

# 基于 CT 皮质期影像组学预测肾细胞癌亚型的研究

赵才勇<sup>1</sup>, 陈文<sup>1</sup>, 严志强<sup>1</sup>, 陈超<sup>2</sup>, 崔凤<sup>1</sup>

(1. 杭州市中医院放射科, 浙江 杭州 310007; 2. 浙江大学医学院附属邵逸夫医院放射科, 浙江 杭州 310016)

**[摘要]** 目的:探讨基于 CT 皮质期影像组学鉴别肾透明细胞癌(ccRCC)和非透明细胞癌(non-ccRCC)的价值。方法:回顾性分析 2017 年 1 月—2022 年 12 月经病理证实的 122 例肾细胞癌患者的资料,其中 ccRCC 82 例,non-ccRCC 40 例,并以随机数表法按 7:3 的比例将患者分成训练集(n=85)和验证集(n=37)。在 CT 皮质期手工逐层勾画肿瘤感兴趣区(ROI)后提取影像组学特征,使用特征间线性相关检查和  $F$  检验依次进行特征筛选,采用逻辑回归分类器构建影像组学模型。采用  $t$  检验、 $\chi^2$  检验及 Logistic 回归分析筛选 CT 影像特征,建立常规影像模型。综合影像组学评分和常规影像模型建立联合模型。绘制 ROC 曲线评估各模型的预测效能,AUC 比较采用 Delong 检验。结果:影像组学模型在训练集和验证集中的 AUC 分别为 0.990(95%CI 0.976~1.0)和 0.890(95%CI 0.774~1.0)。在训练集和验证集中,影像组学模型和联合模型的预测效能均优于常规影像模型,差异有统计学意义( $P$ 均 $<0.05$ );相比联合模型,在验证集中影像组学模型的预测效能略高,但无统计学差异( $P=0.27$ )。结论:基于 CT 皮质期影像组学模型对预测肾细胞癌亚型具有较好的效能。

**[关键词]** 癌,肾细胞;体层摄影术,螺旋计算机

**[中图分类号]** R737.11;R814.42 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1008-1062(2024)03-0197-05

DOI:10.12117/jccmi.2024.03.010

## A study of radiomics for predicting renal cell carcinoma subtypes based on cortical phase CT image

ZHAO Cai-yong<sup>1</sup>, CHEN Wen<sup>1</sup>, YAN Zhi-qiang<sup>1</sup>, CHEN Chao<sup>2</sup>, CUI Feng<sup>1</sup>

(1. Department of Radiology, Hangzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine, Hangzhou 310007, China; 2. Department of Radiology, The Sir Run Run Shaw Hospital, College of Medical Sciences Zhejiang University, Hangzhou 310016, China)

**Abstract: Objective:** To investigate the value of radiomics based on cortical phase CT image in distinguishing clear cell renal cell carcinoma(ccRCC) and non-clear cell renal cell carcinoma(non-ccRCC). **Methods:** A total of 122 patients diagnosed as ccRCC (n=82) or non-ccRCC (n=40) by pathology from January 2017 to December 2022 were retrospectively analyzed. Patients were randomly assigned to a training cohort (n=85) and a validation cohort (n=37) in a ratio of 7:3. The 3-dimensional regions of interest(ROIs) were manually contoured at the cortical phase, and the radiomics features were extracted. Linear correlation between features and  $F$ -test were used for feature selection and then Logistic regression was used to construct the radiomics model. CT imaging features were selected using  $t$ -test,  $\chi^2$ -test and Logistic regression to build a conventional imaging model. A joint model was established by combining the radiomic model and conventional imaging model. Receiver operating characteristic (ROC) curves were plotted to evaluate the predictive performance of each model. Delong test was used for comparison of AUC values between every two models. **Results:** The AUC values of the radiomics model were 0.99 (95%CI 0.976~1.0) and 0.89 (95%CI 0.774~1.0) in the training and validation cohort, respectively. In the training and validation cohorts, the predictive performance of radiomics model and joint model were superior to the conventional imaging model, with statistically significant differences (all  $P<0.05$ ). Compared with the joint model, the predictive performance of the radiomics model was slightly higher in the validation cohort, but there was no statistical difference ( $P=0.27$ ). **Conclusions:** The radiomics model based on cortical phase CT image showed favorable predictive efficacy for predicting renal cell carcinoma subtypes.

