

小样本训练模型在宫颈癌放疗中自动勾画可行性研究

陈飞^{1,2}, 胡静², 戴春华², 游涛², 耿长冉¹, 汤晓斌¹

1. 南京航空航天大学核科学与技术系, 江苏南京 210000; 2. 江苏大学附属医院放疗科, 江苏镇江 212000

[摘要] 目的 评估小样本数据训练算法模型对于宫颈癌临床放疗中自动勾画的可行性。方法 选取45例宫颈癌患者, 由临床医生勾画临床靶区 (Clinical Target Volume, CTV) 及危及器官 (Organs at Risk, OARs)。随机选择30例患者作为训练集传至AccuLearning平台进行自主训练, 训练好的算法模型传至AccuContour平台, 对剩余15例患者进行自动勾画, 分析新模型自动勾画与手动勾画的相似性系数 (Dice Similarity Coefficient, DSC), 敏感性指数 (Sensitive Index, SI), 质心偏差 (Deviation of Centroid, DC) 以及体积差异系数 (Deviation of Volume, DV), 评估自动勾画的可行性。结果 各个结构的DSC均值均高于0.85; 除了CTV的SI=0.87, 其余的均 ≥ 0.90 ; CTV和肠袋的DC均值介于3~6 mm, 其余的均 < 3 mm; 关于DV指数, 最小的是骨髓3.86%, 最大的是肠袋12.32%。结论 小样本数据训练算法模型对于宫颈癌CTV及OARs的勾画具有较高的准确性, 能较好地辅助临床工作。

[关键词] 深度学习; 自动勾画; 宫颈癌; 临床靶区; 危及器官

A Feasibility Study of Automatic Delineation Using Small Sample Data Training Algorithm Model for The Cervical Cancer Radiotherapy

CHEN Fei^{1,2}, HU Jing², DAI Chunhua², YOU Tao², GENG Changran¹, TANG Xiaobin¹

1. Department of Nuclear Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing Jiangsu 210000, China; 2. Department of Radiation Oncology, Affiliated Hospital of Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu 212000, China

Abstract: Objective To evaluate the feasibility of small sample data training algorithm model for automatic delineation in cervical cancer radiotherapy. Methods A total of 45 patients with cervical cancer were enrolled in this study. The clinical target volume (CTV) and organs-at-risk (OARs) were contoured by radiation oncologist. 30 patients were randomly selected as training sets and transferred to AccuLearning platform for autonomous training. Then the trained algorithm model was transferred to AccuContour platform to automatically contour the CTV and OARs of the remaining 15 patients. Four evaluation indexes, including Dice similarity coefficient (DSC), sensitive index (SI), deviation of centroid (DC) and deviation of volume (DV), were analyzed to evaluate the feasibility of automatic delineation. Results The mean DSC value of each automatic delineation structure were all higher than 0.85. For the mean SI values, OARs were no less than 0.90 except that the CTV was 0.87. The mean DC values of CTV and bowelbag were 3-6 mm, and the others were less than 3 mm. Among the DV of all automatic contours, the minimum DV was 3.86% in bone marrow, and the maximum was 12.32% in bowelbag. Conclusion The small sample data training algorithm model can achieve high precision for CTV and OARs automatic delineation in patients with cervical cancer, which can better assist the work of clinicians.

Key words: deep learning; automatic delineation; cervical cancer; clinical target volume; organ at risk

[中国分类号] R811.1

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2021.11.006

[文章编号] 1674-1633(2021)11-0027-05

引言

宫颈癌是全球女性常见的恶性肿瘤, 放射治疗是宫颈癌的主要治疗方式之一^[1-2]。在目前精准放疗时代, 肿瘤靶区及危及器官 (Organs at Risk, OARs) 勾画的准确性显得尤为重要^[3-4]。临床上认为手动勾画靶区及 OARs 是金标准, 但这是一个费时费力的过程。有研究表明宫颈癌患者

的 OARs 勾画时间约 2 h, 而且不同临床医师勾画结果可能因为经验及理解不同而存在较大差异, 这大大影响了患者放疗的准确性^[4-6]。近年来, 基于深度学习自动勾画的研究备受关注, 并在前列腺癌、肺癌等部位取得很大进展, 降低了放疗医师工作负荷以及勾画差异性^[7-9]。深度学习算法模型已逐渐应用于临床, 在实际使用过程中, 常会发现通用的深度学习算法模型自动勾画效果不符合医院的具体勾画习惯而影响临床的应用^[10]。

