

基于生境分析的 MRI 双序列影像组学模型对前列腺癌早期诊断的临床价值

韩旭¹ 牛海涛²

(1 青岛大学青岛医学院, 山东 青岛 266073; 2 青岛大学)

[摘要] **目的** 探讨基于生境分析生成的核磁共振成像(MRI)T₂加权成像(T₂WI)和弥散加权成像(DWI)影像组学特征机器学习模型,在前列腺癌早期诊断中的临床价值。**方法** 回顾性收集 2024 年 1 月—2025 年 8 月青岛大学附属医院市南院区及西海岸院区双中心病理确诊的 111 例前列腺病变患者(前列腺癌 82 例,前列腺良性病变 29 例)的 MRI 资料。采用生境分析的方法从前列腺 MRI 的 T₂WI、DWI 双序列全前列腺腺体区域及可疑肿瘤区域提取影像组学特征。通过 Calinski-Harabasz 指数确定生境亚区域的最优聚类数,采用三步连续法进行影像组学特征筛选,以此为依据构建 11 种前列腺癌早期诊断机器学习模型,并通过 5 折交叉验证与网格搜索筛选最优模型。采用受试者工作特征(ROC)曲线、校准曲线和决策曲线分析(DCA)评估模型的效能及临床价值。**结果** 生境分析结果显示,全前列腺腺体 MRI 图像可划分为 5 个生境亚区域,可疑肿瘤区域 MRI 图像划分为 3 个生境亚区域。三步连续法最终筛选出前列腺癌的 38 项核心影像组学特征,基于此构建了 11 种前列腺癌影像组学特征诊断模型。5 折交叉验证与网格搜索结果显示,基于 T₂WI+DWI 全前列腺腺体 ROI 生境特征建立的 Light GBM 模型为最优模型。ROC 曲线结果显示,该模型诊断前列腺癌的效能较好(AUC=0.942)。校准曲线和 DCA 结果表明,该模型准确度及临床净收益较高。**结论** 全前列腺生境分析结合 T₂WI、DWI 双序列影像组学特征可更全面地捕获前列腺癌的异质性信息,基于此构建的 Light GBM 模型可有效提升前列腺癌早期诊断的准确性,为前列腺癌的精准诊疗提供新的影像学解决方案。

[关键词] 前列腺肿瘤;磁共振成像;弥散磁共振成像;生境分析;影像组学;机器学习;早期诊断

[中图分类号] R737.25;R445.2

[文献标志码] A

Clinical value of a dual-sequence magnetic resonance imaging radiomics model based on habitat analysis for early diagnosis of prostate cancer HAN Xu, NIU Haitao (Qingdao Medical College of Qingdao University, Qingdao 266073, China)

[ABSTRACT] **Objective** To investigate the clinical value of machine learning models based on radiomic features generated by habitat analysis of magnetic resonance imaging (MRI), including T₂-weighted imaging (T₂WI) and diffusion-weighted imaging (DWI), for the early diagnosis of prostate cancer. **Methods** MRI data of 111 patients with pathologically confirmed prostate lesions (82 cases of prostate cancer and 29 cases of benign prostate lesions) were retrospectively collected from two centers, namely the Shinan Campus and West Coast Campus of The Affiliated Hospital of Qingdao University, between January 2024 and August 2025. Habitat analysis was applied to extract radiomic features from the whole prostate gland region and suspected tumor regions on prostate MRI with two sequences (T₂WI and DWI). The optimal number of clusters for habitat subregions was determined using the Calinski-Harabasz index. A three-step sequential method was adopted for radiomic feature selection. Based on the selected features, 11 machine learning models for early diagnosis of prostate cancer were constructed, with the optimal model selected via 5-fold cross-validation and grid search. The performance and clinical value of the model were evaluated using receiver operating characteristic curves, calibration curves, and decision curve analysis. **Results** Habitat analysis demonstrated that MRI images of the whole prostate gland could be divided into 5 habitat subregions, while MRI images of suspected tumor regions were divided into 3 habitat subregions. A total of 38 core radiomic features of prostate cancer were finally selected through the three-step sequential method, based on which 11 diagnostic models for prostate cancer were established. Results of 5-fold cross-validation and grid search indicated that the optimal model was Light GBM constructed based on habitat features from regions of interest for the whole prostate gland on T₂WI and DWI. Receiver operating characteristic curve showed that the model had good efficacy in diagnosing prostate cancer (AUC=0.942). Calibration curve and decision curve analysis indicated that the model had high accuracy and high clinical net benefit. **Conclusion** Whole-prostate habitat analysis combined with radiomic features from dual-sequence T₂WI and DWI can more comprehensively capture the heterogeneous information of prostate cancer. The Light GBM model constructed accordingly can effectively improve the accuracy of early diagnosis of prostate cancer, providing a novel imaging solution for precise diagnosis and treatment of prostate cancer.

