

# 基于深度学习的自动勾画技术在宫颈癌后装治疗中的应用研究

杨磊 夏震球

(赣州市人民医院肿瘤科 江西赣州 341000)

**【摘要】**本研究旨在探讨基于深度学习的自动勾画技术在宫颈癌后装治疗中对靶区及危及器官(OAR)勾画的应用价值。选取赣州市人民医院2023年1月-2024年6月收治的45例宫颈癌后装治疗患者,其中35例作为训练组构建深度学习模型,10例作为验证组。通过AccuLearning软件训练模型,将其导入AccuContour软件进行自动勾画,与医生手动勾画结果对比,采用Dice系数、HD95、ASSD等指标评估准确性和重复性。结果显示,靶区HRCTV、IRCTV的Dice系数分别为 $0.86 \pm 0.04$ 、 $0.85 \pm 0.05$ ,OAR中膀胱、直肠Dice系数分别为 $0.81 \pm 0.06$ 、 $0.79 \pm 0.07$ ;自动勾画重复性ICC值均 $>0.9$ ,显著高于手动勾画(0.78-0.85);自动勾画平均耗时( $1.5 \pm 0.3$ )分钟,显著短于手动勾画( $25.3 \pm 4.2$ )分钟( $P < 0.05$ )。该技术可在保证精度的前提下提高勾画效率,具有临床应用价值。

**【关键词】**宫颈癌;后装治疗;深度学习;自动勾画;靶区;危及器官

Research on the Application of Deep Learning based Automatic Sketching Technology in Post operative Treatment of Cervical Cancer

Yang Lei Xia Zhenqiu

(Department of Oncology, Ganzhou People's Hospital, Ganzhou City, Jiangxi Province 341000)

**[Abstract]** This study aims to explore the application value of deep learning based automatic delineation technology in the delineation of target areas and organs at risk (OAR) in cervical cancer adjuvant therapy. Select 45 patients with cervical cancer who underwent cosmetic treatment at Ganzhou People's Hospital from January 2023 to June 2024, of which 35 were used as the training group to construct a deep learning model and 10 were used as the validation group. Train the model using AccuLearning software, import it into AccuContour software for automatic delineation, and compare the results with manual delineation by doctors. Evaluate the accuracy and repeatability using Dice coefficient, HD95, ASSD and other indicators. The results showed that the Dice coefficients of HRCTV and IRCTV in the target area were  $0.86 \pm 0.04$  and  $0.85 \pm 0.05$ , respectively. The Dice coefficients of bladder and rectum in OAR were  $0.81 \pm 0.06$  and  $0.79 \pm 0.07$ , respectively; The repeatability ICC values for automatic sketching were all  $>0.9$ , significantly higher than those for manual sketching (0.78-0.85); The average time for automatic sketching was ( $1.5 \pm 0.3$ ) minutes, significantly shorter than manual sketching ( $25.3 \pm 4.2$ ) minutes ( $P < 0.05$ ). This technology can improve the efficiency of outlining while ensuring accuracy, and has clinical application value.

**[Key words]** Cervical cancer; Post installation therapy; Deep learning; Automatic sketching; Target area; organs at risk

2020年全球女性宫颈癌新发病例604127例,死亡病例341831例,分别占女性癌症发病和死亡总数的6.5%和7.7%<sup>[1]</sup>。非洲国家马拉维共和国宫颈癌的发病率和死亡率均居世界首位<sup>[2]</sup>。大量证据表明,感染高危型人乳头瘤病毒(high-risk human papillomavirus, hrHPV)是宫颈癌及癌前病变的主要致病因素<sup>[3]</sup>。因此,宫颈癌的一级预防尤为重要。HPV为嗜上皮性病毒;一旦上皮细胞受到感染,病毒可在细胞质中持续存在或整合到宿主的基因组中。当HPV处于游离非整合状态时,可出现低级别病变。当病毒整合到人基因组时,可能演变为高级别病变和癌<sup>[4]</sup>。调强放疗联合后装治疗目前广泛应用于宫颈癌的治疗,其效果理想,可改善正常组织与放射靶区外照射剂量关系,不良反应发生率较低<sup>[5]</sup>,且具有显著的疗效,提高患者的预后质量,临床应用价值高<sup>[6]</sup>。在宫颈癌后装治疗中,靶区及危及器官(OAR)的精准、高效勾画是保证放疗质量的关键。传统手动勾画耗时较长,且易受医师经验影响导致差异。基于深度学习的自动勾画技

