

基于深度学习探索 3D MRU 尿路分割的初步研究

奈日乐, 林子楹, 额·图娅, 吴鹏升, 张耀峰, 张晓东, 王霄英

【摘要】 目的:探索基于深度学习在三维磁共振尿路成像(3D MRU)图像上分割尿路的可行性。**方法:**回顾性收集 2021 年 1 月 1 日—2021 年 4 月 30 日本院包含“MRU”检查项目的图像,共 219 例数据纳入本研究。由 2 名影像医生手工勾画双侧肾盂-肾盏、输尿管及膀胱区域,将 219 例数据随机分为训练集(175 例)、调优集(22 例)和测试集(22 例)训练 3D U-net 分割模型。统计 Dice 相似性系数(DSC)和霍夫曼距离(HD)用于自动分割的客观评价,由 2 名影像医生主观评价模型自动分割勾画并应用组内相关系数(ICC)评估主观评分的一致性。**结果:**MRU 分割模型的测试集共 22 个数据,DSC 值均达到 0.70 及以上,右侧输尿管、左侧输尿管、左侧肾盂-肾盏、右侧肾盂-肾盏及膀胱的分割结果 DSC 值分别为 0.81、0.70、0.85、0.95、0.98,HD 值分别为(43.01±41.24) mm、(65.1±66.80) mm、(37.8±52.48) mm、(52.08±69.88) mm、(10.06±20.76) mm。2 位影像医生对测试集的主观评分总分为 29.00±1.68、28.68±1.63,ICC 值为 0.95(95%CI:0.89~0.98)。**结论:**基于深度学习的 3D MRU 尿路自动分割勾画在临床具备可行性,可为后续 MRU 的定位、定量及定性诊断提供基础。

【关键词】 磁共振尿路成像; 尿路; 分割; 深度学习**【中图分类号】** R445.2; R692 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2022)07-0865-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.07.012

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Exploring 3D MRU urinary tract segmentation based on deep learning NAI Ri-le, LIN Zi-ying, E Tu-ya, et al. Department of Radiology, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

【Abstract】 Objective: To explore the feasibility of segmenting the urinary tract on 3D MRU images based on deep learning. **Methods:** The MRU images were retrospectively collected in our hospital, from January 1, 2021, to April 30, 2021. A total of 219 cases of data were included in this study. Two radiologists manually delineated the bilateral renal pelvis-renal calyx, ureter, and bladder regions, and randomly divided 219 cases of data into training set (175 cases), validation set (22 cases), and test set (22 cases). A 3D U-net segmentation model was trained. The Dice similarity coefficient (DSC) and Hausdorff distance (HD) were used for the objective evaluation of automatic segmentation. Two radiologists subjectively evaluated the result of automatic segmentation and compared their consistency. **Results:** There were 22 data in the test set of the MRU segmentation model. The DSC for the right ureter, left ureter, left renal pelvis-renal calyx, right renal pelvis-renal calyx, and bladder were 0.81, 0.70, 0.85, 0.95, and 0.98, respectively. The HD values were (43.01±41.24) mm, (65.1±66.80) mm, (37.8±52.48) mm, (52.08±69.88) mm, and (10.06±20.76) mm, respectively. The subjective score of 2 radiologists on test sets were 29.00±1.68 and 28.68±1.63. The ICC value was 0.95 (95% CI: 0.89~0.98). **Conclusion:** The automatic segmentation of 3D MRU urinary tract based on deep learning is clinically feasible and can provide a basis for the localization, quantitative and qualitative diagnosis of MRU in the future.

【Key words】 Magnetic resonance urography; Urinary tract; Segmentation; Deep learning

在临床上,由于泌尿系统的梗阻使尿液从肾盂排

出障碍导致肾盂肾盏扩张并潴留尿液,统称肾积水。肾积水的原因大多是输尿管的梗阻或压迫所致。成人多是由于肾结石引起或肿瘤压迫所致^[1];在婴幼儿童中,病因最常见于肾盂输尿管连接部狭窄(ureteropelvic junction obstruction, UPJO)^[2]。临床诊断肾积水

