

多参数磁共振成像在前列腺癌包膜外侵犯预测中的研究进展

邓爱卿

湖南师范大学附属第一医院(湖南省人民医院)泌尿外科, 湖南 长沙

收稿日期: 2026年6月13日; 录用日期: 2026年7月6日; 发布日期: 2026年7月14日

摘要

前列腺癌包膜外侵犯(EPE)是影响患者预后及治疗策略选择的关键病理学特征。精准预测EPE对制定个体化治疗方案具有显著的临床意义。多参数磁共振成像(mpMRI)凭借其无创性、高空间分辨率及多序列成像能力,已成为术前评估EPE的核心影像学手段。然而,当前EPE影像诊断仍面临主观性较强、诊断标准缺乏一致性以及微小侵犯检出灵敏度偏低等问题。近年来,影像组学与人工智能技术的不断突破有望显著提升mpMRI的诊断效能。本文系统回顾了mpMRI成像技术在前列腺癌EPE评估中的优化策略,探讨了mpMRI征象从经验性判读向精准量化分析的发展演变,重点阐述了影像组学在基于mpMRI预测EPE中的应用现状,并深入剖析了mpMRI在微小EPE评估中的局限性,以及在临床整合与成本效益方面所面临的挑战。通过整合现有研究证据,旨在为临床医师提供基于mpMRI的EPE精准诊断策略,助力推动前列腺癌个体化诊疗的进程。

关键词

多参数磁共振成像, 前列腺癌, 包膜外侵犯

Research Progress on Multiparameter Magnetic Resonance Imaging in Predicting Extracapsular Invasion of Prostate Cancer

Aiqing Deng

Department of Urology, The First Affiliated Hospital of Hunan Normal University (Hunan Provincial People's Hospital), Changsha Hunan

Received: June 13, 2026; accepted: July 6, 2026; published: July 14, 2026

文章引用: 邓爱卿. 多参数磁共振成像在前列腺癌包膜外侵犯预测中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(7): 1115-1125. DOI: 10.12677/acm.2026.1672625

Abstract

Prostate cancer extracapsular invasion (EPE) is a key pathological feature that affects patient prognosis and treatment strategy choices. Accurate prediction of EPE has significant clinical significance for formulating individualized treatment plans. Multiparametric magnetic resonance imaging (mpMRI), with its non-invasive nature, high spatial resolution, and multi-sequence imaging capabilities, has become the core imaging method for preoperative EPE assessment. However, current EPE imaging diagnosis still faces issues such as strong subjectivity, lack of consistency in diagnostic criteria, and low sensitivity in detecting minor intrusions. In recent years, continuous breakthroughs in radiomics and artificial intelligence technologies are expected to significantly enhance the diagnostic performance of mpMRI. This article systematically reviews optimization strategies for mpMRI imaging technology in prostate cancer EPE assessment, explores the evolution of mpMRI features from empirical interpretation to precise quantitative analysis, focuses on the current application of radiomics in MPMRI-based EPE prediction, and provides an in-depth analysis of the limitations of mpMRI in evaluating small EPEs, as well as challenges in clinical integration and cost-effectiveness. By integrating existing research evidence, the goal is to provide clinicians with mpMRI-based EPE precision diagnostic strategies, helping to advance the progress of individualized prostate cancer diagnosis and treatment.

Keywords

Multi-Parameter Magnetic Resonance Imaging, Prostate Cancer, Extracapsular Invasion

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. 前言

前列腺癌在男性癌症中发病率排第 2 位、死亡率排第 5 位，且在近 2/3 的国家或地区中发病率排第 1 位，在 52 个国家或地区死亡率排第 1 位，严重危害着男性健康[1]。前列腺癌的临床分期、病理分级及预后风险分层是指导治疗方案选择的重要依据。主要治疗手段包括等待观察、主动监测、根治性前列腺切除术、内分泌治疗、放化疗、靶向治疗、免疫治疗及骨转移治疗等。依据临床分期及病理分级，非转移性前列腺癌可划分为器官局限性(T1-2N0M0)与局部进展期(T3-4N0M0)两类。根治性前列腺切除术是治疗器官局限性及局部进展期前列腺癌的有效方法之一[2]。然而，一项回顾性研究指出，与其他治疗方式相比，接受该手术的患者在术后尿失禁发生率及性功能保留方面表现较差[3]。根治性前列腺切除术需在肿瘤控制、尿控与性功能保留之间寻求平衡，而是否保留神经血管束(NVB)是影响术后肿瘤控制、尿控及性功能恢复的关键因素[4][5]。对于局限性低、中危前列腺癌，应尽量保留双侧 NVB；而对于已发生 EPE 的患者，保留 NVB 属于根治性前列腺切除术的禁忌，会显著增加手术切缘阳性率及术后生化复发风险；若术中无法明确或高度怀疑存在肿瘤残留，则应放弃保留 NVB。进一步研究表明，发生 EPE 的患者的阳性切缘率显著高于未发生 EPE 者，提示手术时肿瘤已突破包膜，增加了局部残留的可能性，从而影响患者的无复发生存率与总体生存率[6]。EPE 是根治性前列腺切除术后常见的病理表现，既往研究报告其发生率介于 23%至 67%之间[7]。此外，EPE 的病理特征复杂，影像表现多样，给临床诊断带来诸多挑战[8]。

近年来，多参数磁共振成像(mpMRI)技术已成为诊断临床显著性前列腺癌的核心工具[9]。mpMRI 通

过整合 T2 加权成像(T2WI)、扩散加权成像(DWI)及动态对比增强(DCE)序列,能够提供前列腺的形态学与功能学信息,有助于识别肿瘤的侵袭范围。既往一项研究报告,mpMRI对EPE的敏感性约为65%~75%,特异性约为65%~85%,存在一定的漏诊与误诊风险[10]。研究显示,mpMRI在EPE诊断中具有较高的特异性,但其敏感性仍存在较大局限,尤其对于微小EPE病灶,识别能力有限[11]-[13]。

mpMRI联合超声引导下前列腺靶向穿刺可显著提高临床显著性前列腺癌的检出率[14]。基于mpMRI图像构建的前列腺影像报告与数据系统(PI-RADS) v2.1 评分显示,评分越高,前列腺癌的恶性程度越高[15];同时,EPE分级评分越高,病理性EPE的可能性越大。mpMRI图像上测得的前列腺肿瘤与包膜接触长度(LCC)及肿瘤最大径与EPE呈正相关[10][16]。前列腺周围脂肪组织(PPAT)与前列腺恶性程度密切相关,基于mpMRI图像测量的前列腺周围脂肪厚度及体积亦与肿瘤的局部浸润及生物学行为呈正相关[12]。有学者为此将mpMRI图像中的各项相关指标与临床及病理指标结合,构建预测模型,结果显示可显著提高EPE预测的准确性[11]。多参数磁共振成像技术在前列腺癌患者术前诊断、评估、治疗决策及术后随访中发挥着至关重要的作用。本研究拟对多参数磁共振成像技术在前列腺癌EPE预测中的研究进展进行综述。

