

体积对自动勾画软件勾画危及器官准确性的影响

李华玲¹, 王沛沛², 李金凯², 李彩虹², 昌志刚², 顾宵宸², 孙新臣², 曹远东²

1. 南京医科大学特种医学系, 江苏 南京 210009; 2. 南京医科大学第一附属医院放疗科, 江苏 南京 210009

【摘要】目的:评价基于人工智能的自动勾画系统(AccuContour自动勾画软件)对危及器官(OAR)勾画的几何准确性,探讨OAR自动勾画的几何准确性是否受OAR体积的影响。**方法:**选取161例患者,其中头颈部、胸部、盆腔肿瘤患者各40例,腹部肿瘤患者41例。分别采用AccuContour自动勾画软件和手动勾画的方式对晶体、视神经、眼球、垂体、脑干、腮腺、下颌骨、双肺、心脏、双肾、肝脏、直肠、膀胱、股骨头等部位进行勾画。统计各个勾画部位的戴斯相似系数(DSC)、豪斯多夫距离(HD)、Jaccard系数以及体积这4项参数,并使用DSC、Jaccard系数和HD评价自动勾画的几何准确性。对DSC、HD、Jaccard系数与体积进行Spearman相关性分析,并对晶体、视神经、眼球、腮腺、颞颌关节、双肺、双肾、股骨头等成对部位的DSC、HD、Jaccard系数之间进行Wilcoxon配对秩和检验。**结果:**各个部位的DSC均数均大于0.7;头颈部的Jaccard系数均数为0.557~0.880,其中最低的为右视神经,最高的为下颌骨。头颈部、胸部、盆腔的HD均数分别小于8、22、16 mm;除肝脏(HD=34.563 mm)外,腹部其他部位的HD均数均小于19 mm。DSC_{all}、Jaccard_{all}系数及HD_{all}的大小与体积具有相关性($r_{DSC}=0.757$, $P_{DSC}=0.000$; $r_{Jaccard}=0.775$, $P_{Jaccard}=0.000$; $r_{HD}=0.761$, $P_{HD}=0.000$)。晶体、视神经、眼球、垂体、脑干、腮腺、下颌骨、双肺、膀胱、股骨头等部位的DSC和Jaccard系数与OAR体积具有相关性($P<0.05$),HD与体积不具有相关性($P>0.05$)。双肺之间的DSC和Jaccard系数差异具有统计学意义($P_{DSC}=0.000$, $P_{Jaccard}=0.000$)。**结论:**AccuContour自动勾画软件对于OAR的勾画具有较高的准确性,自动勾画的几何准确性受OAR体积大小的影响。

【关键词】AccuContour自动勾画软件;危及器官;体积;几何准确性

【中图分类号】R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)07-0797-06

Effect of volume on the accuracy of organs-at-risk segmentation by automatic segmentation software

LI Hualing¹, WANG Peipei², LI Jinkai², LI Caihong², CHANG Zhigang², GU Xiaohuan², SUN Xincheng², CAO Yuandong²

1. Department of Special Medicine, Nanjing Medical University, Nanjing 210009, China; 2. Department of Radiation Oncology, the First Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210009, China

Abstract: Objective To evaluate the geometric accuracy of artificial intelligence-based automatic segmentation system (AccuContour automatic segmentation software) for the segmentation of organs-at-risk and to investigate whether the geometric accuracy of automatic OAR segmentation is affected by the volume of OAR. **Methods** A total of 161 patients were enrolled, including 40 cases with tumor in head and neck, chest, and pelvis, and 41 cases with tumor in the abdomen. AccuContour automatic segmentation software and manual delineation were used to contour lens, optic nerve, eyeball, pituitary, brainstem, parotid glands, mandible, lungs, heart, kidneys, liver, rectum, bladder, femoral heads and other OAR. The Dice similarity coefficient (DSC), Hausdorff distance (HD), Jaccard coefficient and volume of each segmented OAR were analyzed, and the geometric accuracy of the automatic segmentation was evaluated using DSC, Jaccard coefficient and HD. Spearman correlation analysis was used to verify the correlations between volume and DSC, HD, Jaccard coefficient; and Wilcoxon paired rank sum test was conducted on the DSC, HD and Jaccard coefficients of paired OAR such as lens, optic nerves, eyeballs, parotid glands, temporomandibular joints, lungs, kidneys and femoral heads, etc. **Results** The mean DSC of each OAR was larger than 0.7. The mean Jaccard coefficient of the neck was between 0.557 and 0.880, with the lowest Jaccard coefficient in the right optic nerve and the highest in the mandible. The mean HD of head and neck, chest, and pelvis was less than 8, 22 and 16 mm, respectively. Except for the liver (HD=34.563 mm), the other OAR in the abdomen had a HD less than 19 mm. There were correlations between volume and