作者单位:100034 北京,北京大学第一医院医学影像科(奈日乐、林子楹、额·图娅、张晓东、王霄英);100011 北京,北京赛迈特锐医学科技有限公司(吴鹏升、张耀峰)

作者简介:奈日乐(1995—),男,内蒙古呼伦贝尔人,硕士研究生,住院医师,主要从事泌尿生殖系统的影像诊断工作。

通讯作者:王霄英, E-mail: wangxiaoying@bjmu.edu.cn

有赖于超声、静脉肾盂造影(intravenous pyelography, IVP)、CT 泌尿系成像(computed tomography urography, CTU)、磁共振尿路成像(magnetic resonance urography, MRU)、核素 SPECT 肾动态扫描等影像检查^[3]。IVP、CTU、肾动态扫描等具有电离辐射的潜在危害,MRU 诊断尿路梗阻无需注射对比剂,降低了有创性检查风险,能够帮助医生多方位、无创地观察患者输尿管、肾、膀胱入口段、膀胱壁等局部的情况,清晰呈现梗阻部位以及梗阻导致扩张积水的程度,以便医师准确判断尿路病变征象^[4]。

对尿路梗阻部位的定位、量化及评价梗阻程度时,首先要对三维(3D) MRU 图像中尿路区域进行分割,目前基于深度学习算法对 MRU 尿路的分割在国内外还未见广泛报告。近年来随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术在医学影像领域的临床应用,对于多种疾病的检出、定性诊断和定量评估均呈现出良好的应用前景^[5-7]。本研究的目的是探索使用深度学习方法在 3D MRU 图像上分割全尿路的可行性。

材料与方法

本研究获得了伦理审查委员会的批准(批件号:[2019(170)]),按照本单位人工智能 AI 模型训练规范执行研究方案。

1. 用例定义

根据本单位 AI 训练管理方法定义研发 MRU 尿路分割模型的用例。包括:模型的 ID、临床问题、场景描述、模型在实际工作中的调用流程、模型输入输出数据结构等。

2. 数据收集

回顾性收集本院 PACS 系统中 2021 年 1 月 1 日—2021 年 4 月 30 日包含“MRU”检查项目的图像。纳入标准:①图像中有完整的 3D MRU 序列;②无明显治疗后改变,如手术、造瘘、置管等;③无明显畸形,如重复肾畸形、孤立肾、马蹄肾等。排除标准:①图像质量不佳,有明显的运动伪影或信噪比低;②图像格式无法转换。共纳入符合条件的病例 217 例,219 个 3D MRU 图像,男性 105 例,女性 112 例,年龄 13~90 岁,平均(52.31±18.37)岁。

3. 图像采集参数

全部 MRCP 图像来源于本院 4 台 MR 检查设备(Philips Ingenia 3.0T、Siemens Aera 1.5T、GE Discovery MR790 3.0T 和 GE Discovery MR750 3.0T),均使用 3D 激发 T₂WI 对比的 MRU 序列,冠状薄层扫描。

4. 图像标注

从 PACS 导出的 DICOM 格式批量转换为 NIFTI

(Neuroimaging Informatics Technology Initiative)格式。由两名影像科住院医师利用 ITK-SNAP 软件勾画出双侧肾盂、肾盏、输尿管及膀胱的轮廓。如有明显充盈缺损,应包含充盈缺损的区域。勾画结果经高年资影像医生审查及修改后,作为深度学习分割训练、调优及测试数据的参考勾画。

5. 模型训练

模型训练的硬件为 GPU NVIDIA Tesla P100 16G,软件包括 Python3.6、Pytorch 0.4.1、Opencv、Numpy、SimpleITK 等。采用 3D U-Net 网络训练深度学习模型。将 217 例数据随机分为训练集(train set, n=173)、调优集(validation set, n=22)、测试集(test set, n=22)。输入图像为 3D MRU 图像及 MRU 尿路的标签,输出数据为尿路的自动分割勾画结果(图 1)。

6. 模型评价

客观评价方法:以 Dice 相似性系数(Dice similarity coefficient, DSC)以及霍夫曼距离(Hausdorff distance, HD)值评估测试集尿路自动分割勾画的效果。

