

基于颌面部CT图像的下颌骨自动分割与三维重建方法

陈籽聿, 胡陟

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

【摘要】提出一种下颌骨部分的自动提取与重建的方法,对颌面部CT图像使用U-Net神经网络自动分割出下颌骨部分,在移动立方体算法基础之上提出融合MCRC算法对分割结果进行三维模型重建,最后使用平滑处理优化模型表面。结果显示,该方法提高了实时交互绘制的能力,减少医生手动标注的工作量,可以有效减少三角面片的产生,改善模型显示效果,提高模型的结构清晰度与真实感,具有一定的实用价值。

【关键词】下颌骨;CT图像;三维重建;自动分割;U-Net

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)07-0841-06

Automatic segmentation and three-dimensional reconstruction of mandible from maxillofacial CT image

CHEN Ziyu, HU Zhi

School of Electrical and Electronic Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract: An automatic extraction and reconstruction method of the mandible is proposed. The mandible is automatically segmented from the maxillofacial CT image using U-Net. Based on the marching cubes algorithm, a fusion MCRC algorithm is adopted to reconstruct the three-dimensional model of the segmentation results, and the model surface is optimized by smoothing. The results show that the method is of high practical value for it improves the ability of real-time interactive rendering, reduces the workload of manual annotation, effectively avoids the production of triangular patches, improves the display quality, and enhances the structural clarity and realism.

Keywords: mandible; CT image; three-dimensional reconstruction; automatic segmentation; U-Net

前言

下颌骨重建需要医生在术前规划软件进行操作^[1],随着计算机视觉技术和深度学习的发展,大部分软件都支持直接对计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)图像进行模型重建,但使用软件时所获得的图像不能分离牙齿轮廓和颌骨组织,需要医生进行手动分割^[2]。医生手动分割可获得精确的结果,但十分耗时,一种可以自动分割所需部位的方法能给临床医生带来极大的帮助^[3]。通过对病患颌面部CT图像分割出的下颌骨图像以及对图像的

三维模型重建,在临床医学中可以为医生提供直观、准确的模型,方便医院工作者和病患的沟通,为医生和病患在实现虚拟手术上带来便利^[4]。下颌骨恶性或复发性肿瘤治疗后的功能重建,一直是困扰口腔颌面外科医师的一大难题^[5]。由于下颌骨形态复杂,个体差异大,术前医生只能依靠CT或者X光片进行术前观察,采用常规CT扫描,不能反映骨折细节,存在较高的误诊率^[6]。如果采用CT三维重建技术诊断颌面部的外伤部位,能减少外科医师主观因素对手术效果的影响,将颌骨部分的损伤部位完整、精确、清晰地表现出来^[7]。Yanagisawa等^[8]使用区域生长法对牙齿及部分下颌骨进行重建。Moura等^[9]采用CT图像重建下颌骨以用来评估面部骨折的准确性。Wicaksono等^[10]针对颅骨三维重建以及可视化进行相关研究。Gabriela等^[11]通过多排CT对畸形颌面部进行三维模型重建。韦雪琼等^[12]利用颌面部磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)对口腔牙颌部分进行分割及三维建模。唐祖南等^[13]使用混合现

【收稿日期】2023-01-28

【基金项目】国家自然科学基金青年项目(62003207);中国博士后基金面上项目(2021M690629)

【作者简介】陈籽聿,硕士,研究方向:虚拟现实手术、深度学习, E-mail: 503074483@qq.com

【通信作者】胡陟,博士,硕士生导师,研究方向:虚拟现实、医用介入手术机器人, E-mail: huzhi26@126.com

实技术对颌面部三维重建模型进行可视化研究。张庆福等^[14]采用CT扫描下颌骨标本并进行三维重建。重建模型的图像来源限于已经标注好的CT图像或是标本模型,这种标注分割受不同医生的主观判断以及临床经验的影响,标注的效果也不同。

针对如何实现CT图像下颌骨部位的自动分割和三维重建的问题,提出基于颌面部CT图像的下颌骨自动分割与重建的方法。通过U-Net神经网络快速分割出颌面部CT图像的下颌骨部分,再对输出结果进行三维模型重建。由于受U-Net神经网络分割效果的影响,直接对分割结果图像进行三维重建,会影响模型的精确度和真实性。因此在对分割结果进行三维重建时,针对传统的移动立方体(Marching Cube, MC)算法,提出区域连通性的移动立方体(Marching Cubes with Region Connectivity, MCRC)

