

基于45% SUV_{max}阈值¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT多模态模型预测前列腺癌术后病理分级

崔建博¹, 王观筠², 张靖峰¹, 韩蕴¹, 赵东¹, 徐晓丹¹, 刘亚超¹, 徐白萱^{1*}

1.解放军总医院第一医学中心核医学科, 北京 100083; 2.首都医科大学附属北京友谊医院核医学科, 北京 100000; *通信作者 徐白萱 [✉xbx301@163.com](mailto:xbx301@163.com)

【摘要】目的 基于45%最大标准化摄取值阈值的¹⁸F前列腺膜特异性抗原-3Q PET/CT影像, 探讨构建多模态联合模型预测前列腺癌根治术后病理分级价值。**资料与方法** 采用回顾性队列研究, 连续纳入2021年1月—2024年12月解放军总医院第一医学中心经根治术后病理证实为前列腺癌的患者243例, 将2024年6月30日前的190例作为训练集, 其余53例作为验证集。分别构建基于PET影像组学参数、PET/CT影像组学参数、PET/CT影像组学联合临床参数的预测模型, 采用弹性网络等方法进行特征降维, 在5种机器学习方法中迭代训练100次并评估, 对最优模型进行Shapley加性解释。**结果** PET/CT联合临床参数构建的极端随机树模型在训练集及验证集中曲线下面积分别为0.868、0.860, 验证集敏感度、特异度分别为80.0%、84.2%。Shapley加性解释分析显示, 前列腺特异性抗原密度及GrayLevelNonUniformity是区分前列腺癌根治术后病理分级权重最高的特征。**结论** 本研究构建的前列腺膜特异性抗原PET/CT多模态多参数机器学习模型对预测前列腺癌根治术后病理分级具有较高的诊断价值。

【关键词】 前列腺肿瘤; 正电子发射计算机断层摄影术; 影像组学; 机器学习; 病理分级; 前列腺切除术; 预测

【中图分类号】 R445.5; R737.25; TP181 **【DOI】** 10.3969/j.issn.1005-5185.2026.04.015

¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT Based Multimodal Model with 45% SUV_{max} Threshold in Predicting Postoperative Pathological Grading of Prostate Cancer

CUI Jianbo¹, WANG Guanyun², ZHANG Jingfeng¹, HAN Yun¹, ZHAO Dong¹, XU Xiaodan¹, LIU Yachao¹, XU Baixuan^{1*}

Department of Nuclear Medicine, the First Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100083, China; *Address Correspondence to: XU Baixuan; E-mail: xbx301@163.com

【Abstract】Purpose Based on the ¹⁸F-prostate-specific membrane antigen 3Q PET/CT images with a 45% maximum standardized uptake value threshold, to explore the value of constructing a multimodal combined model for predicting pathological grade after radical prostatectomy for prostate cancer. **Materials and Methods** A retrospective cohort study design was adopted. A total of 243 patients with prostate cancer pathologically confirmed after radical prostatectomy were consecutively enrolled in the First Medical Center, Chinese PLA General Hospital from January 2021 to December 2024. Among them, 190 patients before June 30, 2024 were assigned to the training set, and the remaining 53 patients to the validation set. Predictive models were constructed respectively based on PET radiomic parameters, PET/CT radiomic parameters, and PET/CT radiomic parameters combined with clinical parameters. Elastic Net and other methods were used for feature dimensionality reduction. The models were iteratively trained and evaluated 100 times with five machine learning methods, and Shapley Additive Explanations were performed for the optimal model. **Results** The extremely randomized trees model constructed by PET/CT combined with clinical parameters had an area under the curve of 0.868 and 0.860 in the training set and the validation set, respectively. The sensitivity and specificity of the validation set were 80.0% and 84.2%, respectively. Shapley Additive Explanations analysis showed that prostate-specific antigen density and GrayLevelNonUniformity were the features with the highest weight for distinguishing pathological grades after radical prostatectomy for prostate cancer. **Conclusions** The multimodal and multiparametric machine learning model of prostate membrane-specific antigen PET/CT constructed in this study has relatively high diagnostic value for predicting pathological grade after radical prostatectomy for prostate cancer.