主观评价方法:由影像科医师分别对 MRU 尿路分割模型中双侧肾盂-肾盏、输尿管及膀胱的自动分割勾画结果进行主观评价,评价内容包括覆盖率(正确识别区域占比)、超出率(错误识别区域占比)、边缘契合度(与真实边缘相差小于 0.5 mm 视为边缘契合),分段小计为 6 分,总计为 30 分(表 1)。

表 1 MRU 分割模型的主观评价

评价内容/评分	评分标准
覆盖率	
2 分	覆盖几乎全部区域 95% 以上
1 分	覆盖大部分区域 90%~95%
0 分	覆盖部分区域 90% 以下
超出率	
2 分	几乎未超出范围 5% 以下
1 分	少量超出范围 5%~10%
0 分	较多超出范围 10% 以上
边缘契合度	
2 分	95% 以上边缘契合
1 分	90%~95% 边缘契合
0 分	90% 以下边缘契合

7. 统计学分析

采用 SPSS 26.0 及 PRISM 8 软件进行统计学分析,定性资料采用频数表示。定量资料采用 Kolmogorov-Smirnov 进行正态性检验,符合正态分布以($\bar{x} \pm s$)表示,非正态分布采用中位数(上、下四分位数)[M(Q1, Q3)]表示,采用 Wilcoxon 配对检验。应用组内相关系数(intra-class correlation coefficient, ICC)评估两名影像医生主观评分的一致性。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

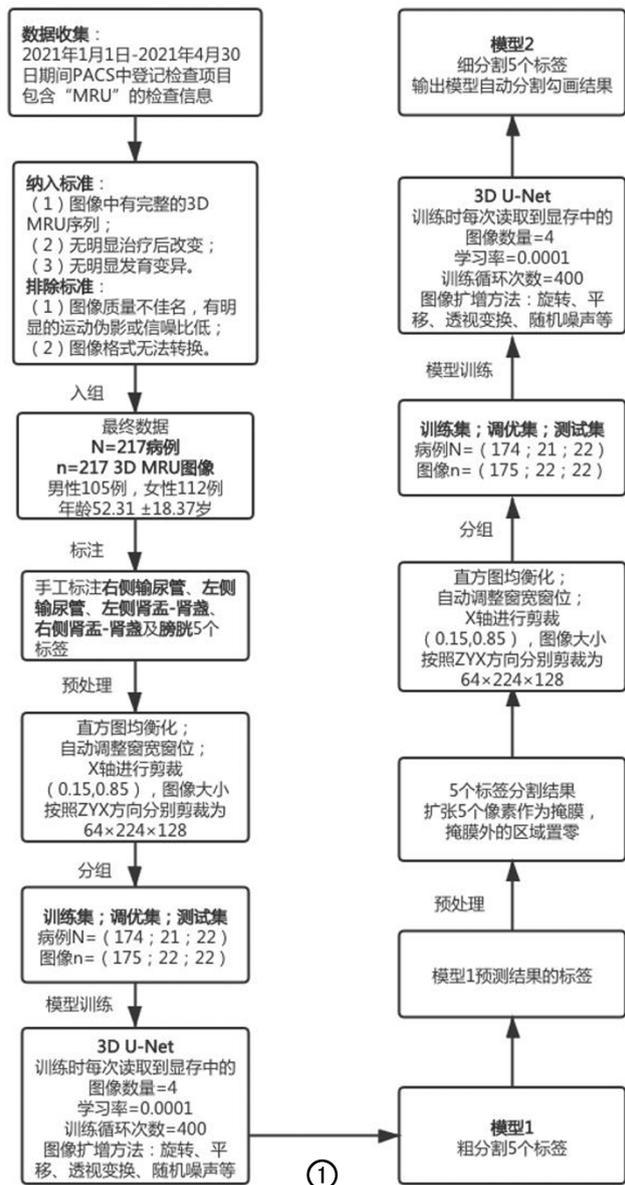


图1 MRU尿路分割模型训练流程图。

结果

1. 客观评价

MRU分割模型对测试集数据的自动分割勾画结果的DSC及HD值见表2。MRU分割模型的测试集共22个数据(图2),DSC值均达到0.70及以上,右侧输尿管、左侧输尿管、左侧肾盂-肾盏、右侧肾盂-肾盏及膀胱的分割结果DSC值分别为0.81、0.70、0.85、0.95、0.98,HD值分别为(43.01±41.24)mm、(65.1±66.80)mm、(37.8±52.48)mm、(52.08±69.88)mm、(10.06±20.76)mm。根据影像报告中是否诊断尿路扩张积水,将测试集分为尿路梗阻和非梗阻两类测试集,其DSC值及HD结果见表2。

