

CT 影像组学预测肾透明细胞癌核分级:扫描期相及 ROI 勾画策略

徐向东, 罗诗维, 韦瑞丽, 张婉丽, 姚旺, 丁文双, 庞欣蕊, 王晔, 杨蕊梦, 赖胜圣

【摘要】 目的:探讨不同 CT 扫描期相及感兴趣区(ROI)勾画策略对影像组学方法预测肾透明细胞癌(ccRCC)核分级效能的影响。**方法:**回顾性搜集具有完整 4 期 CT 扫描图像(平扫期、皮质髓质期、实质期和排泄期)且经病理证实为 ccRCC 的 137 例患者的病例资料。其中,96 例为低级别(Fuhrman 1 级和 2 级)ccRCC,41 例为高级别(Fuhrman 3 级和 4 级)ccRCC。在每期图像中选取肿瘤最大层面,使用 ITK-SNAP 软件分别勾画出病灶最大层面的 2D-ROI 并获得全瘤 3D-ROI,并使用 Pyradiomics 软件分别提取病灶的影像组学特征。然后,采用 22 种特征选择方法和 8 种分类算法对组学特征进行筛选并构建了 176 个分类模型,使用五折交叉检验法验证各模型的预测效能,并采用诊断符合率、敏感度、特异度和受试者工作特征曲线下面积(AUC)评估模型的预测效能。**结果:**基于 3D-ROI 的影像组学模型鉴别高、低核级 ccRCC 的前 5 个最大 AUC 的平均值及相应诊断符合率的平均值高于基于 2D-ROI 的影像组学模型。基于平扫期的影像组学模型的前 5 个最大 AUC 的平均值优于其它 3 个期相。在平扫、皮质髓质期、实质期和排泄期 CT 图像上基于 3D-ROI 的组学模型的最大 AUC 分别为 0.822、0.732、0.742 和 0.780,基于 2D-ROI 的组学模型的最大 AUC 分别为 0.738、0.692、0.710 和 0.674。**结论:**采用影像组学方法预测 ccRCC 核分级推荐选用平扫图像和全瘤 3D-ROI。

【关键词】 肾肿瘤;透明细胞肾细胞癌;影像组学;体层摄影术,X 线计算机;扫描期相

【中图分类号】 R814.42;R737.11 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2022)12-1542-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.12.014

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



CT radiomics in prediction of clear cell renal cell carcinoma nuclear grading: exploration of different CT phases and ROI delineation strategies XU Xiang-dong, LUO Shi-wei, WEI Rui-li, et al. Department of Radiology, Guangzhou First people's Hospital, Guangzhou 510180, China

【Abstract】 Objective: The purpose of this study was to evaluate the value of different CT scan phases and different delineation strategies in radiomics methods for the prediction of clear cell renal cell carcinoma (ccRCC) nuclear grading. **Methods:** 137 patients with pathologically proven ccRCCs, including 96 low-grade (Fuhrman grade 1 and 2) and 41 high-grade (Fuhrman grade 3 and 4) ccRCCs, were retrospectively collected in this study. The CT images of four phases [(unenhanced phase (UP), corticomedullary phase (CMP), nephrographic phase (NP) and excretory phase (EP))] were employed in radiomics analysis. The selected axial images of the lesion in each phase were segmented with ITK-SNAP software, obtaining two-dimensional region of interest (2D-ROI) of the tumor with the largest diameter and three-dimensional region of interest (3D-ROI) of the entire tumor. Texture feature extraction was performed on 2D-ROI or 3D-ROI using Pyradiomics software, followed by 176 prediction models constructed with 22 feature selection methods and 8 classification algorithms. Five-fold cross-validation was used to evaluate the efficacy of these models. The discrimination abilities of the models were quantified by area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC), accuracy, sensitivity, and specificity. **Results:** The average of AUCs and corresponding accuracy of the top-5 ra-

作者单位: 510180 广州,广州市第一人民医院放射科(徐向东,罗诗维,韦瑞丽,张婉丽,姚旺,庞欣蕊,王晔,杨蕊梦),病理科(丁文双);510006 广州,华南理工大学医学院(罗诗维,韦瑞丽,张婉丽,姚旺,庞欣蕊,王晔);510520 广州,广东食品药品职业学院医疗器械学院(赖胜圣)

