

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)10-2151-08

论文引用格式: Xue X D, Hao X Y, Shi J, Ding Y, Wei W and An H. 2020. Auto-segmentation of high-risk primary tumor gross target volume for the radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma. Journal of Image and Graphics 25(10): 2151-2158(薛旭东, 郝晓宇, 石军, 丁轶, 魏伟, 安虹. 2020. 鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区的自动分割. 中国图象图形学报 25(10): 2151-2158 [DOI: 10.11834/jig.200243])

鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区的自动分割

薛旭东^{1,2}, 郝晓宇³, 石军³, 丁轶¹, 魏伟¹, 安虹³

1. 湖北省肿瘤医院肿瘤放疗科, 武汉 430079; 2. 中国科学技术大学附属第一医院(安徽省立医院)

肿瘤放疗科, 合肥 230001; 3. 中国科学技术大学计算机科学与技术学院, 合肥 230026

摘要: 目的 放射治疗是鼻咽癌的主要治疗方式之一, 精准的肿瘤靶区分割是提升肿瘤放疗控制率和减小放疗毒性的关键因素, 但常用的手工勾画时间长且勾画者之间存在差异。本文探究 Deeplabv3 + 卷积神经网络模型用于鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区(primary tumor gross target volume, GTVp)自动分割的可行性。方法 利用 Deeplabv3 + 网络搭建端到端的自动分割框架, 以 150 例已进行调强放射治疗的鼻咽癌患者 CT(computed tomography)影像和 GTVp 轮廓为研究对象, 随机选取其中 15 例作为测试集。以戴斯相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)、杰卡德系数(Jaccard index, JI)、平均表面距离(average surface distance, ASD)和豪斯多夫距离(Hausdorff distance, HD)为评估标准, 详细比较 Deeplabv3 + 网络模型、U-Net 网络模型的自动分割结果与临床医生手工勾画的差异。结果 研究发现测试集患者的平均 DSC 值为 0.76 ± 0.11 , 平均 JI 值为 0.63 ± 0.13 , 平均 ASD 值为 (3.4 ± 2.0) mm, 平均 HD 值为 (10.9 ± 8.6) mm。相比 U-Net 模型, Deeplabv3 + 网络模型的平均 DSC 值和 JI 值分别提升了 $3\% \sim 4\%$, 平均 ASD 值减小了 0.4 mm, HD 值无统计学差异。结论 研究表明, Deeplabv3 + 网络模型相比 U-Net 模型采用了新型编码-解码网络和带孔空间金字塔网络结构, 提升了分割精度, 有望提高 GTVp 的勾画效率和一致性, 但在临床实践中需仔细审核自动分割结果。

关键词: 自动分割; 放射治疗; 卷积神经网络; 原发肿瘤放疗靶区; 鼻咽癌

Auto-segmentation of high-risk primary tumor gross target volume for the radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma

Xue Xudong^{1,2}, Hao Xiaoyu³, Shi Jun³, Ding Yi¹, Wei Wei¹, An Hong³

1. Department of Radiation Oncology, Hubei Cancer Hospital, Wuhan 430079, China;

2. Department of Radiation Oncology, The First Affiliated Hospital of USTC, Division of Life Sciences and Medicine,

University of Science and Technology of China, Hefei 230001, China; 3. School of Computer Science

and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

Abstract: **Objective** Nasopharyngeal carcinoma (NPC) is a common head and neck cancer in Southeast Asia and China. In 2018, approximately 129 thousand people were diagnosed with NPC, and approximately 73 thousand people died of it. Radiotherapy has become a standard treatment method for NPC patients. Precise radiotherapy relies on the accurate delineation of tumor targets and organs-at-risk (OARs). In radiotherapy practice, these anatomical structures are usually manually delineated by radiation oncologists on a treatment-planning system (TPS). Manual delineation, however, is a time-consuming

收稿日期: 2020-05-31; 修回日期: 2020-07-13; 预印本日期: 2020-07-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(11704108); 安徽省自然科学基金项目(1808085QH281)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (11704108); Natural Science Foundation of Anhui Province, China (1808085QH281)

ming and labor-intensive process. It is also a subjective process and, hence, prone to interpractitioner variability. The NPC target segmentation is particularly challenging because of the substantial interpatient heterogeneity in tumor shape and the poorly defined tumor-to-normal tissue interface, resulting in considerable variations in gross tumor volume among physicians. Auto-segmentation methods have the potential to improve the contouring accuracy and efficiency. Different auto-segmentation methods have been reported. Nevertheless, atlas-based segmentation has long computation time and often could not account for large anatomical variations due to the uncertainty of deformable registration. Deep learning has achieved great success in computer science. It has been applied in auto-segmenting tumor targets and OARs in radiotherapy. Studies have demonstrated that the deep learning method can perform comparably with or even better than manual segmentation for some tumor sites. In this work, we propose a Deeplabv3+ model that can automatically segment high-risk primary tumor gross target volume (GTVp) in NPC radiotherapy.

