

基于MRI影像组学和人工智能在前列腺癌诊疗中的研究进展

孟 涵¹, 曾庆师^{2*}

¹济宁医学院临床医学院(附属医院), 山东 济宁

²山东第一医科大学第一附属医院(山东省千佛山医院)放射科, 山东 济南

收稿日期: 2025年11月11日; 录用日期: 2025年12月5日; 发布日期: 2025年12月11日

摘 要

前列腺癌(prostate cancer, PCa)是男性常见的恶性肿瘤, 其发病率呈持续上升趋势。早期诊断主要依赖前列腺特异性抗原(prostate specific antigen, PSA)和磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI), 但存在过度穿刺的问题。影像组学通过高通量提取影像的定量特征并挖掘传统影像中难以识别的潜在信息, 结合人工智能(Artificial Intelligence, AI)辅助MRI图像的分析与评估, 为前列腺癌的精准诊断、风险评估提供新的途径和方法, 有助于优化临床决策, 减少不必要的活检。本文主要综述了AI辅助下的影像组学在PCa的识别与诊断、PCa侵袭性评估和预后评价中的研究应用。

关键词

前列腺癌, MRI, 影像组学, 人工智能

Research Progress in MRI Radiomics and Artificial Intelligence for the Diagnosis and Treatment of Prostate Cancer

Han Meng¹, Qingshi Zeng^{2*}

¹Clinical Medicine Department of Jining Medical University, Jining Shandong

²Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Shandong First Medical University (Shandong Provincial Qianfoshan Hospital), Jinan Shandong

Received: November 11, 2025; accepted: December 5, 2025; published: December 11, 2025

*通讯作者。

文章引用: 孟涵, 曾庆师. 基于 MRI 影像组学和人工智能在前列腺癌诊疗中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(12): 1555-1562. DOI: 10.12677/acm.2025.15123564

Abstract

Prostate cancer (PCa) is a prevalent malignancy in men, with its incidence rate showing a continuous upward trend. Early diagnosis primarily relies on prostate-specific antigen (PSA) and magnetic resonance imaging (MRI), yet faces dual challenges of excessive biopsy procedures. Imaging omics, through high-throughput extraction of quantitative imaging features and identification of latent information in traditional imaging, combined with artificial intelligence (AI) to assist MRI image analysis and evaluation, provides new approaches for precise diagnosis and risk assessment of prostate cancer. This contributes to optimizing clinical decision-making and reducing unnecessary biopsies. This article reviews the research applications of AI-assisted imaging omics in PCa diagnosis and grading, as well as the evaluation of PCa invasiveness, prognosis, and treatment.

Keywords

Prostate Cancer, MRI, Radiomics, Artificial Intelligence

Copyright © 2025 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

PCa 是全球男性中发病率第二、死亡率第五的常见恶性肿瘤之一[1], 在我国其发病率呈持续上升趋势, 严重影响中老年男性的生活质量和生命健康[2]。经直肠或经会阴的前列腺穿刺活检是当前确诊 PCa 的金标准。在临床实践工作中, PSA 和 MRI 作为 PCa 诊断的主要方式, 在筛查和临床穿刺决策中有着至关重要的作用[3]。但传统的系统穿刺方法往往存在过度诊断、重复穿刺率高以及临床显著性前列腺癌 (clinically significant prostate cancer, csPCa) 漏诊的风险[4]。如何在提高 csPCa 检出率的同时减少不必要的侵袭性操作, 是当前临床所面临的重要挑战。

MRI 在 PCa 的诊断与分级中已得到广泛应用。其通过整合 T2 加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)、扩散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)和动态对比增强(dynamic contrast enhance, DCE)等序列, 在解剖和功能层面提供精准影像信息, 为肿瘤定位和分型提供重要参考[5]。

