

基于深度学习的危及器官自动勾画软件系统DeepViewer在放疗中的应用及评估

汪志^{1,2}, 常艳奎¹, 吴昊天³, 张键³, 徐榭¹, 裴曦^{1,3}

1. 中国科学技术大学放射医学物理中心, 安徽 合肥 230025; 2. 安徽医科大学第一附属医院肿瘤放疗科, 安徽 合肥 230022; 3. 安徽慧软科技有限公司, 安徽 合肥 230088

【摘要】目的:将一款基于深度学习的危及器官自动勾画软件系统DeepViewer应用于临床,实现自动勾画肿瘤患者治疗计划中危及器官的功能。**方法:**DeepViewer使用改进后的全卷积神经网络U-Net来实现自动勾画患者CT扫描部位所包含的危及器官,并使用Dice相似性系数(DSC)对比分析这22种危及器官自动勾画与手动勾画的差异。**结果:**11种危及器官DSC平均值在0.9以上,5种危及器官DSC平均值为0.8~0.9,5种器官DSC平均值为0.7~0.8,视交叉DSC平均值最低,为0.676。总体结果表明DeepViewer系统能够较准确地自动勾画出危及器官,特别是左、右肺、膀胱、脑干等器官,已基本满足临床需求。**结论:**DeepViewer软件系统可以实现放疗肿瘤患者危及器官的自动勾画,准确性较高。同时,DeepViewer系统勾画完毕后,可以通过网络系统自动传输RTStructure DICOM3.0文件,无需其他操作,能极大地提高临床医生工作效率,降低治疗计划流程中的勾画总时间。

【关键词】深度学习;危及器官;自动勾画;放射治疗

【中图分类号】R318;R815

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)08-1071-05

Application and evaluation of deep learning-based DeepViewer system for automatic segmentation of organs-at-risk

WANG Zhi^{1,2}, CHANG Yankui¹, WU Haotian³, ZHANG Jian³, XU Xie¹, PEI Xi^{1,3}

1. Center of Radiological Medical Physics, University of Science and Technology of China, Hefei 230025, China; 2. Department of Radiation Oncology, the First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022, China; 3. Anhui Wisdom Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China

Abstract: Objective To realize the automatic segmentation of organs-at-risk (OAR) by DeepViewer system which was an automatic OAR segmentation software based on deep learning. **Methods** The OAR in CT images was automatically segmented by DeepViewer system via improved U-Net convolutional neural network. Dice similarity coefficient (DSC) was used to compare the differences between the automatic segmentations and manual segmentations of 22 OAR. **Results** There were 11 OAR with an average DSC above 0.9, 5 OAR with an average DSC of 0.8-0.9, and 5 OAR with an average DSC of 0.7-0.8. The mean DSC of optic chiasma was the lowest (0.676). The overall results showed that DeepViewer system could be used to realize the automatic segmentation of OAR, especially left lung, right lung, bladder, brain stem and so on, which basically met the clinical requirements. **Conclusion** DeepViewer system can be used to automatically segment OAR in tumor patients, with a high accuracy. Meanwhile, RTStructure DICOM3.0 files can be transmitted automatically through the network after the segmentation by DeepViewer, thus greatly facilitating the workflow of clinicians and shortening the total segmentation time in treatment planning.

Keywords: deep learning; organ-at-risk; automatic segmentation; radiotherapy

【收稿日期】2020-03-18

【基金项目】国家重点研发计划(2017YFC0107500);安徽省自然科学基金(1908085MA27);国家自然科学基金(11575180);安徽省重点研究与开发计划(1804a09020039)

【作者简介】汪志,在读博士,高级工程师,研究方向:医学物理, E-mail: wang_zhi81@163.com

【通信作者】裴曦,博士,副研究员,研究方向:医学物理, E-mail: xpei@ustc.edu.cn

前言

随着放疗技术的发展,调强放疗已成为现代放疗的主流技术。为更好的保护危及器官,降低正常组织并发症的发生,在制定治疗计划过程中危及器官需要准确、快速的勾画。但是危及器官的勾画是一项重复性高、技术含量相对较低的工作,对临床医