术为解决这一问题提供了新路径,本研究旨在探讨其在宫颈癌后装治疗中的应用效果,为临床实践提供参考。

## 1.资料与方法

### 1.1 研究对象

选取2023年1月-2024年6月赣州市人民医院收治的45例宫颈癌患者,均经病理确诊为鳞状细胞癌(38例)或腺癌(7例),需接受高剂量率(HDR)后装治疗,临床分期I B期12例、II A期20例、II B期13例,年龄32-65岁,中位年龄48岁。纳入标准:首次接受后装治疗,CT图像层厚 $\leq 3\text{mm}$ 且无明显伪影,患者签署知情同意书。排除标准:合并盆腔手术史、严重肠道粘连或其他影响盆腔解剖结构的疾病。将患者按7:2比例分为训练组(35例)和验证组(10例),两组年龄、分期、病理类型等基线资料均衡( $P > 0.05$ )。

### 1.2 仪器与软件

采用荷兰 Nucletron 公司 microSelectron HDR 后装治疗机 (配 Ir-192 放射源); 治疗计划系统为 Oncentra Brachy (版本 4.6); 深度学习训练平台为 AccuLearning (版本 2.3, 含 U-Net 改进网络架构); 自动勾画软件为 AccuContour (版本 3.1, 支持多模态影像融合与三维结构重建)。

### 1.3 方法

模型训练: 收集训练组患者的 CT 图像 (层厚 2mm, 螺距 0.8) 及由 2 名副主任医师共同勾画的靶区 (HRCTV、IRCTV) 和危及器官<sup>7</sup>OAR (膀胱、直肠、乙状结肠、小肠) 数据, 通过 DICOM 格式导入 AccuLearning。设置初始学习率 0.001, 迭代次数 500 次, 采用交叉验证法划分训练集 (80%) 与验证集 (20%), 以 Dice 损失函数优化模型, 每 50 次迭代评估一次性能, 直至连续 3 次迭代性能无提升时停止训练, 生成专用勾画模型。

自动勾画与验证: 将训练好的模型导入 AccuContour, 对验证组 CT 图像进行两次独立自动勾画 (组 1、组 2), 间隔时间 ≥48 小时以避免系统误差。由上述 2 名医师采用双盲法在组 1 基础上手动修改, 对争议区域通过第三方会诊确定, 最终生成组 3 (金标准)。

### 1.4 评价指标

准确性: 通过组 1 与组 3 的 Dice 系数 (重叠度, 1.0 为

表 1 验证组自动勾画与手动勾画的准确性指标比较 ( $\bar{x} \pm s$ )

结构	Dice 系数	HD95 (mm)	ASSD (mm)	RAVD (%)
HRCTV	0.86 ± 0.04	2.1 ± 0.5	0.8 ± 0.2	3.2 ± 1.1
IRCTV	0.85 ± 0.05	2.3 ± 0.6	0.9 ± 0.3	3.5 ± 1.2
膀胱	0.81 ± 0.06	3.2 ± 0.8	1.2 ± 0.4	5.8 ± 1.5
直肠	0.79 ± 0.07	3.5 ± 0.9	1.3 ± 0.5	6.2 ± 1.8
乙状结肠	0.76 ± 0.08	4.1 ± 1.1	1.6 ± 0.6	7.5 ± 2.1
小肠	0.74 ± 0.09	4.5 ± 1.2	1.8 ± 0.7	8.3 ± 2.3