作者简介: 徐向东(1980-),男,山东临沂人,本科,主管技师,主要从事分子影像学及 MR 新技术临床应用工作。

通讯作者: 赖胜圣, E-mail: laiss@gdyzy.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(81971574);广州市医学重点学科建设资金;广州市高水平临床重点专科建设资金;广州市分子影像与临床转化医学重点实验室基金(202201020376)

diomics models based on 3D-ROI were higher than those of the models based on 2D-ROI, and the average of the AUCs of the top-5 models based on unenhanced phase was higher than those of the other phases. The maximum AUCs of the 3D-ROI-based radiomics models in unenhanced phase, corticomedullary phase, nephrographic phase and excretory phase were 0.822, 0.732, 0.742 and 0.780, respectively; while the maximum AUCs of 2D-ROI-based radiomics models in the four phases were 0.738, 0.692, 0.710 and 0.674, respectively. **Conclusion:** 3D-ROI and unenhanced phase-based radiomics models are more recommended to be employed to predict ccRCC nuclear grading.

【Key words】 Renal tumor; Clear cell renal cell carcinoma; Radiomics; Tomography, X-ray computed; Scanning phase

肾细胞癌(renal cell carcinoma, RCC)是最常见的肾脏原发恶性肿瘤, 约占肾脏肿瘤的 90%~95%^[1]。其中, 透明细胞肾细胞癌(clear cell renal cell carcinoma, ccRCC)是 RCC 中最常见的亚型, 预后最差^[2]。既往研究证实: 病理核分级是判断 ccRCC 预后的独立影响因素, 对其个体化治疗措施的制订尤为重要^[3]。现阶段, Fuhrman 核分级系统是最常用的 ccRCC 病理核分级体系^[4], 但其诊断依赖于经皮穿刺活检或术后组织样本, 存在有创性、滞后性或易出现并发症及取样偏倚等缺点^[5]。

近年来, 基于无创性医学影像检查的影像组学在临床肿瘤领域的应用受到越来越多的关注, 它可以通过高通量提取医学图像的信息定量评估肿瘤分期、病理分型和治疗预后, 进而指导临床决策的制定^[6]。既往研究报道采用影像组学方法对 ccRCC 进行病理高低核级别预测, 并取得了良好的预测效果, 然而, 肾脏的 CT 四期动态扫描各具特点, 对纳入影像组学分析的最优 CT 期相选择尚不统一^[7-10]。此外, 作为影像组学分析流程中的重要一环, 感兴趣区(region of interest, ROI)的勾画策略仍存在争议^[11,12]。有研究者建议选用肿瘤最大层面 2D-ROI, 认为 2D-ROI 已能提供足够的影像信息, 且勾画较为简便; 而有研究者认为三维全瘤感兴趣区(3D-ROI)能提供更全面的信息, 如 3D 形态学特征等。因此, 本研究旨在探讨不同 CT 扫描期相及不同 ROI 勾画策略(2D-ROI 或 3D-ROI)对影像组学方法预测 ccRCC 核分级效能的影响。

材料与方法

1. 病例资料

回顾性搜集 2011 年 1 月—2019 年 1 月在本院就诊且符合研究要求的 137 例 ccRCC 患者的临床和影像资料。纳入标准: ①病理证实为 ccRCC 且有完整的 Fuhrman 核分级信息; ②术前行腹部 CT 平扫及三期增强扫描。排除标准: ①囊性 ccRCC; ②CT 图像上有明显伪影, 图像质量欠佳。

2. 病理检查和 Fuhrman 分级

病理切片 Fuhrman 核分级由具有 9 年泌尿系统病理诊断经验的病理医师完成。为确保病理诊断的可重复性和减少观察者间差异性, 传统的 4 级 Fuhrman 核分级系统被简化为低级别(1 级和 2 级)和高级别(3 级和 4 级)。

3. CT 检查方法

使用 Toshiba Aquilion One(14 例)、Siemens Somatom Definition(36 例)、GE HiSpeed 16(14 例)和 Philips Brilliance 64(73 例)螺旋 CT 机。扫描参数: 120~140 kV, 自动管电流调控。增强扫描采用高压注射器经肘静脉注入非离子型碘对比剂(剂量 1.0~2.0 mg/kg)。依次采集 4 个期相的 CT 图像: 平扫期(unenhanced phase, UP); 增强扫描肾皮髓质期(corticomedullary phase, CMP), 注射对比剂后约 30 s 启动扫描; 增强扫描肾实质期(nephrographic phase, NP), 注射对比剂后约 70 s 启动扫描; 增强扫描肾排泄期(excretory phase, EP), 注射对比剂后 180~300 s 启动扫描。