生来说非常耗时耗力。有文献报道在一项鼻咽癌调强放疗研究中,靶区及危及器官的勾画平均需要花费一名资深医生 2.7 h 的工作时间,而危及器官的勾画时间占到其中的 1/3~1/2^[1]。而且传统的手工勾画中,不同医生之间勾画结果也会有差异,甚至同一名医生不同时间段勾画的结果也会不同^[2-6]。这就给临床治疗工作的质量带来了很大的负面影响,难以满足未来自适应放疗发展的要求。基于以上原因,危及器官的自动勾画技术引起了广大研究者的兴趣,已有众多学者报道了基于 Atlas 的自动勾画^[7-10]。但基于 Atlas 的自动勾画需要使用者自己建立不同的模板,模板内患者的数量及勾画精度会影响后续的应用,加上其应用过程中图像的形变配准需要较长的时间,给这项技术的推广带来一定的难度。基于深度学习的自动勾画技术目前已在世界上受到了越来越多的关注^[11-15],有研究表明,对于头颈部肿瘤患者和胸部肿瘤患者的危及器官勾画,基于深度学习方法的自动勾画准确度^[16-18]要明显优于基于 Atlas 的方法^[19-20]。DeepViewer 是由中国科学技术大学放射医学物理中心团队研发的一款危及器官自动勾画系统,目前部署于安徽医科大学第一附属医院内网,将 CT 图像通过 PACS 等多种方式传送到 DeepViewer 服务器,采用服务的方式自动执行危及器官勾画算法,勾画结果可以多种形式存放,既保证工作流程的简化也保证信息安全,同时可直接服务于 TPS (Treatment Planning System),针对 CT 图像辅助并简

化医生计划准备工作,降低危及器官勾画时间以及精力成本。本文拟对 DeepViewer 软件系统的危及器官自动勾画结果进行分析,并以手动勾画结果为参照,对其勾画精确性进行详细测试。

1 材料与方法

1.1 DeepViewer 系统

DeepViewer 系统的核心是基于一种改进的卷积神经网络,能够对 CT 图像中的危及器官进行自动勾画,采用了 GPU 加速提高了系统的并行性和任务调度性能。所有危及器官采用类似的网络结构,但是由于不同危及器官的大小和形状不同,每一个器官采用不同的网络结构参数。所有网络都是基于 U-NET 和 DenseNet 改进的全卷积神经网络。将 U-NET 的部分长连接替换为可以提取更多特征的 Dense 模块,同时在下采样时为了减少信息损失,采用两种池化方式进行下采样。图 1 是网络结构模型,在高分辨层采用 Skip Connection 的设计并在原始长连接中加入两个卷积层,分别是 $3\times3\times128$ 及 $3\times3\times256$ 。这种设计可以丰富模型在低维特征上的语义表达,使得模型在器官边缘轮廓及小器官分割上比原始 U-NET 更具备优势。同时,为了更好的提取图像的高维特征,减少网络每次下采样时的信息损失,本文设计结合最大池化及平均池化的下采样方式,保留一个 2×2 感受野的最大值及平均值,弥补因下采样带来的信息丢失。本研究利用 Keras 框架构建网络结构和训练模型。

