• 临床研究 • doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.03.013 网络首发 https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20241112.0843.004(2024-11-13)

基于深度神经网络的增强 CT 图像肾脏分割 模型的建立*

罗 辉,李 培[△] (宁波市鄞州区第二医院影像科,浙江宁波 315000)

[摘要] 目的 在增强 CT 图像上构建基于深度神经网络的肾脏自动分割模型。方法 收集 2019 年 1 月 至 2022 年 10 月该院 64 例慢性肾脏疾病(CKD)患者的肾脏动脉期图像,根据血肌酐估算肾小球滤过率(eG-FR)将其分为轻度肾损伤组、中度肾损伤组、重度肾损伤组和对照组,每组 16 例。采用 ITK-Snap 软件对图像 进行逐层勾画,勾画区域包括肾实质及肾皮质。将数据集随机分为训练集和测试集,其中训练集 40 例(每组 10 例),测试集为 24 例(每组 6 例),构建肾实质及肾皮质分割模型并验证;比较肾实质容积及皮质容积的分割性 能量化结果;对比 4 组图像测试集和模型 Dice 值,利用该模型定量评价肾实质及肾皮质容积,并评估其准确性。 结果 基于深度神经网络的增强 CT 图像肾脏分割模型对肾实质容积和皮质容积分割性能的量化结果显示,肾 实质 Dice 值为 93.53%,肾皮质 Dice 值为 81.48%。各组图像肾实质容积和肾皮质容积 Dice 值差异无统计学 意义(F=3.467、4.972,P>0.05)。结论 构建的基于深度神经网络的增强 CT 图像肾脏分割模型,能够用于 肾脏实质及皮质的分割,取得的数据可靠。

[关键词] 计算机断层扫描;肾小球滤过率;肾皮质容积;肾实质容积 [中图法分类号] R816.7 [文献标识码] A [文章编号] 1671-8348(2025)03-0630-05

Establishment of a renal cortex and medulla segmentation model in X-ray computed tomography images based on deep neural networks^{*}

LUO Hui ,LI Pei $^{\triangle}$

(Department of Radiology, Ningbo Yinzhou No. 2 Hospital, Ningbo, Zhejiang 315000, China)

[Abstract] Objective To construct an automatic kidney segmentation model based on deep neural network on enhanced CT images. Methods The renal arterial phase images of 64 patients with chronic kidney disease (CKD) were collected from January 2019 to October 2022. According to blood creatinine estimation of glomerular filtration rate (eGFR), they were divided into the mild renal injury group, the moderate renal injury group, the severe renal injury group and the control group, 16 in each group. ITK-Snap software was used to outline the images layer by layer, and the areas outlined were renal parenchyma and renal cortex. The data set was randomly divided into training sets and test sets, including 40 training sets (10 in each group) and 24 test sets (6 in each group). Segmentation models of renal parenchyma and cortex were obtained and verified. The quantification results of renal parenchymal volume and cortical volume segmentation were compared. Four groups of image test sets were compared with the Dice values of the model to discuss the quantitative evaluation of kidney and renal cortex volume with this model, and evaluate its accuracy. **Results** The results of quantification of renal parenchymal volume and cortical volume segmentation performance by enhanced CT kidney segmentation model based on deep neural network showed that the Dice value of renal parenchyma was 93. 53% and that of renal cortex was 81. 48%. There was no significant difference in Dice values of renal parenchymal volume and renal cortex volume among all the groups (F=3.467, 4.972, P>0.05). Conclusion The enhanced CT image kidney segmentation model based on deep neural network established can be used to segment kidney parenchyma and cortex, and the obtained data are reliable.

