

引用本文: 蒋旭, 曹海明, 吴宇, 等. 基于CT影像组学预测感染性肾结石的价值[J]. 安徽医药, 2021, 25(7): 1401-1406. DOI: 10.3969/j.issn.1009-6469.2021.07.032.

◇临床医学◇



基于CT影像组学预测感染性肾结石的价值

蒋旭, 曹海明, 吴宇, 马学平, 杨学贞

作者单位: 蚌埠医学院第二附属医院泌尿外科, 安徽 蚌埠 233002

通信作者: 杨学贞, 男, 主任医师, 硕士生导师, 研究方向为泌尿系统肿瘤, Email: engineyang@sina.com

基金项目: 蚌埠医学院自然科学类项目(BYKY2019164ZD)

摘要: **目的** 利用计算机辅助诊断技术探讨影像组学数据在鉴别结石成分的应用。**方法** 回顾性分析2018年12月至2020年12月蚌埠医学院第二附属医院140例采用经皮肾镜取石术(PCNL)治疗的病人, 收集临床治疗前因素及CT图像的相关数据, 术后通过傅里叶转换红外光谱法测定结石成分, 并以结石主成分 $\geq 70\%$ 定义结石性质。利用图像分析软件和计算机程序设计语言工具, 从每位病人的CT图像感兴趣区域中提取出105个影像组学特征。按照7:3将数据分为训练集98例和验证集42例, 采用 t 检验、 χ^2 检验、秩和检验及LASSO回归分析法对训练集进行变量选择, 得到最佳特征选集, 最终利用R语言软件构建感染性结石的列线图预测模型, 模型评价指标为分辨率和符合度, 采用ROC曲线下面积评价模型的分辨率, 绘制校正曲线评价模型的符合度, 外部验证利用验证集数据评估模型效果并绘制ROC曲线。**结果** 140例病人术后结石成分分析报告显示感染性结石49例, 非感染性结石91例。训练集数据临床治疗前因素的分析结果显示差异有统计学意义($P < 0.05$)为女性、尿蛋白、尿碱性、尿亚硝酸盐、尿培养、尿白细胞。感染性结石组尿白细胞数为162(46.5, 944.0)个, 非感染性结石组56(10.5, 169.5)个, $P = 0.003$; 感染性结石组尿酸为(285.22 $\pm$ 83.22) $\mu\text{mol/L}$, 非感染性结石组(324.85 $\pm$ 99.95) $\mu\text{mol/L}$, $P = 0.046$ 。训练集影像组学LASSO回归分析法筛选得到8个相关性较高的影像组学特征变量。进一步logistic多因素分析得出最佳特征选集包括2个临床治疗前因素(女性、尿碱性)和2个影像组学特征(群集阴影、大依赖性低灰度级强度), 训练集AUC(0.892, 95%CI: 0.830~0.954), 验证集AUC(0.842, 95%CI: 0.702~0.981), 校正曲线表明模型符合度较好。**结论** 计算机辅助诊断技术帮助下提取的影像组学特征, 结合临床治疗前因素, 有助于术前判断感染性肾结石的发生风险。

关键词: 尿路结石症; 影像组学; 泌尿道感染; 电子计算机断层扫描; 感染性结石; 列线图

Value of the prediction of infectious kidney stones based on CT radiomics

JIANG Xu, CAO Haiming, WU Yu, MA Xueping, YANG Xuezheng

Author Affiliation: Department of Urology, The Second Affiliated Hospital of Bengbu Medical College, Bengbu, Anhui 233040, China

