

# Research Progress of Radiomics in the Prognosis of Urologic Tumors\*

XUE Jing, WANG Dong-qing, ZHUANG Zi-jian, CHEN Xing-chi, PENG Lin, ZHANG Li-rong\*.  
Department of Medical Imaging, Affiliated Hospital of Jiangsu University, Zhenjiang 212000,  
Zhejiang Province, China

综述

## 影像组学在泌尿系统肿瘤预后中的研究进展\*

薛靖 王冬青 庄子健  
陈星池 彭琳 张礼荣\*  
江苏大学附属医院医学影像科  
(江苏 镇江 212000)

【摘要】泌尿系统肿瘤的发病率正逐年提高, 严重威胁着我国人民的健康。准确评估疾病的预后对于泌尿系统肿瘤患者至关重要。影像组学是在CT、MRI等传统影像检查的基础上, 通过高通量地提取影像图像中的特征并对其进行分析研究。其作为一种新兴技术, 因无创、高效等优势被广泛应用于泌尿系统肿瘤中的研究。本文就当前影像组学在泌尿系统肿瘤预后中的研究进展进行综述, 并对其未来做出展望。

【关键词】影像组学; 泌尿系统; 肾癌; 膀胱癌; 前列腺癌

【中图分类号】R737.1; R445.2; R445.3

【文献标识码】A

【基金项目】镇江“金山英才”高层次人才  
培养计划(第六期“169工程”)培养对象科研项目(YLJ202111)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.09.055

### ABSTRACT

The incidence of urologic tumors is increasing year by year, seriously threatening the health of our people. Accurate assessment of disease prognosis is crucial for patients with urologic tumors. Radiomics is based on traditional imaging examinations, such as CT and MRI, by extracting the features in the images in a high-throughput manner and analyzing and studying them. As an emerging technology, it is widely used in the study of urological tumors because of the advantages of non-invasiveness and high efficiency. In this paper, we review the current research progress of radiomics in the prognosis of urological tumors and make a prospect for its future.

**Keywords:** Radiomics; Urinary system; Kidney cancer; Bladder cancer; Prostate cancer

目前, 我国泌尿系统肿瘤病例数、死亡人数逐步上升<sup>[1]</sup>。然而, 快速的人口老龄化和危险因素暴露的累积效应意味着在癌症防治和使患者拥有更佳预后方面将面临许多新的挑战。传统的影像学检查技术对于诊断和评估泌尿系统肿瘤的能力有限, 并且主观性强。因此, 寻找一种无创、准确的评估泌尿系统肿瘤预后的方法将会使患者受益。

影像组学自2012年被提出后, 经过近年的不断发展, 被广泛用于疾病的早期诊断、预后预测、鉴别诊断、疗效评估等。影像组学作为一种新兴技术, 在泌尿系统疾病中展现出巨大的研究潜力。特别是在肿瘤学领域, 影像组学用于预测患者预后的研究在过去几年内呈指数增长。通过高通量地挖掘包括CT、PET、MRI等在内的医学图像中所包含的信息<sup>[2]</sup>, 然后对这些海量信息进行综合分析并提取特征, 进一步探讨这些提取的特征与肿瘤的关系。影像组学的发展为泌尿系统肿瘤的精准医疗提供新动力并为临床决策提供一种新思路。本文主要从影像组学在肾癌、膀胱癌、前列腺癌预后方面的研究进展做一综述。

### 1 影像组学的工作流程

目前影像组学的工作流程主要包括图像收集、感兴趣区域分割、特征提取及筛选、构建模型四个主要步骤。

在收集图像时, 一般以DICOM格式从医疗机构的医学影像存档与通讯系统(picture archiving and communication systems, PACS)中获取, 但由于图像的采集装置、设备参数等不同, 可能对提取的影像组学特征造成差异<sup>[3]</sup>, 因此在进行特征提取前应先对图像进行标准化处理。

准确分割图像的感兴趣体积(volume of interest, VOI)是影像组学研究中的一个核心步骤。分割图像的方法主要包括手动分割、半自动分割和自动分割<sup>[4]</sup>。目前影像组学的研究大多采用手动分割的方法, 但是这样既费时又费力。理想的VOI应该包括目标病变的完整信息, 但由于许多肿瘤的边界不清晰<sup>[5]</sup>, 手动分割主观性强, 因此许多研究通过软件执行半自动或自动分割以相同的方式识别肿瘤的边缘, 但也需在病变均匀的前提下才能实现<sup>[6]</sup>。目前分割图像的方法均存在不足, 因此, 仍需探索一种自动化程度高、人为干预少的图像分割方法。