算法,根据下颌骨模型的重建结果显示三角面片数量平均减少3.5%,重建时间减少2.9%,使得模型更加精确、真实。

1 自动分割与三维重建的流程

为解决医生需要手动标注下颌骨从而提高实时交互能力的问题,提出一种自动分割下颌骨并进行三维重建的方法,旨在通过自动分割和重建的方式,减少医生的工作量。以颌面部CT图像作为数据来源,使用U-Net神经网络训练并分割出下颌骨部分,以输出结果作为重建所要的原始三维数据,在MC算法基础之上,结合MCRC算法,减少三角面片以及噪声点的输出,最后使用平滑处理改善模型表面并输出模型。重建流程如图1所示。

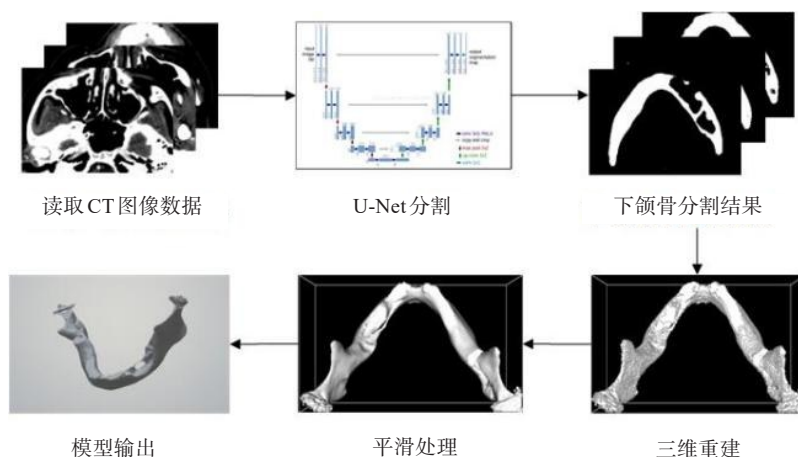


图1 自动分割与重建流程

Figure 1 Automatic segmentation and reconstruction process

2 基于深度学习的自动分割与三维重建

2.1 U-Net下颌骨分割

U-Net神经网络已成为医疗图像分割的主流方法^[15],它的优势在于灵活、简单^[16],即使在样本数据集较少的情况下也可以得到较好的分割效果。U-Net是一种语义分割模型,主要由一个下采样路径和一个对称的上采样路径组成,下采样路径采用卷积、ReLU和最大池化获取图像信息,将获取的图像信息复制到与之对称的上采样部分,裁剪成与上采样图像尺寸大小一致的图像,然后再进行连接,将不同特征层组合在一起,形成上采样特征图。

2.1.1 数据预处理 在使用U-Net分割之前,首先要对数据进行预处理。裁剪出感兴趣区域(Region of Interest, ROI),提高分割效率。以包含下颌骨部分为中心选取最大范围的尺寸,将原始图像以及标签图

像都裁剪为包含下颌骨的最小分辨率图像,再将数据集划分为测试集和训练集,测试集输出的分割结果图像作为三维重建的数据来源。

2.1.2 评估标准 采用Dice系数作为评估方法,Dice系数公式为:

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

其中, X 是标签图像值, Y 是模型预测值。

2.2 三维重建方法

通常情况下,病灶部位的医学图像可视化更关心的是病灶的外形轮廓特征,因此面绘制相较于体绘制更合适^[17]。基于等值面的绘制可分为MC算法、分割立方体(Dual Contouring, DC)算法和移动四面体(Marching Tetrahedra, MT)算法。其中MC算法应用广泛,优点包括操作简单、重建效果好等,因此一

直处于面绘制算法的主流地位^[18]。

MC算法在医学领域中的应用,例如CT扫描、MRI扫描的三维重构等,是三维离散数据中抽取等值面的经典算法。MC算法的基本思想是将体数据划分为体素,如图2所示。再逐个检查体素,并挑出与等值面相交的体素。然后将体素逐个进行检测,将与其相交的体素挑选出来,用线性插值法来计算其交点。最后,根据体素与等值面的相对位置相连,在体素中形成等值面的近似,从而构成等值面。等值面是空间中具有相同灰度值像素点的集合,公式可表示为:

$$(x,y,z)|f(x,y,z)=c$$

(2)

