

CT 和 AI 技术预测泌尿系结石成分的研究进展*

杨斌¹ 汪道琦¹ 周元¹ 周桂明¹ 万川平¹ 徐金铭¹ 刘建和¹

[摘要] 尿石症是泌尿外科最常见的一种疾病,且患病率逐年增长。因此,对结石的诊断、治疗、预防成为泌尿外科医生主要的工作。结石成分的分析结果通常在术后才能获得,这对个性化治疗方案的选择无明显益处。过去,国内外学者主要使用结石的 CT 值、有效原子序数或双能量比等参数在体内外区分结石成分。近 5 年,越来越多的研究者利用分类算法、神经网络或预测模型判断结石的成分及性质,其预测的效率及准确性均较前显著提升。本文综述了电子计算机断层扫描和人工智能技术预测泌尿系结石成分的研究进展。

[关键词] 泌尿系结石;结石成分;预测;电子计算机断层扫描;人工智能

DOI:10.13201/j.issn.1001-1420.2023.02.013

[中图分类号] R691.4 **[文献标志码]** A

Research advances of CT and AI technology in predicting the composition of urinary calculi

YANG Bin WANG Daoqi ZHOU Yuan ZHOU Guiming WAN Chuanping
XU Jinming LIU Jianhe

(Department of Urology, Second Affiliated Hospital of Kunming Medical University, Kunming, 650101, China)

Corresponding author: LIU Jianhe, E-mail: 972306000@qq.com

Abstract Urolithiasis is one of the most common diseases in urology, and the prevalence rate is increasing year by year. Therefore, the diagnosis, treatment and prevention of stones has become a major task for urologists. The results of stone composition analysis are usually not available until surgery, which does not provide any significant benefit in the selection of individual treatment plans. In the past, scholars at home and abroad mainly used parameters such as CT value, effective atomic number or dual energy ratio of stones to differentiate stone composition in vivo and ex vivo. In the last five years, an increasing number of researchers have used classification algorithms, neural networks or predictive models to determine the composition and nature of stones, and their predictions have become significantly more efficient and accurate than before. This paper reviews the progress of research in predicting the composition of urinary stones by using computed tomography (CT) and artificial intelligence (AI) techniques.

Key words urinary calculi; stone composition; prediction; computed tomography; artificial intelligence

尿石症(Urolithiasis)是全球最常见的泌尿外科疾病之一,严重威胁全民健康。随着人们生活方式的改变及诊疗技术的提升,全球尿石症的患病率在逐年增长^[1]。中国的尿石症发病率为 1%~5%,南方地区高达 5%~10%,其 5~10 年内复发率约为 50%,20 年内复发率约 75%^[2]。

目前,非增强 CT(non-contrast CT, NCCT)是诊断尿石症的金标准,在指导临床诊疗方面有着不可替代的地位^[3-4],但其尚不能直接区分结石成分。临床医生根据结石大小和位置选择相应的治疗方

式。术后常采用红外光谱法^[5]、X 线衍射^[6-7]或偏光显微镜等对结石碎片进行成分分析。欧洲泌尿外科协会(European Association of Urology, EAU)将结石成分分为草酸钙(calcium oxalate, CaOx)、磷酸钙(calcium phosphate, CaP)、磷酸镁铵、尿酸铵、碳酸磷灰石、尿酸(uric acid, UA)、胱氨酸、黄嘌呤、2,8-二羟腺嘌呤和混合性等。草酸钙结石主要包括一水草酸钙结石(calcium oxalate monohydrate, COM)、二水草酸钙结石(calcium oxalate dihydrate, COD)^[8]。大约全球 80%的肾结石是由 CaOx 和 CaP 混合而成,由 UA、鸟粪石和胱氨酸组成的结石也很常见,分别约占结石的 9%、10%和 1%^[9]。

*基金项目:国家自然科学基金项目(No:82060137)

¹昆明医科大学第二附属医院泌尿外科(昆明,650101)

通信作者:刘建和, E-mail:972306000@qq.com

在多数情况下,结石成分在术后才准确判定。由于术前对结石成分预测不足,导致部分结石被错误选择治疗方式,加重患者经济负担的同时也造成了医疗资源的浪费。纯 UA 结石和胱氨酸结石可通过尿液碱化以促进溶解的方式进行治疗,UA 结石者可以用尿碱化或脲酶抑制剂治疗,胱氨酸结石者可以接受硫酸结合剂和尿碱化的药物治疗(化学溶解作为初始治疗显示可溶解 70%~80% 的结石)^[10];CaOx、碳酸钙、CaP 结石结构致密、质硬,体外冲击波碎石(extracorporeal shock wave lithotripsy,ESWL)疗效不佳,往往需要腔内碎石^[11];感染性结石(如鸟粪石)若术前充分抗感染治疗,将极大地减低脓毒症等危险并发症的发生概率等^[12-13]。

