

基于深度学习算法的自动勾画系统在头颈部危及器官勾画精度的研究

胡兴刚¹, 王娴¹, 张杨¹, 张玉雷², 李校宣¹, 陈猛¹

1. 普洱市人民医院肿瘤中心, 云南 普洱 665000; 2. 洛阳市中心医院放疗科, 河南 洛阳 471000

【摘要】目的:评估和分析3种基于深度学习技术的自动勾画系统在勾画头颈部危及器官(OAR)中的准确度。**方法:**以放疗医师手工勾画的OAR为标准,通过体积相似性系数(DSC)、豪斯多夫距离(HD)、感兴趣区域质心偏差(COMD)、过分割率(FNR)、欠分割率(FPR)、Jaccard系数(JC)、灵敏度指数(SI)及包容性系数(II)等参数评估PV-iCurve、RT-Mind和AccuContour自动勾画系统在头颈部OAR勾画的精度。**结果:**脑的FNR、JC、SI值,脑干的FPR、II值,左眼的FPR、FNR、JC、SI值,下颌骨的FPR、FNR、SI、II值,左腮腺的FPR、FNR、SI、II值及脊髓的DSC、FPR、JC、II值均显示3种勾画系统间存在统计学差异($P<0.05$),只有脑干的HD、FNR、SI值和脊髓的HD值显示3种自动勾画系统勾画结果无统计学差异($P>0.05$)。**结论:**通过多个参数的比较,发现3种软件在不同OAR勾画中的勾画精度不同,难以进行整体横向比较,因此这些参数仅作为参考,不能用于评估勾画结果作为临床治疗的标准,虽然3种软件都有较好的勾画结果,但仍需医师仔细审核和做必要的修改。

【关键词】自动勾画;头颈部危及器官;深度学习

【中图分类号】R318;R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)05-0548-06

Deep learning based software solutions for automatic segmentation of head and neck organs at risk

HU Xinggang¹, WANG Xian¹, ZHANG Yang¹, ZHANG Yulei², LI Xiaoxuan¹, CHEN Meng¹

1. Cancer Center, Pu'er People's Hospital, Pu'er 665000, China; 2. Department of Radiology, Luoyang Central Hospital, Luoyang 471000, China

Abstract: Objective To evaluate and analyze the accuracies of 3 software solutions based on deep learning techniques in the automatic segmentation of head and neck organs at risk (OAR). **Methods** The automatic segmentation accuracies of 3 software (PV-iCurve, RT-Mind, and AccuContour) were evaluated with Dice similarity coefficient (DSC), Hausdorff distance (HD), center of mass deviation (COMD), false negative rate (FNR), false positive rate (FPR), Jaccard coefficient (JC), sensitivity index (SI), and inclusive index (II) using the manual contours of head and neck OAR as the gold standard. **Results** The FNR, JC, SI of brain, the FPR, II of brainstem, the FPR, FNR, JC, SI of eye_L, the FPR, FNR, SI, II of mandible, the FPR, FNR, SI, II of parotid_L, and the DSC, FPR, JC, II of spinal cord manifested significant differences among the 3 software ($P<0.05$); but the HD, FNR, SI of brainstem, and the HD of spinal cord revealed trivial differences among the 3 software ($P>0.05$). **Conclusion** Through the comparison of multiple parameters, it is found that the accuracies of 3 software are different in OAR segmentation, which makes it difficult to make overall horizontal comparisons. Therefore, these parameters are for reference only and cannot be used as criteria for evaluating the segmentation results in clinic. Although all 3 software achieve preferable segmentation outcomes, scrutiny and manual modifications before clinical practice are still necessary.