近年来, 随着 AI 的快速发展, 机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)被相继探索并应用于 PCa 影像组学(radiomics)中, 这些技术有望为 PCa 精准诊断提供更为详尽的信息, 为临床决策提供进一步支持。影像组学技术通过高通量提取医学影像中的定量特征(包括形状、灰度、纹理等), 并结合 ML 模型进行特征筛选与分析, 捕捉肿瘤微观组织结构的异质性, 弥补常规影像评估的主观性和局限性[6]。近年来研究表明影像组学已被应用于前列腺病灶良恶性判断[7]、Gleason 分级预测[8]、术前风险评估及预后预测多个环节, 显示出较高的预测性能[9] [10]。MRI 影像组学作为精准医学与 AI 融合的主要工具, 正在为 PCa 临床决策提供更具客观性和预测价值的依据。

2. 影像组学的基本原理与研究流程

影像组学(Radiomics)概念由 lambin 于 2012 年最早提出[11]。传统病理学活检虽然作为诊断金标准, 但是存在侵入性及在反映肿瘤整体的分子学检测中存在局限性。相比之下, 影像组学作为一种非侵入性方法, 从影像中提取高通量定量特征, 反映肿瘤整体特征并展示内部的异质性和生物学表型。影像组学

的研究流程通常包括以下关键步骤: 图像获取及预处理、病灶分割、特征提取、特征选择与建模评估。

2.1. 图像获取及预处理(Image Acquisition)

影像组学从不同的成像设备(B 超、CT、MRI、PET)中获取图像信息, 并通过图像重采样、灰度归一化、噪声过滤等提高图像质量与模型鲁棒性。为了实现影像组学研究的可重复性和可比性, 数据获得应采取多中心的数据采集方案[11]。

2.2. 感兴趣区(Region of Interest, ROI)分割

PCa 的 ROI 识别与分割是决定特征提取图像质量的关键步骤。ROI 的分割决定了哪些体素被分析, 由于 PCa 病灶具有异质性和多灶性, 该步骤也颇具挑战性。如何选择理想的病灶进行特征提取仍是热议话题。目前最常用的是选取体积最大且 PI-RADS 评分最高的区域。然而这两个参数的不一致性使得决策困难重重。基于数字病理切片的病灶分割与勾画是重要发展方向。ROI 分割主要分为手动分割(由经验丰富的医生进行)、半自动分割(结合计算机算法和人工干预)和全自动分割(利用深度学习算法)。目前常用的软件有 3D Slicer、MITK 3、ITK-SNAP 等。现阶段, 手动分割依然是目前影像组学研究中最常用且准确度较高的分割方法[12], 但这一过程耗时且依赖经验。

2.3. 特征提取(Feature Extraction)

从 ROI (感兴趣区域)中提取的影像组学特征可分为四类: 一阶统计学特征(如直方图均值、偏度等)、形状特征、纹理特征(如 GLCM、GLRLM 等)以及基于滤波器或小波变换的高维特征。大量的定量成像特征会导致训练时间延长且最终模型泛化能力下降, 由于原始特征维数极高, 需通过方差分析、最小绝对收缩与选择算子(LASSO)、互信息法等方式进行降维, 以避免过拟合, 来提高模型表现。

2.4. 模型的构建与验证

完成特征提取与筛选后, 模型构建与验证是影像组学工作流程的最后环节。通常将数据集分成训练集(70%)和测试集(30%), 随后采用逻辑回归、随机森林、支持向量机、决策树及卷积神经网络等基于最终筛选的特征构建影像组学模型, 有研究提出还可以结合临床变量等构建融合 PI-RADS 评分、PSA 指标与影像特征的多模态模型, 明显提升了 csPCa 预测效能[13]。由于难以预测哪种方法能生成最佳模型, 建议对多个不同模型进行测试以确定最佳方案。作为模型开发流程的一部分, 在训练集训练后, 内部测试集评估模型效能, 来自不同中心的外部测试集对模型进行验证。模型评估指标通常包括受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线和曲线下面积(area under curve, AUC)、灵敏度、特异度与准确率等。近年来, 影像组学为 PCa 的诊断、分期和预后评估等方面提供了新的思路。

