

定制化与通用模型在宫颈癌危及器官勾画准确性中的比较

柳炫宇^{1,2}, 陈舒影^{1,2}, 郭飞宝^{1,2,3,4}, 陈燕彬^{1,2,4}, 何清^{1,2,4}, 吕文龙^{1,2,3,4}, 陈颀⁵, 张倚萌⁵, 王少彬^{5,6}, 蔡传书^{1,2,3,4}
1. 福建医科大学附属第一医院肿瘤中心放疗科, 福建 福州 350005; 2. 福建医科大学附属第一医院滨海院区国家区域医疗中心, 福建 福州 350212; 3. 放射生物福建省高等学校重点实验室, 福建 福州 350005; 4. 福建医科大学医学影像学院, 福建 福州 350122; 5. 北京医智影科技有限公司, 北京 100083; 6. 清华大学医学院, 北京 100084

【摘要】目的:对比分析定制化自动勾画模型和商品化通用勾画模型在宫颈癌危及器官勾画中的差异,探讨定制化模型的可行性。**方法:**回顾性选取270例宫颈癌患者,由资深临床医生勾画其膀胱、直肠、小肠、骨盆骨髓、股骨头及肾脏等器官。随机选取病例构建定制化勾画模型,其中202例作为训练集,30例作为验证集,38例作为测试集。在测试集上,使用定制化模型和通用模型进行勾画预测。对比测试集在两种模型下的结果与手动勾画的结果,评估定制化模型的性能。**结果:**从DSC值上分析,定制化模型/通用模型与手动勾画相近,均表现出良好的勾画效果(DSC值:0.7~0.9)。然而,在质心偏差和95%豪斯多夫距离这两个关键指标上,定制化模型优于通用模型。**结论:**与通用模型相比,定制化模型能更准确地勾画宫颈癌危及器官的结构。定制化模型根据特定数据集优化,为临床决策提供精准支持,展现其在宫颈癌治疗中的广阔应用前景。

【关键词】宫颈癌;自动勾画;RT-Mind;定制化模型

【中图分类号】R318;R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)11-1337-06

Comparative study on the accuracies of customized and universal models for organs-at-risk segmentation in cervical cancer

LIU Xuanyu^{1,2}, CHEN Shuying^{1,2}, GUO Feibao^{1,2,3,4}, CHEN Yanbin^{1,2,4}, HE Qing^{1,2,4}, LÜ Wenlong^{1,2,3,4}, CHEN Qi⁵, ZHANG Yimeng⁵, WANG Shaobin^{5,6}, CAI Chuanshu^{1,2,3,4}

1. Department of Radiotherapy, Cancer Center, the First Affiliated Hospital of Fujian Medical University, Fuzhou 350005, China; 2. National Regional Medical Center, Binhai Branch of the First Affiliated Hospital of Fujian Medical University, Fuzhou 350212, China; 3. Key Laboratory of Radiation Biology of Fujian Higher Education Institutions, Fuzhou 350005, China; 4. School of Medical Imaging, Fujian Medical University, Fuzhou 350122, China; 5. MedMind Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China; 6. Tsinghua Medicine, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: Objective To compare and analyze the differences between customized models and commercial universal models in the segmentation of organs-at-risk in cervical cancer, and to investigate the feasibility of customized models. **Methods** A retrospective analysis was conducted on 270 cervical cancer patients. Senior clinicians manually delineated organs-at-risk, including the bladder, rectum, small intestine, pelvic bone marrow, femoral heads, and kidneys. The cases were randomly selected to develop customized models, with 202 cases allocated to the training set, 38 cases to the test set, and 30 cases to the validation set. The universal and customized models were used for segmentation on the test set, and the automatic segmentation results obtained by the two models were compared with manual segmentation results to assess the performance of the customized model. **Results** Both customized model and universal model had comparable DSC values to manual segmentation, demonstrating satisfactory delineation outcomes (DSC values ranging from 0.7 to 0.9). However, in terms of deviation of centroid and 95% Hausdorff distance, the customized model surpassed the universal model. **Conclusion** Compared with the universal model, the customized model offers superior accuracy in delineating the structures of organs-at-

【收稿日期】2024-05-20

【基金项目】福建省科技计划项目(2021Y0101);福建医科大学启航基金(2020QH1057)

【作者简介】柳炫宇,技师,研究方向:医学物理,E-mail: 792953672@qq.com

【通信作者】蔡传书,教授,主任医师,研究方向:肿瘤学,E-mail: 857269804@qq.com

risk in cervical cancer. As the customized model is optimized based on specific datasets, it provides precise support for clinical decision-making and holds promising applications in the treatment of cervical cancer.