Abstract: **Objective** To explore the application of imaging data in differentiating stone components by computer-aided diagnosed. **Methods** One hundred and forty patients treated with percutaneous nephrolithotomy (PCNL) in the Second Affiliated Hospital of Bengbu Medical College from December 2018 to December 2020 were retrospectively analyzed, the data on pre-clinical factors and computed tomography (CT) images were collected, the calculi specimens were investigated by Fourier transform infrared spectroscopy (FTIR) after the operation, and the stone character was defined by stone major components $\geq 70\%$. Using image analysis software and computer programming language tools, extraction of 105 imaging features from regions of CT images of interest for each patient. The data were assigned into 98 training sets and 42 testing sets according to 7:3. The several statistical analysis methods (t test, chi-square test, rank sum test and lasso regression analysis) were used to select the variables of the training set, and the best feature selection was obtained. R language software was adopted to construct a prediction model for the histogram of infectious stones, the evaluation indexes of the model were resolution and conformity, the area under Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve was used to evaluate the resolution of model, the correction curve was drawn to evaluate the conformity of model, external validation evaluated the model effect using validation set data and ROC curve was drew. **Results** Analysis of stone composition in 140 patients showed 49 cases of infectious stones and 91 cases of non-infectious stones. Analysis of pre-clinical factors in training set data showed that there were significant differences in female, urine protein, alkaline urine, urine nitrite, urine culture, white blood cells in urine and number of white blood cells in urine ($P < 0.05$). The number of white blood cells in urine infectious stone group and non-infectious stone group was 162 (46.5, 944.0) and 56 (10.5, 169.5), respectively ($P = 0.003$). The uric acid in urine infectious stone group and non-infectious stone group was (285.22 $\pm$ 83.22) $\mu\text{mol/L}$ and (324.85 $\pm$ 99.95) $\mu\text{mol/L}$, respectively ($P = 0.046$). Eight high correlation radiomics feature variables were obtained by training set after LASSO regression analysis. Multivariate Logistic regression analysis revealed that the best feature set includ-

ed 2 pre-clinical factors (female, alkaline urine) and 2 radiomics features (glcm-Cluster Shade, gldm-Large Dependence Low Gray Level Emphasis). The AUC was (0.892, 95%CI: 0.830~0.954) in the training set, the AUC was (0.842, 95%CI: 0.702~0.981) in the training set. The calibration curve showed that the model fits well. **Conclusion** The radiomics features extracted with the help of computer-aided diagnostic techniques, combined with pre-clinical factors, is helpful to judge the risk of infectious renal calculi before an operation.

Key words: Urolithiasis; Radiomics; Urinary tract infections; Computed tomography; Infectious stones; Nomogram.

据统计,全世界超过1%~15%的人口存在尿石症病史^[1]。国内成人的肾结石发病率约5.88%^[2]。临床表现常为腰痛、血尿、发热、恶心呕吐等^[3]。尿石症的诊断往往依赖于B超、腹部X线平片、静脉尿路造影(intravenous urography, IVU)及CT等^[4]。其中,CT是诊断泌尿系结石的最佳方法,可以让临床医师直观的了解结石大小及结石距皮肤的距离,还有助于明确结石在尿路中的位置^[5]。明确诊断后,可根据病情和患者意愿选择非手术治疗(药物溶石、体外冲击波碎石)或者手术碎石治疗。结石成分可分为感染性结石(碳酸磷、六水磷酸镁铵)和非感染性结石(草酸钙、尿酸、胱氨酸结石)。在手术碎石过程中,毒素被吸收进入患者的血液系统,导致术后发热、寒战,甚至出现严重的感染性休克。因此,术后感染并发症在临床上较为常见。目前单纯的实验室和影像学检查无法明确结石成分,只能在术后对结石样本进行成分分析,这并不能对术前诊断产生帮助。近年来,影像组学在临床研究中的应用越来越广泛。因此,本研究提出了在计算机辅助诊断技术下,基于大量量化的影像组学特征,结合临床治疗前因素,构建感染性结石的列线图预测模型,从而协助临床医师评估感染性结石患者的发生风险,并制定出适合患者的诊疗方案,降低术后感染风险,保障手术过程的顺利进行。

1 资料与方法

1.1 一般资料 选取2018年12月至2020年12月就诊于蚌埠医学院第二附属医院140例经PCNL治疗的肾结石患者资料。入选标准:经CT(PHILIPS64排128层螺旋CT)检查确诊为肾结石;泌尿系统解剖结构正常;由同一组医生实施经皮肾镜碎石取石术;术后完善结石成分分析。排除标准:心肺功能异常;凝血功能异常;存在严重尿路感染;脊柱畸形不能取截石位;肾功能明显受损者;合并有泌尿系统肿瘤的病人。以结石主成分 $\geq 70\%$ 定义结石性质,分为感染性结石49例和非感染性结石91例。例:一水草酸钙、碳酸磷灰石比例为3:7,定义为感染性结石;一水草酸钙、碳酸磷灰石比例为2:8,定义为感染性结石;一水草酸钙、碳酸磷灰石比例为7:3,定义为非感染性结石。利用R统计软件(version 1.1.463),采用随机种子法按照7:3将病人数据

