence to: ZHOU Bingni 13211230003@fudan.edu.cn

[Abstract] Objective: Androgen deprivation therapy (ADT) is one of the primary treatments for prostate cancer (PCa) patients. However, morphology and pathological characteristics of prostate glands and PCa lesions will significantly change after ADT, which limit the value of conventional multiparametric magnetic resonance imaging (mpMRI) parameters and evaluation criteria in the evaluation of ADT response. This study aimed to explore the value of the Delta-radiomics of the intratumoural area (IA) and peritumoural area (PA) based on mpMRI to predict the response to ADT in PCa. **Methods:** Patients with pathologically confirmed PCa who underwent mpMRI examinations both before and after ADT at Fudan University Shanghai Cancer Center between January 2013 and December 2020 were analyzed retrospectively. The patients were divided into a significant residual (SR) group and complete response and minimum residual disease (CR/MRD) group according to pathological results after ADT. Three types of volumes of interest (VOIs) were obtained for each lesion: IA VOI, IA+3 mm PA VOI, and IA + 6 mm PA VOI. Radiomics features were extracted, and Delta-radiomics data were calculated. The Delta-radiomics model, clinical model, and combined model were developed by logistic regression methods. Model performance was evaluated by receiver operating characteristic curve and the area under the curve (AUC). The DeLong test was used to compare the AUC values among the different models. **Results:** A total of 109 patients were included, and 69 patients in the SR group and 40 patients in the CR/MRD group were included. The AUCs of the IA, IA+3 mm PA and IA+6 mm PA Delta-radiomics models were 0.78, 0.84 and 0.79, respectively. The AUC of the clinical model was 0.80. The AUCs of the combined models of IA, IA+3 mm PA, and IA+6 mm PA were 0.89, 0.92, and 0.90, respectively. The DeLong test demonstrated significant differences ($P<0.05$) in the predictive performance between the combined model (IA+3 mm PA) and the clinical model. **Conclusion:** Delta-radiomics can effectively predict the response to ADT, with the IA+3 mm PA radiomics model achieving the best diagnostic performance. Compared with the clinical model, the combined model (IA+3 mm PA) can significantly improve the accuracy of predicting the response to ADT.

[Key words] Prostate cancer; Androgen deprivation therapy; Multiparametric magnetic resonance imaging; Delta-radiomics; Treatment response prediction

全球范围内前列腺癌 (prostate cancer, PCa) 的发病率逐年增加^[1], 中国68%的前列腺癌患者在初诊时即为晚期或转移性疾病^[2-3]。雄激素剥夺治疗 (androgen deprivation therapy, ADT) 是晚期和转移性PCa的主要治疗方法, 也是放疗和手术前的重要辅助治疗方法。多项研究^[4]表明, ADT后完全缓解 (complete response, CR) 和微量残留病灶 (minimal residual disease, MRD) 患者的预后相似, 明显优于有显著残留 (significant residual, SR) 病变的患者。目前, 对于前列腺癌ADT的效果评估主要有赖于血清前列腺特异性抗原 (prostate-specific antigen, PSA) 的检测, 然而其不仅受原发病灶的影响, 同时还受转移性病变的影响, 无法有效区分两者之间的差异^[5]。与此同时, 神经内分泌分化在ADT治疗的前列腺癌患者中较常见, 但PSA并不能有效地反映出来^[6]。

多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 目前已成为PCa检测、分期和疗效监测的重要工具。ADT

后前列腺腺体萎缩、纤维化导致T2加权成像 (T2-weighted imaging, T2WI) 图像上前列腺组织的信号降低, 从而影响病灶边缘的区分及肿瘤病灶的检出^[7-8]; 前列腺腺体的密度减低、体积减小, 分布更疏松, 其表观弥散系数 (apparent-diffusion coefficient, ADC) 值显著减低, 而肿瘤病灶的ADC值没有明显变化^[7]; 血供变化方面, ADT会导致前列腺组织中的血供减少, 而残留肿瘤病灶的血管增加^[9-10]。ADT后前列腺腺体及瘤灶均发生明显形态及病理学改变, 从而影响残留病灶的检出, 根据传统影像学诊断经验评估ADT效果的效能仅为0.5^[11-12]。

近年来有学者尝试运用影像组学、人工神经网络等对前列腺癌ADT疗效进行评估。Chen等^[13]通过支持向量机及逻辑回归法对前列腺癌患者ADT后双参数磁共振图像进行分析和建模, 结果显示平均ADC值对ADT效果的预测效能为0.59, 而影像组学模型的预测作用显著高于ADC值为0.74。然而, 既往研究中常仅使用治疗前或治疗

后单次图像为研究重点，并且研究特征仅集中在肿瘤内部区域（瘤内），并未探索肿瘤周围区域（瘤周）的影像组学信息。

因此，本研究的主要目的包括以下3点：①探究前列腺癌ADT治疗前后瘤内和瘤周的影像组学特征的动态变化能否有效预测ADT效果；②分析能提供有效诊断信息的瘤周范围；③探索病灶瘤内、瘤周影像组学信息及临床特征联合分析的有效方式。

1 资料和方法

1.1 研究对象

回顾并收集2013年1月—2020年12月在复旦大学附属肿瘤医院接受ADT的前列腺癌患者资料。纳入标准：①接受经直肠超声引导前列腺系统性+靶向穿刺活检证实的前列腺癌患者；②阶段性治疗中仅接受ADT；③阶段性ADT治疗前后均行mpMRI检查；④阶段性ADT治疗完成后2周行前列腺癌根治术或穿刺活检术，活检术阴性的患者需6个月后行mpMRI证实无变化，且6个月随访期内PSA未见上升；⑤MRI影像序列

完整，包括T1加权像（T1-weighted imaging, T1WI）、T2WI、弥散加权像（diffusion-weighted imaging, DWI）和动态对比增强（dynamic contrast enhancement, DCE）；⑥随访时间 ≥ 2 年。排除标准：①未行活检或活检证实阴性的患者；②阶段性治疗期间接受其他治疗，包括放射治疗、消融治疗或栓塞、化疗、免疫治疗；③阶段性ADT治疗前或治疗后未行MRI检查；④阶段性ADT治疗完成后未行前列腺癌根治术、穿刺活检术，或无法证实病灶状态；⑤影像学资料不完整，或图像质量不佳，或图像伪影明显；⑥随访时间小于2年。

1.2 MRI检查

MRI检查采用美国GE公司的SIGNA Pioneer 3.0 T扫描仪（16通道相控阵体部线圈）及德国Siemens公司的Magnetom Skyra 3.0 T扫描仪（16通道相控阵体部线圈）。主要检查序列包括横轴位T2WI、DWI、DCE序列（表1）。

ADC图像均由DWI图像在GE工作站采用单指数拟合模型计算生成： $S_b/S_0 = \exp(-b \times ADC)$ ， S_0 是无弥散敏感系数下的信号强度， S_b 表示有弥散敏感系数下的强度， b 表示弥散敏感系数。