[收稿日期] 2026-03-28; **[修订日期]** 2026-06-25

[通信作者] 牛海涛, Email: Niuht0532@126.com

[KEY WORDS] Prostatic neoplasms; Magnetic resonance imaging; Diffusion magnetic resonance imaging; Habitat analysis;

Radiomics; Machine learning; Early diagnosis

前列腺癌是全球男性中发病率位居第二位的恶性肿瘤,随着人口老龄化进程加快,其发病率在全球范围内持续攀升。在我国,前列腺癌发病率亦呈逐年上升的趋势,2022 年中国前列腺癌新发病例约达 13.42 万例,发病率位居男性恶性肿瘤第 6 位,严重威胁男性健康^[1]。前列腺特异性抗原(PSA)筛查作为目前最常用的前列腺癌初筛手段,由于其特异性较低,假阳性率较高,易导致过度诊断与不必要的前列腺活检^[2]。前列腺穿刺活检目前仍是前列腺癌诊断的金标准,但该方法对前列腺癌的检出能力有限,且完全受临床操作者能力影响并存在出血、感染等并发症风险,临床应用存在一定局限性^[3]。因此,临床需要更精准的前列腺癌早期无创诊断方法。磁共振成像(MRI)是目前公认的前列腺癌诊断与风险分层的核心影像学检查手段,其中 T_2 加权成像(T_2 WI)可清晰显示前列腺的解剖结构与分区细节,弥散加权成像(DWI)能反映水分子弥散受限特征,两者联合构成了多参数 MRI 的基础序列^[4]。但传统 MRI 影像的解读高度依赖放射科医师的主观评估,存在较大的观察者间差异,且对微小隐匿性病灶容易漏诊,影响早期诊断准确性^[5]。生境分析可通过聚类算法定量表征肿瘤内部的异质性特征,高度适配前列腺明确的解剖分区特点,为前列腺癌精准评估提供了新方法^[6]。目前多数影像组学研究仅关注视觉识别的肿瘤区域,缺乏对 T_2 WI 与 DWI 双序列特征的系统性融合与深度挖掘^[7]。本研究模拟放射科医师常规双序列阅片逻辑,通过生境分析提取全前列腺腺体的双序列影像组学特征,构建并且对比各种前列腺癌早期诊断模型,旨在提高前列腺癌检出率,为临床上前列腺癌精准靶向穿刺提供可靠的影像学依据。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选择 2024 年 1 月—2025 年 8 月期间于青岛大学附属医院市南院区与西海岸院区行前列腺手术的 111 例前列腺病变患者。患者纳入标准:①年龄 ≥ 50 岁的前列腺病变患者;②行前列腺穿刺活检术、前列腺电切除术或根治性前列腺切除术等,且具有明确、完整的术后病理诊断结果者;③术前于本院完成规范的 3.0 T 前列腺 MRI 检查,结果包含完整的 T_2 WI、DWI 序列影像数据者;④有完整的放射科正

式 MRI 报告,包含明确的前列腺影像报告和数据系统(PI-RADS)评分^[4],且 PI-RADS 评分 ≥ 4 分者;⑤MRI 图像质量良好,无明显伪影,可满足感兴趣区域(ROI)勾画与影像组学分析要求者;⑥MRI 检查前未接受内分泌治疗、放化疗、去势治疗或其他抗肿瘤相关治疗者。排除标准:①合并其他系统恶性肿瘤,或病理诊断为非前列腺来源的恶性病变者;②MRI 检查前有前列腺手术史,或已接受过前列腺相关抗肿瘤治疗者;③MRI 检查与病理确诊操作时间间隔超过 4 周或期间接受其他治疗者;④前列腺弥漫性病变,无法完整勾画全前列腺腺体轮廓者;⑤临床资料不完整者。本研究共纳入 111 例患者(前列腺癌 82 例,前列腺良性病例 29 例)。收集所有患者的年龄和血清 PSA 水平等临床资料,以及 MRI 报告结果(含 PI-RADS 评分)及 T_2 WI 与 DWI 序列图像。依据双中心数据集划分原则^[8],将市南院区的 77 例患者设为训练集,用于模型构建与参数优化;将西海岸院区的 34 例患者设为测试集,用于验证模型的泛化能力与临床适用性检验。

1.2 前列腺 MRI 图像 ROI 的勾画与一致性检验

选取所有患者前列腺 MRI 中的 T_2 WI、DWI 序列图像,所有原始图像均采用标准化流程进行预处理^[9],以消除系统误差,保证影像数据的同质性。由 1 名有 10 年腹部影像诊断经验的资深放射科医师与 1 名有 8 年临床经验的资深泌尿外科医师,分别使用 ITK-SNAP 3.8.0 软件独立完成 ROI 的勾画。同时勾画全前列腺腺体与可疑肿瘤区域 2 个 ROI,在首次勾画完成 2 周后,由其中 1 名医师随机抽取 30 例患者的 ROI 进行重复勾画,采用组内相关系数(ICC)评估观察者内部与观察者之间结果的一致性,以 $ICC > 0.75$ 为一致性良好^[10]。最终每例患者获得 4 组(共 444 组)标注 ROI 的 MRI 图像,分别为 T_2 WI、DWI 序列可疑肿瘤区域 ROI 和 T_2 WI、DWI 序列全前列腺腺体 ROI。