【收稿日期】2020-01-20

【基金项目】国家自然科学基金(81672983, 81703027)

【作者简介】李华玲, 硕士研究生, 研究方向: 医学物理, E-mail: 2361507891@qq.com

【通信作者】曹远东, 博士, 副教授, 研究方向: 肿瘤精准放疗, E-mail: yuandongcao@163.com

DSC_{all}, Jaccard_{all} coefficient, HD_{all} ($r_{DSC}=0.757$, $P_{DSC}=0.000$; $r_{Jaccard}=0.775$; $P_{Jaccard}=0.000$; $r_{HD}=0.761$, $P_{HD}=0.000$). The DSC and Jaccard coefficient of lens, optic nerves, eyeballs, pituitary, brainstem, parotid glands, mandible, lungs, bladder, femoral heads, etc. were also correlated with the volume of OAR ($P<0.05$), but their HD was not related to volume ($P>0.05$). The differences in DSC and Jaccard coefficient between bilateral lungs were statistically significant ($P_{DSC}=0.000$, $P_{Jaccard}=0.000$). **Conclusion** AccuContour automatic segmentation software has a high accuracy for OAR segmentation, and the geometric accuracy of automatic segmentation is affected by the volume of OAR.

Keywords: AccuContour automatic segmentation software; organs-at-risk; volume; geometric accuracy

前言

近年来随着肿瘤放疗的快速发展,接受肿瘤放疗的人数逐渐上升。据估计,美国每年有470 000名患者接受放疗^[1]。在肿瘤放疗的整个过程中,危及器官(Organs-at-Risk, OAR)的准确勾画是一个非常关键的环节^[2-3]。而医生手动勾画OAR是一个十分耗时的过程,每一个患者都有数百张CT图像,而医生需要对相关的CT图像进行逐张勾画。Walker等^[4]和Teguh等^[5]经过研究发现与手动勾画OAR相比,自动勾画可节省大量的时间。手动勾画OAR一般需要数小时而自动勾画则仅需数分钟乃至数秒即可完成。近年来,多种OAR自动勾画技术被相继开发,其中包括基于图谱的自动勾画技术^[6-7]、基于机器学习的自动勾画技术^[8]和基于神经网络的自动勾画技术^[9-10]。在自动勾画技术提出的同时,自动勾画技术的准确度也随之得到了重视,并且逐渐成为学者们的研究热点。已有不少学者对各种自动勾画技术的准确性进行了评估^[11-14]。目前用于评估自动勾画技术的常用方法有豪斯多夫距离(Hausdorff Distance, HD)和体积重叠方法。本研究主要目的是评估基于人工智能(Artificial Intelligence, AI)的自动勾画软件的准确度,并研究自动勾画的几何准确性是否受OAR体积大小的影响。

1 材料与方法

1.1 实验数据

选取来自南京医科大学第一附属医院放疗科2018年1月至11月的161例患者,其中头颈部肿瘤40例、胸部肿瘤40例、腹部肿瘤41例、盆腔肿瘤40例。所有病例均使用CT模拟定位机(德国Siemens)进行扫描,并将CT图像通过DICOM传至自动勾画软件工作站和医生工作站。使用经训练的AccuContour自动勾画软件与手动勾画方法对晶体、视神经、眼球、垂体、脑干、腮腺、下颌骨、肺部、心脏、肾脏、肝脏、直肠、膀胱、股骨头等部位进行勾画。通过MIM Maestro软件计算获得戴斯相似系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)、Jaccard系数、HD及体积等参数。