Keywords: cervical cancer; automatic segmentation; RT-Mind; customized model

前言

宫颈癌是女性常见的恶性肿瘤之一^[1]。手术联合术后放疗是控制肿瘤、提高患者生存率的主要手段之一^[2]。其中,靶区和危及器官勾画的精准性是保证放疗精度的关键要求。然而,由于不同医生的专业水平以及在靶区勾画时的偏好差异性,往往导致放疗计划的偏差以及疗效的差异。对于妇科肿瘤患者,采用5 mm层厚扫描不利于展示淋巴结等小病灶;而采用3 mm层厚扫描,虽然图像信息更为丰富,但图像数量较多,人工勾画宫颈癌病例的靶区及危及器官需要消耗大量时间。有研究表明即便是有经验的医生也需要花费将近2 h来勾画宫颈癌病例的危及器官^[3]。

近年来,人工智能在肿瘤放疗中的应用越来越广泛^[4]。其中,基于神经网络的深度学习自动勾画工具受到广大医师的关注^[5-7]。在临床应用中,自动勾画工具不仅可以减少医生的工作时间,还可以减少勾画结果的可变性,保证勾画结果的同质性,特别是在危及器官勾画^[8]。目前市场上已有多种自动勾画工具商品化,然而,这些工具为保证其普适性,往往只能得到较为一般的勾画结果。临床医生通常需要在这些结果的基础上进行轮廓修改,以确保肿瘤和危及器官的精准性^[9-11]。对于头颈部这类位置和形状相对固定的肿瘤患者而言,需要修改的幅度较小^[12],通过自动勾画工具可以获得较满意的勾画结果^[13];然而,对于宫颈癌患者而言,腹部存在诸多空腔性器官,如膀胱、直肠、小肠等,这些器官内容物的体积大小给器官的大小和位置信息带来诸多不确定性。因此,常见的自动勾画工具在这类肿瘤的危及器官勾画上往往得不到满意的结果^[14]。

本研究采用基于机器学习的方法,建立高精度的宫颈癌危及器官勾画模型,对宫颈癌病例的靶区和危及器官进行自动勾画。本研究以福建医科大学附属第一医院放疗科的病例数据作为基础,训练并建立定制化勾画模型,分别比较勾画金标准与定制化模型、金标准与通用模型的勾画结果,分析二者之间的差异性,探讨基于科室需求建立个性化模型的可行性。

1 资料与方法

1.1 一般资料

收集福建医科大学附属第一医院放疗科从2017年1月至2019年12月行宫颈癌放疗的患者,共计270例。患者年龄为26~86岁,平均年龄为(55.0±9.9)岁。其中,126例行术前放疗,144例行术后放疗。根据2018年国际妇产科联盟(International Federation of Gynecology and Obstetrics, FIGO)的临床分期标准^[15],I期肿瘤患者64例、II期肿瘤患者132例、III期肿瘤患者57例、IV期肿瘤患者17例。

1.2 纳入及排除标准

纳入标准:(1)具有明确的病理诊断或影像学诊断;(2)接受的放疗应为首次放疗,且既往无腹部放疗病史。排除标准:(1)既往有腹部手术病史;(2)CT扫描范围区域内有金属器械植入病史;(3)在CT扫描前7 d内有胃肠钡餐检查史。

1.3 CT模拟定位及图像获取

嘱患者着薄棉质无领无扣宽松衣裤,平躺于固定底板上,双目正视上方,双手交叉置于额顶,保持平静呼吸。使用科莱瑞迪热塑膜固定患者体位于固定底板上,并在体表做铅点标记。随后,采用西门子大孔径CT模拟定位机SOMATOM Definition AS进行螺旋扫描,设置扫描层厚为3 mm,扫描范围从第10胸椎下缘水平至坐骨结节下缘水平,获取CT定位图像。

1.4 手动勾画危及器官

将CT定位图像传输至Raysearch公司Raystation4.7版本的放疗计划系统平台上。依据ICRU 83号报告,由一名具有5年以上工作经验的临床医生进行危及器官勾画,包含膀胱、直肠、小肠、骨盆骨髓、左股骨头、右股骨头、左肾脏、右肾脏;并由另一名具有至少10年以上工作经验的临床医生进行勾画结构的审核,并将此勾画结果作为宫颈癌患者危及器官轮廓勾画的金标准。