成功分割VOI后, 通过软件提取定量成像特征的高通量数据来识别VOI, 并选择有用的信息来帮助区分正常和异常图像。影像组学特征主要包括四类: (1)形状和大小特征, 描述病变的形状和几何特征, 比如VOI的体积、病灶表面积、病灶最大径等; (2)一阶特征, 依赖于感兴趣区域(region of interest, ROI)内灰度强度的分布, 而不考虑ROI内的空间关系, 如灰度均值、最大值、最小值、标准差、方差等; (3)纹理特征, 考虑到每个像素的强度及其与相邻像素的关系, 最常见的纹理特征有灰度共生矩阵(GLCM)和灰度运行长度矩阵(GLRLM); (4)高阶特征, 是对定量数据进行线性变换或滤波处理得到的<sup>[7-8]</sup>。

工作流程的最后一步是模型构建和验证。目前许多机器学习方法被用于影像组学模型构建, 主要包括logistic回归、支持向量机、随机森林等, 而Cox比例风险回归模型在影像组学的预后研究中独树一帜。模型验证的目的是用以确保模型对所有的目标患者有效, 通常包括内部验证和外部验证<sup>[9]</sup>。

### 2 影像组学在肾癌预后中的应用

肾细胞癌(renal cell carcinoma, RCC)是全球第七大最常见的恶性肿瘤, 透明细胞癌(clear cell renal cell carcinoma, ccRCC)是其最主要的病理亚型<sup>[10-11]</sup>。准确地评估肾癌预后是制定个体化治疗策略以提高患者生存率的关键。

手术是I-III期RCC患者的首选治疗方法, 大约20%至30%的患者会在手术后复发

【第一作者】薛靖, 男, 硕士在读, 主要研究方向: 泌尿系统疾病影像学。E-mail: xuejing121382022@163.com

【通讯作者】张礼荣, 男, 副教授, 主要研究方向: 腹部疾病影像学。E-mail: tianchen861@ujs.edu.cn

[12]。如果能在手术前预测这些复发风险较高的患者，并给予针对性的治疗和密切的随访，将对改善这些患者的预后有很大的帮助。Kang等<sup>[13]</sup>的研究基于CT影像组学同时联合人口统计学和实验室检查等指标，建立了一种有效预测T1期ccRCC患者的复发和转移风险的诺谟图，诺谟图在训练集和验证集中的AUC分别为0.91和0.92，显示出模型良好的预测效能。Deniffel等<sup>[14]</sup>将从CT图像中提取的特征添加到已建立的预后生物标志物中，对453例接受肾切除术的非转移性RCC患者进行回顾性研究，内部验证结果显示影像组学可以改善术后复发风险的评估，同时显示出指导辅助治疗决策的潜力。Yu等<sup>[15]</sup>的研究发现通过小波滤波器变换得到的影像组学特征对于预测ccRCC同步远处转移更具有意义，因此，小波特征或许可以用于进一步探索肿瘤区域内多尺度的空间异质性。相较于CT，MRI具有更加优秀的软组织对比度、空间分辨率和多序列成像，可以提供丰富的解剖学、形态学和潜在功能相关数据。Bai等<sup>[16]</sup>通过多序列MRI影像组学联合临床指标，成功构建预测ccRCC远处转移的诺谟图，其在三个队列中都表现出较好的预测效能(AUC, 0.816-0.914)。上述研究均只涉及利用影像组学预测复发或远处转移是否存在，但未涉及预测远处转移的具体位置，这对于ccRCC患者是一项有意义的研究主题，以期未来进一步的研究和发展。

肿瘤分期和病理核分级是ccRCC最重要的预后因素<sup>[17]</sup>。Zhang等<sup>[18]</sup>首次利用影像组学构建诺谟图来预测I-III期可切除ccRCC的无进展生存期，诺谟图包含了肿瘤分期和病理分级。结果经过交叉验证和校准，表现出了良好的预测效能。Yin等<sup>[19]</sup>人首先使用差分网络分析预测ccRCC的高-低WHO/ISUP等级，同时在此基础上探讨了其在ccRCC的无进展生存预测的能力，该研究首次将二者结合起来，为我们提供一种新的研究思路。大多数被诊断为局部肾细胞癌的患者总体5年生存率为93%，而那些有淋巴结转移或远处转移的患者分别为66%和12%<sup>[20]</sup>。因此，准确评估ccRCC患者的总生存期具有重要的意义。包括肿瘤分期、大小、分级和坏死在内的一些临床和病理因素已被提出用于指导ccRCC患者的随访<sup>[21]</sup>。Yan等<sup>[22]</sup>和Han等<sup>[23]</sup>发现将影像组学和临床数据结合比单独的临床诺谟图具有更高的预测价值。他们分别基于多相增强CT提取影像组学特征并联合肿瘤分期、分级等临床危险因素构建了用于预测ccRCC患者总生存期的诺谟图，模型的一致性指数均较高。根据诺谟图可以进一步将ccRCC患者分为低危、中危和高危组，为准确预测患者的5年生存率提供了一种可能性。