### 2.2 重复性评估

自动勾画 (组 1 与组 2) 的各项指标 ICC 值均 >0.9, 显著高于不同医师手动勾画的 ICC 值 (0.78-0.85), 差异有统计学意义 (P<0.05, 表 2)。

表 2 自动勾画与手动勾画的重复性 ICC 值比较

结构	自动勾画	手动勾画
	(组 1 vs 组 2)	(医师 1 vs 医师 2)
HRCTV	0.95	0.85
IRCTV	0.94	0.83
膀胱	0.93	0.81
直肠	0.92	0.80
乙状结肠	0.91	0.79
小肠	0.91	0.78

### 2.3 勾画耗时

自动勾画平均耗时显著短于手动勾画, 其中 OAR 勾画时间缩短更明显 (表 3)。

最佳)、HD95 (95%豪斯多夫距离, 反映边缘吻合度, 0 为最佳)、ASSD (平均表面距离, 0 为最佳)、RAVD (相对体积差异, 0%为最佳) 评估。

重复性: 通过组 1 与组 2 的组内相关系数 (ICC) 评估, ICC>0.8 提示重复性优异; 同时对比不同医师手动勾画的 ICC 值。

效率: 记录单次自动勾画及医师手动勾画 (组 3) 的耗时 (从图像加载至勾画完成)。

### 1.5 统计学方法

采用 SPSS 26.0 软件, 计量资料以 ( $\bar{x} \pm s$ ) 表示, 组间比较用独立样本 t 检验, P<0.05 为差异有统计学意义。

## 2.结果

### 2.1 准确性评估

靶区勾画精度整体优于 OAR, HRCTV 的 Dice 系数最高 (0.86 ± 0.04), 小肠最低 (0.74 ± 0.09)。HD95 指标中, HRCTV (2.1 ± 0.5mm) 与 IRCTV (2.3 ± 0.6mm) 边缘吻合度最佳, 小肠 (4.5 ± 1.2mm) 最差。RAVD 显示所有结构的体积偏差均 <10%, 符合临床要求 (表 1)。

表 3 自动勾画与手动勾画的耗时比较 ( $\bar{x} \pm s$ , 分钟)

勾画类型	整体耗时	OAR 单独耗时	靶区单独耗时
自动勾画	1.5 ± 0.3	1.2 ± 0.2	0.8 ± 0.1
手动勾画	25.3 ± 4.2	18.5 ± 3.6	7.2 ± 1.3
t 值	28.64	26.31	32.57
P 值	<0.001	<0.001	<0.001

## 3.讨论

精确高效的放疗轮廓勾画是进行精准放疗的前提<sup>8</sup>。在放疗中, 临床靶区 (Clinical Target Volume, CTV) 及危及器官 (Organs at Risk, OARs) 的勾画在放射治疗过程中发挥关键作用, 但是由于手动勾画不仅费时费力, 而且主观性较强, 因此医疗图像自动勾画技术已成为肿瘤放疗领域的研究热点<sup>9-11</sup>。本研究证实, 基于深度学习技术<sup>12</sup>, 在宫颈癌后装治疗中可实现靶区与 OAR 的高效、精准勾画。从准确性来

看,靶区 HRCTV、IRCTV 的高 Dice 系数 (>0.85) 得益于其解剖边界相对固定(以宫颈、阴道为基础),且训练集中该区域勾画一致性高,使模型能稳定学习特征;而 OAR 中肠道(尤其是小肠)勾画精度较低,主要因肠道蠕动导致位置、形态变异大,且部分肠管与周围组织密度差异小,模型难以捕捉特征,这与预备实验中肠道 Dice 值偏低的结果一致,提示需通过动态影像(如 MRI)或肠道固定技术进一步优化。

重复性方面,自动勾画的 ICC 值>0.9,显著优于人工勾画,表明该技术可减少不同医师间的系统误差。自动勾画(atlas-based autosegmentation, ABAS)其旨在缩短手工勾画 OAR 的时间、减少人为误差,达到提高放射治疗准确度的目的<sup>[13-15]</sup>。在基层医院,放疗医师经验差异较大,手动勾画常出现靶区过大(增加并发症)或过小(降低疗效)的问题,而标准化的自动勾画模型能统一勾画标准,为多中心研究及疗效对比提供可靠基础。