随机分为训练集98例和验证集42例。收集病人临床治疗前因素和术前影像资料,并根据病人CT提取相应的影像组学数据。本研究符合《世界医学协会赫尔辛基宣言》相关要求。

1.2 收集数据 收集病人临床资料,包括性别,年龄,术前血常规、尿常规、生化常规等。

收集病人CT图像资料,以Dicom文件格式导入3D Slicer(version 4.11.0)图像分析软件,构建Radiomics数据库,并手动勾画所有层面的感兴趣区域(volume of interest, VOI),即泌尿系结石所在区域。在勾画结石轮廓时,手动设置相关参数,方便区分肾及肾周组织,使得VOI的选择更为准确。影像组学特征数据源于对感兴趣区域的计算,为减小误差,每位病人的结石轮廓线均由3位泌尿外科医生及1位放射科医生划取。绘制完毕后,由另外1位具有高级职称的泌尿外科医生检查纠正,以确定病人的整个结石被包含在VOI中(图1)。

利用计算机程序设计语言工具Python(version 3.8),使用PyRadiomics语言分析包进行特征值提取计算。

PyRadiomics^[6]是一个开源的分析平台。包含了目前所有的影像纹理分析算法,利用相对应的Dicom格式开源模块,对数据文件进行解码和数据获取,通过定义及批量计算来实现数据处理,最终可以得到量化后的影像组学特征^[7]。共提取出105个影像组学特征,包括:①一阶统计量特征(first-order statistic);②高阶纹理特征--灰度级共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, glcm)、灰度级依赖矩阵(gray level dependence matrix, gldm)、灰度级长度矩阵(gray-level run length matrix, glrlm)、灰度级形状矩阵(gray-level size zone matrix, glszm)和邻域灰度差分矩阵(neighborhood gray-tone difference matrix, ngtdm);③形状特征(shape-based)。

不同影像组学数据是由不同的算法计算得到,为了减小误差,对所有影像组学数据进行标准化处理,使各变量之间具有可比性。提取影像组学特征,采用标准化后的数据进行分析,并根据4位医生的数据取平均值。

1.3 数据分析及模型构建 对临床治疗前因素分析得到有意义的变量,对105个影像组学特征采用

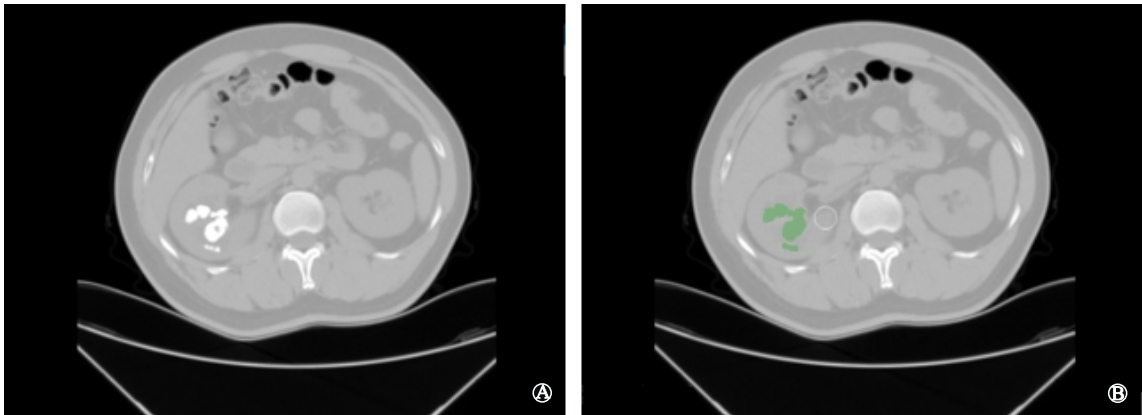


图1 感兴趣区域(VOI)的划取:原图像(A);划取VOI后的图像(B,白圈为划取工具)

LASSO 回归分析进行数据选择,结合二者的变量进行 logistic 多因素分析,选出最佳特征选集,构建预测模型。最后利用验证集数据检验最佳模型效果,并绘制校正曲线评估模型效能。

1.4 统计学方法 采用 SPSS 26.0 统计学软件对数据进行分析 and 处理。①临床数据:所有计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,两组计量资料比较采用 *t* 检验;所有计数资料以例(%)表示,两组计数资料采用 χ^2 检验和秩和检验。②影像数据:采用 LASSO 回归分析法筛选数据。③最佳特征选集:采用 logistic 回归模型进行分析。以 *P* < 0.05 为差异有统计学意义。

列线图模型的建立和验证均采用 R 统计软件 (version 1.1.463),模型评价指标为分辨率和符合度,采用 ROC 曲线下面积评价模型的分辨率,绘制校正曲线评价模型的符合度,外部验证利用验证集数据评估模型效果并绘制 ROC 曲线。