2. mpMRI 成像技术在前列腺癌 EPE 评估中的优化

2.1. 高场强磁共振的应用

高场强磁共振成像技术,尤其是3.0T磁共振,在前列腺癌EPE检测中展现出显著优势。与1.5T及更低场强设备相比,3.0T磁共振因主磁场强度提高,可提供更优的信噪比与空间分辨率[17]。这一技术进步使前列腺包膜、神经血管束等细微解剖结构的显示更为清晰,从而显著增强了对微小EPE病灶的检出能力。一项研究显示,3.0TmpMRI检测EPE的敏感性与特异性分别可达50%~70%与85%~95%,其诊断效能明显优于低场强磁共振[18]。高场强环境还增强了磁敏感效应,使DWI与DCE等功能序列对肿瘤微环境的变化更为敏感,有助于区分良性及恶性前列腺病变,以及低危与高危前列腺癌[19]。

2.2. 功能成像序列的整合

多参数磁共振成像的核心优势在于整合多种功能成像序列,从不同维度评估EPE的病理生理特征。

T2加权成像是评估前列腺解剖结构及肿瘤形态的基础序列,在EPE诊断中具有核心地位。正常前列腺包膜在T2WI上表现为低信号的薄层结构,而肿瘤组织通常呈低信号结节,这种信号差异为识别包膜完整性提供了关键依据[20]。研究表明,T2WI上多种征象的共存比单一临床参数在预测EPE方面具有更高的诊断价值;多变量模型结合MRI特征可达到0.81的曲线下面积(AUC),优于仅使用临床参数的模型(AUC=0.69)[20]。

弥散加权成像通过检测水分子在组织内的微观运动,间接反映肿瘤细胞密度及细胞膜完整性。在EPE区域,因肿瘤细胞高度密集,细胞外间隙减小,水分子扩散受限,导致表现弥散系数(ADC)值显著降低。研究显示,ADC值与前列腺癌侵袭性密切相关,低ADC值往往提示更高的Gleason评分及更差的预后[19]。此外,ADC值在鉴别低危与高危前列腺癌方面具有重要价值,其诊断高级别前列腺癌的AUC可高达0.87[21]。

动态增强磁共振成像通过静脉注射对比剂并连续采集图像,可评估肿瘤组织的微血管灌注及渗透性。前列腺癌,尤其是侵袭性较高的类型,常伴有新生血管生成,导致血管通透性及血流量增大。半定量参数如容积转移常数(K_{trans})、血管外细胞外间隙容积分数(V_e)及速率常数(K_{ep})可量化肿瘤血管生成活性,为EPE风险评估提供客观定量指标。K_{trans}值主要反映对比剂从血管内扩散至血管外细胞外间隙的速率,与微血管密度及通透性直接相关。多项研究证实,K_{trans}值升高与EPE风险增加显著相关,提示高K_{trans}

值的肿瘤具有更强的侵袭性[22]。DCE-MRI 与 T2WI 及 DWI 联合应用可显著提高诊断准确率，一项研究显示，三者联合诊断 Gleason $\geq 4+3$ 的临床显著性前列腺癌的 AUC 为 0.87，明显优于任何单一序列[23]。

磁共振波谱成像(MRS)通过检测前列腺内代谢物浓度变化，为 EPE 评估提供代谢层面的信息。正常前列腺组织中枸橼酸盐含量较高，而胆碱与肌酸水平相对较低。当前列腺组织发生癌变时，胆碱与肌酸水平升高，而枸橼酸盐水平降低，导致 Cho+Cr/Cit 比值显著升高。这一代谢特征使 MRS 能够从功能层面区分恶性与良性病变，为 mpMRI 提供补充信息[19]。

3. mpMRI 征象：从经验判读到精准量化

3.1. 经验判读

以往，放射科医师通过一系列视觉征象评估 EPE 的可能性，主要包括：包膜中断、肿瘤突出及神经血管束侵犯等。

包膜中断是 EPE 最直接的 MRI 征象。在 T2WI 上，正常前列腺包膜表现为连续、光滑的低信号线。当肿瘤突破包膜时，该低信号线的连续性中断，呈现局灶性缺损或断裂，肿瘤组织直接延伸至周围高信号脂肪组织内[8]。其特异性极高，一旦观察到，几乎可确诊 EPE 的存在。

肿瘤突出是另一个重要的直接征象，定义为肿瘤组织超出前列腺正常轮廓，在周围脂肪内形成结节状、条索状或不规则形软组织影。研究表明，当肿瘤突出长度 ≥ 1 mm 时，其诊断 EPE 的特异性可达 90% 以上[24]。结合高 b 值 DWI 与 ADC 图，可更清晰显示肿瘤边界及其与周围组织的关系，从而提高对肿瘤突出的检出率[25]。

神经血管束侵犯是 EPE 的重要间接征象，在 mpMRI 上通常表现为 NVB 区域信号不对称、增粗或信号消失。这一特征的识别对于预测术后切缘阳性具有关键意义，因为 NVB 紧邻前列腺包膜，当其受累时通常提示肿瘤已穿透包膜。

3.2. 精准量化：肿瘤大小、肿瘤与包膜接触长度、前列腺周围脂肪厚度和体积、PI-RADS 评分系统及 EPE 评分

前列腺肿瘤的最大径线或体积增加与 EPE 风险呈正相关关联[20]。当肿瘤最大径达到或超过 15 mm，或其体积增至 0.5 cm³ 以上时，发生 EPE 的风险显著升高；尤其是在肿瘤位于外周带的情况下，由于该区域包膜相对较薄且缺乏周围组织支撑，更易出现包膜受累[26]。这有助于临床医师在治疗方案选择上做出更优决策。肿瘤与包膜的接触长度(TCL)已被证实是预测 EPE 的一个可量化且可靠的指标。研究指出，当 TCL 达到或超过 10 mm 时，EPE 的阳性预测值可超过 80%，为临床医生在术前评估肿瘤局部浸润程度提供了直观而量化的依据[19]。此外，TCL 在 MRI 上的测量过程十分便捷。