1.3 前列腺 MRI 图像的生境聚类分析

基于 One-key AI 平台(<http://www.medai.icu/>),对所有 444 组 MRI 图像进行生境聚类分析,从 ROI 内每个体素中提取局部影像组学特征,包括熵、能量、对比度、相关性等 107 维体素级特征向量,并构建体素级特征矩阵。采用 Calinski-Harabasz (CH)指数确定 ROI 的最优聚类数,依据肿瘤生境分析通用规范及既往前列腺癌相关研究^[11],预设最

优聚类数为 2~7 进行 CH 指数计算,以此计算出全前列腺区域及可疑肿瘤区域的最优聚类数。为保证聚类结果的稳定性,采用 K-means 无监督聚类算法重复执行 100 次聚类,并计算 CH 指数^[12]。

1.4 前列腺 MRI 图像的影像组学特征提取与筛选

通过 One-key AI 平台结合 PyRadiomics(v3.1) 软件,提取前列腺 MRI 图像的几何特征、一阶强度特征、纹理特征三类影像组学特征^[13]。使用 One-key AI 平台的 oktgen_roi_rad_features 模块完成半自动线性交互式聚类,实现肿瘤内亚区域的客观特征提取;使用 OKT-gen_habitat_cluster 模块基于影像组学特征优化聚类配置,从前列腺 MRI 图像的每个聚类生境亚区域中分别独立提取影像组学特征。针对部分样本中缺失的生境亚区域,采用填充融合方法进行补充,确保所有样本的特征矩阵维度一致,满足后续模型构建要求。

采用三步连续法对上述影像组学特征进行筛选:①采用 Mann-Whitney *U* 检验比较前列腺癌组与良性病变组患者的影像学特征,保留差异显著的特征;②进行 Spearman 秩相关分析,采用贪婪递归删除策略排除相关系数 $|r| > 0.9$ 的冗余特征;③采用 10 折交叉验证的 LASSO 回归选择最优特征子集,通过更多次迭代提高特征选择的稳定性,减少随机划分导致的偏差,经最小准则确定最优正则化参数 λ ^[14]。

1.5 前列腺癌早期诊断机器学习模型的构建及其评估

基于 1.4 当中筛选出的 MRI 图像的影像组学特征,构建包括逻辑回归(LR)、朴素贝叶斯(NB)、支持向量机(SVM)、K 最近邻(KNN)、随机森林(RF)、极端随机树(ET)、极端梯度提升(XGBoost)、自适应提升(AdaBoost)、梯度提升决策树(GBDT)、轻量级梯度提升机(Light GBM)及多层感知机(MLP)^[15] 11 种早期诊断机器学习模型。通过 5 折交叉验证与网格搜索算法,确定这 11 种模型中 AUC 最高的一组为最优模型。以患者的病理诊断结果为金标准,采用受试者工作特征(ROC)曲线评估模型的诊断效能,采用校准曲线评估模型的准确性,采用决策曲线分析(DCA)量化模型的临床净收益情况。

1.6 统计学处理

采用 SPSS 26.0 及 Python 3.13.13 软件对数据进行统计学分析。符合正态分布且方差齐的计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,组间比较采用独立样本 *t* 检验;不

符合正态分布的计量资料以 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示;计数资料以例(率)表示,组间比较采用 χ^2 检验。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 研究对象的基线特征比较

前列腺良性病变组患者的年龄、血清 PSA 水平及 PI-RADS 评分 ≥ 4 分患者的比例分别为 (69.21 ± 6.57) 岁、 $8.40(4.65, 13.39) \mu\text{g/L}$ 和 96.6% ,前列腺癌组患者的上述指标分别为 (71.06 ± 6.70) 岁、 $13.74(7.24, 32.39) \mu\text{g/L}$ 和 84.2% ,训练集患者的上述指标分别为 (71.01 ± 6.11) 岁、 $10.81(6.26, 28.47) \mu\text{g/L}$ 和 84.4% ,测试集患者的上述指标分别为 (69.59 ± 7.84) 岁、 $12.78(6.64, 23.88) \mu\text{g/L}$ 和 94.1% ,前列腺良性病变组与前列腺癌组、训练集与测试集患者的上述指标比较均无显著差异($P > 0.05$)。

2.2 前列腺 MRI 图像的生境聚类

经计算,全前列腺腺体 ROI 的观察者间 ICC 为 $0.892(95\%CI = 0.825 \sim 0.934)$,观察者内部 ICC 为 $0.926(95\%CI = 0.873 \sim 0.958)$;可疑肿瘤区域 ROI 的观察者间 ICC 为 $0.857(95\%CI = 0.781 \sim 0.912)$,观察者内部 ICC 为 $0.893(95\%CI = 0.816 \sim 0.941)$ 。CH 指数确定最优聚类数的结果显示,全前列腺腺体 ROI 的 MRI 图像可划分为 5 个生境亚区域,可疑肿瘤区域 ROI 的 MRI 图像可以划分为 3 个生境亚区域。见表 1。

2.3 前列腺 MRI 双序列图像的影像组学特征提取与筛选

本研究每例患者的最终影像资料均包含了来自 T_2WI 与 DWI 两期图像的全前列腺腺体 ROI 和可疑肿瘤区域 ROI 共四组,每个生境亚区域分别提取几何特征、一阶强度特征、纹理特征三类影像组学原始特征共 107 维。三步连续法筛选结果显示,5 类聚类中组间差异特征共 89 项,进一步冗余特征消除共保留低冗余度特征 45 项;经 LASSO 回归筛选出对前列腺癌诊断贡献度最高的最优特征子集,最终保留 38 项核心影像组学特征,用于后续机器学习模型的构建。见图 1。