1.2 自动勾画软件

AccuContour自动勾画软件是由Manteia(中国)公司开发的一种基于深度学习的自动勾画软件。通过建立图像分割模型,并以多种网络结构模型、多种loss结构融合进行训练,进而对大量的数据进行学习,从而实现对目标图像的自动分割和轮廓勾画。

1.3 手动勾画

有经验的多位医师在Elekta MONACO-Sim V5.1工作平台上对头颈部、胸部、腹部及盆腔肿瘤的OAR在CT图像进行手动勾画,其中每个部位均由同一位医师进行勾画。所勾画的OAR包括晶体、视神经、眼球、垂体、脑干、腮腺、下颌骨、双肺、心脏、双肾、肝脏、直肠、膀胱、股骨头等部位。勾画时均参考RTOG OAR勾画指南,所涉及的OAR勾画范围均一致。

1.4 评估方法

目前用于评估自动勾画技术的常用评估方法有HD和体积重叠方法,而目前流行的重叠方法有DSC及Jaccard系数^[15]。

(1)DSC用于评价自动勾画和手动勾画之间的体积重叠性^[5,16],其计算公式为:

$$DSC=2(V_a \cap V_m)/(V_a + V_m) \quad (1)$$

其中, V_a 代表自动勾画轮廓的体积, V_m 代表手动勾画轮廓的体积。 $DSC \in [0,1]$,数值越高代表勾画效果越好,0代表两者没有任何交集,1代表两者完全重合。

(2)HD是用于描述两组点集之间相似程度,是两个点集之间距离的一种定义形式,是一个点集中的点到另一个点集的最短距离的最大值。假如自动勾画的集合 $A=\{a_1, a_2, \dots, a_i\}$,手动勾画的集合 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_j\}$,则两集合的HD为:

$$H(A, M)=\max(h(A, M), h(M, A)) \quad (2)$$

$$h(A, M) = \max_{a \in A, m \in M} (\min \|a - m\|) \quad (3)$$

$H(A, M)$ 越小,表示自动勾画集合和手动勾画集合的最短距离的最大值越小,两个集合的交集越大,自动分割越准确。

(3)Jaccard系数用于比较手动勾画和自动勾画二者之间的相似性与差异性,为自动勾画集合 A 和手

动勾画集合 M 交集的大小与二者并集大小的比值, 其公式可表示为:

$$J(A, M) = |A \cap M| / |A \cup M| = |A \cap M| / (|A| + |M| - |A \cap M|)$$

(4)

Jaccard 系数值越大, 表明自动勾画与手动勾画相似性度越高。

1.5 统计学分析

使用 SPSS 23 软件对数据进行统计学分析。总体的 DSC、HD、Jaccard 系数为偏态分布, 用中位数及四分位间距表示; 各部位的 DSC、HD、Jaccard 系数则用均数±标准差表示。对总体及各个部位的 DSC、

HD、Jaccard 系数与体积进行 Spearman 相关分析; 对晶体、视神经、眼球、双肺、双肾等成对 OAR 的 DSC、HD、Jaccard 系数进行 Wilcoxon 配对秩检验; 对双肺的体积进行 Wilcoxon 配对秩检验。检验水准为 0.05, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

总体的 DSC 中位数为 0.896, 四分位数间距为 0.125; 总体的 HD 的中位数为 5.754 mm, 四分位数间距为 8.380 mm; 总体的 Jaccard 系数的中位数为 0.813, 四分位数间距为 0.193, 具体分布情况如图 1 所示。

