

AccuLearning 系统在宫颈癌放疗中自动勾画性能评估

张珠祥,王丽娜,王宁,张鹏程,祁宁

兰州大学第一医院(第一临床医学院)放疗科,甘肃 兰州 730000

【摘要】目的:评估 AccuLearning 系统在宫颈癌放疗中自动勾画的性能。**方法:**回顾性纳入兰州大学第一医院2022年5月~2025年5月接受放疗的120名宫颈癌患者定位CT影像及手动勾画结构。随机选取80例作为训练集,用于开发和训练自动勾画模型,并对剩余40例作为独立测试集,生成自动勾画结果。对比测试集上生成的自动勾画和“金标准”手动勾画的几何学差异[戴斯相似系数(DSC)、豪斯多夫距离(HD95)、体积差异(RAVD)、质心偏差(DC)]。将基于手动勾画制定的原始放疗计划映射至测试集生成自动勾画的结构上,评估临床靶区(CTV)和危及器官(OAR)上两种勾画方式效率(耗时)及关键剂量学参数差异,包括CTV参数: D_{98} 、 D_2 、 V_{90} 、 V_{95} 、 D_{mean} 、HI;OAR参数:肠袋和直肠的 V_{30} 、 V_{40} 、 V_{50} 与 D_{mean} ;膀胱的 V_{50} 和 D_{mean} ,以及骨髓、双侧股骨头的 D_{mean} 。**结果:**AccuLearning系统自动勾画时间显著短于手动勾画($P<0.05$);自动勾画几何学参数结果显示,右侧股骨头DSC值最高,直肠DSC值最低,DSC均值均 ≥ 0.80 ;肠袋DC值最大,骨髓DC值最小。肠袋HD95值最大,骨髓HD95值最小。肠袋RAVD值最大,骨髓RAVD值最小;剂量学参数比较结果显示,自动勾画与手动勾画CTV的 D_{98} 、 V_{90} 、 V_{95} 、 D_{mean} 和HI差异具有统计学意义($P<0.05$),在OAR方面,肠袋的 V_{40} 、 V_{50} 以及膀胱的 V_{50} 差异具有统计学意义($P<0.05$)。**结论:**基于 AccuLearning 自动勾画系统显著提高宫颈癌勾画效率,几何学相似性高,对OAR具有较高的应用潜力,CTV仍需进一步修改以保持精度。

【关键词】宫颈癌;放射治疗;AccuLearning系统;自动勾画;手动勾画

【中图分类号】R318;R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)07-0847-05

Performance evaluation of the AccuLearning system for automated delineation in cervical cancer radiotherapy

ZHANG Zhuxiang, WANG Li'na, WANG Ning, ZHANG Pengcheng, QI Ning

Department of Radiation Oncology, the First Hospital of Lanzhou University (the First School of Clinical Medicine), Lanzhou 730000, China

Abstract: Objective To evaluate the performance of the AccuLearning system for automated delineation in cervical cancer radiotherapy. **Methods** Planning CT images and manually delineated structures from 120 cervical cancer patients who received radiotherapy at the First Hospital of Lanzhou University between May 2022 and May 2025 were retrospectively included. Eighty cases were randomly selected as the training set to develop and train the automated delineation model, and the remaining 40 cases served as the independent test set to generate the automated delineation results. Geometric differences between automated delineation and gold-standard manual delineation from the test set were compared using the Dice similarity coefficient (DSC), 95% Hausdorff distance (HD95), relative absolute volume difference (RAVD), and deviation of centroid (DC). The original radiotherapy plan based on manual delineation was mapped to the automatically delineated contours from the test set. The efficiency (delineation time) and key dosimetric parameters of the two delineation methods for clinical target volume (CTV) and organs-at-risk (OAR) were evaluated. The assessed dosimetric parameters included CTV parameters (D_{98} , D_2 , V_{90} , V_{95} , D_{mean} , and HI) and OAR parameters (V_{30} , V_{40} , V_{50} and D_{mean} for the intestinal pouch and rectum, V_{50} and D_{mean} for the bladder, and the D_{mean} for the bone marrow and bilateral femoral head). **Results** The time required for automated delineation by the AccuLearning system was significantly shorter than that for manual delineation ($P<0.05$). Geometric evaluation of automated delineation results showed the maximum DSC value for the right femoral head and the minimum DSC value for the rectum, with all average DSC value ≥ 0.80 . The intestinal pouch demonstrated the maximum CD,