表1 磁共振参数设置

Tab.1 MRI sequence parameters

参数	磁共振扫描仪1 (Magnetom Skyra)			磁共振扫描仪2 (SIGNA Pioneer)		
	T2WI	DWI	DCE	T2WI	DWI	DCE
序列	FSRSE	RS-EPI	VIBE	FSE	FOCUS	LAVA
重复时间/回波时间/ms	7 120/89	4 670/63	4.1/1.23	3 286/85	4 581.0/74.1	4.1/1.5
激励次数	2	8	1	3	8	1
层厚/mm	3.5	3.5	2.1	4	4	3
层间距/mm	0	0	0.5	0.5	1	0
视野/mm×mm	220×220	240×180	350×350	220×220	200×100	420×336
矩阵	320×320	88×116	384×384	288×256	102×50	320×208
其他	b值: 0、1 000、1 500 mm ² /s 扫描时间361 s			b值: 0、1 000、1 500 mm ² /s 扫描时间362 s		

FSRSE: 快速翻转快速自旋回波 (fast recovery fast spin echo); RS-EPI: 分段读出平面回波成像 (readout-segmented echo-planar imaging); VIBE: 三维容积内插屏气检查 (volumetric interpolated breath-hold examination); FSE: 快速自旋回波 (fast spin echo); FOCUS: 高清小视野弥散加权成像 (field of view optimized and constrained undistorted single-shot); LAVA: 肝脏容积加速采集 (liver acquisition with volume acceleration)。

1.3 病理学分析

病理学分析：①基线行系统穿刺+靶向穿刺活检术。②患者治疗后行前列腺癌根治术或系统穿刺+靶向穿刺活检术。术后将前列腺组织标本

在5%福尔马林中固定24 h，后将所有标本切割切片（厚度，7~8 μm ）并用HE染色。HE染色切片由高年资泌尿生殖系统病理学专家（10年泌尿系统疾病诊断经验）进行评估，基线时记录标

本的Gleason评分, 治疗后标本分为两类: SR和CR/MRD两组。CR病理学特征为腺体体积减小、腺体密度降低和腺周密度增加以及癌细胞几乎完全变性等^[14]。当存在残留病灶, 最大横截面小于5 mm时为MRD, 最大横截面大于5 mm时为SR。当穿刺活检标本为阴性或所有残留病灶直径和小于5 mm时, 需结合6个月的PSA及mpMRI随访, 若PSA无上升, 6个月mpMRI复查无变化, 则将患者归入CR/MRD组; 若PSA上升, 和/或mpMRI上出现可疑病灶、原可疑病灶增大, 则将患者归入SR组。

1.4 影像学分析及病灶分割

由2名分别具有10年、16年泌尿系统影像诊断经验的放射科医师根据mpMRI表现, 依照前列腺影像报告和数据系统(Prostate Imaging Reporting and Data System, PI-RADS) 2.1版对患者影像进行评分, 当评分存在差异时, 2名医师通过讨论达成一致。

所有MRI图像以DICOM格式存储, 加载至图像处理平台ITK-SNAP软件(3.8.0版本, <http://www.itksnap.org>), 由1名具有10年泌尿系统MRI影像诊断经验的放射科医师手动分割全瘤

病灶感兴趣区(volume of interest, VOI)。图像分割包括瘤内VOI分割、瘤内+瘤周VOI分割。

执行者分别在治疗前后的T2WI、ADC ($b=1\ 500\ \text{s}/\text{mm}^2$)及DCE图像上, 结合病理学信息逐层手动勾画出病灶的边界, 获取完整全瘤VOI。瘤周范围选择方面, 本研究在开展前先行预实验探索可行性, 预实验中设置3、6、9、12 mm共4组瘤周范围, 然而9、12 mm瘤周辅助诊断价值不佳, 3、6 mm瘤周辅助诊断价值良好, 进一步结合既往研究^[15-17]最终选择3、6 mm瘤周作为本次研究范围。运用膨胀算法对各个序列获得的VOI进行处理^[18], 将VOI轮廓自动外扩3、6 mm。既往研究^[17, 19]发现, MRI中前列腺周围脂肪组织可以预测前列腺癌的侵袭性, 因此保留瘤周超出前列腺包膜和前列腺周围脂肪组织, 手动移除了覆盖的直肠、尿道和膀胱区域, 获得肿瘤+瘤周VOI(图1)。随机选择30例患者, 8周后重复上述过程以评估观察者内相关系数, 并由另1名具有16年泌尿系统MRI影像诊断经验的放射科医师同样完成VOI勾画, 以评价观察者间一致性。

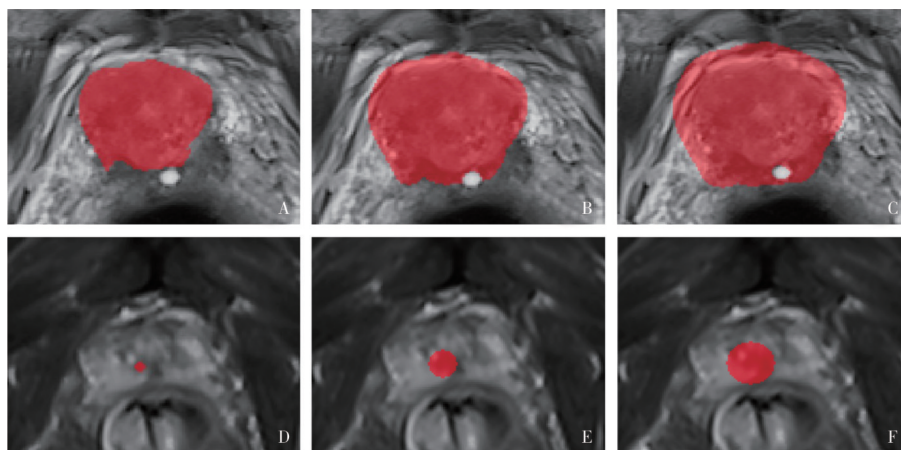


图1 瘤内及瘤周VOI勾画示例图

Fig.1 Segmentation of VOIs of intratumoural area and peritumoural area

A: 治疗前瘤内VOI; B: 治疗前瘤内+3 mm瘤周VOI; C: 治疗前瘤内+6 mm瘤周VOI; D: 治疗后瘤内VOI; E: 治疗后瘤内+3 mm瘤周VOI; F: 治疗后瘤内+6 mm瘤周VOI。

1.5 影像组学特征提取

首先, 对所有图像行预处理: ①采用B样条曲线插值算法将每个图像的体素大小各向同性地

重新采样为 $1\ \text{mm}^3$; ②将图像离散到256个灰度级。而后, 运用开源Python软件包(Pyradiomics 3.0.1)对整合的原始数据及VOI提

取影像组学特征,包括直方图特征、形态特征、纹理特征[基于灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、灰度依赖矩阵(gray-level dependence matrix, GLDM)、灰度游程长度矩阵(gray-level run length matrix, GLRLM)、灰度区域大小矩阵(gray-level size zone matrix, GLSZM)、邻域灰度差矩阵(neighborhood gray-tone difference matrix, NGTDM)所提取的特征]和小波特征。对每个VOI共提取851个特征:18个一阶直方图特征、14个形状特征、75个纹理特征(24个GLCM特征、14个GLDM特征、16个GLRLM特征、16个GLSZM特征、5个NGTDM特征)、744个小波特征。小波特征是在X、Y、Z方向上对原始图像VOI进行小波变化的特征^[20]。根据低通(L)及高通(H)滤波器的不同组合(HLL、LHL、HLH、HHL、HHH、LHH、LLH和LLL)将图像进行8次变化,而后的每个VOI再提取18个直方图特征、75个纹理特征,共获得744个小波特征。随后用ADT前后的影像学特征变化率(DeltaRF)来描述瘤内VOI、瘤内+3 mm瘤周VOI、瘤内+6 mm瘤周VOI。DeltaRF计算见公式(1):

$$\text{DeltaRF} = (\text{RF}_{\text{ADT后}} - \text{RF}_{\text{基线}}) / \text{RF}_{\text{基线}} \quad (1)$$