AccuLearning 是由 Manteia 公司研发的一款深度学习

收稿日期: 2021-02-23

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金 (11805100)。

通信作者: 耿长冉, 副教授, 主要研究方向为核技术在医学中的应用。

通信作者邮箱: gengchr@nuaa.edu.cn

习自主训练平台, 对各医院提供自动勾画算法模型定制, 从而加大深度学习模型的实用性, 推荐训练最小病例数量 30 例。目前关于小样本算法定制可行性的相关报道较少, 本研究基于此, 使用我院 30 例的宫颈癌患者数据在 AccuLearning 平台中进行算法模型训练, 并对生成的算法模型进行测试分析, 讨论其对于宫颈癌临床靶区 (Clinical Target Volume, CTV) 及 OARs 算法定制的可行性, 以期得到 AccuLearning 软件算法定制应用于临床实践的依据。

1 材料与方法

1.1 AccuLearning和AccuContour软件

AccuLearning 是基于深度学习进行医学影像分割的训练平台, 能够完成小样本勾画算法模型训练。在深度学习训练的过程中, 通过数据驱动来更新模型的参数, 从而实现自动提取特征, 能够比传统图像处理算法达到更优的效果。AccuLearning 提供了从数据输入到模型部署的完整流程, 方便用户可以在训练完成后直接在工作流程中使用, 整体过程如下: 数据集创建, 模型训练, 模型评估以及模型应用。训练好的自动勾画算法模型能够以加密过的二进制文件导入到 AccuContour 软件平台上, AccuContour 能够结合新算法模型来执行自动勾画功能, 并输出相应的勾画结构。

AccuLearning 采取的网络模型为自适应的网络结构构建策略, 根据训练集中每个病例的体素间距和各个 ROI 的体积, 自动选取合适的采样窗口大小, 生成类似于 2D-UNet 结构的自动分割网络。该网络默认包含 5 个最大池化层和 5 个上采样层, 基础的卷积核通道数为 32, 尺寸为 3×3 , 在每个卷积层后面都有批标准化层和线性整流函数, 在编码器和解码器之间以级联的方式进行跃层连接, 将高分辨率的细节信息和深层次的图像语义信息进行结合, 提升勾画模型的效果。

1.2 临床资料

选取 2020 年 1 月至 10 月江苏大学附属医院收治的 45 例宫颈癌患者为研究对象, 年龄 37~79 岁 (中位值 55 岁), 根治性放疗患者 18 例, 术后辅助性放疗患者 27 例。患者定位均采用仰卧位真空垫固定, 使用飞利浦大孔径 CT (Brilliance CT big bore) 进行扫描, 扫描层厚 3 mm, 层间距 3 mm。

1.3 实验方法

将扫描获取的 45 例 CT 图像通过 DICOM 传输至 Eclipse 13.6 治疗计划系统, 由一名有经验的放疗医师手动勾画 CTV 和 OARs, 其中 OARs 包括: 骨髓、右侧股骨头、左侧股骨头、肠袋、直肠、膀胱, 并定义为参考轮廓勾画 (Vreference, Vr)。各结构勾画原则如下: CTV 勾画参照 RTOG 宫颈癌临床靶区勾画标准; 骨髓勾画包括髌骨、骶骨、耻骨、坐骨; 两侧股骨头包括股骨头及股骨颈; 肠袋勾画包括从乙状结肠往上至 CTV 上 1.5 cm 的肠管; 直肠由肛管口勾画至直肠乙状结肠交界处; 膀胱勾画需包括膀胱外壁。所有勾画轮廓均由两位有着 20 年以上工作经验的主任

医师审核并修改确认。

随机抽取 30 例患者作为训练集, 将 CT 图像及结构文件导出, 应用 AccuLearning 软件深度学习形成勾画算法模型。训练好的算法模型手动导入至 AccuContour 软件平台, 并将余下 15 例患者 CT 作为测试集传至 AccuContour 平台, 应用训练好的算法模型对其相应结构进行自动勾画, 定义为自动轮廓勾画 (Vautomatic, Va), 勾画完成后将结构文件传回 Eclipse 计划系统, 获取相关参数分析。