[Key words] computed tomography; glomerular filtration rate; kidney cortex volume; kidney medulla volume

^{*} 基金项目:2024 年度浙江省基础公益研究计划项目(LY24H160002);2020 年浙江省医药卫生科技计划项目(2020KY896)。 △ 通信作 者,E-mail:lee-pei@126.com。

近年来人工智能(artificial intelligence, AI)在肾 脏领域的应用突飞猛进,尤其是以多层神经网络为特 征的深度学习广泛应用于影像学检查^[1]。AI 的深度 介入大幅度减少了手动勾画所需的时间,使得一次性 分析成千上万的影像资料成为可能,从而为疾病的精 准预测、诊断及预后评估、个体化治疗提供更多信 息^[2]。AI 不仅避免了观察者对于影像特征解读的主 观偏向,还可以深度挖掘并整合影像图像中人眼无法 识别和区分的大量数字化信息,从而提高疾病的诊断 效能。本文构建基于深度神经网络的增强 CT 图像肾 脏自动分割模型,利用该模型定量评价肾实质、肾皮 质容积,并评价其准确性。

1 资料与方法

1.1 一般资料

回顾性收集 2019 年 1 月至 2022 年 10 月本院 64 例临床确诊为慢性肾脏疾病(chronic kindy disease, CKD)患者的临床和影像学资料。其中男 34 例,女 30 例,平均年龄(57.65±4.22)岁。纳入标准:符合肾损 伤标志或 eGFR<60 mL · min⁻¹ · (1.73 m²)⁻¹。排 除标准:(1)图像有严重伪影或其他原因导致图像质 量不达标者;(2)临床资料不全者;(3)存在单侧肾、重 度肾积水、多囊肾、肾脏肿瘤等影响 AI 图像自动分 割。根据 eGFR 慢性肾脏病分期将患者分为轻度肾 损伤组[\geq 90 mL · min⁻¹ · (1.73 m²)⁻¹]、中度肾损 伤组[\leq 30 mL · min⁻¹ · (1.73 m²)⁻¹]、重度肾 损伤组[<30 mL · min⁻¹ · (1.73 m²)⁻¹]、正常组, 每组 16 例。本研究已通过本院伦理委员会批准(审 批号:鄞二伦审 2024 研批 002 号)。

1.2 方法

1.2.1 多排螺旋 CT(multi-slice spiral computed tomography, MSCT)检查

采用 64 排螺旋 CT(美国 GE 公司 OptimaTM), 扫描参数设置为管电压 120 kV,管电流采用自动调整 技术,平均约 200 mAs,螺距 1,转速 0.5 s/转,层厚 5.0 mm,层间距 5.0 mm,FOV 350 mm×350 mm, 矩阵 512×512。使用高压注射器经肘正中静脉注射 非离子型对比剂碘海醇(350 mgI/mL),根据患者体 重调节剂量(1.0~1.5 mgI/kg),总剂量 80~100 mL,注射速率 2.5~3.0 mL/s,后续以同样速率注射 30 mL 生理盐水。采用血管跟踪技术(bolus tracking),将感兴趣区设置为膈面腹主动脉,触发值 120 HU,3 s后开始皮质期扫描,60 s后行髓质期扫描,皮 质期扫描时间 35~40 s。采取仰卧位头先进方式进床, 全腹部扫描范围从膈顶到耻骨联合水平,上腹部扫描范 围从膈顶到双肾下极水平,获得肾皮质期图像。

1.2.2 肾脏 CT 图像手动分割

对采集的 CT 数据集进行人工标注,即对含有肾脏的每一帧扫描图像手动勾画肾脏的实质轮廓和皮质轮廓,并将轮廓转化成二值标签。将肾脏扫描图像

原始数据通过 DICOM 传输到 ITK-Snap3.4.0。由 4 位具有 10 年以上泌尿系统影像诊断经验的放射科医 生对肾脏图像中的肾皮质、肾实质进行手动逐层描 绘。选择动脉期图像,对肾实质、肾皮质手动进行图 像勾画,勾画过程中尽量避开肾囊肿、肾动静脉。提 取并记录肾实质、肾皮质和肾髓质容积。后续由 1 位 具有高级职称的放射科医生对已分割图像进行核查 和纠正,保证每层图像的分割准确度。每个 CT 容积 的最终标准取 4 位专业医生标注的公共集。

