

两种自动勾画系统勾画头部小体积危及器官的对比

侯东梅,赵永瑞,殷旭君,张秋杭,徐建堃
首都医科大学宣武医院放射治疗科,北京 100053

【摘要】目的:比较MANTEIA和RT-Mind两种软件自动勾画头部小体积危及器官(OAR)的准确性。**方法:**选取30例头部肿瘤患者的电子计算机断层扫描(CT)影像和核磁共振影像,将两套勾画系统软件自动勾画的实验组1和在勾画基础上手动修改的实验组2与医生手动勾画的对照组进行交叉指数系数(OI)、形状相似性系数(DSC)、杰卡德相似系数(J)和剂量偏差比较。**结果:**对于体积相对较大或CT值差异明显的头部器官(如脑干、晶体),OI、DSC、J值较高,剂量偏差较低;但对于小体积OAR(如视交叉、视神经、垂体)OI、DSC、J值较低,剂量偏差较高。*P*值分析发现:自动勾画A1组与手动勾画M组OAR的OI、DSC和J值比较差异均有统计学意义($P<0.05$)。除晶体和内耳的OI值外,自动勾画B1组与手动勾画M组OAR的OI、DSC和J值比较差异均有统计学意义($P<0.05$)。在自动勾画基础上,手动修改后,OI、DSC和J值都有提升,但与M组的OAR相比仍存在一定的差异。**结论:**通过软件自动勾画可以满足体积相对较大或CT值差异明显的头部器官放疗的临床需求,但对于头部小体积OAR,在临床上仍需要医生手动勾画。

【关键词】自动勾画;手动勾画;危及器官;头部肿瘤;剂量偏差

【中图分类号】R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)06-0676-06

Comparison of two different systems for automatic segmentation of small-sized organs-at-risk in the head

HOU Dongmei, ZHAO Yongrui, YIN Xujun, ZHANG Qiuhang, XU Jiankun

Department of Radiotherapy, Xuanwu Hospital, Capital Medical University, Beijing 100053, China

Abstract: Objective To compare the accuracies of MANTEIA and RT-Mind in the automatic segmentation of small-sized organs-at-risk (OAR) in the head. **Methods** In the computed tomography (CT) images and magnetic resonance (MR) images of 30 patients with head tumors, the OAR were auto-segmented by MANTEIA and RT-Mind (experience group 1) and further manually modified (experience group 2), and also manually delineated by a doctor (control group). The overlap index (OI), Dice similarity coefficient (DSC), Jaccard similarity coefficient (J) and dose deviation were calculated and compared between groups. **Results** For head OAR with relatively greater volumes (such as brainstem) or obvious differences in CT values (such as lens), the OI, DSC and J value were higher, and the dose deviations were lower. However, for small-sized OAR (such as optic chiasm, optic nerve, pituitary), the OI, DSC and J value were lower, and the dose deviations were higher. *P*-value analysis showed the differences in OI, DSC and J value between experience group A1 and control group were statistically significant ($P<0.05$). Except the OI of the lens and inner ear, there were significant differences between experience group B1 and control group in OI, DSC and J value ($P<0.05$). After manual modification based on auto-segmentation, the OI, DSC and J value were further improved, but there still existed discrepancy as compared with segmentation results in control group. **Conclusion** Automatic segmentation with the above-mentioned systems can meet the clinical needs of radiotherapy for head organs with relatively greater volumes or obvious differences in CT values. However, for small-sized OAR, manual delineation is still needed in clinical practice.

