

基于双参数MRI影像组学诊断前列腺癌及评估危险分级的研究

李祎涵¹, 刘思涛², 丁静², 何娜悦², 李荣庆², 许成², 李正亮^{1*}

¹大理大学第一附属医院放射科, 云南 大理

²大理大学临床医学院, 云南 大理

收稿日期: 2026年1月3日; 录用日期: 2026年1月28日; 发布日期: 2026年2月5日

摘要

目的: 前列腺癌是男性高发的恶性肿瘤, 早期准确诊断、危险分层是制定治疗方案、提高患者预后的关键。双参数MRI (bpMRI)把T2加权成像(T2WI)和弥散加权成像(ADC)结合起来, 可以无创地反映前列腺病灶的解剖形态和水分子扩散特性, 已经广泛应用于前列腺癌的筛查和定位。影像组学属于新兴技术, 可以从医学影像当中找出人类视觉无法察觉的量化特征, 给疾病诊断以及预后评价赋予客观的参照。方法: 回顾性收集前列腺穿刺或者全切术后病理确诊为前列腺癌患者213例, 获得患者的Gleason评分、临床分期、血清PSA值、影像资料。使用ITK-SNAP软件手动勾画病灶感兴趣区(ROI), 用Pyradiomics工具提取形态、灰度、纹理等维度的影像组学特征, 用Spearman相关性检验、LASSO、PCA等方法降维筛选有效特征。本研究采用十折交叉验证策略, 对训练集样本进行随机划分为10个子集, 并基于筛选出的关键特征对分类器进行迭代优化, 以完成影像组学特征的筛选工作。随后, 分别基于T2WI、ADC以及T2WI与ADC融合序列构建六种不同的机器学习模型, 并对所构建的模型进行全面评估, 系统分析各模型的准确率、特异度及灵敏度等性能指标。结果: 根据T2WI序列建立的六个模型的验证集AUC分别为SVM (0.793)、KNN (0.707)、RF (0.795)、ET (0.773)、XGBoost (0.758)、LightGBM (0.822)。基于ADC序列建立的六个模型的验证集AUC分别为SVM (0.857)、KNN (0.748)、RF (0.733)、ET (0.818)、XGBoost (0.789)、LightGBM (0.825)。基于T2WI + ADC组合模型的验证集AUC分别为SVM (0.855)、KNN (0.771)、RF (0.781)、ET (0.850)、XGBoost (0.893)、LightGBM (0.859)。其中T2WI加ADC组合序列的XGBoost模型有最好的诊断效能。结论: 基于磁共振多参数影像组学技术与机器学习算法的融合分析, 能够对病灶的影像学特征进行量化评估, 从而实现对中低危与高危前列腺癌的有效鉴别诊断, 实现前列腺癌的精准确诊和危险分级, 临床与影像组学联合模型可以进一步提高预测的准确性, 为减少不必要的穿刺、制定个体化的治疗方案提供可靠的无创评估工具。

关键词

双参数MRI, 前列腺癌, 影像组学, 诊断效能

*通讯作者。

Research on the Diagnosis of Prostate Cancer and Evaluation of Risk Grading Based on Biparametric MRI Radiomics

Yihan Li¹, Sitao Liu², Jing Ding², Nayue He², Rongqing Li², Cheng Xu², Zhengliang Li^{1*}

¹Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Dali University, Dali Yunnan

²Clinical Medical College of Dali University, Dali Yunnan

Received: January 3, 2026; accepted: January 28, 2026; published: February 5, 2026