1.4 评价参数

以医师手动勾画的靶区及 OARs 轮廓作为金标准, 通过以下指标评估自动勾画与手动勾画的吻合度, 其中 Va 和 Vr 分别表示自动勾画和手工勾画的结构体积, $Va \cap Vr$ 是自动勾画与手动勾画结构重叠的体积。

1.4.1 相似性系数和敏感性指数

相似性系数 (Dice Similarity Coefficient, DSC) 和敏感性指数 (Sensitive Index, SI) 是形态学吻合度评价指标, 可利用其评价自动勾画结构与手动勾画的重合一致性, DSC 和 SI 值介于 0~1 之间, 当 DSC 和 SI 趋近于 1 时, 代表两者具有较好的重合性。DSC 和 SI 的计算公式如式 (1)~(2)。

$$DSC = \frac{2(Va \cap Vr)}{Va + Vr} \quad (1)$$

$$SI = \frac{(Va \cap Vr)}{Vr} \quad (2)$$

1.4.2 位置偏差

质心偏差 (Deviation of Centroid, DC) 可通过记录手动勾画与自动勾画的各结构几何中心在三维坐标轴上的差异 (Δx , Δy , Δz) 计算得到, 其能较直观地反映手动勾画与自动勾画结构的位置关系。DC 的计算公式如式 (3) 所示。

$$DC = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2} \quad (3)$$

1.4.3 体积差异系数

体积差异系数 (Deviation of Volume, DV) 表示手动勾画与自动勾画的体积差异占手动勾画的比例, 用于评价自动勾画的容积稳定性, 结果以其绝对值的百分比表示。DV 的计算公式如式 (4) 所示。

$$DV(\%) = \frac{|Va - Vr|}{Vr} \times 100\% \quad (4)$$

2 结果

采用箱式图显示了 15 例测试集各个勾画轮廓三维方向的偏差 (图 1)。CTV 位置偏差有一例 z 方向异常较大的患者, 高达 1.03 cm (DSC=0.83), 其余患者在 x、y、z 三个方向的误差都分别小于 1.3、3.6、3.8 mm; 对于骨髓、右侧股骨头以及左侧股骨头, 自动勾画和手动勾画的位置偏差均小于 3 mm, 偏移距离小于 3 mm 的扫描层厚; 图 1 中肠袋位置偏差在 x、y 方向偏差小于 3 mm, z 方向偏差较大, 最大偏差达到 8.7 mm; 直肠位置偏差在 x、y 方向偏差小于 2 mm, z 方向偏差小于 3.3 mm; 膀胱位置偏差发现大多数患者位置偏差都小于 5 mm, 有一例患者在 y、z 方向偏差

异常较大, $\Delta y = -0.9$ cm、 $\Delta z = -0.53$ cm, 而且此例患者膀胱 DSC 值仅为 0.58。

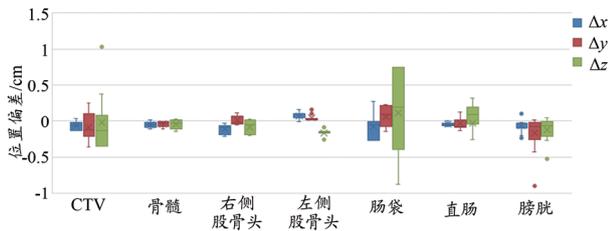


图1 自动和手动两种勾画方式在x、y、z方向的位置偏差

研究中发现, 测试集中有一例 CTV 以及一例膀胱自动勾画位置偏差数据较为异常, 通过患者 CT 图像(图 2)推断: CTV 数据异常者为 45 例患者中唯一 1 例宫颈癌阴道及外阴侵犯患者, 其 CTV 结构异于训练集中 CTV; 膀胱勾画异常者是因为此患者行过左侧输尿管吻合术加左侧输尿管支架置入术, CT 可见膀胱内高密度显影, 干扰了膀胱的自动勾画, 所以在其他评价指标分析中, 均排除了该异常数据。