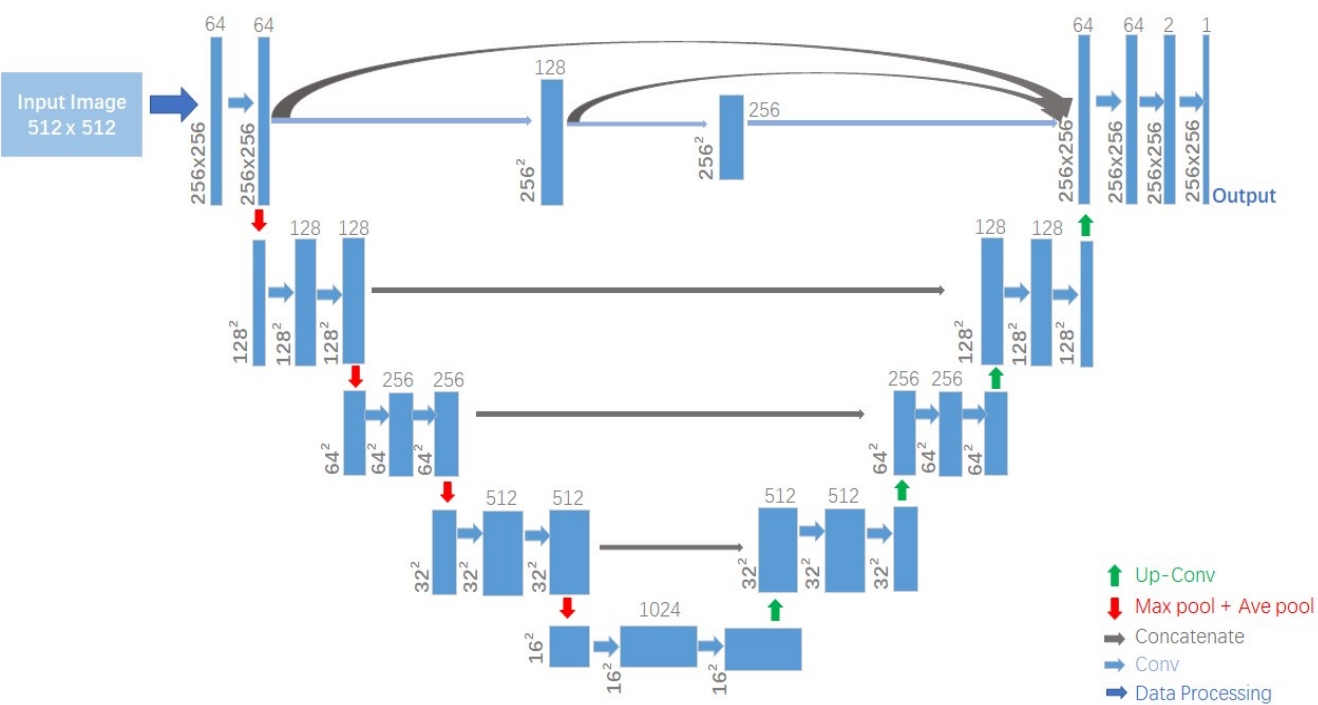


图1 改进的卷积神经网络模型结构
Fig.1 Improved convolutional neural network model structure

1.2 患者资料

选取2018年12月~2019年7月期间接受放射治疗的173例肿瘤患者,其中头颈部肿瘤患者51例、胸部肿瘤患者67例、腹部肿瘤患者55例。

1.3 放疗定位及危及器官的手动勾画

患者在Varian Acuity模拟机下,依据CT或MRI片,找出肿瘤中心大致对应的体表部位,以Lap激光定位灯为准,做3个“十”字形参考标记,标记分别位于患者左侧、中心、右侧。为了确保模拟机下体位与CT扫描体位以及治疗体位一致,头颈部肿瘤患者采用热塑面膜固定,胸、腹部肿瘤患者使用真空垫固定,然后在Optima 540(GE, USA)CT机上依据标记重复摆位,进行CT扫描。头颈部CT扫描层距3 mm,胸、腹部扫描层距5 mm,图像重建分辨率为512×512,通过网络将扫描图像传输至Eclipse计划系统(Varian, USA),由主管医生手动勾画出患者危及器官,并由上级资深医生审核修改。本文涉及到的危及器官如表1所示,暂未关注其它危及器官的勾画。

1.4 自动勾画及临床应用流程

为了与手动勾画结果比较,患者进行放疗定位与CT扫描之后生成的CT文件再次输入到DeepViewer后台服务器。DeepViewer系统解析DICOM文件,调用CT分类模型对身体部位进行分类,再调用自动勾画模型的脚本文件对CT中包含的器官进行自动勾画,然后将所有器官的勾画信息整合成DICOM格式的RT Structure文件。自动勾画应用流程如图2所示。

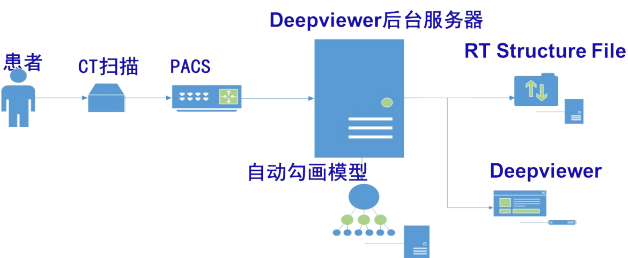


图2 自动勾画应用流程图
Fig.2 Flowchart of automatic segmentation

1.5 自动勾画结果评估方法

对自动勾画的危及器官轮廓与医生之前手动勾画的危及器官轮廓进行对比,运用Dice相似性系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)进行评估。