1.6 影像组学特征选择及优化

在构建模型前,首先对手动分割VOI进行一致性和可重复性评估,对同一执行者两次勾画的30例VOI及两名执行者分别勾画的30例VOI所提取的影像组学特征值使用组内、组间相关系数进行一致性检验,最终数据集只保留相关系数大于0.8的稳定特征用于构建分类模型。

从T2WI、ADC及DCE图像中提取的所有影像组学特征都包含在每例患者的初始特征库中。为消除数据缩放差异,使用Z分数标准化法对影像组学特征进行标准化。然后,使用单因素方差分析(one-way analysis of variance, ANOVA)、最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归^[21]算法、10折交叉验证找出预测能力最佳的特征子集,使用Wilcoxon秩和检验来评估SR组

和CR/MRD组所选特征之间的差异,而后构建相应的分类模型。

1.7 影像组学模型、临床模型、融合模型的构建及评价

本研究将数据集按7:3比例随机分为训练集和验证集,本研究中的验证集用于独立评估所建立模型的效能,而不参与任何模型构建或调整参数的步骤。运用逻辑回归建立3大模型,即影像组学模型、临床模型和融合模型。

对于影像组学模型,先将运用LASSO算法筛选到的影像学特征根据其对应的权重系数加权求和,以获得每个病灶的影像组学评分(Rad-score),再基于Rad-score构建影像组学模型。

对于临床模型,记录患者的年龄、基线PSA水平、前列腺体积、PSA密度(PSAD)、治疗后PSA水平、Gleason评分、TNM分期、ADT治疗时间。回溯患者随访过程,以是否进展为去势抵抗性前列腺癌(castration resistant prostate cancer, CRPC)预后指标。将除是否进展为CRPC以外的临床因素先进行单因素回归分析,然后将P值小于0.05的临床变量纳入多因素回归分析,最终用筛选到的临床变量构建临床预测模型。而后,融合模型由将筛选所得的Rad-score及临床特征进行结合建立获得。

最后,对所构建的预测模型进行如下评价:以受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线、曲线下面积(area under curve, AUC)及95%置信区间(CI)为模型效能的评价指标,并计算模型的准确度、灵敏度、特异度、阳性预测值及阴性预测值;使用DeLong检验比较模型间的AUC;构建融合模型的列线图,检验绘制校准曲线以确定模型的拟合优度,并计算布里尔分数。通过量化验证集中不同阈值概率下的临床净收益来确定临床模型、影像组学模型和联合模型的临床效能^[22],并绘制决策曲线。

1.8 统计学处理

使用Python(3.8)和R语言(3.5.2)进行统计学分析。符合正态分布的数据以 $\bar{x} \pm s$ 表示,非正态分布的数据以 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示,分类变量用

n (%) 表示。符合正态分布的连续变量采用独立样本 t 检验比较分析, 非正态分布的连续变量运用 Mann-Whitney U 检验分析, 分类变量的比较采用 χ^2 检验或 Fisher 精确概率检验。影像组学特征优化及预测模型评价的相关统计内容详见“1.6 影像组学特征选择及优化、1.7 影像组学模型、临床模型、融合模型的构建及评价”。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 研究人群基本特征

本研究共纳入 109 例患者, SR 组 69 例, CR/MRD 组 40 例 (图 2)。研究人群的基本临床特征如表 2 所示。患者年龄 50~93 岁, 平均年龄为 (70.00±7.63) 岁, 中位年龄 70 岁, 基线 PSA 中位水平 32.7 (12.22, 100.00) ng/mL, 治疗后 PSA 中位水平 0.11 (0.01, 0.75) ng/mL。在 SR、CR/MRD 组中, 基线 PSA、PSAD、治疗后 PSA、

T 分期、M 分期, 差异均有统计学意义 ($P < 0.05$)。预后指标方面, 随访周期中共 26 例患者进展为 CRPC, SR 组 (21 例) 显著多于 CR/MRD 组 (5 例, $P < 0.05$)。

2.2 影像组学模型的构建

经计算每例患者每个类别 (瘤内、瘤内+3 mm 瘤周、瘤内+6 mm 瘤周) 初始的特征库分别包括特征变化率 $851 \times 3 = 2\,553$ 个, 消除同一观察者内和不同观察者间重复性相关系数低于 0.8 的特征后, 瘤内、瘤内+3 mm 瘤周、瘤内+6 mm 瘤周分别有 648、881 和 911 个特征, 进一步方差分析后分别保留 303、450 和 436 个特征。对所使用的影像组学特征值进行线性组合, 按其各自的权重系数加权相加计算, 以获得相应的 Rad-score。而后使用 LASSO 算法进一步选择保留特征, 最终瘤内、瘤内+3 mm 瘤周、瘤内+6 mm 瘤周分别具有 4、5 和 5 个最佳特征 (表 3)。所有选定特征在 SR 和 CR/MRD 间差异有统计学意义, 训练集和验证集中 P 值均小于 0.01。