2 结果

2.1 临床治疗前因素 共 140 例病人被纳入分析,差异有统计学意义的临床治疗前因素分析结果(表 1)显示,训练集两组在女性、尿蛋白、尿碱性、尿亚硝酸盐、尿培养、尿白细胞、尿白细胞数、血尿酸结果有统计学意义(*P* < 0.05)。

2.2 影像组学特征 共提取出 105 个影像组学特征,数据标准化后,采用 LASSO 回归分析法筛选数据,得到 8 个相关性较高的影像组学特征变量(表 2),包括:2 个一阶统计量(first-order)特征、2 个灰度级共生矩阵(glcmm)特征、1 个灰度级依赖矩阵(gldm)特征、1 个灰度级形状矩阵(glszm)特征、1 个邻域灰度差分矩阵(ngtdm)特征;1 个形状(shape-based)特征。

first order-Energy:图像中体素值大小的量度。first order-Median:感兴趣区域的中间灰度强度。glcm-Cluster Shade:群集阴影是表示偏度和均匀性的

表1 训练集临床资料比较

变量	感染性 结石	非感染性 结石	Z(t) [χ^2]值	P 值
女性/例(%)	30(63.83)	17(36.17)	[26.13]	0.000
尿蛋白阳性/例(%)	24(50.00)	24(50.00)	[6.00]	0.025
尿碱性/例(%)	22(64.71)	12(35.29)	[16.09]	0.000
尿亚硝酸盐阳性 /例(%)	9(69.23)	4(30.77)	[1.21]	0.027
尿培养阳性/例(%)	22(62.86)	13(37.14)	[6.32]	0.000
尿白细胞/例(%)			[-4.45]	0.000
-	6(20.00)	24(80.00)		
+	3(15.00)	17(85.00)		
++	4(26.67)	11(73.33)		
+++	24(72.73)	9(27.27)		
尿白细胞数[个, <i>M</i> (<i>P</i> ₂₅ , <i>P</i> ₇₅)]	162(46.5, 944.0)	56(10.5, 169.5)	-3.006	0.003
血尿酸(μ mol/L, $\bar{x} \pm s$)	285.22 $\pm$ 83.22	324.85 $\pm$ 99.95	(2.023)	0.046

表2 影像组学数据 LSAAO 回归分析结果

影像组学特征	LASSO 回归系数
一阶统计量特征-体素值	0.072 187 27
一阶统计量特征-中间灰度强度	0.322 343 49
灰度级共生矩阵-群集阴影	-0.258 551 64
灰度级共生矩阵-相关性的信息量度 2	-0.314 041 41
灰度级依赖矩阵-大依赖性低灰度级强度	0.765 897 95
灰度级形状矩阵-区域差异	-0.115 057 89
邻域灰度差分矩阵-粗糙度	-0.140 562 02
形状特征-最小轴长度	0.106 028 81

量度。阴影越大,表示均值越不对称。glem-Informal Measure of Correlation 2:相关性的信息量度 2 评估了概率分布之间的相关性(即量化纹理的复杂性)。gldm-Large Dependence Low Gray Level Emphasis:大依赖性低灰度级强度,可测量出具有较低灰度值的联合分布。glSZM-Zone Variance:区域差异是度量区域大小量的方差。ngtdm-Coarseness:粗糙度是对中心体素及其附近像素之间的平均差异的度量,

并且指示了空间变化率。较高的值表示较低的空间变化率和局部较均匀的纹理。shape-Least Axis: 此特征产生感兴趣区域封闭椭圆的最小轴长度, 并使用最大主成分计算。

使用 LASSO 回归对影像组学特征进行多变量分析的结果显示了选定的预测变量及其相应的系数。此表中负系数表示变量值与感染性结石呈负相关, 例如 first order-Energy 变量值每增加 1, 感染性结石的预测概率就会降低约 0.072 个百分点。

2.3 构建模型 对训练集数据中 8 个临床治疗前因素和 8 个影像组学特征进行 logistic 多因素分析, 得到 4 个差异有统计学意义的变量(表 3)。分别是: 女性、尿碱性、Cluster Shade(灰度级共生矩阵-群集阴影)、Large Dependence Low Gray Level Emphasis(灰度级依赖矩阵-大依赖性低灰度级强度)。这 4 个变量共同组成最佳特征选集, 构建预测模型, 根据 ROC 曲线下面积对模型预测效能进行评价, 结果显示良好的预测效能 AUC (0.892, 95%CI: 0.830~0.954), 验证集评估综合模型 AUC (0.842, 95%CI: 0.702~0.981), 表现出良好的符合度(图 2)。