Keywords: automatic segmentation; manual delineation; organ-at-risk; head tumor; dose deviation

【收稿日期】2022-01-28

【基金项目】北京市自然科学基金(Z200022)

【作者简介】侯东梅,硕士,工程师,研究方向:放射治疗计划设计、质量控制、放射生物学、影像学,E-mail: 553761879@qq.com

【通信作者】徐建堃,副主任医师,研究方向:肿瘤精确放疗和综合治疗,E-mail: xjk_7563@163.com

前言

随着医疗技术的不断发展,放射治疗成为治疗肿瘤常用的手段之一。目前,最常用的放射治疗方法是调强放射治疗^[1]和容积旋转放射治疗^[2]。两种方法通过射野内剂量的调强,使照射野内处方剂量分布与靶区适形。在提高靶区剂量的同时,尽可能

减少危及器官(OAR)受照剂量,降低OAR的受照风险。靶区和OAR的勾画本质上是图像分割,通常由经验丰富的医生手动逐层完成^[3]。目前多数医院放射治疗时头部影像扫描层厚为2 mm,一套完整的影像有上百张图片,医生手动勾画靶区和OAR需1~2 d,是一项非常耗时耗力的工作^[4]。2016年国务院发布《国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要(草案)》,将人工智能列入国家战略地位。放疗行业积极响应国家政策,人工智能应用到放射治疗的各个环节。自动勾画的理念在放射治疗行业普及,电子计算机断层扫描(CT)图像自动分割能显著减少医生工作量,不断提高感兴趣区域的分割准确性和一致性^[5]。头部肿瘤在治疗过程中对剂量跌落梯度要求较高,OAR种类多,结构复杂,体积较小,对辐射非常敏感,过多的辐射会造成OAR不可逆的损伤^[6],这就要求靶区和OAR的勾画要尽可能精准。近年来,关于头颈部OAR的自动勾画研究很多。杨鑫等^[6]对脑干、脊髓、左腮腺、右腮腺、左眼、右眼、左颞叶、右颞叶、喉、左下颌腺、右下颌腺、甲状腺和小体积器官左侧视神经、右侧视神经和视交叉等自动勾画软件改进设计中发现,较大体积的OAR自动勾画与手动勾画之间差异较小,较小体积OAR在深度学习中特征值被丢失,信息获取不全面,勾画效果不理想。谢辉等^[7]研究发现利用OIS软件在头颈部肿瘤OAR自动勾画时除了垂体、视交叉、视神经外,其余大部分器官的勾画完全可以替代医生达到较好的临床效果。彭应林等^[8]认为不同中心临床医生对鼻咽癌放疗计划的计划靶区(PTV)和OAR勾画可能存在较大差别,自动联合手工勾画可以减少医生间OAR勾画差异,但小体积器官勾画差异仍达1.5倍以上。田娟秀等^[9]提出一种基于三维(3D)深度残差全卷积网络的OAR分割方法能够更加准确地分割各个OAR,但视交叉的分割效果仍需进一步提升。谷姗姗等^[10]对MIM软件的研究发现,眼球、内耳、脊髓、视神经等OAR宜选用病例数多的模板数据库进行自动勾画,模板数据库中包含的病例数对脑干、颞颌关节、晶体、口腔、腮腺等或组织的自动勾画无明显影响。葛迦等^[11]研究发现对于体积较大的器官都有较好的勾画结果,器官的体积越小、边界越模糊,勾画结果越差。为了验证两套自动勾画软件勾画头部OAR的准确性,本研究以人工勾画的OAR为准,一方面,对两套自动勾画软件在OAR勾画精准程度进行分析;另一方面,基于这两套自动勾画系统勾画的OAR进行计划设计,并对OAR的剂量受量进行分析,以此判断这两套软件直接应用在临床上的可行性。

1 资料与方法

1.1 一般资料

随机选取2020年8月至2021年3月于首都医科大学宣武医院收治的30例靶区相似的脑胶质瘤患者的影像资料。所有患者均为首次放射治疗,其中男16例,女14例,年龄27~66岁,中位年龄47岁。所有患者在CT模拟机上定位时均采用仰卧位,双手自然放在身体两侧,同一款热塑膜固定头颈。扫描范围从头顶到锁骨下缘,层厚2 mm。所有CT影像通过数字成像和通信端口传输到计划系统医生工作站和自动勾画系统。同时,所有CT影像均有对应的核磁影像,辅助医生准确勾画OAR。