Method The Deeplabv3+ convolutional neural network model uses an encoder-decoder structure and a spatial pyramid pooling module to complete the segmentation of high-risk primary tumor from NPC patients. The improved MobileNetV2 network is used as the network backbone, and atrous and depthwise separable convolutions are used in the encoder and decoder modules. The MobileNetV2 network consists of four inverted residual modules that contain depthwise separable convolution with striding to extract feature maps at arbitrary resolutions via atrous separable convolution. Batch normalization and ReLU activation are added after each 3×3 depthwise convolution. The decoder module of this network is as follows: the encoder features are first bilinearly upsampled by a factor of 4 and then concatenated with the corresponding low-level features from the network backbone with the same spatial resolution. We perform a 1×1 convolution on the low-level features to reduce the number of channels. After concatenation, several 3×3 convolutions are used to refine the features, followed by another bilinear upsampling by a factor of 4. Our training and test sets consist of the CT images and manual contours of 150 patients from Anhui Provincial Hospital between January 2016 and May 2019. The dimension, resolution, and thickness of CT images are 512×512 , 0.98 mm, and 2.5 mm, respectively. To delineate the tumor region efficiently, T1-weighted MR images are also acquired and fused with CT images. GTVp is delineated by experienced radiation oncologists on the CT images in a Pinnacle TPS. Of the 150 patients, 120 are chosen as the training set, 15 patients are chosen as the validation set, and the remaining 15 patients are chosen as the test set. Images are flipped, translated, and randomly rotated to augment the training dataset. Our network is implemented in Keras toolbox. The input images and ground-truth contours are resized to 512×512 for training. The loss function used in this study is 1-DSC index, AdamOptimizer is used with a learning rate of 0.005, and the weight decay factor is 0.8. The performance of the auto-segmentation algorithm is evaluated with Dice similarity coefficient (DSC), Jaccard index (JI), average surface distance (ASD), and Hausdorff distance (HD). The results are compared with those of the U-Net model. Paired t-test is performed to compare the DSC, JI, ASD, and HD values between the different models.

Result The mean DSC value of the 15 NPC patients from the test set is 0.76 ± 0.11 , the mean JI value is 0.63 ± 0.13 , the average ASD value is (3.4 ± 2.0) mm, and the average HD value is (10.9 ± 8.6) mm. Compared with the U-Net model, the Deeplabv3+ network model shows improved mean DSC and JI values by 3% and 4%, respectively (0.76 ± 0.11 vs. 0.73 ± 0.13 , $p < 0.001$; 0.63 ± 0.13 vs. 0.59 ± 0.14 , $p < 0.001$). The mean ASD value is also significantly reduced (3.4 ± 2.0 vs. 3.8 ± 3.3 mm, $p = 0.014$) compared with the U-Net result. However, for HD values, no statistical difference exists between the two network models (10.9 ± 8.6 vs. 11.1 ± 7.5 mm, $p = 0.745$). The experiment results indicate that the Deeplabv3+ network model outperforms the U-Net model in the segmentation of NPC target area. As 2D visualizations of auto-segmented contours, the Deeplabv3+ model results have more overlap with the manual contours and are closer to the results of the "ground truth". The visualizations show that our model can produce refined results. In addition, the average time required to segment a CT image is 16 and 14 ms for our model and the U-Net model, respectively, which is much less than the manual contouring time.

Conclusion In this study, a Deeplabv3+ convolutional neural network model is proposed to auto-segment the GTVp of NPC patients with radiotherapy. The results show that the auto-segmentations of the Deeplabv3+ network are close to the manual contours from oncologists. This model has the potential to improve the efficiency and consistency of GTVp contouring for NPC patients.

Key words: auto-segmentation; radiotherapy; convolutional neural network (CNN); primary tumor gross target volume (GTVp); nasopharyngeal carcinoma (NPC)

0 引 言

世界卫生组织国际癌症研究机构发布的全球肿瘤 2018 报告(Ferlay 等 ,2019) 指出 ,鼻咽癌(naso-pharyngeal carcinoma ,NPC) 位居世界癌症的第 23 位 ,每年新发病例 12.9 万人 ,死亡病例 7.3 万人。鼻咽癌以鳞癌最为常见 ,其常发于鼻咽侧壁和顶后壁 ,且颈部淋巴结转移发生早、转移率高。由于鼻咽部位治疗范围狭窄且危及器官众多 ,放射治疗是治疗鼻咽癌的主要方式之一。尽管鼻咽癌患者的肿瘤具有明显的放疗敏感性 ,但仍需要高剂量才能达到肿瘤控制的水平。Ng 等人(2014) 的研究表明现代调强放疗的剂量不足仍然是影响治疗效果的重要因素之一。而制约放疗剂量的关键原因是放疗肿瘤靶区和相关危及器官的勾画。