### 3 影像组学在膀胱癌预后中的应用

膀胱癌是全球第二大最常见的泌尿系统恶性肿瘤，其最主要的病理类型是膀胱尿路上皮癌(bladder urothelial carcinoma, BLCA)<sup>[24-25]</sup>。BLCA的高复发率是其治疗面临的主要问题。因此，准确评估患者的预后对个体化治疗的选择和临床决策都至关重要。Qian等<sup>[26]</sup>首先基于多相CT构建了5个影像组学模型，平扫期+动脉期+静脉期的组合模型效能最好(训练集AUC: 0.811, 验证集AUC: 0.749)，然后基于最优影像组学模型联合临床危险因素构建了预测膀胱癌患者术后2年内复发风险的诺谟图，研究结果有助于早期发现复发风险高的患者。此外，一些研究<sup>[27-28]</sup>表明术后弥散加权序列(DWI)和动态对比增强(DCE)图像能够识别经尿道膀胱肿瘤电切或膀胱切除术后肿瘤复发。因此，Xu等<sup>[29]</sup>基于磁共振的影像组学从T<sub>2</sub>WI、DWI、DCE、ADC图像中分别提取特征并构建预测膀胱癌患者复发风险的诺谟图，决策曲线分析显示诺谟图具有良好的净效益。上述研究同时也进行了K-M曲线分析，结果显示诺谟图对于预测膀胱癌患者的无复发生存期(recurrence free survival, RFS)具有良好的效能。RFS是一个避免长期随访和早期调整治疗的终点，因此基于影像组学对于膀胱癌复发和RFS的预测研究使早期个体化决策成为可能。

淋巴结转移是膀胱癌的主要转移方式，淋巴结转移阳性的患者5年总生存率明显低于未发生淋巴结转移的患者<sup>[30]</sup>，因此准确预测淋巴结是否转移与膀胱癌患者的预后密切相关。Liu等<sup>[31]</sup>总结了膀胱癌淋巴转移的分子机制，包括淋巴管生成及其调控因子、非编码RNA和微环境相关分子，有助于发现分子标记和新的治疗

靶点。同时，影像组学也显示出预测转移淋巴结的潜力。这种新的将影像组学与基因组学联合的方法大大提高了膀胱癌患者淋巴结转移术前诊断的准确性。此外，Liu等<sup>[32]</sup>的研究从肿瘤微环境角度探讨不同分子亚型的异质性，并开发一种利用MRI影像组学特征识别的分子亚型相关免疫预后特征。Woźnicki等<sup>[33]</sup>的一项研究对膀胱肿瘤和盆腔淋巴结及其周围环境进行分割分析，使用影像组学特征和临床参数构建Cox回归模型，评估了膀胱切除术后1-7年年度随访患者的总生存率。研究结果表明影像组学参数用于膀胱癌患者总体生存预后取得了实质性的效果。以上研究结果显示影像组学可以从多角度评估膀胱癌预后的优势。