1.2 软件资料

两种勾画软件分别为MANTEIA和RT-Mind,均采用U-Net卷积神经网络模型对图像特征进行自动提取,通过大量病例进行深度学习形成数据库和模板集,实现图像的自动勾画。

1.3 勾画及数据处理

根据脑胶质瘤的放射治疗要求,选取相对比较重要的OAR进行勾画,分别为脑干、左右视神经、视交叉、左右晶体、左右内耳和垂体。该30例图像由同一位资深医生在未知该实验情况下在计划系统医生工作站上进行OAR手动勾画。勾画时均参考RTOG OAR勾画指南,所涉及的OAR勾画范围均一致。该套手动勾画数据为本实验的参考标准,为对照组(M组)。本研究用MANTEIA软件勾画的数据设为A组,RT-Mind勾画的数据设为B组。将该30例影像传输到两套自动勾画系统进行自动勾画,得到实验一组A1、B1。将实验组数据备份,备份影像请同一位资深医生再次修改OAR,得到实验二组A2、B2。为了排除人为误差,本实验的人工勾画工作均由同一位医生单独完成,另一位医生审核通过。

1.4 计划设计

将上述5套勾画好的OAR拷贝到同一套影像中,采用同一套靶区,同一计划系统Moanco进行计算优化。以靶区中心为计划中心,双全弧照射,每个全弧180个控制点,0.25 mm网格,1%不确定度。照射能量采用临床常用的6 MV进行计划设计。得到的计划满足以下条件:靶区覆盖率95%,适形度约0.7,OAR受照剂量低于处方要求。每一次计划设计时优化的OAR为同一套勾画软件勾画得到的。得到计算结果后,将靶区的处方覆盖率统一到95%。统计对照组和各实验组影像对应的OAR受照剂量。

1.5 结果分析方法及评价标准

分别对对照组和实验组的OAR轮廓进行交叉指

数系数 (Overlap Index, OI)、形状相似性系数 (Dice Similarity Coefficient, DSC) 和杰卡德相似系数 (J)^[12] 3 个方面进行分析。公式如下所示:

$$OI = (V_{ij} \cap V_M) / V_M, i=A, B; j=1, 2 \tag{1}$$

$$DSC = 2(V_{ij} \cap V_M) / (|V_{ij}| + |V_M|), i=A, B; j=1, 2 \tag{2}$$

$$J = (V_{ij} \cap V_M) / (V_{ij} \cup V_M), i=A, B; j=1, 2 \tag{3}$$

其中, $V_{ij} \cap V_M$ 表示两种勾画体积重叠部分体积。
 $V_{ij} \cup V_M = |V_{ij}| + |V_M| - (V_{ij} \cap V_M), i=A, B; j=1, 2 \tag{4}$

OI、DSC 和 J 的范围为 0~1。OI 越接近 1 说明两种勾画重叠的区域越接近对照组; DSC 越接近 1 说明两种勾画区域相似度越高; J 越接近 1 说明两种勾画区域相似度越高^[13]。对照组 $OI_M=1, DSC_M=1, J_M=1$ 。一般 $DSC>0.7$ 即认为人工与自动勾画两个结构相似度较好^[14-15]。

治疗计划中 OAR 的受照剂量也是以手动勾画的影像中 OAR 剂量为基准。评估实验组与对照组中 OAR 受照的最大剂量 D_{max} 、最小剂量 D_{min} 和平均剂量 D_{mean} 的偏差。

$$\max = (D_{\max ij} - D_{\max M}) / D_{\max M}, i=A, B; j=1, 2 \tag{5}$$

$$\min = (D_{\min ij} - D_{\min M}) / D_{\min M}, i=A, B; j=1, 2 \tag{6}$$

$$\text{mean} = (D_{\text{mean } ij} - D_{\text{mean } M}) / D_{\text{mean } M}, i=A, B; j=1, 2 \tag{7}$$