1.5 自动勾画模型的创建

从270例病例中随机抽取202例作为训练集,30例作为验证集,38例作为测试集。接着,基于CabUnet自动勾画算法框架^[16],利用202例的人工勾画结果建立训练模型,并使用30例来验证和调整模型的参数信息,从而得到定制化勾画模型。最后,将测试集中的38例分别交由临床医生进行勾画、使用定制化模型进行勾画、使用商业化产品RT-Mind进行勾画。

1.6 评价指标

对人工勾画结果与定制化模型勾画结果进行比较,同时比较人工勾画结果与RT-Mind产品自动勾画结果。逐一分析每个组织的对比结果,并将组织进一步分类为骨性组织(骨盆骨髓、左股骨头、右股骨头)和软组织性结构(膀胱、直肠、小肠、左肾脏、右肾脏)进行对比结果的分析。在比较勾画结果时,采用戴斯相似性系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)、质心偏差(Deviation of Centroid, DC)和95%豪斯多夫距离(Hausdorff_95, HD95)作为评价指标,这些指标能全面、客观地评估不同勾画方法之间的差异和优劣。

DSC 定义为两个勾画结果之间的相似度,公式为:

$$DSC = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$

(1)

其中, $A=\{A_1, A_2, A_3, \cdots, A_n\}$, $B=\{B_1, B_2, B_3, \cdots, B_n\}$ 。A、B分别为对比的两个勾画结果, $|A \cap B|$ 表示A和B的交集, $|A| + |B|$ 表示A和B的并集。DSC 值为0~1,结果最好时,值为1,最差时,值为0。

DC 定义为两组勾画结果的轮廓质心之间的距离(单位:mm),用来评价两组轮廓之间的总体位置偏差,公式为:

$$DC = \sqrt{(X_a - X_b)^2 + (Y_a - Y_b)^2 + (Z_a - Z_b)^2}$$

(2)

其中, X_a 、 Y_a 、 Z_a 表示勾画结果A的质心坐标, X_b 、 Y_b 、 Z_b 表示勾画结果B的质心坐标。DC 值越大,说明两组勾画轮廓之间在位置上偏差越远。

HD 定义为两组勾画结果的点集在三维空间上的最大距离(单位:mm),公式为:

$$H(A, B) = \max \{ h(A, B), h(B, A) \}$$

(3)

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

(4)

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

(5)

其中, $\| \cdot \|$ 是点集A和点集B的距离范式。HD95 是将HD 结果乘以95%,选取能覆盖距离的95%,以排除一些离群点所造成的不合理的距离,保持整体数值的稳定性。

1.7 统计学分析

基于SPSS19.0软件进行统计学分析定制化模型和RT-Mind通用模型勾画结果,采用配对t检验, $P<0.05$ 表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 不同组织定制化模型和通用模型对比

在HD95 比较上,膀胱、骨盆骨髓、小肠、左股骨

头、右股骨头、直肠存在差异($P<0.05$),定制化模型小于通用模型;在DC 比较上,小肠和直肠存在差异($P<0.05$),定制化模型小于通用模型;在DSC 比较上,定制化模型的直肠DSC较通用模型大($P<0.05$)。其余比较结果均无差异。不同组织定制化模型和通用模型的配对t检验如表1所示,其对应的散点图如图1~图3所示。

