

金属伪影对鼻咽癌放疗危及器官自动勾画的影响

宋威,鹿红,马珺,赵迪,王逸君,黄维,秦亮,于大海
江苏省中医院放疗科,江苏南京 210029

【摘要】目的:评估CT金属伪影对鼻咽癌放疗危及器官(OAR)自动勾画的影响。**方法:**选取有无牙齿修复物的鼻咽癌患者各16例,由放疗医师和深度学习自动勾画平台AccuContour分别勾画26种OAR轮廓。比较有无金属伪影患者不同OAR轮廓三维相似性系数(DSC)和Hausdorff距离(HD)以及有无金属伪影横断面内口腔和下颌骨的二维DSC和HD。同时记录人工勾画和自动勾画全部OAR的时间。**结果:**所有OAR的三维DSC和HD在有无金属伪影患者组间均无显著差异($P>0.05$)。无金属伪影横断面内口腔的二维DSC和HD优于有伪影横断面($P<0.01$),且伪影越严重,自动勾画的口腔轮廓局部偏离基准值越明显。自动勾画效率(<2 min)显著优于人工勾画效率(>70 min)。**结论:**牙齿修复物伪影对基于深度学习的鼻咽癌放疗OAR自动勾画的准确性和工作效率影响有限,较人工勾画方法仍然具备明显优势。

【关键词】鼻咽癌;危及器官;自动勾画;深度学习;金属伪影

【中图分类号】R318;R815.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)10-1185-05

Effects of metal artifacts on automatic segmentation of organs-at-risk in patients receiving radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma

SONG Wei, LU Hong, MA Jun, ZHAO Di, WANG Yijun, HUANG Wei, QIN Liang, YU Dahai

Department of Radiation Oncology, Jiangsu Province Hospital of Chinese Medicine, Nanjing 210029, China

Abstract: Objective To evaluate the effects of CT metal artifacts on the automatic segmentation of organs-at-risk (OAR) in nasopharyngeal carcinoma (NPC) patients treated with radiotherapy. Methods Two groups of NPC patients with or without dental restorations were enrolled, with 16 patients in each group, and a total of 26 kinds of OAR were segmented by an experienced radiation oncologist and a deep learning-based automatic segmentation platform (AccuContour), separately. The three-dimensional Dice similarity coefficient (DSC) and Hausdorff distance (HD) of different OAR in patients with or without metal artifacts were compared, and moreover, the two-dimensional DSC and HD of mandibles and oral cavity on axial slices with or without metal artifacts were also compared. Meanwhile, the time taken for manual and automatic segmentations was recorded. Results There were no significant differences in three-dimensional DSC and HD for all OAR between patients with metal artifacts and those without metal artifacts ($P>0.05$). The two-dimensional DSC and HD of the oral cavity on axial slices without metal artifacts were better than those on axial slices with metal artifacts ($P<0.01$). The more severe the artifact was, the greater the deviation of automatically segmented contours of oral cavity from the ground truth was. The efficiency of automatic segmentation was significantly higher than manual segmentation (<2 min vs >70 min). Conclusion Dental restoration artifacts has limited effects on the accuracy and efficiency of the deep learning-based automatic segmentation of OAR in radiotherapy for NPC, and automatic segmentation still has distinct advantages over manual segmentation.

Keywords: nasopharyngeal carcinoma; organs-at-risk; automatic segmentation; deep learning; metal artifacts

前言

放疗是非转移性鼻咽癌首选的治疗方法^[1]。调强放疗技术由于其高度适形的剂量分布和靶区外剂量的快速跌落,现已成为鼻咽癌最主要的治疗手段^[2]。准确勾画靶区和危及器官(Organs-at-Risk, OAR)是调强放疗成功实施的前提^[3]。由于鼻咽癌靶区邻近众多对射线敏感且精细的解剖结构,放疗医

【收稿日期】2021-05-03

【基金项目】国家自然科学基金(81703758);江苏省中医院院级课题(Y2019CX26)