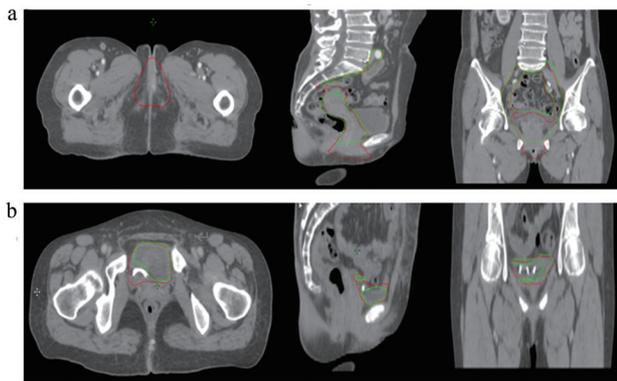


图2 CTV及膀胱数据异常患者CT图

注: a. CTV异常者CT; b. 膀胱异常者CT。红线表示手动勾画; 绿线表示自动勾画。

表 1 展示了各结构自动勾画轮廓的评价参数。结果显示: CTV 的 DSC 达到了 0.86, OARs 中骨髓、双侧股骨头 DSC 均 ≥ 0.93 , 肠袋和直肠约 0.90 左右; CTV 的 SI 值为 0.87, 其余结构的 SI 值均 ≥ 0.90 ; CTV 和肠袋 DC 均值

表1 各结构自动勾画轮廓的评价参数[$(\bar{x} \pm s)$, (最小值~最大值)]

结构	病例数	DSC	SI	DC/mm	DV/%
CTV	14	0.86 \pm 0.01 (0.85~0.88)	0.87 \pm 0.03 (0.80~0.90)	3.27 \pm 1.01 (1.97~4.53)	6.70 \pm 3.74 (2.72~13.75)
骨髓	15	0.93 \pm 0.01 (0.91~0.94)	0.95 \pm 0.01 (0.93~0.97)	1.01 \pm 0.41 (0.33~1.79)	3.86 \pm 2.63 (0.04~7.50)
右侧股骨头	15	0.94 \pm 0.02 (0.91~0.97)	0.97 \pm 0.01 (0.94~0.98)	1.67 \pm 0.98 (0.37~3.14)	6.19 \pm 5.01 (1.03~16.11)
左侧股骨头	15	0.93 \pm 0.01 (0.91~0.94)	0.97 \pm 0.01 (0.96~0.98)	2.00 \pm 0.81 (0.91~3.37)	8.02 \pm 4.21 (4.47~16.59)
肠袋	15	0.90 \pm 0.02 (0.87~0.93)	0.95 \pm 0.03 (0.87~0.97)	5.27 \pm 2.46 (1.97~9.12)	12.32 \pm 5.92 (3.40~18.54)
直肠	15	0.89 \pm 0.02 (0.85~0.92)	0.92 \pm 0.02 (0.89~0.97)	2.05 \pm 1.03 (0.73~3.48)	6.26 \pm 6.33 (0.14~19.90)
膀胱	14	0.93 \pm 0.03 (0.86~0.96)	0.90 \pm 0.06 (0.79~0.98)	2.30 \pm 2.06 (0.62~5.73)	7.29 \pm 4.63 (3.20~17.31)

表2 该研究DSC结果与其他文献结果对比(均值)

研究	病例数	CTV	骨髓	右侧股骨头	左侧股骨头	肠袋(小肠)	直肠	膀胱
Liu等 ^[4]	105	—	0.85	0.90	0.90	0.90	0.78	0.90
Savenije等 ^[11]	150	—	—	0.97	0.97	—	0.88	0.96
Balagopal等 ^[12]	136	—	—	0.95	0.96	—	0.84	0.95
张富利等 ^[13]	106	—	—	0.85	0.83	—	0.65	0.89
Men等 ^[14]	278	—	—	0.92	0.92	0.65	—	0.93
本研究	45	0.86	0.93	0.94	0.93	0.90	0.89	0.93

在 3~6 mm, 其余的均小于 3 mm; 关于 DV 均值, 最小的是骨髓 3.86%, 最大的是肠袋 12.32%。

图 3 展示了本实验中 CTV 和 OARs 勾画断层效果图, 由图 3 可看出自动勾画的结构轮廓与临床医师勾画的相似重合度高。表 2 总结了近几年具有代表性的盆腔肿瘤深度学习自动勾画的数据, 并将其 DSC 值与本研究进行了比较与分析^[4,11-14], 发现本实验 DSC 均值与其他文献十分接近甚至优于个别文献中的结果。