表1 不同组织定制化模型和通用模型的配对t检验

Table 1 Paired t-test of customized and universal models for different tissues

危及器官		定制化模型	通用模型	t值	P值
膀胱	DSC	0.948±0.065	0.950±0.047	-0.373	0.711
	DC/mm	2.621±7.844	2.445±7.127	0.512	0.612
	HD95/mm	2.789±7.672	3.128±7.643	-5.868	0.000
骨盆骨髓	DSC	0.943±0.100	0.948±0.040	-0.530	0.599
	DC/mm	0.712±2.151	0.674±0.342	0.121	0.905
	HD95/mm	0.566±1.022	0.945±0.898	-18.050	0.000
小肠	DSC	0.936±0.053	0.935±0.029	0.345	0.732
	DC/mm	1.962±3.859	2.937±2.967	-3.391	0.002
	HD95/mm	2.432±1.534	3.309±1.723	-3.208	0.003
左股骨头	DSC	0.952±0.105	0.959±0.041	-0.718	0.477
	DC/mm	0.852±3.895	0.625±1.714	0.641	0.525
	HD95/mm	0.586±1.075	0.932±0.739	-6.215	0.000
右股骨头	DSC	0.953±0.086	0.960±0.030	-0.692	0.493
	DC/mm	0.789±3.261	0.591±1.177	0.583	0.563
	HD95/mm	0.582±1.075	0.898±0.542	-3.620	0.001
左肾脏	DSC	0.923±0.187	0.950±0.117	-1.022	0.313
	DC/mm	2.726±8.163	1.521±4.125	1.668	0.104
	HD95/mm	1.993±4.248	2.121±4.757	-0.288	0.775
右肾脏	DSC	0.943±0.140	0.967±0.040	-1.252	0.218
	DC/mm	1.585±5.725	0.697±2.002	1.249	0.219
	HD95/mm	0.958±2.081	1.005±1.007	-0.161	0.873
直肠	DSC	0.858±0.082	0.775±0.079	5.884	0.000
	DC/mm	4.949±7.609	11.223±6.235	-5.140	0.000
	HD95/mm	6.282±13.436	15.100±10.549	-5.817	0.000

2.2 骨性组织和软组织定制化模型和通用模型对比

骨性组织和软组织性结构在HD95 的比较上均存在差异($P<0.05$),定制化模型均小于通用模型;定制化模型的软组织性结构DC 较通用模型小,差异有统计学意义($P<0.05$)。其余比较结果均无差异。骨性组织和软组织定制化模型和通用模型的配对t检验如表2所示,其对应的散点图如图4~图6所示。

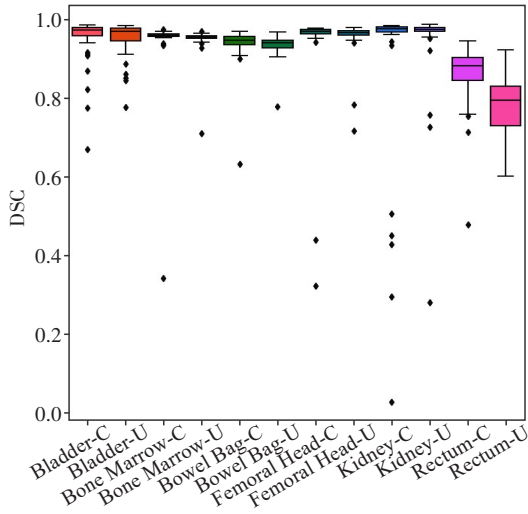


图 1 不同组织定制化模型和通用模型的 DSC 散点图
Figure 1 DSC scatter plot of customized and universal models for different tissues

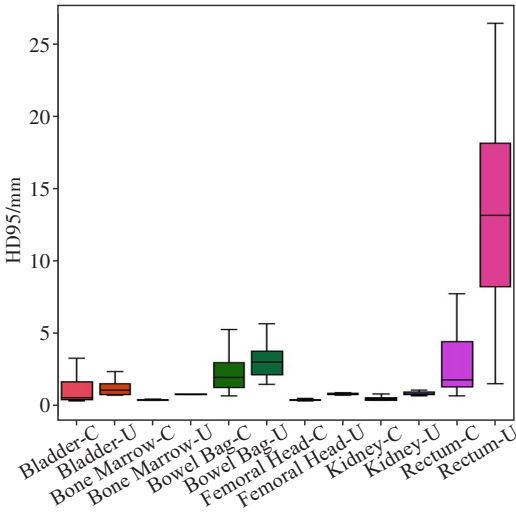


图 3 定制化模型和通用模型的 HD95 散点图
Figure 3 HD95 scatter plot of customized and universal models for different tissues

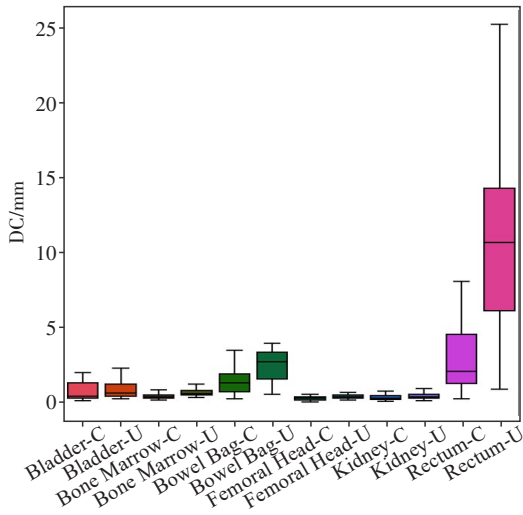


图 2 不同组织定制化模型和通用模型的 DC 散点图
Figure 2 DC scatter plot of customized and universal models for different tissues