近年来，前列腺周围脂肪组织(PPAT)不仅是单纯的解剖结构组成部分，亦可能参与肿瘤微环境的调节过程，从而影响肿瘤的侵袭及转移行为[27]。研究表明，PPAT 的体积及厚度与肿瘤的局部浸润程度及其生物学行为呈正相关关系；而肿瘤包膜外扩展与 PPAT 体积及厚度的增加具有显著关联，提示 PPAT 可能通过促进肿瘤细胞的侵袭及转移发挥其作用[12]。

PI-RADS v2.1 评分系统主要用于前列腺癌的诊断检测，但其影像学表现，尤其是 T2WI 序列对包膜完整性的评估，为间接推测 EPE 风险提供了重要依据。在 PI-RADS v2.1 框架下，若病灶在 T2WI 上呈现明确的包膜外侵犯，通常被归为 PI-RADS 5 分，此类病灶对 EPE 具有较高的预测价值[28]。研究指出，PI-RADS 评分与 EPE 发生率之间呈显著相关性，评分越高，前列腺癌出现包膜外侵犯的概率越大[29]。然而，PI-RADS 评分系统并非专为 EPE 评估设计，其对包膜侵犯的直接判定标准较为有限，主要依赖于形态学特征，如包膜不规则及肿瘤-包膜接触长度等[30]。作为前列腺影像报告与数据系统的最新版本，

PI-RADS v2.1 在 EPE 评估中引入了更为标准化的 5 分制评分体系, 以提升术前预测的准确性及可重复性。该评分体系将 EPE 可能性划分为 1 分(极低)、2 分(低)、3 分(中等)、4 分(高)及 5 分(极高), 其评估依据综合了肿瘤大小、位置、包膜接触长度(CCL)、包膜隆起程度以及周围结构侵犯等多维度影像学特征[28]。Mehralivand 评分与 EPE Likert 量表在预测 EPE 及无生化复发生存期方面表现出等同的诊断效能, 但两者均存在一定程度的观察者依赖性[31]。PI-RADS 评分与 EPE 的关联性在不同观察者之间呈现差异, 这提示单纯依赖 PI-RADS 评分进行 EPE 预测可能存在局限性[31]。

4. 影像组学在 mpMRI 预测 EPE 中的应用

4.1. 影像组学模型的构建与验证

影像组学模型的构建是预测前列腺癌包膜外侵犯(EPE)的核心环节, 其流程通常涵盖特征筛选、算法选择及模型验证等步骤。在特征筛选阶段, 研究者常采用最大相关最小冗余(mRMR)结合递归特征消除(RFE)等方法, 从原始提取的数千个影像组学特征中剔除冗余及噪声信息。例如, 一项多中心研究从 2436 个初始特征中排除了 2287 个因稳定性差、低方差或高共线性而无效的特征, 最终仅保留 14 个关键特征用于模型训练[32]。另一项研究则通过 LASSO 回归算法进行特征降维, 成功构建了基于 mpMRI 的影像组学模型, 其在训练组和验证组的 AUC 分别达到 0.919 和 0.865 [33]。模型验证是评估其稳定性与泛化能力的关键步骤。多中心验证被视为评估模型泛化能力的“金标准”, 因为不同扫描仪、序列参数及患者人群可能对模型性能产生显著影响。一项多中心研究纳入了来自三个机构的 193 例患者, 将其中一个机构的数据用于训练, 其余两个机构的数据用于外部测试, 结果显示支持向量机(SVM)模型在两个外部测试集中分别实现了 79%及 74%的准确率, 与经验丰富的放射科医师(81%~83%)之间无显著差异[32]。另一项研究则通过 Combat 协调方法对来自不同中心的影像组学数据进行标准化处理, 发现该方法可改善外部验证的 AUC (提升范围为-0.03 至+0.18), 但即便如此, 模型在预测 EPE 时仍未达到统计学显著性(AUC = 0.63) [34]。此外, 一项基于双参数 MRI 的多中心研究(涵盖四个中心、666 例患者)构建的预测模型, 在测试集中 AUC 达到 0.764 [35]。这些结果共同表明, 尽管影像组学模型在单中心研究中表现优异, 但多中心验证中的性能波动仍然是其临床转化的主要障碍。未来的研究应致力于标准化影像采集协议、优化特征选择方法, 并通过大规模多中心前瞻性研究来验证模型的稳健性。

4.2. 影像组学与临床参数的整合模型

整合模型通过将影像组学特征与临床变量(如 PSA 水平、Gleason 评分、临床 T 分期、年龄等)联合建模, 显著提升了前列腺癌包膜外侵犯(EPE)的预测能力。临床参数本身就是 EPE 的独立预测因子, 例如 PSA 密度、肿瘤百分比及最大肿瘤长度均已被证实与 EPE 显著相关[24]。研究表明, 将影像组学特征与临床参数整合后, 模型的 AUC 可提升至 0.85~0.92, 显著优于单一模型[36]。例如, 一项多中心研究构建的整合模型(结合临床、肿瘤周围异质性及影像组学特征)在外部验证集中 AUC 达到 0.853 [37]。这种整合模型不仅增强了预测准确性, 还提升了模型的临床适用性。

列线图(Nomogram)是将整合模型转化为可视化工具的关键步骤, 便于临床医生直接计算 EPE 概率。在 EPE 预测中, 列线图通常整合了影像组学特征、临床参数(如 PSA、Gleason 评分)及 MRI 定性指标(如肿瘤-包膜接触长度)。一项研究构建的列线图结合了影像组学特征及临床参数, 在验证集中 AUC 达到 0.894, 决策曲线分析显示其临床净获益最高[38]。另一项研究也证实, 基于 mpMRI 的列线图在预测 EPE 时, AUC 可达 0.857, 且校准曲线显示其预测概率与实际病理结果高度一致[33]。这些数据充分证实, 整合模型通过融合多种信息, 能够显著提升 EPE 预测的准确性, 为临床治疗方案选择提供更可靠的依据。