1.6 统计学方法

采用 SPSS 23 软件进行数据处理。统计各 OAR 剂量偏差和各个样本量的 OI、DSC 和 J 值, 符合正态性分布的计量资料用均数±标准差表示, 采用 *t* 检验, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 勾画影像分析

通过人工勾画和手动勾画组合影像对比发现, A、B 组与 M 组存在显著差异, 经过手动修改后, 更接近手动勾画范围(图 1)。

2.2 勾画数据

2.2.1 勾画体积数据 自动勾画系统 A1(表 1), OI 值最大的是左内耳 0.96 ± 0.00 , 最小的是左晶体 0.55 ± 0.05 ; DSC 值最大的是脑干 0.90 ± 0.00 , 最小的是右内耳 0.41 ± 0.01 ; J 值最大的是脑干 0.83 ± 0.01 , 最小的是右内耳 0.27 ± 0.01 。A1 组自动勾画与 M 组的 OAR 比较差异均有统计学意义($P<0.05$)。

在 A1 组勾画的基础上手动修改后得到 A2 组(表 2), OI 值最大的是右内耳 0.97 ± 0.00 , 最小的是视交叉 0.67 ± 0.05 ; DSC 值最大的是右视神经 0.84 ± 0.02 , 最小的是右内耳 0.63 ± 0.03 ; J 值最大的是右晶体 0.75 ± 0.04 ,

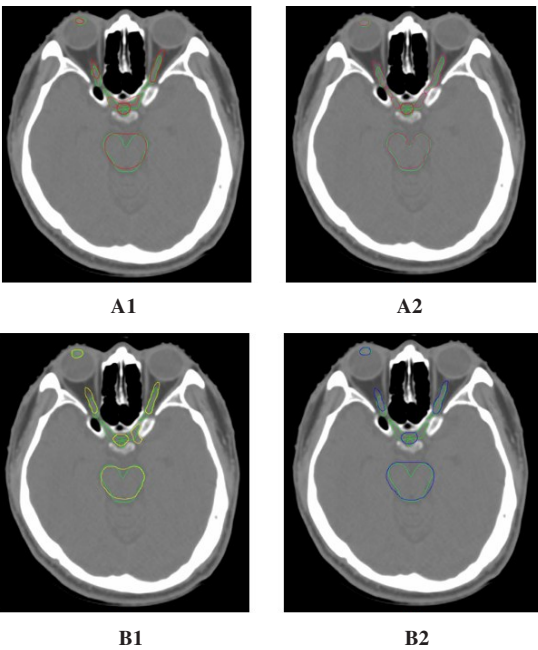


图 1 人工勾画和手动勾画对比
Figure 1 Comparison between automatic segmentation and manual delineation

绿色线代表手动勾画; A1 中红色线代表软件 MANTEIA 勾画; A2 中粉色线代表在软件 MANTEIA 勾画基础上手动修改; B1 中黄色线代表软件 RT-Mind 勾画; B2 中蓝色线代表在软件 RT-Mind 勾画基础上手动修改

表 1 自动勾画系统 A1 与 M 组的比较结果
Table 1 Comparison between auto-segmentation (group A1) and manual delineation (group M)

器官	OI 值	DSC 值	J 值	P 值		
				OI	DSC	J
脑干	0.83±0.01	0.90±0.00	0.83±0.01	0.001	0.004	0.003
视交叉	0.57±0.12	0.61±0.11	0.55±0.12	0.016	0.021	0.009
视神经						
左	0.83±0.02	0.77±0.00	0.62±0.01	0.022	0.000	0.000
右	0.79±0.02	0.80±0.01	0.68±0.02	0.005	0.004	0.002
晶体						
左	0.55±0.05	0.69±0.04	0.55±0.05	0.002	0.005	0.002
右	0.65±0.04	0.77±0.03	0.60±0.07	0.004	0.009	0.006
内耳						
左	0.96±0.00	0.44±0.01	0.28±0.01	0.049	0.000	0.000
右	0.95±0.00	0.41±0.01	0.27±0.01	0.026	0.000	0.000
垂体	0.61±0.04	0.62±0.03	0.47±0.03	0.003	0.001	0.000