3. 基于 MRI 影像组学和 AI 在 PCa 诊疗的研究进展

3.1. PCa 的识别与诊断

传统基于 PSA 水平、DRE 结果及 PI-RADS 分级的评估体系, 在患者的筛查和是否需要穿刺活检中发挥重要的作用, 尽管在一定程度上提高了 csPCa 的检出率, 然而, 仍存在相当一部分“PSA 灰区”患者和 PI-RADS 3 分病灶难以判断是否需要活检[14] [15]。MRI 影像组学技术为此类病例提供了更具量化依据的辅助决策工具。AI 的发展也极大地推动了影像组学的快速进步。Lu Y 等[16]回顾性收集 PI-RADS ≤ 3 且 PSA 为 4~10 ng/mL 的患者 MRI (T2WI, ADC)图像, 提取影像组学特征, 构建并验证了一个结合 MRI 影像组学特征与移行带体积的列线图模型(AUC: 0.84), 识别出需要活检的高危患者, 减少 PSA 灰区患者不必要的活检。Qi [17]等人使用 RF 算法对单中心 199 名 PSA 灰区的男性患者 MRI 图像进行回顾性

分析, 评估涉及单纯影像(T2WI、ADC、DCE)、临床模型(年龄、PSA 密度和 PI-RADS 评分)和影像组学的综合模型, 结果显示, 综合模型在训练和测试集中生成的 AUC 值分别为 0.956 和 0.933。Cai JC 等[18]人回顾性收集 T2WI、DWI、ADC 和 T1WI 对比增强图像训练卷积神经网络, 使用不包含肿瘤位置信息的患者级标签来预测 csPCa, 该模型在预测 csPCa 方面与经验丰富的放射科医生在内、外部测试集上的性能没有统计学差异, 同时 Grad-CAM 在大多数阳性预测中定位了 csPCa 病变, 该模型有潜力协助放射科医生识别 csPCa 并促进病变活检。Saha [19]等人基于深度学习模型, 整合影像数据及患者年龄、PSA 值等临床信息, 筛选出性能最佳的 5 个模型, 最终融合为单一 AI 系统, 设计了一项大型国际多中心前列腺成像 - 癌症 AI (Prostate Imaging-Cancer Artificial Intelligence, PI-CAI)挑战。研究结果表明, AI 系统的 AU-ROC (0.91)显著高于放射科医生的平均水平(0.86), 并且与临床常规诊断(结合患者病史、会诊意见)相当。这一研究为 AI 在 PCa 诊断中的应用提供了有力证据, 未来需要进一步前瞻性研究验证其在临床实践中的可行性和有效性。而 Lee YJ 等[20]人进行了前瞻性双中心研究, 比较商业化 DL 算法与放射科医生在 PCa 检测中的诊断效能, 研究表明在检测 cs PCa 时, 两者诊断效能相当, 而在敏感性方面 DL 算法低于放射科医生, 但阳性预测值较高。当放射科医生诊断不明确时, 使用 DLA 的结果可以提高特异性, 同时保证敏感性。

3.2. PCa 侵袭性评估

3.2.1. PCa Gleason 评分(Gleason Score, GS)

PCa 的早期诊断和准确的风险分层在患者预后方面具有关键作用。Gleason 评分是 PCa 病理分级的重要指标。通过 MRI 影像组学分析肿瘤区域的影像特征, 对病变侵袭性评估, 更好地辅助病理分级和分期。Zhuang [21]等前瞻性纳入了 26 位经活检证实的 PCa 患者。从 T2WI、DWI 和 DCE-MRI 影像中提取影像组学特征, 对初始 ROI 进行区域扩大, 并评估了扩大区域后的特征对分类性能的影响。结果表明, 在区分 Gleason 3 + 4 与 Gleason $\geq 4 + 3$ 时, 准确率从 83.72%提高到 88.42%。Qiao 等[22]人利用双参数 MRI 影像组学构建模型对 Pca 的 Ki67 指数和分级分组(GGG)进行预测, 其中基于支持向量机(support vector machine, SVM)的 DWI + T2 模型在预测 GGG 方面表现最佳(AUC = 0.9248), 为临床决策提供重要参考依据。Yang 等[23]则通过深度学习自动分割前列腺腺体, 并通过 K-均值聚类法对 T2-FS 图像进行病灶分区分析, 结合病灶影像组学及临床特征构建模型(AUC 0.895)预测 PCa 的高分级 Gleason 评分。Shao 等[24]人整合中国 7 家医院及国际公开数据集(PI-CAI)的 5747 例患者的数据, 采用对比学习与多任务 Transformer 架构, 融合 T2WI、DWI、ADC 等多种 MRI 序列数据, 实现从 MRI 图像到病理特征的端到端映射 MRI-PTPCa 模型。该模型在多中心回顾性和前瞻性队列中的验证结果显示, MRI-PTPCa 在 PCa 诊断中的 AUC 值超过 0.978, 分级准确率为 89.1%, 该模型推动了 PCa 非侵入性诊断与分级的发展, 充分展示了 AI 在医学影像与病理学结合中的巨大潜力。

