

综 述

影像组学在前列腺癌诊治中的应用现状及展望*

胡金玥¹ 白志明² 王 刚²
张 雨³ 黄梦醒⁴ 何占平¹
陈 晶^{1,*}

- 1.中南大学湘雅医学院附属海口医院，
海口市人民医院放射科 (海南 海口 570208)
- 2.中南大学湘雅医学院附属海口医院，
海口市人民医院泌尿外科
(海南 海口 570208)
- 3.海南大学计算机科学与技术学院
(海南 海口 570208)
- 4.海南大学信息与通信工程学院
(海南 海口 570208)

【摘要】影像组学技术能够对多源数据进行高通量挖掘和综合分析，非常适合辅助医生进行前列腺癌的个体化诊疗，提高患者的疗效和生存率。本文从影像组学的迭代发展及其辅助前列腺癌的影像诊断、融合活检及治疗等方面进行综述，以说明其在前列腺癌诊治中的应用现状。以期推动包括机器学习及人工智能等影像组学技术在前列腺癌诊治中深入应用，并对其未来发展方向做出展望。

【关键词】前列腺癌；影像组学；人工智能；机器学习

【中图分类号】R737.25

【文献标识码】A

【基金项目】海南省重点研发项目
(ZDYF2021SHFZ094)；
海南省重点研发项目
(ZDYF2021SHFZ243)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2023.12.054

Application Status and Prospects of Radiomics in the Diagnosis and Treatment of Prostate Cancer*

HU Jin-yue¹, BAI Zhi-ming², WANG Gang², ZHANG Yu³, HUANG Meng-xing⁴, HE Zhan-ping¹, CHEN Jing^{1,*}.

- 1.Department of Radiology, Haikou People's Hospital, Central South University Xiangya School of Medicine Affiliated Haikou Hospital, Haikou 570208, Hainan Province, China
- 2.Department of Urology, Haikou People's Hospital, Central South University Xiangya School of Medicine Affiliated Haikou Hospital, Haikou 570208, Hainan Province, China
- 3.College of Computer Science and Technology, Hainan University, Haikou 570208, Hainan Province, China
- 4.College of Information and Communication Engineering, Hainan University, Haikou 570208, Hainan Province, China

ABSTRACT

Radiomics has the capability to efficiently mine and comprehensively analyze multi-source data, making it well-suited for supporting physicians in personalized diagnosis and treatment of prostate cancer, thereby enhancing treatment efficacy and patient survival rates. This article provides an overview of the evolving field of radiomics and its contributions to imaging diagnosis, fusion biopsy, and prostate cancer treatment, shedding light on its current role in the diagnosis and treatment of this disease. Its primary objective is to advocate for the extensive application of radiomics, encompassing machine learning and artificial intelligence, in the realm of prostate cancer diagnosis and treatment while also offering a glimpse into its promising future developments.

Keywords: Radiomics; Machine Learning; Artificial Intelligence; Prostate Cancer

前列腺癌(prostate cancer, PCa)是常见的男性泌尿生殖系统恶性肿瘤，也是我国男性癌症死亡的主要原因之一。随着我国人口老龄化和人均寿命的延长以及前列腺癌筛查的普及，可以预见PCa发病率将进一步大幅提升。

影像组学(Radiomics)能够通过对影像数据进行挖掘和分析，提取出大量高维、大量的特征，进而在疾病的诊断、治疗和预后等方面辅助医生做出判断。影像组学的基本原理是假设医学影像中包含人类视觉不可感知的信息，而这些信息可以更好地反映组织特性，从而提高诊断或预后的准确性。在前列腺癌的诊治中，利用影像组学可融合多种信息源，如临床表现、生物标志物、影像学表现等，对患者的多源性信息进行综合分析和挖掘从而辅助医生进行个体化诊疗，提高患者的治疗效果和生存率。

本文综述了影像组学在前列腺癌诊治中的应用现状，重点阐述了其在影像诊断、融合活检和治疗等方面的作用。此外，本文还针对影像组学在前列腺癌诊治中应用的不断深入，对前列腺癌诊疗的未来发展方向进行了展望。

1 前列腺癌概况

前列腺癌是男性癌症死亡的主要原因之一。2020年，全球PCa新增近140万病例数和 375,000 的死亡人数^[1]。在中国，PCa已成为男性泌尿生殖系统最常见的恶性肿瘤之一，其发病率、死亡率持续升高，为发病率增幅最大的癌症之一^[2]。从发病年龄看，我国城市地区人口自60岁开始出现PCa的发病高峰。而随着经济发展及人民生活质量的改善、人均寿命延长以及前列腺特异抗原(prostate-specific antigen, PSA)等PCa筛查方式的普及应用，可以预见PCa的绝对发病数将出现井喷式增长^[3]。从生存率来看，局限性前列腺癌的5年生存率为100%，而转移性 PCa的5年生存率仅为30.6%^[4]，因此前列腺癌的早期诊断意义重大。