在目前放射治疗实践中 ,鼻咽癌的肿瘤靶区结构通常由临床医生在放疗计划系统上手工勾画完成。在鼻咽癌放疗计划中 ,所有必要结构的手动勾画通常需要 3 h 左右(Kosmin 等 ,2019) 。手工勾画花费了医生的大量时间 ,极大增加了医生的工作负担 ,而且手工勾画也是一个非常依赖医生经验水平的主观过程。

自动分割方法具有提高勾画精度和效率的潜力。基于 Atlas 的方法(Delpon 等 ,2016) 是一种常用的分割技术 ,该方法使用形变配准将新图像与数据库中选定的一组轮廓进行匹配 ,但是该方法计算时间长 ,且由于不确定的形变配准不能解释人体器官的解剖变化等(Kosmin 等 ,2019) ,限制了它的应用。以卷积神经网络(convolutional neural network ,CNN) 为代表的深度学习在计算机科学和医学领域取得了快速的进步。自动分割包括大脑、肝脏、直肠、膀胱和前列腺等器官(Litjens 等 ,2017) ,以及多种模态的影像 ,如 CT(computed tomography) (Men 等 ,2017) 、磁共振(magnetic resonance ,MR) (Lin 等 ,2019) 和超声(Han 等 ,2017) 等。这些研究表明自动分割的性能可与手工勾画相媲美甚至更好。

然而 ,由于患者间肿瘤形状的异质性 ,以及肿瘤与正常组织界面的不明确性 ,通过深度学习自动分割鼻咽癌放疗靶区仍是一项挑战。本文拟通过 Deeplabv3 + 卷积神经网络模型研究其对鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区(primary tumor gross target volume ,GTVp)

自动分割的精度 ,并探讨其临床应用的可行性。

1 材料与方法

1.1 数据

本文回顾了 2016 年~2019 年在安徽省立医院放疗科接受放射治疗的共计 150 例鼻咽癌患者 CT 图像资料 ,表 1 给出了其分期和临床信息。约 35.3% 的局部晚期患者接受了诱导化疗后再行同步放化疗。其他患者(早期和中期患者) 接受了放疗或同步的放化疗。所有患者均行仰卧位热塑体膜固定 ,使用西门子 CT 增强定位扫描(Somatom Definition AS 40 ,Siemens Healthcare ,Forchheim ,Germany) 。CT 大小尺寸为 512 × 512 像素 ,分辨率为 0.98 mm × 0.98 mm ,扫描层厚为 3 mm。为了更好地勾画肿瘤区域 ,将 T1 增强 MRI 图像与 CT 进行配准融合。所有患者的鼻咽癌原发灶 GTVp 均由主管医师在 Pinnacle 放疗计划系统上勾画后 ,由高年资上级医师审核批准 ,并交由物理师进行放疗计划设计。GTVp 的勾画范围包括影像学及临床检查可见的原发肿瘤部位。同时 ,本文的 GTVp 部分包含了咽后淋巴结在内。

表 1 入组鼻咽癌患者的临床信息
Table 1 Demographics of enrolled NPC patients

临床特征	类别	数值(占比 /%)
性别	男	112(74.7)
	女	38(25.3)
年龄	中位值	52
	范围	22.0 ~ 80.0
T 分期	T1	11(7.3)
	T2	23(15.3)
	T3	79(52.7)
	T4	37(24.7)
N 分期	N0	8(5.3)
	N1	41(27.3)
	N2	84(56.0)
	N3	17(11.3)
治疗方式	诱导化疗 + 同步放化疗	53(35.3)
	单纯放疗或同步放化疗	97(64.7)

1.2 网络结构

使用 Deeplabv3 + 网络结构(Chen 等 2018),采用解码(encoder) — 编码(decoder) 结构和空间金字塔塔结构来完成鼻咽癌原发灶的分割任务(图 1)。以改进后的 MobilenetV2 网络为编码网络主体,并在编码模块和解码模块使用了深度分离卷积,如图 2 所示。

图 2 中共有 4 种反向残差模块(见右图)。反向残差后的数字 24—320 代表输出通道数。此 MobilenetV2 由 4 种包含深度分离卷积的反向残差模块组成,目的是利用带孔分离卷积提取不同分辨率的特征图。本网络的解码模块将编码器的特征进行一个双线性上采样,采样倍数为 4。