因此,术前预测泌尿系统结石成分将对术前选择术式、明确病因及降低复发率等提供有力参考^[8,14-15]。

1 单源 CT 区分泌尿系结石成分

CT 是利用精确准直的 X 线束、 γ 射线、超声波等,与灵敏度极高的探测器一同围绕人体的某一部位作连续的断面扫描,具有扫描时间短,图像清晰等特点,这种方法的优点是提供了快速评估,对患者的住院时间或发病率没有显著影响^[16]。一些研究已经试图建立一种基于影像学检查的方法来区分尿结石成分。我们对近 20 年 CT 应用在尿石症疾病的研究分析发现,包括使用最多的结石的 CT 值和衰减/尺寸比预测结石成分^[17-22],以及有效原子序数(effective atomic number,Zeff)等^[23-28]作为预测的指标。

1.1 结石 CT 值

Nakada 等^[17]发现衰减/大小比较结石 CT 值更具预测价值。UA 结石[平均(344±152)HU]和 CaOx 结石[平均(652±490)HU]的 CT 值之间存在显著差异。当衰减/尺寸比截断值大于 80 时,结石成分主要是 CaOx。陈志强等^[18]使用螺旋 CT 扫描 30 例结石样本,测定其 CT 值并比较各成分结石之间的差异。结果显示:单一成分结石的 CT 值由高到低依次为 CaOx[(1890±100)HU]、CaP [(1382±74)HU]、胱氨酸[(1089±22)HU]、磷酸镁铵[(674±37)HU]和 UA[(148±88)HU]。研究证明结石的 CT 值可区分单一成分结石;混合成分的结石 CT 值在相应单一成分结石之间。Celik 等^[19]研究结石 CT 值的最大值(HU_{max})、最小值(HU_{min})和平均值(HU_{ave})、差值(HU_{diff})对结石成分的预测价值,发现 HU_{diff} 和 HU_{ave} 是结石复杂性的显著预测因子。HU_{diff} 和 HU_{ave} 的截断值分别为 341.5HU 和 1051.5 HU,当 HU_{diff} < 341.5 HU 时为单一成分结石的灵敏度为 81.8%,特异度为 67.2%。

国内外的较多学者也研究结石 CT 值对 UA

结石的区分效果。如李炯明等^[20]证实 HU_{ave} < 500 HU 时鉴别 UA 结石的灵敏度为 92.31%,特异度为 96.53%。Liden^[21]利用 CT 平扫图像及拉普拉斯(Laplacian,Lapl)滤波图像中的结石 CT 值和峰值点拉普拉斯(peak point Laplacian,ppLapl)截断值的组合,建立了预测纯 UA 结石的分类方法。其灵敏度为 95%,特异度为 99%,与双能量 CT 方法得出的结果没有显著差异。

Lee 等^[22]探讨结石成分与 CT 参数之间的相关性,其中包括结石异质性指数(stone heterogeneity index,SHI)和平均结石密度(mean stone density,MSD)。MSD 定义为在感兴趣区域(region of interest,ROD)的结石 CT 值的平均值,SHI 定义为在同一感兴趣区域的结石 CT 值的标准差。结果显示,UA 结石的 SHI 及 MSD 低于 CaOx 和感染性结石。研究表明 SHI(临界值:140.4 HU)在预测 UA 结石方面优于 MSD(临界值:572.3 HU)。

1.2 有效原子序数

Zeff 指的是某元素对 X 线衰减程度与某一物质相同时,则说明元素有效原子序数就为此化合物^[23]。黄科峰等^[24]使用能谱 CT 的双能量技术扫描从人体内手术取出后放到猪肾的结石并进行能谱分析,发现离体的结石的 Zeff 可以较准确判定 COM、COD、CaP、磷酸氢钙、UA、磷酸铵镁、胱氨酸等结石。Zhang 等^[25]发现 Zeff 可以准确区分 UA 结石并反映混合结石的主要成分。不同类型结石的平均 Zeff:UA 为 7.2;鸟粪石为 9.99;胱氨酸为 11.25;COM 为 13.12。在 2 例混合成分结石患者中,1 例主要成分为 UA(80% UA 和 20% COM)的结石平均 Zeff 为 7.77,另 1 例以 COM 为主要的混合结石(80% COM 和 20% UA)平均 Zeff 为 11.45,与纯 COM 和胱氨酸结石的 Zeff 非常接近或重叠。Blaschko 等^[26]使用结石能谱成像(Gemstone spectral imaging,GSI)查看器记录了结石的 CT 值和 Zeff。各类结石的平均 CT 值:钙质,(1151±308)HU;胱氨酸,(677±64)HU;鸟粪石,(569±63)HU;静脉石,(722±328)HU。Zeff 值为:钙质,13.1±0.7;胱氨酸,11.4±0.3;鸟粪石,10.6±0.3;静脉石,12.0±1.3。最后,将数据分析结果与术后成分分析结果对比发现,Zeff 值在区分尿结石和静脉石时可能比结石 CT 值更有用^[27]。Zeff 值有助于区分钙结石与胱氨酸和鸟粪石,结石 CT 值区分鸟粪石和胱氨酸结石难度较大。周云等^[28]和甘毅等^[29]也研究了 Zeff 值对结石成分的诊断价值,均取得了较好的结果。