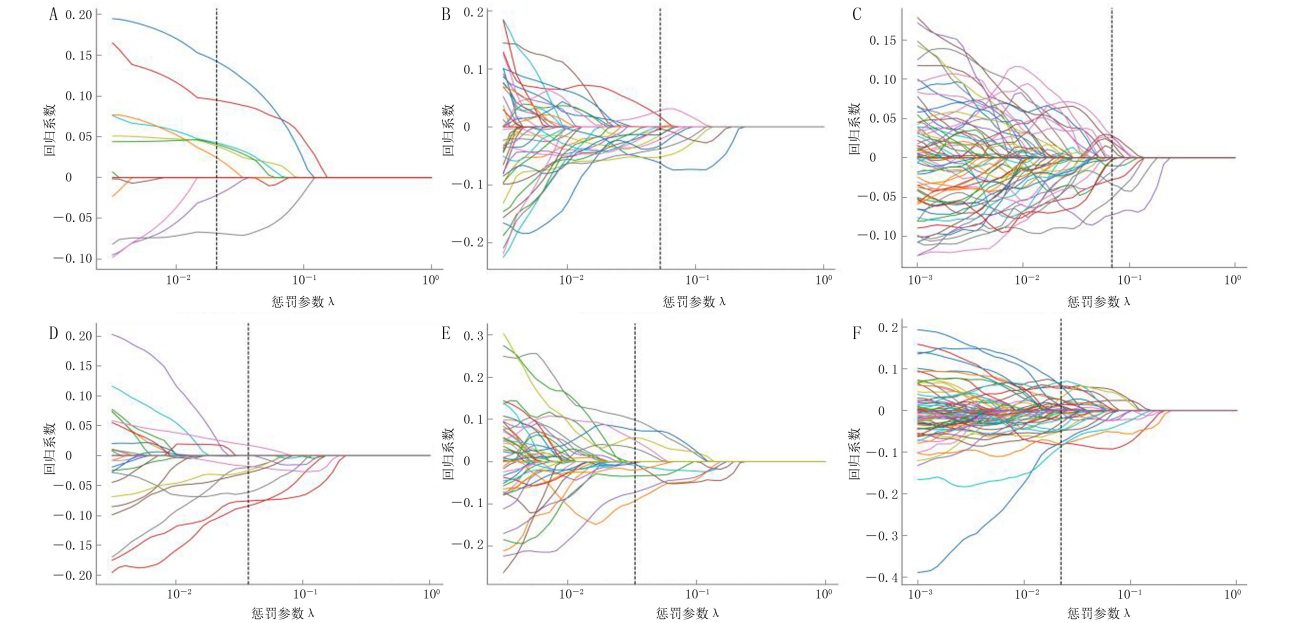
2.4 前列腺癌早期诊断机器学习模型的构建

本研究针对 6 种生境特征数据集,分别构建了 11 种机器学习模型。这 6 种生境特征数据集包括 T_2WI 单序列可疑肿瘤区域 ROI 特征、 DWI 单序列可疑肿瘤区域 ROI 特征、 T_2WI 单序列全前列腺腺体 ROI 特征、 DWI 单序列全前列腺腺体 ROI 特征、

表 1 T₂WI 与 DWI 序列全前列腺腺体及可疑肿瘤区域的 CH 指数($\bar{x} \pm s$)

区域	聚类数为 2	聚类数为 3	聚类数为 4
T ₂ WI 序列可疑肿瘤区域 ROI	2 321 381±11 245	3 192 771±12 543	2 766 153±10 876
T ₂ WI 序列全前列腺腺体 ROI	10 575 857±45 213	11 744 523±52 346	15 332 080±48 765
DWI 序列可疑肿瘤区域 ROI	368 417± 3 215	466 368± 3 876	411 283± 3 542
DWI 序列全前列腺腺体 ROI	1 940 886±12 543	2 821 978±15 678	3 621 825±14 235

区域	聚类数为 5	聚类数为 6	聚类数为 7
T ₂ WI 序列可疑肿瘤区域 ROI	2 430 482± 9 652	1 979 857± 8 721	1 534 593± 7 234
T ₂ WI 序列全前列腺腺体 ROI	19 249 909±61 234	17 246 774±56 789	13 575 671±49 876
DWI 序列可疑肿瘤区域 ROI	323 393± 2 987	288 843± 2 654	272 679± 2 315
DWI 序列全前列腺腺体 ROI	4 042 739±17 892	3 213 286±15 346	2 418 659±12 987



A~F 分别为 T₂WI 可疑肿瘤区域 ROI、DWI 可疑肿瘤区域 ROI、T₂WI+DWI 可疑肿瘤区域 ROI、T₂WI 全前列腺腺体 ROI、DWI 全前列腺腺体 ROI、T₂WI+DWI 全前列腺腺体 ROI 的 LASSO 回归系数衰减曲线