### 4 影像组学在前列腺癌预后中的应用

前列腺癌(prostatic carcinoma, PCa)是世界范围内最常见的男性恶性肿瘤，也是全球第五大死亡原因<sup>[34]</sup>。PCa的发病隐匿，大多数患者在初诊时已处于中晚期，复发率和转移风险较高<sup>[35]</sup>。根据美国国立癌症研究所数据库资料显示，转移性PCa的5年生存率仅为30%<sup>[36]</sup>。多参数磁共振成像(mpMRI)具有较高的解剖和组织分辨率，对PCa的局部复发非常敏感。其中最重要的两个序列包括DWI和动态对比增强(DCE)T1图像，前者可以测量组织体素内水分子的布朗运动，后者可以突出血管灌注到组织<sup>[37]</sup>。Sushentsev等<sup>[38]</sup>的研究发现基于磁共振T<sub>2</sub>WI影像组学特征结合前列腺特异抗原(PSA)和血清PSA浓度(PSAD)的模型预测PCa患者的无进展生存期具有较高的预测性能。其模型所包含的13个影像组学特征中有5个是形状和大小特征，这表明病变大小与PCa的疾病进展之间存在密切相关的联系。另一项基于磁共振T<sub>2</sub>WI和DWI图像影像组学的研究以诺谟图的方式展示了对PCa患者复发和无进展生存期的风险分层(训练集AUC=0.926, 验证集AUC=0.917)<sup>[39]</sup>，也显示出了较好的预测性能。Alghohary等<sup>[40]</sup>人认为PCa病变周围的区域或肿瘤周围区域可能编码有用的信息，这些信息可以补充肿瘤内的信息，从而实现更好的风险分层。因此，研究者根据MRI图像同时勾画瘤内和瘤周ROI，联合了瘤内和瘤周影像组学特征构建的模型比单独的瘤内影像组学模型将风险分层的结果提高了3%-6%。此外，基于磁共振T<sub>2</sub>WI和ADC图像的影像组学特征也可以准确预测前列腺癌对碳离子放疗(CIRT)的反应<sup>[41]</sup>。

相较于CT或MRI，PET/CT成像的优势在于可以对整个肿瘤或任何转移进行无创和重复采样，揭示其随时间变化的表型特征，从而避免侵入性的活检和抽样误差<sup>[42]</sup>。此外，有研究表明通过在高危PCa患者样本中使用机器学习提取方法，PET/CT衍生影像组学特征具有额外和潜在的价值<sup>[43]</sup>。

Marturano等<sup>[44]</sup>发现结合特定的前列腺(PG)分割(PG2.5)和0.4 标准化摄取值(SUV)处理原始PET图像是预测PCa复发的最佳方法，有用的信息可能仅限于腺体的特定区域。研究结果表明基于PET/CT影像组学预测PCa患者预后具有一定价值。Cysouw等<sup>[45]</sup>分别对PCa肿瘤原始PET/CT图像和经过部分体积校正(PVC)图像进行分析，发现在所有结果的PVC图像上使用70%的峰值阈值最有益于影像组学分析。研究结果表明定量PET/CT指标可以预测原发性PCa患者的疾病风险，PET/CT检测到的前列腺特异性膜抗原(PSMA)表达与局部肿瘤组织病理学和转移倾向有关。结合PET/CT和mpMRI的影像组学在判断PCa患者预后价值方面展现出良好的前景，有待进一步的研究。

### 5 小结与展望

近年来，影像组学飞速发展，基于影像组学的研究在判断泌尿系统肿瘤患者预后方面取得了良好的效果，但我们也需要认识到影像组学在实际应用时的一些局限性。首先，由于从不同设备图像采集过程中造成的差异和缺乏标准化的ROI勾画方法，从不同研究中获得的结果可能难以进行比较和评价<sup>[46]</sup>；其次，很大一部分研究是在单一机构进行的，样本量较小，研究结果难以令人信服。未来的研究设计应当更加全面和细致，纳入多中心数据与外部验证组来提高研究结果的信服度。在目前的研究中，影像组学和临床指标共同用于泌尿系统肿瘤预后方面的研究已得到广泛

应用,也取得了不错的效果,然而,基于多机器包括CT、MRI、PET乃至超声等设备的研究却鲜有报道,通过对基于不同设备构建的模型进行对比、联合,或许能获得更高的预测效能。最后,包括影像组学、基因组学、病理组学等多组学之间的联合也成为未来研究的一种趋势。医学人工智能时代即将到来,影像组学具有广泛的应用前景,仍需不断探索和发展,在未来有望弥合医学成像和个性化医疗之间的差距,更好地服务患者。