5. 挑战与局限性

5.1. 微小 EPE 的检测难题

显微镜下包膜外侵犯(微小 EPE)是 mpMRI 在前列腺癌分期中的主要漏诊来源。微小 EPE 在病理学上定义为肿瘤细胞穿透前列腺包膜但径向距离极短(通常小于 1 mm)的侵犯,由于缺乏显著的形态学改变,常规 mpMRI 序列难以捕捉这些微观变化。研究表明,mpMRI 对 EPE 的整体诊断性能虽尚可,但对微小侵犯的敏感性显著不足;例如,一项研究显示 MRI 检测 ECE 的敏感性仅为 56.2%,特异性为 82.6% [39]。此外,不同 MRI 判读标准(如 EPE 分级、Likert 量表)在预测 EPE 时,其 AUC 值多在 0.77~0.81 之间,但均无法可靠识别微小 EPE [30]。观察者间的一致性也仅为中等(加权 κ 值 0.47),进一步凸显了主观判读的局限性[31]。目前,尚无单一影像学标志物能准确识别微小 EPE,这主要源于肿瘤异质性与成像分辨率的物理限制。

5.2. 影像组学的可重复性问题

影像组学模型的构建高度依赖图像采集协议、感兴趣区域(ROI)勾画和特征提取流程,这些环节的差异性直接导致了模型的可重复性危机。不同中心、不同厂商的 MRI 设备(如西门子、GE、飞利浦)以及成像参数(如场强、脉冲序列、b 值、层厚乃至重建算法)的差异,均会导致影像组学特征的数值发生系统性偏移。例如,一项研究在外部验证中,即使使用 Combat 协调方法,模型的 AUC 也仅为 0.63,且未达到统计学显著性,这直接反映了跨中心数据异质性对模型性能的严重影响[34]。另外,肿瘤轮廓的勾画存在显著的主观性差异。无论是全肿瘤勾画还是单层勾画,不同评估者之间的重复性(intraclass correlation coefficient, ICC)差异会导致最终筛选出的特征不可靠。最后,多数影像组学研究为单中心回顾性设计,样本量有限,缺乏严格的外部验证,这增加了模型过拟合的风险,使得其在真实世界中的泛化能力存疑。

5.3. AI 模型的泛化性与可解释性挑战

人工智能(AI)模型,尽管在训练集上表现优异(如 PAGNet 模型 AUC 达 0.807),但在外部验证集中性能常出现显著下降(AUC 降至 0.728),这暴露了其泛化能力的不足[40]。这一挑战源于数据的领域偏移(domain shift),即训练数据和真实临床数据在患者人口学特征、疾病谱分布、图像质量等方面存在差异。此外,深度学习模型的“黑箱”特性也构成了巨大的可解释性挑战。临床医生难以理解 AI 模型是基于何种影像特征做出 EPE 判读的,这降低了对决策的信任度。例如,如果一个模型预测某个病例为阳性,但却无法明确指出是包膜中断还是特定纹理特征导致,这会阻碍其临床接受度。虽然注意力机制(attention map)等技术试图提供解释,但这些可视化方法往往不够稳定和精确,有时甚至会聚焦于非前列腺组织(如直肠或膀胱)而做出错误预测,这构成了 AI 落地前必须克服的严肃问题。

5.4. 临床整合与成本效益

尽管多参数磁共振成像(mpMRI)在预测前列腺癌包膜外侵犯(EPE)方面展现出了巨大潜力,但其高昂的检查费用、对专用设备及专业解读人员的依赖,严重限制了其在基层医疗机构的普及。mpMRI 检查不仅需要高场强(如 3.0T)磁共振设备,还要求放射科医生具备丰富的泌尿生殖系统影像学经验,这构成了技术推广的主要障碍[41]。对于低风险前列腺癌患者,mpMRI 的性价比仍需谨慎评估。研究表明,在低风险人群中,mpMRI 的阳性预测值相对较低,可能导致不必要的活检及过度诊断[42]。例如,一项研究显示,在 PI-RADS 评分 ≤ 2 的阴性 mpMRI 患者中,仍有 5.1% 的患者最终被诊断为临床显著性前列腺癌,这表明单纯依赖 mpMRI 来避免活检可能并不可靠[42]。此外,双参数 MRI (bpMRI)作为一种省略动态增强扫描的简化方案,在保证诊断准确性的同时,有望降低成本并缩短检查时间,但其在 EPE 评估中

的价值仍需更多前瞻性研究验证[43] [44]。

将 mpMRI 结果有效整合到临床决策中仍面临诸多障碍,其中最主要的是不同指南及临床实践对 EPE 的定义及诊断阈值缺乏统一标准。例如, PI-RADS v2.1 指南对 EPE 的评估主要依赖定性描述,如“包膜接触长度”、“包膜膨出”等,但这些征象的判读存在显著的观察者间差异[45]。尽管已有研究提出了基于 mpMRI 的 EPE 分级系统(如 NCI EPE 分级系统),但这些系统尚未被纳入 PI-RADS 框架,导致其临床推广受限[46]。此外,将 mpMRI 参数与传统临床列线图(如 MSKCC 列线图、Partin 表)结合,虽然能提高预测准确性,但不同模型间的性能差异较大,且缺乏外部验证[47] [48]。例如,一项多中心外部验证研究显示,基于 mpMRI 的列线图在预测 EPE 方面的表现并不优于传统临床模型,其临床净获益有限[47]。因此,未来仍需开展前瞻性、多中心研究,以构建一个统一且经过严格验证的 mpMRI-EPE 诊断标准体系,并明确其在临床决策路径中的具体角色,未来研究仍需深入探讨[45] [46]。