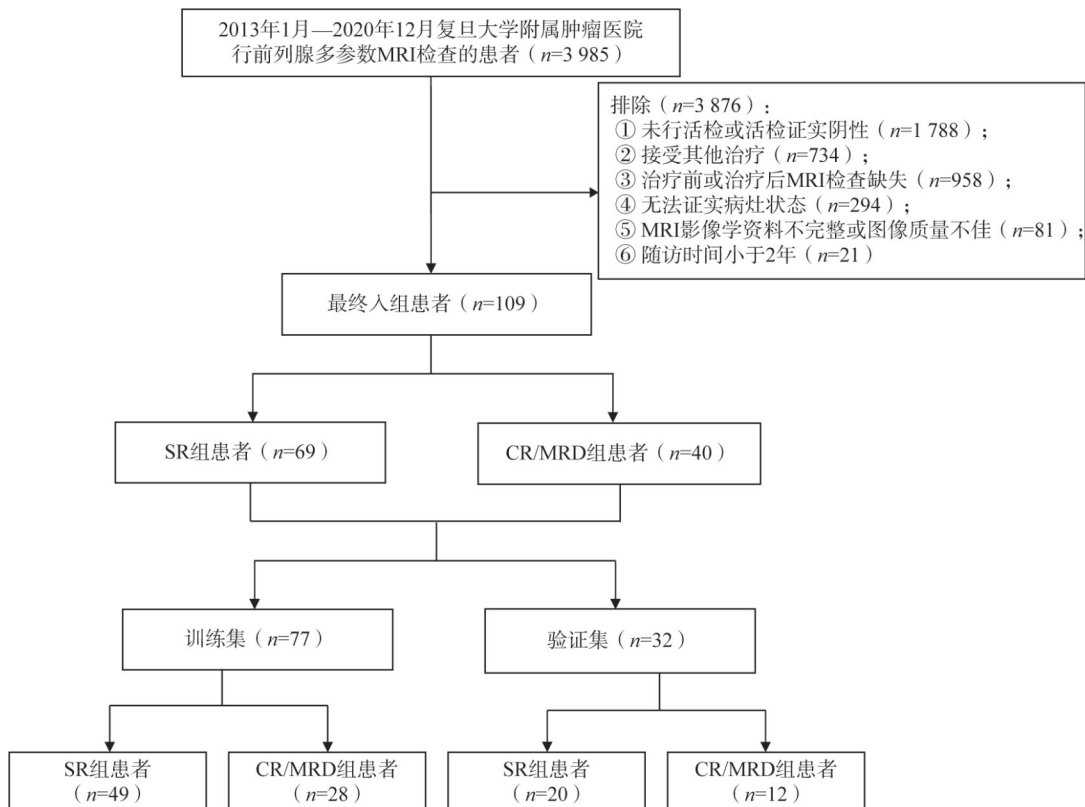


图2 患者纳入流程图

Fig.2 Flowchart of the patient population

表2 研究人群的基本临床特征

Tab.2 Clinical characteristics of patients with prostate cancer

临床特征	$\bar{x}\pm s$ 或 $M(P_{25},P_{75})$ 或 $n(\%)$					
	训练集 ($n=77$)			验证集 ($n=32$)		
	SR ($n=49$)	CR/MRD ($n=28$)	P 值	SR ($n=20$)	CR/MRD ($n=12$)	P 值
年龄/岁	68.67±7.86	72.61±6.97	0.029	70.95±7.06	70.83±8.05	0.924
基线PSA/ (ng·mL ⁻¹)	55.80 (20.60, 133.00)	13.81 (9.64, 29.87)	<0.001	75 (19.93, 130.50)	9.93 (8.72, 45.98)	0.017
前列腺体积/mL	44.11 (26.47, 70.36)	39.68 (27.12, 46.97)	0.379	36.13 (28.63, 59.33)	37.43 (25.80, 68.31)	0.863
PSAD/ (ng·mL ⁻²)	1.22 (0.37, 3.94)	0.36 (0.23, 0.79)	<0.001	1.62 (0.39, 4.72)	0.39 (0.21, 0.62)	<0.001
治疗后PSA/ (ng·mL ⁻¹)	0.27 (0.08, 0.95)	0.01 (0.01, 0.02)	<0.001	0.63 (0.09, 1.61)	0.01 (0.01, 0.01)	0.029
TNM分期						
T						
T2	3 (6.12)	11 (39.29)	<0.001	3 (15.00)	4 (33.33)	0.013
T3	12 (24.49)	12 (42.86)		7 (35.00)	8 (66.67)	
T4	34 (69.39)	5 (17.86)		10 (50.00)	0 (0)	
N						
N0	29 (59.18)	26 (92.86)	0.002	15 (75.00)	12 (100.00)	0.059
N1	20 (40.82)	2 (7.14)		5 (25.00)	0 (0)	
M						
M0	19 (38.78)	24 (85.71)	<0.001	13 (65.00)	12 (100.00)	0.020
M1	30 (61.22)	4 (14.29)		7 (35.00)	0 (0)	
Gleason评分						
6	1 (2.04)	5 (17.86)	<0.001	2 (10.00)	3 (25.00)	0.446
7	4 (8.16)	12 (42.86)		6 (30.00)	2 (16.67)	
≥8	44 (89.80)	11 (39.29)		12 (60.00)	7 (58.33)	
PI-RADS评分						
3	0 (0)	4 (14.29)	0.020	2 (10.00)	3 (25.00)	0.460
4	5 (10.20)	4 (14.29)		1 (5.00)	1 (8.33)	
5	44 (89.80)	20 (71.43)		17 (85.00)	8 (66.67)	
治疗时间						
<3个月	14 (28.57)	5 (17.86)	0.137	5 (25.00)	1 (8.33)	0.344
3~6个月	20 (40.82)	8 (28.57)		7 (35.00)	7 (58.33)	
>6个月	15 (30.61)	15 (53.57)		8 (40.00)	4 (33.33)	

表3 构建模型的影像组学特征及其权重系数

Tab.3 Selected radiomics features

影像学特征	权重系数
瘤内	
Wavelet-HHL_glrml_RunEntropy_ADC	-0.249 782 91
Wavelet-HHL_glcm_InverseVariance_DCE	0.022 823 61
Wavelet-HHL_glszm_ZoneEntropy_DCE	-0.093 442 77
Wavelet-LLL_firstorder_Entropy_DCE	-0.034 787 81
瘤内+3 mm瘤周	
Wavelet-LLL_glcm_Imc1_T2	0.107 759 74
Wavelet-LHH_glszm_ZoneEntropy_ADC	-0.107 024 83
Wavelet-HLL_glrml_RunEntropy_ADC	-0.181 843 95
Wavelet-LLL_ngtdm_Busyness_ADC	0.061 155 29
Wavelet-LLL_glcm_SumEntropy_DCE	-0.284 220 52
瘤内+6 mm瘤周	
Wavelet-HLL_glrml_RunEntropy_ADC	-0.255 668 06
Wavelet-HLL_glcm_Correlation_DCE	0.021 688 50
Wavelet-HLH_firstorder_Kurtosis_DCE	0.054 982 86
Wavelet-LLL_glcm_SumEntropy_DCE	-0.181 508 45
Wavelet-LLL_glszm_ZoneEntropy_DCE	-0.031 663 95

2.3 影像组学模型的效能

将选取的影像组学变化特征分别构建3个影像组学模型：瘤内模型、瘤内+3 mm瘤周模型、瘤内+6 mm瘤周模型。如表4显示，3种模型在训练集和验证集中诊断效能均良好。瘤内+3 mm瘤周模型显示出最佳的诊断效果，在训练集和验证集中AUC均最高，训练集AUC=0.85 (95% CI 0.76~0.94)，验证集AUC=0.84 (95% CI 0.69~0.99)。训练集中瘤内+6 mm瘤周模型AUC与瘤内模型相等均为0.79 (95% CI分别为0.68~0.89、0.69~0.90)，在验证集中瘤内+6 mm瘤周模型 (AUC=0.79, 95% CI 0.62~0.96) 略高于瘤内模型 (AUC=0.78, 95% CI 0.60~0.95)，均低于瘤内+3 mm瘤周模型。

2.4 临床模型及融合模型的效能

经单因素及多因素分析, 最终筛选保留T分期作为临床特征纳入临床模型。训练集AUC为0.81 (95% CI 0.73~0.89), 验证集AUC为0.80 (95% CI 0.69~0.91)。结合筛选到的临床变量和Rad-score构建融合模型, 得到3种模型: 融合模型1 (瘤内), 融合模型2 (瘤内+3 mm瘤周), 融

合模型3 (瘤内+6 mm瘤周)。

如表4所示, 3种模型在训练集和验证集中均有良好的诊断效能, 其中融合模型2在训练集和验证集中均呈现最高效能, AUC分别为0.93 (95% CI 0.87~0.99)、0.92 (95% CI 0.83~1.00)。融合模型1和融合模型3在两个集合中AUC均相近 (图3)。