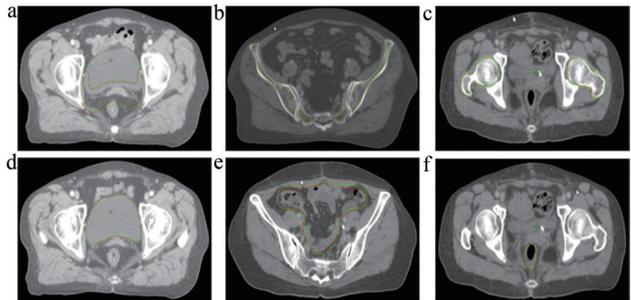


图3 各勾画结构CT断层示例

注: a~f. 分别为CTV、骨髓、股骨头、膀胱、肠袋和直肠。红线表示手动勾画, 绿线表示自动勾画。

3 讨论

已有研究表明, 基于深度学习的自动勾画优于基于图谱库的自动勾画^[15-16]。随着人工智能深度学习技术的发展, 基于不同方式的深度学习自动勾画成为了放疗领域的研究热点^[17-20]。尽管基于深度学习的自动勾画模型在放疗领域取得了很大的成果, 但由于高质量医疗数据的稀缺性、私密性, 以及不同数据源之间的标准不同的原因, 导致通用模型无法持续应对放疗领域日益发展的自动勾画需求。Manteia 公司提出深度学习和传统算法结合的方法, 应用 AccuLearning 软件进行小样本数据深度学习模型训练, 生成的模型可导入 AccuContour 软件进行自动勾画, 其中为了进一步提高模型的输出精度, AccuContour 软件在模型应用部署时会结合传统算法对部分勾画轮廓使用后处理技术,

以及在部分传统算法能达到高精度的器官上,直接采用传统算法进行勾画,以达到最佳的勾画精度。

研究结果显示,宫颈癌临床靶区及 OARs 的自动勾画与手动勾画有着较高的相似度。DSC 是评价自动勾画精度的重要指标,而且 Zou 等^[21]认为 DCS 大于 0.7 表示自动勾画与手动勾画相似性较高。本研究各勾画轮廓 DSC 均值都大于 0.85,表现出较高的相似性。其中骨髓,两侧股骨头以及膀胱的 DCS 值高达 0.93 左右,这可能是因为这些 OARs 边界清晰且其与周围组织对比度高,此外 SI 值为 0.87~0.97,也表明较高的重合性。DC 是通过质心的偏差来衡量自动勾画轮廓偏移程度一项参数,骨髓,两侧股骨头,直肠以及膀胱的 DC 平均值均小于 3 mm,不足 CT 扫描一层的厚度,体现了很好的轮廓重合性,与 DSC 以及 SI 结果相同。CTV 以及肠袋的 DV 均值稍微大点,CTV 质心偏移主要集中在 y 和 z 方向。回顾性分析 CT 图像可知 y 方向的偏移可能是因为患者膀胱充盈程度不同以及肠道位置的变化,导致了 CTV 前界的变化; z 方向的偏移主要是因为每例患者结构性的差异,研究自动勾画轮廓发现靶区上界定位较差,这可能跟不同的患者主动脉分叉位置不同有关;而且此次实验定义肠袋上界为 CTV 上 1.5 cm,因为 CTV 上界的个体差异,从而导致肠袋上界的不确定,这也可能增加了肠袋 z 方向的质心偏移。所有勾画结构中 DV 最大均值为 12% 左右,说明自动勾画体积与手动勾画差别小。这几项评价参数都说明了小样本自主训练算法模型的自动勾画具有很高的稳定性,经临床医师审核修改后可应用于临床。

为了更直观地表现本研究自动勾画的效果,表 2 将本实验结果与其他文献结果做了对比,由于各个文献所选的 OARs 不是完全相同,因此只概括了与本研究具有相同轮廓的数据。可能因数据量、CT 图像质量、轮廓勾画原则等因素的影响,这样比较不能说明该实验结果优劣于其他实验,但是可以发现小样本数据训练算法模型的自动勾画效果是理想的,宫颈癌患者小样本数据训练模型能被应用于临床,从而提高放疗质量以及效率。