Abstract

Objective: Prostate cancer is a highly prevalent malignant tumor in men. Early and accurate diagnosis and risk stratification are crucial for formulating treatment plans and improving patient prognosis. Biparametric MRI (bpMRI), which combines T2-weighted imaging (T2WI) and diffusion-weighted imaging (ADC), can non-invasively reflect the anatomical morphology and water molecule diffusion characteristics of prostate lesions and has been widely used in the screening and localization of prostate cancer. Radiomics is an emerging technology that can identify quantitative features undetectable by human vision from medical images, providing objective references for disease diagnosis and prognosis evaluation. **Methods:** A retrospective collection of 213 patients with prostate cancer confirmed by prostate biopsy or radical prostatectomy was conducted. The patients' Gleason scores, clinical stages, serum PSA values, and imaging data were obtained. The region of interest (ROI) of the lesion was manually delineated using ITK-SNAP software, and radiomics features in terms of morphology, gray level, and texture were extracted using the Pyradiomics tool. Dimensionality reduction and feature selection were performed using Spearman correlation test, LASSO, and PCA methods. This study adopted a ten-fold cross-validation strategy, randomly dividing the training set samples into 10 subsets, and iteratively optimizing the classifier based on the selected key features to complete the radiomics feature selection. Subsequently, six different machine learning models were constructed based on T2WI, ADC, and the fusion sequence of T2WI and ADC, and the constructed models were comprehensively evaluated to systematically analyze the performance indicators such as accuracy, specificity, and sensitivity of each model. **Results:** The AUC values of the six models based on the T2WI sequence in the validation set were SVM (0.793), KNN (0.707), RF (0.795), ET (0.773), XGBoost (0.758), and LightGBM (0.822). The AUC values of the six models based on the ADC sequence in the validation set were SVM (0.857), KNN (0.748), RF (0.733), ET (0.818), XGBoost (0.789), and LightGBM (0.825). The AUC values of the six models based on the T2WI + ADC combined sequence in the validation set were SVM (0.855), KNN (0.771), RF (0.781), ET (0.850), XGBoost (0.893), and LightGBM (0.859). Among them, the XGBoost model based on the T2WI + ADC combined sequence had the best diagnostic performance. **Conclusion:** The integration of multi-parameter MRI radiomics technology and machine learning algorithms can quantitatively evaluate the imaging features of lesions, thereby achieving effective differential diagnosis of intermediate-low-risk and high-risk prostate cancer, and realizing precise diagnosis and risk stratification of prostate cancer. The combination of clinical and radiomics models can further improve the accuracy of prediction, providing a reliable non-invasive assessment tool for reducing unnecessary biopsies and formulating individualized treatment plans.

Keywords

Biparametric Magnetic Resonance Imaging, Prostate Cancer, Radiomics, Diagnostic Efficacy

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

前列腺癌, 亦称 PCa, 为男性泌尿系统中最为常见的恶疾, 亦位列男性癌症致死主因之列[1]。目前, 经超声引导下穿刺活检是 PCa 诊断和病理分级的“金标准”, 但是穿刺活检属于有创检查, 感染风险高, 需要预防性使用抗生素。主要的影像学检查方法有经直肠超声检查、多参数磁共振成像(Multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI)、核素骨扫描、PET-CT 检查等[2], 但是这些方法各有优缺点。经超声直肠检查的诊断效果有限, 不能区分肿瘤和非肿瘤结节, 受操作者经验的影响大。核素骨扫描对骨转移的敏感性高, 适合晚期患者的分期, 但是特异性低, 不能检测腹部器官的转移, 有辐射暴露。鉴于 PET-CT 系统的成本高昂且技术要求严格, 部分医疗机构尚未广泛采用。mpMRI 作为一项高端影像学检查技术, 以其高分辨率、参数范围广、扫描平面多等优势, 在前列腺癌的诊疗过程中扮演关键角色[3]。然而, 由于移行带前列腺癌的影像特征与良性前列腺增生结节相似, 这给诊断带来了挑战[4]。此外, 诊断结果亦受到操作医师技术水平与经验的主观影响。近几年来 mpMRI 通过整合 T2WI、DWI、ADC 序列, 提高了 PCa 的检出率, 但是单纯依靠影像形态学评估仍然存在漏诊的风险。影像组学属于新技术, 它通过对 MRI 图像的高通量定量特征(纹理、强度、形态学参数等)进行挖掘, 可以量化肿瘤的异质性, 结合机器学习模型实现非侵入性的诊断和预后预测。本研究基于双参数磁共振成像(bp-MRI)所获取的影像学特征构建机器学习预测模型, 旨在探讨 MRI 影像组学技术在前列腺癌临床诊断及危险度分层评估中的应用价值, 以为临床诊疗决策提供更为精准的参考依据。影像组学的概念最早是由学者 LAMBIN 于 2012 年提出的[5]。