2 双源 CT 区分泌尿系结石成分

双源 CT(dual-source CT,DSCT)也被用于鉴别不同的结石成分。在近十几年的临床实践当中,泌尿系的单一成分结石越来越少,95.64%尿石症

患者有几种晶体成分^[30]。DSCT的工作原理是由于不同物质对于不同能量的X线有不同的、特异度的吸收系数。当物质的比例未知时,可以分别利用2种不同能量的X线对物体进行成像,通过类似解线性方程的方法得到物质的构成比例,借助DSCT可以更准确地预测混合结石的成分,这是DSCT与单源CT(single-source CT,SSCT)相比的最大优势^[31]。

2.1 结石CT值

Matlaga等^[32]使用DSCT区分CaOx和CaP、UA以及2种钙化结石。研究者在80kV和140kV两种能源的DSCT扫描后,发现两种能源下CT值的差值和比值均有显著性差异。涂备武等^[33]在对2种能源设置下获得的CT值进行分析后证实DSCT的双能量技术对UA和CaOx的定性有很高的准确性。黎川等^[34]分别测量每枚结石在80kV和140kV成像条件下的CT值、CT值差值和CT值比值,并使用双能量结石分析软件预测结石成分。研究同样证明DSCT能准确区分UA结石、胱氨酸类结石和钙结石,但在区分含钙结石和羟基磷灰石之间以及不同成分的含钙结石尚存在困难。

2.2 双能量参数

Graser等^[11]利用结石的双能量特性,在2种光子能量下测量密度及双能量指数(dual energy index,DEI),并将不同类型的结石做彩色编码,如皮质骨和钙化结石以蓝色,UA结石以红色。张学斌等^[35]证明了DSCT的结石的双能量比(dual energy ratio,DER)能够有效区分结石成分,如UA、草酸盐、磷酸盐和胱氨酸,与红外光谱结石分析结果有较好的一致性。曾宪春等^[36]测量结石CT值,计算CT值差值及DEI,分析结石成分。结果显示双能量扫描区分CaOx、羟基磷灰石的敏感度、特异度和准确性分别为:100.00%、84.60%;85.70%、100.00%;95.18%、97.59%;UA、胱氨酸结石的以上3项均为100%。Zhang等^[37]也发现DECT预测结石主要成分的准确性从高到低为UA、半胱氨酸、CaOx和羟基磷灰石。

考虑到患者所受辐射量的问题,Mahalingam等^[38]使用低剂量(小于1.8mSv)方案的DSCT扫描,同时记录DER、CT值、辐射剂量和图像噪声水平。将此分析结果与FTIRS结果进行比较,发现CT值只能区分UA结石和钙化结石,DER能够可靠地区分UA、鸟粪石、CaOx和CaP,但不能区分COM和COM-COD结石。另外,Mussmann等^[39]也表明低剂量的DECT也具有较高的预测准确率(83%)。

回顾Rudenko等^[40]的研究,DECT的5个指数[结石密度、Zeff、DER、DEI和双能量差(dual

energy difference,DED)]比单一指数显示出更高的诊断准确性。苏鸿林等^[41]使用结石分析图和Zeff值区分UA结石,其具有较高的准确性。蔡磊等^[42]也利用DER、DEI、DED等区分泌尿系结石成分,证明双能量参数有助于区分体内UA结石与含钙结石,及不同类型的含钙结石。

基于以上研究,我们发现利用SSCT的结石CT值以及Zeff值可较准确区分UA、胱氨酸以及钙结石。然而,当SSCT扫描结石时,虽然可以采用瞬间电压切换行不同的能量模式多次扫描,但采集数据时间较长,患者移动产生的人工伪影不可避免,要消除测量引起的误差非常困难。加之,由于电流不可切换,射线量较大,能谱重叠多,其应用受到一定限制,而DSCT则可很好地弥补SSCT的缺陷。另外,我们从SSCT中可获取的信息较少,而DSCT的双能量技术包含更多数据如DER、DEI、DED等,这就使我们可根据数据大小来区分是否为混合结石及识别主要成分,但准确率仍有待提升。