$$DSC(A, B) = 2 * \frac{A \cap B}{A + B}, 0 \leq DSC \leq 1$$

其中,A表示医生手动勾画轮廓的体积,B表示自动勾画轮廓的体积,DSC值越接近于1表明两样本之间形状相似性越大。

2 结果

2.1 自动勾画精度

如表1所示,22种自动勾画的危及器官中,11种危及器官DSC平均值都超过了0.9,5种危及器官DSC平均值为0.8~0.9,5种器官(右晶体、左右视神经、左腮腺、直肠)DSC平均值为0.7~0.8,视交叉DSC平均值最低,为0.676。DSC值越接近1,说明该器官自动勾画轮廓与手动勾画轮廓差异越小,需要手动修改的地方越少,有学者认为,DSC值超过0.7即可认为勾画效果较佳,有临床应用意义^[21],本文所涉及22种危及器官中,有21种危及器官自动勾画DSC平均值超过了0.7,说明了本自动勾画系统勾画效果良好。

表1 各危及器官例数及勾画精度
Tab.1 Numbers of organs-at-risk and the accuracy of automatic segmentation

器官名称	例数	体积/cm³	DSC
膀胱	39	331.40±190.50	0.920±0.072
脑干	31	23.22±9.60	0.912±0.060
左眼球	24	8.77±1.25	0.947±0.052
右眼球	23	8.74±1.06	0.944±0.040
左股骨头	39	70.29±37.27	0.876±0.098
右股骨头	39	69.94±36.81	0.888±0.086
心脏	58	635.13±232.55	0.876±0.076
左肾脏	34	146.26±45.03	0.962±0.031
右肾脏	31	135.81±32.84	0.979±0.013
喉	12	15.69±13.24	0.966±0.021
左晶体	20	0.28±0.12	0.814±0.130
右晶体	16	0.30±0.12	0.758±0.170
肝脏	48	969.60±442.41	0.960±0.037
左肺	46	1 209.67±642.98	0.983±0.012
右肺	43	1 444.92±743.95	0.985±0.009
视交叉	22	1.40±0.56	0.676±0.201
左视神经	23	1.22±0.70	0.747±0.178
右视神经	21	1.42±0.88	0.780±0.137
左腮腺	36	18.58±8.63	0.767±0.185
右腮腺	32	19.62±9.17	0.858±0.086
直肠	39	50.80±24.54	0.719±0.213
脊髓	74	39.32±21.58	0.940±0.049

另外,胸部肿瘤涉及的4种危及器官(心脏、左右肺、脊髓)DSC平均值均在0.87以上,自动勾画可行性较高;

腹部肿瘤7种危及器官中,因直肠在CT图像中分辨率相对较低,DSC为0.719,其余6种均在0.87以上;头颈部肿瘤危及器官较多,且器官结构小,自动勾画难度大,所涉及的12种危及器官在0.8以下的有5种(视交叉、左右视神经、左腮腺、右晶体),DSC平均值由高到低分别为喉、眼球、脊髓、脑干、右腮腺、左晶体、右视神经、左腮腺、右晶体、左视神经、视交叉,这说明小体积危及器官(体积<8 cm³)勾画效果一般较大体积器官(体积>8 cm³)勾画效果差,与文献[22]报道一致,本研究中除左晶体外,其他小体积危及器官如右晶体、视交叉、视神经DSC均值都小于0.8。另外,腮腺、直肠等勾画边界相对不清晰的大体积器官DSC均值低于膀胱、肝脏、脑干等边界相对清晰的大体积器官。总之,在头颈

部肿瘤危及器官自动勾画中,医生应给与小体积及边界不清晰危及器官更多的重视。

同时,有文献报道称在鼻咽癌治疗中不采取手动修改的情况下,即使采用基于Atlas图谱库最优勾画的危及器官,也不能直接满足临床治疗需要^[23]。本研究中均值超过0.9以上的危及器官有11种,勾画效果良好,是否可以直接用于临床治疗有待后续研究。需要注意的是,对于总体患者来说DSC均值越高,说明勾画精度越好,但对于具体患者来说,某一器官较高的DSC平均值并不表明不需要手动修改,逐层检查同样是必要的,只是手动修改花费的时间会少一些,特别是DSC均值高于0.9的危及器官。图3列出了DSC大于0.9的危及器官箱式图。