6. 未来研究方向与新兴技术

6.1. 人工智能(AI)辅助诊断

近年来,人工智能(AI)技术,尤其是深度学习模型,在前列腺癌包膜外侵犯(EPE)的影像诊断领域展现出显著潜力,部分成果甚至超越了人类专家。一项涵盖 849 名患者的两中心研究指出,基于深度学习的 AI 模型(如 PAGNet)在内部验证集中的曲线下面积(AUC)达到 0.807,在外部验证集中为 0.728,显著优于两位放射科专家的 AUC (0.632~0.741) [40]。这表明 AI 模型能够从复杂的 mpMRI 影像中提取人眼难以辨识的微细特征,从而提升 EPE 预测的准确性。此外,AI 的应用不仅限于独立诊断,其作为辅助工具的临床价值同样突出。当放射科专家结合 AI 预测结果进行判读时,其诊断性能得到显著改善[49]。这种人机协作模式有助于缩小不同放射科医生之间的判读差异,尤其对经验不足的医生效果更为显著,从而提升诊断的一致性[50]。例如,一项开发 AutoRadAI 框架的研究,通过融合 T2 加权 MRI 数据与病理资料,在患者层面实现了 EPE 检测的 AUC 达 0.88,证实了 AI 在术前精准分期中的强大能力。另一研究利用 AI 生成的三维癌症概率图(Unfold AI)评估 EPE 风险,其 AUC (0.81)显著超过传统的 MRI Likert 评分、PSMA T 分期及 Partin 列线表等方法,并在四分之一象限水平上,AI 模型在预测后部象限 EPE 时也优于 MRI [51]。这些发现共同指出,AI 辅助诊断不仅显著提升了对 EPE 的检测准确性,还通过标准化的判读流程,有效克服了传统影像学评估中存在的主观性高、重复性差等局限性,从而为临床决策提供了更为可靠的依据。

为了推动 AI 的临床转化,未来的研究应聚焦于解决如下具体、可操作的研究问题:

1. 标准化验证研究: 应设计前瞻性、多中心队列研究,严格统一 MRI 扫描协议(如场强、序列参数、b 值)和肿瘤轮廓勾画标准(如使用半自动勾画工具),以验证特定 AI 模型(如 PAGNet、AutoRadAI)的泛化能力,并报告其在不同亚组(如不同 Gleason 评分、不同肿瘤体积患者)中的诊断性能。
2. 人机协作效能评估: 需要设计随机对照试验,比较“放射科医生单独诊断”与“放射科医生 + AI 辅助诊断”两种模式在 EPE 预测中的准确性、诊断时间及观察者间一致性,从而量化 AI 的附加值。
3. 模型可解释性研究: 应开发并评估基于可解释人工智能(XAI)的工具,如生成类激活热力图(Grad-CAM)并结合病理切片进行空间对应分析,以明确 AI 模型决策的影像-病理关联,从而提升临床医生的信任度。

6.2. 多模态融合与分子影像

多模态融合及分子影像技术,目前已成为提升前列腺癌包膜外侵犯(EPE)诊断准确性的关键前沿方向。通过将多参数磁共振成像(mpMRI)与前列腺特异性膜抗原正电子发射断层扫描(PSMA PET)整合,能够同

时获取高分辨率的解剖结构信息和分子靶向信号,从而弥补单一成像模式的不足。研究证据表明,PSMA PET/mpMRI 融合成像在 EPE 诊断中表现出优异性能。一项系统综述与荟萃分析报告,68Ga-PSMA PET/MRI 用于 EPE 检测时,其综合诊断优势比的自然对数(lnDOR)为 2.27,体现出较高的诊断效能[52]。另一项研究直接对比了 mpMRI 与 68Ga-PSMA PET/MRI 在复发前列腺癌分期中的价值,发现两者在检测 $\geq T3$ 期(即 EPE)方面诊断准确性相当,但 PET/MRI 在评估淋巴结转移方面更具优势[53]。此外,PSMA PET 的定量参数,如基于体积的 PSMA 总量(PSMA_{total})和 PSMA 体积(PSMA_{vol}),在预测 EPE 方面与 mpMRI 的肿瘤包膜接触长度(LCC)具有相似的潜力,同时展现出更优的观察者间一致性[54]。这些结果提示,PSMA PET/mpMRI 融合成像通过整合分子与解剖信息,能够更可靠地识别 EPE,其诊断效能(AUC 可达 0.92)显著优于单一的 mpMRI 或 PET/CT 模式[39][55]。多模态与分子影像技术的深度融合,正逐步构建一个更为全面、精准的 EPE 诊断体系,有望在未来临床实践中实现更佳的风险分层与治疗决策。

为了明确多模态融合的临床价值,未来的研究应致力于解决以下问题:

1. 成本-效果分析: 应开展前瞻性卫生经济学评估,比较基于 PSMA PET/CT、mpMRI 及 PSMA PET/mpMRI 三种路径的 EPE 诊断策略在指导治疗方案选择(如是否保留神经血管束)时的成本效益,明确在哪些患者亚群中多模态检查最具价值。

2. 标准化采集与判读协议: 需要开展多中心研究,制定 PSMA PET/mpMRI 融合图像的标准化采集协议(包括示踪剂剂量、PET 与 MRI 的顺序),并开发融合图像的判读标准(如结合 PI-RADS 和 PSMA-RADS),以提升诊断的可重复性。

7. 结论

多参数磁共振成像(mpMRI)凭借其多序列成像能力,已从辅助工具升级为前列腺癌包膜外侵犯(EPE)术前诊断的核心支柱。其通过 T2WI、DWI 与 DCE-MRI 的多序列联合应用,从肿瘤形态、细胞密度及微血管灌注等多个维度提供了丰富的生物学信息。直接征象(如包膜中断)与间接征象(如包膜接触长度 ≥ 10 mm)在临床实践中展现出不可或缺的定位价值,但单一征象的局限性要求我们以整合的思维对影像数据进行解读。影像组学与人工智能技术的引入,利用高通量特征提取和非线性建模,将预测效能提升至 AUC > 0.85 的水平,标志着从“经验性判读”向“数据驱动决策”的范式转变。然而,必须清醒认识到,这些模型的优越性多来源于单中心回顾性数据,其泛化能力受到微小 EPE 检测盲区、观察者间变异及数据标准化的缺失等因素的制约,这正是当前从“实验室精度”迈向“临床实用性”的核心瓶颈。此外,PSMA PET/mpMRI 多模态融合有望通过分子与形态学的互补效应,突破微小 EPE 的检出瓶颈;而人工智能的真正临床落地,则需解决数据标准化、法规审批与成本效益这三重难题。最终,应推动建立基于 mpMRI 的标准化诊断路径,将技术革新转化为可复制的临床获益,使精准医学从概念走向前列腺癌全程管理的每一个环节。