其中, x 、 y 和 z 代表数据在三维空间中采样数据点对应的坐标, c 为等值面的阈值, f 表示对应点的灰度值取值范围 $[0, 255]$ 。

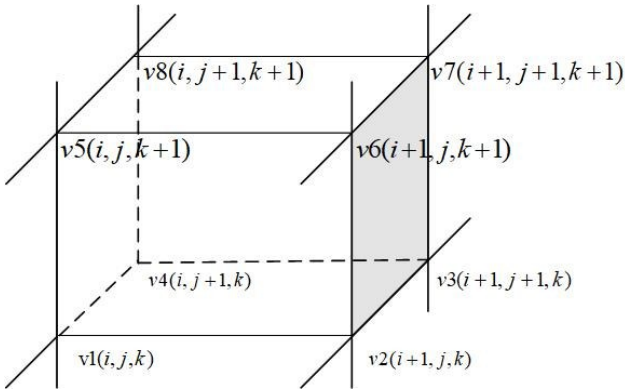


图2 体积元素顶点坐标

Figure 2 Vertex coordinates of volume pixel

MC算法通过对被处理的体素来构造接近内部等值面的三角形片,并从各个体素中获得等值面的信息。每个体素是一个小立方体,在构造三角面片的处理过程中对每个体素都要逐个遍历。由于区域生长算法分割提取后所得体数据是确定连通的^[19],但因为连通性是基于26-邻点规则的^[20],当采用传统的MC算法进行三维重建时,会产生“断裂”的现象,使得重建后的模型不能保证原本体数据的连通性,生成的等值三角面片数量庞大,模型表面不光滑,如图3所示。

2.3 MCRC算法

CT图像受噪声影响较大^[21-22],图像区域边界模糊影会包含假轮廓点,影响U-Net分割效果,导致输出的结果图像存在一定的噪声点,这些噪声点不属于下颌骨部分,使用MC算法进行模型重建会使模型中包含这些噪声点模型^[23]。因此在MC算法基础之上,提出融合MCRC算法,通过连通性原理判断连通

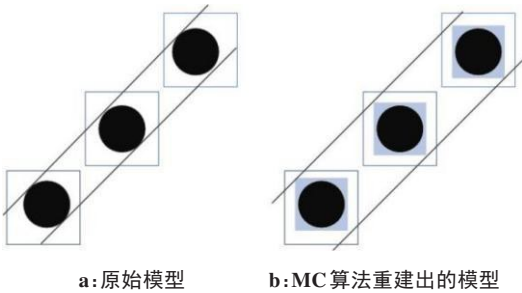


图3 产生断裂现象

Figure 3 Fracture occurs

区域,从而减少经过U-Net分割后重建模型所产生的噪声点。

2.3.1 连通性原理 通过等值面连通性分析,在保持原本体数据连通性的同时,减少模型重建时三角面片产生的数量以及噪声点部分,保证模型的精确性和真实性。连通性就是提取等值面的一个过程。如果等值面是根据MRI或CT扫描数据生成的,就可能包含“噪声”或不需要的结构,如图4所示。对等值面进行连通性判断,就可以通过消除噪声或不需要的结构来分离出想要的等值面部分。

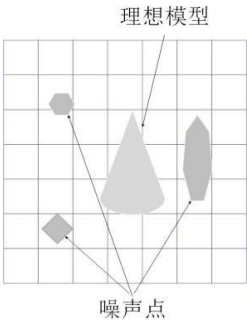


图4 理想模型与噪声点

Figure 4 Ideal model and noise points

2.3.2 算法实现连通性分析 算法的核心是使用递归法实现等值面的提取。首先选择一个任意体素并将其标记为“已访问”。然后根据所需的接触类型,即点连接、边连接、面连接,如图5所示,遍历适当的邻接点并标记,表示已访问,标记过的邻接点无需再次访问,加快重建效率,再以深度遍历的方式重复,直到全部访问与体素有关的所有邻接点。算法过程详细步骤如图6所示,步骤如下:(1)任意访问一个体素 V_p ;(2)根据与体素接触点的个数,判断连接类型,标记邻接点表示已访问并且无需再次访问;(3)以递归的方式深度优先遍历剩余邻接点;(4)找到下一个未访问过的体素,重复步骤(2)~步骤(3),计算等值面;(5)删除不连通的无效等值面。

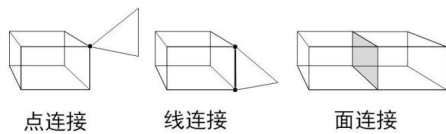


图5 连接单元格类型
Figure 5 Connection cell types

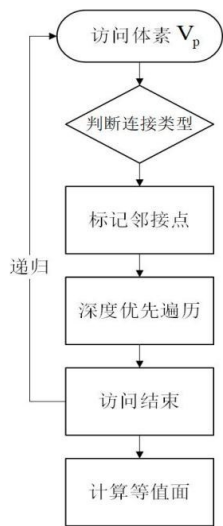


图6 算法步骤
Figure 6 Algorithm flowchart

2.4 平滑处理

由于计算出的等值面由大量的三角面片构成，重建出的模型会存在阶梯状的特征，表面往往包含噪声，因此需要对输出的模型进行平滑处理^[24]。平滑算法的原理是将每个顶点都移动到相邻顶点的平均位置，如图7所示。