图 1 T₂WI、DWI 图像的全前列腺腺体及可疑肿瘤区域 ROI 的影像组学特征的 LASSO 回归分析

T₂WI+DWI 双序列可疑肿瘤区域 ROI 特征以及 T₂WI+DWI 双序列全前列腺腺体 ROI 特征。

通过 5 折交叉验证与网格搜索确定每个模型的最优 AUC 参数,并筛选出最优生境特征数据集及其机器学习模型,即基于 T₂WI+DWI 全前列腺腺体 ROI 生境特征建立的 Light GBM 模型(AUC=0.942,95%CI=0.870~1.000)。见图 2。该机器学习模型(后文简称 Light GBM 模型)筛选出的 8 项核心影像组学生境特征包含:灰度大小区域矩阵、T₂WI 序列形状特征、DWI 序列形状特征、灰度共生矩阵(GLCM)、邻域灰度差矩阵、一阶峰度、GLCM 对比度、最小灰度值。其中以 DWI 序列纹理特征为主,同时包含 T₂WI 序列形状特征;灰度大小区域矩阵中区域占比和形状特征中二维最大直径的贡献度最高,提示 DWI 序列的纹理异质性与 T₂WI 序列病灶形态特征是前列腺癌影像组学诊断的核心信息来

源。这些特征全面覆盖了前列腺腺体与肿瘤的几何形态、灰度分布及空间纹理特征,为模型的准确预测提供了坚实的影像组学依据。

2.5 前列腺癌早期诊断机器学习模型的评估

ROC 曲线结果显示,Light GBM 模型在训练集当中诊断前列腺癌的 AUC 为 0.981(95%CI=0.951~1.000),在测试集中诊断前列腺癌的 AUC 为 0.942(95%CI=0.870~1.000)。采用最大约登指数确定模型的最佳诊断截断值为 0.526,即当模型预测概率≥0.526 时则判定为前列腺癌阳性,当预测概率<0.526 时判定为前列腺癌阴性;在该最佳截断值下,模型在测试集中的诊断灵敏度为 75%,特异度为 100%,准确率为 85.3%,阳性预测值为 100%,阴性预测值为 64.3%。校准曲线及 DCA 结果显示,Light GBM 模型在训练集和测试集中均有较高的准确度和临床净收益。见图 3。