M 组的 OI、DSC、J 值均为 1

最小的是右内耳 0.48 ± 0.03 。与对照组比较, 除左视神经和左内耳 OI 值外, 其他数值比较均有统计学意义($P<0.05$)。

表2 自动勾画系统A2与M组的比较结果

Table 2 Comparison between auto-segmentation (group A2) and manual delineation (group M)

器官	OI值	DSC值	J值	P值		
				OI	DSC	J
脑干	0.79±0.04	0.83±0.02	0.72±0.04	0.028	0.016	0.009
视交叉	0.67±0.05	0.67±0.05	0.54±0.06	0.007	0.007	0.003
视神经						
左	0.77±0.10	0.72±0.07	0.61±0.07	0.111	0.029	0.008
右	0.85±0.03	0.84±0.02	0.73±0.01	0.046	0.003	0.001
晶体						
左	0.86±0.01	0.81±0.02	0.70±0.03	0.015	0.008	0.002
右	0.91±0.00	0.84±0.03	0.75±0.04	0.009	0.045	0.018
内耳						
左	0.97±0.02	0.69±0.01	0.53±0.02	0.138	0.000	0.000
右	0.97±0.00	0.63±0.03	0.48±0.03	0.035	0.001	0.000
垂体	0.71±0.08	0.68±0.04	0.54±0.05	0.033	0.004	0.001

M组的OI、DSC、J值均为1

自动勾画系统B1(表3),OI值最大的是左内耳0.97±0.00,最小的是视交叉0.66±0.07;DSC值最大的是右晶体0.89±0.01,最小的是左内耳0.49±0.02;J值最大的是右晶体0.80±0.02,最小的是左内耳0.33±0.01。B1组自动勾画与M组除晶体和内耳OI值外,其他数值比较均有统计学意义($P<0.05$)。

在B1组勾画的基础上手动修改后得到B2组(表4),OI值最大的是右内耳0.97±0.00,最小的是视交叉

表3 自动勾画系统B1与M组的比较结果

Table 3 Comparison between auto-segmentation (group B1) and manual delineation (group M)

器官	OI值	DSC值	J值	P值		
				OI	DSC	J
脑干	0.75±0.02	0.84±0.01	0.73±0.03	0.002	0.009	0.004
视交叉	0.66±0.07	0.53±0.06	0.40±0.06	0.014	0.002	0.001
视神经						
左	0.85±0.03	0.79±0.01	0.66±0.01	0.045	0.001	0.000
右	0.89±0.00	0.78±0.01	0.64±0.02	0.030	0.001	0.000
晶体						
左	0.90±0.02	0.86±0.01	0.76±0.03	0.087	0.017	0.012
右	0.90±0.01	0.89±0.01	0.80±0.02	0.054	0.010	0.006
内耳						
左	0.97±0.00	0.49±0.02	0.33±0.01	0.062	0.000	0.000
右	0.96±0.00	0.51±0.01	0.35±0.02	0.050	0.000	0.000
垂体	0.66±0.07	0.64±0.06	0.51±0.01	0.015	0.008	0.003

M组的OI、DSC、J值均为1

0.70±0.05;DSC值最大的是右晶体0.85±0.03,最小的是左内耳0.62±0.03;J值最大的是右晶体0.76±0.04,最小的是左内耳0.47±0.03。B2组自动勾画与M组视神经、内耳和左晶体OI值、右视神经和右晶体的DSC值和脑干J值比较差异没有统计学意义($P>0.05$),其他数值比较均有统计学意义($P<0.05$)。

表4 自动勾画系统B2与M组的比较结果

Table 4 Comparison between auto-segmentation (group B2) and manual delineation (group M)