对训练集模型构建校正曲线(图 3), 直虚线表示理想曲线, 斜率为 1; 实曲线为标准校准曲线, 表

示误差修正; 虚曲线为预测点之间的连线, 表示乐观曲线。两曲线接近斜率为 1 的直线, 表明构建的模型符合度较好。

2.4 模型可视化 将预测模型可视化, 构建列线图(图 4)。列线图显示: 病人符合女性(Female)、pH ≥ 7 (Urine Alkaline) 且影像组学特征变量群集阴影(Cluster Shade)和大依赖性低灰度级强度(Large Dependence Low Gray Level Emphasis)数值增加, 评分会增加, 发生感染性结石的可能性也会增加。例: 女性病人, 尿呈碱性, 划取 VOI 后利用 PyRadiomics 语言分析包计算群集阴影为 0.5, 大依赖性低灰度级强度为 0.5, 则对应各项分值为 30、20、40、30, 总分为 120, 对应风险指数(RISK)约为 0.84, 即感染性结石可能性为 84%。

3 讨论

泌尿系结石作为泌尿外科最常见的疾病, 世界各国患病率可达 10%~25%, 与女性相比, 男性患泌尿系结石的风险更高^[8]。患者多因疼痛、血尿、发热等原因就诊^[9]。有研究表明, 肾结石是慢性肾功能不全的一个明确和独立的危险因素^[10]。人体内的嘌呤碱基在黄嘌呤氧化酶的作用下, 最终形成水溶性差的尿酸, 当饮食中嘌呤过高, 致使血中尿酸含量升高, 进一步导致尿中尿酸浓度过高, 晶体析出并聚集形成较大的结石, 当尿液 pH 值低于尿酸的电离常数(pKa <5.5)时, 尿酸更容易沉淀^[11]。草酸钙结石是由于过量的草酸被人体吸收以后, 首先导致高草酸尿症, 再与 Ca²⁺结合形成难溶的草酸钙沉淀, 最终沉积在肾内形成结石^[12]。感染性结石的形成是由于含脲酶微生物引起的持续性尿路感染, 同时产生的脲酶对尿中的尿素进行分解, 不断形成结石

表 3 经皮肾镜取石术治疗肾结石 140 例 logistic 多因素分析结果

变量	回归系数	标准误	OR 值	P 值	95%CI
女性	-3.655	1.157	0.026	0.002	0.003~0.250
尿碱性	-3.007	1.223	0.049	0.014	0.004~0.544
群集阴影	-2.691	1.044	0.068	0.010	0.009~0.525
大依赖性低灰度级强度	3.255	1.250	25.929	0.009	2.237~300.606
常数项	3.387	2.034	29.587		