1.2.3 基于深度神经网络的 CT 图像肾脏分割模型 建立及数据提取

1.2.3.1 数据预处理

图像扫描切片的分辨率为 512×512,切片数为 61~103,层厚 5.0 mm,层间距 5.0 mm,FOV 350 mm×350 mm,矩阵 512×512,以 DICOM 格式进行 存储。为构建适合于输入 nnUNet 模型的 Nifti 格式 数据,首先利用 dcm2nii(https://www.nitrc.org/ projects/dcm2nii/)将 DICOM 图像转为 Nifti 类型的 图像,随后数据集随机分为训练集和测试集。其中训 练集 40 例(每组 10 例),测试集为 24 例(每组 6 例)。 在训练自动分割模型时,首先对所采集的数据进行 zscore 归一化、体素重采样、非零区域裁剪以规范化输 入。此外,为了增加训练数据的多样性和可靠性,进 一步实施在线式随机数据增广处理,包括随机旋转、 随机镜像翻转、随机加入高斯噪声、随机对比度和亮 度调整、随机低分辨率仿真等操作。

1.2.3.2 基于深度学习的肾脏分割方法

U-Net 是一种高效的神经网络,具有优异的图像 分割性能,广泛应用于医学图像分割^[3-6]。本研究使 用 3D U-Net(U-Net 的改进版本)将 3D 数据纳入其 计算程序。3D U-Net 主要由一个编码器和1个解码 器组成。编码器的作用是逐层提取图像特征,其结构 分为4个阶段,每个阶段包含2个3×3×3的卷积和 一个用 2×2×2 最大池化实现的下采样层,步幅为 2。 每个阶段的输出特征地图尺度减半,而通道维度翻 倍。解码器逐层恢复图像信息,其结构与编码器对 称,也分为4级,每个阶段包含2个3×3×3卷积和1 个由 2×2×2 逆卷积实现的上采样层,步幅为 2。每 个阶段的输出特征图尺度加倍,而通道维数减半。同 时,来自编码器上相应网络层的结果被用作解码器输 入的一部分,以收集表征中保留的更高像素的特征信 息,从而更好地合成图像。最后1层增加了1×1×1 的卷积,并生成1个具有 sigmoid 激活的特征图作为 输出[7]。

1.2.4 模型训练

3D U-Net 模型使用 nnUNet 框架实现,在 Ubuntu操作系统上使用 NVIDIA GTX1080Ti GPU 和 32 GB RAM。通过应用镜像、缩放、旋转和翻译技 术来增强训练数据集,以增加其大小并减轻过拟合。 批大小设置为 2, 动量设置为 0.99。训练持续 200 次,使用初始学习率为 0.01 的 SGD 优化器。为了防 止由于数据有限而导致的过拟合,在网络训练期间应 用了 L2 正则化。该模型从零开始训练,并在训练集 上使用5倍交叉验证进行评估。在40个建模集上选 择表现最好的模型作为最终的自动分割模型。本研 究涉及开发两组分割模型,一组用于分割肾皮质,另 一组用于分割肾实质。

1.3 统计学处理

采用 SPSS26.0 统计软件分析数据,计量资料以 $\overline{x} \pm s$ 表示,比较采用方差分析;计数资料以例数或百 分比表示,比较采用 χ^2 检验;以 P < 0.05 为差异有统 计学意义。

2 结 果

2.1 模型性能验证

将预处理之后的测试集数据分别输入到肾实质 分割模型和肾皮质分割模型得到分割结果,并计算 Dice 系数、Jaccard 指数等评价指标,见表1。

表 1 肾实质和皮质分割性能的量化结果

项目	Dice(cm ³)	Jaccard 相似系数(%)
肾实质容积	93.53	88.09
肾皮质容积	81.48	79.99

2.2 分割结果定量评价

3D U-Net 对肾实质和肾皮质自动分割结果的定 量评价见表 2。分割模型中涉及的特殊类型见图 1。



A:女性,75岁,CKD3期,左肾高密度囊肿(白色箭头)及水样密度囊肿(黄色箭头);B:男性,60岁,CKD5期,右肾下极肾盏结石;C:女性,63 岁,CKD5 期,右肾门肾血管壁钙化。分别为 CT 图像原图、肾脏分割情况图及其放大图;红色区域代表肾皮质,绿色区域代表肾实质。