## 参考文献

- XIA C, DONG X, LI H, et al. Cancer statistics in China and United States, 2022: profiles, trends, and determinants[J]. Chinese Medical Journal, 2022, 135(5): 584-590.
- LAMBIN P, LEIJENAR R T H, DEIST T M, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2017, 14(12): 749-762.
- CUI Y, YIN F F. Impact of image quality on radiomics applications[J]. Phys Med Biol, 2022, 67(15).
- MAYERHOEFER M E, MATERKA A, LANGS G, et al. Introduction to radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.
- GILLIES R J, KINAHAN P E, HIRCAK H. Radiomics: image are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- JOSEPH D, SACHAR S, KISHORE N, et al. Mechanistic insights into the interactions of magnetic nanoparticles with bovine serum albumin in presence of surfactants[J]. Colloids Surf B Biointerfaces, 2015, 135: 596-603.
- LEVI-STRAUSS T, TORTORICI B, LOPEZ O, et al. Radiomics, a promising new discipline: example of hepatocellular carcinoma[J]. Diagnostics (Basel), 2023, 13(7).
- MCCAGUE C, RAMLEE S, REINIUS M, et al. Introduction to radiomics for a clinical audience[J]. Clin Radiol, 2023, 78(2): 83-98.
- LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.
- CAPITANIO U, MONTORSI F. Renal cancer[J]. Lancet, 2016, 387(10021): 894-906.
- WEI J H, FENG Z H, CAO Y, et al. Predictive value of single-nucleotide polymorphism signature for recurrence in localised renal cell carcinoma: a retrospective analysis and multicentre validation study[J]. Lancet Oncol, 2019, 20(4): 591-600.
- STEWART S B, THOMPSON R H, PSUTKA S P, et al. Evaluation of the National Comprehensive Cancer Network and American Urological Association renal cell carcinoma surveillance guidelines[J]. J Clin Oncol, 2014, 32(36): 4059-4065.
- KANG B, SUN C, GU H, et al. T1 stage clear cell renal cell carcinoma: a CT-based radiomics nomogram to estimate the risk of recurrence and metastasis[J]. Front Oncol, 2020, 10: 579619.
- DENIFFEL D, MCALPINE K, HARDER F N, et al. Predicting the recurrence risk of renal cell carcinoma after nephrectomy: potential role of CT-radiomics for adjuvant treatment decisions[J]. Eur Radiol, 2023.
- YU X, GAO L, ZHANG S, et al. Development and validation of a CT-based radiomics nomogram for prediction of synchronous distant metastasis in clear cell renal cell carcinoma[J]. Front Oncol, 2022, 12: 1016583.
- BAI X, HUANG Q, ZUO P, et al. MRI radiomics-based nomogram for individualised prediction of synchronous distant metastasis in patients with clear cell renal cell carcinoma[J]. Eur Radiol, 2021, 31(2): 1029-1042.
- AMIN M B, GREENE F L, EDGE S B, et al. The eighth edition AJCC cancer staging manual: continuing to build a bridge from a population-based to a more "personalized" approach to cancer staging[J]. CA Cancer J Clin, 2017, 67(2): 93-99.
- ZHANG H, YIN F, CHEN M, et al. Development and validation of a CT-based radiomics nomogram for predicting postoperative progression-free survival in stage I-III renal cell carcinoma[J]. Front Oncol, 2021, 11: 742547.
- YIN F, ZHANG H, QI A, et al. An exploratory study of CT radiomics using differential network feature selection for WHO/ISUP grading and progression-free survival prediction of clear cell renal cell carcinoma[J]. Front Oncol, 2022, 12: 979613.
- COY H, YOUNG J R, PANTUCK A J, et al. Association of tumor grade, enhancement on multiphasic CT and microvessel density in patients with clear cell renal cell carcinoma[J]. Abdom Radiol (NY), 2020, 45(10): 3184-3192.
- FRANK I, BLUTE M L, CHEVILLE J C, et al. An outcome prediction model for patients with clear cell renal cell carcinoma treated with radical nephrectomy based on tumor stage, size, grade and necrosis: the SSIGN score[J]. J Urol, 2002, 168(6): 2395-2400.
- YAN L, YANG G, CUI J, et al. Radiomics analysis of contrast-enhanced CT Predicts survival in clear cell renal cell carcinoma[J]. Front Oncol, 2021, 11: 671420.
- HAN D, YU N, YU Y, et al. Performance of CT radiomics in predicting the overall survival of patients with stage III clear cell renal carcinoma after radical nephrectomy[J]. Radiol Med, 2022, 127(8): 837-847.
- COMPERAT E, AMIN M B, CATHOMAS R, et al. Current best practice for bladder cancer: a narrative review of diagnostics and treatments[J]. Lancet, 2022, 400(10364): 1712-1721.