**Key words:** Carcinoma, Renal Cell; Tomography, Spiral Computed

肾细胞癌是肾脏最常见的恶性肿瘤,发病率呈逐年上升的趋势,其病理分型包括肾透明细胞癌(Clear cell renal carcinoma, ccRCC)和非透明细胞癌(Non-clear cell RCC, non-ccRCC),后者以乳头状细胞癌和嫌色细胞癌较为常见<sup>[1-2]</sup>。不同的病理亚

型有其独特的遗传表达模式和生物学行为,其治疗方式和预后亦不尽相同,其中 ccRCC 的侵袭性强、死亡率高、预后较差<sup>[3-4]</sup>。因此,术前准确区分肾细胞癌亚型对临床个体化精准医疗、预后评估具有重要的价值。影像组学通过高通量挖掘、分析影像图像中

**[收稿日期]** 2023-12-25

**[作者简介]** 赵才勇(1988-),男,浙江诸暨人,主治医师。Email:zhaocaiyong88@163.com

**[通信作者]** 崔凤,杭州市中医院放射科,310007。Email:feng6812@163.com

**[基金项目]** 杭州市生物医药和健康产业发展扶持科技项目(2021WJCY355)。

的深层量化信息,可无创定量反映病变的异质性<sup>[9]</sup>。本研究拟通过基于 CT 影像组学特征、常规影像特征,寻求构建鉴别 ccRCC 与 non-ccRCC 高准确度的预测模型。

## 1 资料与方法

### 1.1 一般资料

回顾性分析 2017 年 1 月—2022 年 12 月杭州市中医院和浙江大学医学院附属邵逸夫医院符合以下标准患者的资料。纳入标准:①病理明确诊断为 ccRCC、乳头状肾细胞癌或肾嫌色细胞癌;②术前行肾脏 CT 平扫、增强检查。排除标准:①CT 图像质量差,影响分析;②术前进行肿瘤相关放疗、介入等干预治疗。共 122 例患者纳入研究,其中 ccRCC 82 例,non-ccRCC 40 例,男 70 例,女 52 例,年龄 31~87 岁。采用随机数表法按 7:3 的比例将患者分为训练集(85 例)和验证集(37 例)。

### 1.2 CT 扫描方案

采用 Somatom Force 192 排、Philips Brilliance 128 排或 Siemens Sensation 16 排螺旋 CT 扫描仪,管电压 120 kVp,管电流自动毫安秒,层厚、层间距均为 5 mm。增强扫描:使用高压注射器经肘静脉注射碘海醇(300 mgI/mL),剂量 1.5 mL/kg,注射流率 2.5~3.0 mL/s,分别于 35 s、90 s、180 s 行皮质期、实质期和延迟期扫描。

### 1.3 CT 图像特征分析

根据李琼等<sup>[6]</sup>、Wang 等<sup>[7]</sup>文献中肾肿瘤 CT 图像特征和评价标准,对 122 例患者 CT 图像特征进行定性定量评价,包括:①肿瘤最大径、位置、数目;②肿瘤形状、边界、囊变坏死、钙化、假包膜、肿瘤内血管;③皮质期强化程度,皮质期肿瘤实性部分强化程度高于或接近肾皮质定义为明显强化,反之为轻中度强化;④强化模式,实质期肿瘤强化程度低于皮质期定义为流出型,反之即为非流出型(平台型或流入型)。由两名分别具有 6 年和 12 年工作经验的腹部影像诊断医师独立分析图像,意见不一时经协商达成一致。

### 1.4 CT 图像分割、特征提取

将所有 CT 皮质期图像以 DICOM 格式导入深睿多模态科研平台(<https://keyan.deepwise.com/login/>),由两名分别具有 6 年和 12 年工作经验的影像诊断医师沿肿瘤边缘逐层手动勾画感兴趣区(Region of interest,ROI)(图 1),分割出整个病灶的三维 ROI,ROI 勾画原则为尽量保证勾画层面包含全部肿瘤组织而又需避免邻近脂肪组织和器官的干扰。3 周后其中 1 名医师随机选取 40 例病灶进行第 2 次 ROI