表 2 各组患者验证集和模型 Dice 值对比									
项目	n	男/女 (n/n)	年龄 (<u>x</u> ±s,岁)	VRP $(\overline{x} \pm s, \text{cm}^3)$	VRP Dice 值 $(\overline{x}\pm s)$	VRC $(\overline{x} \pm s, \text{cm}^3)$	VRC Dice 值 $(\overline{x}\pm s)$		
正常组	6	3/3	63.50±8.78	279.58±33.02	92.69 \pm 1.78	184.64 ± 25.38	80.67±1.21		
轻度肾损伤组	6	4/2	47.16±12.16	349.36±91.29	92.42 \pm 0.92	222.20 ± 48.05	81.00 ± 0.89		
中度肾损伤组	6	2/4	63.83±15.74	257.85 ± 61.83	91.83±0.98	151.76 ± 54.15	81.33±0.52		

项目	n	男/女 (n/n)	年龄 (<u>x</u> ±s,岁)	$\frac{\text{VRP}}{(\overline{x}\pm s,\text{cm}^3)}$	VRP Dice 值 $(\overline{x}\pm s)$	$\frac{\text{VRC}}{(\overline{x}\pm s,\text{cm}^3)}$	VRC Dice 值 $(\overline{x}\pm s)$
重度肾损伤组	6	4/2	64.33±6.19	101.81 ± 51.81	91.33 ± 0.52	46.49±30.55	80.16±0.75
χ^2/F		25.778	3.290	16.545	3.467	17.385	4.972
Р		0.002	0.042	<0.001	0.199	<0.001	0.159

续表 2 各组患者验证集和模型 Dice 值对比

3 讨 论

在临床实践中,评估 GFR 最简单、实用的方法是 使用公式,如 Cockcroft-Gault(CG)公式、MDRD 公式 和 CKD-EPI 公式。目前最常用 CKD-EPI 公式,比 MDRD 公式评估更精确,尤其是当 GFR 大于 60 mL • min⁻¹ • (1.73 m²)⁻¹ 时。但由于肾脏具有强大的 储备功能,患有肾肿瘤、梗阻、感染等不对称性肾脏疾 病的患者,即使存在严重的单侧损伤,也往往表现出 GFR 正常。

放射科医生在常规阅片习惯中,对于肾脏阅片的 关注点仍是肾脏的占位性病变,如肾肿瘤及囊肿等, 有经验的高年资医生会敏锐地注意到肾盂肾炎造成 的肾脏强化幅度局部减弱,结合临床表现进而明确诊 断,而对肾皮质厚薄的变化及肾实质的强化幅度则关 注不够^[8]。当关注到肾皮质厚薄的变化及强化程度 减低时往往已经接近肾脏重度损伤,所以单凭人眼很 难区分肾功能轻度及中度受损。随着影像组学和深 度学习的 AI 方法进入临床,将为以上困境提供一个 解决办法^[9-10]。

要对肾脏分析首先需要解决肾脏分割问题,因为 肾组织的人工勾画耗时且依赖于操作者,极易出现操 作者间明显的差异性[9-10]。分割是分析腹部图像的关 键步骤[11]。利用肾脏检测和状态评估的全自动软件 工具对肾脏分割,可以应用于放射科医生的定性评 估,也可以从输入图像中提取特征[12-13]。本研究基于 深度神经网络的计算机断层图像分割肾脏,肾实质容 积平均 Dice 值为 95.53%,准确率为 99.95%:肾皮质 平均 Dice 值为 81.48%,准确率为 99.92%。BEVIL-ACQUA 等^[14]研究中,对多囊肾肾脏 MRI 图像的总 体分割准确率达到了 86 %。YIN 等^[15]开发了一种 由迁移学习提供服务的新型边界距离深度网络,用于 分割先天性肾脏和泌尿道异常儿童的声波肾脏图像, 准确率达到 98.9%。SHARMA 等^[16] 使用在图像 Net 上预训练的 CNN(VGG-16)提取深度特征,这些 特征用于通过边界距离回归网络学习边界图,然后使 用像素分类网络将预测图分类为肾脏像素或非肾脏 像素。此外,他们采用了遵循 VGG-16 架构的 CNN 来生成基于像素分类的分数图,并在 CT 图像上 AD-PKD 儿童肾脏的拟议和手动描绘之间获得了 Dice 值 0.86。DA CRUZ 等^[17]利用 kit 公共数据集上的深度 神经网络进行肾脏和肿瘤分割,采用三步法:先利用