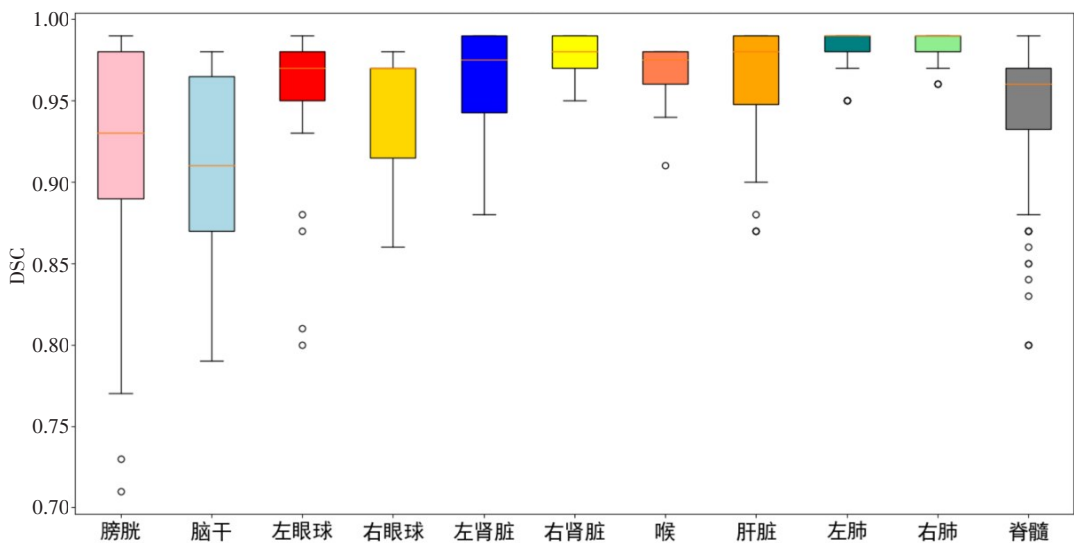


图3 DSC均值大于0.9的危及器官箱式图
Fig.3 Box plot of organs-at-risk with an average DSC greater than 0.9

2.2 自动勾画效率

因DeepViewer服务器系统采用服务的方式在后台自动执行危及器官勾画算法,而在实际临床工作中,医生并不会在CT扫描结束后立刻进行危及器官的勾画,待医生进入计划系统进行靶区和危及器官

勾画时,所有危及器官早已自动勾画完毕,所以可不考虑系统在后台自动勾画的时间。

2.3 自动勾画实例

自动勾画与手动勾画部分危及器官示例图如图4所示,红色表示医生手动勾画,蓝色表示自动勾画。

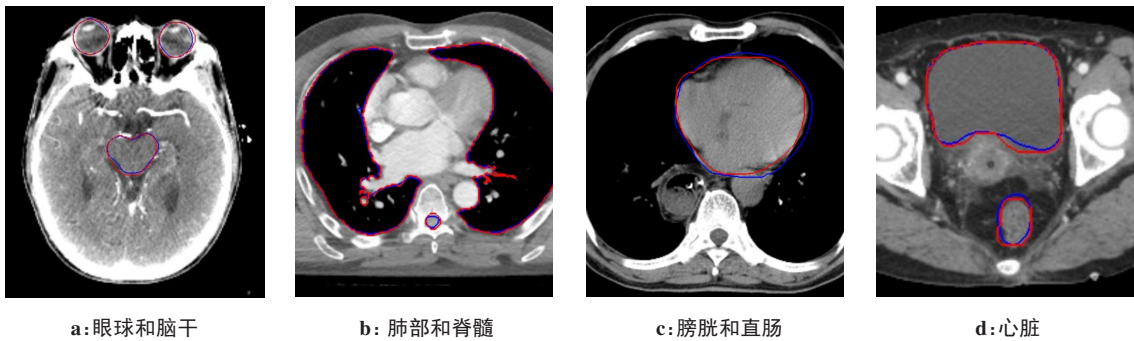


图4 部分危及器官自动勾画与手动勾画结果示例
Fig.4 Examples of automatic segmentation and manual segmentation

3 结 论

DeepViewer系统所有网络都是基于U-NET和DenseNet改进的全卷积神经网络,危及器官自动勾画精度较高,数十种危及器官DSC均达到了0.9以上,同时因其独特的后台运行方式,使得自动勾画效率得到了大大的提高。在高精度高效率的基础上,临床医生只需要对部分分辨率低、组织结构小的器官做一定的修改,即可完成危及器官的全勾画,降低了临床医生的勾画时间,从而提高治疗计划制定的工作效率。