【收稿日期】2026-03-21

【基金项目】甘肃省科技计划基础研究计划(25JRRA557)

【作者简介】张珠祥,主管技师,研究方向:放射治疗,E-mail: 13321314321@163.com

HD95, and RAVD, whereas bone marrow had the minimum CD, HD95, and RAVD. Dosimetric comparison revealed statistically significant differences in the D_{98} , V_{90} , V_{95} , D_{mean} and HI of CTV between automated delineation and manual delineation ($P<0.05$). For OAR, statistically significant differences were observed in V_{40} and V_{50} of the intestinal pouch and V_{50} of the bladder ($P<0.05$). **Conclusion** Automated delineation using the AccuLearning system can significantly improve the delineation efficiency for cervical cancer and achieve high geometric similarity. Additionally, this system exhibits promising application potential for OAR, yet further optimization is required to preserve delineation accuracy for the CTV.

Keywords: cervical cancer; radiotherapy; AccuLearning system; automated delineation; manual delineation

前言

宫颈癌是女性生殖系统临床常见恶性肿瘤之一,放疗是其重要治疗方式,在早期患者术后辅助治疗中,能有效降低患者复发率^[1]。临床靶区(Clinical Target Volume, CTV)和危及器官(Organs-at-Risk, OAR)的精准勾画是提升放疗精度和效率,确保靶区剂量覆盖的同时减少正常组织损伤的重要方式。宫颈癌盆腔解剖复杂,具有靶区长、OAR多等特点。然而,手动勾画耗时费力,且勾画结果受不同医生技术水平影响,存在较大主观差异性,勾画质量水平不同^[2-3]。近年来,自动勾画技术已在放疗临床普及。AccuLearning作为一款小样本训练平台,可通过临床训练数据定制化自动勾画模型,提高勾画效率与准确性^[4],但该系统针对宫颈癌术后放疗结构勾画的综合性能仍缺乏系统验证。基于此,本研究从几何学与剂量学维度对其CTV和OAR自动勾画性能进行评估,为AccuLearning系统自动勾画在临床的推广应用提供依据。

1 资料与方法

1.1 临床资料

本研究回顾性纳入2022年5月至2025年5月期间在兰州大学第一医院接受术后辅助性放疗的120例宫颈癌患者资料。纳入标准:(1)符合国际妇产科联盟(FIGO) I A2期-II A1期的临床分期;(2)具有完整的CT定位图像资料。排除标准:(1)结直肠内容物过多(如气体、食物残渣);(2)宫颈癌发生转移;(3)合并其他肿瘤或严重疾病;(4)既往接受过盆腔手术或放疗。符合入组标准共120例患者,年龄30~76岁,中位值51岁, BMI 17.2~29.6 kg/m², 中位 BMI 24.0 kg/m², I A2期23例、I B1期43例、I B2期30例、II A1期24例。

1.2 方法

1.2.1 手动勾画 以手动勾画为金标准。所有患者仰卧位采用GE大孔径CT模拟定位机扫描,设置层厚为3 mm,将获得CT图像传输至Eclipse 13.6治疗计

划系统。由1名高年资放疗医师参照RTOG指南手动勾画CTV及OAR,所有勾画结构由主任医师审核确认。

1.2.2 自动勾画模型训练 从患者队列随机选取80例CT数据,作为训练集,导入AL平台进行深度学习训练。模型参数设置:网络结构为UNet_2d,训练轮次150,学习率0.000 3,损失函数为Dice相似系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)。训练完成后,将模型导入搭载AccuLearning系统的自动勾画软件AccuContour,对剩余40例测试集进行自动勾画。