2. 材料与方法

2.1. 研究对象

本研究对大理大学第一附属医院 2022 年 1 月至 2025 年 10 月经病理学确诊的前列腺癌患者 213 例的病历资料进行了系统梳理, 收集了患者的 Gleason 评分、临床分期及血清 PSA 水平等关键数据。依据 2022 年版 NCCN 前列腺癌诊疗指南, 将研究对象划分为中低危组与高危组两大类[6], 其中中低危组界定标准为 PSA < 20 ng/ml、Gleason 评分 ≤ 7 且临床分期处于 T1-T2c 期, 而高危组则包含 PSA ≥ 20 ng/ml 或 Gleason 评分 > 7 或临床分期 T3a~T4 期病例。本研究的纳入标准严格限定为: ① 患者在 MRI 检查后 2 周内完成前列腺癌病理学确诊; ② 前列腺病变在 T2 加权像及表观扩散系数图像上具有清晰边界; ③ 患者血清 PSA 呈现异常高表达状态; ④ 所有受试者均不存在 MRI 检查相关禁忌症。排除标准具体包括: ① MRI 影像资料不完整或质量不佳; ② 患者入院前已接受穿刺活检或化学治疗; ③ 临床随访资料缺失; ④ 合并其他类型恶性肿瘤及心肺功能异常者。

2.2. 检查方法及后处理

2.2.1. MRI 扫描方法

本研究采用东芝公司生产的 3.0 T 超导型磁共振成像设备进行扫描检查, 受检者采取平卧体位, 应用盆腔专用相控阵表面线圈对前列腺及精囊腺区域进行全方位覆盖, 并采取相应措施以降低图像伪影干扰。横轴位 T2 加权成像参数设置如下: 回波时间取最小值, 扫描层厚度为 3.0 mm, 相邻层面间隔 1.0 mm,

扫描视野 $34\text{ cm} \times 34\text{ cm}$ ，采集矩阵 320×256 ，信号采集次数为 2 次。横轴位弥散加权成像扫描时需确保其定位层面与 T2 加权成像各序列严格对应，重复时间 2080.0 ms，回波时间取最小值，扫描层厚度 3.0 mm，相邻层面间隔 1.0 mm，信号采集次数在 2 至 8 次范围内调整，弥散敏感系数设定为 1000 s/mm^2 。表观弥散系数图像通过弥散加权成像数据后处理获得。

2.2.2. 图像预处理

① 伪影去除，使用高斯滤波($\sigma = 1.0\sim 1.5$)消除 EPI 序列化学位移伪影，手工修正运动伪影区域。② 强度标准化：用 Z-score 标准化 T2WI 和 ADC 图(均值 = 0，标准差 = 1)，消除扫描设备及参数的影响。③ 图像配准：用互信息算法把 ADC 图和 T2WI 进行刚性配准，保证像素级空间对齐。

2.2.3. 感兴趣区(ROI)勾画

本研究从医院影像归档与通信系统中提取全部研究对象的完整 T2 加权成像及表观扩散系数图像，数据格式为 DICOM 标准格式，随后将其转化为占据存储空间较少的 nii 格式文档。由三名具备十年及以上磁共振成像诊断实践经历的放射科专家，依据各穿刺标本的组织病理学格里森评分结果，采用视觉配准方法在 T2 加权成像与表观扩散系数图像上定位对应的病变区域，确保评估者间一致性达到良好水平(组内相关系数不低于 0.85)。运用 ITK-SNAP 软件(4.0.0 版本)操作平台，对 T2 加权成像及表观扩散系数图像中病灶所在区域逐层进行手工勾勒感兴趣区，最终构建三维感兴趣体积。

2.2.4. 图像特征提取与筛选

本研究借助 Python 语言中的 pyradiomics 工具包实现了影像组学特征的高效提取，涵盖了一阶统计量、形态特征、灰度共生矩阵、灰度大小区域矩阵、灰度行程矩阵、邻域灰度差分矩阵、灰度依赖矩阵以及高阶统计量等多个类别。在特征选择前，所有提取的特征数据均经过标准化与归一化预处理，确保处理后的数据符合正态分布假设，随后通过降维技术对筛选出的特征进行优化，旨在降低计算复杂度并提升模型泛化能力。研究团队针对 T2 加权成像表观扩散系数两个不同模态展开了系统化的特征提取工作，以期全面且精准地揭示前列腺癌的生物学特征信息。

2.2.5. 构建模型与评估

本研究将样本按照临床风险等级划分为中低危组与高危组，并随机抽取各组 70% 的样本构建训练集，剩余 30% 作为测试集。通过十折交叉验证方法对训练集数据进行划分，利用筛选出的关键特征对分类器进行优化与训练，最终基于 T2WI、ADC 及 T2WI+ADC 三种影像数据，构建了 SVM、KNN、RF、ET、XGBoost 和 LightGBM 六种最优预测模型。随后采用独立测试集对各模型进行性能评估，通过计算准确率、特异性及敏感性等指标，并绘制 ROC 曲线获取 AUC 值作为主要评价标准，系统分析模型对前列腺癌风险分级的判别效能。根据 AUC 值将模型性能划分为四个等级：优秀(0.80~1.0)、良好(0.70~0.79)、一般(0.60~0.69)及较差(<0.60)。