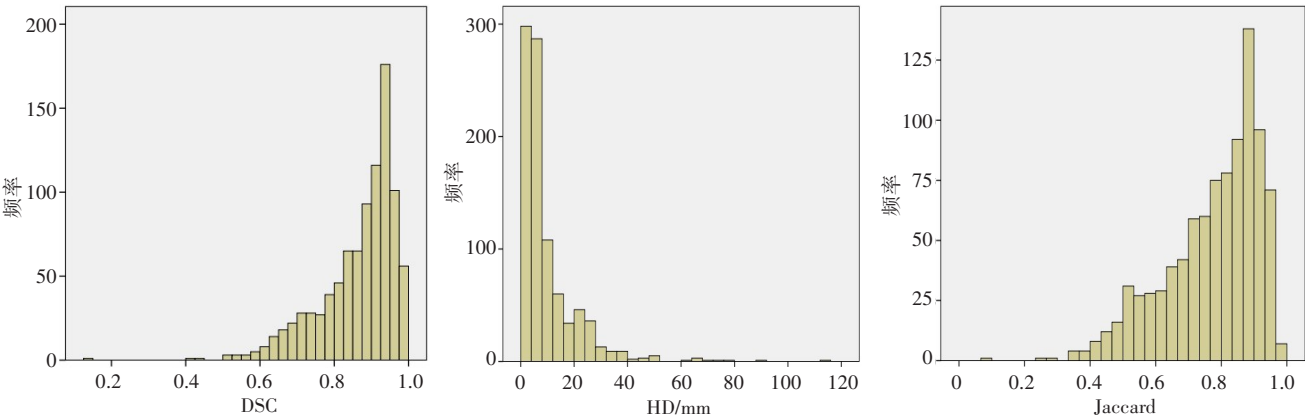


图1 DSC、Jaccard 系数、HD 的分布情况
Fig.1 Distribution of Dice similarity coefficient (DSC), Jaccard coefficient, Hausdorff distance (HD)

图 2 为自动勾画与手动勾画的比较, 从图中可以看出两者重合性较好, 但是可以看到在肝脏的自动勾画中, 自动勾画软件将积液误认为肝脏组织 (图 2c), 自动勾画算法在感兴趣区消失层面效果有待提高。

各个部位的 DSC 均数均大于 0.7, 其中晶体、视神经、垂体的 DSC 均数为 0.7~0.8, 其他部位均大于 0.8。头颈部的 HD 均数均小于 8 mm, 胸部均小于 22 mm, 肝脏为 34.563 mm, 腹部其他 OAR 均小于 19 mm, 盆腔均小于 16 mm。头颈部的 Jaccard 系数均数为 0.557~0.880, 其中最低的为右视神经, 最高的为下颌骨, 具体数值详见表 1。总体的 DSC_{all} 、 HD_{all} 、 $Jaccard_{all}$ 系数与体积具有正相关性; 其中, 相关系数均大于 0.7 ($r_{DSC}=0.757$, $r_{Jaccard}=0.775$, $r_{HD}=0.761$; $P_{DSC}=0.000$, $P_{HD}=0.000$, $P_{Jaccard}=0.000$)。晶体、视神经、眼球、垂体、脑干、腮腺、下颌骨、双肺、膀胱、股骨头等部位的 DSC、Jaccard 系数与其体积具有相关性, 其他部位则暂不能认为有相关性, 如表 2 所示。尚不能认为各个部位的 HD 与体积有相关性。

双肺之间的 DSC、Jaccard 系数差异具有统计学

意义 ($P_{DSC}=0.000$, $P_{Jaccard}=0.000$), 且双肺之间的体积差异也具有统计学意义 ($P=0.000$)。左右晶体、左右视神经、左右眼球、左右腮腺、左右颞颌关节、双肾、左右股骨头等部位的 DSC、Jaccard 系数差异则不具有统计学意义, 详见表 3。

3 讨论

AccuContour 自动勾画软件是基于深度学习的自动勾画软件, 本研究显示各个部分的 DSC 均数均大于 0.7, 其中体积较大的部位的 DSC 可达到 0.9 以上, 如双肺、心脏。有学者认为 $DSC>0.7$ 则可认为自动勾画和手动勾画重叠性良好^[17-18]。头颈部的 Jaccard 系数均数为 0.557~0.880, 其中最低的为右视神经, 最高的为下颌骨。头颈部、胸部、盆腔的 HD 均数分别小于 8、22、16 mm; 肝脏的 HD 均数为 34.563 mm; 腹部其他部位均小于 19 mm。由此可看出 AccuContour 自动勾画软件的总体勾画结果良好。但是经过分析对比发现, 自动勾画系统在头颈部小体积器官、腹部及盆腔 OAR 的勾画效果还有所欠缺, 对于小体积的 OAR, 因为其仅在几个 CT 层面出现,