勾画,并计算观察者内和观察者间相关系数(Intra- and inter-class correlation coefficients,ICC),ICC > 0.80 的特征被纳入后续研究。

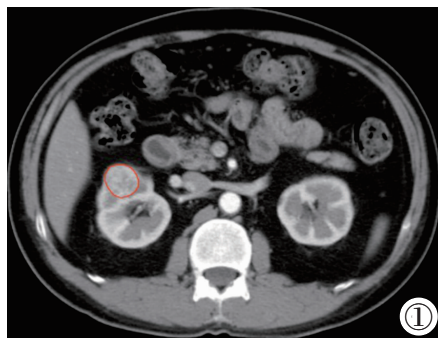


图 1 皮质期勾画肾细胞癌 ROI(红色区域)示意图。

Figure 1. Delineation of the ROI(the red area) of renal cell carcinoma lesion in cortical phase.

使用深睿科研平台提取影像组学特征,从每个 ROI 提取 7 类共 2 153 个影像组学特征,包含一阶特征、形态特征、灰度共生矩阵特征、灰度区域矩阵特征、灰度游程矩阵特征、灰度相依矩阵特征和邻域灰度差分矩阵特征。

### 1.5 构建影像组学模型

基于影像组学特征进行机器学习构建影像组学模型。首先采用线性相关检查进行特征的筛选,当训练集中两个特征之间的线性相关系数 > 0.9 时,保留与肾细胞癌分型高度相关且冗余度较低的特征;然后通过  $F$  检验筛选最具预测价值的特征,特征选择参数为 8%,采用逻辑回归分类器建立影像组学模型,利用选择特征的线性融合计算影像组学评分(Radscore)。

### 1.6 构建常规影像模型和联合模型

在训练集中,采用独立样本  $t$  检验、 $\chi^2$  检验筛选与肾细胞癌分型相关的 CT 影像特征,将两组之间差异有统计学意义( $P < 0.05$ )的特征进行多因素 Logistic 回归分析,获得预测 ccRCC 的独立风险因素,构建常规影像模型。此外,基于多因素 Logistic 回归分析,将常规影像模型中的纳入因素和影像组学评分建立联合模型,并绘制列线图。

### 1.7 统计学分析

采用 SPSS 26.0 和 Medcalc 19.0 软件进行统计分析。符合正态分布的计量资料用均数 $\pm$ 标准差( $\bar{x} \pm s$ )表示,计数资料以例数表示。采用独立样本  $t$  检验比较两组间肿瘤最大径的差异,采用  $\chi^2$  检验比较两组间分类变量 CT 常规影像特征的差异。绘制 ROC 曲线评价各模型预测肾细胞癌亚型的效能。采用 De-Long 检验比较各模型的曲线下面积(AUC)值。 $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 一般临床资料

共纳入 122 例肾细胞癌患者, 训练集 85 例, ccRCC 57 例, non-ccRCC 28 例, 男 46 例, 女 39 例, 中位年龄 60 岁; 训练集 37 例, ccRCC 25 例, non-ccRCC 12 例, 男 24 例, 女 13 例, 中位年龄 60 岁。

### 2.2 CT 影像特征风险因素选择和模型构建

训练集中, ccRCC 与 non-ccRCC 组间囊变坏死、肿瘤内血管、皮质期强化程度和强化模式比较均有统计学差异( $P$ 均 $<0.05$ ); ccRCC 与 non-ccRCC 肿瘤最大径分别为 $(3.91\pm 1.99)$ cm、 $(3.73\pm 1.82)$ cm, 差异无统计学意义( $t=-0.403, P=0.69$ ), 肿瘤位置、数目、形状、边界、钙化和假包膜比较均无统计学差异( $P$ 均 $>0.05$ )(表 1)。将差异有统计学意义的变量纳入常规影像模型, 其中囊变坏死(有)和皮质期明显强化是预测 ccRCC 的独立风险因素,  $OR$  值分别为