【作者简介】宋威,硕士,工程师,主要从事医学物理工作,E-mail:
swjake@hotmail.com

【通信作者】鹿红,硕士,主任医师,主要从事肿瘤放射治疗工作,E-mail: redeer@sohu.com

师人工勾画OAR需要投入大量的时间和精力,面临巨大的工作量和一致性差异^[4]。近年来基于深度学习的自动勾画方法为提升临床OAR轮廓勾画的准确性和工作效率提供了可能^[5-6]。深度学习方法能够学习大量样本中蕴含的OAR共同的强度模式和多层次多尺度的特征。已有很多研究报道在头颈部放疗中,深度学习方法分割OAR的性能优于传统图谱库方法^[7-9]。临床治疗中鼻咽癌放疗患者安装有不可移除的高密度牙齿修复物是常见的情形,在江苏省中医院,这类患者的比例约为20%。牙齿修复物所含金属材料易引起射束硬化、散射等效应,在放疗定位影像中产生明暗交替的条纹状伪影,掩盖邻近解剖结构真实的CT值,对基于深度学习的自动勾画算法的分辨能力可能会产生不利影响,其影响程度尚不明确^[10-12]。

本研究使用深度学习自动勾画平台AccuContour实现头颈部多种OAR的自动分割,通过比较有无牙齿修复物伪影的鼻咽癌患者各器官轮廓的二维、三维相似性指标以及勾画时间的差异,评估牙齿修复物金属伪影对基于深度学习的自动勾画算法临床应用的影响。

1 材料与方法

1.1 患者选取

选取32例在江苏省中医院接受调强放疗的鼻咽癌患者。男性24例,女性8例;中位年龄53岁(33~81岁),其中16例放疗前安装有无法去除的口腔牙齿修复物。所有患者定位均采用仰卧位,使用头颈肩热塑膜固定,双臂放置于身体两侧,在自由平静呼吸状态下使用飞利浦大孔径CT(Philips Big bore, USA)行增强扫描,扫描范围从头顶至气管分叉水平,扫描层厚为3 mm。

1.2 AccuContour自动勾画平台

本研究使用MANTEIA公司的自动勾画平台AccuContour软件(版本号1.1.3.374)实现鼻咽癌头颈部OAR的自动分割,其自动勾画功能实现基于传统算法与卷积神经网络结合的深度学习模型,可以完成头颈、胸部、腹部、盆腔部位超过60种OAR以及鼻咽癌、肝癌、肺癌、宫颈癌、直肠癌和食道癌6种临床靶区的自动勾画,其头颈部OAR勾画方式参考国际勾画标准共识^[13]。软件运行工作站的处理器为i7-8700,主频3.2 GHz,内存16 GB,配置显卡为NVIDIA GeForce GTX 1060 6GB。

1.3 OAR勾画

定位CT图像经治疗网络首先传至瓦里安Eclipse 8.6治疗计划系统(Varian Medical Systems,

USA),由一位具有25年头颈部肿瘤放疗经验的医师参照前述的头颈部OAR勾画标准文献^[13],在CT影像上勾画OAR,包括脑干、脊髓、左右视神经、视交叉、左右晶体、左右眼球、左右颞叶、垂体、左右腮腺、左右颌下腺、左右颞颌关节、下颌骨、口腔、喉、咽缩肌、甲状腺、左右耳蜗和身体外轮廓。同时将所有患者的CT图像传至MANTEIA工作站,由AccuContour软件自动勾画相同的OAR。

1.4 评估方法

以人工勾画的OAR轮廓为基准,利用科室内部编写的MATLAB程序评估自动勾画轮廓的准确性^[14]。比较不同OAR三维形状相似性系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)和豪斯多夫距离(Hausdorff Distance, HD),定义如下:

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

其中,A和B表示待评价的目标轮廓区域或基准轮廓区域。DSC取值范围为0~1,越接近1表示两轮廓的相似性越高。通常认为当DSC>0.7时,两轮廓重合较好^[15]。

$$HD(A, B) = \max \{ h(A, B), h(B, A) \} \quad (2)$$

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

其中,A、B意义同上;a、b分别表示轮廓线A、B上的任意一点。HD值越小表示两轮廓线的最大欧式距离越小,相似性越高^[16]。

此外,对于有牙齿修复物的患者,在伪影分布区域上下延伸2 cm范围内,比较下颌骨和口腔的二维DSC和HD在有无金属伪影横断面内的差异;同时记录不同患者组人工勾画和自动勾画全部OAR所用时间。

1.5 统计学分析

使用SPSS 25.0软件进行统计学分析。不同分组的变量若均服从正态分布则差异采用独立样本t检验,否则采用Mann-Whitney U检验。参数值以平均值±标准差表示,以双侧P<0.05为差异有统计学意义。

2 结 果

如表1,脑干、脊髓、左右视神经、视交叉、左右晶体、左右眼球、左右颞叶、垂体、左右腮腺、左右颌下腺、左右颞颌关节、下颌骨、口腔、喉、咽缩肌、甲状腺、左右耳蜗和身体外轮廓的三维DSC和HD在有无金属伪影的患者组间均无显著差异(P>0.05)。