3.2.2. PCa 包膜外侵犯

PCa 包膜外侵犯(extracapsular extension, ECE)指肿瘤细胞突破前列腺的纤维包膜, 向周围脂肪组织或邻近器官(如精囊、直肠、膀胱等)浸润的病变。ECE 的识别对术前分期、手术方案选择(如是否保留神经束)以及预后风险评估至关重要。He D 等[25]回顾性收集 459 例患者 T2WI、ADC 序列图像, 从中提取影像组学特征来鉴别前列腺良恶性病变、预测前列腺 ECE 和阳性手术切缘, AUC 值分别为 0.855、0.728、0.766。Bai 等[26]开展双中心回顾性研究纳入 284 例 PCa 患者, 基于多参数 MRI 构建肿瘤周围放射组学模型用于术前预测 ECE, 肿瘤周围区域(PTR)特征在预测 ECE 方面优于肿瘤内特征(ITR), 并且结合临床特征的综合模型性能进一步提升(内部验证集 AUC = 0.718)肿瘤。Cuocolo R 等[27]回顾性收集多中心患者资料, 从 T2WI、ADC 提取的影像组学特征建立 ML 模型, 在训练集中达到了 83%的总体准确率, 在两

个外部测试集中, SVM 的准确率分别为 79%和 74%, 结果与放射科医生的准确率相当。MOROIANU 等[28]比较了 UNet 和用于惰性和侵袭性 PCa 检测的相关特征网络(CorrSigNIA)后, 基于 CorrSigNIA 模型建立了一个全自动端到端模型 EPENet 用于检测 ECE (AUC 0.72), 其模型的 AUC 值为 0.72, 敏感度为 80%。Khosravi P 等[29]利用双卷积神经网络(multi-CNN)架构, 将 T2W 图像数据与病理学数据集集成在一起生成 AutoRadAI 模型, 包括 ProSliceFinder (分离前列腺 MRI 图像)和 ExCapNet (在患者水平上评估 ECE 可能性)两个关键部分, 其模型的 AUC 分别为 0.92、0.88, 凸显了 AI 辅助的解决方案在临床决策中的潜力。

3.2.3. PCa 盆腔淋巴结转移

盆腔淋巴结转移(pelviclymphnodemetastasis, PLNM)同样是影响治疗选择的关键预后因素。Zheng 等[30]通过基于 T2WI 和 ADC 影像组学的机器学习方法预测 PLNM, 并结合临床指标联合模型以确定哪些 PCa 患者可以安全地避免盆腔淋巴结清扫术(extended pelvic lymph node dissection, ePLND), 该模型在测试集的 AUC 为 0.915。与仅使用影像组学特征或临床特征的模型相比, 该模型可提高对淋巴结转移的预测能力。同时, 与现有列线图相比, 该模型在预测淋巴结转移方面具有更好的性能。Bourbonne 等[31]则构建并内部验证一种基于 MRI 影像组学与临床特征结合的神经网络模型, 用于术前预测 PCa 患者的 PLNM, 期望降低不必要的 ePLND 手术率, 结果显示该模型 C-index 为 0.89, 与传统临床风险模型相比提供了更高的预测性能。