3 讨论

本研究在定制化模型与通用模型结果的配对 t 检验比较中, 双侧肾脏的 3 个评价指标 (DSC、DC、HD95) 在数值结果上均无差异, 这表明两个模型在肾脏的勾画上均能得到令人满意的结果, 这与霍新颖等^[17]在 2021 年采用两种不同的自动勾画软件对双侧肾脏进行勾画, 所得到的结果一致。笔者认为, 这可能与肾脏的解剖学结构有关, 肾脏由内到外依次包裹着肾纤维囊、肾脂肪囊、肾筋膜 (Gerota 筋膜), 这些膜结构不仅有助于观察者 (医生或勾画模型) 辨别肾脏边界, 也对肾脏起到良好的固定作用, 保证肾脏位置相对固定。因此, 肾脏的分割在各种软件中均可

表 2 骨性组织和软组织定制化模型和通用模型的配对 t 检验
Table 2 Paired t -test of customized and universal models for bone tissues and soft tissues

组织结构		定制化模型	通用模型	t 值	P 值
骨性组织	DSC	0.949±0.096	0.955±0.038	-1.129	0.261
	DC/mm	0.784±3.157	0.630±1.206	0.801	0.425
	HD95/mm	0.578±1.048	0.925±0.734	-9.922	0.000
软组织性结构	DSC	0.922±0.120	0.915±0.100	0.852	0.396
	DC/mm	2.769±6.865	3.764±6.162	-2.604	0.010
	HD95/mm	2.891±7.414	4.932±8.068	-5.023	0.000

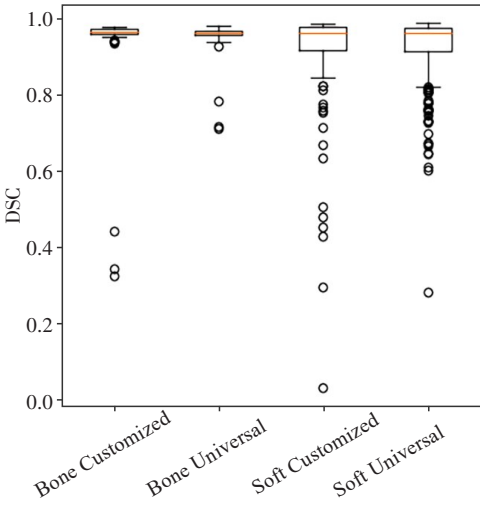


图 4 骨性组织和软组织定制化模型和通用模型的 DSC 散点图
Figure 4 DSC scatter plot of customized and universal models for bone tissues and soft tissues

以取得很好的结果。
在对比小肠和直肠的肠道组织时, 二者的 DC 和

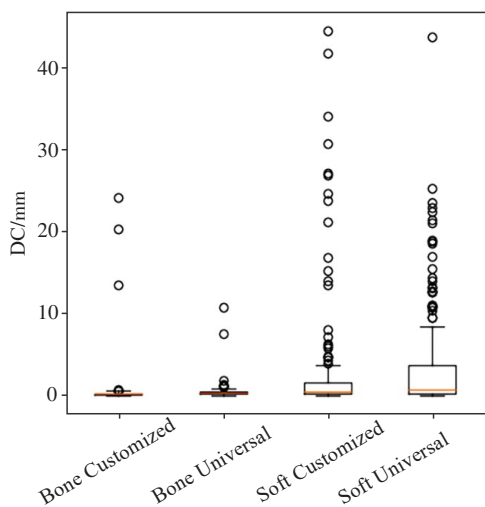


图 5 骨性组织和软组织定制化模型和通用模型的 DC 散点图
Figure 5 DC scatter plot for customized and universal models for bone tissues and soft tissues

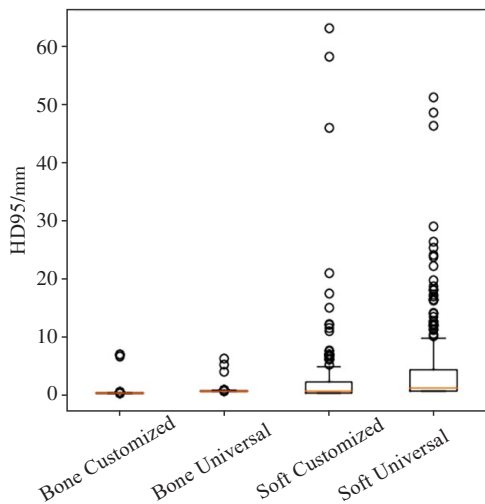


图 6 骨性组织和软组织定制化模型和通用模型的 HD95 散点图
Figure 6 HD95 scatter plot for customized and universal models for bone tissues and soft tissues