3 AI技术区分泌尿系结石成分

AI是计算机科学中一个发展迅速的分支。它模拟人类认知功能的过程,如以识别问题、分析问题、解决问题等目的通过高计算能力以及先进的机器学习算法和图像处理软件使其能够处理传统模式无法处理的复杂事件^[43]。近几年,不少研究者使用AI技术预测结石成分^[12,44-51]。

3.1 分类算法

2017年,Mannil等^[44]使用标准相机拍摄结石样本图片,根据颜色和纹理通过随机森林(random forest,RF)分类器对其进行分类,其准确率为63%~83%。研究者使用5种常用的机器学习模型分析了每个结石的224个3D-TA特征,包括结石的CT值,以及体重指数(body mass index,BMI)、初始结石大小和皮肤-结石距离(skin-to-stone distance,SSD)等。提取相关因素形成一个数据集,以2/3的数据进行模型推导,1/3进行验证。通过计算AUC(area under the curve,AUC),以评估该分类模型的预测效果。

Sacli等^[45]使用接触探针技术(500MHz至6GHz之间,间隔100MHz)收集肾结石介电特性的测量数据,然后用广义的牛顿拉夫森(Newton-Raphson)方法将Cole-Cole参数拟合到测量的介电特性上,根据其Cole-Cole参数将结石分为CaOx、胱氨酸或鸟粪石。最后,使用最邻近(k-nearest neighbors)机器学习算法,选取10个近邻进行分类,其预测准确率达98.17%。

Zhang等^[46]对结石进行CT扫描及纹理分析(CT texture analysis,CTTA)。在分析出具有显著差异的纹理参数后,再用这些参数训练支持向量

机(support vector machines, SVM)分类器。研究发现,与非 UA 结石相比,UA 结石在未过滤和过滤纹理尺度上的平均值、标准差和正像素均值显著较低,但峰值较高。以红外光谱分析结果验证,纹理特征对区分 UA 和非 UA 结石的平均 SVM 准确率在 88%~92%。国内也有文献报道,高亚明等^[47]将二维及三维的结石 CT 图像进行预处理,人工勾画出 ROI 区域,再对其进行特征的提取。同时对比了不同的算法和分类器,最后使用 mRMR 算法并结合 RBF-SVM 分类器,发现预测纯 CaOx 和 UA 成分,准确率和 AUC 分别达到 81.76%和 89.03%。

3.2 自然语言处理

在从电子健康记录(electronic health record, EHR)存储库中挖掘与结石成分相关指标的一种自然语言处理(nature language processing, NLP)算法的实用性的研究中,Bejan 等^[48]使用已被训练的 StoneX 挖掘了 1.25 亿多条记录,发现对 COM、COD、鸟粪石、CaP 的阳性预测值(positive prediction value, PPV)大于 90%。

3.3 深度卷积神经网络

Fitri 等^[49]研究设计了基于显微 CT(micro-CT)图像凭借优化超参数后的卷积神经网络(convolutional network, CNN)开发的可自动将结石分类的模型,这种体外自动分类办法的验证精度为 0.9852。训练后的 CNN 模型的测试精度高达 0.9959,分类误差为 1.2%。Black 等^[50]将 Res-Net-101 作为分类模型应用于每个图像,再使用留一交叉法(leave-one out)验证该模型的准确性,其预测的 AUC 为 0.92~0.95。

3.4 临床预测模型

Kazemi 等^[51]首先提取出每位患者的 42 项数据,再使用 Weka 软件对收集起来的数据进行分析,并用数据挖掘模型来制作预测模型。另外,也用了基于集成学习的模型来提高每种算法的精度,最终找到了早期检测肾结石类型的精准模型,准确率为 97.1%。在纳入本篇综述的文献中,包含 Zheng 等^[12]开发的一种术前预测感染性结石的放射组学模型,他们在每例患者的 NCCT 图像中均提取 1316 个放射组学特征,所有患者被分为训练集、内部验证集和 2 个外部验证集。在训练集中,基于最小绝对收缩和选择算法(Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)建立了一个包含 24 个放射组学特征、尿液中产脲酶细菌和尿液 pH 值的预测感染性结石的放射组学模型。

NLP 能通过计算机快速识别并处理大量信息,可以将其输出为我们所需要的数据。同样,计算机视觉为机器学习提供特定图像的大数据集从而获取图像的细节,这可在诊断成像中起到极大辅

助作用。然而,对图像这类高维的数据使用 CNN, 能实现特征的自动提取,而且还能对其进行分类。整个医疗保健文书都在向电子记录转变,对于预测模型及分类算法来说,这使得大量数据可以随时用于机器学习,从而帮助开发基于计算机的辅助和预测。