效率提升是该技术的核心优势。传统手动勾画需医师逐层面调整轮廓,尤其 OAR 需结合解剖知识判断边界,耗时

较长。本研究中自动勾画将单例整体耗时从 25 分钟缩短至 1.5 分钟,且可在患者 CT 扫描完成后立即执行,大幅缩短治疗准备时间。对于放疗科患者量大的医院,可减少患者等待焦虑,同时使医师有更多时间优化治疗计划(如调整施源器位置、优化剂量分布)。

临床应用中需注意:①自动勾画结果需经医师审核修改,尤其对解剖变异大的病例;②模型需定期纳入新病例更新,避免因人群特征变化导致性能下降;③可结合剂量体积直方图(DVH)分析,将自动勾画与剂量评估联动,进一步提升治疗计划质量。

本研究的局限性在于样本量较小且为单中心数据,未来需开展多中心研究,纳入更多病理类型及晚期病例,同时探索与 PET-CT 等多模态影像融合的自动勾画,以进一步提高复杂病例的勾画精度。综上,该技术在保证精度的前提下显著提升效率,适合在各级医院推广,尤其对基层医院具有重要实用价值。

致谢:感谢厦门 Manteia 公司陈星在 AccuContour 软件使用中提供的技术支持。

#### 参考文献:

- [1]刘宗超,李哲轩,张阳,等.2020 全球癌症统计报告解读[J].肿瘤综合治疗电子杂志,2021,7(02):1-14.
- [2]SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al.Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J].CA Cancer J Clin, 2021.
- [3]Small W, Bacon MA, Bajaj A, et al.Cervical cancer: a global health crisis [J].Cancer, 2017, 123 (13): 2404-2412.
- [4]Pett M, Coleman N.Integration of high-risk human papillomavirus: a key event in cervical carcinogenesis?[J].J Pathol, 2007, 212 (4): 356-367.
- [5]赵青莲,赵岩岩,张帅,等.调强适形放疗加后装放疗联合化疗在中晚期宫颈癌治疗中的临床研究.现代妇产科进展,2018,27(2):131-133.
- [6]朱秀梅.调强放疗联合后装治疗在宫颈癌患者中的应用及安全性分析.医学理论与实践,2020,33(7):1132-1133.
- [7]王斌.基于深度学习技术的放疗靶区自动勾画系统设计与功能实现[J].电脑知识与技术,2024,20(30):25-27.
- [8]黄培,何侠.基于患者安全的肿瘤医院放疗精准质控管理实践及思考[J].中华放射肿瘤学杂志,2019,28(10):796-798.
- [9]Wong J, Huang V, Wells D, et al.Implementation of deep learningbased auto-segmentation for radiotherapy planning structures: a workflow study at two centers[J].Radiat Oncol, 2020, 16(1): 101.
- [10]刘洋,张焯,易俊林.自动分割技术在鼻咽癌靶区及危及器官勾画应用价值的研究[J].中华放射肿瘤学杂志,2021,30(9):882-887.
- [11]Nikolov S, Blackwell S, Zverovitch A, et al.Clinically applicable segmentation of head and neck anatomy for radiotherapy: deep learning algorithm development and validation study[J].J Med Internet Res, 2021, 23(7): e26151.
- [12]罗邦雨,伍亚军,周一兵,等.一款基于深度学习的放疗轮廓勾画软件的研发[J].中国医疗设备,2020,35(07):40-44.
- [13]张秀春,胡彩容,陈传本,等.基于参考图像的 ABAS 软件自动勾画技术在头颈部肿瘤中应用研究[J].中华放射肿瘤学杂志,2011,20(6):510-512.
- [14]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.
- [15]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研究[J].中华放射肿瘤学杂志,2014,23(1):63-64.