2. 主观评价

由两名影像医生对测试集的自动分割勾画结果进行主观评价的得分比例见图3。对MRU尿路自动分割勾画结果的评价中,两名影像医生的主观评价结果差异无统计学意义($P>0.05$)。两名影像医生对测试集分割结果的主观评分ICC值见表3,总分的ICC值为0.95(95%CI:0.89~0.98),分段评价的ICC值见表3。

讨论

训练3D MRU深度学习模型是为了在影像医生诊断泌尿系统疾病时,可以辅助影像医生实现梗阻部位定位、定量、定性诊断并评估梗阻积水程度。影像医生采用3D MRU序列是通过观察尿路中有无明确的充盈缺损,其次有无梗阻导致的扩张积水,最后结合MR其他序列对梗阻原因进行定性诊断。笔者希望模拟影像医生的诊断思路构建一个深度学习模型来帮助影像医生进行诊断,首先需要深度学习模型识别尿路,做到精确的解剖定位,这也是本次探索性实验的目的,

表2 MRU分割模型对测试集数据自动分割勾画结果的准确性评估

部位	测试集(n=22)		尿路梗阻测试集(n=10)		尿路非梗阻测试集(n=12)	
	DSC	HD(mm)	DSC	HD(mm)	DSC	HD(mm)
右侧输尿管	0.81±0.21	43.01±41.24	0.74±0.28	57.55±47.80	0.88±0.08	30.90±29.85
左侧输尿管	0.70±0.27	65.10±66.80	0.70±0.27	74.36±83.99	0.71±0.27	57.38±46.59
左侧肾盂-肾盏	0.85±0.24	37.80±52.48	0.85±0.29	57.72±70.70	0.86±0.20	21.19±16.63
右侧肾盂-肾盏	0.95±0.03	52.08±69.88	0.96±0.02	53.45±60.99	0.93±0.04	50.94±76.48
膀胱	0.98±0.03	10.06±20.76	0.97±0.04	18.39±28.42	0.99±0.00	3.12±3.38

表3 两名影像医生对测试集自动分割勾画结果的主观评价得分及一致性评价

部位	医生1	医生2	P值	ICC值(95%CI)
右侧输尿管	6.00(5.00,6.00)	6.00(5.00,6.00)	1.00	0.77(0.51~0.90)
左侧输尿管	6.00(5.75,6.00)	6.00(6.00,6.00)	0.16	0.84(0.66~0.93)
左侧肾盂-肾盏	6.00(6.00,6.00)	6.00(5.75,6.00)	0.32	0.92(0.82~0.97)
右侧肾盂-肾盏	6.00(6.00,6.00)	6.00(6.00,6.00)	0.16	0.80(0.58~0.91)
膀胱	6.00(6.00,6.00)	6.00(6.00,6.00)	0.32	0.84(0.65~0.93)
总分	29.00(29.00,30.00)	29.00(29.00,30.00)	0.41	0.95(0.89~0.98)