HD95 存在差异, 直肠的 DSC 值也存在差异, 数据表明定制化模型的结果优于通用模型的结果, 这可能是由于定制化模型的训练集、验证集及测试集的分割数据均是由同一名资深临床医生完成, 保证了数据标签的同质性。另一方面, 直肠作为消化管的最末一段, 前方起自乙状结肠, 在 CT 影像上, 乙状结肠和直肠的分界模糊需要依托临床医生的工作经验进行辨别分割, 不同医生对于分界的判断也可能存在差异。定制化模型的结果数值在多方面均优于通用模型, 更适用于本科室的勾画习惯, 表明定制化勾画结果在直肠上的覆盖更好; 而在小肠的勾画结果上, 两模型的 DSC 值无显著差异, 定制化模型的 DC 值小于通用模型, 而向雪静等^[18]研究也表明小肠体积较大, 易受饮食、体位等影响, 小

范围的差异对整体分割的影响较小。

在其余组织中, 定制化模型勾画结果与通用模型勾画结果的 DSC 值及 DC 值无显著差异, 表明针对这些危及器官的自动勾画模型的商品化模型的通用勾画结果与定制化结果基本与医生手动勾画的结果无差异, 有学者认为 $DSC > 0.7$, 则表示自动与手动勾画重合度高, 分割效果好^[19-21]。本研究的 DSC 值均大于 0.8, DC 值小于 3 mm, 这表明定制化模型和通用模型都能取得良好的分割结果, 这也反映出该厂家自动勾画软件商品化的成熟性。然而, 这些组织的 HD95 存在差异, 定制化模型的 HD95 小于通用模型的 HD95, 表明在三维空间上, 定制化模型勾画结果的位置更加贴近临床结果。

本研究中, 不论是何种形式的自动勾画, 均是以 CT 影像作为载体, 边界清晰的组织可以得到较好的分割结果。在 CT 图像上, 高 CT 密度值的骨组织与相对低 CT 密度值的软组织性结构之间可以得到很好的辨识。将本研究涉及的 8 个组织结构分为骨性组织与软组织性结构进行比较分析, 骨组织与周围的软组织有着较大的密度落差, 观察者可以准确地分割出骨组织。在本研究中, 定制化模型与通用模型的结果对比中, 即便二者在分割的结果上均可以得到较好的 DSC 值, 但其 HD95 存在差异, 表明即便是观察者可以精确分割的骨组织, 不同模型间的分割结果在三维空间覆盖上亦有所不同。对于骨组织, 定制化模型的 HD95 指标的均值差异显著, 远小于通用模型, 而 DSC 和 DC 指标的均值差异不显著。对于软组织性结构而言, 定制化模型的 DC 和 HD95 指标的均值差异显著, 均小于通用模型, 而 DSC 指标的均值差异不显著, 意味着定制化模型在这些指标上对骨组织和软组织性结构的分割上是优于通用模型的。这与何奕松等^[22]研究结果观点相一致, 何奕松等^[22]认为两个轮廓之间的 DSC 值均超过评价标准, 说明轮廓之间有着很好的形状相似性, 但 HD 却存在差异, 说明存在一种情况, 即轮廓在整体上的符合度很好, 但存在某一小部分偏差较大, 导致 HD 差异很大。因此, 不能把 DSC 作为判断轮廓相似性的唯一衡量参量。

精准放疗时代追求的不单单是放疗剂量的精准, 更应该关注于器官构造不同所带来的个体化差异, 特别是单次大剂量的放疗。在日益繁重的工作环境下, 自动勾画软件越来越受到临床医生的青睐, 软件的应用可以大大节约医生的勾画时间; 然而, 在节约时间成本的前提下, 更应该关注的是自动勾画带来的精确性。以往的研究工作表明了神经网络在器官的自动勾画上的优势, 如 Wong 等^[23]表明卷积神经网络在 fs-T₂WI 序列图像上勾画鼻咽癌轮廓可以得到 0.7 左右的 DSC 值; Kurata 等^[24]探讨神经网络在子宫疾病和非子宫疾病的临床病例中对子宫分割得到 0.7~0.8 的 DSC, 表明神经