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] Wilt, T.J., Vo, T.N., Langsetmo, L., Dahm, P., Wheeler, T., Aronson, W.J., *et al.* (2020) Radical Prostatectomy or Observation for Clinically Localized Prostate Cancer: Extended Follow-Up of the Prostate Cancer Intervention versus Observation Trial (Pivot). *European Urology*, **77**, 713-724. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2020.02.009>
- [3] Hamdy, F.C., Donovan, J.L., Lane, J.A., Mason, M., Metcalfe, C., Holding, P., *et al.* (2016) 10-Year Outcomes after Monitoring, Surgery, or Radiotherapy for Localized Prostate Cancer. *New England Journal of Medicine*, **375**, 1415-1424. <https://doi.org/10.1056/nejmoa1606220>

- [4] Dinneen, E., Haider, A., Allen, C., Freeman, A., Briggs, T., Nathan, S., *et al.* (2019) Neurosafe Robot-Assisted Laparoscopic Prostatectomy versus Standard Robot-Assisted Laparoscopic Prostatectomy for Men with Localised Prostate Cancer (Neurosafe PROOF): Protocol for a Randomised Controlled Feasibility Study. *BMJ Open*, **9**, e028132. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2018-028132>
- [5] Robesti, D., Russo, P., Fallara, G., Blank, F., Valerio, M., Tewari, A.K., *et al.* (2026) Nerve-Sparing in High-Risk Prostate Cancer: Advantages and Pitfalls of Current Strategies and Technologies. *Cancers*, **18**, Article 945. <https://doi.org/10.3390/cancers18060945>
- [6] Stolzenburg, J., Holze, S., Arthanareeswaran, V., Neuhaus, P., Do, H.M., Haney, C.M., *et al.* (2022) Robotic-Assisted versus Laparoscopic Radical Prostatectomy: 12-Month Outcomes of the Multicentre Randomised Controlled LAP-01 Trial. *European Urology Focus*, **8**, 1583-1590. <https://doi.org/10.1016/j.euf.2022.02.002>
- [7] Chuang, H., Wu, S., Lin, S.X., Zhao, T., Kim, M.M., Harisinghani, M., *et al.* (2023) Detection of Extraprostatic Extension by Transperineal Multiparametric Magnetic Resonance Imaging-Ultrasound Fusion Targeted Combined with Systemic Template Prostate Biopsy. *Diagnostic Pathology*, **18**, Article No. 101. <https://doi.org/10.1186/s13000-023-01386-w>
- [8] Guerra, A., Flor-de-Lima, B., Freire, G., Lopes, A. and Cassis, J. (2023) Radiologic-Pathologic Correlation of Prostatic Cancer Extracapsular Extension (ECE). *Insights into Imaging*, **14**, Article No. 88. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01428-3>
- [9] De Vulder, N., Geldof, K., Baekelandt, F. and Gieraerts, K. (2021) Transperineal MRI-US Fusion-Guided Target Biopsy of the Prostate after Abdominoperineal Resection: A Case Report. *Journal of the Belgian Society of Radiology*, **105**, Article No. 57. <https://doi.org/10.5334/jbsr.2583>
- [10] Sanguedolce, F., Tedde, A., Granados, L., Hernández, J., Robalino, J., Suquilanda, E., *et al.* (2024) Defining the Role of Multiparametric MRI in Predicting Prostate Cancer Extracapsular Extension. *World Journal of Urology*, **42**, Article No. 37. <https://doi.org/10.1007/s00345-023-04720-5>
- [11] Wang, J., Huang, B., Huang, L., Zhang, X., He, P. and Chen, J. (2023) Prediction of Extracapsular Extension in Prostate Cancer Using the Likert Scale Combined with Clinical and Pathological Parameters. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article ID: 1229552. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1229552>
- [12] Chien, Y., Hsieh, M., Sheng, T., Chang, Y., Wang, L., Chuang, C., *et al.* (2022) Body Composition and Pelvic Fat Distribution Are Associated with Prostate Cancer Aggressiveness and Can Predict Biochemical Recurrence. *Medicine*, **101**, e31076. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000031076>
- [13] Lin, Y., Johnson, L.A., Fennessy, F.M., *et al.* (2024) Prostate Cancer Local Staging with Magnetic Resonance Imaging. *Radiology Clinics of North America*, **62**, 93-108.
- [14] Bass, E.J., Pantovic, A., Connor, M.J., Loeb, S., Rastinehad, A.R., Winkler, M., *et al.* (2022) Diagnostic Accuracy of Magnetic Resonance Imaging Targeted Biopsy Techniques Compared to Transrectal Ultrasound Guided Biopsy of the Prostate: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Prostate Cancer and Prostatic Diseases*, **25**, 174-179. <https://doi.org/10.1038/s41391-021-00449-7>
- [15] Mehammed, A.H., Worke, A.B., Buser, A.A., *et al.* (2024) Positive Predictive Value of High-Grade Prostate Imaging and Reporting Data System V2.1 Magnetic Resonance Imaging Findings for Prostate Cancer. *Ethiopian Journal of Health Sciences*, **34**, 23-30. <https://doi.org/10.4314/ejhs.v34i1.5s>
- [16] Zapala, P., Kozikowski, M., Dybowski, B., *et al.* (2021) External Validation of a Magnetic Resonance Imaging-Based Algorithm for Prediction of Side-Specific Extracapsular Extension in Prostate Cancer. *Central European Journal of Urology*, **74**, 327-333.
- [17] Scialpi, M., Martorana, E., Scialpi, P., D'Andrea, A., Torre, R., Di Blasi, A., *et al.* (2020) Round Table: Arguments in Supporting Abbreviated or Biparametric MRI of the Prostate Protocol. *Abdominal Radiology*, **45**, 3974-3981. <https://doi.org/10.1007/s00261-020-02510-w>
- [18] de Rooij, M., Hamoen, E.H.J., Witjes, J.A., Barentsz, J.O. and Rovers, M.M. (2016) Accuracy of Magnetic Resonance Imaging for Local Staging of Prostate Cancer: A Diagnostic Meta-Analysis. *European Urology*, **70**, 233-245. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2015.07.029>
- [19] Singla, A., Deep, N., Naik, S., *et al.* (2023) Correlation of Multiparametric MRI with Histopathological Grade of Peripheral Zone Prostate Carcinoma. *Journal of Cancer Research and Therapeutics*, **19**, S569-S576.
- [20] Onay, A., Ertas, G., Vural, M., *et al.* (2020) The Role of T2-Weighted Images in Assessing the Grade of Extraprostatic Extension of the Prostate Carcinoma. *Abdominal Radiology*, **45**, 3293-3300. <https://doi.org/10.1007/s00261-020-02419-4>
- [21] Donati, O.F., Mazaheri, Y., Afaq, A., Vargas, H.A., Zheng, J., Moskowitz, C.S., *et al.* (2014) Prostate Cancer Aggressiveness: Assessment with Whole-Lesion Histogram Analysis of the Apparent Diffusion Coefficient. *Radiology*, **271**, 143-152. <https://doi.org/10.1148/radiol.13130973>