4 小结与展望

在临床上,结石成分对尿石症的治疗方式选择、预防复发有着重要的意义^[52-55],但其通常在术后进行。虽然也有将术中相机拍摄的结石图像通过先进的图像处理分析技术来预测结石成分的研究^[50],但术前判定结石类型才会对临床医生选择治疗方式起到重要的作用。因此,术前预测结石成分也成为了研究焦点。例如利用闪烁伪影^[56]和影像学技术(SSCT、DSCT)^[17-42],以及各种 AI 技术(分类器、深度学习)等区分结石成分^[12,42-49]。

基于不同研究方法,SSCT 预测结石成分的灵敏度为 81.8%~95.0%,特异度为 67.2%~99.0%。UA、胱氨酸和钙质结石预测的准确率可接近 100%。DSCT 预测结石成分的准确性为 80%~100%。双能成像可以同时获取不同的图像数据集,从而更准确地评估结石的化学成分^[57]。以红外光谱分析结果为标准,DSCT 还可识别出混合成分结石的主要成分,准确性较高^[56-59];虽然使用 2 种 X 线管的 DSCT 已被证明在区分结石所有类型方面有效^[31],但是这种检查明显会因医院等级差异受到条件限制,所以其在临床实践中的应用有限^[16]。通过本文系统分析,我们发现很多研究者将结石 CT 值作为主要预测因子,尤其在 UA、胱氨酸、钙结石上表现出其很好的预测效果^[17-22,32-34,36]。即使结石 CT 值在预测混合结石成分上的作用有限,但却具有快速、简便、价廉、无创的特点^[57]。

AI 技术在改善或至少快速模拟传统决策过程方面展现出较大的优势,如预测结石成分显示出更高的灵敏度、特异度和准确性,总体准确性为 87.5%~99.59%。其次,我们发现 AI 技术术前预测结石成分的研究队列普遍较大,原因可能与它的特性有关:①能够短时间内处理海量数据;②数据量越多,预测越精准。然而,报告的高准确率有可能是因为无法准确捕获一般人群的异质性而高估或过度拟合训练数据^[60-62]。加之,目前预测模型的临床应用转化率低,且大部分基于回顾性数据而构建与内部数据验证,所以这些算法仍缺乏可重复性和普遍性^[43]。但是,AI 技术已逐渐成为预测结石成分的主要研究方法,它的明显优势将在我们未来的临床研究中发挥重要作用^[26,48-52]。

尿石症被认为是一种多因素疾病,年龄和性别是结石成分的重要决定因素。在未来,临床医生可

会遇到更多的UA、钙质和磷酸镁铵结石和更少的CaOx结石^[63],而因不同治疗方式带来的结果影响较大的是UA结石、胱氨酸结石、感染性结石、CaOx结石^[12,60,64-65],其他成分的结石次之。因此,针对以上4种结石成分术前预测,可能会对临床决策更有指导意义。