如表2,对于有牙齿修复物的患者,下颌骨的二维DSC和HD值在有无金属伪影的横断面内无显著差异(P>0.05);而口腔的二维DSC和HD值均有显著差异,无伪影层面的勾画准确性优于有伪影层面(P=0.000)。

表1 有无金属伪影患者不同危及器官三维DSC和HD比较($\bar{x} \pm s$)Tab.1 Comparison of three-dimensional Dice similarity coefficient (DSC) and Hausdorff distance (HD) of different OAR in patients with or without metal artifacts (Mean \pm SD)

危及器官	三维 DSC		P 值	HD /mm		P 值
	无伪影组	有伪影组		无伪影组	有伪影组	
脑干	0.88 \pm 0.03	0.87 \pm 0.04	0.436	4.01 \pm 1.25	4.30 \pm 1.41	0.543
脊髓	0.80 \pm 0.05	0.81 \pm 0.06	0.445	3.77 \pm 1.21	3.58 \pm 1.09	0.645
视神经左	0.78 \pm 0.06	0.76 \pm 0.06	0.308	3.30 \pm 1.86	3.73 \pm 2.21	0.556
视神经右	0.77 \pm 0.07	0.78 \pm 0.07	0.763	3.66 \pm 1.97	3.69 \pm 1.75	0.964
视交叉	0.60 \pm 0.10	0.63 \pm 0.11	0.434	5.37 \pm 1.79	5.51 \pm 2.25	0.847
晶体左	0.77 \pm 0.08	0.80 \pm 0.09	0.501	2.68 \pm 0.81	2.27 \pm 0.67	0.133
晶体右	0.75 \pm 0.07	0.78 \pm 0.08	0.268	2.38 \pm 0.42	2.54 \pm 0.69	0.449
眼球左	0.88 \pm 0.03	0.89 \pm 0.03	0.403	3.75 \pm 1.06	3.38 \pm 1.40	0.406
眼球右	0.86 \pm 0.03	0.87 \pm 0.03	0.267	3.33 \pm 1.38	3.60 \pm 1.14	0.551
颞叶左	0.81 \pm 0.06	0.80 \pm 0.06	0.653	5.01 \pm 2.28	5.56 \pm 2.75	0.543
颞叶右	0.80 \pm 0.06	0.82 \pm 0.05	0.287	5.25 \pm 2.33	4.71 \pm 2.07	0.494
垂体	0.73 \pm 0.07	0.76 \pm 0.06	0.212	2.59 \pm 1.05	2.67 \pm 0.84	0.807
腮腺左	0.85 \pm 0.06	0.86 \pm 0.06	0.672	4.86 \pm 1.79	4.64 \pm 1.63	0.719
腮腺右	0.84 \pm 0.06	0.83 \pm 0.06	0.512	4.36 \pm 2.01	4.74 \pm 2.24	0.617
颌下腺左	0.86 \pm 0.05	0.85 \pm 0.06	0.481	4.77 \pm 1.71	4.22 \pm 2.02	0.412
颌下腺右	0.82 \pm 0.06	0.84 \pm 0.06	0.299	4.48 \pm 1.94	4.58 \pm 2.18	0.892
颞颌关节左	0.81 \pm 0.07	0.84 \pm 0.07	0.222	3.73 \pm 1.66	3.58 \pm 1.06	0.757
颞颌关节右	0.82 \pm 0.07	0.80 \pm 0.08	0.454	3.81 \pm 1.51	3.66 \pm 1.37	0.758
下颌骨	0.92 \pm 0.02	0.92 \pm 0.02	0.595	5.05 \pm 1.96	5.23 \pm 1.74	0.790
口腔	0.92 \pm 0.01	0.92 \pm 0.02	0.520	5.40 \pm 2.59	6.88 \pm 2.80	0.130
喉	0.84 \pm 0.06	0.85 \pm 0.06	0.652	4.39 \pm 2.24	4.87 \pm 2.47	0.572
咽缩肌	0.76 \pm 0.07	0.78 \pm 0.07	0.409	5.04 \pm 2.58	5.21 \pm 2.25	0.844
甲状腺	0.84 \pm 0.05	0.83 \pm 0.05	0.561	4.12 \pm 2.03	4.55 \pm 1.65	0.516
耳蜗左	0.81 \pm 0.05	0.80 \pm 0.05	0.587	3.80 \pm 1.53	3.29 \pm 1.54	0.355
耳蜗右	0.81 \pm 0.05	0.81 \pm 0.05	0.792	3.47 \pm 1.28	3.57 \pm 1.88	0.851
身体外轮廓	0.97 \pm 0.01	0.97 \pm 0.01	0.697	99.74 \pm 19.24	98.62 \pm 20.34	0.874