表4 各模型的诊断效能

Tab.4 Performance of various models

模型	AUC (95% CI)	准确度	灵敏度	特异度	阳性预测值	阴性预测值	阳性似然比	阴性似然比	F1值	马修斯相关系数
训练集										
临床模型	0.81 (0.73~0.89)	0.77	0.89	0.69	0.63	0.92	2.92	0.15	0.74	0.56
影像组学模型 (瘤内)	0.79 (0.69~0.90)	0.78	0.79	0.78	0.67	0.86	3.50	0.28	0.72	0.55
影像组学模型 (瘤内+3 mm瘤周)	0.85 (0.76~0.94)	0.81	0.71	0.86	0.74	0.84	5.00	0.33	0.73	0.58
影像组学模型 (瘤内+6 mm瘤周)	0.79 (0.68~0.89)	0.71	0.75	0.69	0.58	0.83	2.45	0.36	0.66	0.43
融合模型1 (瘤内)	0.89 (0.82~0.97)	0.86	0.75	0.92	0.84	0.87	9.19	0.27	0.79	0.69
融合模型2 (瘤内+3 mm瘤周)	0.93 (0.87~0.99)	0.90	0.86	0.92	0.86	0.92	10.50	0.16	0.86	0.78
融合模型3 (瘤内+6 mm瘤周)	0.90 (0.83~0.97)	0.83	0.93	0.78	0.70	0.95	4.14	0.09	0.80	0.68
验证集										
临床模型	0.80 (0.69~0.91)	0.75	1.00	0.60	0.60	1.00	2.50	0.00	0.75	0.60
影像组学模型 (瘤内)	0.78 (0.60~0.95)	0.75	0.67	0.80	0.67	0.80	3.33	0.42	0.67	0.47
影像组学模型 (瘤内+3 mm瘤周)	0.84 (0.69~0.99)	0.75	0.67	0.80	0.67	0.80	3.33	0.42	0.67	0.47
影像组学模型 (瘤内+6 mm瘤周)	0.79 (0.62~0.96)	0.72	0.75	0.70	0.60	0.82	2.50	0.36	0.67	0.44
融合模型1 (瘤内)	0.89 (0.78~1.00)	0.81	0.67	0.90	0.80	0.82	6.67	0.37	0.73	0.59
融合模型2 (瘤内+3 mm瘤周)	0.92 (0.83~1.00)	0.84	0.92	0.80	0.73	0.94	4.58	0.10	0.81	0.70
融合模型3 (瘤内+6 mm瘤周)	0.90 (0.79~1.00)	0.75	1.00	0.60	0.60	1.00	2.50	0.00	0.75	0.60

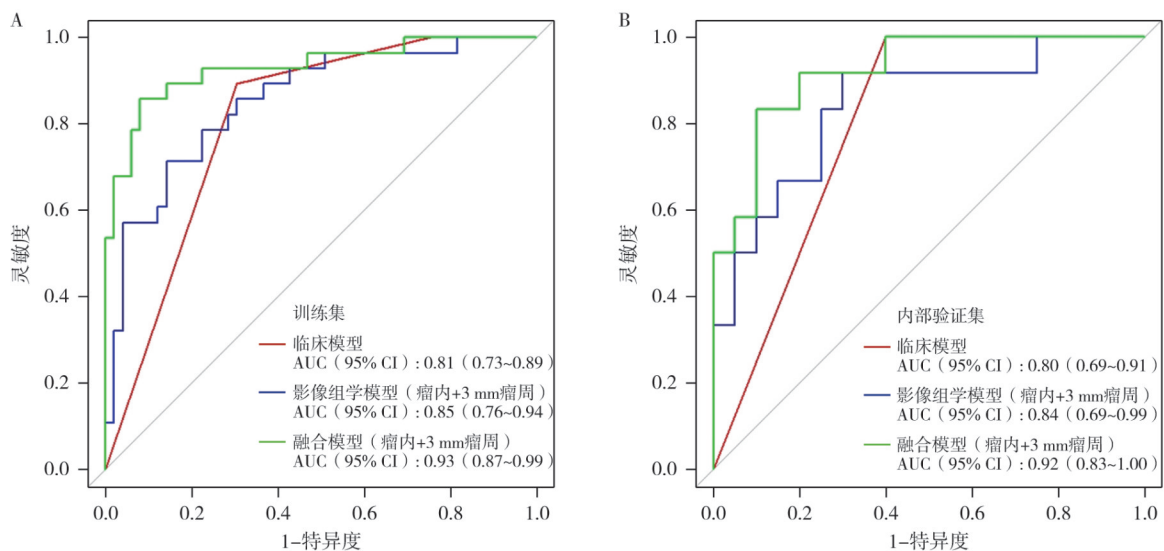


图3 训练集和验证集的不同模型的ROC曲线

Fig.3 ROC curves of various models

DeLong 检验 (表5) 显示融合模型2与临床模型相比, 在训练集、验证集中差异均有统计学意义 ($P<0.05$)。融合模型1、融合模型3与临床模型相比, 在训练集中差异有统计学意义 ($P<0.05$), 在验证集中差异无统计学意义 ($P>0.05$)。而临床模型与3个影像组学模型的效能相比, 在训练集和验证集中的差异均无统计学意义 ($P>0.05$)。

表5 融合模型与临床模型的诊断效能对比

Tab.5 Comparison of the clinical and combined models

融合模型	临床模型	P值
融合模型1 (瘤内)	训练集	0.004
	验证集	0.117
融合模型2 (瘤内+3 mm瘤周)	训练集	<0.001
	验证集	0.035
融合模型3 (瘤内+6 mm瘤周)	训练集	0.003
	验证集	0.112

2.5 列线图

结合临床模型、影像组学 (瘤内+3 mm瘤周) 的融合模型列线图如图4所示。分值表示 Rad-score 和 T分期不同数值的相对应的分数。总分由患者两个指标所对应的分值计算得到, 不同数值对应不同的 CR/MRD可能性。该融合模型中 CR/MRD可能性为0.001~0.99。

校准曲线图 (图5A、B) 可以表明疗效预测结果与病理学检查结果之间的一致性, 训练集和验证集的 P 值均大于0.05, 表明这两个数据集中的预测值和真值间差异均无统计学意义, 具有良好的一致性。决策曲线显示 (图5C、D), 在训练集和验证集中融合模型预测 ADT 疗效比使用临床模型、影像模型拥有更高的临床净获益 (训练集: 阈值概率范围0.08~1.00, 验证集: 阈值概率范围0.01~0.95)。