3. 结果

本研究分别基于 T2WI 序列、ADC 序列及二者联合序列构建了支持向量机、K 近邻、随机森林、极随机树、XGBoost 和 LightGBM 六种机器学习模型，对前列腺癌 NCCN 风险分级进行分类预测。结果表明：在 T2WI 序列下，六种模型在训练集上的 AUC 值分别为 0.802、0.835、0.997、0.969、0.997 和 0.905，而在验证集上的表现则分别为 0.793、0.707、0.795、0.773、0.758 和 0.822；采用 ADC 序列建模时，训练集 AUC 值提升至 0.857、0.881、0.998、0.995、0.995 和 0.993，验证集 AUC 值达到 0.857、0.748、0.733、0.818、0.789 和 0.825；当采用 T2WI + ADC 联合序列时，训练集 AUC 值分别为 0.878、0.861、0.998、

0.990、0.998 和 0.920，验证集 AUC 值为 0.855、0.771、0.781、0.850、0.893 和 0.859，其中 XGBoost、LightGBM、SVM 和 ET 四种模型表现优异，尤以联合序列下的 XGBoost 模型性能最佳，各模型具体表现详见表 1~3 及图 1~3。

Table 1. Prediction results of six models based on the T2WI sequence

表 1. 基于 T2WI 序列六组模型预测结果

		AUC	Accuracy	Sensitivity	Specificity
SVM	train	0.802	0.731	0.673	0.826
SVM	test	0.793	0.766	0.835	0.653
KNN	train	0.835	0.692	0.593	0.847
KNN	test	0.707	0.635	0.593	0.697
RF	train	0.997	0.956	0.934	0.989
RF	test	0.795	0.702	0.543	0.959
ET	train	0.969	0.387	0.004	0.997
ET	test	0.773	0.618	0.374	0.997
XGBoost	train	0.997	0.973	0.975	0.969
XGBoost	test	0.758	0.701	0.593	0.871
LightGBM	train	0.905	0.818	0.811	0.827
LightGBM	test	0.822	0.716	0.569	0.959

SVM: 支持向量机算法; KNN: K 邻近; RF: 随机森林算法; ET: 极端随机树; XGBoost: 极端梯度提升; LightGBM: 轻量级梯度提升。

Table 2. Prediction results of six models based on the ADC sequence

表 2. 基于 ADC 序列六组模型预测结果

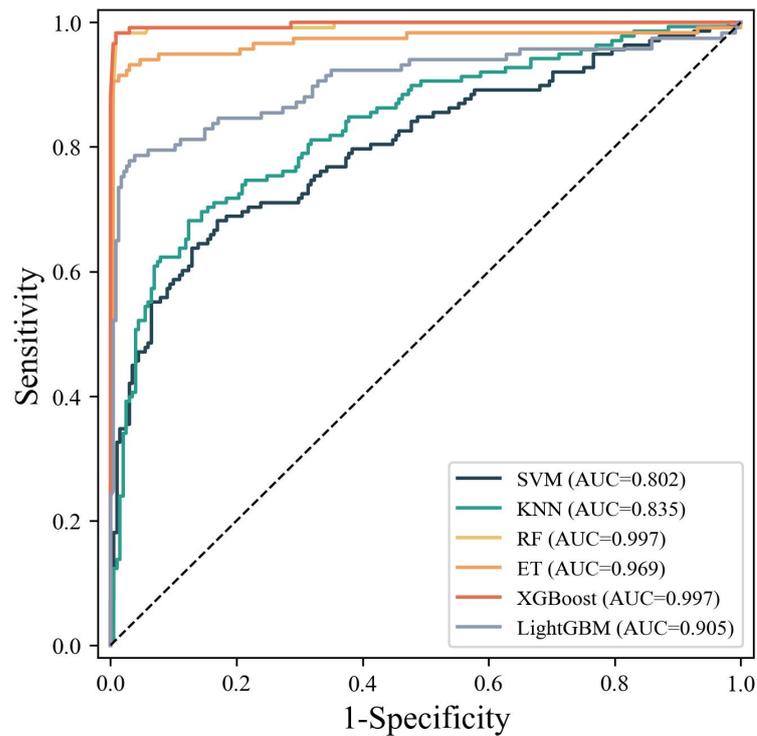
		AUC	Accuracy	Sensitivity	Specificity
SVM	train	0.857	0.761	0.683	0.893
SVM	test	0.857	0.819	0.866	0.735
KNN	train	0.881	0.757	0.652	0.917
KNN	test	0.748	0.551	0.274	0.990
RF	train	0.998	0.935	0.895	0.997
RF	test	0.733	0.614	0.407	0.959
ET	train	0.995	0.389	0.003	0.993
ET	test	0.818	0.735	0.730	0.734
XGBoost	train	0.995	0.992	0.990	0.999
XGBoost	test	0.789	0.715	0.703	0.736
LightGBM	train	0.993	0.851	0.870	0.818
LightGBM	test	0.825	0.713	0.540	0.991