4. ROI 的勾画方法

由两位分别有 4 年及 5 年影像诊断经验的放射科医师在不知病理结果的情况下使用 ITK-SNAP 软件完成肾脏肿瘤 2D-ROI 及 3D-ROI 的勾画。选取病灶最大层面沿病灶边缘进行 2D-ROI 的勾画; 按照上述方法逐层勾画病灶的 ROI, 软件即可自动生成病灶的 3D-ROI。先在肾实质期图像上进行勾画, 再将所获得的各层 2D-ROI 复制到其他 3 个期相的图像上, 依据情况进行略微调整(图 1)。采用集合相似度度量函数 Dice 系数来评估两位医师所勾画 ROI 的相似度。对于 Dice 系数>0.9 的病例, 取两位医师勾画区域的交集; 对于 Dice 系数<0.9 的病例, 两位医师通过进一步分析和讨论来解决沿病变边界勾画 ROI 时的差异问题, 以达成一致。

5. 影像组学特征的提取及模型建立

首先, 使用 Pyradiomics 软件, 在每个期相的图像上分别基于 2D-ROI 和 3D-ROI 提取病灶的形态学特征、直方图特征及纹理特征。然后采用 22 种特征选择

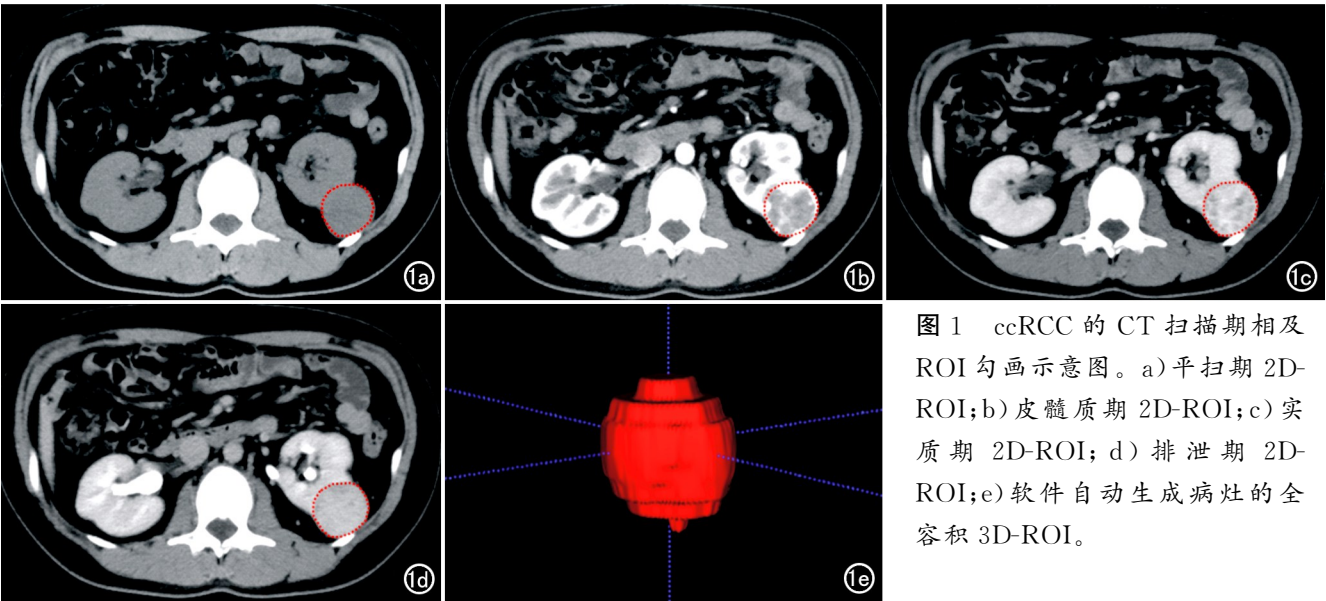


图 1 ccRCC 的 CT 扫描期相及 ROI 勾画示意图。a) 平扫期 2D-ROI; b) 皮髓质期 2D-ROI; c) 实质期 2D-ROI; d) 排泄期 2D-ROI; e) 软件自动生成病灶的全容积 3D-ROI。