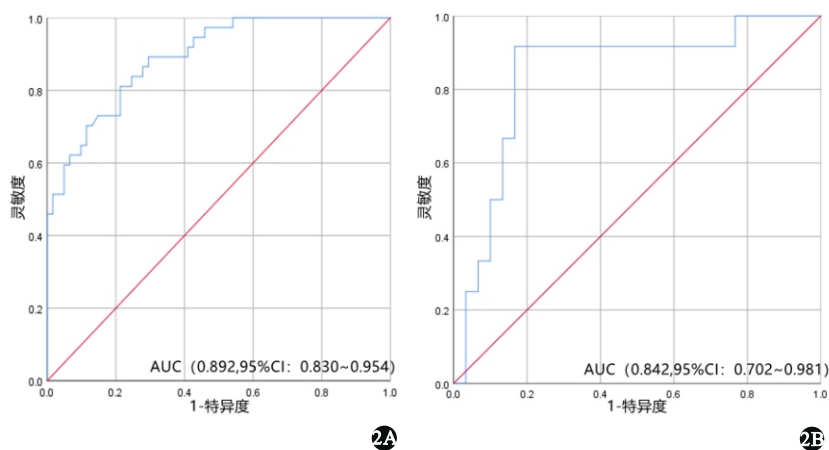


图 2 采用经皮肾镜取石术治疗肾结石 140 例训练集(2A)和验证集(2B)的 ROC 曲线

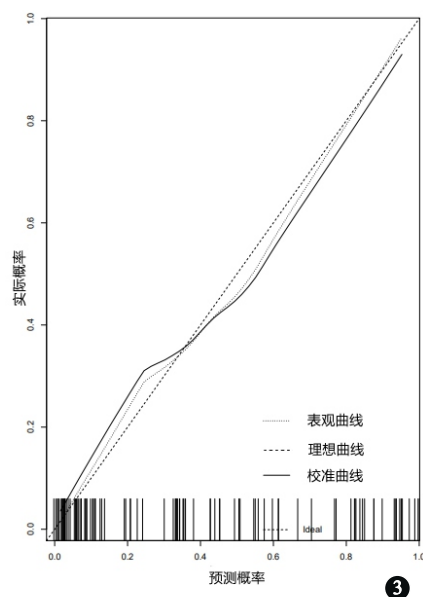


图 3 感染性结石预测模型的校正曲线

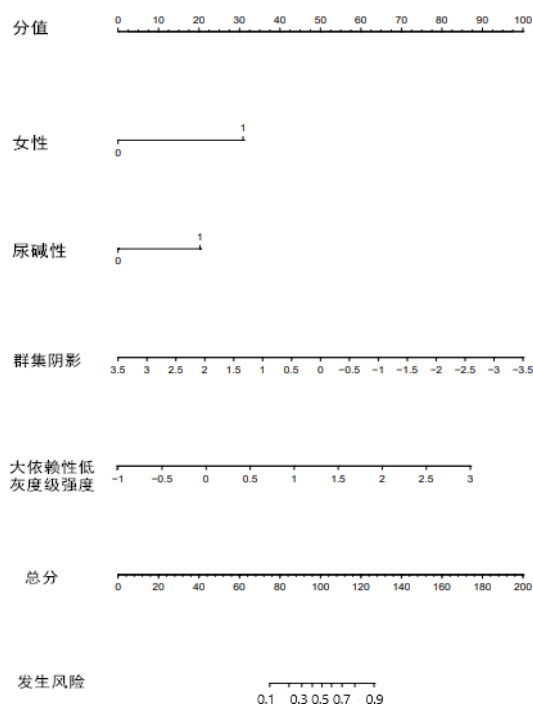


图4 采用经皮肾镜取石术治疗肾结石 140 例术前判断感染性结石发生风险的列线图

结晶,包裹着细菌的结晶聚集成结石^[13]。

CT具有无创、便捷的特点,是泌尿系结石诊断的重要影像学检查手段,有助于明确结石位置、大小。为此,本研究尝试以临床治疗前因素结合影像组学特征,收集可能导致感染性结石形成的变量,探讨术前预测感染性结石的可行性。本研究中,回顾性分析了140例肾结石病人,从临床治疗前因素中获得2个最佳特征选集(女性、尿碱性),从影像组学特征变量中筛选出2个最佳特征选集(群集阴影、大依赖性低灰度级强度),最终构建出感染性结石发生的列线图预测模型。校正曲线表明该研究构建的模型符合度较好。

本研究结果表明,在临床治疗前因素中,女性和尿碱性是预测感染性结石的独立危险因素,尿碱性的女性病人,其发生感染性结石的可能性较其他病人高。Yongzhi L等人^[14]对866例尿路结石病人进行研究,其中178名存在尿路感染的病人中,女性占比高于男性(32.0%和15.8%),他们认为年龄大于60岁的病人更容易被感染。Prochaska M等^[15]认为,51~70岁的女性病人数量多于男性,这可能由绝经后雌激素下降所致。结果可见,尿液偏碱性的女性病人发生感染性结石可能性较大。Ye Z和他的研究团队对中国七个城市搜集的49317名泌尿系结石病人进行大数据分析,发现草酸钙和尿酸结石多见于男性,碳酸磷结石和磷酸镁铵结石在女性病人中更常见^[16]。感染性结石多发生于持续或反复发作

的尿路感染病人,女性病人因尿道较短,上行感染易导致尿路感染的发生。

尿素是人体尿液的正常成分,尿液中的尿素在尿素酶的催化下分解为二氧化碳和氨,氨经一系列化学反应继续分解成铵离子和氢氧根离子,氢氧根离子的增多直接导致尿液偏碱性,相应的,pH值出现增高迹象。产尿素酶微生物的存在对上述反应起“正向催化”作用,使尿液pH值处于偏碱性的范围。反之,pH值较高又会使结石溶解度降低,加速了感染性结石的形成。汪健^[17]认为,尿pH值升高会促进金属盐在尿液中逐渐达到饱和,磷酸镁铵等感染性结石成分的溶解度降低,最终导致其结晶析出进一步形成结石。