SVM: 支持向量机算法; KNN: K 邻近; RF: 随机森林算法; ET: 极端随机树; XGBoost: 极端梯度提升; LightGBM: 轻量级梯度提升。

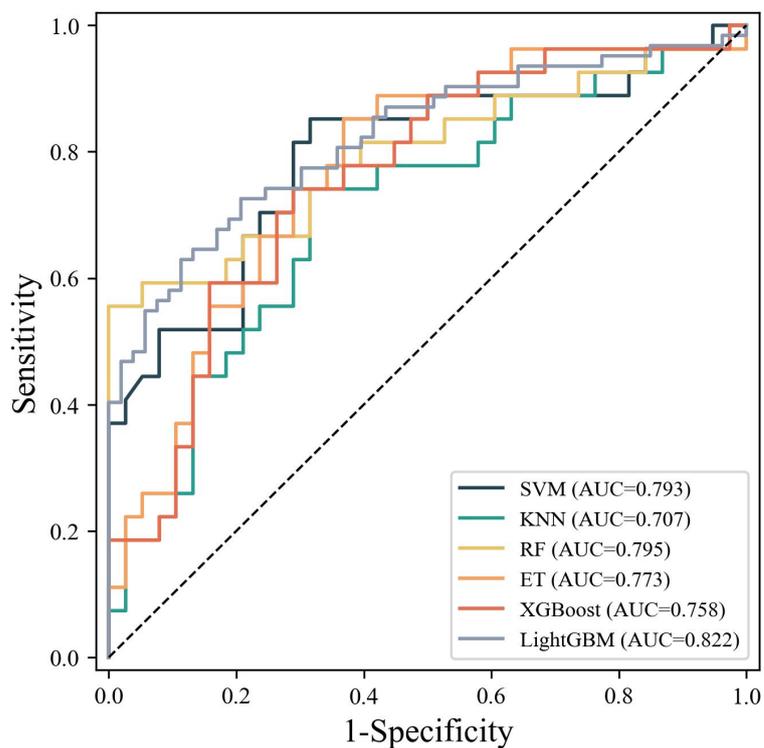
Table 3. Prediction results of six models based on the T2WI + ADC sequence
表 3. 基于 T2WI + ADC 序列六组模型预测结果

		AUC	Accuracy	Sensitivity	Specificity
SVM	train	0.878	0.803	0.658	0.950
SVM	test	0.855	0.761	0.696	0.933
KNN	train	0.861	0.730	0.679	0.920
KNN	test	0.771	0.685	0.522	0.994
RF	train	0.998	0.980	0.974	0.991
RF	test	0.781	0.680	0.651	0.930
ET	train	0.990	0.997	0.991	0.993
ET	test	0.850	0.737	0.697	0.992
XGBoost	train	0.998	0.985	0.995	0.980
XGBoost	test	0.893	0.789	0.871	0.868
LightGBM	train	0.920	0.821	0.856	0.812
LightGBM	test	0.859	0.711	0.740	0.931

SVM: 支持向量机算法; KNN: K 邻近; RF: 随机森林算法; ET: 极端随机树; XGBoost: 极端梯度提升; LightGBM: 轻量级梯度提升。