Keywords: automatic segmentation; head and neck organs at risk; deep learning

【收稿日期】2023-10-26

【基金项目】普洱市人民医院院内项目(2021YN01)

【作者简介】胡兴刚, 硕士, 物理师, 研究方向: 剂量验证, E-mail: hxg163453@163.com

【通信作者】王娴, 副主任医师, 研究方向: 肿瘤学, E-mail: ynpezk@163.com

前言

随着精准放疗时代的到来,精准的靶区和危及器官(Organs at Risk, OAR)勾画是实现靶区精准剂量分布和给予OAR体积合适剂量限制的前提条件。因此需要医师严格定义和勾画靶区及OAR轮廓,但

不同医师或同一医师在不同时间段因业务水平差异或医学影像质量差异导致对同一器官的勾画存在一定的差异^[1-2],手工勾画的主观性较强^[3-4],而且整个过程非常耗时。目前基于图谱的自动分割勾画方式在放疗勾画软件中得到广泛的应用^[5-6],但对于患者个体间器官差异较大、边界模糊或形态结构复杂的感兴趣区域分割效果较差^[7-8],分割效果和勾画准确性有待提升。近年来随着人工智能技术的快速发展,医学图像分割领域与图谱分割方法在几何精确度上优势显著,使得以上问题得以解决^[8]。基于深度学习的智能自动分割勾画在医学图像分割领域得到了广泛应用^[9-11],运用标准数据集对其进行有效训练,通过算法逻辑实现自动勾画。目前许多机构致力于靶区和OAR轮廓的智能勾画研究,包括基于神经网络的勾画技术和基于机器学习的勾画技术^[12-14],在自动勾画技术应用于临床过程中,该技术的准确性也随之得到了重视,并逐渐成为诸多学者新的研究方向。已有不少学者对多种图谱勾画系统的准确性进行了相关研究和报道^[15-18],常采用体积相似性系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)、豪斯多夫距离(Hausdorff Distance, HD)、Jaccard系数(Jaccard Coefficient, JC)等参数进行量化评估。本研究采用多参数评估目前国内广泛使用的3种基于神经网络技术勾画软件的准确度,评估勾画软件的准确性及其使用性。

1 材料与方法

1.1 自动勾画软件

PV-iCurve(广州柏视医疗科技有限公司,版本号V1)智能勾画系统、RT-Mind(北京医智影科技有限公司,版本1)和AccuContour(Manteia数据科技有限公司,版本3.0)都是基于深度学习技术,通过数据学习并可进行任务处理及图像分类,不需要预先定义特征和对图像做标记,这种通过数据学习的数据驱动模式实现靶区及OAR轮廓的自动勾画使其更具有实用性和信息性。PV-iCurve采用U-Net架构用于生物医学图像的识别和语义分割,对影像梯度大、边界模糊及局部伪影图层提取较多的高分辨率信息,而结构固定、成像质量较好的图层语义简单明确,提取低分辨率信息就能满足需求,可有效结合高分辨率信息和低分辨率信息,见图1。RT-Mind采用RTD-Net模型,见图2。RTD-Net模型包含编码器(Encoder)及解码器(Decoder)两部分,解码器可通过跨层直接连接到编码器部分相对应的特征图,增强了定位精度,实现目标特征重新校准^[19]。AccuLearning自主训练平台定位为AI算法模型的自动拟合系统,支持便捷

的数据清洗、小样本训练、无代码操作及可视化评估,帮助使用者精准高效地完成算法模型拟合,协助临床及科研工作。支持基于机器学习的图像分割算法、剂量预测算法、NTCP参数拟合算法、图像转换算法、Unity助手算法等算法的训练。