目前前列腺癌的病因并不明确，已确定的风险因素仅限于高龄、种族和该疾病家族史^[5]。前列腺癌主要好发于前列腺的外周带，腺癌为其主要病理类型^[6]。前列腺癌具有多灶性和异质性生长的特点。目前已有研究证明，超过80% 的原发性前列腺癌具有多个空间分布不同、组织形态学有差异的癌灶^[7-8]。局限性前列腺癌常存在多种基因组和表型；转移性前列腺癌则常在基因组、表观遗传和表型水平上表现出亚克隆异质性^[9]。而随着时间推移，肿瘤的基因型和表型也会发生变化^[10]。因此，具有相似临床病理特征的患者治疗反应存在差异且难以量化。此外，随着个体年龄增长，前列腺的细胞及间质均会发生改变，在衰老和疾病过程中，实质性结构的变化可能会扭曲边界，这些动态变化会影响前列腺的稳态，为识别肿瘤起源区域增加一定的困难^[11]。

经直肠超声(transrectal ultrasound, TRUS)辅助穿刺活检、多参数磁共振成像(multiparametric MRI, mpMRI)及用于标准化mpMRI报告的PI-RADS评分系统^[12]已常规应用于前列腺癌的临床诊治工作中。此外，使用核素标记前列腺特异性膜抗原(prostate-specific membrane antigen, PSMA)小分子抑制剂的PSMA-PET也在PCa的诊断方面表现出较好的临床应用前景^[13]。这些成像技术使前列腺癌的筛查、诊断和治疗的模式更加

【第一作者】胡金玥，女，硕士在读研究生，主要研究方向：前列腺癌的影像检测。E-mail: hu_jinyue@163.com

【通讯作者】陈 晶，女，主任技师，主要研究方向：CT及MRI功能成像等。E-mail: jingchen_haiko@163.com

精准。但由于前述的前列腺腺体生长特征及前列腺癌普遍的时空异质性等特质,现阶段医学影像学对于精准识别与定位前列腺癌仍存在一定困难,容易出现漏诊和误诊的情况。研究表明目前对于识别微小、低级别前列腺癌的敏感性仍较低,且高度依赖于影像医生的个人经验^[14];此外mpMRI常低估肿瘤大小,低估程度随着影像上肿瘤大小的减小和PI-RADS评分的降低而增加^[15],这在术前穿刺与手术后病理标本对比研究的差异中得以验证。而临床医生希望通过影像学能够对前列腺癌做出早期识别、精准定位病灶,以便于对PCa做出早期诊断、准确进行风险分层,以及对患者预后做出恰当的判断,从而制定合适的诊疗方案。

影像组学可以很好地解决上述问题。其基本原理是假设医学影像图像中包含人类视觉不可感知的信息,而这些信息可以更好地反映组织特性,并可能提高诊断及预后的准确性^[16]。前列腺癌的精准医疗和个性化诊疗可能由此实现,从而使患者获益。

2 影像组学的快速发展

影像组学(Radiomics)建立在数十年来计算机辅助诊断、预后和治疗等研究基础上,通过高通量(high throughput)计算,定量提取MRI、CT、PET等医学影像中的特征信息并加以分析利用^[17],其结果可靠,有望极大地改善影像医生阅片时存在的主观性、局限性以及不可重复性等问题。此外,影像学特征(如强度、形状、纹理或小波)提供了关于癌症表型以及肿瘤微环境的信息,可为PCa诊治存在的难点提供良好的解决方案。影像组学的基本步骤^[18-19](图1)包括影像数据的采集、感兴趣区(region of interest, ROI)的勾画分割与三维容积感兴趣区(volume of interest, VOI)的重建、图像特征的提取、模型的建立与验证。

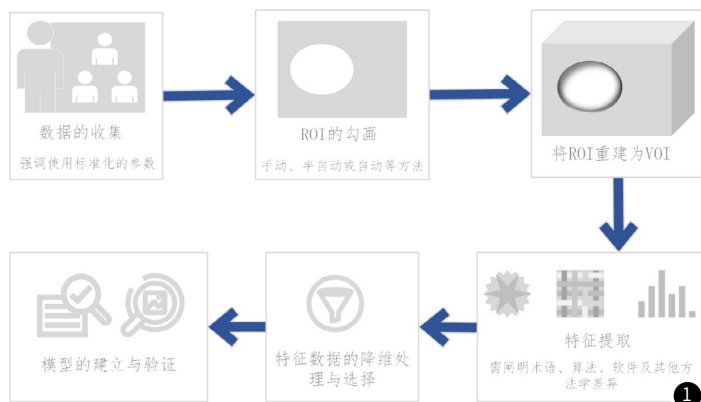


图1 影像组学的流程(ROI, region of interest, 感兴趣区; VOI, volume of interest, 三维容积感兴趣区)