【参考文献】

- [1] HARARI P M, SONG S Y, TOME W A. Emphasizing conformal avoidance *versus* target definition for IMRT planning in head-and-neck cancer[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2010, 77(3): 950-958.
- [2] NELMS B E, TOME W A, ROBINSON G, et al. Variation in the contouring of organs at risk: test case from a patient with oropharyngeal cancer[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2012, 82(1): 368-378.
- [3] LI X A, TAI A, ARTHUR D W, et al. Variability of target and normal structure delineation for breast cancer radiotherapy: an RTOG multi-institutional and multi-observer study[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2009, 73(3): 944-951.
- [4] 吴昕, 刘磊, 肖江, 等. 鼻咽癌靶区的自动勾画评价[J]. 四川医学, 2015, 36(6): 762-766.
WU X, LIU L, XIAO J, et al. Automatic delineation and evaluation of target areas for nasopharyngeal carcinoma [J]. Sichuan Medical Journal, 2015, 36(6): 762-766.
- [5] CHAO K S, BHIDE S, CHEN H, et al. Reduce in variation and improve efficiency of target volume delineation by a computer-assisted system using a deformable image registration approach [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2007, 68(5): 1512-1521.
- [6] FENG M, DEMIROZ C, VINEBERG K A, et al. Normal tissue anatomy for oropharyngeal cancer contouring variability and its impact on optimization[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2012, 84(2): e245-e249.
- [7] PEJAVAR S, YOM S S, HWANG A, et al. Computer-assisted atlas-based segmentation for target volume delineation in whole pelvic IMRT for prostate cancer[J]. Technol Cancer Res Treat, 2013, 12(3): 199-206.
- [8] LIN A, KUBICEK G, PIPER J W, et al. Atlas-based segmentation in prostate IMRT: time savings in the clinical workflow[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2008, 72: S328-S329.
- [9] COUPÉ P, MANJÓN J V, FONO V, et al. Patch-based segmentation using expert priors: application to hippocampus and ventricle segmentation[J]. Neuroimage, 2011, 54(2): 940-954.
- [10] ARTAECHVARRIA X, MUNOZ-BARRUTIA A, ORTIZ-DE-SOLORZANO C. Combination strategies in multi-atlas image segmentation: application to brain MR data [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2009, 28(8): 1266-1277.
- [11] MEN K, CHEN X Y, ZHANG Y, et al. Deep deconvolutional neural network for target segmentation of nasopharyngeal cancer in planning CT images[J]. Front Oncol, 2017, 7: 315.
- [12] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2018, 40(4): 834-848.
- [13] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(4): 640-651.
- [14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2015: 234.
- [15] TRAN D, BOURDEV L, FERGUS R, et al. Deep End2End Vox-el2Voxel prediction[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2016: 402-409.
- [16] IBRAGIMOV B, XING L. Segmentation of organs-at-risks in head and neck CT images using convolutional neural networks[J]. Med Phys, 2017, 44(2): 547-557.
- [17] AHN S H, YEO A D, KIM K H, et al. Comparative clinical evaluation of atlas and deep-learning-based auto-segmentation of organ structures in liver cancer[J]. Radiat Oncol, 2019, 14(1): 213.
- [18] FU Y, MAZUR T R, WU X, et al. A novel MRI segmentation method using CNN based correction network for MRI guided adaptive radiotherapy[J]. Med Phys, 2018, 45(11): 5129-5137.
- [19] FORTUNATI V, VERHAART R F, VAN DER LIJN F, et al. Tissue segmentation of head and neck CT images for treatment planning: a multitlas approach combined with intensity modeling[J]. Med Phys, 2013, 40(7): 071905.
- [20] ISAMBERT A, DHERMAIN F, BIDAULT F, et al. Evaluation of an atlas-based automatic segmentation software for the delineation of brain organs at risk in a radiation therapy clinical context [J]. Radiother Oncol, 2008, 87(1): 93-99.
- [21] ZIJDENBOS A P, DAWANT B M, MARGOLIN R A, et al. Morphometric analysis of white matter lesions in MR images: method and validation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1994, 13(4): 716-724.
- [22] BREUING J, HEMANDEZ S, LIN J, et al. A system for continual quality improvement of normal tissue delineation for radiation therapy treatment planning[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2012, 83(5): e703-e708.
- [23] 蒋璠, 吴昊, 张健, 等. 基于最优自动勾画的放疗计划剂量学评估[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2017, 26(4): 423-428.
JIANG F, WU H, ZHANG J, et al. A dosimetric evaluation of treatment planning based on optimal auto-segmentation[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2017, 26(4): 423-428.

(编辑: 薛泽玲)