鉴于全球结石患病率不断升高,而造成泌尿外科医生高强度工作的情况,本文建议可尝试研究以下非侵入性方法预测结石成分,具体步骤如下:首先,基于传统影像学检查或实验室检查及临床特征,提取众多结石相关因素,如年龄、性别、BMI、结石CT值、结石大小、UA、尿培养、尿白细胞、尿pH等,从而获得一个丰富的数据集;再将其提供给AI学习,分析得出预测因子,由此构建数据模型,并对其进行验证。最后,将此模型的预测结果与结石的化学分析对比,若预测模型验证达到理想效果,便可将其应用到临床实践上。从而,在术前选择对患者更加人性化的治疗方式,优化尿石症疾病的管理,缓解患者经济负担和医疗资源浪费。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Hokamp NG, 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.
- [2] Eisner BH, Goldfarb DS. A nomogram for the prediction of kidney stone recurrence[J]. *J Am Soc Nephrol*, 2014, 25(12):2685-2687.
- [3] Espinosa-Ortiz EJ, Eisner BH, Lange D, et al. Current insights into the mechanisms and management of infection stones[J]. *Nat Rev Urol*, 2019, 16(1):35-53.
- [4] Kang DH, Cho KS, Ham WS, et al. Ureteral stenting can be a negative predictor for successful outcome following shock wave lithotripsy in patients with ureteral stones[J]. *Investig Clin Urol*, 2016, 57(6):408-416.
- [5] Chatterjee P, Chakraborty A, Mukherjee AK. Phase composition and morphological characterization of human kidney stones using IR spectroscopy, scanning electron microscopy and X-ray Rietveld analysis[J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2018, 200:33-42.
- [6] Batchelar DL, Chun SS, Wollin TA, et al. Predicting urinary stone composition using X-ray coherent scatter: a novel technique with potential clinical applications[J]. *J Urol*, 2002, 168(1):260-265.
- [7] Hidas G, Eliahou R, Duvdevani M, et al. Determination of renal stone composition with dual-energy CT: in vivo analysis and comparison with x-ray diffraction[J]. *Radiology*, 2010, 257(2):394-401.
- [8] Türk C, Petrik A, Sarica K, et al. EAU guidelines on diagnosis and conservative management of urolithiasis[J]. *Eur Urol*, 2016, 69(3):468-474.
- [9] Evan AP. Physiopathology and etiology of stone formation in the kidney and the urinary tract[J]. *Pediatr Nephrol*, 2010, 25(5):831-841.
- [10] Moran ME, Abrahams HM, Burday DE, et al. Utility of oral dissolution therapy in the management of referred patients with secondarily treated uric acid stones[J]. *Urology*, 2002, 59(2):206-210.
- [11] Graser A, Johnson TR, Bader M, et al. Dual energy CT characterization of urinary calculi: initial in vitro and clinical experience[J]. *Invest Radiol*, 2008, 43(2):112-119.
- [12] Zheng J, Yu H, Batur J, et al. A multicenter study to develop a non-invasive radiomic model to identify urinary infection stone in vivo using machine-learning[J]. *Kidney Int*, 2021, 100(4):870-880.
- [13] 苏晓伟, 王大明, 丁德茂, 等. 感染性结石的相关临床易感因素研究[J]. *临床泌尿外科杂志*, 2021, 36(4):284-287.
- [14] 张艳, 李纲. 全体积CT纹理分析在泌尿系结石的临床应用研究[J]. *中华泌尿外科杂志*, 2021, 36(7):543-548.
- [15] Yilmaz S, Sindel T, Arslan G, et al. Renal colic: comparison of spiral CT, US and IVU in the detection of ureteral calculi[J]. *Eur Radiol*, 1998, 8(2):212-217.
- [16] Harrington K, Torreggiani W. CT analysis of renal stone composition: a novel and non invasive method to analyse stones[J]. *Ir Med J*, 2014, 107(3):69.
- [17] Nakada SY, Hoff DG, Attai S, et al. Determination of stone composition by noncontrast spiral computed tomography in the clinical setting[J]. *Urology*, 2000, 55(6):816-819.
- [18] 陈志强, 周哲, 叶章群, 等. 螺旋CT判定尿结石成分的体外研究[J]. *中华泌尿外科杂志*, 2021, 36(10):35-37.
- [19] Celik S, Sefik E, Basmaci I, et al. A novel method for prediction of stone composition: the average and difference of Hounsfield units and their cut-off values[J]. *Int Urol Nephrol*, 2018, 50(8):1397-1405.
- [20] 李炯明, 王光, 刘建和, 等. 螺旋CT扫描预测上尿路结石成分的体内研究[J]. *中华泌尿外科杂志*, 2021, 36(2):98-100.
- [21] Lidén M. A new method for predicting uric acid composition in urinary stones using routine single-energy CT[J]. *Urolithiasis*, 2018, 46(4):325-332.
- [22] Lee JS, Cho KS, Lee SH, et al. Stone heterogeneity index on single-energy noncontrast computed tomography can be a positive predictor of urinary stone composition[J]. *PLoS One*, 2018, 13(4):e0193945.
- [23] 汝建, 康露, 向映光, 等. 宝石能谱CT GSI成像和常规成像在上腹部应用价值的对比研究[J]. *现代生物医学进展*, 2018, 18(15):2930-2933, 2941.
- [24] 黄科峰, 周宝成, 黄金山, 等. 能谱CT有效平均原子