1.3 观察指标

1.3.1 勾画效率 记录CTV和OAR(肠袋、直肠、膀胱、骨髓、右侧股骨头和左侧股骨头)的手动与自动勾画时间。

1.3.2 几何学参数 DSC的计算公式如下:

$$DSC = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (1)$$

其中, X 、 Y 分别代表手动、自动勾画轮廓,DSC值越趋近于1,提示两者重合度越好,精确度越高。

采用豪斯多夫距离(Hausdorf Distance, HD)评估两种勾画轮廓所有对应点的最短距离,HD值越小,提示两种勾画方式在几何程度上重复度越高:

$$HD(X, Y) = \max[h(X, Y), h(Y, X)] \quad (2)$$

其中, $h(X, Y) = \max_{x \in X} \left\{ \min_{y \in Y} \{d(x, y)\} \right\}$, $h(Y, X) = \max_{y \in Y} \left\{ \min_{x \in X} \{d(y, x)\} \right\}$, x 为 X 轮廓上的任意点, y 为 Y 轮廓上的任意点。将所有计算出的距离进行排序,取排序后距离中较小的95%的分位数作为HD95的值。

相对绝对体积差异(Relative Absolute Volume Difference, RAVD)评估两种勾画轮廓非重叠部分的相对系数,RAVD越接近0,提示两个轮廓体积上差异越小:

$$RAVD(\%) = \frac{|X - Y|}{Y} \times 100\% \quad (3)$$

质心偏差(Deviation of Centroid, DC)评估自动勾画与手动勾画的结构几何中心在三维坐标轴上的差异:

$$DC = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$$

(4)

其中, Δx 、 Δy 、 Δz 分别为两个轮廓之间三维方向的质心偏倚距离。

1.3.3 剂量学参数 将基于手动勾画制定的VMAT计划(处方剂量 50 Gy/25 次),通过 Monaco 6.2.2 系统的剂量重计算功能,在自动勾画轮廓的CT图像上进行重新计算,通过剂量体积直方图比较。(1)CTV 参数: D_{98} 、 D_2 、 V_{90} 、 V_{95} 、 D_{mean} 、HI; (2)OAR 参数: 肠袋 V_{30} 、 V_{40} 、 V_{50} 、 D_{mean} (肠袋的勾画定义为:在CT影像上沿小肠、乙状结肠、升结肠、横结肠及降结肠的最外侧轮廓描绘一个连续的包络结构), 直肠 V_{30} 、 V_{40} 、 V_{50} 、 D_{mean} , 膀胱 V_{50} 、 D_{mean} , 骨髓及左侧、右侧股骨头 D_{mean} 。

1.4 统计学处理

使用 SPSS26.0 软件,计量资料均符合正态分布,以均值±标准差表示,几何与剂量参数比较采用配对 t 检验, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 勾画效率比较

自动勾画各结构平均时间显著短于手动勾画 ($P<0.05$)。见表 1。

表 1 手动与自动勾画时间比较($\bar{x}\pm s, s$)
Table 1 Comparison of contouring time between manual and automated delineations (*Mean*±*SD*, *s*)

结构	手动勾画(<i>n</i> =40)	自动勾画(<i>n</i> =40)	<i>t</i> 值	<i>P</i> 值
CTV	3 185.25±398.42	35.12±3.85	50.003	<0.001
肠袋	1395.68±142.35	34.25±2.85	60.476	<0.001
直肠	178.45±14.23	34.85±2.95	62.495	<0.001
膀胱	215.32±13.15	34.68±2.81	84.962	<0.001
骨髓	1 595.24±152.36	34.25±3.05	64.785	<0.001
右侧股骨头	141.28±7.85	34.15±2.75	81.458	<0.001
左侧股骨头	139.15±9.12	34.72±2.68	69.482	<0.001

2.2 几何学参数

自动勾画几何学参数结果显示,右侧股骨头 DSC 值最高,直肠 DSC 值最低,DSC 均值均≥0.87;肠袋 DC 值最大,骨髓 DC 值最小。肠袋 HD95 值最大,骨髓 HD95 值最小。肠袋 RAVD 值最大,骨髓 RAVD 值最小。见表 2。

2.3 剂量学参数比较

剂量学参数比较结果显示,CTV 的 D_{98} 、 V_{90} 、 V_{95} 、 D_{mean} 和 HI 均存在显著差异 ($P<0.05$),OAR 中肠袋 V_{50} 、 V_{40} 、膀胱 V_{50} 差异亦有统计学意义 ($P<0.05$)。见表 3。

表 2 自动勾画轮廓几何学参数结果($\bar{x}\pm s$)
Table 2 Geometric parameters for automatically delineated contours (*Mean*±*SD*)