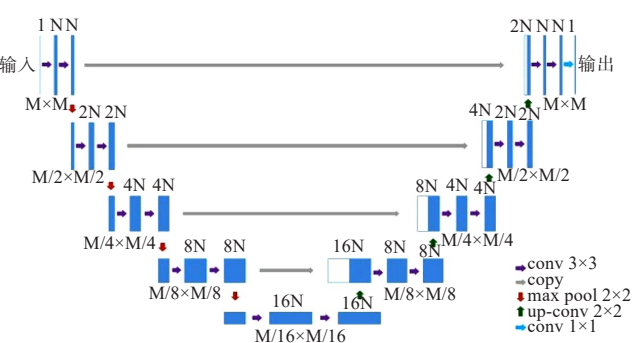


图1 U-Net CNN架构
Figure 1 U-Net CNN framework

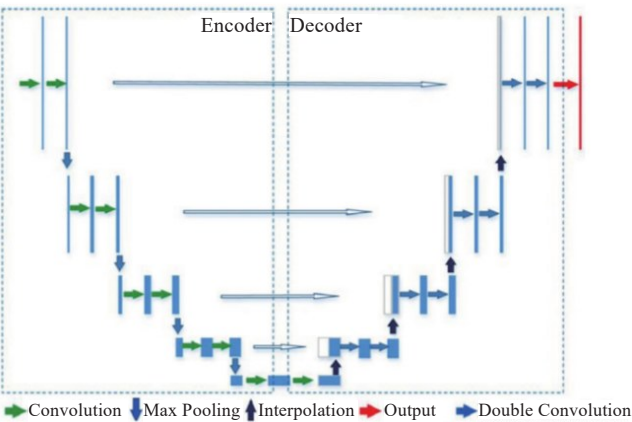


图2 RTD-Net的总体框架
Figure 2 Overall framework of RTD-Net

1.2 一般临床资料

选取65例头颈部肿瘤患者的CT图像,其中包括女性30例、男性35例,年龄27~68岁(中位数54岁),CT定位均采用仰卧位,层厚均为3mm,CT图像平面尺寸为512×512像素。

1.3 评价指标

以手动勾画的OAR轮廓为参考标准,用于评估自动勾画系统勾画的OAR准确度,TN定义为手工勾画的OAR体积A和自动勾画系统勾画的OAR体积B之和(A+B)。TP、FN、FP切面轮廓见图3,其中TP是自动勾画和人工勾画的OAR相交部分的体积;FN为人工勾画但不包括自动勾画的OAR体积;FP为自动勾画但不包括人工勾画的OAR体积。

用DSC评估OAR的重合性,DSC指数越趋近1

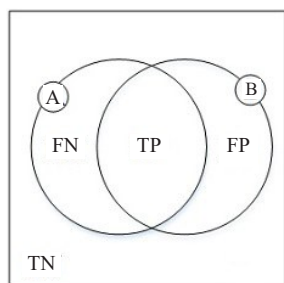


图3 TP、FP、FN、TN的关系图

Figure 3 Relationships of TP, FP, FN and TN

其重合性越好, DSC为0时表示两者没有交叠, 相关文献报道DSC>0.7作为重合性较好的标准^[20-21]:

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

其中, $A \cap B$ 为A和B的体积交集。

HD衡量两轮廓的表面距离, 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, 也称为双向豪斯多夫距离, 计算如下:

$$HD = \max(d(A, B), d(B, A)) \quad (2)$$

$$d(A, B) = \max_{(a \in A)} \min_{(b \in B)} \|a - b\| \quad (3)$$

$$d(B, A) = \max_{(b \in B)} \min_{(a \in A)} \|b - a\| \quad (4)$$

其中, $\|a - b\|$ 是A和B间的欧式距离; $d(A, B)$ 表示从A到B的单向 Hausdorff 距离, 见图4, 即 $d(A, B)$ 先对A集合上每个点到B集合的最短距离进行排序, 然后取最大值作为 $d(A, B)$ 的值, $d(B, A)$ 同理。HD是单向距离 $d(A, B)$ 和 $d(B, A)$ 两者中的较大者, 它度量了两个点集间的最大不匹配程度。

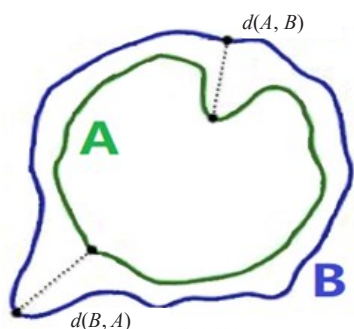


图4 A集合到B集合的单向 Hausdorff 距离图

Figure 4 Unidirectional Hausdorff distance from set A to set B

图像的质心也称为图像的重心, 用于确定特定区域的位置信息。其主要算法是将质心算法的精度和灵敏度提高到比一个像素更小的尺度。感兴趣区域的质心计算如下:

$$x_c = \frac{\sum f(x, y, z) x}{\sum f(x, y, z)}, \quad y_c = \frac{\sum f(x, y, z) y}{\sum f(x, y, z)}, \quad z_c = \frac{\sum f(x, y, z) z}{\sum f(x, y, z)} \quad (5)$$