- SPIESS P E, AGARWAL N, BANGS R, et al. Bladder cancer, version 5. 2017, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2017, 15(10): 1240-67.
- QIAN J, YANG L, HU S, et al. Feasibility study on predicting recurrence risk of bladder cancer based on radiomics features of multiphase CT images[J]. Front Oncol, 2022, 12: 899897.
- WANG H J, PUI M H, GUO Y, et al. Diffusion-weighted MRI in bladder carcinoma: the differentiation between tumor recurrence and benign changes after resection[J]. Abdom Imaging, 2014, 39(1): 135-141.
- PANEBIANCO V, NARUMI Y, ALTUN E, et al. Multiparametric magnetic resonance imaging for bladder cancer: development of VI-RADS (vesical imaging-reporting and data system) [J]. Eur Urol, 2018, 74(3): 294-306.
- XU X, WANG H, DU P, et al. A predictive nomogram for individualized recurrence stratification of bladder cancer using multiparametric MRI and clinical risk factors[J]. J Magn Reson Imaging, 2019, 50(6): 1893-1904.
- KARL A, CARROLL P R, GSCHWEND J E, et al. The impact of lymphadenectomy and lymph node metastasis on the outcomes of radical cystectomy for bladder cancer[J]. Eur Urol, 2009, 55(4): 826-835.
- LIU S, CHEN X, LIN T. Lymphatic metastasis of bladder cancer: Molecular mechanisms, diagnosis and targeted therapy[J]. Cancer Lett, 2021, 505: 13-23.
- LIU S, CHEN H, ZHENG Z, et al. Development of a molecular-subtype-associated immune prognostic signature that can be recognized by MRI radiomics features in bladder cancer[J]. Bioengineering (Basel), 2023, 10(3).
- WOZNICKI P, LAQUA F C, MESSMER K, et al. Radiomics for the prediction of overall survival in patients with bladder cancer prior to radical cystectomy[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(18).
- SIEGEL R L, MILLER K D, WAGLE N S, et al. Cancer statistics, 2023[J]. CA Cancer J Clin, 2023, 73(1): 17-48.
- SHIN S, SAITO E, SAWADA N, et al. Dietary patterns and prostate cancer risk in Japanese: the Japan Public Health Center-based prospective study (JPHC study) [J]. Cancer Causes Control, 2018, 29(6): 589-600.
- LIU Z, JIANG Y, FANG Q, et al. Future of cancer incidence in Shanghai, China: predicting the burden upon the ageing population[J]. Cancer Epidemiol, 2019, 60: 8-15.
- VAN GRIETHUYSEN J J M, BUS E M, HAUPTMANN M, et al. Gas-induced susceptibility artefacts on diffusion-weighted MRI of the rectum at 1.5 T - effect of applying a micro-enema to improve image quality[J]. Eur J Radiol, 2018, 99: 131-137.
- SUSHENTSEV N, RUNDO L, BLYUSS O, et al. MRI-derived radiomics model for baseline prediction of prostate cancer progression on active surveillance[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 12917.
- JIA Y, QUAN S, REN J, et al. MRI radiomics predicts progression-free survival in prostate cancer[J]. Front Oncol, 2022, 12: 974257.
- ALGOHARY A, SHIRADKAR R, PAHWA S, et al. Combination of peri-tumoral and intra-tumoral radiomic features on bi-parametric MRI accurately stratifies prostate cancer risk: a multi-site study[J]. Cancers (Basel), 2020, 12(8).
- WU S, JIAO Y, ZHANG Y, et al. Imaging-based individualized response prediction of carbon ion radiotherapy for prostate cancer patients[J]. Cancer Manag Res, 2019, 11: 9121-9131.
- COOK G J R, SIDDIQUE M, TAYLOR B P, et al. Radiomics in PET: principles and applications[J]. Clinical and Translational Imaging, 2014, 2(3): 269-276.
- ALONGI P, LAUDICELLA R, STEFANO A, et al. Choline PET/CT features to predict survival outcome in high-risk prostate cancer restaging: a preliminary machine-learning radiomics study[J]. Q J Nucl Med Mol Imaging, 2022, 66(4): 352-360.
- MARTURANO F, GUGLIELMO P, BETTINELLI A, et al. Role of radiomic analysis of [(18)F]fluoromethylcholine PET/CT in predicting biochemical recurrence in a cohort of intermediate and high risk prostate cancer patients at initial staging[J]. Eur Radiol, 2023.
- CYSOUW M C F, JANSEN B H E, VAN DE BRUG T, et al. Machine learning-based analysis of [(18)F]DCFPyL PET radiomics for risk stratification in primary prostate cancer[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(2): 340-349.
- 潘杰, 毛景松, 姚天虹, 等. 影像组学在肝癌中应用的研究进展[J]. 中国CT和MRI杂志, 2023, 21(4): 174-177.

(收稿日期: 2023-09-07)

(校对编辑: 姚丽娜)