- [22] Lewin, M., Laurent-Bellue, A., Desterke, C., Radu, A., Feghali, J.A., Farah, J., *et al.* (2022) Evaluation of Perfusion CT and Dual-Energy CT for Predicting Microvascular Invasion of Hepatocellular Carcinoma. *Abdominal Radiology*, **47**, 2115-2127. <https://doi.org/10.1007/s00261-022-03511-7>
- [23] Li, M., Yang, L., Yue, Y., *et al.* (2020) Use of Radiomics to Improve Diagnostic Performance of PI-RADS v2.1 in Prostate Cancer. *Frontiers in Oncology*, **10**, Article ID: 631831.
- [24] Merder, E., Ariman, A. and Altunrende, F. (2021) A Modified Partin Table to Better Predict Extracapsular Extension in Clinically Localized Prostate Cancer. *Urology Journal*, **18**, 74-80.
- [25] Gumus, K.Z., Menendez, M., Baerga, C.G., Harmon, I., Kumar, S., Mete, M., *et al.* (2025) Investigation of Radiomic Features on MRI Images to Identify Extraprostatic Extension in Prostate Cancer. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **259**, Article 108528. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2024.108528>
- [26] Felker, E.R., Margolis, D.J., Nassiri, N. and Marks, L.S. (2016) Prostate Cancer Risk Stratification with Magnetic Resonance Imaging. *Urologic Oncology: Seminars and Original Investigations*, **34**, 311-319. <https://doi.org/10.1016/j.urolonc.2016.03.001>
- [27] Nagasaka, H., Sato, S., Suzuki, A., Terao, H., Nakamura, Y., Yoshihara, M., *et al.* (2025) Clinicopathological Significance of Extranodal Adipose Tissue Invasion in Metastatic Lymph Nodes in Patients with Prostate Cancer. *The Prostate*, **85**, 283-293. <https://doi.org/10.1002/pros.24825>
- [28] Scott, R., Misser, S.K., Cioni, D. and Neri, E. (2021) PI-RADS V2.1: What Has Changed and How to Report. *South African Journal of Radiology*, **25**, Article No. 2062. <https://doi.org/10.4102/sajr.v25i1.2062>
- [29] Hüttl, A.B., Korda, D.Á., Lénárd, M.Z., Szendrői, A., Rudas, G., Kalina, I., *et al.* (2020) Kezdeti tapasztalataink az mpmr fúziós ultrahangvezérelt prosztatabiopsziával. *Orvosi Hetilap*, **161**, 2188-2194. <https://doi.org/10.1556/650.2020.31942>
- [30] Park, K.J., Kim, M. and Kim, J.K. (2020) Extraprostatic Tumor Extension: Comparison of Preoperative Multiparametric MRI Criteria and Histopathologic Correlation after Radical Prostatectomy. *Radiology*, **296**, 87-95. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020192133>
- [31] Reisæter, L.A.R., Halvorsen, O.J., Beisland, C., *et al.* (2020) Assessing Extraprostatic Extension with Multiparametric MRI of the Prostate: Mehrativand Extraprostatic Extension Grade or Extraprostatic Extension Likert Scale? *Radiology Imaging Cancer*, **2**, e190071. <https://doi.org/10.1148/rycan.2019190071>
- [32] 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>
- [33] Xu, L., Zhang, G., Zhao, L., *et al.* (2020) Radiomics Based on Multiparametric Magnetic Resonance Imaging to Predict Extraprostatic Extension of Prostate Cancer. *Frontiers in Oncology*, **10**, Article ID: 940. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.00940>
- [34] Luining, W.I., Oprea-Lager, D.E., Vis, A.N., van Moorselaar, R.J.A., Knol, R.J.J., Wondergem, M., *et al.* (2023) Optimization and Validation of 18f-Dcfpyl PET Radiomics-Based Machine Learning Models in Intermediate- to High-Risk Primary Prostate Cancer. *PLOS ONE*, **18**, e0293672. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0293672>
- [35] Wu, S.Y., Wang, Y., Fan, P., Xu, T., Han, P., Deng, Y., *et al.* (2025) Bi-Parametric MRI-Based Quantification Radiomics Model for the Noninvasive Prediction of Histopathology and Biochemical Recurrence after Prostate Cancer Surgery: A Multicenter Study. *Abdominal Radiology*, **50**, 4320-4330. <https://doi.org/10.1007/s00261-025-04873-4>
- [36] Wu, X. and Yao, W. (2026) Artificial Intelligence Models Integrating Preoperative Prostate MRI and Clinical Parameters for Predicting Extraprostatic Extension: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of Surgical Oncology*, **133**, 406-415. <https://doi.org/10.1002/jso.70167>
- [37] Xiang, Y., Yao, H., Lin, P., Hu, P., Li, J., Dong, F., *et al.* (2025) A Multiparametric MRI-Based Model for Decoding Extraprostatic Extension in Prostate Cancer via Habitat-Guided Radiomics and Clinical Integration. *Academic Radiology*, **32**, 5975-5986. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2025.07.056>
- [38] Yang, L., Jin, P., Qian, J., Qiao, X., Bao, J. and Wang, X. (2023) Value of a Combined Magnetic Resonance Imaging-Based Radiomics-Clinical Model for Predicting Extracapsular Extension in Prostate Cancer: A Preliminary Study. *Translational Cancer Research*, **12**, 1787-1801. <https://doi.org/10.21037/tcr-22-2750>
- [39] Arslan, A., Karaarslan, E., Güner, A.L., Sağlıcan, Y., Tuna, M.B. and Kural, A.R. (2022) Comparing the Diagnostic Performance of Multiparametric Prostate MRI versus 68Ga-PSMA PET-CT in the Evaluation Lymph Node Involvement and Extraprostatic Extension. *Academic Radiology*, **29**, 698-704. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2020.07.011>
- [40] van den Berg, I., Soeterik, T.F.W., van der Hoeven, E.J.R.J., Claassen, B., Brink, W.M., Baas, D.J.H., *et al.* (2023) The Development and External Validation of Artificial Intelligence-Driven MRI-Based Models to Improve Prediction of Lesion-Specific Extraprostatic Extension in Patients with Prostate Cancer. *Cancers*, **15**, Article 5452. <https://doi.org/10.3390/cancers15225452>