其中, (x_c, y_c, z_c) 为图像质心, $f(x, y, z)$ 为图像空间任意点的像素值。自动勾画与手工勾画的感兴趣区域的质心偏差 (Center of Mass Deviation, COMD) 定义为:

$$COMD = \sqrt{(x_{cA} - x_{cB})^2 + (y_{cA} - y_{cB})^2 + (z_{cA} - z_{cB})^2} \quad (6)$$

其中, (x_{cA}, y_{cA}, z_{cA}) 为手工勾画感兴趣区域质心, (x_{cB}, y_{cB}, z_{cB}) 为自动勾画感兴趣区域质心。

欠分割率 (False Negative Rate, FNR)、过分割率 (False Positive Rate, FPR) 计算公式如下:

$$FNR = \frac{FN}{A \cup B} \quad (7)$$

$$FPR = \frac{FP}{A \cup B} \quad (8)$$

利用JC度量两轮廓之间的相似性, 计算公式如下:

$$JC = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (9)$$

JC数值越大, 表明重合度越高。

灵敏度指数 (Sensitivity Index, SI) 代表将实际感兴趣区域的像素点正确地判断为感兴趣区域像素的比例, 用于衡量分割感兴趣区域的能力, 定义如下:

$$SI = \frac{A \cap B}{A} \quad (10)$$

包容性系数 (Inclusive Index, II) 表示自动与手动勾画轮廓的交集与自动勾画轮廓中的比值。II值的范围为0~1, II为0时表示两组勾画轮廓无交集, II为1时表明人工勾画轮廓完全包含自动勾画轮廓。

$$II = \frac{A \cap B}{B} \quad (11)$$

1.4 统计学方法

使用SPSS 17.0软件对数据进行统计学分析, 计量资料用均值±标准差表示, 3个自动勾画软件组所勾画的OAR评价指标比较采用单因素方差分析方法, 3个自动勾画软件组OAR评价指标两两比较采用独立样本t检验方法, 采用Origin8.0绘制图表, $P < 0.05$ 表示差异有统计学意义。

2 结果

同一病例CT图像分别用手动、PV-iCurve、RT-Mind及AccuContour软件勾画, 横断面CT图像见图5。为了定量描述自动勾画软件所勾画的OAR与手工勾画的误差, 通过8个参数量化自动勾画和手工勾画之间的差异, 图6给出了部分OAR自动勾画与手工勾画的体积差异。3种智能系统勾画结果DSC、HD、COMD、FNR、FPR、JC、SI及II差异见表1。

表1 3种自动勾画软件的精度比较($\bar{x}\pm s$)

Table 1 Comparison of the accuracy among 3 automatic segmentation software ($Mean\pm SD$)