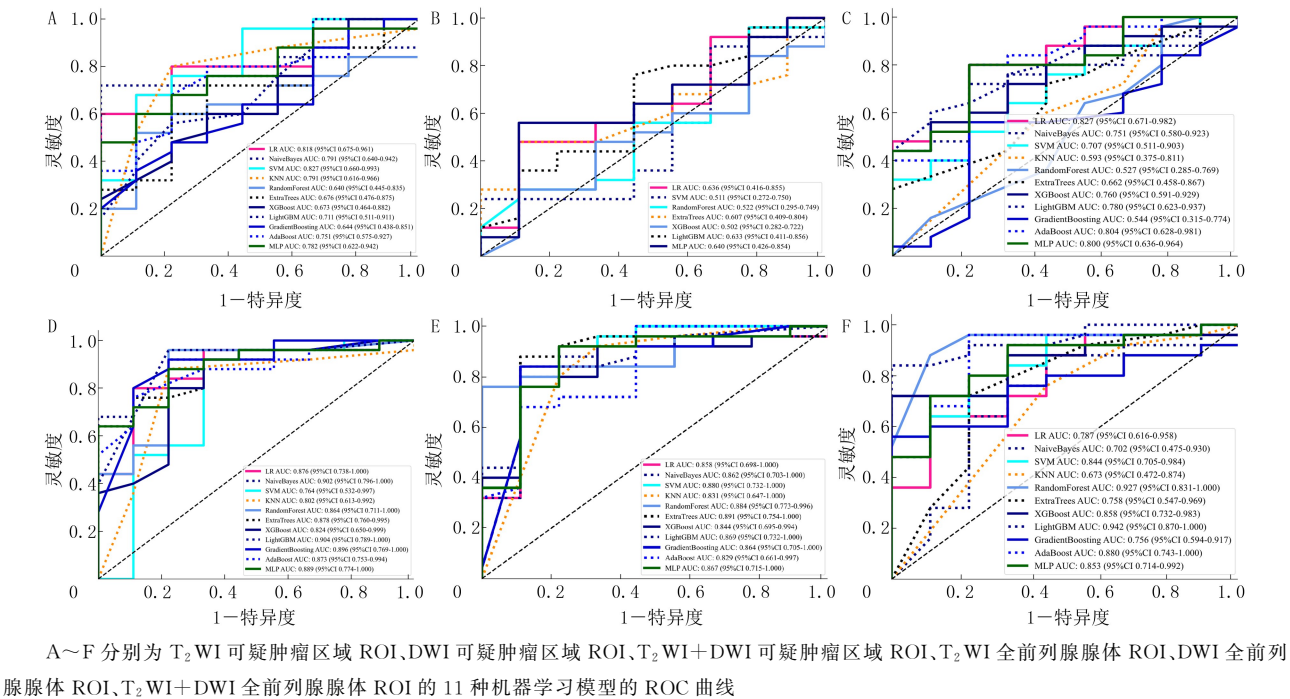


图 2 T₂WI、DWI 图像全前列腺腺体及可疑肿瘤区域 ROI 中 11 种机器学习模型的 ROC 曲线

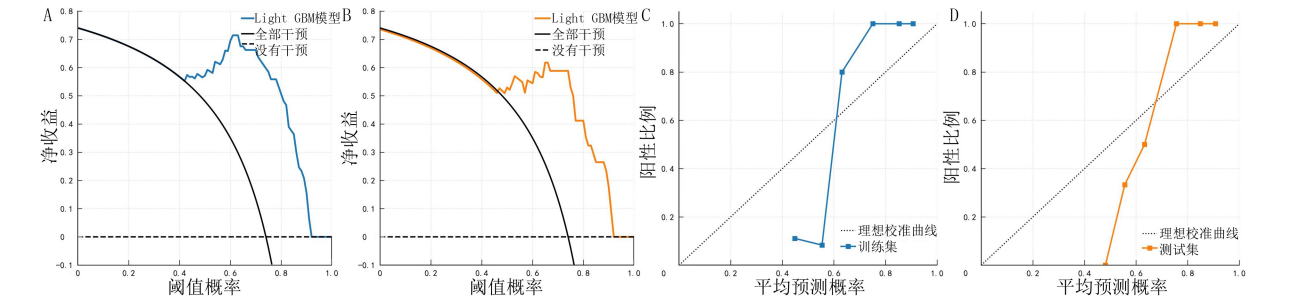


图 3 Light GBM 模型在训练集及测试集中的 DCA 曲线与校准曲线

3 讨论

前列腺癌的早期诊断目前面临着血清 PSA 筛查假阳性率过高、易过度活检及微小癌灶检出率低等临床痛点；影像学诊断方法中，常规 MRI 阅片高度依赖医师主观经验，观察者间存在显著差异，且易漏诊隐匿性病灶。此外，放射科医师出具的影像学报告往往难以精确指导临床操作，前列腺穿刺阳性率极大取决于临床医生对 MRI 图像的判读与技术水平。因而，临床需要更加准确的无创诊断方法。目前，多数前列腺癌的 MRI 影像组学研究仅聚焦于放射科医师主观判定的可疑肿瘤区域 ROI，即使采用标准化的 PI-RADS 评分系统，放射科医师间的阅片一致性仍仅为中等水平，对移行带病灶的判读差异尤为突出^[16]。既往研究显示，传统前列腺癌影像组学诊断模型多采用“单序列单 ROI”的影像学特征提取模式，忽略了前列腺不同解剖分区的生物学

异质性，其诊断的 AUC 大多低于 0.8^[17]。为建立临床诊断效能更高的前列腺癌影像组学诊断模型，本研究模拟了放射科医师双序列阅片逻辑，创新性地将生境分析方法用于全前列腺腺体的 T₂WI、DWI 双序列影像组学特征提取与融合。通过生境分析逐体素提取、识别多模态影像数据中的细微差异，定量刻画 ROI 内部的异质性，已在国内多项研究中被证实优于传统单个 ROI 特征提取方法^[18-19]。本研究中，全前列腺腺体 ROI 观察者间 ICC 为 0.892，观察者内部 ICC 为 0.926，可疑肿瘤区域 ROI 的观察者间的 ICC 为 0.857，观察者内部的 ICC 为 0.893。得益于前列腺清晰的解剖结构，本研究勾画 ROI 观察者间 ICC 均达到良好水平，说明不同研究者勾画完整前列腺腺体及更模糊、勾画难度更大的可疑肿瘤区域，仍能保持一定一致性，进一步说明本研究 ROI 勾画具备可靠的可重复性。本研究采用生境分析法将全前列腺腺体和可疑肿瘤区域 ROI

分别划分为 5 和 3 个聚类亚区域,并提取 T_2 WI、DWI 序列特征后融合,既保留了前列腺自然解剖分区的生物学意义,又实现了多维度肿瘤异质性信息的定量整合。同时,全前列腺腺体 ROI 的 5 个聚类亚区域可能对应前列腺解剖与功能的分区,根据前列腺解剖分区的经典 MRI 表现,5 个聚类亚区域可能分别代表了中央带组织、外周带组织、移行带组织、前纤维肌肉基质与包膜结缔组织,以及肿瘤相关混合组织^[20-21];而参考既往前列腺癌“病理-影像”对照研究结果,可疑肿瘤区域 ROI 的 3 个聚类亚区域可能代表高侵袭性肿瘤亚区域、低侵袭性肿瘤亚区域和肿瘤微环境亚区域^[18-19]。

在影像组学特征的筛选上,本研究从每一聚类各提取几何特征、一阶强度特征、纹理特征三类原始特征 107 维,并通过三步连续法筛选出 38 项核心影像组学特征。这些特征全面覆盖了前列腺及肿瘤的几何形态、灰度分布及空间纹理特征,为模型的准确预测提供了坚实的影像组学依据。基于上述特征及生境分析亚区域,本研究建立了 11 种前列腺癌早期诊断的机器学习模型,并通过 5 折交叉验证与网格搜索,筛选出基于 T_2 WI+DWI 全前列腺腺体 ROI 生境特征的 Light GBM 模型为最优诊断模型。近年来,基于机器学习的影像组学模型在前列腺癌诊断中的应用日益广泛,研究表明其在处理高维影像组学特征时具有训练速度快、泛化能力强等优势,可有效提高诊断效能^[7,16,22]。本研究模型在训练集中诊断前列腺癌的 AUC 为 0.981,在测试集中 AUC 为 0.942,诊断效能较既往研究显著提升,证实了全前列腺亚区域影像组学特征融合可有效定量捕获肿瘤微环境的异质性信息^[18-19]。