3.2.4. PCa 骨转移

PCa 是最常见的骨转移来源之一, 骨转移是导致疼痛、病理性骨折和死亡的主要因素, 因此早期预测 PCa 骨转移有助于患者个性化治疗。姬健智等[32]基于 T2WI、ADC 图像构建影像组学模型, 并与临床独立危险因素(PSA、碱性磷酸酶和 N 分期)联合构建联合模型, AUC 分别为 0.82、0.96, 有效预测初发 PCa 骨转移。李克建等[33]基于 ADC 和 T2 脂肪抑制序列(fat saturated T2 weighted imaging, FS-T2WI)提取影像组学特征, 使用四种机器学习算法分别构建模型, 在训练集及测试集(AUC 0.714~0.858)均表现出较好的诊断效能。Xinyang S 等[34]利用 bpMRI 图像, 开发了一种整合影像组学、深度学习和临床特征的半自动模型(ResNet-C), AUC 值在训练集和测试集上分别达到了 0.93 和 0.89, 展示了 DL 在评估 PCa 患者 BM 状况的强大前景。

3.3. PCa 预后评价

生化复发(biochemical recurrence, BCR)是 PCa 根治性手术(RP)后疾病进展或死亡的重要危险因素。Shiradkar R 等[35]回顾性收集两个中心的 120 患者治疗前的 MRI 图像, 提取 T2WI、AD 的影像组学特征构建模型, SVM 分类器在训练集和验证集 AUC 分别为 0.84、0.73。Lee 等[36]评估了一种融合临床数据和 DL 技术的 MRI 模型, 用于预测 PCa 患者在接受根治性前列腺切除术(RP)后的长期无 BCR 生存率。研究结果显示, 该联合模型的预测性能最为优越(AUC = 0.93)。Gu WJ 等[37]纳入多中心 514 名患者, 参考全切片病理勾画癌灶, 提出一种新型深度学习模型 NAFNet (Nonlinear Activation Free Network), 将 NAFNet 输出与 T 分期、活检结果融合后形成 DL-nomogram, 其在预测不良病理(AUC = 0.915)和 bRFS (根治性前列腺切除术 RP 至 BCR 的间隔)方面(一致性指数(concordance index, C-index)为 0.732)均表现出良好的性能, 展现出非侵入性、快速、低成本且高效的 AI 工具的潜力。

4. 总结与展望

MRI 影像组学作为一种无创性诊断手段, 在 PCa 临床决策中展现了重要的辅助价值, 然而在临床应用仍面临诸多挑战。大多数研究多基于单中心的回顾性数据, 可能会导致数据选择偏倚和信息偏倚, 限

制了模型的泛化能力。因此,未来亟需开展多中心、大规模、前瞻性研究,来全面评估模型的稳定性、适用性及可推广性。其次,由于不同厂商、不同中心的扫描机器、参数、重建算法的差异,研究缺乏统一的技术标准,限制了结果的准确性和可重复性,使得数据无法实现互通共享。目前大量研究仍依赖耗时且主观性强的人工 ROI 勾画,nnU-Net 等深度学习分割模型自动化分割技术已显示出良好前景,显著提高效率与一致性;然而这些模型的训练仍需依赖大量高质量、经专家标注的数据,未来半监督或自监督学习将为减少对标注数据依赖提供有力的工具。影像组学从图像中提取数百至数千个高通量特征,其中许多特征可能不稳定或与生物学意义无关。因此特征筛选策略、批效应校正技术(如 ComBat)的应用对于确保特征的重复性和稳定性至关重要。同时需要加强影像组学特征与肿瘤生物学的关联研究,赋予其明确的临床和生物学解释。深度学习模型的“黑箱”问题严重阻碍了临床医生对其的信任和采纳,显著性图谱(Saliency Maps)、梯度加权类激活映射(Grad-CAM)等能够可视化模型决策所依据的影像区域,未来的模型开发必将可解释性作为核心设计要素。

影像与 AI 的深度融合已在 PCa 的诊疗中展现出高度的准确性、可重复性及临床可操作性。为进一步推动临床转化,仍需解决跨中心数据标准化、模型可解释性以及监管合规等关键问题。多模态影像融合是未来的重要发展方向。将 MRI 影像组学与超声、PET/CT 等其他影像,以及基因组学等分子信息相结合,挖掘出更多更深层次的信息去构建更为强大的整合性预测模型,提高诊断准确性,为临床决策提供更加可靠的依据。有望实现前列腺癌的精准诊疗闭环,为患者提供最优的个体化管理策略。