【Key words】 Prostatic neoplasms; Positron emission tomography computed tomography; Radiomics; Machine learning; Pathological grade; Prostatectomy; Forecasting

Chinese Journal of Medical Imaging, 2026, 34 (4): 449-455

前列腺癌 (prostate cancer, PCa) 居全球男性常见恶性肿瘤第2位^[1], 准确判断病理分级对治疗决策和预后评估至关重要。临床主要指南均表明^[2-3], 国际泌尿病理学会 (International Society of Urological Pathology,

ISUP) 分级≥4级的PCa易侵袭周围组织、转移风险高且预后差, 精准识别此类高危病理是临床关键需求。现行根治术前评估的金标准为穿刺活检病理检测, 存在取样误差、疼痛及感染等风险^[4]。而MRI等影像学

检查依赖医师主观定性或半定量分析, 诊断一致性较低且无法精准评估病理分级^[5]。

前列腺膜特异性抗原 (prostate-specific membrane antigen, PSMA) 靶向放射性示踪剂对PCa有独特显像优势^[6]。¹⁸F-PSMA-3Q是新型¹⁸F标记的PSMA PET显像剂, 对低血清总前列腺特异性抗原可疑转移病灶更敏感^[7], 检出优势明显。虽然PSMA PET/CT多模态影像组学已用于PCa诊断, 但尚缺乏针对新型示踪剂¹⁸F-PSMA-3Q且基于特定阈值分割预测高危病理分级 (ISUP≥4级) 的研究。Mihatsch等^[8]基于20例患者的研究提示45%最大标准化摄取值 (SUV_{max}) 靶区PSMA PET能更可靠地评估PSMA影像分级系统4级或5级的病灶, 而目前基于大样本45% SUV_{max}靶区预测PCa根治术后病理结果的研究较少。因此, 本研究拟基于前列腺根治术前¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT中45% SUV_{max}靶区图像构建多模态联合模型, 并引入Shapley加性解释 (Shapley Additive Explanation, SHAP) 技术解析个体层面的预测机制, 以实现PCa术后高等级ISUP (≥4级) 的无创评估。

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性连续纳入2021年1月—2024年12月解放军总医院第一医学中心行¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT的男性患者243例。纳入标准: ①接受根治性前列腺切除术; ②从¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT扫描到根治性前列腺切除术的时间间隔不超过30 d; ③根治术后病理确诊为PCa并具有完整的ISUP分级记录; ④临床资料齐全。排除标准: ①影像质量不佳或存在伪影; ②其他恶性肿瘤病史; ③抗肿瘤药物治疗或手术后进行PSMA PET检查; ④临床及实验室数据残缺; ⑤PSMA PET显像为阴性的PCa。将2021年1月—2024年6月的190例作为训练集, 2024年7—12月的53例作为验证集。本研究经解放军总医院第一医学中心医学伦理委员会批准 (伦审第S2026-109-01号), 豁免患者知情同意。

收集患者临床特征, 包括: 血清总前列腺特异性抗原水平、前列腺特异性抗原密度 (prostate specific antigen density, PSAD)、全身免疫炎症指数^[9]、术后ISUP (post-surgical ISUP, psISUP) 分级、年龄、体重指数、包膜外侵犯。

1.2 ¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT采集方法 使用GE Discovery 710、Siemens Biograph 640和uEXPLORER进行¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT成像。氟-18由解放军总医院第一医学中心回旋加速器现场生产, ¹⁸F-PSMA-3Q的放射化学合成在自制合成模块 (PET-MF-2V-IT-1) 中进行, 通过高效液相色谱法测定, 最终产品的放化纯>95%, 比活度>50 GBq/μmol。静脉注射¹⁸F-PSMA-3Q 3.7~4.0 MBq/kg, 注射120 min后扫描。患者自由呼吸的状态下扫描颅底到股骨近端, 平均6~7个床位。低剂量CT用于衰减校正, 螺距0.8 mm, 管电流100~110 mA, 峰值电压120~140 kV, 单圈旋转时间1.0 s, 层厚1.50~3.27 mm, 矩阵512×512; 全身PET采用三维模式进行, 矩阵192×192, 层厚2.89~3.24 mm。

1.3 图像预处理、分割及特征提取 将PET/CT的DICOM图像导入联影智能科研平台系统V1.1上进行图像操作^[10]。运用线性插值技术, 对图像进行重采样处理, 体素分辨率达到1 mm×1 mm×1 mm, 设置固定箱宽度^[11]: CT图像为25, PET图像为1。由2名分别具有5年、8年经验的主治医师在PET图像勾画体积最大PCa靶区, 并半自动生成45% SUV_{max}感兴趣区, 通过刚性配准, 自动匹配至CT图像 (图1)。通过拉普拉斯高斯滤波、离散高斯滤波、递归高斯滤波、二项式模糊、小波变换、盒式均值滤波、盒状Sigmoid滤波、均值滤波、散粒噪声、加性高斯噪声、曲率流滤波、对数变换滤波器、拉普拉斯锐化滤波器共13种图像滤波器对原始图像进行预处理。共提取PET影像组学特征2 286个, CT影像组学特征2 274个, 特征提取遵循影像生物标志物标准化倡议, 使用Z分数对特征进行预处理。随机选取106例使用组内相关系数评估2次勾画的重复性。