- 序数对离体尿路结石成分分析的前瞻性研究[J]. 临床军医杂志, 2011, 39(4): 615-617, 816.
- [25] Zhang S, Huang Y, Wu W, et al. Trends in urinary stone composition in 23, 182 stone analyses from 2011 to 2019: a high-volume center study in China [J]. *World J Urol*, 2021, 39(9): 3599-3605.
- [26] Blaschko SD, Miller J, Chi T, et al. Microcomposition of human urinary calculi using advanced imaging techniques[J]. *J Urol*, 2013, 189(2): 726-734.
- [27] Ogawa N, Sato S, Ida K, et al. Evaluation of urinary stone composition and differentiation between urinary stones and phleboliths using single-source dual-energy computed tomography[J]. *Acta Med Okayama*, 2017, 71(2): 91-96.
- [28] 周云, 钱钟余. 能谱 CT 有效平均原子序数对尿路结石成分分析[J]. 影像技术, 2014, 26(6): 40-41.
- [29] 甘毅, 徐志锋, 潘爱珍, 等. 能谱 CT 有效原子序数对泌尿系结石成分的诊断价值[J]. 现代医用影像学, 2021, 30(11): 2070-2072.
- [30] Rompsaithong U, Jongjitaree K, Korpraphong P, et al. Characterization of renal stone composition by using fast kilovoltage switching dual-energy computed tomography compared to laboratory stone analysis: a pilot study[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2019, 44(3): 1027-1032.
- [31] Bonatti M, Lombardo F, Zamboni GA, et al. Renal stones composition in vivo determination: comparison between 100/Sn140 kV dual-energy CT and 120 kV single-energy CT[J]. *Urolithiasis*, 2017, 45(3): 255-261.
- [32] Matlaga BR, Kawamoto S, Fishman E. Dual source computed tomography: a novel technique to determine stone composition[J]. *Urology*, 2008, 72(5): 1164-1168.
- [33] 涂备武, 周洁, 李惠民, 等. 泌尿系结石成分的体内双源双能量 CT 分析[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2013, 19(1): 57-60.
- [34] 黎川, 傅强, 梁勇, 等. 双源 CT 预测泌尿系统结石化学成分的临床价值[J]. 第三军医大学学报, 2015, 37(6): 568-572.
- [35] 张学斌, 李汉忠, 孙昊, 等. 双源 CT 体内预测尿路结石成分的临床应用研究(附 40 例报告)[J]. 临床泌尿外科杂志, 2021, 36(2): 93-96.
- [36] 曾宪春, 江杰, 吴莉, 等. 双源 CT 双能量成像体外分析泌尿系结石成分[J]. 中国医学影像学杂志, 2015, 23(2): 96-99.
- [37] Zhang GM, Sun H, Xue HD, et al. Prospective prediction of the major component of urinary stone composition with dual-source dual-energy CT in vivo[J]. *Clin Radiol*, 2016, 71(11): 1178-1183.
- [38] Mahalingam H, Lal A, Mandal AK, et al. Evaluation of low-dose dual energy computed tomography for in vivo assessment of renal/ureteric calculus composition[J]. *Korean J Urol*, 2015, 56(8): 587-593.
- [39] Mussmann B, Hardy M, Jung H, et al. Can dual energy CT with fast kv-switching determine renal stone composition accurately? [J]. *Acad Radiol*, 2021, 28(3): 333-338.
- [40] Rudenko V, Serova N, Kapanadze L, et al. Dual-energy computed tomography for stone type assessment: a pilot study of dual-energy computed tomography with five indices[J]. *J Endourol*, 2020, 34(9): 893-899.
- [41] 苏鸿林, 吴小辉, 熊晓玲, 等. 双能量能谱 CT 扫描诊断尿路结石成分的临床价值[J]. 实用医技杂志, 2021, 28(8): 990-992.
- [42] 蔡磊, 叶冬晖, 陈剑锋, 等. 双能 CT 在人体泌尿系结石成分分析中的价值[J]. 现代泌尿外科杂志, 2021, 26(7): 578-581.
- [43] Yang B, Veneziano D, Somani BK. Artificial intelligence in the diagnosis, treatment and prevention of urinary stones[J]. *Curr Opin Urol*, 2020, 30(6): 782-787.
- [44] Mannil M, von Spiczak J, Hermanns T, et al. Three-Dimensional texture analysis with machine learning provides incremental predictive information for successful shock wave lithotripsy in patients with kidney stones[J]. *J Urol*, 2018, 200(4): 829-836.
- [45] Saçlı B, Aydınalp C, Cansız G, et al. Microwave dielectric property based classification of renal calculi: Application of a kNN algorithm[J]. *Comput Biol Med*, 2019, 112: 103366.
- [46] Zhang GM, Sun H, Shi B, et al. Uric acid versus non-uric acid urinary stones: differentiation with single energy CT texture analysis[J]. *Clin Radiol*, 2018, 73(9): 792-799.
- [47] 高亚明, 刘兆邦, 陈斌, 等. 基于机器学习的辅助诊断算法在体内尿路结石成分鉴别中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(12): 133-139, 215.
- [48] Bejan CA, Lee DJ, Xu Y, et al. Performance of a natural language processing method to extract stone composition from the electronic health record[J]. *Urology*, 2019, 132: 56-62.
- [49] Fitri LA, Haryanto F, Arimura H, et al. Automated classification of urinary stones based on microcomputed tomography images using convolutional neural network[J]. *Phys Med*, 2020, 78: 201-208.
- [50] Black KM, Law H, Aldoukhi A, et al. Deep learning computer vision algorithm for detecting kidney stone composition[J]. *BJU Int*, 2020, 125(6): 920-924.
- [51] Kazemi Y, Mirroshandel SA. A novel method for predicting kidney stone type using ensemble learning [J]. *Artif Intell Med*, 2018, 84: 117-126.
- [52] 李云鹏, 吕建林. 人工智能技术在泌尿系结石中的应用与展望[J]. 临床泌尿外科杂志, 2022, 37(12): 957-959.
- [53] Fram EB, Sorensen MD, Bird VG, et al. Geographic location is an important determinant of risk factors for stone disease[J]. *Urolithiasis*, 2017, 45(5): 429-