模型中2个影像组学特征,glcm-Cluster Shade又叫群集阴影,是表示偏度和均匀性的量度,可能和结石的褶皱程度相关(褶皱处与光线形成反射阴影),越粗糙,值越大,表示三维空间内越不对称。笔者认为这可能是由感染性结石内部存在分层现象,造成结石内部密度不均匀。gldm-Large Dependence Low Gray Level Emphasis又叫大依赖性低灰度级强度,可测量出具有较低灰度值的联合分布。感染性结石三维空间内部密度不均,与含钙量多的草酸钙结石相比,其灰度值较低。该值可以测量出结石低灰度值的分布情况,较高的值表示图像中低灰度值的浓度更大。二者均由手动勾画VOI,再由PyRadiomics语言分析包计算得出。

精准医疗的推广推动了疾病靶向治疗研究的进一步深入,提取疾病的个体特征是精准医疗发展的前提。在这一基础上,“组学”应运而生。其中影像组学使用最广泛,它是基于放射成像,借助特定算法提取多个放射标记。影像组学通过计算机辅助诊断技术将MRI、CT等影像中的特征转化为可量化的数据,用客观的数字间接表达抽象的影像特征,并对提取到的数据进行分析,最终建立预测模型。目前,影像组学已被用于肿瘤良恶性鉴别、术后生存期预测及术前淋巴结转移等。随着影像学检查技术在临床工作中的不断完善,针对泌尿系结石成分的无创分析研究也越来越多见。通过对病人泌尿系结石的成分分析,有助于选择个体化治疗方式,并对病人预后及结石预防具有指导意义。Tailly等^[18]通过收集尿液沉积物进行化学分析,并提出可以根据结石的放射性特征来预测结石成分。刘杰琼、王斌^[19]认为虽然螺旋CT通过测量CT值预测结石成分存在较大误差,而在纯结石的分析中,双源双能量CT准确率要明显优于螺旋CT。有相关研究表明,光子计数探测器和双源CT均有助于鉴别结石成分,而且前者能够在一定程度上区分草酸钙结石和碳酸磷结石^[20-22]。

术前预测结石成分有助于改善手术病人预后并在一定程度上减缓结石复发进程。对于最常见的草酸钙结石,口服草酸降解酶,在胃肠中降解草酸,可降低人体对草酸的吸收从而降低尿液中草酸盐浓度,减少结石形成^[23]。尿酸结石病人,可通过控制血尿酸水平、碱化尿液和避免高嘌呤饮食来预防结石^[24]。对于感染性结石病人,需要控制尿路感染,并防止出现尿pH值较高的情况,创造不利于感染性结石结晶析出的条件。对于手术方式的选择,PCNL常用于治疗肾结石,但术后感染和出血在临床中较常见。因此郑奇传等^[25]认为输尿管软镜联合钬激光碎石可以避免PCNL带来的出血、肾组织损伤、肾萎缩等风险。

本研究使用影像组学特征变量结合临床治疗前因素进行分析,一方面,其具有无创和可重复性的特点,不受病人个体影响。另一方面,使用计算机辅助诊断技术对患者影像图片进行信息提取及分析,构建预测模型,绘制列线图,可以辅助临床医师读取无法用肉眼识别的影像信息。因此,影像组学具有巨大的临床应用潜力,有较高的实用性,是精准医学的重要手段。

4 结论

综上所述,本研究显示女性、尿碱性及影像组学特征(群集阴影、大依赖性低灰度级强度)是术前预测感染性结石的相关因素,在此基础上绘制的列线图使用简便,可用于协助临床医师评估感染性结石患者的发生风险,并制定出适合患者的诊疗方案,降低术后感染风险,保障手术过程的顺利进行,并能提供针对性强的建议预防结石复发。但本研究仍存在变量多、样本量少的局限性,需要更大样本量的分析进一步完善研究。