表2 有无金属伪影横断面内下颌骨、口腔的二维DSC和HD比较($\bar{x} \pm s$)Tab.2 Comparison of two-dimensional DSC and HD of oral cavity and mandibles on axial slices with or without metal artifacts (Mean \pm SD)

危及器官	二维 DSC		P 值	HD/mm		P 值
	无伪影层面	有伪影层面		无伪影层面	有伪影层面	
下颌骨	0.92 \pm 0.03	0.92 \pm 0.03	0.595	2.53 \pm 1.88	2.93 \pm 2.84	0.414
口腔	0.93 \pm 0.03	0.87 \pm 0.05	0.000	2.53 \pm 1.70	6.18 \pm 2.41	0.000

图1显示不同伪影分布范围的CT横断面内下颌骨、口腔自动勾画和人工勾画轮廓的差异。伪影越严重, 自动勾画的口腔轮廓局部偏离基准值越明显。

人工勾画有无金属伪影患者所有OAR的时间分别为(78.2 \pm 10.8)和(73.9 \pm 6.5) min($P=0.181$), 自动勾

画方法用时分别为(1.8 \pm 0.3)和(1.6 \pm 0.4) min($P=0.107$), 均无显著差异, 但自动勾画的效率显著优于人工勾画方法($P=0.000$)。所记录自动勾画用时不包括人工修改的时间。

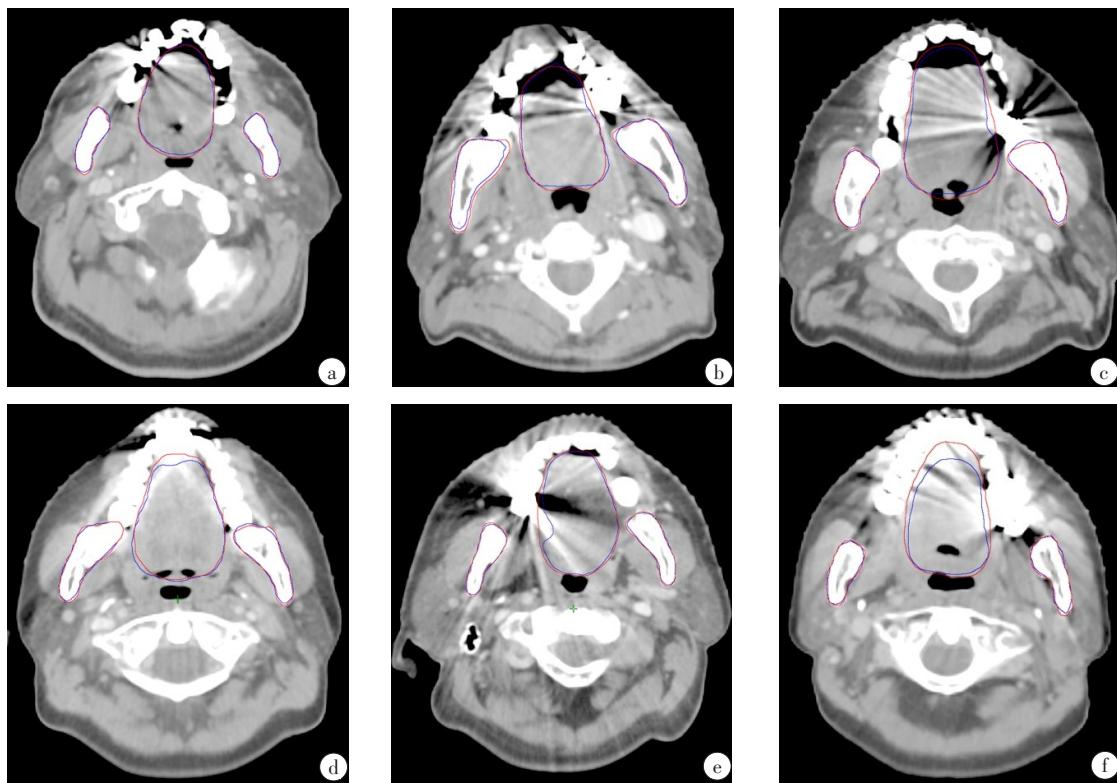


图1 有金属伪影的CT横断面内下颌骨、口腔人工勾画和自动勾画轮廓比较

Fig.1 Comparison of the manual and automatic segmentation results on axial slices with metal artifacts