在算法方面,早期的影像组学研究主要集中于对医学影像图像像素的挖掘,从而获得大量预定义的对于形状、强度和纹理等特征的描述。近年来,越来越多的影像组学相关研究结合深度学习技术(deep learning, DL),自动从图像中学习特征的描述^[20]。随着计算机运算速度的大幅提升,以及数据收集、计算方法的发展与优化,新的非确定性的深度学习算法得以迅速发展。与传统的机器学习(machine learning, ML)方法不同,深度学习不需要明确特征定义,是一类完全不同模式。深度学习算法在输入、输出、架构和参数设计方面具有极大的灵活性,因此能够适应过去不可能完成的大量多模态和非结构化数据的处理^[21],即深度学习能够很好地分析未经处理的、非结构化的高维数据^[22]。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是目前图像分析最具代表性的深度学习架构类型^[23],被大量应用于医学影像的处理中。典型的CNN包含一系列神经网络层,这些层将图像输入连续映射到所需的端点,同时由浅入深逐层次学习图像的成像特征^[20],如较浅层次学习线条和阴影等抽象形状,而较深层次可涵盖整个器官。此外,最近经训练以理解和生成自然语言的深度学习大型语言模型(large language models, LLM)也受到广泛关注。由OpenAI公司推出的对话式人工智能系统ChatGPT是目前最大的LLM(>1750 亿个参数)之一^[24]。Shen等人^[25]认

为通过将ChatGPT集成到计算机辅助诊断(computer-aided detection, CAD)系统中可提高CAD系统的可解释性,为影像医生提供可靠的数据及指南参考,并可能发现新的基于图像的生物标志物,辅助医生做出更优的诊断。

在医学方面,由影像组学进一步延伸发展的影像基因组学(radiogenomics)^[26]认为,宏观图像的特征信息可以反映微观的基因型,未来可能将影像表型(radiophenotypes)作为基因表达特征的替代。即在肿瘤学中影像基因组学认为肿瘤的基本分子特征可以影响其影像表现。例如在前列腺癌进展中血管内皮生长因子(vascular endothelial growth factor, VEGF)表达水平增高可能表现出血管生成的增加,从而导致成像时出现更多的异质性和增强;缺氧诱导因子(Hypoxia-inducible factors, HIF)表达水平增高,在扩散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)上可能由于细胞密度增加而有较低的表现扩散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)。其基本思想是将影像组学与基因组学、蛋白质组学等其他多模态数据相结合,可以更全面了解癌症的分子层面的信息。以促进识别与特定分子改变有关的成像生物标志物,从而建立模型辅助肿瘤的诊断、预后和治疗选择,如根据前列腺癌患者的影像表现预测其肿瘤有特定基因突变或分子特征的可能性等^[27]。

3 影像组学在前列腺癌诊治中的应用

针对前列腺癌,机器学习可以在图像分割(segmentation)与配准(coregistration)的基础上,对有关标签(Label)和特征(feature)的提取、分析与计算来实现对病灶的定性、定位、分级、分期以及和PSA、Gleason评分(Gleason score, GS)、国际泌尿病理学会(ISUP)-前列腺癌分级间关系的解读等系列研究。早期使用数学、统计学和生物力学等建模并用图像处理和计算机视觉算法或基于模型模拟来解决问题;但目前已有大量研究证明深度学习算法在分割、配准等基本图像分析任务及前列腺癌的检测定性分级等方面的表现均优于传统的机器学习模型^[28]。

目前,前列腺癌的诊治过程中常规采用PI-RADS评分规范化前列腺癌的mpMRI影像报告;采用Gleason评分和ISUP分级评估前列腺癌的病理表现;使用TNM分期指导前列腺癌的治疗方法的选择和预后的评价;局限性前列腺癌的治疗可根据患者实际情况进行近距离放疗和体外放射治疗(external beam radiation therapy, EBRT)以及机器人辅助腹腔镜下前列腺癌根治术;此外还有欧洲泌尿外科科学会的局部或局部晚期前列腺癌风险分级系统,用于评估前列腺癌患者术后出现生化复发的危险度^[29-30,6]。以上过程均涉及医学影像学,均可用影像组学辅助获得更好的结果,为临床医生提供更优的信息辅助决策。

深度学习算法发展迅速,在2016年的ProstateX挑战赛^[31-33]中,与经典分类方法相比,使用CNN算法的参赛者在定位病灶以及PCa的鉴别诊断方面表现更优。目前DL已可以在没有明确的特征预定义或人为选择的情况下,自动学习数据,量化组织的表型特征(phenotypic characteristics)^[34],这种数据驱动的方法允许更为抽象的特征定义,使得由DL算法得到的结果更具信息性和通用性^[20]。基于以上优势,影像组学不仅可以改善前列腺癌的影像诊断,还可更好地辅助临床医生进行前列腺癌的融合活检、放射治疗以及机器人辅助手术系统等,大幅拓展医学影像学在前列腺癌诊治中的应用场景。