方法[conditional infomax feature extraction (CIFE), conditional mutual information (CMIM), double input symmetrical relevance (DISR), interaction capping (ICAP), joint mutual information (JMI), mutual information based feature selection (MIFS), mutual information maximisation (MIM), minimal redundancy maximum relevance (MRMR), fisher_score, lap_score, relevant features (reliefF), spectral feature selection (SPEC), trace_ratio, ll_121, ls_121, multi-cluster feature selection (MCFS), nonnegative discriminative feature selection (NDFS), robust feature selection (RFS), unsupervised discriminative feature selection (UDFS), f_score, gini-index, t_score]分别与 8 种分类算法[逻辑回归(logistic regression, LR), 支持向量机(support vector machine, SVM), 朴素贝叶斯(naïve bayes), K-近邻算法(K-nearest neighbor, KNN), 决策树(decision tree, DT), Bagging 引导聚类算法, 随机森林(random forest, RF), 自适应增强算法(adaptive boosting, AdaBoosting)]进行组合用于构建影像组学模型, 共建立了 176 (22×8)个预测模型, 并采用五折交叉检验法验证模型的效能。为了减少病例队列数据数量不均衡产生的影响, 通过引入合成特征样本, 采用合成少数类过采样技术(synthetic minority oversampling technique, SMOTE)对高级别 ccRCC 组进行过采样。模型的鉴别效能采用 ROC 曲线下面积(area under the curve, AUC)、符合率、敏感度和特异度等指标进行定量分析。

6. 统计学分析

使用 SPSS 20.0 软件进行统计学分析。比较 ccRCC 核分级高级别组和低级别组之间临床特征及影像学特征的差异。计量资料的组间比较采用独立样

本 *t* 检验, 二分类变量的组间比较采用卡方检验。以 *P* < 0.05 为差异有统计学意义。

结 果

1. 临床及常规影像学特征的比较

137 例中低级别 ccRCC 组 96 例(1 级 15 例, 占 10.9%; 2 级 81 例, 占 59.1%)及高级别 ccRCC 组 41 例(其中 3 级 32 例, 占 23.4%; 4 级 9 例, 占 6.6%)。两组患者的临床和病灶特征的比较见表 1。两组之间年龄、性别构成和病灶直径的差异均无统计学意义(*P* > 0.05)。

表 1 高、低核分级 ccRCC 患者临床和影像学特征的比较

指标	低级别 (n=96)	高级别 (n=41)	<i>t</i> /χ ² 值	<i>P</i> 值
年龄/岁	53.9±11.8	58.1±12.9	-1.885	0.062
性别/例			0.001	0.976
男	70(72.9%)	30(73.1%)		
女	26(27.1%)	11(26.9%)		
肿瘤长径/cm	5.49±2.38	5.80±2.76	-0.657	0.512

2. 模型诊断效能对比

每个期相的图像上, 基于 2D-ROI 或 3D-ROI 各提取了 107 个组学特征, 基于不同的算法组合, 各建立了 176 个预测模型。采用 ROC 曲线分析模型预测高级别 ccRCC 的效能, 每个期相中基于 2D-ROI 和 3D-ROI 构建的模型中 AUC 最大的 5 个模型的效能指标的平均值见表 2。结果显示, 每个期相基于 3D-ROI 构建模型的 AUC 平均值要大于 2D-ROI, 相应的符合率、敏感度和特异度大部分也有类似表现, 即基于 3D-ROI 的影像组学模型显示出更好的预测能力。此外, 在四个期相中, 平扫期的平均 AUC 明显高于其它 3 个期相, 提示基于平扫图像的组学特征模型具有更好的诊断效能。基于 2D-ROI 和 3D-ROI 的平扫期各组