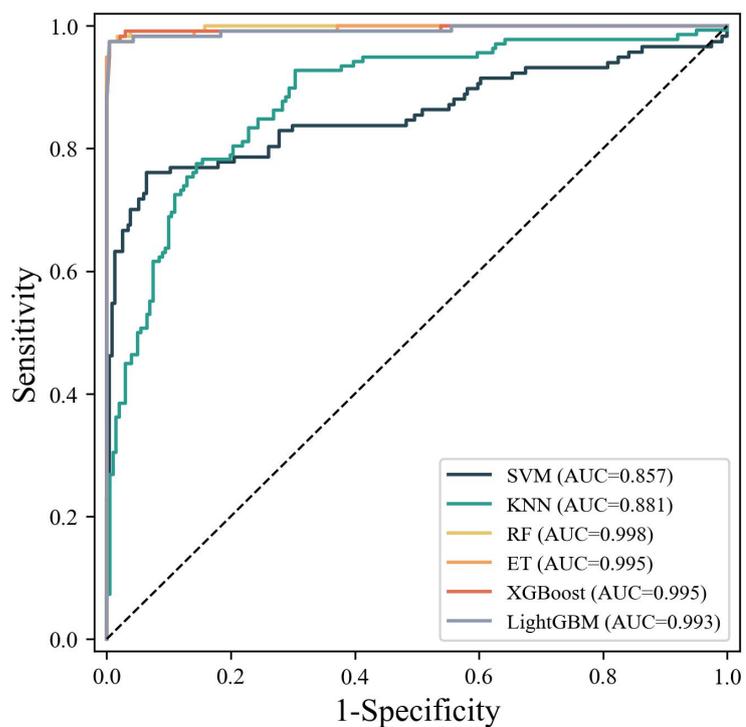


(a) 基于 T2WI 序列建立的训练集 ROC 模型图

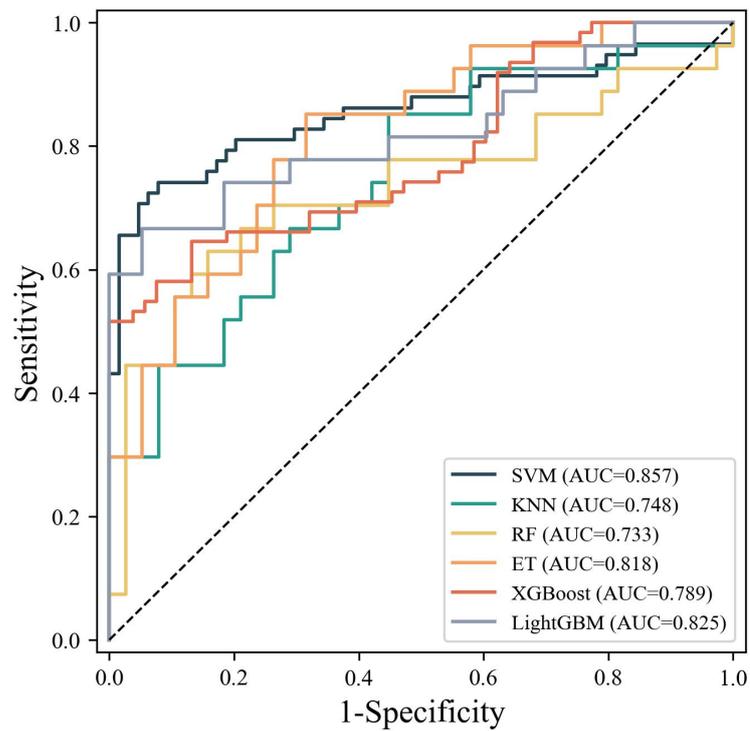


(b) 基于 T2WI 序列建立的验证集 ROC 模型图

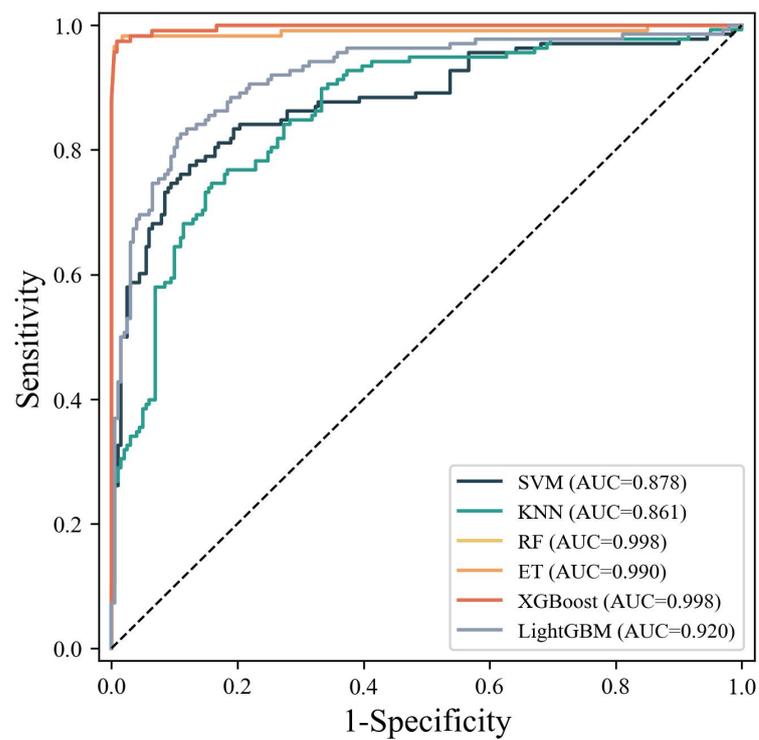
Figure 1. ROC model diagram established based on the T2WI sequence
图 1. 基于 T2WI 序列建立的 ROC 模型图