参数		脑	脑干	左眼睛	下颌骨	左腮腺	脊髓
DSC	AccuContour	0.97±0.01 [#]	0.83±0.04 [#]	0.91±0.06	0.93±0.01	0.78±0.06 [#]	0.80±0.05 [#]
	RT-Mind	0.98±0.01	0.81±0.05	0.88±0.09*	0.93±0.02*	0.82±0.05	0.86±0.04*
	PV-iCurve	0.98±0.00 ⁰	0.80±0.06 ⁰	0.85±0.04 ⁰	0.90±0.02 ⁰	0.81±0.05 ⁰	0.83±0.05 ⁰
	F值	81.24	7.16	10.43	43.26	8.41	23.53
	P值	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HD	AccuContour/mm	5.35±1.33 [#]	7.11±11.37	2.41±0.85	4.17±1.50 [#]	11.03±5.04 [#]	5.82±6.14
	RT-Mind/mm	4.53±1.06*	6.91±11.18	2.62±1.18*	6.38±4.12	7.35±3.28	5.41±6.32
	PV-iCurve/mm	5.09±1.09	7.26±11.12	3.08±0.86 ⁰	5.92±1.88 ⁰	8.96±5.97 ⁰	5.44±6.33
	F值	8.31	0.57	6.55	11.62	9.25	1.64
	P值	0.00	0.57	0.00	0.00	0.00	0.20
COMD	AccuContour/mm	0.92±0.59	2.78±5.54	1.06±0.79	1.84±0.64 [#]	5.15±3.15 [#]	1.89±3.05
	RT-Mind/mm	0.80±0.48*	2.56±5.47*	1.30±0.96	2.40±0.92	3.56±1.97	1.88±3.25*
	PV-iCurve/mm	1.86±0.62 ⁰	3.30±5.54 ⁰	1.54±0.67 ⁰	2.58±0.84 ⁰	4.24±3.12	2.44±3.40 ⁰
	F值	68.07	7.34	5.00	14.80	5.26	10.90
	P值	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00
FPR	AccuContour/%	0.00±0.01	0.10±0.05 [#]	0.09±0.04 [#]	0.09±0.03 [#]	0.32±0.09 [#]	0.07±0.08 [#]
	RT-Mind/%	0.00±0.01*	0.12±0.07*	0.07±0.06*	0.04±0.03*	0.19±0.09*	0.13±0.09*
	PV-iCurve/%	0.02±0.01 ⁰	0.18±0.06 ⁰	0.05±0.04 ⁰	0.16±0.04 ⁰	0.23±0.09 ⁰	0.18±0.09 ⁰
	F值	45.36	31.26	14.99	226.84	40.71	29.06
	P值	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
FNR	AccuContour/%	0.06±0.01 [#]	0.22±0.08	0.09±0.09 [#]	0.05±0.03 [#]	0.07±0.05 [#]	0.28±0.09 [#]
	RT-Mind/%	0.03±0.01*	0.23±0.09	0.16±0.11*	0.10±0.05*	0.16±0.07*	0.14±0.05
	PV-iCurve/%	0.02±0.01 ⁰	0.21±0.10	0.23±0.07 ⁰	0.03±0.02 ⁰	0.13±0.07 ⁰	0.15±0.06 ⁰
	F值	157.70	0.79	38.95	88.06	41.20	75.95
	P值	0.00	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00
JC	AccuContour/mm	0.94±0.01 [#]	0.71±0.06 [#]	0.83±0.08 [#]	0.87±0.02	0.64±0.08 [#]	0.68±0.06 [#]
	RT-Mind/mm	0.96±0.01*	0.69±0.07	0.79±0.10*	0.86±0.03*	0.70±0.07	0.75±0.06*
	PV-iCurve/mm	0.97±0.01 ⁰	0.67±0.08 ⁰	0.74±0.06 ⁰	0.82±0.03 ⁰	0.69±0.07 ⁰	0.71±0.06 ⁰
	F值	110.81	6.83	20.97	44.62	8.87	26.72
	P值	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SI	AccuContour	0.94±0.01 [#]	0.78±0.08	0.91±0.09 [#]	0.95±0.03 [#]	0.93±0.05 [#]	0.72±0.09 [#]
	RT-Mind	0.97±0.01*	0.77±0.09	0.84±0.11*	0.90±0.05*	0.84±0.07*	0.86±0.05
	PV-iCurve	0.98±0.01 ⁰	0.79±0.10	0.77±0.07 ⁰	0.97±0.02 ⁰	0.87±0.07 ⁰	0.85±0.06 ⁰
	F值	157.70	0.79	36.15	88.06	41.2	75.95
	P值	0.00	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00
II	AccuContour	1.00±0.01	0.90±0.05 [#]	0.91±0.04	0.91±0.03 [#]	0.68±0.09 [#]	0.93±0.08 [#]
	RT-Mind	1.00±0.01*	0.88±0.07*	0.93±0.06	0.96±0.03*	0.81±0.09*	0.87±0.09*
	PV-iCurve	0.98±0.01 ⁰	0.82±0.06 ⁰	0.95±0.04 ⁰	0.84±0.04 ⁰	0.77±0.09 ⁰	0.82±0.09 ⁰
	F值	45.36	31.26	2.356	226.84	40.71	29.06
	P值	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00

[#]: AccuContour vs RT-Mind, $P<0.05$; *: RT-Mind vs PV-iCurve, $P<0.05$; ⁰: AccuContour vs PV-iCurve, $P<0.05$