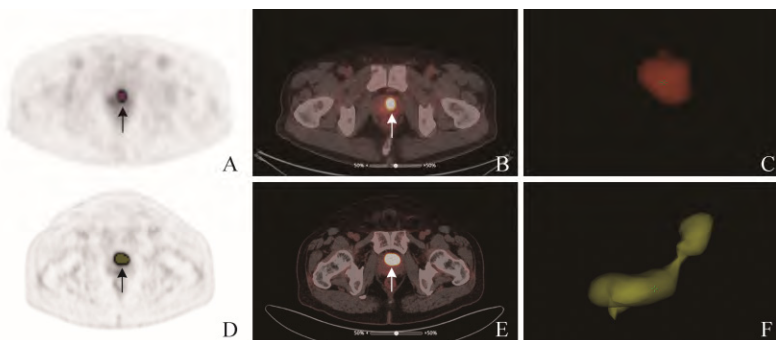


图1 A~C.男, 56岁, psISUP 5级。A. PET靶区勾画示意图 (箭); B. PET/CT融合图像癌灶 (箭) 高摄取, SUV_{max}=13.35; C.靶区三维示意图。D~F.男, 72岁, psISUP 2级。D. PET靶区勾画示意图 (箭); E. PET/CT融合图像癌灶 (箭) 高摄取, SUV_{max}=23.02; F.靶区三维示意图。psISUP为前列腺根治术后国际泌尿病理学会分级, SUV_{max}为最大标准化摄取值

1.4 特征筛选 保留组内相关系数>0.75的特征，使用Z分数对组学特征及临床参数进行标准化，经过Select K Best法保留前50%特征。使用弹性网络^[12]进行特征筛选，通过10次迭代及五折交叉验证，自动搜索最优的 α 和L1_ratio参数 ($\alpha \in [0.001, 10]$, L1_ratio $\in [0.5, 0.99]$)；选择在60%及以上迭代中出现且系数不为0的特征作为稳定特征。对最优模型的稳定特征进行多因素Logistic回归分析，计算各特征OR值。

1.5 模型构建与评估 采用极端梯度提升、梯度提升决策树、随机森林、极端随机树、支持向量机5种机器学习方法，分别构建PET影像组学模型 (PET-based radiomics model, PRM)、PET/CT影像组学模型 (fusion model 1, FM1)、PET/CT影像组学及临床参数模型 (fusion model 2, FM2)。为提升模型性能，所有模型均采用合成少数过采样技术处理数据不平衡问题，并通过100次重复的五折交叉验证确保结果稳健性。

1.6 模型局部解释与可视化 采用SHAP对最优融合模型进行定量解释^[13]。摘要图及依赖图直观展示了特征重要性的范围和分布，呈现了特征值与其影响的

关系。力图和瀑布图则直观显示单个样本的SHAP值，展现每个特征对预测结果的贡献。

1.7 统计学方法 使用Python 3.12.7和SPSS 27.0.1.0软件。计量资料采用Kolmogorov-Smirnov检验正态性，符合正态分布者以 $\bar{x} \pm s$ 表示，采用t检验；不符合正态分布者以M (Q1, Q3)表示，采用Mann-Whitney U检验。计数资料以例 (%)表示，通过 χ^2 检验比较。采用受试者工作特征曲线评估模型性能，决策曲线与校准曲线评估预测模型临床实用性，使用DeLong检验比较不同模型的曲线下面积 (AUC)。P<0.05为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 一般资料 训练集中psISUP \geq 4级68例 (35.79%)，验证集中psISUP \geq 4级15例 (28.30%)。训练集中，psISUP<4组和psISUP \geq 4组血清总前列腺特异性抗原、PSAD、SUVmax及包膜外侵犯情况差异有统计学意义 (P均<0.001)，其余特征差异无统计学意义，见表1。训练集与验证集组间均衡 (P均>0.05)。