表 1 训练集中 ccRCC 与 non-ccRCC CT 影像特征比较

参数		ccRCC (57 例)	non-ccRCC (28 例)	$\chi^2$ 值	$P$ 值
位置	完全内生	10	5	2.911	0.233
	<50%肾外	20	5		
	$\geq 50\%$ 肾外	27	18		
数目	单发	53	27	0.021	0.885
	多发	4	1		
形状	不规则	14	21	0.002	0.965
	规则	43	7		
边界	模糊	2	4	1.884	0.170
	清楚	55	24		
囊变坏死	无	13	17	11.814	0.001
	有	44	11		
钙化	无	51	26	0.011	0.915
	有	6	2		
假包膜	无	27	18	2.157	0.142
	有	30	10		
肿瘤血管	无	26	22	8.297	0.004
	有	31	6		
皮质期强化程度	轻中度强化	19	24	20.610	$<0.001$
	明显强化	38	4		
强化模式	非流出型	26	24	12.465	$<0.001$
	流出型	31	4		

8.035(95%CI 1.793~36.013)和 15.513(95%CI 3.469~69.375), 该模型训练集和验证集的 AUC 分别为 0.852 和 0.722。

### 2.3 影像组学模型构建

在训练集中, 皮质期共提取特征 2 153 个, 首先剔除  $ICC \leq 0.8$  的特征 274 个, 剔除方差为 0 的特征 376 个。当特征之间线性相关系数 $>0.9$ 时, 剔除与肾细胞癌亚型相关性小的特征 1 248 个, 剩余 255 个。随后以  $F$  检验 8%特征选择以及逻辑回归分类器建立影像组学模型, 最终筛选出组学特征 20 个, 包括一阶特征 4 个、纹理特征 16 个(图 2), 其中返回梯度幅度-灰度区域矩阵-区域熵 (gradient-glszm-ZoneEntropy) 和返回梯度幅度-灰度相依矩阵-依赖非均匀性归一化 (gradient-gldm-DependenceNonUniformityNormalized) 等相对权重较大。根据上述 20 个特征及相应系数线性加权计算影像组学评分, 其最佳临界值为 0.392, 该模型的训练集和验证集的 AUC 分别为 0.990 和 0.890。

### 2.4 联合模型构建及模型效能评价

通过 Logistic 回归分析, 将影像组学评分和有预测价值的影像学特征(囊变坏死、皮质期强化程度)建立联合模型, 并绘制列线图(图 3), 该模型训练集和验证集的 AUC 分别为 0.992 和 0.860。ROC 分析表明, 常规影像模型、影像组学模型及联合模型在训练集、验证集中均具有良好的预测效能(表 2)。De-long 检验显示, 在训练集和验证集中, 影像组学模型和联合模型的预测效能均优于常规影像模型, 差异有统计学意义( $P$ 均 $<0.05$ ); 相比联合模型, 在验证集中影像组学模型的 AUC、准确度、灵敏度、阳性预测值、阴性预测值略高, 但两者在训练集、验证集中的效能差异均无统计学意义( $P=0.50, 0.27$ )。

## 3 讨论

病理分型是影响肾细胞癌患者预后的独立预测因素<sup>[8]</sup>, 术前准确预测肾细胞癌亚型有助于临床治

表 2 三种预测模型 ROC 曲线分析结果

评价指标	常规影像模型		影像组学模型		联合模型	
	训练集	验证集	训练集	验证集	训练集	验证集
AUC	0.852	0.722	0.990	0.890	0.992	0.860
95%CI	0.765~0.940	0.531~0.912	0.976~1.000	0.774~1.000	0.979~1.000	0.711~1.000
准确度	0.729	0.676	0.941	0.865	0.953	0.838
灵敏度	0.667	0.680	0.912	0.920	0.930	0.880
特异度	0.857	0.667	1.000	0.750	1.000	0.750
阳性预测值	0.905	0.810	1.000	0.885	1.000	0.880
阴性预测值	0.558	0.500	0.849	0.818	0.875	0.750