结构	DSC	DC/mm	HD95/mm	RAVD/%
CTV	0.89±0.03	3.35±1.08	4.35±0.95	6.85±3.25
肠袋	0.89±0.04	5.45±2.15	10.85±3.25	12.45±5.85
直肠	0.86±0.08	2.15±1.25	9.65±7.45	8.95±4.25
膀胱	0.90±0.09	1.85±1.15	4.65±3.85	7.45±3.85
骨髓	0.91±0.02	1.25±0.45	1.65±0.38	4.25±2.15
右侧股骨头	0.93±0.04	1.75±0.95	1.85±0.88	5.85±3.15
左侧股骨头	0.92±0.03	1.85±1.05	1.95±0.92	6.15±3.25

表 3 自动勾画与手动勾画剂量学参数比较($\bar{x}\pm s$)
Table 3 Comparison of dosimetric parameters between automated and manual delineations (*Mean*±*SD*)

参数	手动勾画 (<i>n</i> =40)	自动勾画 (<i>n</i> =40)	<i>t</i> 值	<i>P</i> 值
CTV				
D_{98}/Gy	47.68±1.05	49.75±0.08	12.432	<0.001
D_2/Gy	51.58±0.15	51.55±0.14	0.925	0.358
$V_{90}/\%$	99.35±0.52	99.98±0.03	7.650	<0.001
$V_{95}/\%$	98.25±0.88	99.95±0.04	12.205	<0.001
D_{mean}/Gy	50.62±0.08	50.73±0.06	6.957	<0.001
HI	1.06±0.02	1.04±0.01	5.657	<0.001
肠袋				
$V_{30}/\%$	36.45±4.58	34.95±1.38	1.983	0.051
$V_{40}/\%$	17.45±4.08	15.85±2.55	2.103	0.039
$V_{50}/\%$	4.25±2.10	2.98±1.05	3.421	0.001
D_{mean}/Gy	37.22±0.72	37.42±0.78	1.192	0.237
直肠				
$V_{30}/\%$	85.05±3.95	85.98±3.58	1.103	0.273
$V_{40}/\%$	43.45±6.48	44.55±5.40	0.825	0.412
$V_{50}/\%$	2.65±1.72	2.35±1.65	0.796	0.428
D_{mean}/Gy	37.85±2.95	37.98±2.88	0.199	0.842
膀胱				
$V_{50}/\%$	20.05±7.55	17.08±5.32	2.034	0.045
D_{mean}/Gy	43.35±2.35	42.68±2.05	1.359	0.178
骨髓 D_{mean}/Gy	25.75±0.88	25.78±0.90	0.151	0.881
右侧股骨头 D_{mean}/Gy	11.45±1.35	11.35±1.43	0.322	0.749
左侧股骨头 D_{mean}/Gy	11.25±1.35	11.48±1.58	0.700	0.486

3 讨论

随着人工智能深度学习技术在医学领域的应用,已有研究表明基于深度学习的自动勾画效果在

宫颈癌中具有价值^[5],但因为高质量医疗数据缺乏、不同数据源标准不同等因素,通用勾画模型无法满足多种癌症治疗自动勾画需求。AccuLearning系统结合深度学习与传统算法,适配小样本临床数据集,可以针对宫颈癌自动勾画需求,训练更具有针对性的模型,实现精度上的要求。

本研究显示宫颈癌CTV及OAR的自动勾画时间显著低于手动勾画,提示AccuLearning自动勾画系统可缩短勾画时间,其中股骨头结构节约时间相对有限。节省时间最多的3项分别为CTV、骨髓及肠袋。其原因可能在于股骨头作为高对比度的骨性结构,边界极其清晰,无论是自动勾画还是手动勾画,均可以快速、明确地勾勒出其轮廓,因此缩短时间有限。同时,CTV、骨髓、肠袋为盆腔结构中较为复杂的部位,需要包含微病灶的软组织部位,反复对照,因此手动勾画所需时间长^[6]。自动勾画经过深度学习,能够瞬间完成对复杂结构的识别与分割,节省需要重复体力劳动和判断的部分时间,显著缩短整体所需时间。减轻医生工作负担,便于将更多时间投入放疗方案的制定,进一步保障治疗质量。