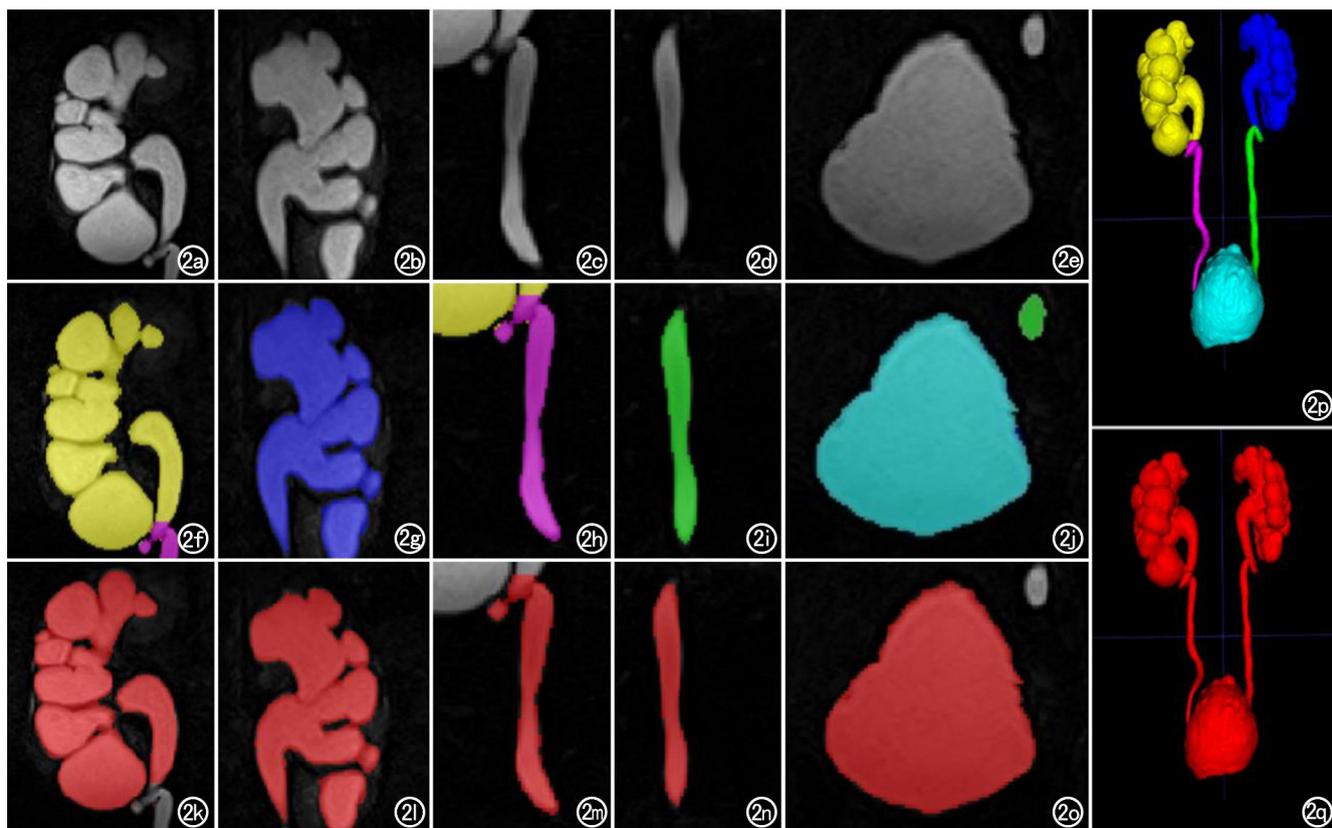


图2 MRU深度学习分割模型预测数据。a、b、c、d、e)分别为3D MRU序列中右侧肾盂-肾盏、左侧肾盂-肾盏、右侧输尿管、左侧输尿管及膀胱的原始图像；f、g、h、i、j)分别为参考勾画；k、l、m、n、o)分别为模型自动分割勾画结果；p)参考勾画的3D图像；q)模型自动分割勾画结果的3D图像。右侧肾盂-肾盏、左侧肾盂-肾盏、右侧输尿管、左侧输尿管及膀胱的DSC值分别为0.91、0.90、0.94、0.97、0.99, HD值分别为9.54mm、10.14mm、16.13mm、2.47mm、1.20mm。两名影像医生的主观评价得分均为30分。

而实验的结果也证明了深度学习模型可以做到尿路的精确分割,不管是在梗阻还是非梗阻的3D MRU图像中,这也为后续MRU的定位、定量及定性诊断提供基础。

本研究通过分割3D MRU序列中尿路影像,以获取完整的尿路,其分割结果的客观评价DSC值及HD

值结果相对令人满意,在全部测试集中DSC值均达到了0.70以上,除左侧输尿管外,均达到了0.80以上。依据影像报告结果将测试集分为了梗阻和非梗阻两类测试集,其DSC值也均达到了0.70以上,说明模型对于梗阻及非梗阻的尿路分割效果均较为理想。膀胱的DSC值高达0.97、0.99,因常规扫描前患者饮水憋尿进