3.1 影像组学与PCa影像诊断 mpMRI是PCa的诊断与明确临床分期的最主要的方法之一^[35],2022版前列腺癌诊疗指南^[6]指出在PCa诊断和治疗的不同阶段均可应用前列腺mpMRI。mpMRI在前列腺癌的诊断与分级、分期及危险度分层、疗效评估及预后判断等方面均有广泛的应用,而使用影像组学的方法可以进一步优化mpMRI诊断结果、为患者减少不必要检查、降低医生与患者的时间成本,从而为患者提供精准化的医疗服务并改善其预后。此外,由于影像组学的加入,超声、CT、核医学成像在前列腺癌诊断中的应用得以发挥更大的价值^[36-40]。

目前已有大量基于前列腺癌mpMRI图像开发的影像组学模型,辅助影像医生对前列腺影像图片进行预处理以及建立诊断概

率图(diagnostic probability maps)等。影像组学算法可覆盖PCa影像诊断的各个细分步骤,如前列腺进行分割与分区^[41-43]、前列腺癌初步的诊断与鉴别诊断^[44-46]以及在影像中提取特征初步评估患者的分期分级、预后和术后生化复发等^[47-50]。在以上研究中影像组学辅助下的前列腺癌mpMRI诊断结果均表现优于或不劣于传统影像诊断方法。由ProstateX挑战赛发展而来的PI-CAI挑战赛在2023年度的挑战中重点关注于人工智能与影像科医生的比较,其结果显示当对小于2000个病例进行训练时,顶级人工智能模型的诊断性能与文献中报告的影像科医生的诊断结果相当^[51]。

此外,基于前列腺癌mpMRI图像的应用影像组学算法的CAD系统,在辅助影像医生快速诊断以及提高诊断结果方面,其稳定性与准确性均表现良好。Ishioka等人^[52]使用CNN算法开发的基于T₂WI图像的CAD系统,应用于MRI的PCa诊断评估。其使用的两种算法的诊断测AUC值分别为0.645和0.636,且具有良好的可重复性,可在初筛中减少PCa漏诊率,检测高度可疑前列腺病变的诊断的准确性与稳定性提高且阅片时间减少。Cutaia等人^[53]认为未来的放射学研究将从当前的单一模态成像,转向多模态成像(CT、MR、PET等),实现从解剖到分子水平的不同尺度的图像信息的整合。从而可能克服每种单一技术在识别整个前列腺内癌灶数量等方面的局限性。不仅如此,Heilige等人^[54]认为未来的CAD可能同时处理多模态的临床数据,包括影像数据和非影像数据,CAD系统可能模拟临床医生在治疗患者全方位整合患者的临床信息,为患者提供个体化诊疗方案。

3.2 影像组学与PCa融合活检 深度学习在提高前列腺癌活检的准确性和效率方面具有极大的潜力。MRI与TRUS图像的实时配准融合可以为前列腺癌的活检提供更确切的腺体信息,帮助临床医生更为准确地穿刺采样。过去常受限于两种模态图像配准的诸多局限,而影像组学的应用正在快速改善图像匹配融合的结果。Hu等人^[55]提出使的弱监督的CNN的深度学习的方法对前列腺的T₂WI和3D TRUS进行配准,在对来自76名患者的108对多模态图像进行测试时,坐标之间的中位目标配准误差为3.6mm,其准确性和稳健性方面优于现有的配准技术。另一方面,前列腺癌靶向活检系统的配准过程在很大程度上依赖于超声图像的准确分割,大多数自动或半自动分割通常在活检开始之前离线执行。Anas等人^[36]基于深度学习算法提出的图像配准方法实现了超声引导下的前列腺活检的实时分割,尝试为MRI与TRUS图像的动态配准提供可行的解决方案。

另一方面,影像基因组学也可对肿瘤亚型和分子生物学提供非侵入性但准确地诊断信息,为患者减少不必要的穿刺活检。如Zhang等人^[56]开发了基于mpMRI的影像组学模型,尝试根据穿刺活检得到的GS(biopsy Gleason score, bGS)结果,预测前列腺癌根治切除手术得到的GS,以识别有风险的患者从而指导治疗决策。其验证结果显示该模型准确率的曲线下面积AUC可达0.868。该研究得出结论,影像组学可作为前列腺癌个性化治疗的非侵入性生物标志物。

3.3 影像组学与PCa治疗 在PCa的近距离放疗和体外放射治疗中,可通过影像组学明确癌灶的数量、大小、位置等情况,进而指导靶区的勾画^[57]、放射性粒子放置的位置及数量^[58]等,辅助临床医生制定更为精确有效的治疗方案。此外,ML还可以进行与治疗反应相关的影像特征学习,包括癌灶的形状、纹理特征、血管特征等^[59],以进一步评估治疗效果,调整后续治疗方案。如Sun等人^[60]使用影像基因组学方法来确定潜在的生物成像标志物以确定前列腺癌可能的缺氧区域,通过计算mpMRI影像组学特征和缺氧相关基因表达水平之间的皮尔逊相关系数,以确定界定PCa缺氧区域的潜在成像生物标志物。结果显示,提取出的16个T₂WI纹理特征与HIF1A、VEGFA、PFKFB3等前列腺癌缺氧相关基因显著相关。Sun等人认为可以此筛选缺氧导致的具有前列腺放疗抵抗性患者,为患者提供更合适的治疗方案,减轻患者不必要的痛苦和经济负担。