DSC、HD是自动勾画几何学评估方面的重要指标。DSC主要显示自动勾画与手动勾画之间的整体重合度,数值越接近1提示两种勾画方式重合度越高^[7-8]。现有研究普遍认为,DSC>0.70时表示自动勾画与金标准重合率较好,精确度高^[9]。本研究全部结构DSC均值均 ≥ 0.80 ,提示AccuLearning系统自动勾画在宫颈癌患者中几何一致性良好。95%HD表示两种方式勾画出的轮廓边界的最大偏差程度,而且排除了离群点造成的不合理距离,因此比HD更具有数值上的稳定性,数值越小说明稳定性越高^[10-11]。自动勾画几何学参数结果显示,肠袋HD95值最大,骨髓HD95值最小;骨髓、股骨头HD95值均<2 mm,提示边界吻合良好;膀胱、CTV HD95值<5 mm,肠袋、直肠等活动脏器HD95值偏高。可能原因在于肠壁与周围脂肪组织的CT值差异较小,肠道褶皱和迂曲增加了边界识别难度;呼吸运动可能导致器官位移;肠道蠕动导致形态改变,气体、液体内容影响边界识别,以上多种因素均可能造成肠袋、直肠等HD偏大。DC值体现的是自动勾画与手动勾画结构几何中心点的整体位置偏移程度。当DC值越接近0时,表明两者中心点之间的位置越接近,自动勾画在整体定位方面具有越高的准确性^[12-13]。自动勾画几何学参数结果显示,肠袋DC值最大,骨髓DC值最小。骨髓的边界贴合最为紧密。两侧股骨头、直肠、膀胱的DC平均值均小于2 mm,小于CT扫描厚度,三维空间位

置一致性佳。肠袋的整体偏移最大,可能受膀胱充盈程度不同及肠道位置变化所致^[14]。RAVD表示自动勾画结构体积的精确性^[15]。肠袋RAVD值最大,骨髓RAVD值最小。提示对于肠袋这类边界定义具有一定主观性、生理状态多变的软组织结构,自动勾画效率提升的同时,体积预测与手动勾画偏差也相对较高。骨髓等解剖边界明确的硬组织结构,不仅能减轻重复性体力劳动,在体积精度上也与手动勾画高度一致。

剂量学参数比较结果显示,CTV的 D_{98} 、 V_{90} 、 V_{95} 、 D_{mean} 和HI有显著差异,OAR中肠袋的 V_{50} 、 V_{40} 和膀胱的 V_{50} 差异有统计学意义,其余参数差异均无统计学意义,这提示基于该系统自动勾画轮廓制作放疗计划时,OAR可直接投入临床使用,但CTV剂量覆盖存在一定偏差风险,仍需要医生复核和手动修正后使用。其原因可能在于自动勾画轮廓的整体偏移,出现局部变形边界收缩/扩张,因此在空间位置上存在微小但系统性的偏差。CTV是处方剂量的直接实照对象,理想状态是让高剂量区紧密包裹CTV^[16-17]。本研究中,基于自动勾画计划的CTV的 D_{98} 、 V_{95} 等参数显著优于手动勾画,高剂量覆盖更彻底,靶区漏照风险更低。推测可能原因在于医师在手动勾画时会预留安全边界,导致靶区整体体积偏大。自动勾画算法基于标准化指南勾画,无过多安全冗余,靶区边界更紧凑^[18]。OAR放射目标是将剂量压低于某个阈值,其剂量约束通常是上限约束^[19-20],且其自动勾画精度相对较高,微小偏差对于OAR所受中低剂量区域影响相对较小,未造成此类器官的额外辐射暴露。

综上,AccuLearning系统在宫颈癌术后CTV和OAR的自动勾画中具有重要临床应用价值,可显著提升临床医生勾画效率。OAR尤其是股骨头、骨髓等几何精度达到临床要求,但CTV自动勾画结果仍需临床医生人工修正。未来,可通过增加训练样本量,优化深度学习算法,提高CTV勾画精度,增加其对术后解剖结构变化的适应性。同时,本研究以手动勾画作为金标准存在主观差异性,其次样本量有限且为单中心回顾性设计,可能影响模型的普适性。在未来的研究中,应增加数据集,投入更多资源,扩大研究范围,增强模型普适性。

【参考文献】

- [1] 丁鑫,王乾印,马亮亮,等. 106例宫颈癌患者术后预后生存质量调查及预后COX回归分析[J]. 中国妇产科临床杂志, 2022, 23(3): 318-319.
Ding X, Wang QY, Ma LL, et al. Investigation on postoperative prognostic quality of life and prognostic COX regression analysis in 106 cervical cancer patients[J]. Chinese Journal of Clinical Obstetrics and Gynecology, 2022, 23(3): 318-319.