参考文献

- [1] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., et al. (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [2] 王少明, 郑荣寿, 韩冰峰, 等. 2022 年中国人群恶性肿瘤发病与死亡年龄特征分析[J]. *中国肿瘤*, 2024, 33(3): 165-174.
- [3] Cornford, P., van den Bergh, R.C.N., Briers, E., Van den Broeck, T., Brunckhorst, O., Darraugh, J., et al. (2024) EAU-EANM-ESTRO-ESUR-ISUP-SIOG Guidelines on Prostate Cancer—2024 Update. Part I: Screening, Diagnosis, and Local Treatment with Curative Intent. *European Urology*, **86**, 148-163. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2024.03.027>
- [4] Loeb, S., Vellekoop, A., Ahmed, H.U., Catto, J., Emberton, M., Nam, R., et al. (2013) Systematic Review of Complications of Prostate Biopsy. *European Urology*, **64**, 876-892. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2013.05.049>
- [5] Turkbey, B., Mani, H., Shah, V., Rastinehad, A.R., Bernardo, M., Pohida, T., et al. (2011) Multiparametric 3T Prostate Magnetic Resonance Imaging to Detect Cancer: Histopathological Correlation Using Prostatectomy Specimens Processed in Customized Magnetic Resonance Imaging Based Molds. *Journal of Urology*, **186**, 1818-1824. <https://doi.org/10.1016/j.juro.2011.07.013>
- [6] 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>
- [7] 赵莹莹, 方陈, 吴声连, 等. 基于 Bp-MRI 影像组学预测前列腺病变良恶性的效能及风险评估[J]. *磁共振成像*, 2022, 13(8): 43-47.
- [8] Solari, E.L., Gafita, A., Schachoff, S., Bogdanović, B., Villagrán Asiares, A., Amiel, T., et al. (2021) The Added Value of PSMA PET/MR Radiomics for Prostate Cancer Staging. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **49**, 527-538. <https://doi.org/10.1007/s00259-021-05430-z>
- [9] Zhao, L., Liu, Z., Xie, W., Shao, L., Lu, J., Tian, J., et al. (2023) What Benefit Can Be Obtained from Magnetic Resonance Imaging Diagnosis with Artificial Intelligence in Prostate Cancer Compared with Clinical Assessments? *Military Medical Research*, **10**, Article No. 29. <https://doi.org/10.1186/s40779-023-00464-w>
- [10] Twilt, J.J., Saha, A., Bosma, J.S., Padhani, A.R., Bonekamp, D., Giannarini, G., et al. (2025) AI-Assisted vs Unassisted Identification of Prostate Cancer in Magnetic Resonance Images. *JAMA Network Open*, **8**, e2515672. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.15672>
- [11] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., et al. (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**,