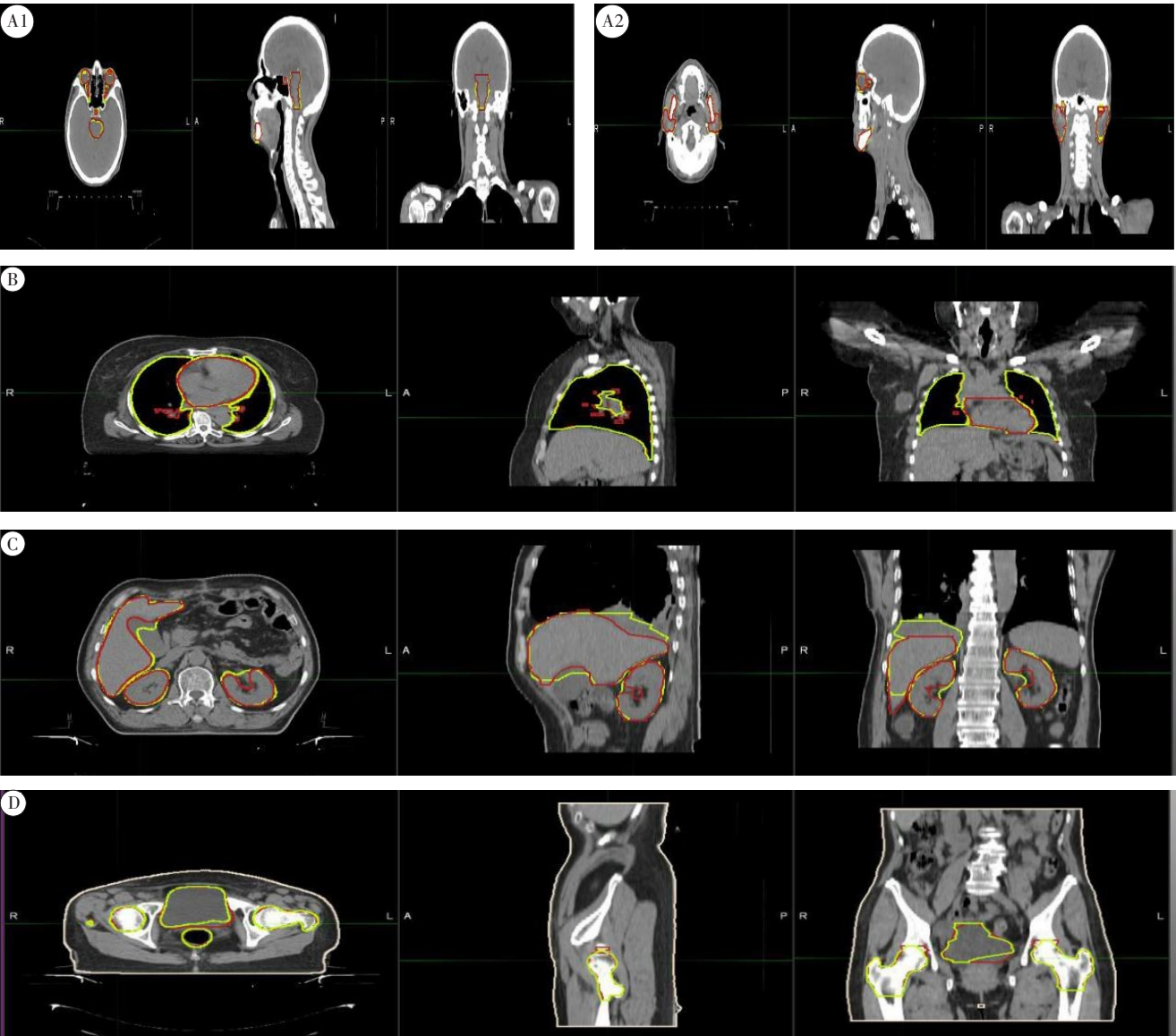


图2 自动勾画与手动勾画的对比

Fig.2 Comparison between automatic segmentations and manual segmentations

其中砖红色线为手动勾画轮廓,黄绿色为自动勾画轮廓;A₁、A₂为头颈部的勾画对比,B~D分别为胸部、腹部、盆腔的勾画对比

所以勾画效果偏差较大。针对这个问题,已有学者研究针对于小体积 OAR 自动勾画的方法。例如 Zhao 等^[19]提出一种基于卷积神经网络的自动勾画方法用于小体积器官的勾画。对于腹部及盆腔的 OAR 的自动勾画,在某些情况下,自动勾画系统会把其它组织误认为当前所勾画的 OAR。例如在肝脏的自动勾画中,自动勾画系统会将积液误认为是肝组织,其可能受到两个因素的影响:(1)腹腔、盆腔病变的电子密度及 CT 值与周围正常组织相近;(2)呼吸运动及肠道蠕动使得腹部及盆腔中 OAR 的位置相对不固定,说明自动勾画算法在感兴趣区消失层面效果还是有所欠缺。

除了评价自动勾画系统的准确性,本研究还探讨了自动勾画的几何准确性是否受体积大小的影

响。从结果显示体积大小对自动勾画的几何准确性存在一定的影响,但是所研究的 OAR 自动勾画中,仍有部分的 OAR 体积大小对自动勾画的几何准确性的影响不具有统计学意义,例如直肠、肝脏等。这说明还有其他因素影响自动勾画的几何准确性,例如感兴趣区消失层面的识别、对电子密度相近器官的识别及区分等。

本研究也存在一定的局限性,主要是 OAR 勾画的误差。具体分析,误差主要来源于 3 个方面:(1) RTOG 勾画指南理解偏差,即医师对 OAR 勾画范围边界的理解不一致,这受到医生解剖学知识掌握情况的影响;(2)人为实践操作的差异,即同一名医师在不同时间或地点勾画同一病例 OAR 之间的偏差;(3)图像质量的影响,本研究所使用的图像皆为 CT