[2] 胡静, 陈飞, 龚筱钦, 等. 训练集病例数对基于深度学习宫颈癌临床靶区及危及器官自动勾画的影响[J]. 中国医疗设备, 2022, 37(9): 33-37.
Hu J, Chen F, Gong XQ, et al. Effect of training volume on the automatic segmentation of clinical target volume and organs at risk in patients with cervical cancer based on deep learning [J]. China Medical Devices, 2022, 37(9): 33-37.

[3] 李霞, 刘娅, 王聪, 等. 基于U-net卷积神经网络宫颈癌磁共振临床靶区和危及器官自动勾画的应用[J]. 中国医药导报, 2022, 19(24): 98-102.
Li X, Liu Y, Wang C, et al. Application of automatic sketching of clinical target volume and organs at risk in cervical cancer based on U-net convolutional neural network[J]. China Medical Herald, 2022, 19(24): 98-102.

[4] 陈飞, 龚筱钦, 余云鹏, 等. AccuLearning 自动勾画临床靶区和危及器官用于宫颈癌术后放疗的可行性研究[J]. 实用医学杂志, 2024, 40(2): 153-157.
Chen F, Gong XQ, Yu YP, et al. Feasibility of automatic segmentation of CTV and OARs in postoperative radiotherapy for cervical cancer using AccuLearning[J]. The Journal of Practical Medicine, 2024, 40(2): 153-157.

[5] 全科润, 柏朋刚, 陈文娟, 等. 基于深度学习的宫颈癌放疗靶区及危及器官自动勾画研究[J]. 现代肿瘤医学, 2022, 30(20): 3759-3762.
Quan KR, Bai PG, Chen WJ, et al. Automatic contouring of clinical target volume and organs at risk in radiotherapy for cervical cancer based on deep learning[J]. Journal of Modern Oncology, 2022, 30(20): 3759-3762.

[6] 曾志鹏, 左国平. 基于nnUnetv2算法的宫颈癌放疗患者直肠壁自动勾画效果评价[J]. 现代肿瘤医学, 2024, 32(11): 2040-2045.
Zeng ZP, Zuo GP. Effect evaluation of rectum wall automatic delineation based on nnUnetv2 algorithm in cervical cancer patients received radiotherapy[J]. Journal of Modern Oncology, 2024, 32(11): 2040-2045.

[7] Chen XM, Sun SL, Bai NRS, et al. A deep learning-based auto-segmentation system for organs-at-risk on whole-body computed tomography images for radiation therapy[J]. Radiother Oncol, 2021, 160: 175-184.

[8] Li YM, Rao S, Chen W, et al. Evaluating automatic segmentation for swallowing-related organs for head and neck cancer [J]. Technol Cancer Res Treat, 2022, 21: 15330338221105724.

[9] 程婷婷, 张子健, 杨馨, 等. 基于集成学习的宫颈癌放射治疗危及器官的自动勾画[J]. 中南大学学报(医学版), 2022, 47(8): 1058-1064.
Cheng TT, Zhang ZJ, Yang X, et al. Automatic delineation of organ at risk in cervical cancer radiotherapy based on ensemble learning[J]. Journal of Central South University(Medical Science), 2022, 47(8): 1058-1064.

[10] 黄新, 王新卓, 薛涛, 等. 鼻咽癌放射治疗危及器官自动勾画的几何和剂量学分析[J]. 生物医学工程与临床, 2024, 28(1): 26-34.
Huang X, Wang XZ, Xue T, et al. Geometric and dosimetric analysis of automatic segmentation of organs at risk for radiotherapy on nasopharyngeal carcinoma[J]. Biomedical Engineering and Clinical Medicine, 2024, 28(1): 26-34.