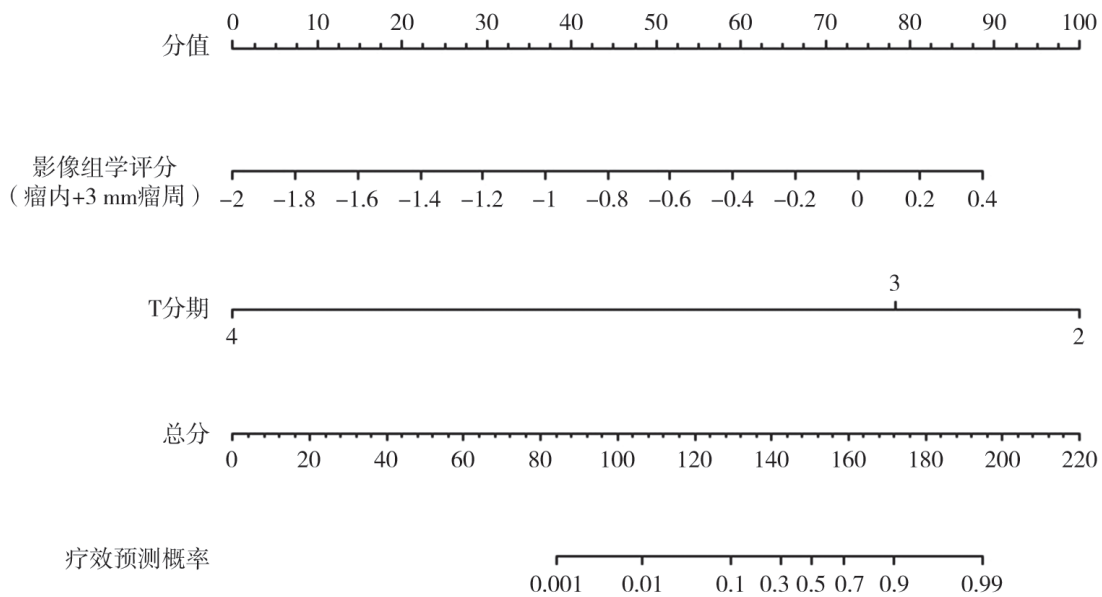


图4 融合模型 (瘤内+3 mm瘤周) 对ADT治疗效果预测列线图

Fig.4 The nomogram of the combined model (intratumoural area+3 mm peritumoural area)

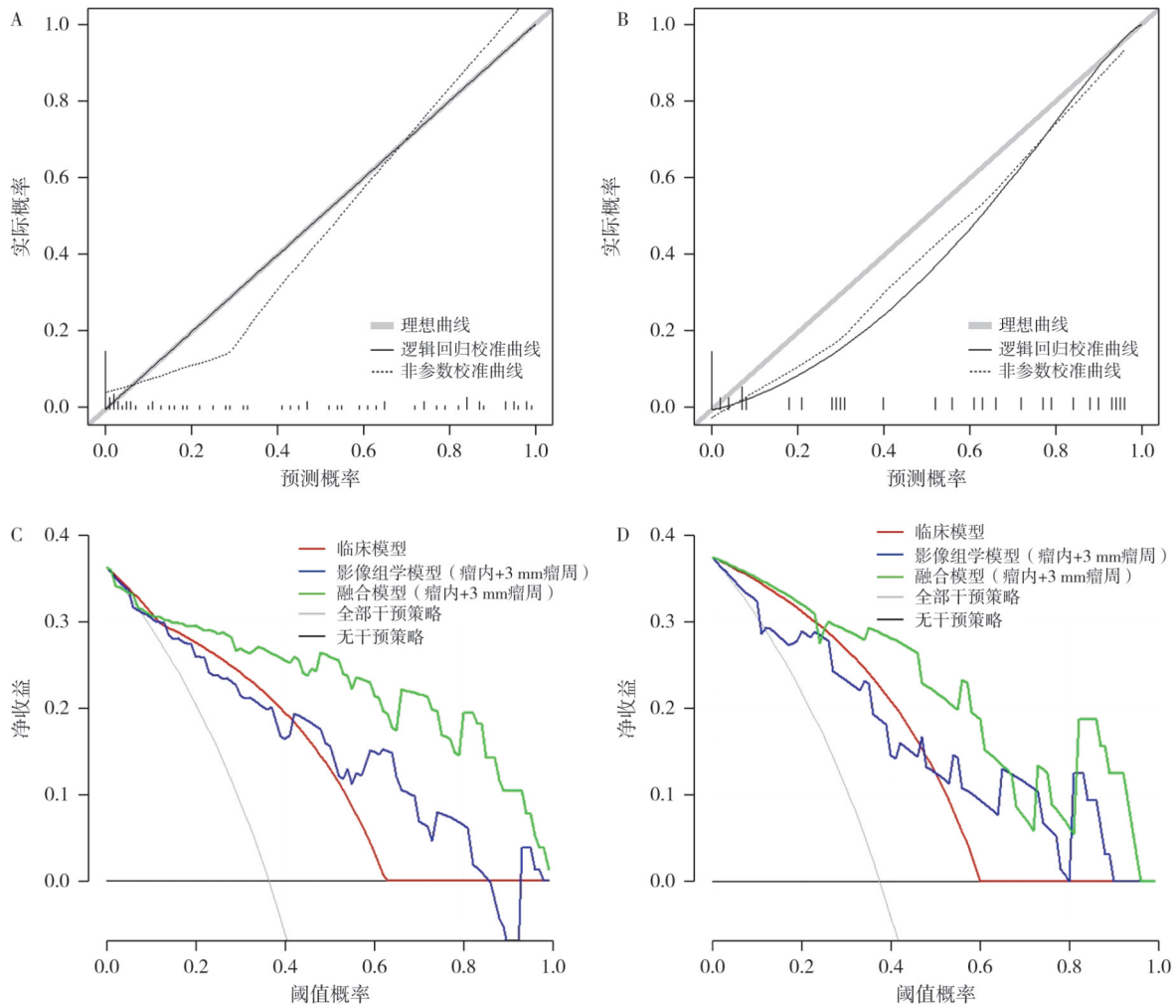


图5 模型的校准曲线和决策曲线

Fig.5 Calibration curves and decision curve analysis curves of the models

A、B: 校准曲线显示训练集 (A) 及验证集 (B) 中融合模型 (瘤内+3 m m瘤周) 预测 ADT 治疗效果与病理学检查结果一致性良好。C、D: 决策曲线显示训练集 (C) 及验证集 (D) 中决策曲线表明临床-影像组学 (瘤内+3 m m瘤周) 的融合模型具有良好的临床实用性。

3 讨 论

本研究尝试使用患者治疗前后的多参数MRI图像组学特征变化率, 并且将研究范围扩展至肿瘤周围组织, 通过研究影像组学特征变化来探索预测ADT治疗效果的可行性。近年来, 越来越多研究^[23]表明, 在肿瘤的生成及进展过程中, 肿瘤微环境起着重要的作用。在乳腺癌等肿瘤瘤周的研究中发现, 肿瘤周围区域与基质反应和免疫浸润有关, 可能是肿瘤形成、增殖的危险因素^[24-27]。前列腺癌方面, 瘤周相关的影像-病理生理学研究较少, Algohary等^[16]对前列腺癌瘤

周病理学变化进行初步概念实验研究, 发现高风险前列腺癌瘤周区域上皮细胞和淋巴细胞密度较高。这些影像及病理生理学的发现为我们探索MRI上病灶瘤周影像组学特征提供了可靠的依据。Zhang等^[15]探索了基于瘤内及瘤周的MRI影像组学特征对临床显著性前列腺癌的预测作用, 结果显示瘤内及瘤周融合模型的预测效能最佳。Algohary等^[16]结合双参数MRI上的瘤周和瘤内放射组学特征尝试对前列腺癌进行风险分层, 发现瘤内、瘤周组织影像组学模型在预测前列腺癌风险方面有相似的效能, 当两者联合运用时预测效能显著提高。这两项研究提示瘤周影像组学特征在前列腺癌相关研究中能提供更多信

息,这与本研究的结论一致,瘤内+瘤周模型拥有更高的预测效能。影像组学模型和临床模型性能相当,其中瘤内+3 mm瘤周的影像组学模型分类效能略优,但差异均无统计学意义。影像组学特征仅基于影像信息,未整合临床变量,因此所反映的生物学信息存在一定的局限性,从而限制了模型的表现。但是,当临床特征与影像组学特征融合时,模型能够综合多维信息,预测性能大幅提升。