此外在该实验中,测试集中出现了特异性较大的勾画结构,这可能是因为小样本训练模型数据量较小,从而导致模型过拟合,泛化能力减弱,因此在数据收集过程中,应尽量增加训练数据的多样性,来提升深度学习模型的精度以及泛化性能。而且放疗医师在自动勾画完成后,仍需认真检查每个自动勾画轮廓,排除特例的存在,因人而异的去做必要的修改。

4 结论

综上所述,AccuLearning 平台的小样本自主训练模型对于绝大部分宫颈癌临床靶区以及 OARs 勾画取得了满意的效果,能较好地解决医院勾画习惯不同的问题,证明了宫颈癌小样本训练模型定制的可行性,对于临床应用有着较大的价值。但是对于 CTV,自动勾画轮廓仍有部分层面效果较差,因此在今后研究中,可考虑适当增加样本数量

以及多样性,通过对比模型中自动勾画与手动勾画的差异性,对深度学习网络模型中引入一些标签,比如是否手术,临床分期等,进一步提高 AccuLearning 平台的小样本训练模型精度。

[参考文献]

- [1] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2020[J]. *CA Cancer J Clin*, 2020, 70(1):7-30.
- [2] Wali LM, Helal AM, Darwesh RM, et al. A dosimetric comparison of volumetric modulated arc therapy (VMAT) and high dose rate brachytherapy (HDR) in localized cervical cancer radiotherapy[J]. *J Xray Sci Technol*, 2019, 27(9):1-11.
- [3] Chen AM, Chin R, Beron P, et al. Inadequate target volume delineation and local-regional recurrence after intensity-modulated radiotherapy for human papillomavirus-positive oropharynx cancer[J]. *Radiother Oncol*, 2017, 23(3):412-418.
- [4] Liu Z, Liu X, Xiao B, et al. Segmentation of organs-at-risk in cervical cancer CT images with convolutional neural network[J]. *Phys Medica*, 2020(69):184-191.
- [5] 王沛沛, 李金凯, 李彩虹, 等. 基于人工智能技术的危及器官自动勾画在胸部肿瘤中的应用[J]. *中国医学物理学杂志*, 2019, 36(11):1346-1349.
- [6] Vinod SK, Jameson MG, Min M, et al. Uncertainties in volume delineation in radiation oncology: A systematic review and recommendations for future studies[J]. *Radiother Oncol*, 2016, 121(2):169-179.
- [7] Samaneh K, Anjali B, Dan N, et al. Segmentation of the prostate and organs at risk in male pelvic CT images using deep learning[J]. *Biomed Phys Eng Express*, 2018, 4(5):055003.
- [8] Wong J, Huang V, Teke T, et al. Validation of deep learning-based auto-segmentation for organs at risk and gross tumour volumes in lung stereotactic body radiotherapy[J]. *Radiother Oncol*, 2019, 139(S1):S54.
- [9] Fung NTC, Hung WM, Sze CK, et al. Automatic segmentation for adaptive planning in nasopharyngeal carcinoma IMRT: time, geometrical, and dosimetric analysis[J]. *Med Dosim*, 2020, 45(1):60-65.
- [10] Zhu JH, Liu YM, Zhang J, et al. Preliminary clinical study of the differences between interobserver evaluation and deep convolutional neural network-based segmentation of multiple organs at risk in ct images of lung cancer[J]. *Front Oncol*, 2019(9):627.
- [11] Savenije MHF, Maspero M, Sikkens GG, et al. Clinical implementation of MRI-based organs-at-risk auto-segmentation with convolutional networks for prostate radiotherapy[J]. *Radiat*

Oncol,2020,15(1):104.