红色为人工勾画轮廓,蓝色为自动勾画轮廓,a~f伪影的影响程度逐渐增加

3 讨论

在临床治疗中,口腔安装有金属材料牙齿修复物的鼻咽癌患者占有相当的比例。这些植入物在放疗患者的定位影像上易产生伪影,改变邻近解剖结构的CT值对基于深度学习方法的自动勾画准确性的影响尚不明确。本研究显示牙齿修复物伪影并未对鼻咽癌患者所有OAR自动勾画轮廓的三维DSC产生显著影响。进一步分析定位图像存在金属伪影的鼻咽癌患者最接近伪影分布区域的下颌骨和口腔轮廓的二维DSC,发现自动勾画的下颌骨轮廓在有无伪影的CT断层上都能够保持较高的准确性;而在有伪影的CT断层上口腔的二维DSC和HD较无伪影横断面有显著下降,但其二维DSC均值仍然超过0.85,只是在高密度伪影区域附近自动勾画的口腔轮廓局部发生收缩而偏离了基准边界,其引起的绝对体积差异相对于口腔总体积较小[(0.78 ± 1.01) cm³ vs (93.04 ± 13.63) cm³]。而对体积较大的结构,三维DSC对局部小体积的偏差并不敏感,同时三维HD值也易受口腔起止层面定义不明确的影响,因此口腔的三维DSC并未表现出显著的差异^[17-18]。综合这些指标来看,牙齿修复物伪影对本研究采用的深度学习自动勾画平台分割准确性的影响有限,其偏差可能来源于伪影强度特征的复杂性和训练集中有金属

伪影的样本相对较少。同时口腔轮廓的局部偏差与伪影分布范围和严重程度存在一定的关联,对于伪影严重程度较低的患者这种影响相对更小。总体上该算法的准确性可以满足临床要求,绝大部分OAR的DSC均值超过了0.75,HD均值小于5 mm,与已有研究报道的结果相近^[4, 17-18]。所有OAR中仅有视交叉的DSC低于0.7,这与其体积较小且软组织对比度较低有关^[4]。此外人工勾画方法根据CT值搜索人体外轮廓时会包含定位板结构,而自动勾画方法未包括这部分结构从而导致HD较大。考虑到本研究所使用的自动勾画算法训练数据来自外部多家医院,与本单位鼻咽癌患者定位图像质量和对OAR勾画标准理解的差异会在一定程度上降低算法预测的性能。因此,通过使用本单位的临床数据重新训练算法并且增加有金属伪影患者的样本量,该平台的勾画准确性仍有进一步提升的空间。

此外,本研究采用的自动勾画平台表现出很高的工作效率,勾画26种OAR的平均总耗时低于2 min。van der Veen等^[17]将深度学习算法用于头颈部肿瘤的OAR勾画,结果显示自动勾画和人工修改轮廓流程较完全人工勾画节省了33%的时间。van Rooij等^[18]研究提示当自动勾画的头颈部OAR轮廓DSC达到0.7后,对于绝大多数OAR,直接基于自动勾画轮廓制定的计划与根据人工勾画结果制定的计划相比未

观察到明显的剂量学差异。对于自动勾画准确性较高的OAR, 只需要做少量必要的修改即能实现临床可接受的计划^[19-20]。本研究中安装有金属牙齿修复物的鼻咽癌患者OAR自动勾画总体表现出较高的准确性且伪影只影响到有限的层面, 人工检查和修改轮廓不会明显增加自动勾画流程的用时。相较于完全人工勾画超过1 h的工作量, 自动勾画方法依然能够加速OAR勾画环节, 提高临床放疗计划设计的效率, 因此基于深度学习的自动勾画算法仍然适用于这类患者OAR的自动分割。此外为了提高剂量计算的准确性, 对于伪影区域和金属材料需要进行密度校正和使用扩增动态范围的CT值/相对电子密度转换曲线^[11-12]。在未来的研究, 自动勾画CT伪影的算法应能够进一步提高放疗流程的自动化程度。