另一方面,安全有效的机器人辅助腹腔镜下前列腺癌根治术在临床应用越来越广,其由机器人系统(robotic-assisted surgical systems)辅助进行。影像组学可作为补充,在术中为外

科医生提供有关肿瘤的额外信息,接管简单重复的任务,可能帮助减少患者并发症并加快患者的身体机能的恢复。如Mohareri等人开发的系统^[61-62]可以在使用达芬奇控制台进行机器人手术时,帮助检测和可视化恶性肿瘤区域。该系统使用实时的术中TRUS和术前MRI来匹配术中病人的解剖结构,使外科医生能够在控制台显示屏上实时看到可疑病变。Mohareri认为未来ML分类器可用于实时定位癌症区域,为外科医生提供有用的术中决策支持,为肿瘤的完整切除提供信息并最大程度保留正常结构以改善病人的治疗效果。

4 总结与展望

影像组学所需的大部分数据、方法、算法都开源易得,入门较为简单。数据集可通过各种数据库公开获得,方法可在arXiv预印本服务器检索查询,大部分作者都选择在GitHub等平台共享其随附代码。影像组学正在形成一个可持续发展的良好环境,可以预见未来会涌现大量研究成果而推进其快速发展。随着深度学习的突破与发展,影像组学越来越趋向于直接处理原始采集数据并不断取代人工的数据预处理,这将大幅降低前期训练模型的工作量。此外,现阶段通过 κ 折交叉验证(κ -fold cross-validation)同时重复运用随机产生的子样本进行训练和验证以及联邦学习(federated learning)等算法的出现,可在一定程度上减少所需数据,且更好地保护患者隐私。神经网络技术的进步有望大幅提高前列腺癌影像人工智能判读的准确性,影像医生的阅片负担将会进一步减轻,节省出来的时间与精力可以为更多的病人提供更优质的专业服务。此外,ChatGPT在交互方面的优良表现与灵活的使用场景有望催生出成熟的医生与影像组学算法的交互系统。

在临床方面,前列腺癌影像的采集和评估也在持续更新和完善。自2012年欧洲泌尿生殖放射学会发布第一版PI-RADS以来,PI-RADS在2014年、2019年历经两次修订,致力于不断规范图像采集技术、优化图像的解释与评估以及提高影像报告评估的一致性。目前,前列腺mpMRI的采集、解释和报告越来越趋于更高水平的标准化和统一。此外,前列腺癌MRI扫描序列也在不断迭代优化,功能成像序列如高级扩散加权成像模型通过多b值、高b值多维度分析以及进一步探索非高斯扩散后处理模型等,可更为准确地反映前列腺癌肿瘤组织的扩散特性,将会进一步丰富PI-RADS的评估内容^[63-64]。

诚然,前列腺癌影像组学的发展也仍面临着包括技术和临床等方面的问题。在影像组学技术方面,随着深度学习算法的发展,影像组学所需的数据量越来越大仍是一个不可忽视的问题,如何提供足够且正确标记的训练数据集成为亟待解决的问题;其次,作为影像组学最为核心和关键的一部分,原始数据的采集仍不可避免地具有一定的倾向性,这也使得影像组学的研究结果产生一定的偏差;再次,现阶段影像组学研究大多仍为单中心的回顾性研究,以及影像组学的工作流程仍缺乏统一的行业标准,这使得大多数研究结果的可重复性被限制,不利于影像组学在临床中的应用,未来应进行多中心、前瞻性的研究^[20];最后,深度学习技术的算法“黑箱”使得其结果可解释性降低,限制研究的可复现性。而在临床方面,影像组学使用的算法根据成像方法不同、前列腺癌分型不同及前列腺分区不同等不同,每一种算法都有其特定的逻辑,这给影像组学流程的标准化带来了一定的困难;另外,前列腺PI-RADS的组内和组间差异限制了各机构数据间的可比性。如对于DWI序列,不同机构选择和使用的b值大小和组合各有差异;此外不同制造商的序列设计和量化方法也仍缺乏一致性。

总之,在前列腺癌的应用中,影像组学具有巨大的潜力和广阔的前景。影像组学能够对前列腺癌诊治所需的多源数据进行综合分析和挖掘,进而辅助医生进行个体化诊疗,提高患者的治疗效果和生存率。在前列腺癌领域推动影像组学的发展和应用,需要在不断的探索中总结经验,不断创新,以应对现实的挑战,进一步推动前列腺癌的诊疗水平的提高。