表 1 自动勾画的评价参数
Tab.1 Evaluation parameters for automatic segmentations

危及器官	DSC			HD/mm			Jaccard 系数			体积/mL
	最小值	最大值	平均数±标准差	最小值	最大值	平均数±标准差	最小值	最大值	平均数±标准差	平均数±标准差
左晶体	0.510	0.890	0.733±0.093	0.980	3.940	2.385±0.723	0.350	0.780	0.584±0.113	0.223±0.061
右晶体	0.530	0.980	0.756±0.092	0.977	4.574	2.328±0.753	0.361	0.832	0.615±0.112	0.235±0.590
左视神经	0.409	0.850	0.711±0.083	2.013	10.175	4.760±1.742	0.257	0.739	0.560±0.958	0.973±0.265
右视神经	0.519	0.835	0.712±0.072	1.953	8.127	4.596±1.484	0.350	0.717	0.557±0.084	0.978±0.267
左眼球	0.829	0.938	0.901±0.030	2.441	4.925	3.357±0.506	0.708	0.883	0.820±0.049	9.301±1.679
右眼球	0.792	0.942	0.899±0.033	2.013	7.021	3.453±0.781	0.656	0.891	0.818±0.053	9.411±1.664
左腮腺	0.824	0.943	0.903±0.026	2.970	19.450	7.922±4.323	0.700	0.891	0.824±0.043	34.511±9.489
右腮腺	0.836	0.948	0.904±0.022	2.441	13.681	6.837±2.705	0.718	0.901	0.825±0.038	33.172±8.993
左颞颌关节	0.520	0.911	0.808±0.084	2.490	9.778	5.257±1.817	0.380	0.836	0.693±0.091	2.708±0.620
右颞颌关节	0.629	0.886	0.805±0.060	2.970	7.828	4.899±1.400	0.458	0.796	0.678±0.799	2.551±0.707
下颌骨	0.911	0.952	0.936±0.009	3.078	39.945	6.010±6.201	0.837	0.908	0.880±0.015	83.061±12.054
垂体	0.587	0.908	0.780±0.073	1.544	5.668	3.018±0.790	0.416	0.831	0.643±0.092	0.627±0.199
脑干	0.705	0.945	0.884±0.052	2.930	9.467	5.506±1.642	0.545	0.896	0.801±0.068	29.238±4.720
左侧肺	0.944	0.983	0.974±0.007	12.225	36.681	21.383±6.312	0.895	0.966	0.500±0.012	1 023.005±215.016
右侧肺	0.963	0.986	0.978±0.005	11.273	36.909	21.007±6.155	0.930	0.973	0.958±0.010	1 279.393±218.900
心脏	0.869	0.969	0.932±0.023	5.877	25.010	12.103±4.162	0.768	0.940	0.876±0.036	538.821±77.922
左侧肾	0.609	0.956	0.868±0.080	1.886	48.157	18.647±10.144	0.437	0.916	0.775±0.116	181.480±31.202
右侧肾	0.533	0.956	0.856±0.093	3.234	37.225	16.441±7.761	0.363	0.915	0.758±0.128	172.173±36.882