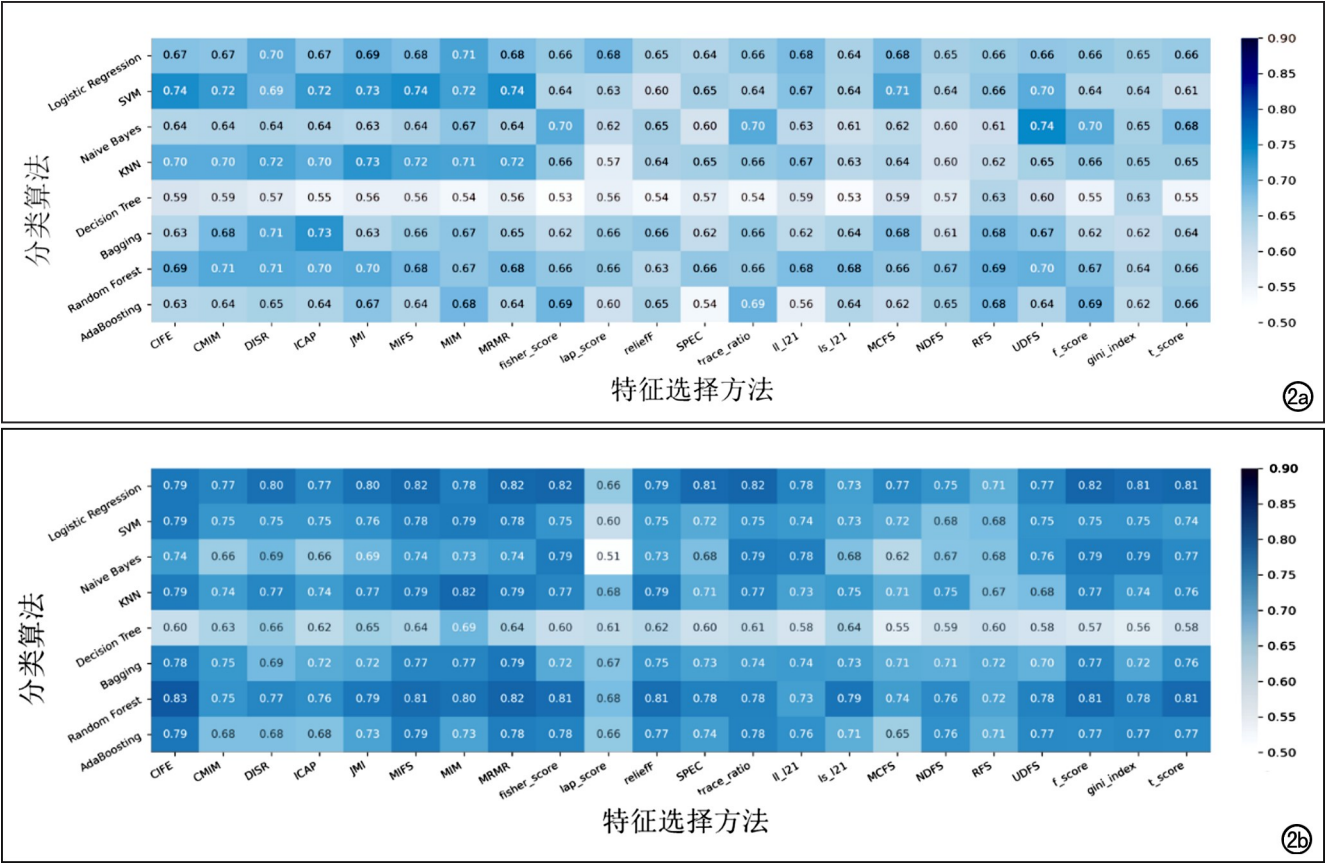


图 2 平扫期 CT 图像上基于 2D-ROI(2a)和 3D-ROI(2b)提取的影像组学特征构建的 176 个预测模型的 AUC 热图。

学模型的 AUC 热图见图 2。总体而言,基于 3D-ROI 的模型与基于 2D-ROI 的模型相比预测效果更好。其中 KNN 分类算法在两组中均显示出较好的效能,而 DT 算法在两组均表现不佳。

表 2 四期 CT 图像基于 2 组构建的组学模型的效能指标值

期相	平均符合率	平均敏感度	平均特异度	平均 AUC
2D-ROI				
平扫期	68.0%	64.8%	69.8%	0.738
皮髓质期	66.6%	40.8%	77.8%	0.692
实质期	70.2%	46.8%	80.4%	0.710
排泄期	65.4%	63.2%	66.6%	0.674
3D-ROI				
平扫期	75.6%	71.0%	78.2%	0.822
皮髓质期	72.8%	56.6%	79.8%	0.732
实质期	72.6%	55.4%	79.8%	0.742
排泄期	73.4%	61.2%	78.8%	0.780