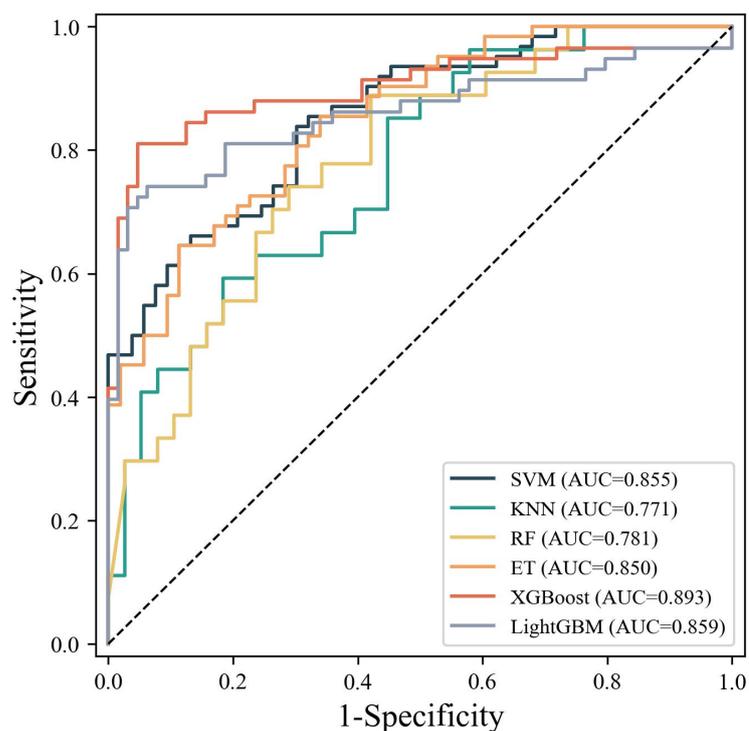
(a) 基于 ADC 序列建立的训练集 ROC 模型图



(b) 基于 ADC 序列建立的验证集 ROC 模型图

Figure 2. ROC model diagram established based on the ADC sequence**图 2.** 基于 ADC 序列建立的 ROC 模型图

(a) 基于 T2WI + ADC 序列建立的训练集 ROC 模型图



(b) 基于 T2WI + ADC 序列建立的验证集 ROC 模型图

Figure 3. ROC model diagram established based on the T2WI + ADC sequence**图 3.** 基于 T2WI + ADC 序列建立的 ROC 模型图

4. 讨论

前列腺癌(prostate cancer, PCa)在老年男性群体的发病率和死亡率呈现持续增长态势,已成为继乳腺癌之后男性中最常被诊断的恶性肿瘤类型[7]。当前临床实践迫切需要开发一种更为简便、经济且无创的评估方法来辅助前列腺癌的诊断。影像组学技术通过提取医学影像中人眼无法辨识的深层特征信息并构建自动化机器学习模型,显著提升了对前列腺癌的评估精度,有效弥补了传统检测手段的局限性。已有临床研究证实,中低危前列腺癌患者接受根治手术后并发症发生率较低、复发风险小且治疗效果良好[8];相比之下,高危前列腺癌具有较高的侵袭性特征,术后复发率较高,多数患者在确诊时已错失最佳的手术干预时机。既往多项研究利用 T2WI 和/或 ADC 序列构建的影像组学模型在前列腺癌风险评估中展现出优良性能[9]-[11],其中 DWI 序列所提取的影像组学特征对于临床显著性前列腺癌(csPCa)的鉴别诊断价值最为突出[12]。本研究中采用的双参数序列联合六种学习模型在诊断效能上显著优于单一序列模型,表明双参数影像融合技术能够整合单序列优势,保留更为丰富的诊断信息,从而提高模型对前列腺癌危险分级的预测准确性,展现出良好的临床应用前景。基于 T2WI 与 ADC 序列构建的 XGBoost 模型在区分低危与高危前列腺癌患者中表现最佳, AUC 达到 0.893。XGBoost 作为一种梯度提升集成算法,具有计算效率高、参数调优灵活及模型轻量化等显著特点。精确区分临床显著性前列腺癌与非显著性前列腺癌患者,能够避免对非必要患者实施过度治疗以及不必要的穿刺活检操作。研究结果显示, SVM、ET 及 LightGBM 等模型均表现出较高的诊断效能, AUC 值均超过 0.8,表明这些算法具备发展为个体化筛查工具的潜力,可为前列腺癌的风险分层评估及临床决策制定提供科学依据,最终改善患者的生活质量并优化疾病预后[13]。