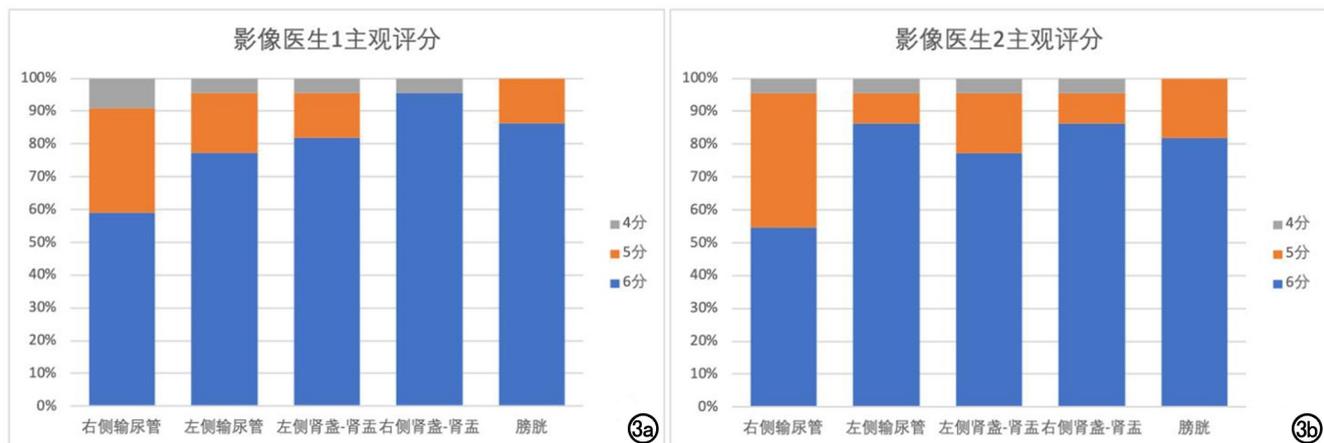


图3 a、b)分别为两名影像医生对测试集(n=22)自动分割勾画结果的主观评分各分数比例,对双侧肾盂-肾盏、输尿管及膀胱的评分最低为4分,最高为6分。

行扫描,膀胱一般都是充盈状态,形态较规则,所以模型分割的效果理想。对于双侧肾盂-肾盏的分割效果也是令人满意的,无论是梗阻还是非梗阻尿路情况,且对于肾盂、输尿管的划分也是准确的。但对于双侧输尿管的分割效果相对较差,分析数据时发现在非梗阻情况下双侧输尿管是不扩张的,有时断续显影或不显影,这无疑加大了模型分割的难度;在梗阻情况下,部分为输尿管内占位,因尿路中缺少尿液成分而导致输尿管显影欠佳;同时在两侧输尿管周围会有肠管,模型误认部分肠管为输尿管,这也导致了分割结果的偏差。在主观评价中两名影像医生对于双侧肾盂-肾盏、输尿管及膀胱的主观评分中位数均达到 6.00,总分中位数均为 29.00,两名影像医生对于模型分割效果是满意的;对两名影像医生评分进行一致性分析,结果显示相对高的一致性,说明两名影像医生的评分结果基本一致,验证了 MRU 分割模型具有较高的可行性和有效性。

人工智能技术已广泛应用于泌尿系疾病如前列腺癌、膀胱癌、肾癌、尿路结石等泌尿疾病的辅助诊断^[8-12],U-Net 深度学习网络已经广泛应用于医学图像的脏器分割^[13-14],但对 MRU 的分割在国内外尚未见广泛报告。本研究为初步探索性研究,其意义是证明了训练深度学习模型在 3D MRU 图像上分割尿路是可行的。本文汇报的模型是一系列 MRU 诊断模型中的起始部分,后续结合 MRU 自动测量程序、MRU 病灶定位模型和病灶分类模型,可以基本实现 MRU 的辅助诊断。上述定量、定性结果及自动截取的关键图像可输入到结构化报告中,由影像科医生审核后发布,有望提高影像科医生的工作效率。另外,尿路梗阻导致扩张积水时,影像医生给予定性的主观评价^[15],借助 3D MRU 图像对尿路自动分割、自动定量测量,可提供更精准的客观评价指标,对患者病情评价和疗效评估价值更高。