自动勾画软件所生成的OAR轮廓,有些并不能直接应用于放疗计划中,如图5中AccuContour勾画的脑干,仍需医师仔细审核和做必要的修改,但自动勾画加手动修改的耗时还是明显低于纯手工勾画,相关研究证实自动勾画加手工修改较纯手动勾画的耗时缩短了近60%。同时自动勾画可减小勾画者之间的差异和降低勾画错误的可能性,因此合理使用自动勾画软件可显著提高医生在OAR勾画中的工作效率^[34-36]。3种软件均为较新版本,虽然个别OAR勾画差异较大,但做适当的手动修改后均可应用于临床。智能勾画软件较基于模板的自动分区勾画软件其勾画结果更准确、稳定,当前临床中常用的基于模板的自动勾画软件(如Atlas、MIM、ABAS等)的勾画原理都是基于形变配准并借助患者图谱库方法,各软件不同算法的勾画效率和精度对模板的还原程度和患者结构具有较强的依赖性^[34]。智能勾画软件可融合多模态图像信息,分别学习不同模态的特征,将图像中原有的细节信息补充到深层特征中,能够进行更精确、更稳定的分割,因此智能勾画是未来行业发展的趋势。

本研究使用的RT-Mind、PV-iCurve均为初级版本,AccuContour为较新的3.0版本,而最新的版本可能会对勾画结果产生影响,因此本研究的结果仅限于当前所用软件的版本。