基金项目

2024 年大理大学大学生科研基金项目(KYSX2024239)。

参考文献

- [1] Omri, N., Alex, S., Jacob, B. and Ofer, N. (2021) The Additive Value of Mpmri on Prostate Cancer Detection: Comparison between Patients with and without a Suspicious Digital Rectal Examination (DRE). *Urologic Oncology: Seminars and Original Investigations*, **39**, 728.e7-728.e11. <https://doi.org/10.1016/j.urolonc.2020.12.029>
- [2] 叶定伟, 朱耀. 中国前列腺癌的流行病学概述和启示[J]. 中华外科杂志, 2015, 53(4): 249-252.
- [3] Kristiansen, G., Egevad, L., Amin, M., Delahunt, B., Srigley, J.R., Humphrey, P.A., *et al.* (2016) Konsenskonferenz 2014 der ISUP zur Gleason-Graduierung des Prostatakarzinoms. *Der Pathologe*, **37**, 17-26. <https://doi.org/10.1007/s00292-015-0136-6>
- [4] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- [5] Matoso, A. and Epstein, J.I. (2018) Defining Clinically Significant Prostate Cancer on the Basis of Pathological Findings. *Histopathology*, **74**, 135-145. <https://doi.org/10.1111/his.13712>
- [6] 张洪涛, 胡泽宇, 盛复庚, 等. 双参数 MRI 影像组学机器学习预测前列腺癌 T 分期价值研究[J]. 人民军医, 2021, 64(6): 538-541.
- [7] Xia, C., Dong, X., Li, H., Cao, M., Sun, D., He, S., *et al.* (2022) Cancer Statistics in China and United States, 2022: Profiles, Trends, and Determinants. *Chinese Medical Journal*, **135**, 584-590. <https://doi.org/10.1097/cm9.0000000000002108>
- [8] Brancato, V., Cerrone, M., Lavitrano, M., Salvatore, M. and Cavaliere, C. (2022) A Systematic Review of the Current Status and Quality of Radiomics for Glioma Differential Diagnosis. *Cancers*, **14**, Article No. 2731. <https://doi.org/10.3390/cancers14112731>
- [9] Xu, M., Fang, M., Zou, J., Yang, S., Yu, D., Zhong, L., *et al.* (2019) Using Biparametric MRI Radiomics Signature to Differentiate between Benign and Malignant Prostate Lesions. *European Journal of Radiology*, **114**, 38-44. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2019.02.032>
- [10] Flaig, T.W., Spiess, P.E., Abern, M., *et al.* (2022) NCCN Guidelines® Insights: Bladder Cancer, Version 2. 2022. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, **20**, 866-878.
- [11] Epstein, J.I., Egevad, L., Amin, M.B., Delahunt, B., Srigley, J.R. and Humphrey, P.A. (2016) The 2014 International Society of Urological Pathology (ISUP) Consensus Conference on Gleason Grading of Prostatic Carcinoma. *American Journal of Surgical Pathology*, **40**, 244-252. <https://doi.org/10.1097/pas.0000000000000530>
- [12] 李静, 巴志霞, 魏铭, 等. bp-MRI 机器学习模型诊断显著性前列腺癌的应用研究[J]. 河西学院学报, 2025, 41(5): 14-21.
- [13] 宋岩, 荣梦露, 张乔森, 等. 双参数 MRI 影像组学联合临床模型对临床显著性前列腺癌的诊断价值[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2025, 31(4): 540-547.