- 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
- [12] Zhu, X., Shao, L., Liu, Z., Liu, Z., He, J., Liu, J., *et al.* (2023) MRI-Derived Radiomics Models for Diagnosis, Aggressiveness, and Prognosis Evaluation in Prostate Cancer. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE B*, **24**, 663-681. <https://doi.org/10.1631/jzus.b2200619>
 - [13] Zhao, W., Hou, M., Wang, J., Song, D. and Niu, Y. (2024) Interpretable Machine Learning Model for Predicting Clinically Significant Prostate Cancer: Integrating Intratumoral and Peritumoral Radiomics with Clinical and Metabolic Features. *BMC Medical Imaging*, **24**, Article No. 353. <https://doi.org/10.1186/s12880-024-01548-2>
 - [14] Padhani, A.R., Barentsz, J., Villeirs, G., Rosenkrantz, A.B., Margolis, D.J., Turkbey, B., *et al.* (2019) PI-RADS Steering Committee: The PI-RADS Multiparametric MRI and MRI-Directed Biopsy Pathway. *Radiology*, **292**, 464-474. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019182946>
 - [15] Zeng, X., Liu, C., Liu, S., Wang, Z., Yu, K., Feng, C., *et al.* (2018) Using the Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2 (PI-RADS V2) to Detect Prostate Cancer Can Prevent Unnecessary Biopsies and Invasive Treatment. *Asian Journal of Andrology*, **20**, 459-464. https://doi.org/10.4103/aja.aja_19_18
 - [16] Lu, Y., Li, B., Huang, H., Leng, Q., Wang, Q., Zhong, R., *et al.* (2022) Biparametric MRI-Based Radiomics Classifiers for the Detection of Prostate Cancer in Patients with PSA Serum Levels of 4-10 ng/ml. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 1020317. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.1020317>
 - [17] Qi, Y., Zhang, S., Wei, J., Zhang, G., Lei, J., Yan, W., *et al.* (2019) Multiparametric MRI-Based Radiomics for Prostate Cancer Screening with PSA in 4-10 ng/ml to Reduce Unnecessary Biopsies. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **51**, 1890-1899. <https://doi.org/10.1002/jmri.27008>
 - [18] Cai, J.C., Nakai, H., Kuanar, S., Froemming, A.T., Bolan, C.W., Kawashima, A., *et al.* (2024) Fully Automated Deep Learning Model to Detect Clinically Significant Prostate Cancer at MRI. *Radiology*, **312**, e232635. <https://doi.org/10.1148/radiol.232635>
 - [19] Saha, A., Bosma, J.S., Twilt, J.J., van Ginneken, B., Bjartell, A., Padhani, A.R., *et al.* (2024) Artificial Intelligence and Radiologists in Prostate Cancer Detection on MRI (PI-CAI): An International, Paired, Non-Inferiority, Confirmatory Study. *The Lancet Oncology*, **25**, 879-887. [https://doi.org/10.1016/s1470-2045\(24\)00220-1](https://doi.org/10.1016/s1470-2045(24)00220-1)
 - [20] Lee, Y.J., Moon, H.W., Choi, M.H., Eun Jung, S., Park, Y.H., Lee, J.Y., *et al.* (2025) MRI-Based Deep Learning Algorithm for Assisting Clinically Significant Prostate Cancer Detection: A Bicenter Prospective Study. *Radiology*, **314**, e232788. <https://doi.org/10.1148/radiol.232788>
 - [21] Zhuang, H., Chatterjee, A., Fan, X., Qi, S., Qian, W. and He, D. (2023) A Radiomics Based Method for Prediction of Prostate Cancer Gleason Score Using Enlarged Region of Interest. *BMC Medical Imaging*, **23**, Article No. 205. <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01167-3>
 - [22] Qiao, X., Gu, X., Liu, Y., Shu, X., Ai, G., Qian, S., *et al.* (2023) MRI Radiomics-Based Machine Learning Models for Ki67 Expression and Gleason Grade Group Prediction in Prostate Cancer. *Cancers*, **15**, Article 4536. <https://doi.org/10.3390/cancers15184536>
 - [23] Yang, Y., Zheng, B., Zou, B., Liu, R., Yang, R., Chen, Q., *et al.* (2025) MRI Radiomics and Automated Habitat Analysis Enhance Machine Learning Prediction of Bone Metastasis and High-Grade Gleason Scores in Prostate Cancer. *Academic Radiology*, **32**, 5303-5316. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2025.05.059>
 - [24] Shao, L., Liang, C., Yan, Y., Zhu, H., Jiang, X., Bao, M., *et al.* (2025) An MRI-Pathology Foundation Model for Non-invasive Diagnosis and Grading of Prostate Cancer. *Nature Cancer*, **6**, 1621-1637. <https://doi.org/10.1038/s43018-025-01041-x>
 - [25] He, D., Wang, X., Fu, C., Wei, X., Bao, J., Ji, X., *et al.* (2021) MRI-Based Radiomics Models to Assess Prostate Cancer, Extracapsular Extension and Positive Surgical Margins. *Cancer Imaging*, **21**, Article No. 46. <https://doi.org/10.1186/s40644-021-00414-6>
 - [26] Bai, H., Xia, W., Ji, X., He, D., Zhao, X., Bao, J., *et al.* (2021) Multiparametric Magnetic Resonance Imaging-Based Peritumoral Radiomics for Preoperative Prediction of the Presence of Extracapsular Extension with Prostate Cancer. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **54**, 1222-1230. <https://doi.org/10.1002/jmri.27678>
 - [27] Cuocolo, R., Stanzione, A., Faletti, R., Gatti, M., Callaris, G., Fornari, A., *et al.* (2021) MRI Index Lesion Radiomics and Machine Learning for Detection of Extraprostatic Extension of Disease: A Multicenter Study. *European Radiology*, **31**, 7575-7583. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-07856-3>
 - [28] Moroianu, Ș.L., Bhattacharya, I., Seetharaman, A., Shao, W., Kunder, C.A., Sharma, A., *et al.* (2022) Computational Detection of Extraprostatic Extension of Prostate Cancer on Multiparametric MRI Using Deep Learning. *Cancers*, **14**, Article 2821. <https://doi.org/10.3390/cancers14122821>
 - [29] Khosravi, P., Saikali, S., Alipour, A., Mohammadi, S., Boger, M., Diallo, D.M., *et al.* (2025) AutoRadAI: A Versatile Artificial Intelligence Framework Validated for Detecting Extracapsular Extension in Prostate Cancer. *Biology Methods and Protocols*, **10**, bpaf032. <https://doi.org/10.1093/biomethods/bpaf032>