【参考文献】

- [1] Geets X, Daisne JF, Arengeli S, et al. Inter-observer variability in the delineation of pharyngeal-laryngeal tumor, parotid glands and cervical spinal cord: comparison between CT- scan and MRI [J]. *Radiother Oncol*, 2005, 77(1): 25-31.
- [2] Fiorino C, Reni M, Bolognesi A, et al. Intra-and inter-observer variability in contouring prostate and seminal vesicles: implications for conformal treatment planning [J]. *Radiother Oncol*, 1998, 47(3): 285-292.
- [3] Macchia ML, Fellin F, Amichetti M. Systematic evaluation of three different commercial software solutions for automatic segmentation for adaptive therapy in head-and-neck, prostate and pleural cancer [J]. *Radiat Oncol*, 2012, 7(1): 160.
- [4] Nelms BE, Tomé WA, Robinson G, et al. Variations 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.
- [5] Daisne JF, Blumhofer A. Atlas-based automatic segmentation of head and neck organs at risk and nodal target volumes: a clinical validation [J]. *Radiat Oncol*, 2013, 8(1): 154.
- [6] Faggiano E, Fiorino C, Scalco E, et al. An automatic contour propagation method to follow parotid gland deformation during head-and-neck cancer tomotherapy [J]. *Phys Med Biol*, 2011, 56(3): 775-791.
- [7] Tsuji SY, 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.
- [8] Cardenas CE, Yang J, Anderson BM, et al. Advances in auto-segmentation [J]. *Semin Radiat Oncol*, 2019, 29(3): 185-197.
- [9] Ren XH, Xiang L, Nie D, et al. Interleaved 3D-CNNs for joint segmentation of small-volume structures in head and neck CT images [J]. *Med Phys*, 2018, 45(5): 2063-2075.
- [10] Shen D, Wu G, Suk H. Deep learning in medical image analysis [J]. *Annual Rev Biomed Engineering*, 2017, 19(3): 221-48.
- [11] Sahiner B, Pezeshk A, Hadjiiski LM, et al. Deep learning in medical imaging and radiation therapy [J]. *Med Phys*, 2019, 46(1): e1-e36.
- [12] Tong N, Gou SP, Yang SY, 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.
- [13] Zhu WT, Huang YF, 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.
- [14] Dolz J, Lapriea, 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.
- [15] Raudaschl PF, Zaffino P, Sharp GC, et al. Evaluation of segmentation methods on head and neck CT: auto-segmentation challenge 2015 [J]. *Med Phys*, 2017, 44(5): 2020-2036.
- [16] Kaderka R, Gillespie EF, Mundt RC, 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.
- [17] 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.
- [18] Xu HP, Arsene HA, 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(1090): 20180095.
- [19] 薛涛, 吴迪, 卢晓岩, 等. RT-Mind自动勾画技术应用于鼻咽癌放疗治疗可行性研究 [J]. *中国医学物理学杂志*, 2022, 39(6): 661-665.
- [20] Xue T, Wu D, Lu XY, et al. Feasibility of RT-Mind auto-segmentation technique in radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2022, 39(6): 661-665.
- [21] Eldesoky AR, Yates ES, Nyeng TB, et al. Internal and external validation of an ESTRO delineation guideline-dependent automated segmentation tool for loco-regional radiationtherapy of early breast cancer [J]. *Radiother Oncol*, 2016, 121(3): 424-430.
- [22] 杜国波, 蒋利华, 郭飞, 等. ABAS软件自动勾画技术在鼻咽癌调强放疗中的应用 [J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2014, 23(1): 63-64.
- [23] Du GB, Jiang LH, Guo F, et al. Application of ABAS software automatic delineation technology in intensity modulated radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma [J]. *Chinese Journal of Radiation Oncology*, 2014, 23(1): 63-64.
- [24] 阴晓娟, 胡彩容, 张秀春, 等. 基于图谱库的ABAS自动勾画软件在头颈部肿瘤中的可行性研究 [J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2016, 25(11): 1233-1237.
- [25] Yin XJ, Hu CT, Zhang XC, et al. The feasibility study of atlas-based autosegmentation (ABAS) software in head-and-neck cancer [J]. *Chinese Journal of Radiation Oncology*, 2016, 25(11): 1233-1237.
- [26] Sharp G, Fritscher KD, Pekar V, et al. Vision 20/20: perspectives on automated image segmentation for radiotherapy [J]. *Med Phys*, 2014, 41(5): 050902.
- [27] Heimann T, Van Ginneken B, Styner MA, et al. Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2009, 28 (8): 1251-1265.
- [28] Kiser KJ, Barman A, Stieb S, et al. Novel autosegmentation spatial similarity metrics capture the time required to correct segmentations better than traditional metrics in a thoracic cavity segmentation workflow [J]. *J Digit Imaging*, 2021, 34(3): 541-553.
- [29] Rigaud B, Anderson BM, Yu ZH, et al. Automatic segmentation using deep learning to enable online dose optimization during adaptive radiotherapy of cervical cancer-ScienceDirect [J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2021, 109(4): 1096-1110.
- [30] Havai M, Davy A, Warde-Farley D, et al. Brain tumour segmentation with deep neural networks [J]. *Med Image Anal*, 2017, 35: 18-31.
- [31] Choi MS, Choi BS, Chung SY, et al. Clinical evaluation of atlas- and deep learning-based automatic segmentation of multiple organs and clinical target volumes for breast cancer [J]. *Radiother Oncol*, 2020, 153(12): 139-145.
- [32] Vaassen F, Hazelaar C, Vaniqui A, et al. Evaluation of measures for assessing time-saving of automatic organ-at-risk segmentation in radiotherapy [J]. *Phys Imaging in Radiat Oncol*, 2020, 13: 1-6.
- [33] Van Der Veen J, Willems S, Deschuymer S, et al. Benefits of deep learning for delineation of organs at risk in head and neck cancer [J]. *Radiother Oncol*, 2019, 138 (9): 68-74.
- [34] Kim J, Han J, Ailawadi S, et al. SU-F-J-113: Multi-atlas based automatic organ segmentation for lung radiotherapy planning [J]. *Med Phys*, 2016, 43(6): 3433.
- [35] Lim JY, Leech M. Use of auto-segmentation in the delineation of target volumes and organs at risk in head and neck [J]. *Acta Oncol*, 2016, 55 (7): 799-806.
- [36] Taha AA, Hanbury A. Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool [J]. *BMC Med Imaging*, 2015, 15: 29.
- [37] 彭应林, 游雁, 韩非, 等. ABAS软件勾画OAR临床前测试重要性研究 [J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2016, 25(6): 609-614.
- [38] Peng YL, You Y, Han F, et al. Commissioning of an atlas-based auto-segmentation software for application in organ contouring of radiotherapy planning [J]. *Chinese Journal of Radiation Oncology*, 2016, 25(6): 609-614.
- [39] Teguh DN, Levendag PC, Voet PW, 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.
- [40] Qazi AA, Pekar V, Kim J, et al. Auto-segmentation of normal and target structures in head and neck CT images: a feature-driven model-based approach [J]. *Med Phys*, 2011, 38(11): 6160- 6170.

(编辑: 薛泽玲)