关于瘤周范围,既往研究的具体范围不完全相同,多为探索性的尝试,而何种范围能提供最有效的诊断信息也未有定论。Braman等^[28]探索了0~15 mm范围瘤周区域影像组学特征与乳腺癌的肿瘤生物学特征的相关性,发现0~3 mm瘤周与淋巴细胞浸润密度的相关性最为显著。Algoahary等^[16]的研究中选择0~12 mm瘤周范围,每3 mm为一组,提取影像组学特征来预测前列腺癌风险分层,结果显示3~6 mm、9~12 mm较其他范围更具鉴别意义。Zhang等^[15]应用5 mm瘤周特征预测临床显著前列腺癌,显示瘤周能提供更多诊断信息。因此,本研究探索了3 mm及6 mm两组瘤周区域的影像组学对ADT疗效预测效能的提升作用,结果发现与瘤内结合时3 mm瘤周较6 mm瘤周更能有效提高预测效能,这可能与瘤周范围的扩大使得更多正常的前列腺组织包括在内有关,相应的预测效能反而会降低。因此,一定范围的瘤周可提升模型的预测性能,但过大范围的瘤周并无益处。

此外随着瘤周的外扩,部分区域可能会超越前列腺范围,对这部分区域的处理方式目前尚无共识。Zhang等^[15]、Algoahary等^[16]学者在研究中将VOI超出前列腺边缘的部分去除,而Bai等^[17]学者在研究中保留瘤周超出前列腺包膜和前列腺周围脂肪组织的部分。既往研究^[19]证实前列腺周围脂肪组织可以预测前列腺癌的侵袭性,其体积与患者进展为CRPC的时间、肿瘤对ADT的反应之间存在相关性^[29]。因此本研究中,尝试保留瘤周超出前列腺范围的部分,以期能为预测ADT疗效提供更多有价值的信息。

Delta影像组学主要研究图像度量随着时间

所产生的变化,以及由此演变出的重要临床信息,近年来受到越来越多的关注。Shayesteh等^[30]运用机器学习探索结直肠癌治疗前后MRI影像组学及其变化率预测治疗反应,结果发现全面的Delta影像组学模型显著优于治疗前后的特征模型。Sushentsev等^[31]比对MRI影像组学特征变化率和前列腺癌序贯影像学变化评估系统在主动监测前列腺癌进展中的预测效能,结果显示两者性能相当。在ADT疗效预测方面,Delta影像组学尚未有探索,因此本研究进行了初步尝试,并发现Delta影像组学与临床特征融合模型能有效预测ADT疗效。本研究中经过分析、筛选最后保留用于构建模型的特征均为小波特征。小波是可以在不同尺度上重复使用的数学函数,用于分解信号并在时间尺度平面上提供更好的分辨率特性^[32]。小波特征是图像通过小波分解后计算所得一阶统计量以及纹理特征,而小波分解会改变原始图像像素的大小以及分布,因此所得特征与原始图像相比会发生改变,并可能产生新的特征^[33]。Yu等^[34]在运用磁共振成像放射组学预测术前腋窝淋巴结转移的研究中发现,增强图像及ADC图像小波特征与新辅助治疗是否应答之间有显著相关性。Zhou等^[35]的研究有类似的发现,小波特征较非小波特征能更好地预测局部进展乳腺癌新辅助治疗效果。本研究结果与这些既往研究结果一致,构建模型所用特征均为小波特征,提示小波特征能较原始图像更全面地反映病灶治疗前后的特征变化,为疗效评估提供更多可行性。熵是强度图像随机性的度量,尽管其差异的机制尚不完全清楚,但在本研究最终建立的影像学特征模型中贡献了大部分的有效特征。此外,既往研究^[36]表明T2WI无法有效检测ADT后的显著残留病变,而T2WI图像的影像组学特征也不能提高CR/MRD和SR灶的鉴别效能^[13]。本研究也有类似发现,最终建立的瘤内、瘤内+3 mm瘤周、瘤内+6 mm瘤周3组模型中,仅瘤内+3 mm瘤周模型中含有1个T2WI特征,说明ADC、DCE图像相比T2WI图更能描述病灶ADT治疗后的复杂变化。

本研究有几个局限性:首先,本研究为回顾

性研究,数据集相对较小,后续需通过大样本的前瞻性队列研究来进一步验证模型的预测效能。此外,验证集中瘤内和瘤内+3 mm瘤周影像组学模型的评估指标相同,可能与验证集样本量较小有关,该结果尚需在更大样本的独立队列中加以验证。其次,本研究为单中心研究,选择可能存在潜在的偏倚及研究结论的局限性,未来将寻求多中心合作,以进行外部验证。最后,瘤周区域的研究目前处于探索阶段,尚未形成共识。虽然既往研究证实前列腺周围脂肪组织与前列腺癌的侵袭性相关,但保留瘤周覆盖的前列腺周围脂肪组织区域对研究可能产生的潜在影响尚不明确,有待进一步研究。

综上所述,本研究验证了基于治疗前后瘤内及瘤周mpMRI的Delta影像组学对前列腺癌ADT效果可以进行有效预测,并探索了能辅助提升诊断效能的瘤周区域范围,发现3 mm瘤周可显著提升模型的预测性能,而过大范围的瘤周并不能带来益处。将瘤内、瘤周区域及临床信息进行联合,可以进一步提升预测效能,为临床提供更直观、可靠的前列腺癌ADT效果预测方法,从而为临床的治疗决策提供更精准、全面的信息。

第一作者:

李 榕 (ORCID: 0009-0005-2049-4372), 放射技师。

通信作者:

周冰妮 (ORCID: 0000-0002-6727-6154), 博士, 主治医师,
E-mail: 13211230003@fudan.edu.cn。

作者贡献声明:

李榕: 文献检索, 文章撰写, 数据资料收集; 王婷: 数据统计分析, 文章撰写; 吕泓: 数据资料收集, 病理学评估; 刘晓航: 技术支持, 影像学评估; 周良平: 技术支持, 论文审阅; 顾雅佳: 研究指导, 论文审阅; 周冰妮: 研究指导, 基金支持, 论文审校。

[参 考 文 献]