表1 根治性前列腺切除术后患者训练集、验证集临床资料比较

指标	训练集 (n=190)				验证集 (n=53)				t/Z/ χ^2 值	P值
	psISUP<4级	psISUP \geq 4级	t/Z/ χ^2 值	P值	psISUP<4级	psISUP \geq 4级	t/Z/ χ^2 值	P值		
年龄 (岁, $\bar{x} \pm s$)	66.59 \pm 7.57	67.35 \pm 7.18	-0.678	0.498	66.50 \pm 6.02	68.40 \pm 7.79	-0.951	0.346	-0.155	0.877
体重指数 (kg/m ² , $\bar{x} \pm s$)	25.25 \pm 2.68	25.12 \pm 2.75	0.314	0.754	25.39 \pm 2.76	25.53 \pm 2.62	-0.171	0.856	-0.534	0.594
血清总前列腺特异性抗原 [ng/ml, M (Q1, Q3)]	10.17 (6.59, 16.03)	19.95 (6.19, 13.89)	4.977	<0.001	9.44 (6.60, 15.30)	15.80 (11.10, 26.12)	3.297	<0.001	-1.912	0.056
PSAD [ng/ml ² , M (Q1, Q3)]	0.25 (0.17, 0.45)	0.50 (0.31, 1.08)	4.831	<0.001	0.38 (0.17, 0.51)	0.46 (0.31, 0.84)	3.041	0.002	-1.388	0.166
全身免疫炎症指数 [M (Q1, Q3)]	364.63 (281.02, 454.65)	392.82 (248.97, 540.47)	0.460	0.646	368.29 (263.24, 477.89)	313.87 (197.30, 443.89)	-1.086	0.277	-1.204	0.216
SUVmax [M (Q1, Q3)]	11.41 (7.13, 18.28)	20.09 (7.13, 18.28)	4.299	<0.001	14.72 (12.19, 30.07)	24.83 (14.66, 32.86)	3.041	0.002	-0.908	0.317
psISUP分级 [例 (%)]									0.727	0.331
<4	1级	5 (2.63)			3 (5.66)					
	2级	54 (28.42)			15 (28.30)					
	3级	63 (33.16)			20 (37.74)					
\geq 4	4级	17 (8.95)				8 (15.09)				
	5级	51 (26.84)				7 (13.21)				

续表1

包膜外侵犯[例 (%)]		30.763	<0.001		7.355	0.007	0.302	0.531
是	34 (27.9)	48 (70.6)		10 (26.3)	10 (66.67)			
否	88 (72.1)	20 (29.4)		28 (73.7)	5 (33.33)			

注：PSAD为前列腺特异性抗原密度，SUVmax为最大标准化摄取值，psISUP为根治术后国际泌尿病理学会等级

2.2 临床特征和影像组学特征筛选 将PET影像组学特征筛选后构建PRM模型、PET/CT影像组学筛选后构建FM1模型、PET/CT影像组学及全部临床参数筛选后构建FM2模型。PRM选出6个稳定特征（图2A），FM1选出4个（图2B），FM2选出5个（图2C~F）。3个模型的稳定特征中，直方图特征intensity_min和Gray Level Non-Uniformity（GLNU）出现频次最高。FM2中PSAD及GLNU的系数最高，分别为0.045、0.043；GLNU在多因素Logistic回归中的OR最高，为3.589（95% CI 1.891~6.813），见图2D，其次为intensity_min及PSAD，分别为1.839（95% CI 1.122~3.014）、1.587（95% CI 1.085~2.320）。

2.3 机器学习模型构建及评估 经过对比分析，3种

模型中极端随机树均表现最佳。3种模型校准曲线、决策曲线分析显示FM2模型综合表现最佳（图3）。训练集中，FM2的AUC、敏感度、特异度分别为0.868、72.1%、85.2%，验证集中分别为0.860、80.0%、84.2%，见表2。在训练集和验证集中，FM2的校准曲线Brier值分别为0.155、0.153。决策曲线分析中FM2在训练集获益最高，在验证集中阈值在0.2~0.3及0.4~0.7时，净收益显著高于其他模型。FM2最优 $\alpha=0.095$ ，最优L1_ratio=0.678，最优 $\lambda=0.015$ 。

Delong检验结果显示，验证集FM2与FM1、PRM的AUC差异无统计学意义（Z=-0.096、0.056，P均>0.05）。

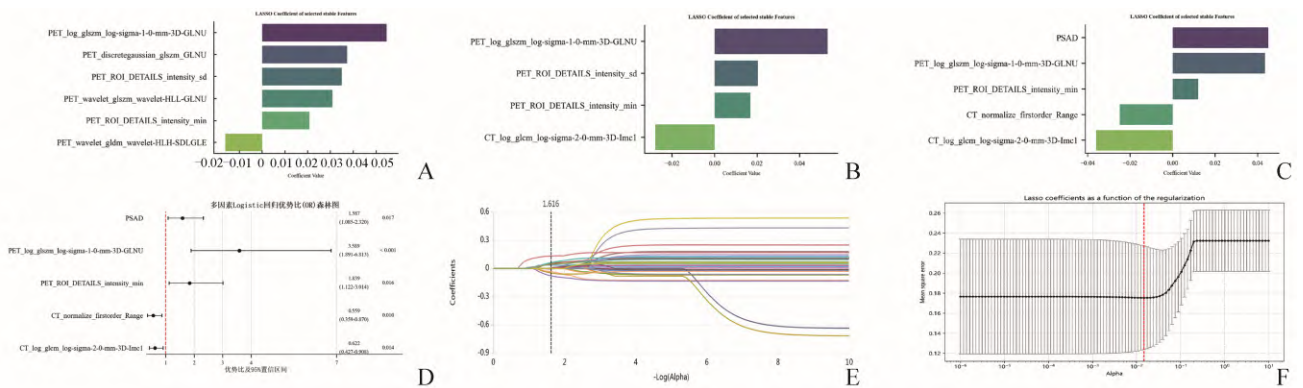


图2 A~C. PRM、FM1和FM2的稳定特征权重图；D. FM2的多因素Logistic回归分析；E~F. FM2的弹性网络系数路径图及十折交叉验证误差曲线。PRM、FM1和FM2分别为PET影像组学、PET/CT影像组学、PET/CT影像组学及临床参数模型，GLNU为Gray Level Non-Uniformity；SDLGLE为Small Dependence Low Gray Level Emphasis