综上所述, 牙齿修复物伪影对基于深度学习的鼻咽癌放疗OAR自动勾画的准确性和工作效率影响有限, 较人工勾画方法仍然具备明显优势。

【参考文献】

- [1] QIU W Z, PENG X S, XIA H Q, et al. A retrospective study comparing the outcomes and toxicities of intensity-modulated radiotherapy versus two-dimensional conventional radiotherapy for the treatment of children and adolescent nasopharyngeal carcinoma [J]. J Cancer Res Clin Oncol, 2017, 143(8): 1563-1572.
- [2] LI Y Q, TIAN Y M, TAN S H, et al. Prognostic model for stratification of radioresistant nasopharynx carcinoma to curative salvage radiotherapy [J]. J Clin Oncol, 2018, 36(9): 891-899.
- [3] LIN L, DOU Q, JIN Y M, et al. Deep learning for automated contouring of primary tumor volumes by MRI for nasopharyngeal carcinoma [J]. Radiology, 2019, 291(3): 677-686.
- [4] 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.
- [5] CHAN J W, KEARNEY V, HAAF S, et al. A convolutional neural network algorithm for automatic segmentation of head and neck organs at risk using deep lifelong learning [J]. Med Phys, 2019, 46(5): 2204-2213.
- [6] SONG Y, HU J J, WU Q, et al. Automatic delineation of the clinical target volume and organs at risk by deep learning for rectal cancer postoperative radiotherapy [J]. Radiother Oncol, 2020, 145: 186-192.
- [7] ZHU J, ZHANG J, QIU B, et al. Comparison of the automatic segmentation of multiple organs at risk in CT images of lung cancer between deep convolutional neural network-based and atlas-based techniques [J]. Acta Oncologica, 2019, 58(2): 257-264.
- [8] LUSTBERG T, SOEST J V, GOODING M, et al. Clinical evaluation of atlas and deep learning based automatic contouring for lung cancer [J]. Radiother Oncol, 2018, 126(2): 312-317.
- [9] VAN DIJK L V, VAN DEN BOSCH L, ALJABAR P, et al. Improving automatic delineation for head and neck organs at risk by deep learning contouring [J]. Radiother Oncol, 2020, 142: 115-123.
- [10] KOVACS D G, RECHNER L A, APPELT A L, et al. Metal artefact reduction for accurate tumour delineation in radiotherapy [J]. Radiother Oncol, 2018, 126: 479-486.
- [11] WEBSTER G J, ROWBOTTOM C G, MACKAY R I. Evaluation of the impact of dental artefacts on intensity-modulated radiotherapy planning for the head and neck [J]. Radiother Oncol, 2009, 93: 553-558.
- [12] MULLINS J P, GRAMS M P, HERMAN M G, et al. Treatment planning for metals using an extended CT number scale [J]. J Appl Clin Med Phys, 2016, 17(6): 179-188.
- [13] BROUWER C L, STEENBAKKERS R J, BOURHIS J, et al. CT-based delineation of organs at risk in the head and neck region: DAHANCA, EORTC, GORTEC, HKNPCSG, NCIC CTG, NCRI, NRG Oncology and TROG consensus guidelines [J]. Radiother Oncol, 2015, 117(1): 83-90.
- [14] SONG W, LU H, LIU J, et al. Fixed-jaw technique to improve IMRT plan quality for the treatment of cervical and upper thoracic esophageal cancer [J]. J Appl Clin Med Phys, 2019, 20(10): 24-32.
- [15] ELDESOKY A R, YATES E S, NYENG T B, et al. Internal and external validation of an ESTRO delineation guideline-dependent automated segmentation tool for loco-regional radiation therapy of early breast cancer [J]. Radiother Oncol, 2016, 121(3): 424-430.
- [16] VALENTINI V, BOLDRINI L, DAMIANI A, et al. Recommendations on how to establish evidence from auto-segmentation software in radiotherapy [J]. Radiother Oncol, 2014, 112(3): 317-320.
- [17] 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: 68-74.
- [18] VAN ROOIJ W, DAHELE M, BRANDAO H R, et al. Deep learning-based delineation of head and neck organs at risk: geometric and dosimetric evaluation [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2019, 104(3): 677-684.
- [19] DELANEY A R, DAHELE M, SLOTMAN B J, et al. Is accurate contouring of salivatory and swallowing structures necessary to spare them in head and neck VMAT plans? [J]. Radiother Oncol, 2018, 127: 190-196.
- [20] LIM T Y, GILLESPIE E, MURPHY J, et al. Clinically-oriented contour evaluation using dosimetric indices generated from automated knowledge-based planning [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2019, 103: 1251-1260.

(编辑: 谭斯允)