参考文献

- [1] VASUDEVAN V, SAMSON P, SMITH AD, et al. The genetic framework for development of nephrolithiasis [J]. *Asian J Urol*, 2017, 4(1): 18-26.
- [2] LUDWIG WW, MATLAGA BR. Urinary stone disease: diagnosis, medical therapy, and surgical management [J]. *Med Clin North Am*, 2018, 102(2): 265-277.
- [3] ZENG G, MAI Z, XIA S, et al. Prevalence of kidney stones in China: an ultrasonography based cross-sectional study [J]. *BJU Int*, 2017, 120(1): 109-116.
- [4] 徐磊, 鲁继东, 梁亮, 等. CT平扫及冠状位重建对泌尿系结石的诊断价值[J]. *中国临床医学*, 2019, 26(4): 611-614.
- [5] 叶章群, 刘浩然. 泌尿系结石的诊断治疗进展[J]. *临床外科杂志*, 2017, 25(2): 85-88.
- [6] GRIETHUYSEN JMVAN, FEDOROV A, PARMAR C, et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype [J/OL]. *Cancer Res*, 2017, 77 (21): e104-e107. DOI: 10.1158/0008-5472.CAN-17-0339.
- [7] 董建民, 刘建新. 基于PyRadiomics的医疗影像纹理获取原型系统集成[J]. *软件导刊*, 2020, 19(7): 223-226.
- [8] VILJOEN A, CHAUDHRY R, BYCROFT J. Renal stones [J]. *Ann Clin Biochem*, 2019, 56(1): 15-27.
- [9] FONTENELLE LF, SARTI TD. Kidney Stones: Treatment and Prevention [J]. *Am Fam Physician*, 2019, 99(8): 490-496.
- [10] CHUANG TF, HUNG HC, LI SF, et al. Risk of chronic kidney disease in patients with kidney stones—a nationwide cohort study [J]. *BMC Nephrol*, 2020, 21(1): 292.
- [11] TRINCHIERI A, MONTANARI E. Prevalence of renal uric acid stones in the adult [J]. *Urolithiasis*, 2017, 45(6): 553-562.
- [12] LIU Y, JIN X, HONG HG, et al. The relationship between gut microbiota and short chain fatty acids in the renal calcium oxalate stones disease [J]. *FASEB J*, 2020, 34(8): 11200-11214.
- [13] PRYWER J, TORZEWSKA A. Aggregation of poorly crystalline and amorphous components of infectious urinary stones is mediated by bacterial lipopolysaccharide [J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 17061.
- [14] YONGZHI L, SHI Y, JIA L, et al. Risk factors for urinary tract infection in patients with urolithiasis—primary report of a single center cohort [J]. *BMC Urol*, 2018, 18(1): 45.
- [15] PROCHASKA M, TAYLOR EN, CURHAN G. Menopause and Risk of Kidney Stones [J]. *J Urol*, 2018, 200(4): 823-828.
- [16] YE Z, ZENG G, YANG H, et al. The status and characteristics of urinary stone composition in China [J]. *BJU Int*, 2020, 125(6): 801-809.
- [17] 汪建. 从健康人尿液结晶形成条件探寻尿石症产生原因[J]. *现代泌尿外科杂志*, 2016, 21(2): 143-146.
- [18] TAILLY T, LARISH Y, NADEAU B, et al. Combining mean and standard deviation of hounsfield unit measurements from preoperative CT allows more accurate prediction of urinary stone composition than mean hounsfield units alone [J]. *J Endourol*, 2016, 30(4): 453-459.
- [19] 刘杰琼, 王斌. 双源CT双能量结石成分分析法与CT值测量法评估泌尿系结石成分对比研究[J]. *影像研究与医学应用*, 2019, 3(5): 59-61.
- [20] FERRERO A, GUTJAHR R, HALAWEISH A F, et al. Characterization of urinary stone composition by use of whole-body, photon-counting detector CT [J]. *Acad Radiol*, 2018, 25(10): 1270-1276.
- [21] GROBE HOKAMP N, LENNARTZ S, SALEM J, et al. Dose independent characterization of renal stones by means of dual energy computed tomography and machine learning: an ex-vivo study [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(3): 1397-1404.
- [22] MARCUS R P, FLETCHER J G, FERRERO A, et al. Detection and characterization of renal stones by using photon-counting-based CT [J]. *Radiology*, 2018, 289(2): 436-442.
- [23] ANBAZHAGAN K, SASIKUMAR P, GOMATHI S, et al. In vitro degradation of oxalate by recombinant *Lactobacillus plantarum* expressing heterologous oxalate decarboxylase [J]. *J Appl Microbiol*, 2013, 115(3): 880-887.
- [24] HEILBERG IP. Treatment of patients with uric acid stones [J]. *Urolithiasis*, 2016, 44(1): 57-63.
- [25] 郑奇传, 蒋堃, 邵恩明, 等. 电子输尿管软镜联合钬激光治疗肾结石160例临床分析[J]. *安徽医药*, 2019, 23(5): 949-951.

(收稿日期: 2020-12-25, 修回日期: 2021-01-19)