[11] 解治华, 路娜, 刘金锋, 等. 儿童全骨髓全淋巴照射靶区和危及器官自动勾画[J]. 中国医学物理学杂志, 2024, 41(2): 163-168.
Xie ZH, Lu N, Liu JF, et al. Auto-segmentation of target areas and organs-at-risk for total marrow and lymphoid irradiation in children [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2024, 41(2): 163-168.

[12] 陈飞, 胡静, 戴春华, 等. 小样本训练模型在宫颈癌放疗中自动勾画可行性研究[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(11): 27-31.
Chen F, Hu J, Dai CH, et al. A feasibility study of automatic delineation using small sample data training algorithm model for the cervical cancer radiotherapy[J]. China Medical Devices, 2021, 36(11): 27-31.

[13] 左宇浩, 雷胜飞, 卢晓云, 等. 基于卷积神经网络的腮腺浅叶自动勾画研究[J]. 医疗卫生装备, 2023, 44(5): 45-49.
Zuo YH, Lei SF, Lu XY, et al. Automatic delineation of superficial parotid gland based on convolutional neural network[J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2023, 44(5): 45-49.

[14] 齐英男, 陈雪梅, 陈佛平, 等. 基于人工智能辅助勾画的宫颈癌放疗不同膀胱充盈度的剂量学研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2025, 42(7): 847-852.
Qi YN, Chen XM, Chen FP, et al. Dosimetric study on different bladder filling status in cervical cancer radiotherapy based on artificial intelligence-assisted segmentation[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2025, 42(7): 847-852.

[15] 陈美宇, 刘懿梅, 彭应林, 等. 不同级别肿瘤中心医师对鼻咽癌调强放疗靶区和危及器官勾画差异比较[J]. 中国医学物理学杂志, 2024, 41(3): 265-272.
Chen MN, Liu YM, Peng YL, et al. Comparison of interobserver variations in delineation of target volumes and organs-at-risk for intensity-modulated radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma among physicians from different levels of cancer centers[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2024, 41(3): 265-272.

[16] 徐广庆, 蔡文涛, 徐丽丽, 等. 基于人工智能技术的左侧乳腺癌放疗患者危及器官自动勾画的几何和剂量学精度研究[J]. 哈尔滨医科大学学报, 2024, 58(2): 143-148.
Xu GQ, Cai WT, Xu LL, et al. Geometric and dosimetric accuracy research of auto-segmentation organs at risk in patients with left breast cancer radiotherapy based on artificial intelligence technology [J]. Journal of Harbin Medical University, 2024, 58(2): 143-148.

[17] 鲜利勋, 李光俊, 肖青, 等. 基于食管癌放疗的剂量学参数研究几何指标评价自动勾画轮廓准确度的可行性[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(2): 148-152.
Xian LX, Li GJ, Xiao Q, et al. Feasibility study of evaluating autosegmentation accuracy with geometric indices based on dosimetric parameters of esophageal cancer radiotherapy[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(2): 148-152.

[18] 李陆军, 游雁, 谢金莲, 等. AI勾画危及器官对鼻咽癌放疗计划剂量优化的影响[J]. 现代肿瘤医学, 2023, 31(15): 2899-2903.
Li LJ, You Y, Xie JL, et al. Application of artificial intelligence to auto-segmentation organ at risk in radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma[J]. Journal of Modern Oncology, 2023, 31(15): 2899-2903.

[19] 陈旭明, 刘勇. 基于深度学习的正常组织自动勾画在计划设计中的剂量准确度评估[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(10): 169-172.
Chen XM, Liu Y. Evaluation of the dose accuracy in application of deep Learning-Based automatic delineation of normal tissues in treatment planning[J]. China Medical Devices, 2021, 36(10): 169-172.

[20] 田磊, 薛晓英, 王艳强, 等. 宫颈癌术后保护骨髓调强放疗的剂量学优势[J]. 河北医科大学学报, 2021, 42(10): 1210-1214.
Tian L, Xue XY, Wang YQ, et al. Dosimetric advantages of bonemarrow-sparing intensity modulated radiotherapy for cervical cancer after hysterectomy[J]. Journal of Hebei Medical University, 2021, 42(10): 1210-1214.

(编辑: 黄开颜)