- [12] Balagopal A,Kazemifar S,Nguyen D,*et al.*Fully automated organ segmentation in male pelvic CT images[J].*Phys Med Biol*,2018,63(24):245015.
- [13] 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.
- [14] Men K,Dai JR,Li YX.Automatic segmentation of the clinical target volume and organs at risk in the planning CT for rectal cancer using deep dilated convolutional neural networks[J].*Med Phys*,2017,44(12):6377-6389.
- [15] Zhang T,Yang Y,Wang J,*et al.*Comparison between atlas and convolutional neural network based automatic segmentation of multiple organs at risk in non-small cell lung cancer[J].*Medicine*,2020,99(34):e21800.
- [16] Ahn SH,Yeo AU,Kim KH,*et al.*Comparative clinical evaluation of atlas and deep-learning-based auto-segmentation of organ structures in liver cancer[J].*Radiat Oncol*,2019,14(1):213-226.
- [17] Arafati A,Morisawa D,Avendi MR,*et al.*Generalizable fully automated multi-label segmentation of four-chamber view echocardiograms based on deep convolutional adversarial networks[J].*J R Soc Interface*,2020,17(169):20200267.
- [18] Ju ZJ,Wu QN,Yang W,*et al.*Automatic segmentation of pelvic organs-at-risk using a fusion network model based on limited training samples[J].*Acta Oncol*,2020,59(8):1-7.
- [19] Li X,Chen H,Qi X,*et al.*H-DenseUNet: hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes[J].*IEEE Trans Med Imaging*,2018,37(12):2663-2674.
- [20] Men K,Dai J,Li Y.Automatic segmentation of the clinical target volume and organs at risk in the planning CT for rectal cancer using deep dilated convolutional neural networks[J].*Med Phys*,2017,44(12):6377-6389.
- [21] Zou KH,Warfield SK,Bharatha A,*et al.*Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index[J].*Acad Radiol*,2004,11(2):178-189.

本文编辑 崔丽君

上接第26页

- 备,2013,28(2):1-4.
- [6] 陈自谦.大型医学影像设备质量控制与质量管理的现状与思考[J].*中国医疗设备*,2018,33(10):1-6.
- [7] NEMA Standards Publication MS 1-2008,determination of signal-to-noise ratio (SNR) in diagnostic magnetic resonance imaging[S].Rosslyn: National Electrical Manufacturers Association,2008.
- [8] NEMA Standards Publication MS 6-2008,determination of signal-to-noise ratio and image uniformity for singlechannel non-volume coils in diagnostic MR imaging[S].Rosslyn: National Electrical Manufacturers Association,2008.
- [9] NEMA Standards Publication MS 9-2008,characterization of phased array coils for diagnostic magnetic resonance Images[S]. Rosslyn: National Electrical Manufacturers Association,2008.
- [10] IEC 62464-1,magnetic resonance equipment for medical imaging-Part1: determination of essential image quality parameters[S].Geneva: International Electrotechnical Commission,2007.
- [11] YY/T 0482-2004,医疗诊断用磁共振设备技术要求及试验方法[S].国家食品药品监督管理局,2004.
- [12] JJG (湘) 015-2004,医用磁共振成像系统(MRI) [S].湖南省质量技术监督局,2005-01-01.
- [13] 叶福钰,吴怀义.医用磁共振成像系统检定方法的探讨[J].*工业计量*,2018,28(1):27-30.
- [14] 付丽媛,梁永刚,陈自谦,等.磁共振成像系统质量控制检测及处置界限建立[J].*中国医学装备*,2018,15(12):15-19.
- [15] 胡先玲,王芳,刘燕,等.ACR体模与Magphan SMR 170体模MRI性能测试对比研究[J].*中国医学装备*,2018,15(12):6-10.
- [16] 储呈晨,王龙辰,毕帆,等.磁共振图像质量控制中的若干评价指标探讨[J].*中国医疗设备*,2016,31(7):124-127.
- [17] 倪萍,孙钢.医用磁共振成像设备质量控制检测技术[M].北京:中国质检出版社,中国标准出版社,2016:9.
- [18] American College of Radiology (ACR). Magnetic resonance imaging quality control manual: 2015[Z]. ACR,2015:1-120.
- [19] 黄艳图,何超明.磁共振成像信噪比的评价方法[J].*磁共振成像*,2012,3(2):149-152.
- [20] 林迪逵,付丽媛,陈自谦,等.基于随机 Hough 变换圆检测算法的MRI质量控制空间线性度自动检测程序设计[J].*中国医疗设备*,2018,33(10):19-22.
- [21] 付丽媛,梁永刚,陈佳敏,等.基于ACR体模磁共振成像系统质量控制检测的信噪比自动测量研究[J].*中国医疗设备*,2020,35(11):19-22.

本文编辑 崔丽君