注: 95%CI 为置信区间。

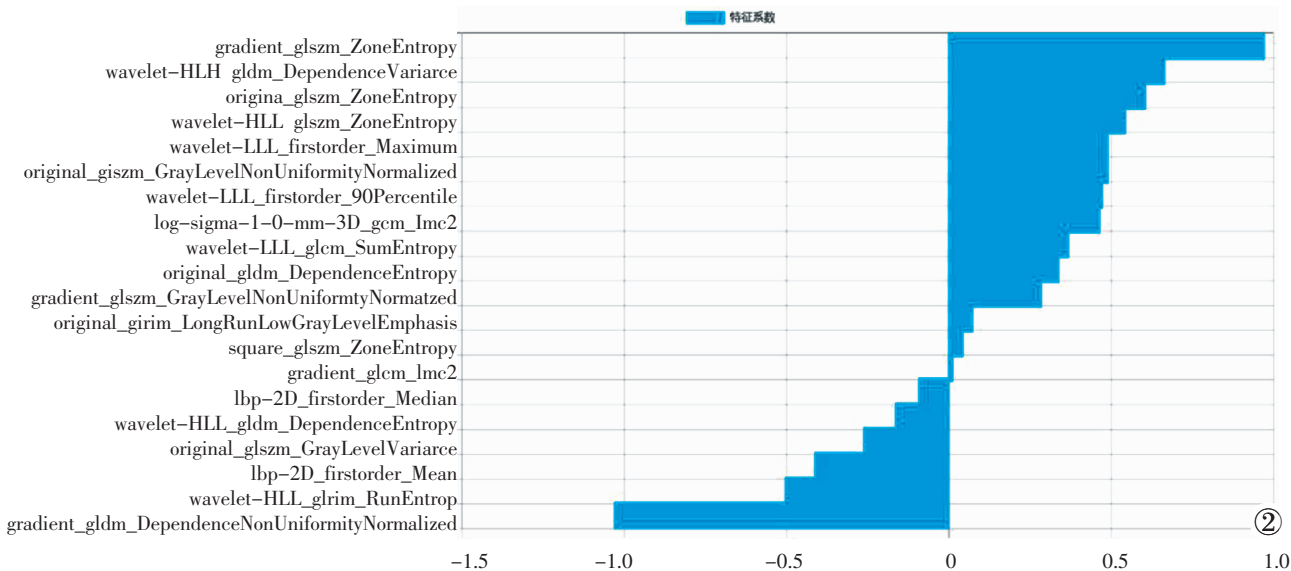


图 2 构建影像组学模型的最优特征及权重。

Figure 2. Optimal features and their weights for constructing the radiomic model.

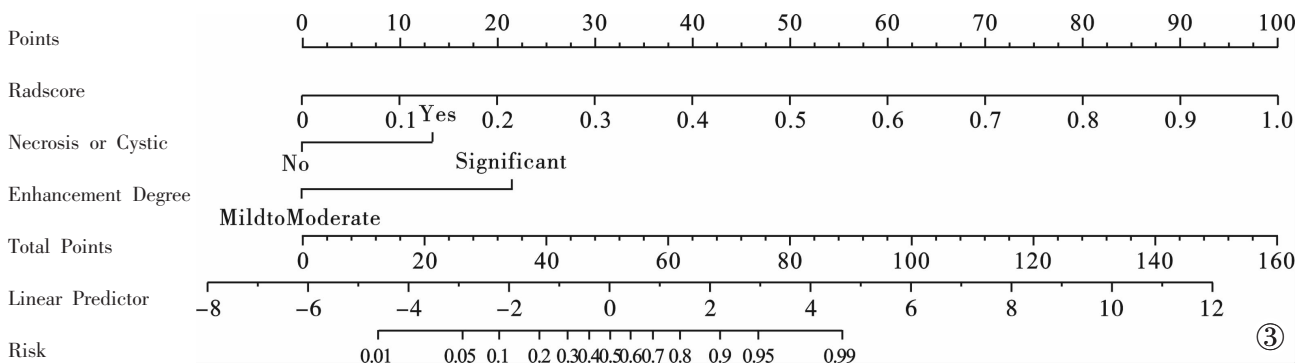


图 3 联合模型预测肾细胞癌分型的列线图。

Figure 3. Nomogram of the integrated model for predicting renal cell carcinoma subtypes.