本实验存在一定局限性,首先本研究纳入病例为单中心数据,应增加多中心、多设备数据以提升 AI 模型的泛化能力;其次本实验仅限于正常 MRU 图像,未涉及其他临床场景,如先天畸形、术后改变等,未来应扩展更多应用场景,增加不同场景下的数据迭代模型;最后在训练模型时只应用 3D MRU 序列,可以加入更多序列如冠状面 T₂WI 等使模型更加多能,提高模型在实际应用的适用性。

综上所述,本研究验证了基于深度学习的 3D MRU 尿路自动分割勾画在临床实践中的可行性。自

动分割勾画结果与参考勾画具有较好的一致性,影像医生对自动勾画结果的主观评价满意。应用 MRU 尿路分割模型,可为后续 MRU 的定位、定量及定性诊断提供基础。

参考文献:

- [1] 黄群联,韩杰,姜书传,等.成人双肾积水的原因与处理策略(附 109 例报告)[J].临床泌尿外科杂志,2010,25(8):579-580,588.
- [2] Peters Craig A. Congenital ureteropelvic junction obstruction: A pragmatic approach [M]//Lima M, Manzoni G. Pediatric urology: contemporary strategies from fetal life to adolescence. Milano: Springer Milan, 2015: 89-101.
- [3] Hattery RR, King BF. Technique and application of MR urography [J]. Radiology, 1995, 194(1): 25-27.
- [4] Leyendecker JR, Barnes CE, Zagoria RJ. MR urography: techniques and clinical applications [J]. Radiographics, 2008, 28(1): 23-46.
- [5] 刘想,谢辉辉,许玉峰,等. AI 软件自动检出胸部 CT 图像上肋骨骨折的诊断效能研究 [J]. 临床放射学杂志, 2021, 40(7): 1369-1374.
- [6] 王可,姜原,黄嘉豪,等. 基于深度学习 MR 体部脂肪组织的自动分割和定量测量研究 [J]. 放射学实践, 2021, 36(6): 792-798.
- [7] 刘想,韩超,朱丽娜,等. 利用 U-Net 算法分割 DWI 图像上盆腔淋巴结的初步探索 [J]. 临床放射学杂志, 2020, 39(12): 2537-2541.
- [8] Hameed BZ, Dhavileswarapu AVSL, Raza SZ, et al. Artificial intelligence and its impact on urological diseases and management: A comprehensive review of the literature [J]. J Clin Med, 2021, 10(9): 1864.
- [9] 朱丽娜,韩超,刘想,等. U-Net 深度学习网络对 MRI 表观扩散系数图中前列腺癌自动分割及定位的可行性研究 [J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(10): 974-979.
- [10] 崔应谱,孙兆男,刘想,等. 用深度学习和阈值算法自动检出 CT 平扫图像中肾结石的可行性研究 [J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(9): 869-873.
- [11] Xu X, Zhang X, Tian Q, et al. Three-dimensional texture features from intensity and high-order derivative maps for the discrimination between bladder tumors and wall tissues via MRI [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017, 12(4): 645-656.
- [12] Sun XY, Feng QX, Xu X, et al. Radiologic-radiomic machine learning models for differentiation of benign and malignant solid renal masses: comparison with expert-level radiologists [J]. Am J Roentgenol, 2019, 214(1): W44-W54.
- [13] Zhu Y, Wei R, Gao G, et al. Fully automatic segmentation on prostate MRI images based on cascaded fully convolution network [J]. J Magn Reson Imaging, 2019, 49(4): 1149-1156.
- [14] 马明明,姜原,刘义,等. U-Net 深度学习模型对 DCE-MRI 上乳腺肿块自动分割和定位的准确性分析 [J]. 放射学实践, 2020, 35(8): 1030-1036.
- [15] Onen A 2020. Grading of hydronephrosis: an ongoing challenge [J]. Front Pediatr, 2020, 8: 458.

(收稿日期:2021-08-30 修回日期:2021-12-14)