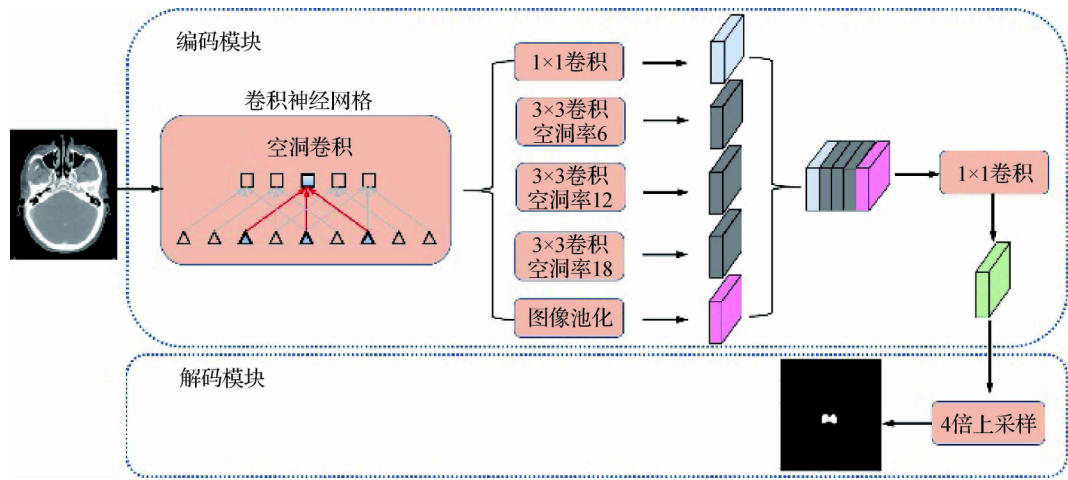


图 1 Deeplabv3+ 网络结构整体图

Fig. 1 Overall architecture of the proposed Deeplabv3+ network model

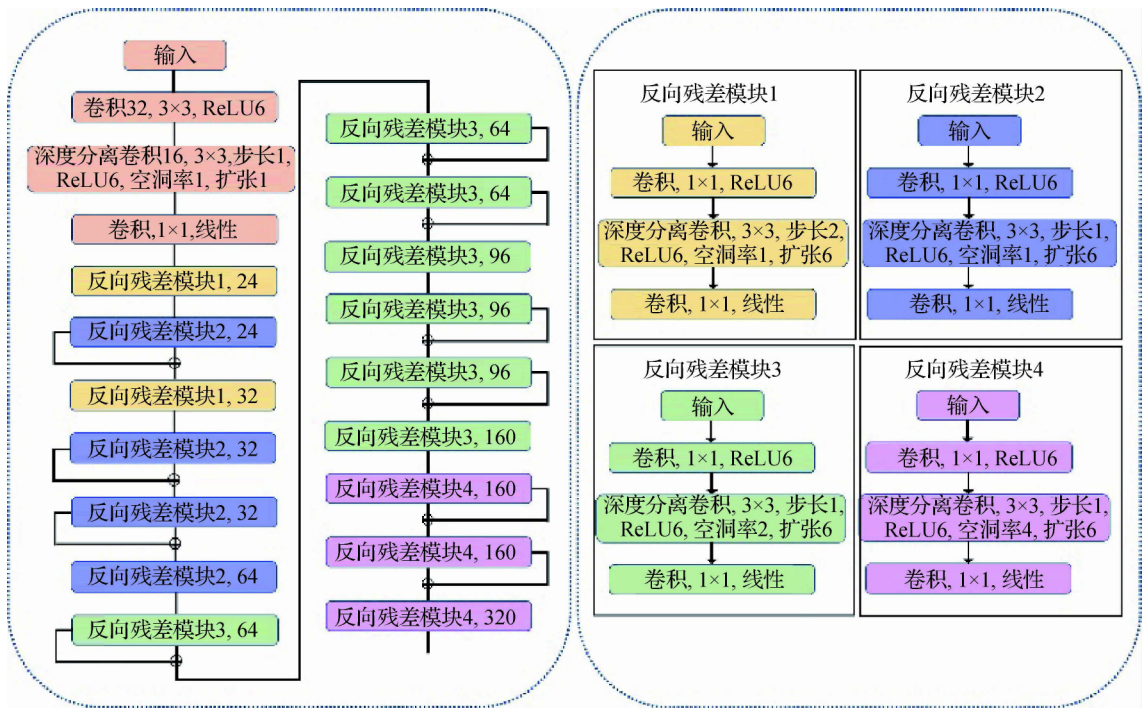


图 2 改进后的 MobilenetV2 网络为编码网络主体

Fig. 2 Improved MobilenetV2 network is used as the network backbone

1.3 训练过程

从 150 例患者中随机选择 120 例作为训练集,

剩余的 30 例均分为验证集和测试集。医生的手动勾画作为网络模型学习训练的“金标准”。为了增

加训练样本量,对训练图像进行了翻转、随机旋转、放大缩小和平移等数据增广处理。使用 1-戴斯相似系数作为损失函数,优化器使用 Adam,初始学习率为 0.005,当训练指标连续 5 次没有改进时,学习率按照 0.8 的衰减系数进行衰减。训练轮次 Epoch 200 次,单次放入样本量 Batch_size 设置为 8。卷积神经网络模型由 Keras 库(Gulli 和 Pal, 2017)搭建,计算硬件包括 Intel Xeon 处理 E5-2695 CPU 和 NVIDIA Tesla P40 GPU。