表2 3种模型预测PCa psISUP≥4级的性能对比

模型	AUC	95% CI	敏感度 (%)	特异度 (%)	准确度 (%)	
训练集	PRM	0.804	0.737~0.867	75.0	74.6	74.7
	FM1	0.796	0.725~0.863	64.7	83.6	68.8
	FM2	0.868	0.810~0.927	72.1	85.2	85.0
验证集	PRM	0.856	0.715~0.964	73.3	86.8	83.0
	FM1	0.851	0.725~0.950	46.7	92.1	70.0
	FM2	0.860	0.722~0.965	80.0	84.2	83.0

注：PCa为前列腺癌，psISUP为前列腺根治术后国际泌尿病理学会等级，PRM、FM1和FM2分别为PET影像组学、PET/CT影像组学、PET/CT影像组学及临床参数联合模型，AUC为曲线下面积

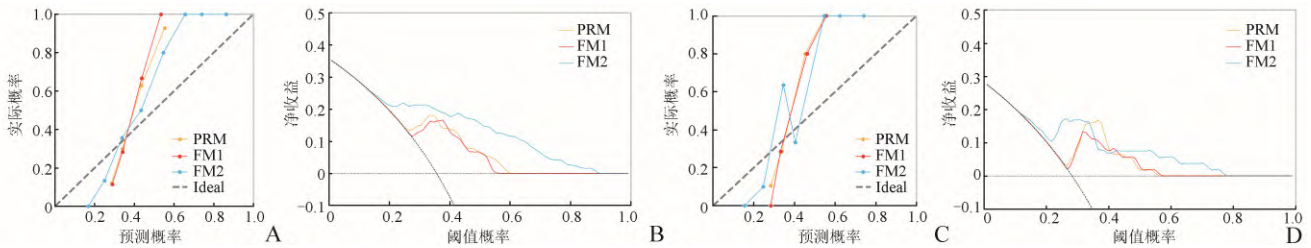


图3 3种模型在训练集和验证集模型的性能比较。A、B分别为训练集的校准曲线、决策曲线；C、D分别为验证集的校准曲线、决策曲线。PRM、FM1和FM2分别为PET影像组学、PET/CT影像组学、PET/CT影像组学及临床参数联合模型

2.4 FM2可解释性分析 SHAP值分布分析显示，PSAD及GLNU成为区分psISUP分级最有影响力的特征（图4），颜色梯度越高与模型输出增加呈直接相关性。在稳定特征中，还包括CT的1个一阶特征（Range）及1个灰度共生矩阵特征（Imc1）、PET的1个一阶直

方图特征（intensity_min）。瀑布图和力图提供了患者可解释性分析，例如患者甲（图5A、B），psISUP 5级，GLNU及PSAD会增加预测为高级别psISUP的可能性，患者乙（图5C、D），psISUP 2级，GLNU及PSAD会增加预测为低级别psISUP的可能性。

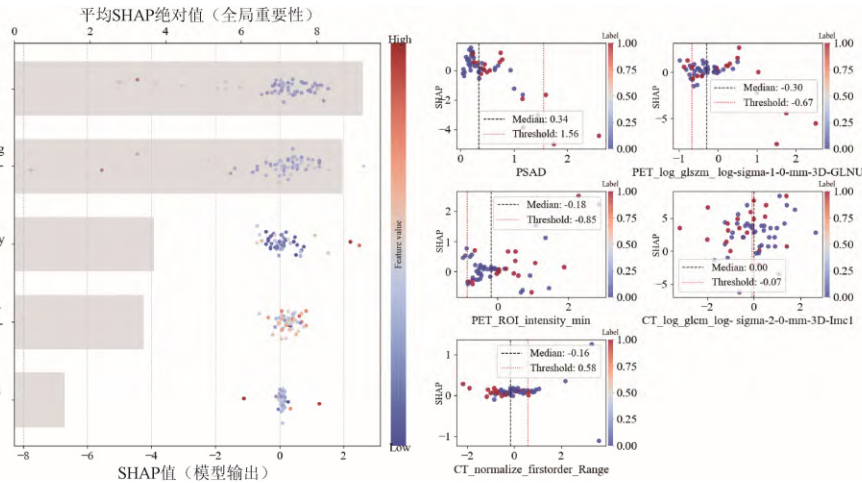


图4 FM2的SHAP摘要图及依赖图。GLNU为Gray Level Non-Uniformity，PSAD为前列腺特异性抗原密度，FM2为PET/CT影像组学及临床参数联合模型，SHAP为Shapley加性解释