肝脏	0.782	0.966	0.911±0.043	2.011	91.704	34.563±21.895	0.642	0.933	0.839±0.069	1 253.160±209.817
直肠	0.449	0.923	0.838±0.079	6.185	65.214	14.037±10.859	0.289	0.856	0.728±0.010	57.168±17.623
膀胱	0.126	0.969	0.893±0.145	4.834	50.558	15.437±12.627	0.067	0.940	0.828±0.166	323.897±192.020
左股骨头	0.914	0.962	0.947±0.011	4.143	15.559	6.615±2.487	0.841	0.927	0.901±0.019	140.673±26.315
右股骨头	0.929	0.966	0.951±0.010	0.818	10.579	6.065±2.027	0.868	0.933	0.906±0.018	140.642±25.008

表 2 DSC 与 Jaccard 系数与体积的相关性分析
Tab.2 Correlations between volume and DSC or Jaccard coefficient

危及器官	DSC		Jaccard 系数			危及器官	DSC		Jaccard 系数	
	相关系数(<i>r</i>)	<i>P</i> 值	相关系数(<i>r</i>)	<i>P</i> 值			相关系数(<i>r</i>)	<i>P</i> 值	相关系数(<i>r</i>)	<i>P</i> 值
左晶体	0.745	0.000	0.742	0.000		脑干	0.374	0.017	0.370	0.019
右晶体	0.459	0.003	0.482	0.002		左侧肺	0.466	0.002	0.498	0.001
左视神经	0.637	0.000	0.640	0.000		右侧肺	0.533	0.000	0.534	0.000
右视神经	0.470	0.002	0.466	0.002		心脏	0.085	0.600	0.089	0.584
左眼球	0.506	0.001	0.505	0.001		左侧肾	0.111	0.494	0.103	0.527
右眼球	0.591	0.000	0.587	0.000		右侧肾	0.047	0.771	0.047	0.771
左腮腺	0.486	0.001	0.483	0.002		肝脏	0.050	0.762	0.047	0.776
右腮腺	0.419	0.007	0.412	0.008		直肠	0.218	0.176	0.218	0.176
左颞颌关节	0.103	0.529	0.118	0.468		膀胱	0.350	0.027	0.323	0.042
右颞颌关节	0.294	0.066	0.215	0.183		左侧股骨头	0.419	0.007	0.421	0.007
下颌骨	0.322	0.042	0.332	0.036		右侧股骨头	0.338	0.033	0.341	0.032
垂体	0.335	0.035	0.341	0.031						

表3 DSC、HD及Jaccard系数之间的Wilcoxon配对秩检验
Tab.3 Wilcoxon pairing rank test on DSC, HD and Jaccard coefficient

危及器官	P_{DSC} 值	P_{HD} 值	$P_{Jaccard}$ 值
晶体	0.164	0.541	0.139
视神经	0.814	0.648	0.809
眼球	0.783	0.334	0.829
腮腺	0.913	0.056	0.878
颞颌关节	0.398	0.220	0.273
肺	0.000	0.572	0.000
肾	0.313	0.529	0.301
股骨头	0.149	0.323	0.189

图像,在CT图像上某些解剖结构难以清楚识别。有学者发现影响自动勾画效果的不仅包括几何准确性还包括剂量学上的准确性^[11]。可进一步研究体积对自动勾画的剂量准确是否有影响。

【参考文献】

[1] CITRIN D E. Recent developments in radiotherapy[J]. N Engl J Med, 2017, 377(11): 1065-1075.