1.4 评估标准

采用戴斯相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)、杰卡德相似系数(Jaccard index, JI)、平均表面距离(average surface distance, ASD)和豪斯多夫距离(Hausdorff distance, HD)来评估模型对测试集分割的精准度。DSC 定义为预测轮廓 A 与真实轮廓 B 重叠的比例,即

$$DSC(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (1)$$

DSC 介于 0 和 1 之间,其值越大,表明分割图像与手动勾画重合度越高。

JI 为两个集合 A 和 B 的交集元素在 A 与 B 并集中所占的比例,即

$$JI(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2)$$

式中,JI 数值越大,表明重合度越高。

计算两个有向平均表面距离的平均值,即

$$ASD = \frac{d_{H, avg}(A, B) + d_{H, avg}(B, A)}{2} \quad (3)$$

式中,有向平均表面距离为 A 点到 B 点最近邻的平均距离,即

$$d_{H, avg}(A, B) = \frac{1}{|A|} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b) \quad (4)$$

豪斯多夫距离为

$$HD(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (5)$$

$$h(A, B) = \max(\min \|a - b\|) \quad (6)$$

式中, $a \in A, b \in B$, 该指数计算两个等轮廓之间的表面距离。HD 值越小表示 A 和 B 之间的距离越近,即具有较高的分割精度。

1.5 统计分析

采用配对 t 检验比较不同模型间的 DSC、JI、ASD 和 HD 值,数据以平均值 \pm 标准差表示, $p < 0.05$ 表示显著性差异水平。所有分析均采用 SPSS

23.0 软件进行。

2 结果

图 3 给出了本文所使用的 Deeplabv3 + 卷积神经网络模型对鼻咽癌原发肿瘤 GTVp 的自动分割结果箱式图。方框的上下界分别代表第 25 和第 75 百分位数,误差条分别表示第 10 和第 90 百分位数。15 例患者的平均 DSC 值为 0.76 ± 0.11 , 平均 JI 值为 0.63 ± 0.13 , 平均 ASD 值为 3.4 ± 2.0 mm, 平均 HD 值为 10.9 ± 8.6 mm。Deeplabv3 + 网络模型的平均 DSC 值和 JI 值相比 U-Net 网络(Ronneberger 等 2015)分别提升了 3% ~ 4% (0.76 ± 0.11 vs 0.73 ± 0.13 , $p < 0.001$; 0.63 ± 0.13 vs 0.59 ± 0.14 , $p < 0.001$)。ASD 值相比 U-Net 结果,也有明显减小(3.4 ± 2.0 vs 3.8 ± 3.3 mm, $p = 0.014$)。但对 HD 值,两种网络模型的结果无统计学的差异(10.9 ± 8.6 vs 11.1 ± 7.5 mm, $p = 0.745$)。这表明 Deeplabv3 + 网络模型对鼻咽癌靶区的分割效果优于 U-Net 网络模型。

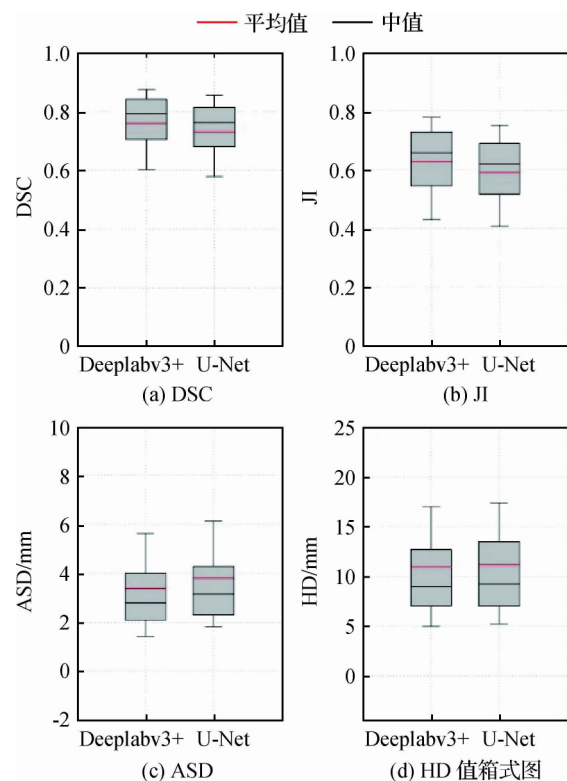


图 3 两种网络结构分割 GTVp 的指标

Fig. 3 Boxplots of values from two different models ((a) DSC; (b) JI; (c) ASD; (d) HD)