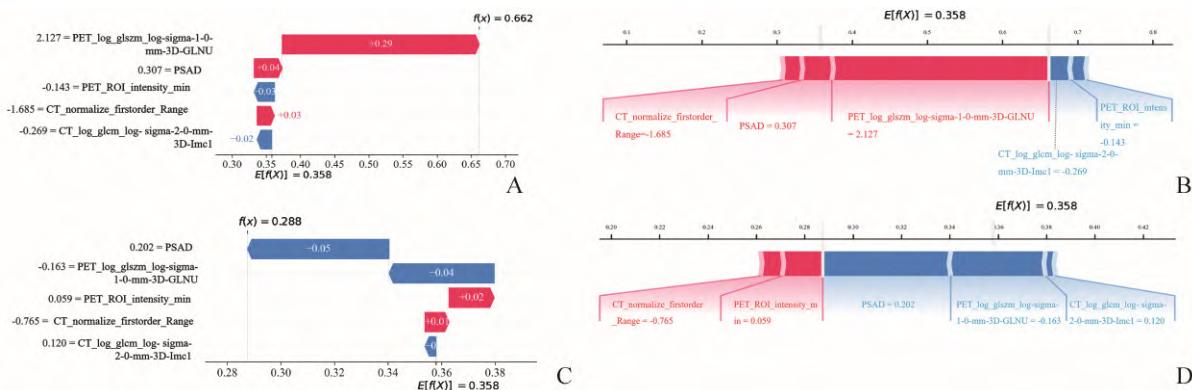


图5 FM2中2例患者的SHAP瀑布图和力图。A、C. SHAP瀑布图；B、D. SHAP力图。SHAP显示，患者甲（A、B）为psISUP 5级，患者乙（C、D）为psISUP 2级。FM2为PET/CT影像组学及临床参数联合模型，GLNU为Gray Level Non-Uniformity，PSAD为前列腺特异性抗原密度，psISUP为前列腺根治术后国际泌尿病理学会等级，SHAP为Shapley加性解释

3 讨论

本研究构建的PET/CT影像组学及临床参数联合模型在训练集和验证集中均展现出优秀的预测性能。

本研究是创新性开展基于¹⁸F-PSMA-3Q新型示踪剂的影像组学研究，同时也是创新地基于更大样本量构建45% SUVmax阈值模型的研究，进一步验证了该阈

值模型对ISUP \geq 4级的识别能力,具有实现手术前免穿刺精准评估的应用潜力。

3.1 多模态影像组学模型的预测效能优势 PSMA PET影像组学在PCa评估中已显示出一定临床诊断价值^[14-15]。Yang等^[16]构建了一套整合深度学习自动分割技术的端到端¹⁸F-PSMA-1007 PET/CT影像组学流程预测psISUP \geq 4级,验证集AUC为0.861。Jiang等^[17]基于多模态深度学习预测psISUP \geq 4级的模型,验证集中AUC为0.833,敏感度为83.3%,特异度为73.3%。本研究基于45% SUVmax阈值构建的FM2,验证集AUC为0.860,敏感度为80.0%,特异度为84.2%,较既往研究的深度学习模型特异度稍高,敏感度稍低,这可能与使用的PSMA药物动力学、PET/CT成像协议以及不同中心患者分布的细微差异相关。MRI针对ISUP分级也有类似研究^[18-20]。Pan等^[19]基于T2WI影像组学的机器学习模型,AUC为0.717,敏感度为54.0%,特异度为84.0%。本研究FM2的AUC及敏感度均高于既往MRI模型,说明PSMA药物分布与病理等级存在一定相关性。本研究FM2决策曲线分析中在0.2~0.3及0.4~0.7附近的净收益较高,说明模型有效平衡了避免漏诊及过度评估的临床需求。本研究校准曲线评估显示FM2曲线与标准曲线贴合良好,表明该模型预测psISUP分级和实际病理较一致,预测准确性较好;同时佐证了45% SUVmax阈值的PSMA PET/CT影像组学联合临床参数模型的多模态信息可实现互补,提高评估性能。

尽管多模态模型FM2与PRM的性能接近,但后者临床应用价值有限。PRM在Delong检验中与FM2无显著差异,但校准曲线及决策曲线显示PRM与FM2存在明显差距,说明其虽能通过PET单模态模型实现对psISUP \geq 4级的初步评估,却在关键临床决策效能上存在明显短板,可能出现更多的假阳性或假阴性,导致模型的综合应用性能受限。这种差距凸显了PSMA PET/CT影像组学联合临床参数模型多模态整合的互补优势,能更好地捕捉肿瘤异质性和生物学负荷,提升模型的泛化能力和临床净获益。