- 433.
- [54] Friedlander JI, Antonelli JA, Pearle MS. Diet: from food to stone[J]. *World J Urol*, 2015, 33(2): 179-185.
- [55] 涂熹,庄稀尧,黄朝友,等. 1495例上尿路结石成分分析单中心研究[J]. *临床泌尿外科杂志*, 2022, 37(5): 364-368.
- [56] Wood BG, Urban MW. Detecting kidney stones using twinkling artifacts: survey of kidney stones with varying composition and size[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2020, 46(1): 156-166.
- [57] Manglaviti G, Tresoldi S, Guerrer CS, et al. In vivo evaluation of the chemical composition of urinary stones using dual-energy CT[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2011, 197(1): W76-83.
- [58] Kaza RK, Platt JF, Cohan RH, et al. Dual-energy CT with single- and dual-source scanners: current applications in evaluating the genitourinary tract[J]. *Radiographics*, 2012, 32(2): 353-369.
- [59] Zhang GM, Sun H, Xue HD, et al. Prospective prediction of the major component of urinary stone composition with dual-source dual-energy CT in vivo[J]. *Clin Radiol*, 2016, 71(11): 1178-1183.
- [60] Li ZX, Jiao GL, Zhou SM, et al. Evaluation of the chemical composition of nephrolithiasis using dual-energy CT in Southern Chinese gout patients[J]. *BMC Nephrol*, 2019, 20(1): 273.
- [61] Ganesan V, Pearle MS. Artificial intelligence in stone disease[J]. *Curr Opin Urol*, 2021, 31(4): 391-396.
- [62] Parakh A, Lee H, Lee JH, et al. Urinary Stone detection on CT images using deep convolutional neural networks: evaluation of model performance and generalization[J]. *Radiol Artif Intell*, 2019, 1(4): e180066.
- [63] Zhang S, Huang Y, Wu W, et al. Trends in urinary stone composition in 23,182 stone analyses from 2011 to 2019: a high-volume center study in China[J]. *World J Urol*, 2021, 39(9): 3599-3605.
- [64] Türk C, Petřik A, Sarica K, et al. EAU guidelines on interventional treatment for urolithiasis[J]. *Eur Urol*, 2016, 69(3): 475-482.
- [65] Torricelli FC, Marchini GS, De S, et al. Predicting urinary stone composition based on single-energy non-contrast computed tomography: the challenge of cystine[J]. *Urology*, 2014, 83(6): 1258-1263.

(收稿日期: 2022-04-20)

(上接第138页)

- [16] Agarwal N. LBA24 Cabozantinib (C) in combination with atezolizumab (A) in patients (pts) with metastatic castration-resistant prostate cancer (mCRPC): Results of expanded cohort 6 of the COSMIC-021 study[J]. *Ann Oncol*, 2021, 32: S1299-S1300.
- [17] Sandhu S. PRINCE: Phase I trial of ¹⁷⁷Lu-PSMA-617 in combination with pembrolizumab in patients with metastatic castration-resistant prostate cancer (mCRPC) [J]. *J Clin Oncol*, 2022, 40(16_suppl): 5017-5017.
- [18] von Amsberg G. Immunotherapy in Advanced Prostate Cancer-Light at the End of the Tunnel? [J]. *Int J Mol Sci*, 2022, 23(5): 111.
- [19] Graff JN. Pembrolizumab (pembro) plus enzalutamide (enza) for enza-resistant metastatic castration-resistant prostate cancer (mCRPC): KEYNOTE-199 cohorts 4-5[J]. *J Clin Oncol*, 2020, 38(6_suppl): 15-15.
- [20] National Comprehensive Cancer Network. Prostate Cancer (Version 4. 2022).
- [21] Petrylak DP, Ratta R, Gafanov R, et al. KEYNOTE-921: Phase III study of pembrolizumab plus docetaxel for metastatic castration-resistant prostate cancer[J]. *Future Oncol*, 2021, 17(25): 3291-3299.
- [22] Graff JN. KEYNOTE-641: a Phase III study of pembrolizumab plus enzalutamide for metastatic castration-resistant prostate cancer[J]. *Future Oncol*, 2021, 17(23): 3017-3026.
- [23] Drake CG. A phase III, randomized, double-blind trial of nivolumab or placebo combined with docetaxel for metastatic castration-resistant prostate cancer (mCRPC; CheckMate 7DX) [J]. *Ann Oncol*, 2020, 31: S546-S546.
- [24] Agarwal N. A Phase III, randomized, open-label study (CONTACT-02) of cabozantinib plus atezolizumab versus second novel hormone therapy in patients with metastatic castration-resistant prostate cancer[J]. *Future Oncol*, 2022, 18(10): 1185-1198.

(收稿日期: 2022-09-19)