图4给出了测试集中3位患者的 Deeplabv3 + 网络分割结果、U-Net 分割结果以及临床医生手动勾画的可视化结果。其中红线代表手动勾画结果 绿线和蓝线分别代表 Deeplabv3 + 和 U-Net 自动分割结果。

从图中可以看出 ,Deeplabv3 + 网络模型的自动分割靶区轮廓和医生手动勾画的轮廓有更多的重合 ,即更接近“金标准”的结果。但同时也观察到 在某些 CT 图像层面 如图4(c) 自动分割结果与手动勾画差异较大。

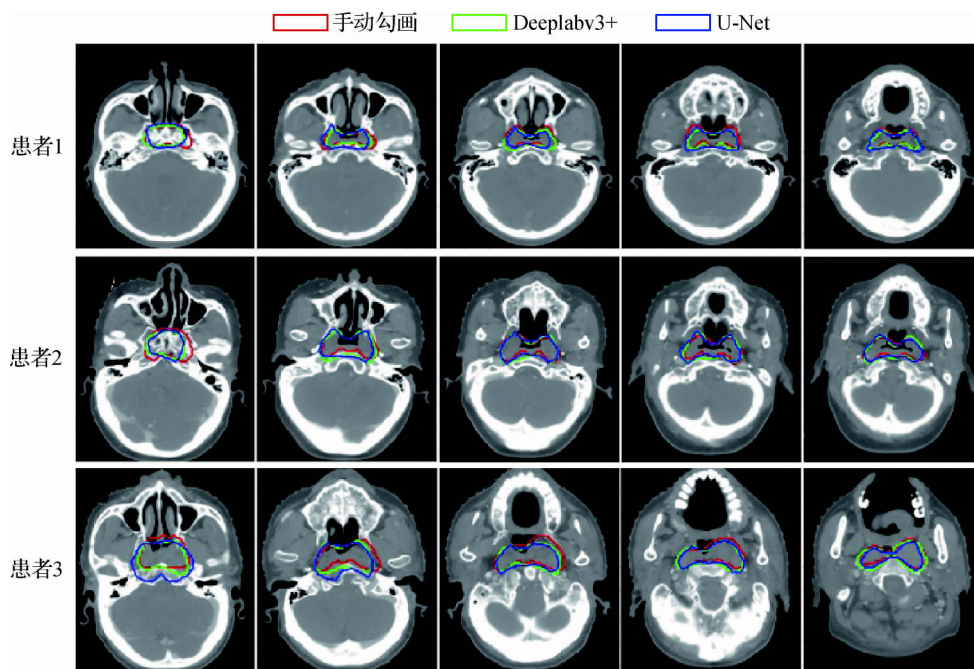


图4 3位NPC患者的 Deeplabv3 + 和 U-Net 模型分割 GTVp 可视化图

Fig.4 Segmentation visualizations for GTVp of three NPC patients by using DeeplabV3 + and U-Net model

训练 200 个轮次的 Deeplabv3 + 和 U-Net 网络模型分别需要的时间为 6.7 h 和 5 h。分割一幅 CT 图像所需的平均时间分别为 16 ms 和 14 ms,耗时远低于临床医生手动勾画的时间(Kosmin 等 2019)。

3 讨论

使用 Deeplabv3 + 网络模型自动分割鼻咽癌患者原发肿瘤病灶 GTVp,并与 U-Net 网络模型的结果进行了对比。研究结果表明 ,Deeplabv3 + 网络的自动分割结果更接近临床医生手动勾画的轮廓(平均 DSC: 0.76; 平均 JI: 0.63; 平均 ASD: 3.4 mm; 平均 HD: 10.9 mm)。从图4可以看出 ,自动分割与手动勾画结果差异最大的地方在于缺乏软组织对比度的靶区前后界。

精准的肿瘤靶区勾画对于最大限度提升肿瘤控制率和降低放疗毒性至关重要。鼻咽癌放疗中的 GTVp 靶区 在 CT 图像上缺乏软组织对比度,因此肿瘤与正常组织界面的定义很模糊,这使得基于 CT