3.2 关键特征的可解释性分析及临床意义 模型可解释性对临床应用至关重要。通过SHAP分析发现,GLNU和PSAD是对模型预测贡献最大的特征。GLNU属于灰度大小区域矩阵特征之一。灰度大小区域矩阵特征在判断PCa病理等级中可能有重要作用^[21],Zamboglou等^[22]在20例不可见前列腺癌PSMA PET的研究中,发现灰度大小区域矩阵类特征可较好地发现潜在癌灶,其AUC可达0.93。与既往研究一致,本次研究中GLNU在多个模型中高频出现,其机制可能与

肿瘤异质性相关:高GLNU值提示肿瘤内部灰度分布不均,对应癌组织病理学上的细胞排列紊乱、分化程度低,与高级别肿瘤的特征相吻合。

在机器学习中,SHAP分析可以捕捉到主要参数的关键贡献并可视化展示,分析显示PSAD与肿瘤恶性程度密切相关。冯潇等^[23]研究表明,PSAD \geq 0.15 ng/ml²时,PCa的恶性风险显著升高。本研究与既往研究相似,PSAD在FM2中的SHAP值分布显示,高PSAD患者的预测概率更倾向于ISUP \geq 4级。此外,PET的intensity_min和CT的Imc1特征对预测也有一定权重,前者可能反映肿瘤内乏氧区或坏死灶,后者与肿瘤间质纤维化程度相关,进一步表明多模态特征整合有助于实现对PCa更准确的判断^[24-25]。

3.3 本研究的局限性与未来方向 本研究具有一定局限性:①为单中心回顾性设计,样本量有限且存在选择与时间偏倚,需更大样本及多中心验证;②尽管不同设备型号可能带来差异,但本研究结果显示模型仍表现良好,说明其具有一定的泛化能力;③最优分割阈值可能因显像剂(PSMA-3Q、PSMA-11/1007)及成像协议而异,未来可能需进一步探索自适应阈值分割方法;④仅聚焦于PCa的psISUP分级,未来的研究应考虑纳入与PCa相关其他结局指标,更全面地评估前列腺病变。

总之,本研究构建的基于45% SUVmax阈值¹⁸F-PSMA-3Q PET/CT影像组学与临床参数的可解释性联合模型表现出较好的预测效能,可以在术前较准确地无创预测PCa高危病理,有望为PCa精准诊断、进一步优化个体化治疗策略提供客观影像依据。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] 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. DOI: 10.3322/caac.21660.
- [2] Cornford P, van den Bergh RCN, Briers E, et al. EAU-EANM-ESTRO-ESUR-ISUP-SIOG guidelines on prostate cancer-2024 update. part I: screening, diagnosis, and local treatment with curative intent[J]. Eur Urol, 2024, 86(2): 148-163. DOI: 10.1016/j.eururo.2024.03.027.
- [3] Schaeffer EM, Srinivas S, Adra N, et al. NCCN guidelines® insights: prostate cancer, version 3.2024[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2024, 22(3): 140-150. DOI: 10.6004/jnccn.2024.0019.
- [4] Hu JC, Vickers A, Allaf ME, et al. Randomized trial of transperineal versus transrectal prostate biopsy to prevent infection complications[J]. J Clin Oncol, 2024, 42(4_suppl):