器官	OI值	DSC值	J值	P值		
				OI	DSC	J
脑干	0.80±0.03	0.83±0.02	0.73±0.03	0.026	0.014	0.078
视交叉	0.70±0.05	0.69±0.05	0.56±0.06	0.010	0.010	0.003
视神经						
左	0.80±0.07	0.74±0.03	0.61±0.04	0.085	0.009	0.003
右	0.78±0.10	0.75±0.10	0.67±0.10	0.144	0.080	0.029
晶体						
左	0.88±0.02	0.72±0.09	0.63±0.10	0.077	0.046	0.018
右	0.93±0.00	0.85±0.03	0.76±0.04	0.041	0.055	0.023
内耳						
左	0.86±0.10	0.62±0.03	0.47±0.03	0.292	0.002	0.000
右	0.97±0.00	0.64±0.03	0.49±0.03	0.121	0.001	0.000
垂体	0.74±0.07	0.69±0.03	0.55±0.04	0.044	0.003	0.001

M组的OI、DSC、J值均为1

2.2.2 剂量偏差数据 对实验组和对照组计划中的OAR剂量受量进行比较见表5。D_{max}偏差统计结果显示:A组视交叉、视神经和A2组左晶体偏差>5%;B₁组视交叉、左视神经和左内耳,B₂组视交叉、视神经、右晶体剂量偏差>5%,其他数值均<5%。D_{min}偏差显示:A组中除视交叉、A1组右视神经和A2组左视神经外,其他OAR剂量偏差<5%;B组中右视神经,B1组右晶体,B2组左晶体和右内耳的剂量偏差>5%,其他偏差<5%。D_{mean}统计显示:A组除视交叉和A1组脑干外,其他OAR剂量偏差均<5%;B组除视交叉,B1组晶体和左内耳,B2组右内耳外,其他OAR剂量偏差<5%。

3 讨论

本研究主要分析头部OAR中较小体积勾画的差异性,结果显示两种勾画软件分析结果与文献[16-23]的报道相似。体积较大的脑干和边界清晰的晶体勾画效果比较理想,其他体积较小的OAR仍有很大的改进空间^[24]。这些OAR自动勾画与手动勾画在覆盖

表5 剂量偏差比较(%)
Table 5 Comparison of dose deviations (%)

参数	组别	脑干	视交叉	左视神经	右视神经	左晶体	右晶体	左内耳	右内耳
D _{max}	A1	2.32	13.30	16.60	19.53	-1.04	2.19	-2.54	-2.78
	A2	1.37	12.40	13.31	12.70	-9.86	2.41	-1.96	0.50
	B1	2.24	17.21	9.18	3.60	-1.05	1.23	-7.95	-4.31
	B2	1.23	15.00	14.18	12.63	-3.52	5.33	0.20	3.63
D _{min}	A1	2.60	11.52	-1.29	-5.78	4.10	-0.33	3.67	2.37
	A2	3.51	7.08	8.66	-4.58	3.84	0.04	2.60	2.91
	B1	-0.91	1.73	-1.15	-6.04	-1.08	-8.76	1.14	-2.02
	B2	3.91	2.19	1.28	-8.14	7.78	1.20	-3.47	6.03
D _{mean}	A1	-5.21	14.62	2.99	3.77	-2.19	-2.76	-0.65	-0.78
	A2	-3.40	14.13	4.04	2.18	-0.20	-1.60	0.84	1.52
	B1	-4.01	14.25	1.67	-1.02	-6.89	-6.12	-6.04	1.18
	B2	-0.10	17.91	4.54	0.42	1.40	1.09	4.63	5.12