的靶区勾画成为一项挑战性的任务,尤其是对初级医师而言。即使是经验丰富的肿瘤医生,其手动勾画靶区也存在变化。从这个角度来看,基于深度学习的自动分割可以发挥一定的作用。它可以通过学习由经验丰富的肿瘤医生手工绘制的大量轮廓来提高轮廓自动分割的一致性和准确性。深度学习的自动分割方法可以提供一个良好的起点,从而改进和最终确定轮廓。因此,将深度学习方法应用于放射治疗中的自动轮廓的研究越来越受到关注。例如,使用卷积神经网络对头颈部 CT 图像上放疗危及器官进行分割, DSC 值从 37.4% 到 89.5% 不等(Ibragimov 和 Xing 2017)。针对头颈部危及器官提出了端到端全自动深度学习分割模型,并证明 DSC 平均为 78.8% (Zhu 等 2019)。Sun 等人(2019) 开发了一种先定位后分割的方法,用于 CT 图像中眼睛和周围器官的分割,获得了 82.2% ~ 94% 的 DSC 值。

至于鼻咽癌 GTVp 分割, Lin 等人(2019) 开发了一种 3D CNN 方法在 MR 图像中自动轮廓 GTVp,

并证明 DSC 值为 0.79。Ma 等人(2018)将卷积神经网络模型与 3D 图形裁剪方法相结合,在 MR 图像下得到 DSC 值为 85.1%。可以看出,本文分割结果 DSC 值均低于相关文献结果,主要原因是训练使用的影像模态不同。MR 影像具有较高的软组织分辨率和对比度,是临床评估和确定鼻咽癌分期的首要检查手段和诊断依据(中国鼻咽癌临床分期工作委员会,2017)。尽管如此,由于模拟定位和放疗剂量计算等原因,CT 影像仍然是目前鼻咽癌放疗不可或缺的影像模态。

针对 CT 影像上鼻咽癌病灶与正常组织界面的不明确,且患者间肿瘤异质性的问题,利用 DeepLabv3 + 网络模型进行原发肿瘤放疗靶区的自动分割。DeepLabv3 + 网络模型与 U-Net 模型相比,使用具有不同空洞率卷积层的空间金字塔结构捕获任意尺度的上下文信息。在主干网络中使用具有多种空洞率的深度分离卷积,扩大感受野,融合多尺度信息,从而更好适应肿瘤形状、大小的异质性,恢复清晰的分割目标边界。因此,DeepLabv3 + 网络模型在鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区的分割准确性上表现更好。同时,由于分离卷积存在,DeepLabv3 + 能够在不损失模型分割准确性的前提下降低计算量。

本文方法虽然取得了不错的分割精度,但仍存在一定的局限性。1) 训练和验证数据集样本只有 135 例患者,增加训练数据集可以进一步提高准确性和鲁棒性。2) 尽管所有的临床医生都按照相同的指南勾画,但仍不可避免地存在勾画的差异性。3) 临床医生手动勾画 GTV_p 靶区的轮廓时均使用与 CT 融合后的 MR 图像,考虑到 MR 图像在软组织成像对比度方面的优势,可以将 MR 图像加入网络的输入中,从而进一步提高分割效果。

4 结 论

本文使用 DeepLabv3 + 网络模型来自动分割鼻咽癌放疗患者的原发肿瘤病灶 GTV_p。与 U-Net 模型相比,DeepLabv3 + 网络模型使用新型编码-解码结构和带孔空间金字塔网络结构提升了分割精度。该自动分割模型虽然有望提高 GTV_p 勾画的效率和一致性,但其 DSC 值仍然较低,医生在临床实践中需仔细审核自动分割结果。

致 谢 本文涉及的临床数据得到了安徽省立

医院放疗科李广虎、刘伟和冉晶晶医生的大力支持,在此表示衷心的感谢。

参考文献(References)

- Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, Schroff F and Adam H. 2018. Encoder-decoder with Atrous separable convolution for semantic image segmentation//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Martial Hebert: Springer: 1-41 [DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_49]
- Chinese Committee for Staging of Nasopharyngeal Carcinoma. 2017. The 2017 edition for staging of nasopharyngeal carcinoma in China (The Chinese 2008 expert consensus on staging revision of nasopharyngeal carcinoma). Chinese Journal of Radiation Oncology, 26(10): 1119-1125 (中国鼻咽癌临床分期工作委员会. 2017. 中国鼻咽癌分期 2017 版(2008 鼻咽癌分期修订专家共识). 中华放射肿瘤学杂志, 26(10): 1119-1125) [DOI: 10.3760/cma.j.issn.1004-4221.2017.10.002]
- Delpont G, Escande A, Ruef T, Darreón J, Fontaine J, Noblet C, Supiot S, Lacornerie T and Pasquier D. 2016. Comparison of automated atlas-based segmentation software for postoperative prostate cancer radiotherapy. Frontiers in Oncology, 6: #178 [DOI: 10.3389/fonc.2016.00178]
- Ferlay J, Colombet M, Soerjomataram I, Mathers C, Parkin D M, Piñeros M, Znaor A and Bray F. 2019. Estimating the global cancer incidence and mortality in 2018: GLOBOCAN sources and methods. International Journal of Cancer, 144(8): 1941-1953 [DOI: 10.1002/ijc.31937]
- Gulli A and Pal S. 2017. Deep Learning with Keras. [s. l.]: Packt Publishing
- Han S, Kang H K, Jeong J Y, Park M H, Kim W, Bang W C and Seong Y K. 2017. A deep learning framework for supporting the classification of breast lesions in ultrasound images. Physics in Medicine and Biology, 62(19): 7714-7728 [DOI: 10.1088/1361-6560/aa82ec]
- Ibragimov B and Xing L. 2017. Segmentation of organ-at-risks in head and neck CT images using convolutional neural networks. Medical Physics, 44(2): 547-557 [DOI: 10.1002/mp.12045]
- Kosmin M, Ledsam J, Romera-Paredes B, Mendes R, Moinuddin S, de Souza D, Gunn L, Kelly C, Hughes C O, Karthikesalingam A, Nutting C and Sharma R A. 2019. Rapid advances in auto-segmentation of organs at risk and target volumes in head and neck cancer. Radiotherapy and Oncology, 135: 130-140 [DOI: 10.1016/j.radonc.2019.03.004]
- Lin L, Dou Q, Jin Y M, Zhou G Q, Tang Y Q, Chen W L, Su B A, Liu F, Tao C J, Jiang N, Li J Y, Tang L L, Xie C M, Huang S M, Ma J, Heng P A, Wee J T S, Chua M L K, Chen H and Sun Y. 2019. Deep learning for automated contouring of primary tumor volumes by

MRI for nasopharyngeal carcinoma. *Radiology*, 291(3): 677-686
[DOI: 10.1148/radiol.2019182012]

Litjens G, Kooi T, Bejnordi B E, Setio A A A, Ciampi F, Chafoorian M, Van der laak J A W M, Van Ginneken B and Sánchez C I. 2017. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 42: 60-88 [DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005]

Ma Z Q, Wu X, Song Q, Luo Y, Wang Y and Zhou J L. 2018. Automated nasopharyngeal carcinoma segmentation in magnetic resonance images by combination of convolutional neural networks and graph cut. *Experimental and Therapeutic Medicine*, 16(3): 2511-2521 [DOI: 10.3892/etm.2018.6478]

Men K, Chen X Y, Zhang Y, Zhang T, Dai J R, Yi J L and Li Y X. 2017. Deep deconvolutional neural network for target segmentation of nasopharyngeal cancer in planning computed tomography images. *Frontiers in Oncology*, 7: #315 [DOI: 10.3389/fonc.2017.00315]

Ng W T, Lee M C H, Chang A T Y, Chan O S H, Chan L L K, Cheung F Y, Hung W M, Chan C C C and Lee A W M. 2014. The impact of dosimetric inadequacy on treatment outcome of nasopharyngeal carcinoma with IMRT. *Oral Oncology*, 50(5): 506-512 [DOI: 10.1016/j.oraloncology.2014.01.017]

Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany: Springer: 234-241 [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28]

Sun Y, Shi H B, Zhang S, Wang P, Zhao W L, Zhou X B and Yuan K H. 2019. Accurate and rapid CT image segmentation of the eyes and surrounding organs for precise radiotherapy. *Medical Physics*, 46(5): 2214-2222 [DOI: 10.1002/mp.13463]

Zhu W T, Huang Y F, Zeng L, Chen X M, Liu Y, Qian Z, Du N, Fan W and Xie X H. 2019. AnatomyNet: deep learning for fast and fully automated whole-volume segmentation of head and neck anatomy. *Medical Physics*, 46(2): 576-589 [DOI: 10.1002/mp.13300]

作者简介



薛旭东, 1987年生, 男, 工程师, 主要研究方向为肿瘤放射物理与人工智能在医学中的应用。

E-mail: xuexudong511@163.com



魏伟, 通信作者, 男, 副主任技师, 主要研究方向为肿瘤放射物理。

E-mail: ww_hbch@163.com

郝晓宇, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能与医疗大数据。E-mail: hxy2018@mail.ustc.edu.cn

石军, 男, 博士研究生, 主要研究方向为人工智能与医疗大数据。E-mail: shijun18@mail.ustc.edu.cn

丁轶, 男, 技师, 主要研究方向为肿瘤放射物理。

E-mail: dingyi_hbch@163.com

安虹, 女, 教授, 主要研究方向为超大规模并行计算芯片和系统结构、高性能计算、医学影像认知计算系统。

E-mail: han@ustc.edu.cn