讨 论

核分级作为 ccRCC 的独立预后因素,可为治疗策略的制订提供重要参考^[13]。若能在术前了解 ccRCC 的核分级信息,将对临床诊疗的实施提供关键性帮助^[2]。穿刺活检是术前评估肾肿瘤的常用手段,但其为有创性检查存在发生并发症的可能,而且其诊断效能依赖于取样技术和经验等^[14]。影像学检查作为临

床上广泛应用的无创性评估肾肿瘤的方法,为临床诊疗提供了很多指导和帮助,而近年来出现的影像组学方法可进一步挖掘医学影像的潜在价值,有望为临床诊疗提供更多信息。

目前基于 CT 的影像组学方法已经广泛应用于腹部疾病的研究^[15],在肾脏肿瘤方面的研究主要集中在肾脏良恶性肿瘤的鉴别和肾细胞癌的核分级^[16-18]。ROI 的勾画作为影像组学分析基本流程中至关重要的一环,影响到所提取的影像组学特征的可重复性和稳定性,进一步决定了后续机器学习模型的效能^[19]。其中,选择肿瘤最大层面的 2D-ROI 还是肿瘤多个层面的 3D-ROI 一直存在争议。2D-ROI 更容易获得,耗费的人力更少,复杂度更低,后续的计算速度更快。而 3D-ROI 包含了肿瘤的每一个层面,可提供更多关于肿瘤的信息,如三维形态学信息,但其勾画比较耗费人力和时间。Yang 等^[20]对比了基于 2D-ROI 和 3D-ROI 的 CT 纹理分析在预测肺腺癌淋巴管和血管侵犯方面的效能,结果显示基于 2D-ROI 的预测效能优于 3D-ROI。Shen 等^[12]对比分析了二维和三维 CT 影像组学特征在预测非小细胞肺癌(NSCLC)预后方面的效能,发现两者预测能力相似,但考虑到二维 ROI 更容易获取,因此更推荐采用二维特征进行预测。Xu

等^[11]探索了应用二维和三维影像组学特征在多种肿瘤(肝内胆管细胞癌、高级别骨肉瘤、胰腺神经内分泌肿瘤)早期复发、淋巴结转移、5 年生存率及病理分级预测中的效能,结果显示两种方法提取的组学特征都有一定的预测效能,但三维影像学特征的表现优于二维,因此更推荐在影像组学研究中采用三维影像特征。在本研究中,我们对比了 2D-ROI 和 3D-ROI 对 CT 影像组学模型预测 ccRCC 核分级的影响,结果显示基于 3D-ROI 的组学模型的综合诊断效能更优,为后续肾癌影像组学研究提供了参考。

在肾癌影像组学研究中,在扫描期相的选择方面也一直存在争议。有研究者仅选取单个期相进行影像组学研究。如 Bektas 等^[7]自门静脉期 CT 图像上提取二维纹理特征,建立多个机器学习分类器来预测 ccRCC 核分级,结果显示基于 SVM 的模型表现最佳, AUC 达 0.860。Kocak 等^[9]的研究中仅在乎扫 CT 图像上提取病灶的纹理特征,并分别采用人工神经网络和二进制逻辑回归分析建立模型来预测 ccRCC 的核分级,相应的 AUC 分别达 0.714 和 0.656。更进一步的研究中,有学者选用多个增强扫描期相的图像提取影像组学特征,探讨哪一期相或哪几个期相联合构建的模型能取得更好的效果。Haji-Momenian 等^[21]选取小 ccRCC(<4 cm)的平扫期、皮髓质期和实质期 CT 图像进行影像组学分析,并采用 4 种算法(KNN、SVM、随机森林和决策树)构建组学模型来预测 ccRCC 核分级,结果显示这 4 种算法利用皮髓质期的直方图特征构建的模型的预测效果最佳, AUC 达 0.97。Shu 等^[22]选用皮髓质期和实质期增强 CT 图像进行影像组学分析来预测 ccRCC 的核分级,结果显示基于皮髓质期、实质期和两者联合的组学模型的 AUC 分别为 0.766、0.818 和 0.822。在本研究中,我们发现不论是选用 2D-ROI 还是 3D-ROI,平扫期对 ccRCC 核分级的鉴别效果均优于其它期相。对此可能的解释是 ccRCC 病理核分级由肾癌细胞核大小、不规则性及核仁显著性决定,相较于反映肾癌血流动力学情况的动态增强期相而言,保留肿瘤细胞核的形态学特征的平扫期对核级的鉴别效果更好。