[2] FANG F M, CHIEN C Y, TSAI W L, et al. Quality of life and survival outcome for patients with nasopharyngeal carcinoma receiving three-dimensional conformal radiotherapy vs. intensity-modulated radiotherapy-a longitudinal study[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2008, 72(2): 356-364.

[3] MACKIE T R, KAPATOES J, RUCHALA K, et al. Image guidance for precise conformal radiotherapy[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2003, 56(1): 89-105.

[4] WALKER G V, AWAN M, TAO R, et al. Prospective randomized double-blind study of atlas-based organ-at-risk autosegmentation-assisted radiation planning in head and neck cancer[J]. Radiother Oncol, 2014, 112(3): 321-325.

[5] TEGUH D N, LEVENDAG P C, VOET P W, et al. Clinical validation of atlas-based auto-segmentation of multiple target volumes and normal tissue (swallowing/mastication) structures in the head and neck [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2011, 81(4): 950-957.

[6] HAN X, HOOGEMAN M S, LEVENDAG P C, et al. Atlas-based auto-segmentation of head and neck CT images[J]. Med Image Comput Comput Assist Interv, 2008, 11(Pt 2): 434-441.

[7] HAN X. WE-E-213CD-06: a locally adaptive, intensity-based label fusion method for multi-Atlas auto-segmentation[J]. Med Phys, 2012, 39(6 Part 27): 3960.

[8] DOLZ J, LAPRIE A, KEN S, et al. Supervised machine learning-based classification scheme to segment the brainstem on MRI in multicenter brain tumor treatment context[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2016, 11(1): 43-51.

[9] 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.

[10] ZHU W, HUANG Y, TANG H, et al. AnatomyNet: deep learning for fast and fully automated whole-volume segmentation of head and neck anatomy[J]. Med Phys, 2019, 46(2): 576-589.

[11] KADERKA R, GILLESPIE E F, MUNDT R C, et al. Geometric and dosimetric evaluation of atlas based auto-segmentation of cardiac structures in breast cancer patients [J]. Radiother Oncol, 2019, 131: 215-220.

[12] XU H P, ARSENE HENRY A, ROBILLARD M, et al. The use of new delineation tool “MIRADA” at the level of regional lymph nodes, step-by-step development and first results for early-stage breast cancer patients[J]. Br J Radiol, 2018, 91: 20180095.

[13] RAUDASCHL P F, ZAFFINO P, SHARP G C, et al. Evaluation of segmentation methods on head and neck CT: auto-segmentation challenge 2015[J]. Med Phys, 2017, 44(5): 2020-2036.

[14] SCHIPAANBOORD B, BOUKERROUI D, PERESSUTTI D, et al. Can Atlas-based auto-segmentation ever be perfect? Insights from extreme value theory [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2019, 38(1): 99-106.

[15] SHARP G, FRITSCHER K D, PEKAR V, et al. Vision 20/20: perspectives on automated image segmentation for radiotherapy[J]. Med Phys, 2014, 41(5): 050902.

[16] TSUJI S Y, HWANG A, WEINBERG V, et al. Dosimetric evaluation of automatic segmentation for adaptive IMRT for head-and-neck cancer[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2010, 77(3): 707-714.

[17] 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: 716-724.

[18] ZOU K H, WARFIELD S K, BHARATHA A, et al. Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index[J]. Acad Radiol, 2004, 11(2): 178-189.

[19] ZHAO Y, LI H, WAN S, et al. Knowledge-aided convolutional neural network for small organ segmentation [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2019, 99: 1.

(编辑:谭斯允)