网络模型可以不受器官疾病存在的影响,对器官轮廓进行分割;Schreier等^[25]使用深度神经网络进行膀胱、前列腺、直肠和精囊的分割,但为保留临床医生的个人偏好,临床医生对结构的审查和纠正是必要的。上述研究表明神经网络在器官分割上不会受到部位以及健康状况的影响,但勾画的结构仍旧需要临床医生的修正,这体现出这类神经网络作为商用产品的价值性和普适性。与上述研究相比,本研究采用更多的评价指标,研究结果中的DSC值相比其他研究更高;同时,针对商品化产品的成熟性,本研究更注重分割结果在空间三维结构上的评价,HD95的差异也表明定制化模型的可行性。

本研究使用的定制化模型数据均来源于同一医院,尽管收集了202例数据作为训练集,但这些数据均由同一资深临床医生提供,因此该模型可能主要适用于本科室环境。尽管扩大数据来源能增强模型的鲁棒性,这也是通用模板得以广泛适用的主要原因,但放疗本身追求的是极高的精确性。因此,相较于普适性强的模型,更需要一个在多方面评价指标上都能展现更高精度的模型。定制化模型在减轻医生工作负担的同时能提供相较于通用模型更为精准的勾画结果。在放疗追求精益求精的今天,更推荐使用定制化模型来确保勾画结果的精准性,定制化模型能更好地满足个体化治疗的需求,为患者提供更为精准、有效的治疗方案。未来将继续探索如何进一步优化定制化模型的精度和适用性,以期在放疗领域取得更大的突破和进展。同时,也期待更多的医疗机构和临床医生能参与到定制化模型的研究和应用中,共同推动放疗技术的发展和进步。