-
- [30] Zheng, H., Miao, Q., Liu, Y., Mirak, S.A., Hosseiny, M., Scalzo, F., *et al.* (2022) Multiparametric MRI-Based Radiomics Model to Predict Pelvic Lymph Node Invasion for Patients with Prostate Cancer. *European Radiology*, **32**, 5688-5699. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-08625-6>
- [31] Bourbonne, V., Jaouen, V., Nguyen, T.A., Tissot, V., Doucet, L., Hatt, M., *et al.* (2021) Development of a Radiomic-Based Model Predicting Lymph Node Involvement in Prostate Cancer Patients. *Cancers*, **13**, Article 5672. <https://doi.org/10.3390/cancers13225672>
- [32] 姬健智, 张倩, 牛猛, 等. 联合临床、MRT2WI 及表观弥散系数图影像组学特征列线图预测初发前列腺癌骨转移[J]. 中国医学影像技术, 2022, 38(7): 1050-1055.
- [33] 李克建, 张潜韬, 任凯旋, 等. 基于 MRI 影像组学的机器学习模型预测前列腺癌骨转移的价值[J]. 磁共振成像, 2023, 14(1): 100-104, 115.
- [34] Xinyang, S., Tianci, S., Xiangyu, H., Shuang, Z., Yangyang, W., Mengying, D., *et al.* (2024) A Semi-Automatic Deep Learning Model Based on Biparametric MRI Scanning Strategy to Predict Bone Metastases in Newly Diagnosed Prostate Cancer Patients. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article 1298516. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1298516>
- [35] Shiradkar, R., Ghose, S., Jambor, I., Taimen, P., Ettala, O., Purysko, A.S., *et al.* (2018) Radiomic Features from Pre-treatment Biparametric MRI Predict Prostate Cancer Biochemical Recurrence: Preliminary Findings. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **48**, 1626-1636. <https://doi.org/10.1002/jmri.26178>
- [36] Lee, H.W., Kim, E., Na, I., Kim, C.K., Seo, S.I. and Park, H. (2023) Novel Multiparametric Magnetic Resonance Imaging-Based Deep Learning and Clinical Parameter Integration for the Prediction of Long-Term Biochemical Recurrence-Free Survival in Prostate Cancer after Radical Prostatectomy. *Cancers*, **15**, Article 3416. <https://doi.org/10.3390/cancers15133416>
- [37] Gu, W., Liu, Z., Yang, Y., Zhang, X., Chen, L., Wan, F., *et al.* (2023) A Deep Learning Model, NAFNet, Predicts Adverse Pathology and Recurrence in Prostate Cancer Using MRIs. *npj Precision Oncology*, **7**, Article No. 134. <https://doi.org/10.1038/s41698-023-00481-x>