本研究存在一定局限性。在核心诊断效能指标上,本模型在测试集中的准确率达 85.3%,特异度与阳性预测值均达到 100%,明显优于多数已发表的前列腺 MRI 辅助诊断模型,更适配临床中“避免过度穿刺”的核心需求。但模型的灵敏度(75%)与阴性预测值(64.3%)仍存在提升空间,对部分低级别、小体积或位于移行带的前列腺癌病灶存在漏诊可能,这与现有多数 AI 模型的性能瓶颈一致。究其原因,可能与训练集中此类病灶的样本占比不足、MRI 影像对部分病灶的对比度有限有关,后续研究可针对性补充相关样本并优化特征提取网络,以弥补模型在检出能力上的短板。并且,本研究为回顾性研究且样本量有限,研究结论需要大样本量、多中心、前瞻性研究进一步验证;其次,研究当中未纳入

PI-RADS 评分 <4 分且病理证实为良性的患者,因为受真实世界临床路径限制,该类人群临床常规采取定期随访策略,极少接受穿刺活检,无法获得其病理标本及 MRI 图像的可疑肿瘤区域 ROI;最后,本研究仅纳入了 T_2 WI、DWI 两个 MRI 序列,后续可进一步纳入 MRI 全序列特征,从而提升模型的诊断效能。

综上所述,基于全前列腺 T_2 WI、DWI 双序列生境特征构建的 Light GBM 模型对前列腺癌的诊断效能较高,显著优于传统影像组学诊断模型及常规视觉评估结果,可为临床前列腺癌的早期诊断及未来精确靶向穿刺提供可靠的无创影像学工具。

伦理批准和知情同意:本研究涉及的所有试验均已通过青岛大学附属医院医学伦理委员会的审核批准(文件号 QYFYWZLL42218)。所有试验过程均遵照《赫尔辛基宣言》的条例进行。受试对象或其亲属已经签署知情同意书。

作者声明:韩旭参与了研究设计,韩旭、牛海涛参与了论文写作和修改。所有作者均阅读并同意发表该论文,且均声明不存在利益冲突。

[参考文献]

- [1] 中国抗癌协会男性生殖系统肿瘤专业委员会. 中国抗癌协会男性生殖系统肿瘤专业委员会前列腺癌指南患者版(2025 版)[J]. 中华肿瘤杂志, 2026,48(3):310-324.
- [2] 中国抗癌协会泌尿男生殖系统肿瘤专业委员会前列腺癌学组. 前列腺癌筛查中国专家共识(2021 年版)[J]. 中国癌症杂志, 2021,31(5):435-440.
- [3] 中华医学会泌尿外科学分会,中国前列腺癌研究协作组. 前列腺穿刺中国专家共识(2022 年版)[J]. 中华泌尿外科杂志, 2022,43(11):801-806.
- [4] 中华放射学杂志前列腺疾病诊疗工作组,中华放射学杂志编辑委员会. 前列腺癌 MRI 检查和诊断共识(第二版)[J]. 中华放射学杂志, 2018,52(10):743-750.
- [5] 中国老年学和老年医学学会,中国医师协会临床精准诊疗专业委员会,中国研究型医院学会医学影像与人工智能专业委员会. 人工智能辅助前列腺癌磁共振影像的精准分级中国专家共识(2022)[J]. 中华老年医学杂志, 2022,41(6):651-658.
- [6] 袁蕾,张景良,马丽娜,等. 多参数磁共振生境成像对前列腺癌分区异质性的预测研究[J]. 磁共振成像, 2025,16(11):142-148.
- [7] 刘浩然,谭智勇,黄应龙,等. 影像组学在前列腺癌诊疗中的研究进展[J]. 临床泌尿外科杂志, 2025,40(7):661-665.
- [8] BLEKER J, KWEE T C, ROUW D, et al. A deep learning masked segmentation alternative to manual segmentation in bi-parametric MRI prostate cancer radiomics[J]. Eur Radiol, 2022,32(9):6526-6535.
- [9] 中华医学会核医学分会. 影像组学介绍[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2023,43(1):55-60.
- [10] 张丹丹,尤超,顾雅佳. 基于动态增强 MRI 影像组学参数的观