参考文献

- [1]SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J/OL]. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 2021, 71(3): 209-249.
- [2]CHEN W, ZHENG R, BAAD P D, et al. Cancer statistics in China, 2015[J/OL]. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 2016, 66(2): 115-132.
- [3]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.
- [4]Cancer of the prostate - Cancer stat facts[EB/OL]. //SEER. [2023-06-25]. <https://seer.cancer.gov/statfacts/html/prost.html>.
- [5]CULP M B, SOERJOMATARAM I, EFSTATHIOU J A, et al. Recent global patterns in prostate cancer incidence and mortality rates[J/OL]. *European Urology*, 2020, 77(1): 38-52.
- [6]国家卫生健康委办公厅关于印发肿瘤和血液病相关病种诊疗指南(2022年版)的通知[EB/OL]. [2022-08-02]. <http://www.nhc.gov.cn/zyygj/s2911/202204/a0e67177df1f439898683e1333957c74.shtml>.
- [7]ANDREOIU M, CHENG L. Multifocal prostate cancer: biologic, prognostic, and therapeutic implications[J/OL]. *Human Pathology*, 2010, 41(6): 781-793.
- [8]GREENE D R, WHEELER T M, EGAWA S, et al. Relationship between clinical stage and histological zone of origin in early prostate cancer: morphometric analysis[J/OL]. *British Journal of Urology*, 1991, 68(5): 499-509.
- [9]HAFFNER M C, ZWART W, ROUDIER M P, et al. Genomic and phenotypic heterogeneity in prostate cancer[J/OL]. *Nature Reviews Urology*, 2021, 18(2): 79-92.
- [10]HAUSSER J, ALON U. Tumour heterogeneity and the evolutionary trade-offs of cancer[J/OL]. *Nature Reviews Cancer*, 2020, 20(4): 247-257.
- [11]ALI A, DU FEU A, OLIVEIRA P, et al. Prostate zones and cancer: lost in transition?[J/OL]. *Nature Reviews Urology*, 2022, 19(2): 101-115.
- [12]WEINREB J C, BARENTSZ J O, CHOYKE P L, et al. PI-RADS prostate imaging - reporting and data system: 2015, version 2[J/OL]. *European Urology*, 2016, 69(1): 16-40.
- [13]ZAMBOGLOU C, MONTERRAT CARLES, CARLES M, et al. Radiomic features from PSMA PET for non-invasive intraprostatic tumor discrimination and characterization in patients with intermediate- and high-risk prostate cancer - a comparison study with histology reference[J/OL]. *Theranostics*, 2019, 9(9): 2595-2605.
- [14]SMITH C P, HARMON S A, BARRETT T, et al. Intra- and interreader reproducibility of PI-RADSv2: A multireader study[J/OL]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2019, 49(6): 1694-1703.
- [15]POOLI A, JOHNSON D C, SHIRK J, et al. Predicting pathological tumor size in prostate cancer based on multiparametric prostate magnetic resonance imaging and preoperative findings[J/OL]. *The Journal of Urology*, 2021, 205(2): 444-451.
- [16]VAN TIMMEREN J E, CESTER D, TANADINI-LANG S, et al. Radiomics in medical imaging-"how-to" guide and critical reflection. [J/OL]. *Insights Into Imaging*, 2020, 11(1): 1-16.
- [17]LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAR R T H, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. [J/OL]. *European Journal of Cancer*, 2012, 48(4): 441-446.
- [18]GILLIES R J, KINAHAN P E, HIRAK H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J/OL]. *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- [19]AERTS H J W L, VELAZQUEZ E R, LEIJENAR R T H, et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach[J/OL]. *Nature Communications*, 2014, 5(1): 4006-4006.
- [20]HOSNY A, PARMAR C, QUACKENBUSH J, et al. Artificial intelligence in radiology[J/OL]. *Nature Reviews Cancer*, 2018, 18(8): 500-510.
- [21]ESTEVA A, KUPREL B, NOVOA R A, et al. Corrigendum: dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks[J/OL]. *Nature*, 2017, 546(7660): 686.
- [22]KANN B H, HOSNY A, AERTS H J. Artificial intelligence for clinical oncology[J/OL]. *Cancer Cell*, 2021, 39(7): 916-927.
- [23]LITJENS G, KOOT T, BEJNORDI B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J/OL]. *Medical Image Analysis*, 2017, 42: 60-88.
- [24]ChatGPT: Optimizing language models for dialogue[EB/OL]. //OpenAI. (2022-11-30) [2023-02-07]. <https://openai.com/blog/chatgpt/>.
- [25]SHEN Y, HEACOCK L, ELIAS J, et al. ChatGPT and other large language models are double-edged swords[J/OL]. *Radiology*, 2023: 230163.
- [26]RUTMAN A M, KUO M D. Radiogenomics: creating a link between molecular diagnostics and diagnostic imaging[J/OL]. *European Journal of Radiology*, 2009, 70(2): 232-241.