率、相似性和适形度上均存在显著差异。在自动勾画的基础上手动修改,虽然可以明显提高OAR的覆盖率、相似度和适形度,但仍有相当一部分存在差异性。这些差异体现到受照剂量上也非常明显,手动修改可以降低剂量偏差。分析原因主要存在以下几个方面:(1)实验分析的大部分OAR体积很小,在CT影像上只有2~3层分布,自动勾画系统分析学习具有一定难度;(2)视交叉、视神经、垂体等器官和周围组织的CT值比较接近,自动勾画系统识别存在一定困难,晶体勾画相对较好的原因也是因为晶体和周围组织CT值差异明显,更容易识别;(3)内耳的勾画范围没有明确,自动勾画系统勾画范围明显较大,而医生手动勾画不包括内耳道等组织;(4)自动勾画系统需要更多的临床数据进行再学习。

【参考文献】

[1] Sultanmem K, Shu HK, Xia P, et al. Three-dimensional intensity modulated radiotherapy (IMRT) in the treatment of nasopharyngeal carcinoma: the UCSF experience[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2000, 48(3): 711-722.

[2] Lee N, Xia P, Quivey JM, et al. Intensity-modulated radiotherapy in the treatment of nasopharyngeal carcinoma: an update of the UCSF experience[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2002, 53(1): 12-22.

[3] 皮一飞. 数字化人体模型开发及其在CT图像自动分割中的应用[D]. 安徽: 中国科学技术大学, 2018.

Pi YF. Development of computational human phantoms and applications to automated CT image segmentation [D]. Anhui: University of Science and Technology of China, 2018.

[4] Liu ZK, Liu FJ, Chen WQ, et al. Automatic segmentation of clinical target volume and organs-at-risk for breast conservative radiotherapy using a convolutional neural network[J]. Cancer Manag Res, 2021, 13: 8209-8217.

[5] 余广南, 陈莹胤, 钟丽明, 等. 基于密集特征匹配的胸片肺野自动分割[J]. 南方医科大学学报, 2016, 36(1): 61-66.

She GN, Chen YY, Zhong LM, et al. Automatic segmentation of lung fields in chest radiographs based on dense matching of local features [J]. Journal of Southern Medical University, 2016, 36(1): 61-66.

[6] 杨鑫, 李学妍, 张晓婷, 等. 基于自适应Unet网络的鼻咽癌放疗危及器官自动分割方法[J]. 南方医科大学学报, 2020, 40(11): 1579-1586.

Yang X, Li XY, Zhang XT, et al. Segmentation of organs at risk in nasopharyngeal cancer for radiotherapy using a self adaptive Unet network[J]. Journal of Southern Medical University, 2020, 40(11): 1579-1586.

[7] 谢辉, 李庆. OIS软件在鼻咽癌危及器官自动勾画的临床应用研究[J]. 中国数字医学, 2020, 15(11): 36-39.

Xie H, Li Q. Research on the clinical application of OIS software in the automatic outlining of organ at risk of nasopharyngeal carcinoma [J]. China Digital Medicine, 2020, 15(11): 36-39.

[8] 彭应林, 孙文钊, 程皖琴, 等. 鼻咽癌调强计划靶区和危及器官不同勾画方式下个体化差异观察[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2019, 28(10): 762-766.

Peng YL, Sun WZ, Cheng WQ, et al. Interobserver variations in the delineation of planning target volume with organs at risk different contouring methods in intensity modulated radiation therapy for nasopharyngeal carcinoma [J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2019, 28(10): 762-766.

[9] 田娟秀, 刘国才, 谷姗姗, 等. 基于3D深度残差全卷积网络的头颈CT放疗危及器官自动勾画[J]. 中国生物医学工程学报, 2019, 38(3): 257-265.

Tian JX, Liu GC, Gu SS, et al. Segmentation of organs at risk on head and neck CT for radiotherapy based on 3D deep residual fully convolutionai neural network [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2019, 38(3): 257-265.

[10] 谷姗姗, 田娟秀, 王运来, 等. 基于MIM软件模板数据库的病例数对危及器官自动勾画的探讨[J]. 中国医学装备, 2018, 15(3): 1-4.