本研究存在一定的局限性:①纳入研究的样本量较小,且缺乏外部验证集,这是由于病例纳入标准较为严格,需要具备 4 期 CT 图像,后续需进一步扩充样本量;②本研究采用的是 Fuhrman 核分级系统,没有选择新的 WHO/ISUP 核分级系统,这是由于我们自 2011 年开始搜集数据,当时主要采用的是 Fuhrman 核分级,WHO/ISUP 对病理医师评判时病理切片的放大倍数有严格要求,有些病例的病理组织切片已缺失;③目前仅对单个扫描期相进行研究,未对多种期相

组合的情况进行探索,后续有待完善;④本研究中病例检查采用了多台 CT 扫描设备,可能对影像组学特征的稳定性造成影响,但这在一定程度上也可以弥补缺乏外部验证集的不足。

综上所述,本研究结果初步表明基于 3D-ROI 建立的影像组学模型在预测 ccRCC 核分级方面的表现优于 2D-ROI 建立的模型,基于平扫期的组学模型比其它期相的表现更佳。这为 ccRCC 影像组学的应用提供了参考,也需要进一步探索改进分割的方法,更好地推进影像组学在医学领域的应用。

参考文献:

- [1] Capitanio U, Bensalah K, Bex A, et al. Epidemiology of renal cell carcinoma[J]. *Eur Urol*, 2019, 75(1): 74-84.
- [2] Ljungberg B, Albiges L, Abu-Ghanem Y, et al. European association of urology guidelines on renal cell carcinoma: The 2019 update[J]. *Eur Urol*, 2019, 75(5): 799-810.
- [3] Leibovich BC, Lohse CM, Crispen PL, et al. Histological subtype is an independent predictor of outcome for patients with renal cell carcinoma[J]. *J Urol*, 2010, 183(4): 1309-1315.
- [4] Fuhrman SA, Lasky LC, Limas C. Prognostic significance of morphologic parameters in renal cell carcinoma[J]. *Am J Surg Pathol*, 1982, 6(7): 655-663.
- [5] Kutikov A, Smaldone MC, Uzzo RG, et al. Renal mass biopsy: always, sometimes, or never[J]. *Eur Urol*, 2016, 70(3): 403-406.
- [6] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- [7] Bektas CT, Kocak B, Yardimci AH, et al. Clear cell renal cell carcinoma: machine learning-based quantitative computed tomography texture analysis for prediction of Fuhrman nuclear grade[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(3): 1153-1163.
- [8] Shu J, Tang Y, Cui J, et al. Clear cell renal cell carcinoma: CT-based radiomics features for the prediction of Fuhrman grade[J/OL]. *Eur J Radiol*, 2018, 109: e8- e12. [Epub 2018 Oct 5]. DOI: 10.1016/j.ejrad.2018.10.005.
- [9] Kocak B, Durmaz ES, Ates E, et al. Unenhanced CT texture analysis of clear cell renal cell carcinomas: A machine learning-based study for predicting histopathologic nuclear grade[J]. *AJR*, 2019, 212(6): 132-139.
- [10] Lin F, Cui EM, Lei Y, et al. CT-based machine learning model to predict the Fuhrman nuclear grade of clear cell renal cell carcinoma[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2019, 44(7): 2528-2534.
- [11] Xu L, Yang P, Yen EA, et al. A multi-organ cancer study of the classification performance using 2D and 3D image features in radiomics analysis[J/OL]. *Phys Med Biol*, 2019, 64(21): e215009. DOI: 10.1088/1361-6560/ab489f.
- [12] Shen C, Liu Z, Guan M, et al. 2D and 3D CT radiomics features prognostic performance comparison in non-small cell lung cancer[J]. *Transl Oncol*, 2017, 10(6): 886-894.
- [13] Onodera Y, Matsuda N, Ohta M, et al. Prognostic significance of tumor grade for renal cell carcinoma[J]. *Int J Urol*, 2000, 7(1): 4-9.
- [14] Marconi L, Dabestani S, Lam TB, et al. Systematic review and