疗方案的选择和预后评价。目前,经皮肾穿刺活检是明确肾细胞癌病理分型的金标准,但其为有创检查,增加了肿瘤出血、种植转移等风险,且存在潜在的取样偏差<sup>[9]</sup>。影像组学能够量化肉眼无法识别的影像特征,定量反映肿瘤潜在的生物学特性。本研究基于CT皮质期建立了无创区别 ccRCC 和 non-ccRCC 的影像组学模型,在训练集和验证集中均具有较好的预测效能,AUC 分别为 0.990 和 0.890;综合了影像组学评分与常规影像特征的联合模型预测效能优于常规影像模型,差异有统计学意义,研究结果表明影像组学评分对常规影像特征预测肾细胞癌亚型的效能具有增益价值。

CT 增强检查是肾细胞癌诊断及术前评估常用的影像学方法,CT 影像特征有助于区别肾细胞癌亚型<sup>[10-12]</sup>。本研究发现皮质期明显强化、囊变坏死是预测 ccRCC 的独立危险因素,OR 值分别为 8.035、15.513。由于 ccRCC 富含窦状血管、血管壁薄,皮质期强化明显;而乳头状肾细胞癌含少量纤细血管,肾

嫌色细胞癌血管稀疏、管壁较厚,对比剂进入缓慢,强化相对较弱,两者同属于乏血供的 non-ccRCC,既往文献亦支持强化程度是预测肾细胞癌亚型的重要参数<sup>[10-11]</sup>。相比 non-ccRCC,ccRCC 囊变坏死更显著,与蔡炳等<sup>[12]</sup>研究结果一致。本研究基于CT图像特征进一步构建了预测肾细胞癌亚型的常规影像模型,其训练集和验证集的 AUC 分别为 0.852 和 0.722,表明 CT 常规影像特征可以反映病灶的宏观特征,但此类征象基于经验性判断,缺乏客观性,易受医师经验的影响,这可能是常规影像模型预测效能相对欠佳的原因之一。

影像组学纹理特征是描述体素空间分布强度等级的特征,能够表征肿瘤在 CT 图像中的异质性<sup>[13]</sup>。本研究通过特征提取、筛选,最终获得 20 个与肾细胞癌分型显著相关的影像组学特征,其中 16 个为纹理特征,且相对权重较大的返回梯度幅度-灰度相依矩阵-依赖非均匀性归一化和返回梯度幅度-灰度区域矩阵-区域熵均为纹理特征。返回梯度幅度-

灰度区域矩阵-依赖非均匀性归一化特征表示肿瘤图像中依赖关系的相似性,其值越低提示图像中依赖关系的同质性越强;返回梯度幅度-灰度区域矩阵-区域熵是衡量肿瘤大小和灰度级分布的随机性和混乱程度的特征,其值越高提示纹理差异越大,肿瘤内部异质性越明显<sup>[14]</sup>。异质性是恶性肿瘤的重要特征,恶性度越高,异质性越显著<sup>[13]</sup>,这与 ccRCC 和 non-ccRCC 恶性程度所伴随的生物学特点相吻合。

CT 影像组学在鉴别肾细胞癌亚型中具有一定价值<sup>[8,15-16]</sup>。Kocak 等<sup>[8]</sup>基于 CT 平扫、皮质期 2D 图像,采用人工神经网络(Artificial neural network,ANN)分类器对 ccRCC 和 non-ccRCC 进行鉴别诊断,该模型的准确度为 84.6%,灵敏度为 69.2%,特异度为 100%。Zhang 等<sup>[15]</sup>选择 CT 多期扫描(平扫、皮质期和实质期),采用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器鉴别 ccRCC 和 non-ccRCC,其 AUC 为 0.94,准确度为 87%,灵敏度为 89%,特异度为 92%。然而,上述研究中 ROI 的选择均为肿瘤的最大层面,不能完全反映肿瘤组织整体的异质性,且缺少验证集。研究表明,皮质期 CT 影像特征有助于判断肾细胞癌亚型<sup>[10]</sup>,并且肿瘤轮廓在皮质期显示清楚,因此本研究采用 CT 皮质期图像进行影像组学分析。为了更加真实准确反映整个肿瘤的生物学特征,采用三维容积 ROI 进行肿瘤分割。利用成熟、实用性强的逻辑回归分类器构建影像组学模型,该模型训练集的 AUC、准确度、灵敏度和特异度分别为 0.990、94.1%、91.2%、100%,预测效能优于 Kocak 等、Zhang 等的研究结果,且在验证集中具有良好的泛化能力。