- 察者一致性研究[J]. 肿瘤影像学, 2021,30(4):252-256.
- [11] GONG Z J, LIU Z X, HUANG K Y, et al. Habitat analysis based on magnetic resonance imaging for the prediction of prostate cancer: A dual-center study[J]. Quant Imaging Med Surg, 2025,15(9):8395-8408.
- [12] FENG Z X, LIANG S, HUA M H, et al. Habitat imaging radiomics of chest CT identifies noninfectious acute exacerbations in chronic obstructive pulmonary disease[J]. Front Med, 2025,12:1719017.
- [13] VAN GRIETHUYSEN J J M, FEDOROV A, PARMAR C, et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype[J]. Cancer Res, 2017,77(21):e104-e107.
- [14] LIU L, CAI W J, ZHOU C Y, et al. Ultrasound radiomics-based artificial intelligence model to assist in the differential diagnosis of ovarian endometrioma and ovarian dermoid cyst [J]. Front Med, 2024,11:1362588.
- [15] ZHANG C C, ZHONG M Z, LIANG Z P, et al. MRI-based radiomic and machine learning for prediction of lymphovascular invasion status in breast cancer[J]. BMC Med Imag, 2024,24(1):322.
- [16] 祝丽,孟婕,王欢欢,等. 多参数 MRI 联合影像组学在鉴别 PI-RADS 4~5 分前列腺病灶良恶性中的应用分析[J]. 磁共振成像, 2024,15(4):93-98,119.
- [17] 张涵,黄程,王滨. 前列腺癌影像学临床应用研究进展[J]. 磁共振成像, 2020,11(11):1063-1066.
- [18] 袁蕾,张景良,马丽娜,等. 多参数 MRI 生境成像无创定量可视化预测前列腺癌危险度的研究[J]. 中华放射学杂志, 2025,59(4):393-400.
- [19] 高鸿雁,吴慧,王文佳,等. 生境分析和瘤周影像组学预测前列腺癌患者去势抵抗[J]. 磁共振成像, 2025,16(10):68-75.
- [20] HRICAK H, DOOMS G C, MCNEAL J E, et al. MR imaging of the prostate gland: Normal anatomy[J]. AJR Am J Roentgenol, 1987,148(1):51-58.
- [21] WEINREB J C, BARENTSZ J O, CHOYKE P L, et al. PI-RADS prostate imaging - reporting and data system: 2015, version 2[J]. Eur Urol, 2016,69(1):16-40.
- [22] WANG Y L, XIN Y Q, ZHANG B Q, et al. Assessment of prostate cancer aggressiveness through the combined analysis of prostate MRI and 2.5D deep learning models[J]. Front Oncol, 2025,15:1539537.
- (本文编辑 范睿心)
-
- (上接第 322 页)
- [17] 蓝凯文,杜宇. 牙隐裂研究新进展:诊断、治疗决策和预后评估 [J/OL]. 中华口腔医学研究杂志(电子版), 2020,14(6):339-344.
- [18] WU M K, R'ORIS A, BARKIS D, et al. Prevalence and extent of long oval canals in the apical third[J]. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod, 2000,89(6):739-743.
- [19] VERSLUIS A, MESSER H H, PINTADO M R. Changes in compaction stress distributions in roots resulting from canal preparation[J]. Int Endod J, 2006,39(12):931-939.
- [20] ASKERBEYLI ÖRS S, SERPER A. Influence of nickel-titanium rotary systems with varying tapers on the biomechanical behaviour of maxillary first premolars under occlusal forces: A finite element analysis study[J]. Int Endod J, 2018,51(5):529-540.
- [21] KİLİÇ Y, KARATAŞLIOĞLU E, KAVAL M E. The effect of root canal preparation size and taper of middle mesial canals on fracture resistance of the mandibular molar teeth: An *in vitro* study[J]. J Endod, 2021,47(9):1467-1471.
- [22] 王燕,郭嘉,王茜,等. 比较两种镍钛器械在不同运动模式下预备根管后牙根裂纹的发生率[J]. 牙体牙髓牙周病学杂志, 2015,25(9):549-553.
- [23] 陈亮,王祖华. 椭圆形根管机械预备的研究进展[J]. 北京口腔医学, 2017,25(4):238-240.
- [24] GERGI R, RJEILY J A, SADER J, et al. Comparison of canal transportation and centering ability of twisted files, Pathfile-ProTaper system, and stainless steel hand K-files by using computed tomography[J]. J Endod, 2010,36(5):904-907.
- [25] XAVIER S R, DE LIMA C O, MARCELIANO-ALVES M F V, et al. Shaping ability of two root canal instrumentation systems in oval-shaped canals: A microcomputed tomography study[J]. Aust Endod J, 2021,47(2):252-259.
- [26] GERGI R, OSTA N, BOURBOUZE G, et al. Effects of three nickel titanium instrument systems on root canal geometry assessed by micro-computed tomography[J]. Int Endod J, 2015,48(2):162-170.
- [27] 袁理,岳林,王嘉德. 不锈钢 K 型根管锉模拟根管预备的三维有限元应力分析[J]. 中华口腔医学杂志, 2007,42(6):346-348.
- [28] 张燕,秦晓红,姚激,等. 根管直径对根折影响的三维有限元分析[J]. 国际口腔医学杂志, 2011,38(1):19-21.
- [29] WU Y N, CATHRO P, MARINO V. Fracture resistance and pattern of the upper premolars with obturated canals and restored endodontic occlusal access cavities[J]. J Biomed Res, 2010,24(6):474-478.
- [30] ALSHAZLY N, NAWAR N N, PLOTINO G, et al. The biomechanical behaviour and life span of a three-rooted maxillary first premolar with different access cavity designs: A finite element analysis[J]. Eur Endod J, 2023,8(3):231-236.
- (本文编辑 李京蔓)