261. DOI: 10.1200/jco.2024.42.4_suppl.261.
- [5] Hu JC, Assel M, Allaf ME, et al. Transperineal versus transrectal magnetic resonance imaging-targeted and systematic prostate biopsy to prevent infectious complications: the PREVENT randomized trial[J]. *Eur Urol*, 2024, 86(1): 61-68. DOI: 10.1016/j.eururo.2023.12.015.
- [6] Paschalis A, Sheehan B, Riisnaes R, et al. Prostate-specific membrane antigen heterogeneity and DNA repair defects in prostate cancer[J]. *Eur Urol*, 2019, 76(4): 469-478. DOI: 10.1016/j.eururo.2019.06.030.
- [7] 刘亚超, 张晓军, 刘家金, 等. ^{18}F -PSMA-3Q PET/CT在前列腺癌术后低PSA水平患者中的应用价值[J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023, 43(4): 201-205. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20221220-00374.
- [8] Mihatsch PW, Beissert M, Pomper MG, et al. Changing threshold-based segmentation has no relevant impact on semi-quantification in the context of structured reporting for PSMA-PET/CT[J]. *Cancers*, 2022, 14(2): 270. DOI: 10.3390/cancers14020270.
- [9] 樊长晖, 黄志恒, 许长宝, 等. PI-RADS评分联合SII对局限性前列腺癌患者根治术后病理升级的预测价值[J]. *中华泌尿外科杂志*, 2024, 45(12): 905-911. DOI: 10.3760/cma.j.cn112330-20240607-00259.
- [10] Wu J, Xia Y, Wang X, et al. uRP: an integrated research platform for one-stop analysis of medical images[J]. *Front Radiol*, 2023, 3: 1153784. DOI: 10.3389/fradi.2023.1153784.
- [11] Ha S, Choi H, Paeng JC, et al. Radiomics in oncological PET/CT: a methodological overview[J]. *Nucl Med Mol Imaging*, 2019, 53(1): 14-29. DOI: 10.1007/s13139-019-00571-4.
- [12] Masthoff M, Irle M, Kaldewey D, et al. Integrating CT radiomics and clinical features to optimize TACE technique decision-making in hepatocellular carcinoma[J]. *Cancers*, 2025, 17(5): 893. DOI: 10.3390/cancers17050893.
- [13] Zhang L, Du Q, Shen M, et al. Interpretable model based on MRI radiomics to predict the expression of Ki-67 in breast cancer[J]. *Sci Rep*, 2025, 15(1): 13318. DOI: 10.1038/s41598-025-97247-1.
- [14] Luo L, Wang X, Xie H, et al. Role of ^{18}F -PSMA-1007 PET radiomics for seminal vesicle invasion prediction in primary prostate cancer[J]. *Comput Biol Med*, 2024, 183: 109249. DOI: 10.1016/j.combiomed.2024.109249.
- [15] Bian S, Hong W, Su X, et al. A dynamic online nomogram predicting prostate cancer short-term prognosis based on ^{18}F -PSMA-1007 PET/CT of periprostatic adipose tissue: a multicenter study[J]. *Abdom Radiol*, 2024, 49(10): 3747-3757. DOI: 10.1007/s00261-024-04421-6.
- [16] Yang F, Wang C, Shen J, et al. End-to-end [^{18}F] PSMA-1007 PET/CT radiomics-based pipeline for predicting ISUP grade group in prostate cancer[J]. *Abdom Radiol*, 2025, 50(4): 1641-1652. DOI: 10.1007/s00261-024-04601-4.
- [17] Jiang J, Fan Z, Jiang S, et al. Interpretable multimodal deep learning model for predicting post-surgical international society of urological pathology grade in primary prostate cancer[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2025, 52(10): 3730-3743. DOI: 10.1007/s00259-025-07248-5.
- [18] Guo F, Sun S, Deng X, et al. An interpretable clinical-radiomics-deep learning model based on magnetic resonance imaging for predicting postoperative Gleason grading in prostate cancer: a dual-center study[J]. *Front Oncol*, 2025, 15: 1615012. DOI: 10.3389/fonc.2025.1615012.
- [19] Pan N, Shi L, He D, et al. Prediction of prostate cancer aggressiveness using magnetic resonance imaging radiomics: a dual-center study[J]. *Discov Oncol*, 2024, 15(1): 122. DOI: 10.1007/s12672-024-00980-8.
- [20] Gladis Pushparathi VP, Justin Xavier D, Chitra P, et al. Prostate cancer classification and interpretation with multiparametric magnetic resonance imaging and gleason grade score using DarkNet53 model[J]. *Prostate*, 2025, 85(3): 294-307. DOI: 10.1002/pros.24827.
- [21] Spohn SKB, Bettermann AS, Bamberg F, et al. Radiomics in prostate cancer imaging for a personalized treatment approach - current aspects of methodology and a systematic review on validated studies[J]. *Theranostics*, 2021, 11(16): 8027-8042. DOI: 10.7150/thno.61207.
- [22] Zamboglou C, Bettermann AS, Gratzke C, et al. Uncovering the invisible-prevalence, characteristics, and radiomics feature-based detection of visually undetectable intraprostatic tumor lesions in (^{68}Ga)PSMA-11 PET images of patients with primary prostate cancer[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 48(6): 1987-1997. DOI: 10.1007/s00259-020-05111-3.
- [23] 冯潇, 陈欣, 周鹤, 等. 基于多参数MRI的PI-RADS v2.1对临床有意义前列腺癌的 diagnostic 价值[J]. *中华放射学杂志*, 2023, 57(11): 1193-1199. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20230822-00117.
- [24] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. *J Nucl Med*, 2020, 61(4): 488-495. DOI: 10.2967/jnumed.118.222893.
- [25] Shang Y, Chen W, Li G, et al. Computed tomography-derived intratumoral and peritumoral radiomics in predicting *EGFR* mutation in lung adenocarcinoma[J]. *Radiol Med*, 2023, 128(12): 1483-1496. DOI: 10.1007/s11547-023-01722-6.
- 【收稿日期】2025-07-09 【修回日期】2025-10-20
(本文编辑 冯婧)