为了提高预测效能,本研究进一步综合影像组学评分和常规影像特征构建联合模型,并绘制列线图。相比影像组学模型,联合模型的预测效能无明显改善,在验证集中其预测效能反而略减低,可能因为常规影像特征鲁棒性差、主观差异大,从而降低了预测结果的准确性。因此,影像组学模型能更准确高效预测肾细胞癌组织学分型,影像组学是具有巨大应用潜力的临床策略调整工具。

本研究存在一定的局限性:①由于 non-ccRCC 发病率较低,其样本量相对偏少,有待进一步扩大样本量及进行多中心研究;②本研究影像组学模型只针对增强 CT 皮质期图像,后期将结合实质期、延迟期图像以获取更加全面的影像组学分析。

综上所述,基于 CT 皮质期影像组学模型在术前预测肾细胞癌亚型具有较好的效能,可为临床治理方案的选择和预后评估提供客观的依据。

## [参考文献]

- [1]Zheng R, Zhang S, Zeng H, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2016[J]. J Natl Cancer Cent, 2022, 2(1): 1-9.
- [2]Sung H, Ferlay J, Siegel R, et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries [J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3): 209-249.
- [3]邵彦翔, 窦卫超, 胡旭, 等. 肾细胞癌不同病理组织亚型与预后的关系[J]. 中华泌尿外科杂志, 2021, 42(2): 89-96.
- [4]Motzer R, Jonasch E, Agarwal N, et al. Kidney Cancer, Version 2.2017, NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2017, 15(6): 804-834.
- [5]Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.
- [6]李琼, 震昊, 王海屹, 等. 多模态磁共振图像特征在判断肾透明细胞癌核分级中的应用 [J]. 中华医学杂志, 2019, 99 (23): 1767-1772.
- [7]Wang XJ, Qu BQ, Zhou JP, et al. A Non-Invasive Scoring System to Differential Diagnosis of Clear Cell Renal Cell Carcinoma (ccRCC) From Renal Angiomyolipoma Without Visible Fat(RAML-wvf) Based on CT Features[J]. Front Oncol, 2021, 11: 633034.
- [8]Kocak B, Yardimci A, Bektas C, et al. Textural differences between renal cell carcinoma subtypes: Machine learning-based quantitative computed tomography texture analysis with independent external validation[J]. Eur J Radiol, 2018, 107: 149-157.
- [9]Marconi L, Dabestani S, Lam T, et al. Systematic Review and Meta-analysis of Diagnostic Accuracy of Percutaneous Renal Tumor Biopsy[J]. Eur Urol, 2016, 69(4): 660-673.
- [10]赵才勇, 陈超, 严志强, 等. 基于临床因素及 CT 特征构建鉴别肾细胞癌亚型的积分系统 [J]. 临床放射学杂志, 2022, 41(11): 2077-2082.
- [11]Moldovanu C, Petrescu B, Lebovici A, et al. Differentiation of Clear Cell Renal Cell Carcinoma from other Renal Cell Carcinoma Subtypes and Benign Oncocytoma Using Quantitative MD-CT Enhancement Parameters[J]. Medicina(Kaunas), 2020, 56(11): 569.
- [12]蔡炳, 高小建, 陈潭辉. 320 排 CT 双期增强在肾细胞癌常见亚型的鉴别诊断价值[J]. 中国临床医学影像杂志, 2018, 29(10): 708-712.
- [13]张思影, 陈峰. 肿瘤空间异质性影像学定量评价进展[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2017, 26(12): 1451-1456.
- [14]王旭, 宋歌, 庞佩佩, 等. 基于 CT 平扫纹理分析的影像组学预测肾透明细胞癌 WHO/ISUP 分级的初步研究[J]. 中华放射学杂志, 2021, 55(3): 276-281.
- [15]Zhang G, Shi B, Xue H, et al. Can quantitative CT texture analysis be used to differentiate subtypes of renal cell carcinoma?[J]. Clin Radiol, 2019, 74(4): 287-294.
- [16]Schieda N, Nguyen K, Thornhill R, et al. Importance of phase enhancement for machine learning classification of solid renal masses using texture analysis features at multi-phasic CT [J]. Abdom Radiol(NY), 2020, 45(9): 2786-2796.