- [27]THENAUT R, GASMI A, KHENE Z E, et al. Radiogenomics in prostate cancer evaluation[J/OL]. *Current Opinion in Urology*, 2021, 31(4): 424-429.
- [28]GOLDENBERG S L, NIR G, SALCIDEAN S E. A new era: artificial intelligence and machine learning in prostate cancer[J/OL]. *Nature Reviews Urology*, 2019, 16(7): 391-403.
- [29]EPSTEIN J I, AMIN M B, FINE S W, et al. The 2019 Genitourinary Pathology Society (GUPS) white paper on contemporary grading of prostate cancer[J/OL]. *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 2020, 145(4): 461-493.
- [30]EPSTEIN J I, EGEVAD L, AMIN M B, et al. The 2014 International Society of Urological Pathology (ISUP) consensus conference on gleason grading of prostatic carcinoma: definition of grading patterns and proposal for a new grading system[J/OL]. *The American Journal of Surgical Pathology*, 2016, 40(2): 244-252.
- [31]ProstateX[EB/OL]. //Airtable. [2023-02-14]. <https://airtable.com/embed/shrIUQW4LQU8wFu/tblNzLfzPm5j1F7J?background=blue&layout=card>.
- [32]PROSTATEx-2 Challenge[EB/OL]. [2023-02-14]. <https://www.aapm.org/GrandChallenge/PROSTATEx-2/>.
- [33]ARMATO S G, HUISMAN H, DRUKKER K, et al. PROSTATEx Challenges for computerized classification of prostate lesions from multiparametric magnetic resonance images[J/OL]. *Journal of Medical Imaging*, 2018, 5(4): 044501.
- [34]SHEN D, WU G, SUK H I. Deep learning in medical image analysis[J/OL]. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2017, 19: 221-248.
- [35]肖柳彤, 王婷婷. CT与MRI诊断前列腺癌的临床价值分析[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2016, 14(1): 99-101.
- [36]ANAS E M A, MOUSAVI P, ABOLMAESUMI P A. Deep learning approach for real time prostate segmentation in freehand ultrasound guided biopsy[J/OL]. *Medical Image Analysis*, 2018, 48: 107-116.
- [37]PEEKEN J C, SHOUMAN M A, KROENKE M, et al. A CT-based radiomics model to detect prostate cancer lymph node metastases in PSMA radioguided surgery patients[J/OL]. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2020, 47(13): 2968-2977.
- [38]TANADINI-LANG S, BOGOWICZ M, VEIT-HAIBACH P, et al. Exploratory radiomics in computed tomography perfusion of prostate cancer[J/OL]. *Anticancer Research*, 2018, 38(2): 685-690.
- [39]C K, JP R A, W. et al. Correlation between genomic index lesions and mpMRI and 68 Ga-PSMA-PET/CT imaging features in primary prostate cancer[J/OL]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1) [2022-09-06]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30420756/>.
- [40]PAPP L, SPIELVOGEL C P, GRUBMÜLLER B, et al. Supervised machine learning enables non-invasive lesion characterization in primary prostate cancer with [68Ga]Ga-PSMA-11 PET/MRI[J/OL]. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2021, 48(6): 1795-1805.
- [41]USHINSKY A, BARDIS M, GLAVIS-BLOOM J, et al. A 3D-2D hybrid u-net convolutional neural network approach to prostate organ segmentation of multiparametric MRI[J/OL]. *AJR. American Journal of Roentgenology*, 2021, 216(1): 111-116.
- [42]ALDOJ N, BIAVATI F, MICHALLEK F, et al. Automatic prostate and prostate zones segmentation of magnetic resonance images using DenseNet-like U-net[J/OL]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 14315.
- [43]KARIMI D, SAMEI G, SHAO Y, et al. A deep learning-based method for prostate segmentation in T2-weighted magnetic resonance imaging[EB/OL]. //arXiv. org. (2019-01-27) [2023-02-13]. <https://arxiv.org/abs/1901.09462v2>.
- [44]HU B, YAN L F, YANG Y, et al. Classification of prostate transitional zone cancer and hyperplasia using deep transfer learning from disease-related images[J/OL]. *Cureus*, 2021, 13(3) [2023-02-13]. <https://www.cureus.com/articles/54657-classification-of-prostate-translational-zone-cancer-and-hyperplasia-using-deep-transfer-learning-from-disease-related-images>.
- [45]ABBASI A A, HUSSAIN L, AWAN I A, et al. Detecting prostate cancer using deep learning convolution neural network with transfer learning approach[J/OL]. *Cognitive Neurodynamics*, 2020, 14(4): 523-533.
- [46]BERMEJO P, VIVO A, TÁRRAGA P J, et al. Development of interpretable predictive models for BPH and prostate cancer[J/OL]. *Clinical Medicine Insights Oncology*, 2015, 9: 15-24.