Gu SS, Tian JX, Wang YL, et al. Exploration for automatically delineation of organ at risk based on medical case number of template database in MIM software[J]. China Medical Equipment, 2018, 15(3): 1-4.

[11] 葛迦, 宁丽华, 严森祥, 等. 两种软件Smart Segmentation与MIN Atlas自动勾画鼻咽癌危及器官的准确性研究[J]. 中华放射医学与防护杂志, 2019, 39(9): 668-672.

Ge J, Ning LH, Yan SX, et al. Automatic segmentation of organs at risk for nasopharyngeal carcinoma with Smart Segmentation[J]. Chinese Journal of Radiological Medicine and Protection, 2019, 39(9): 668-672.

[12] 张富利, 崔德琪, 王秋生, 等. 基于深度学习和图谱库方法自动勾画肿瘤放疗中危及器官的比较[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(12): 1486-1490.

Zhang FL, Cui DQ, Wang QS, et al. Comparative study of deep learning-versus Atlas-based auto-segmentation of organs-at-risk in tumor radiotherapy[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36

- (12): 1486-1490.
- [13] Zijdenbos AP, Dawant BM, Margolin RA, et al. Morphometric analysis of white matter lesions in MR images: method and validation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1994, 13(4): 716-724.
- [14] Artachevarria X, Munozbarrutia A, Ortizdesolorzano C. Combination strategies in multi-atlas image segmentation: application to brain MR data[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2009, 28(8): 1266-1277.
- [15] 单书灿, 邱杰, 全红, 等. 基于 Raystation 数据库自动勾画功能在鼻咽癌放疗中应用研究[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2015, 24(5): 538-539. Shan SC, Qiu J, Quan H, et al. Research on the application of automatic delineation function in radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma based on the raystaton database[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2015, 24(5): 538-539.
- [16] 张书铭, 杨瑞杰, 朱森华, 等. 两种自动勾画头颈部危及器官方法的比较研究[J]. 中华放射医学与防护杂志, 2020, 40(5): 385-391. Zhang SM, Yang RJ, Zhu SH, et al. Comparative study of two different methods for automatic segmentation of organs at risk in head and neck region[J]. Chinese Journal of Radiological Medicine and Protection, 2020, 40(5): 385-391.
- [17] 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.
- [18] 门阔, 戴建荣. 利用深度反卷积神经网络自动勾画放疗危及器官[J]. 中国医学物理学杂志, 2018, 35(3): 256-259. Men K, Dai JR. Automatic segmentation of organs at risk in radiotherapy using deep deconvolutional neural network[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2018, 35(3): 256-259.
- [19] Tappeiner E, Pröll S, Hönig M, et al. Multi-organ segmentation of the head and neck area: an efficient hierarchical neural networks approach[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(5): 745-754.
- [20] Tong N, Gou S, Yang S, et al. Fully automatic multi-organ segmentation for head and neck cancer radiotherapy using shape representation model constrained fully convolutional neural networks[J]. Med Phys, 2018, 45(10): 4558-4567.
- [21] Men K, Geng H, Cheng C, et al. Technical note: more accurate and efficient segmentation of organs-at-risk in radiotherapy with convolutional neural networks cascades[J]. Med Phys, 2018, 46: 289-292.
- [22] Zhu W, Huang Y, Zeng L, et al. AnatomyNet: deep learning for fast and fully automated whole-volume segmentation of head and neck anatomy[J]. Med Phys, 2019, 46: 576-589.
- [23] Ayyakusamy A, Vellaiyan S, Subramanian S, et al. Auto-segmentation of head and neck organs at risk in radiotherapy and its dependence on anatomic similarity[J]. Radiat Oncol, 2019, 37(2): 134-142.
- [24] Liang S, Tang F, Huang X, et al. Deep-learning-based detection and segmentation of organs at risk in nasopharyngeal carcinoma computed tomographic images for radiotherapy planning[J]. Eur Radiol, 2019, 29(4): 1961-1967.

(编辑:陈丽霞)