AlexNet 缩小图像范围,然后对肾脏进行粗分割,随 后使用 U-Net 对分割进行细化。KORFIATIS 等^[18] 提出了一种基于 CNN 训练的逐片增强 CT 扫描的全 自动肾脏分割框架,在手动和自动肾描绘左肾和右肾 Dice 值均超过 0.9。TURCO 等^[19] 采用多相水平集 框架与自动检测机制相结合,实现了 CT 图像上肾脏 总体积的全自动计算,由于其创新的预处理管道, nnUNet 框架可以从有限数量的注释图像中进行有效 学习,展现了明显优势。WASSERTHAL等^[20]使用 的 nnU-net 分割框架 Total Segmentator 已被广泛用 干全身(包括肾脏)分割,表现出优异的性能。Total Segmentator 的 DSC 高达 0.943,超过了其他的免费 分割工具。本研究使用的 3D nnU-Net 分割模型对肾 实质的平均 DSC 为 93.53%,平均准确率 99.95%, 对肾皮质的平均 DSC 值为 81.48%,准确率为 99.92%。该模型对纯囊肿、高密度囊肿、肾窦脂肪、 肾结石和肾脉管钙化表现出极好的鉴别能力。基于 3D nnU-Net 模型框架的 AI 可以有效分割肾脏增强 CT 图像,具有较好的分割能力。

本模型在健康受试者、轻度和中度肾损伤患者的 CT 图像肾脏实质和皮质分割中表现最好,与人工勾 画金标准对比呈现较高一致性,但在重度肾损伤患者 中性能有所下降,其中肾实质的分割结果与人工勾画 的金标准具有较高的一致性,肾皮质分割结果一致性 稍差。本研究正常组、轻度肾损伤组、中度肾损伤组、 重度肾损伤组验证集和模型组间比较,肾实质容积 Dice 值、肾皮质体积 Dice 值差异无统计学意义。本 模型的建立排除了肾肿瘤实性占位病灶,但没有排除 囊肿病灶。模型可以辨别水样囊肿及高密度囊肿,肾 窦内脂肪及肾结石和肾血管的钙化。

综上所述,本研究使用基于 UNet 的 nnUNet 改 进模型进行肾脏分割模型,能够获得最佳的肾实质和 皮质分割结果,实现自动化高精度分割肾实质和皮 质,并且对不同严重程度肾损伤都具有良好的泛化 性。同时能提供肾脏实质、皮质的容积数据,可以满 足临床诊断要求。

参考文献

[1] GONEM S, JANSSENS W, DAS N, et al. Applications of artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine [J]. Thorax, 2020,75(8):695-701.