- [47]ZHANG W, MAO N, WANG Y, et al. A Radiomics nomogram for predicting bone metastasis in newly diagnosed prostate cancer patients[J/OL]. *European Journal of Radiology*, 2020, 128: 109020.
- [48]LIU B, CHENG J, GUO D, et al. Prediction of prostate cancer aggressiveness with a combination of radiomics and machine learning-based analysis of dynamic contrast-enhanced MRI[J/OL]. *Clinical Radiology*, 2019, 74(11).
- [49]SHIRADKAR R, GHOSE S, JAMBOR I, et al. Radiomic features from pretreatment biparametric MRI predict prostate cancer biochemical recurrence: preliminary findings. [J/OL]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2018, 48(6): 1626-1636.
- [50]ALGOHARY A, VISWANATH S, SHIRADKAR R, et al. Radiomic features on MRI enable risk categorization of prostate cancer patients on active surveillance: preliminary findings[J/OL]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2018, 48(3): 818-828.
- [51]EAU 2023: Artificial intelligence and radiologists at prostate cancer detection on MRI: preliminary results from the PI-CAI challenge[EB/OL]. [2023-04-11]. <https://www.urotoday.com/conference-highlights/eau-annual-congress-2023/eau-2023-prostate-cancer/radiology/143019-eau-2023-artificial-intelligence-and-radiologists-at-prostate-cancer-detection-on-mri-preliminary-results-from-the-pi-cai-challenge.html>.
- [52]ISHIOKA J, MATSUOKA Y, UEHARA S, et al. Computer-aided diagnosis of prostate cancer on magnetic resonance imaging using a convolutional neural network algorithm[J/OL]. *BJU International*, 2018, 122(3): 411-417.
- [53]CUTAJA G, LA TONA G, COMELLI A, et al. Radiomics and prostate mri current role and future applications[J/OL]. *Journal of Imaging*, 2021, 7(2): 34.
- [54]HEILIGER L, SEKUBOVINA A, MENZE B, et al. Beyond medical imaging - a review of multimodal deep learning in radiology[R/OL]. (2022-02-03) [2022-11-08]. <https://www.techrxiv.org/articles/preprint/Beyond-Medical-Imaging--A-Review-of-Multimodal-Deep-Learning-in-Radiology/19103432/1>.
- [55]HU Y, MODAT M, GIBSON E, et al. Weakly-supervised convolutional neural networks for multimodal image registration[J/OL]. *Medical Image Analysis*, 2018, 49: 1-13.
- [56]ZHANG G M Y, HAN Y Q, WEI J W, et al. Radiomics based on MRI as a biomarker to guide therapy by predicting upgrading of prostate cancer from biopsy to radical prostatectomy[J/OL]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JM RI*, 2020, 52(4): 1239-1248.
- [57]SHIRADKAR R, PODDER T K, ALGOHARY A, et al. Radiomics based targeted radiotherapy planning (Rad-TRaP): a computational framework for prostate cancer treatment planning with MRI[J/OL]. *Radiation Oncology (London, England)*, 2016, 11: 148.
- [58]BOUSSON N, BOUSSON N, A. VALERI, et al. Predicting the number of seeds in LDR prostate brachytherapy using machine learning and 320 patients[J/OL]. *Radiotherapy and Oncology*, 2018, 127.
- [59]BHATTACHARYA I S, TAGHAVI AZAR SHARABIANI M, ALONZI R, et al. Hypoxia and angiogenic biomarkers in prostate cancer after external beam radiotherapy (EBRT) alone or combined with high-dose-rate brachytherapy boost (HDR-BTb) [J/OL]. *Radiotherapy and Oncology*, 2019, 137: 38-44.
- [60]SUN Y, WILLIAMS S, BYRNE D, et al. Association analysis between quantitative MRI features and hypoxia-related genetic profiles in prostate cancer: a pilot study[J/OL]. *The British Journal of Radiology*, 2019, 92(1104): 20190373.
- [61]MOHARERI O, ISCHIA J, BLACK P C, et al. Intraoperative registered transrectal ultrasound guidance for robot-assisted laparoscopic radical prostatectomy[J/OL]. *The Journal of Urology*, 2015, 193(1): 302-312.
- [62]MOHARERI O, NIR G, LOBO J, et al. A System for MR-ultrasound guidance during robot-assisted laparoscopic radical prostatectomy[C/OL]. //NAVAB N, HORNEGGER J, WELLS W M, et al. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention- MICCAI 2015*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 497-504.
- [63]高级扩散加权成像比单指数DWI在鉴别移行带前列腺癌与前列腺增生的优势 - 中国知网[EB/OL]. [2023-04-26]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstractv=3uoq1hg8C44YL10AiTRK1bY1V5Vjs7i8oRR1Pa7R7xJk4dHXomn8P1L7quBP110t0RNv-QkjtVvzLEb8v31j1mdbVz&uniplatform=NZPT>.
- [64]周莹, 陈娇, 贺国庆, 等. 磁共振扩散峰度成像联合磁共振加权成像在前列腺癌早期诊断中的应用[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2021, 19(2): 118-120.

(收稿日期: 2023-10-11)

(校对编辑: 姚丽娜)