- [41] Walker, S.M., Choyke, P.L. and Turkbey, B. (2020) What You Need to Know before Reading Multiparametric MRI for Prostate Cancer. *American Journal of Roentgenology*, **214**, 1211-1219. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.22751>
- [42] Haack, M., Miksch, V., Tian, Z., Duwe, G., Thomas, A., Borkowetz, A., *et al.* (2022) Negative Multiparametric Magnetic Resonance Imaging for Prostate Cancer: Further Outcome and Consequences. *World Journal of Urology*, **40**, 2947-2954. <https://doi.org/10.1007/s00345-022-04197-8>
- [43] Christophe, C., Montagne, S., Bourrelier, S., Roupert, M., Barret, E., Rozet, F., *et al.* (2020) Prostate Cancer Local Staging Using Biparametric MRI: Assessment and Comparison with Multiparametric MRI. *European Journal of Radiology*, **132**, Article 109350. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109350>
- [44] Khalid, M.J., Parker, P., Smith, S., Byass, O.R. and Cast, J.E.I. (2024) Prevalence of Clinically Significant Prostate Carcinoma in Prostate Imaging Reporting and Data System (PIRADS) 3 Lesions Detected in the Peripheral Zone on Biparametric Magnetic Resonance Imaging (MRI)—A Local Experience. *Clinical Radiology*, **79**, 773-780. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2024.07.014>
- [45] Stępk, J., Milecki, T., Ksepka, J., *et al.* (2026) Contemporary Preoperative Detection of Extraprostatic Extension in Prostate Cancer. *Cancers*, **18**, Article 456. <https://doi.org/10.3390/cancers18030456>
- [46] Abreu-Gomez, J., Eberhardt, S.C., Chapin, B.F., *et al.* (2025) MRI for Prostate Cancer Local Staging: AJR Expert Panel Narrative Review. *American Journal of Roentgenology*, **1**, 1-13.
- [47] Diamand, R., Ploussard, G., Roumiguié, M., Oderda, M., Benamran, D., Fiard, G., *et al.* (2021) External Validation of a Multiparametric Magnetic Resonance Imaging-Based Nomogram for the Prediction of Extracapsular Extension and Seminal Vesicle Invasion in Prostate Cancer Patients Undergoing Radical Prostatectomy. *European Urology*, **79**, 180-185. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2020.09.037>
- [48] Losnegård, A., Reisæter, L.A.R., Halvorsen, O.J., Jurek, J., Assmus, J., Arnes, J.B., *et al.* (2020) Magnetic Resonance Radiomics for Prediction of Extraprostatic Extension in Non-Favorable Intermediate- and High-Risk Prostate Cancer Patients. *Acta Radiologica*, **61**, 1570-1579. <https://doi.org/10.1177/0284185120905066>
- [49] Liu, B., Ding, X., Xu, H., Bai, X., Zhang, X., Cui, M., *et al.* (2026) Preoperative Assessment of Extraprostatic Extension in Prostate Cancer Using an Interpretable Tabular Prior-Data Fitted Network-Based Radiomics Model from MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **63**, 98-112. <https://doi.org/10.1002/jmri.70111>
- [50] Gatti, M., Faletti, R., Gentile, F., Soncin, E., Callaris, G., Fornari, A., *et al.* (2022) MEPE-Score: A Comprehensive Grading System for Predicting Pathologic Extraprostatic Extension of Prostate Cancer at Multiparametric Magnetic Resonance Imaging. *European Radiology*, **32**, 4942-4953. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-08595-9>
- [51] Priester, A., Mota, S.M., Grunden, K.P., Shubert, J., Richardson, S., Sisk, A., *et al.* (2024) Extracapsular Extension Risk Assessment Using an Artificial Intelligence Prostate Cancer Mapping Algorithm. *BJUI Compass*, **5**, 1100-1111. <https://doi.org/10.1002/bco2.421>
- [52] Ling, S.W., de Jong, A.C., Schoots, I.G., Nasserinejad, K., Busstra, M.B., van der Veldt, A.A.M., *et al.* (2021) Comparison of 68Ga-Labeled Prostate-Specific Membrane Antigen Ligand Positron Emission Tomography/Magnetic Resonance Imaging and Positron Emission Tomography/Computed Tomography for Primary Staging of Prostate Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis. *European Urology Open Science*, **33**, 61-71. <https://doi.org/10.1016/j.euros.2021.09.006>
- [53] Skawran, S.M., Sanchez, V., Ghafoor, S., Hötter, A.M., Burger, I.A., Huellner, M.W., *et al.* (2022) Primary Staging in Patients with Intermediate- and High-Risk Prostate Cancer: Multiparametric MRI and 68Ga-PSMA-PET/MRI—What Is the Value of Quantitative Data from Multiparametric MRI Alone or in Conjunction with Clinical Information? *European Journal of Radiology*, **146**, Article 110044. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2021.110044>
- [54] Laudicella, R., Skawran, S., Ferraro, D.A., Mühlematter, U.J., Maurer, A., Grünig, H., *et al.* (2022) Quantitative Imaging Parameters to Predict the Local Staging of Prostate Cancer in Intermediate- to High-Risk Patients. *Insights into Imaging*, **13**, Article No. 75. <https://doi.org/10.1186/s13244-022-01217-4>
- [55] Privé, B.M., Israël, B., Schilham, M.G.M., Muselaers, C.H.J., Zámečník, P., Mulders, P.F.A., *et al.* (2021) Evaluating F-18-PSMA-1007-PET in Primary Prostate Cancer and Comparing It to Multi-Parametric MRI and Histopathology. *Prostate Cancer and Prostatic Diseases*, **24**, 423-430. <https://doi.org/10.1038/s41391-020-00292-2>