- meta-analysis of diagnostic accuracy of percutaneous renal tumour biopsy[J]. Eur Urol, 2016, 69(4): 660-673.
- [15] 彭洋, 杨阳, 孟晓岩, 等. RSNA2020 腹部影像学[J]. 放射学实践, 2021, 36(3): 310-315.
- [16] He X, Wei Y, Zhang H, et al. Grading of clear cell renal cell carcinomas by using machine learning based on artificial neural networks and radiomic signatures extracted from multidetector computed tomography images[J]. Acad Radiol, 2020, 27(2): 157-168.
- [17] Varghese BA, Chen F, Hwang DH, et al. Differentiation of predominantly solid enhancing lipid-poor renal cell masses by use of contrast-enhanced CT: Evaluating the role of texture in tumor subtyping[J]. AJR, 2018, 211(6): 288-296.
- [18] 鲍远照, 葛亚琼, 程琦, 等. 基于增强 CT 影像学在鉴别肾嫌色细胞癌与肾嗜酸细胞腺瘤中的应用价值[J]. 放射学实践, 2021, 36(2): 211-215.
- [19] Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2017, 14(12): 749-762.
- [20] Yang G, Nie P, Zhao L, et al. 2D and 3D texture analysis to predict lymphovascular invasion in lung adenocarcinoma[J]. Eur J Radiol, 2020, 129: e109111. [Epub 2020 Jun 3]. DOI: 10.1016/j.ejrad.2020.109111.
- [21] Haji-Momenian S, Lin Z, Patel B, et al. Texture analysis and machine learning algorithms accurately predict histologic grade in small ($<4\text{cm}$) clear cell renal cell carcinomas: a pilot study[J]. Abdom Radiol (NY), 2020, 45(3): 789-798.
- [22] Shu J, Wen D, Xi Y, et al. Clear cell renal cell carcinoma: machine learning-based computed tomography radiomics analysis for the prediction of WHO/ISUP grade[J]. Eur J Radiol, 2019, 121: e108738. [Epub 2019 Nov 6]. DOI: 10.1016/j.ejrad.2019.108738.

(收稿日期: 2022-01-13 修回日期: 2022-05-09)



北京大学图书馆
PEKING UNIVERSITY LIBRARY

《中文核心期刊要目总览》入编通知

《放射学实践》主编先生/女士:

我们谨此郑重通知: 依据文献计量学的原理和方法, 经研究人员对相关文献的检索、统计和分析, 以及学科专家评审, 贵刊《放射学实践》入编《中文核心期刊要目总览》2020年版(即第9版)临床医学/特种医学类的核心期刊。该书由北京大学出版社出版。书中按《中国图书馆分类法》的学科体系, 列出了74个学科的核心期刊表, 并逐一核心期刊进行了著录。著录项目包括: 刊名、并列刊名、主办单位、出版年、出版频率、中图分类号、ISSN号、CN号、邮发代号、编辑部地址、电话、网址、内容简介等。

评选核心期刊的工作是运用科学方法对各种刊物在一定时期内所刊载论文的学术水平和学术影响力进行综合评价的一种科研活动, 研究工作量大。北京地区十几所高校图书馆、中国科学院文献情报中心、重庆维普资讯有限公司、中国人民大学书报资料中心、中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、中国科学技术信息研究所、北京万方数据股份有限公司、国家图书馆和北京世纪超星信息技术发展有限责任公司等相关单位的百余名专家和期刊工作者参加了研究。

项目组对核心期刊的评价理论、评价方法等问题进行了深入研究, 进一步改进了核心期刊评价方法, 使之更趋科学合理, 力求使评价结果符合客观实际。对于核心期刊的评价仍采用定量评价和定性评审相结合的方法。定量评价指标体系采用了被引量(全文、摘要)、被摘率(全文、摘要)、被引量、他引量(期刊、博士论文)、影响因子、他引影响因子、5年影响因子、5年他引影响因子、特征因子、论文影响分值、论文被引指数、互引指数、获奖或被重要检索系统收录、基金论文比(国家级、省部级)、Web下载量、Web下载率16个评价指标, 选作评价指标统计源的数据库及文摘刊物达48种, 统计到的文献数量共计142亿余篇次, 涉及期刊13764种。参加核心期刊评审的学科专家1万多位。经过定量筛选和专家定性评审, 从我国正在出版的中文期刊中评选出1990种核心期刊。

需要特别指出的是, 该研究成果只是一种参考工具书, 主要是为图书情报界、出版界等需要对期刊进行评价的用户提供参考, 例如为各图书情报部门的中文期刊采购和读者导读服务提供参考帮助等, 不应作为评价标准。谨此说明。

顾頌
撰安

《中文核心期刊要目总览》2020年版编委会

2021年3月

图书馆

10108160491