- [1] TEOH J Y C, HIRAI H W, HO J M W, et al. Global incidence of prostate cancer in developing and developed countries with changing age structures[J]. *PLoS One*, 2019, 14(10): e0221775.
- [2] ZHU Y, WANG H K, QU Y Y, et al. Prostate cancer in East Asia: evolving trend over the last decade [J]. *Asian J Androl*, 2015, 17(1): 48–57.
- [3] LI J, SIEGEL D A, KING J B. Stage-specific incidence rates and trends of prostate cancer by age, race, and ethnicity, United States, 2004–2014[J]. *Ann Epidemiol*, 2018, 28(5): 328–330.
- [4] MCKAY R R, MONTGOMERY B, XIE W L, et al. Post prostatectomy outcomes of patients with high-risk prostate cancer treated with neoadjuvant androgen blockade [J]. *Prostate Cancer Prostatic Dis*, 2018, 21(3): 364–372.
- [5] SAINI S. PSA and beyond: alternative prostate cancer biomarkers [J]. *Cell Oncol*, 2016, 39(2): 97–106.
- [6] PUCA L, VLACHOSTERGIOS P J, BELTRAN H. Neuroendocrine differentiation in prostate cancer: emerging biology, models, and therapies [J]. *Cold Spring Harb Perspect Med*, 2019, 9(2): a030593.
- [7] MURPHY W M, SOLOWAY M S, BARROWS G H. Pathologic changes associated with androgen deprivation therapy for prostate cancer [J]. *Cancer*, 1991, 68(4): 821–828.
- [8] PADHANI A R, MACVICAR A D, GAPINSKI C J, et al. Effects of androgen deprivation on prostatic morphology and vascular permeability evaluated with MR imaging [J]. *Radiology*, 2001, 218(2): 365–374.
- [9] RØE K, SEIERSTAD T, KRISTIAN A, et al. Longitudinal magnetic resonance imaging-based assessment of vascular changes and radiation response in androgen-sensitive prostate carcinoma xenografts under androgen-exposed and androgen-deprived conditions [J]. *Neoplasia*, 2010, 12(10): 818–825.
- [10] BARRETT T, GILL A B, KATAOKA M Y, et al. DCE and DW MRI in monitoring response to androgen deprivation therapy in patients with prostate cancer: a feasibility study [J]. *Magn Reson Med*, 2012, 67(3): 778–785.
- [11] COAKLEY F V, TEH H S, QAYYUM A, et al. Endorectal MR imaging and MR spectroscopic imaging for locally recurrent prostate cancer after external beam radiation therapy: preliminary experience [J]. *Radiology*, 2004, 233(2): 441–448.
- [12] RØE K, KAKAR M, SEIERSTAD T, et al. Early prediction of response to radiotherapy and androgen-deprivation therapy in prostate cancer by repeated functional MRI: a preclinical study [J]. *Radiat Oncol*, 2011, 6: 65.
- [13] CHEN Z Z, GU W J, ZHOU B N, et al. Radiomics based on biparametric MRI for the detection of significant residual prostate cancer after androgen deprivation therapy: using whole-mount histopathology as reference standard [J]. *Asian J Androl*, 2023, 25(1): 86–92.
- [14] PETRAKI C D, SFIKAS C P. Histopathological changes induced by therapies in the benign prostate and prostate adenocarcinoma [J]. *Histol Histopathol*, 2007, 22(1): 107–118.
- [15] ZHANG H, LI X L, ZHANG Y X, et al. Diagnostic nomogram based on intralesional and perilesional radiomics features and clinical factors of clinically significant prostate cancer [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2021, 53(5): 1550–1558.
- [16] ALGOHARY A, SHIRADKAR R, PAHWA S, et al. Combination of peri-tumoral and intra-tumoral radiomic features on bi-parametric MRI accurately stratifies prostate cancer risk: a multi-site study [J]. *Cancers*, 2020, 12(8): 2200.
- [17] BAI H L, XIA W, JI X F, et al. Multiparametric magnetic resonance imaging-based peritumoral radiomics for preoperative prediction of the presence of extracapsular extension with

- prostate cancer[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2021, 54(4): 1222–1230.
- [18] 张涵, 毛宁, 黄程, 等. 基于前列腺病变周围区域的MRI影像组学特征对临床显著性前列腺癌的诊断价值[J]. *临床放射学杂志*, 2021, 40(2): 377–381.
- ZHANG H, MAO N, HUANG C, et al. The value of prostate perilesional MRI radiomics features for diagnosis of clinically significant prostate cancer [J]. *J Clin Radiol*, 2021, 40(2): 377–381.
- [19] ZHAI T S, HU L T, MA W G, 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.
- [20] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1989, 11(7): 674–693.
- [21] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection *via* the lasso [J]. *J R Stat Soc Ser B Stat Methodol*, 1996, 58(1): 267–288.
- [22] VICKERS A J, CRONIN A M, ELKIN E B, et al. Extensions to decision curve analysis, a novel method for evaluating diagnostic tests, prediction models and molecular markers [J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2008, 8: 53.
- [23] BHOWMICK N A, NEILSON E G, MOSES H L. Stromal fibroblasts in cancer initiation and progression [J]. *Nature*, 2004, 432(7015): 332–337.
- [24] OCAÑA A, DIEZ-GÓNZÁLEZ L, ADROVER E, et al. Tumor-infiltrating lymphocytes in breast cancer: ready for prime time? [J]. *J Clin Oncol*, 2015, 33(11): 1298–1299.
- [25] ACERBI I, CASSEREAU L, DEAN I, et al. Human breast cancer invasion and aggression correlates with ECM stiffening and immune cell infiltration [J]. *Integr Biol*, 2015, 7(10): 1120–1134.
- [26] UEMATSU T. Focal breast edema associated with malignancy on T2-weighted images of breast MRI: peritumoral edema, prepectoral edema, and subcutaneous edema [J]. *Breast Cancer*, 2015, 22(1): 66–70.
- [27] LU P F, WEAVER V M, WERB Z. The extracellular matrix: a dynamic niche in cancer progression [J]. *J Cell Biol*, 2012, 196(4): 395–406.
- [28] BRAMAN N, PRASANNA P, WHITNEY J, et al. Association of peritumoral radiomics with tumor biology and pathologic response to preoperative targeted therapy for HER2 (ERBB2)-positive breast cancer [J]. *JAMA Netw Open*, 2019, 2(4): e192561.
- [29] SALJI M, HENDRY J, PATEL A, et al. Peri-prostatic fat volume measurement as a predictive tool for castration resistance in advanced prostate cancer [J]. *Eur Urol Focus*, 2018, 4(6): 858–866.
- [30] SHAYESTEH S, NAZARI M, SALAHSHOUR A, et al. Treatment response prediction using MRI-based pre-, post-, and delta-radiomic features and machine learning algorithms in colorectal cancer [J]. *Med Phys*, 2021, 48(7): 3691–3701.
- [31] SUSHENTSEV N, RUNDO L, BLYUSS O, et al. Comparative performance of MRI-derived PRECISE scores and delta-radiomics models for the prediction of prostate cancer progression in patients on active surveillance [J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(1): 680–689.
- [32] SUDARSHAN V K, MOOKIAH M R K, ACHARYA U R, et al. Application of wavelet techniques for cancer diagnosis using ultrasound images: a review [J]. *Comput Biol Med*, 2016, 69: 97–111.
- [33] 程梓轩. 小波分解对结直肠癌CT影像组学特征稳定性和诊断效能影响的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
- [34] YU Y F, HE Z F, OUYANG J, et al. Magnetic resonance imaging radiomics predicts preoperative axillary lymph node metastasis to support surgical decisions and is associated with tumor microenvironment in invasive breast cancer: a machine learning, multicenter study [J]. *EBioMedicine*, 2021, 69: 103460.
- [35] ZHOU J L, LU J H, 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.
- [36] PANEBIANCO V, VILLEIRS G, WEINREB J C, et al. Prostate magnetic resonance imaging for local recurrence reporting (PI-RR): international consensus-based guidelines on multiparametric magnetic resonance imaging for prostate cancer recurrence after radiation therapy and radical prostatectomy [J]. *Eur Urol Oncol*, 2021, 4(6): 868–876.

(收稿日期: 2025-10-22 修回日期: 2025-01-08)