- [2] 史张,李晶,边云,等.影像组学在临床精确诊疗 中的研究进展[J].中华放射学杂志,2018,52 (20):801-804.
- [3] 吴倩倩. 基于 U-Net 网络的增强 CT 肾脏及肾肿 瘤图像分割研究 [D]. 南京:南京 医科大学, 2022.
- [4] YIN X X, SUN L, FU Y, et al. U-net-based medical image segmentation [J]. J Healthc Eng, 2022, 2022: 4189781.
- [5] 孙兆男,崔应谱,林志勇,等. U-Net 模型在 CT 图像实现肾实质和肾窦分割及体积和径线测量 [J].放射学实践,2020,35(10):1303-1309.
- [6] 冯嘉钦,邱卫根,张立臣. 基于多尺度 UNet 的肾 脏 CT 图像分割[J]. 计算机应用与软件,2023, 40(8):221-227.
- [7] 张芳,郝思敏,耿磊.基于深层多尺度聚合 3D U-Net 的肾脏与肾肿瘤分割方法[J].天津工业大 学学报,2023,42(6):84-90.
- [8] 史健婷,李雪瑶,李志军.基于 SRL-UNet 的肾 脏病变图像分割算法[J].智能计算机与应用, 2024,14(11):80-87.
- [9] 李国清.基于深度学习的 CT 图像肾脏分割研究 [D].南京:东南大学,2018.
- [10] 刘航. 基于 CT 图像的肝肾自动分割方法研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.
- [11] CONZE P H, KAVUR A E, GALL C L, et al. Abdominal multi-organ segmentation with cascaded convolutional and adversarial deep networks[J]. Artif Intell Med, 2021, 117:102109.
- [12] 高杰临. 肾脏 CT 图像全自动分割系统设计与实现[D]. 武汉:华中科技大学,2020.
- [13] 李佳柠, 王瑜, 肖洪兵, 等. 基于改进 U-Net 网络的肾脏肿瘤全自动分割[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(10): 1241-1245.
- [14] BEVILACQUA V, BRUNETTI A, CASCARANO
- (上接第 629 页)
- [23] SEPRIMUS E J. Nasal decolonization: what antimicro bials are most effective prior to surgery
 [J]. Am J Infect Control, 2019, 47 (Suppl. 1): 53-57.
- [24] 王岩,刘畅,陈伯华.脊柱术后切口深部感染治 疗的研究进展[J].中国脊柱脊髓杂志,2020,30 (10):937-941.
- [25] 王旭, 巩慧妍, 李沐风, 等. 脊柱内固定术后耐甲 氧西林金黄色葡萄球菌感染的研究进展[J]. 中

G D, et al. A comparison between two semantic deep learning frameworks for the autosomal dominant polycystic kidney disease segmentation based on magnetic resonance images[J]. BMC Med Inform Decis Mak,2019,19(Suppl. 9):244.

- [15] YIN S,ZHANG Z,LI H, et al. Fully-automatic segmentation of kidneys in clinical ultrasound images using a boundary distance regression network[J]. Proc IEEE Int Symp Biomed Imaging,2019,2019:1741-1744.
- [16] SHARMA K, RUPPRECHT C, CAROLI A, et al. Automatic segmentation of kidneys using deep learning for total kidney volume quantification in autosomal dominant polycystic kidney disease[J]. Sci Rep, 2017,7(1):2049.
- [17] DA CRUZ L B, ARAÜJO J D L, FERREIRA J L, et al. Kidney segmentation from computed tomography images using deep neural network [J]. Comput Biol Med, 2020, 123:103906.
- [18] KORFIATIS P, DENIC A, EDWARDS M E, et al. Automated segmentation of kidney cortex and medulla in CT images: a multisite evaluation study[J]. J Am Soc Nephrol, 2022, 33(2): 420-430.
- [19] TURCO D, VALINOTI M, MARTIN E M, et al. Fully automated segmentation of polycystic kidneys from noncontrast computed tomography:a feasibility study and preliminary results[J]. Acad Radiol, 2018, 25(7):850-855.
- [20] WASSERTHAL J, BREIT H C, MEYER M T, et al. TotalSegmentator: robust segmentation of 104 anatomic structures in CT images[J]. Radiol Artif Intell, 2023, 5(5): e230024.

(收稿日期:2024-08-16 修回日期:2024-12-18) (编辑:成 卓)

国感染控制杂志,2022,21(5):505-510.

[26] 国家卫生健康委员会.卫生部办公厅关于印发 《外科手术部位感染预防与控制技术指南(试 行)》等三个技术文件的通知[EB/OL].(2010-11-29)[2024-03-17].https://www.gov.cn/ gzdt/2010-12/14/content_1765450.htm.

> (收稿日期:2024-07-31 修回日期:2025-01-08) (编辑:张芃捷)