【参考文献】

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, 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, 71(3): 209-249.
- [2] Chargari C, Peignaux K, Escande A, et al. Radiotherapy of cervical cancer[J]. Cancer Radiother, 2022, 26(1/2): 298-308.
- [3] 陈开强, 陈文娟, 倪晓雷, 等. 基于图谱库的自动轮廓勾画软件在宫颈癌自适应放疗中的应用[J]. 中华放射医学与防护杂志, 2015, 35(2): 111-113.
- [4] Chen KQ, Chen WJ, Ni XL, et al. Systematic evaluation of atlas-based autosegmentation (ABAS) software for adaptive radiation therapy in cervical cancer[J]. Chinese Journal of Radiological Medicine and Protection, 2015, 35(2): 111-113.
- [4] 张琪月, 李鸿岩, 张红, 等. 人工智能在肿瘤放射治疗中的应用[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2024, 31(3): 173-180.
- [5] Zhang QY, Li HY, Zhang H, et al. Application of artificial intelligence in tumor radiotherapy[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2024, 31(3): 173-180.
- [5] Liu Z, Liu X, Xiao B, et al. Segmentation of organs-at-risk in cervical cancer CT images with a convolutional neural network[J]. Phys Med, 2020, 69: 184-191.
- [6] Rhee DJ, Jhingran A, Rigaud B, et al. Automatic contouring system for cervical cancer using convolutional neural networks[J]. Med Phys, 2020, 47(11): 5648-5658.
- [7] Chung SY, Chang JS, Choi MS, et al. Clinical feasibility of deep learning-based auto-segmentation of target volumes and organs-at-risk in breast cancer patients after breast-conserving surgery[J]. Radiat Oncol, 2021, 16: 44.
- [8] 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.
- [8] 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.
- [9] 王金媛, 郑庆增, 张慧娟, 等. 宫颈癌危及器官MIM-Maestro和RayStation软件自动勾画优势对比研究[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2019, 26(24): 1889-1894.
- [9] Wang JY, Zheng QZ, Zhang HJ, et al. Comparative study of two software tools on the atlas-based auto-segmentation of organs-at-risk in cervical cancer[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2019, 26(24): 1889-1894.
- [10] 谷珊珊, 田娟秀, 王运来, 等. 基于MIM软件模板数据库的病例数对危及器官自动勾画的探讨[J]. 中国医学装备, 2018, 15(3): 1-4.
- [10] Gu SS, Tian JX, Wang YL, et al. Exploration for automatically delineation of organ at risk based on medical case number of template database in MIM software[J]. China Medical Equipment, 2018, 15(3): 1-4.
- [11] 张富利, 崔德琪, 王秋生, 等. 基于深度学习和图谱库方法自动勾画肿瘤放疗中危及器官的比较[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(12): 1486-1490.
- [11] Zhang FL, Cui DQ, Wang QS, et al. Comparative study of deep learning- versus Atlas-based auto-segmentation of organs-at-risk in tumor radiotherapy[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(12): 1486-1490.
- [12] 赖建军, 陈丽婷, 胡海丽, 等. 基于深度学习自动勾画在鼻咽癌调强放射治疗计划中的系统性评价研究[J]. 中国现代医药杂志, 2023, 25(10): 24-30.
- [12] Lai JJ, Chen LT, Hu HL, et al. Systematic evaluation of deep learning to automatic segmentation in IMRT plan for nasopharyngeal carcinoma[J]. Modern Medicine Journal of China, 2023, 25(10): 24-30.
- [13] Van Dijk LV, 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.
- [14] 解添焱, 周正荣. 人工智能及影像组学在腹部肿瘤中的应用进展[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(4): 376-379.
- [14] Xie TS, Zhou ZR. The progress and application of artificial intelligence and radiomics on abdominal tumors[J]. Chinese Journal of Radiology, 2020, 54(4): 376-379.
- [15] Lee SI, Atri M. 2018 FIGO staging system for uterine cervical cancer: enter cross-sectional imaging[J]. Radiology, 2019, 292(1): 15-24.
- [16] Liu ZK, Liu X, Xiao B, et al. Segmentation of organs-at-risk in cervical cancer CT images with a convolutional neural network[J]. Phys Med, 2020, 69: 184-191.
- [17] 霍新颖, 王敏, 时飞跃, 等. AccuContour和DeepViewer两款软件自动勾画胰腺癌患者肾脏结构的比较[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(07): 52-54.
- [17] Huo XY, Wang M, Shi FY, et al. Comparison of AccuContour and DeepViewer in automatic contouring of renal structure for pancreatic cancer patients[J]. China Medical Devices, 2021, 36(7): 52-54.
- [18] 向雪静, 罗媛媛, 邓宇, 等. MIM软件自动勾画前列腺癌危及器官[J]. 中国医学影像技术, 2023, 39(1): 79-84.
- [18] Xiang XJ, Luo YY, Deng Y, et al. MIM software for automatically delineating organs at risk of prostate cancer[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2023, 39(1): 79-84.
- [19] 王萍, 王继平, 李鑫, 等. 探讨AI用于食管癌危及器官自动勾画的可行性[J]. 中国辐射卫生, 2019, 28(6): 709-713.
- [19] Wang P, Wang JP, Li X, et al. Feasibility of automatic delineation of OAR in radiotherapy of esophageal cancer utilizing AI[J]. Chinese Journal of Radiological Health, 2019, 28(6): 709-713.
- [20] 薛涛, 吴迪, 刘双童, 等. 直肠癌术前放疗危及器官与临床靶区自动勾画的可行性研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2022, 39(7): 799-804.
- [20] Xue T, Wu D, Liu ST, et al. Feasibility study of automatic segmentation of organs-at-risk and clinical target area for preoperative radiotherapy for rectal cancer[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2022, 39(7): 799-804.
- [21] 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.
- [21] 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 Sciences), 2022, 47(8): 1058-1064.
- [22] 何奕松, 蒋家良, 余行, 等. 影像分割中Dice系数和Hausdorff距离的比较[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(11): 1307-1311.
- [22] He YS, Jiang JL, Yu X, et al. Comparison of Dice similarity coefficient and Hausdorff distance in image segmentation[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(11): 1307-1311.
- [23] Wong LM, Ai QYH, Mo FKF, et al. Convolutional neural network in nasopharyngeal carcinoma: how good is automatic delineation for primary tumor on a non-contrast-enhanced fat-suppressed T₂-weighted MRI?[J]. Jpn J Radiol, 2021, 39(6): 571-579.
- [24] Kurata Y, Nishio M, Kido A, et al. Automatic segmentation of the uterus on MRI using a convolutional neural network[J]. Comput Biol Med, 2019, 114: 103438.
- [25] Schreier J, Genghi A, Laaksonen H, et al. Clinical evaluation of a full-image deep segmentation algorithm for the male pelvis on cone-beam CT and CT[J]. Radiother Oncol, 2020, 145: 1-6.

(编辑:谭斯允)