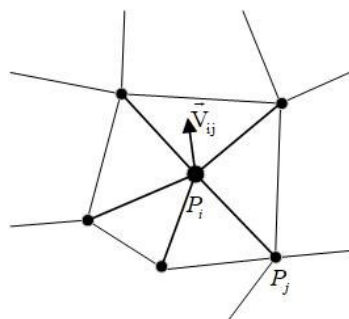


图7 平滑算法原理
Figure 7 Principle of smoothing algorithm

本文采取常用的网格平滑算法拉普拉斯平滑 (Laplacian Smoothing)，对输出的模型进行平滑处理。其公式如下所示：

$$\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i + \lambda \vec{V}(i,j) = \vec{x}_i + \lambda \sum_{j=0}^n \vec{x}_i - \vec{x}_j \tag{3}$$

其中， \vec{x}_{i+1} 表示该点更新后的坐标位置， \vec{x}_i 表示原始点位置偏移， $\vec{V}(i,j)$ 表示平均向量， λ 表示迭代次数。由于拉普拉斯平滑算法特性是将周围点以伞状形式收缩，所以迭代次数过多会导致模型整体发生收缩现象， λ 迭代次数控制在(0, 200)范围之内^[25]。经过平滑处理后的模型会消除阶梯状表面，从而提高模型的真实感。

3 结果与分析

此次实验是在 Windows 平台下进行，使用 Pytorch 框架，CUDA11.1+cuDnn0.9.0，搭配 NVIDIA 2080ti GPU，对提出的方法进行实验和测试。数据集来源于上海交通大学医学院附属第九人民医院提供的 50 例颌面部 CT 原始图像，每例包含约 250 张图像，共 12 000 余张，分辨率 512×512。其中正常的颌面部图像 10 例，其余 40 例为包含肿瘤的颌面部图像。首先对数据集进行预处理，将 35 例肿瘤图像及 10 例正常图像的混合数据图像作为数据集，剩余 5 例肿瘤图像作为测试集。根据标签数据将数据图像裁剪出不同分辨率的 ROI 区域，此区域是包含下颌骨部分的最小区域，以提高分割效率。再使用标准 U-Net 神经网络分割 CT 图像数据，整个网络结构分为下采样和上采样两个部分。下采样部分由两个 3×3 的卷积层 (Conv) 以及一个 2×2 的池化层组成，之后反卷积进行上采样，上采样部分由一个 2×2 上卷积 (up-Conv) 和两个 3×3 的卷积层构成，其中卷积层采用激活函数 ReLU，池化层采用最大池化函数。最终得到下颌骨的图像分割结果。图像分割的 Dice 系数为 0.88，部分分割结果如图 8 所示。

三维重建分别选取 3 组不同分辨率的图像数据做测试，288×200 为 A 组，216×161 为 B 组，230×151 为 C 组，分别采用原始 MC 算法、MCRC 算法对三维重建过程中的三角面片数量以及重建效率作比较。使用 MC 算法对图像数据进行三维重建，再用 MCRC 算法对图像数据进行三维模型重建，结果如图 9、图 10 所示。对重建好的模型使用平滑处理，迭代次数设置为 10，结果如图 11 所示。算法数据结果对比如表 1 所示。

根据 3 组不同数据的实验结果可知，融合 MCRC 算法相对于传统 MC 算法，在三角面片产生数量上分别减少 3.7%、3.1%、6.2%，重建时间分别减少 2.8%、3.0%、11.1%，如表 1 所示。MC 算法在进行三维重建时无法避免深度学习分割后产生的噪声点，保持原始模型连通性的问题，经过改进的 MCRC 算法可以在三维重建时有效地消除噪声点，减少三角面片的

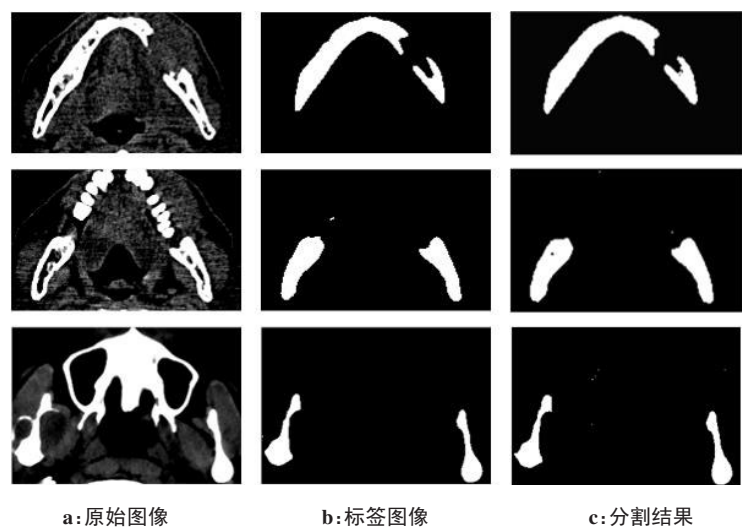


图8 U-Net分割结果对比
Figure 8 U-Net segmentation results

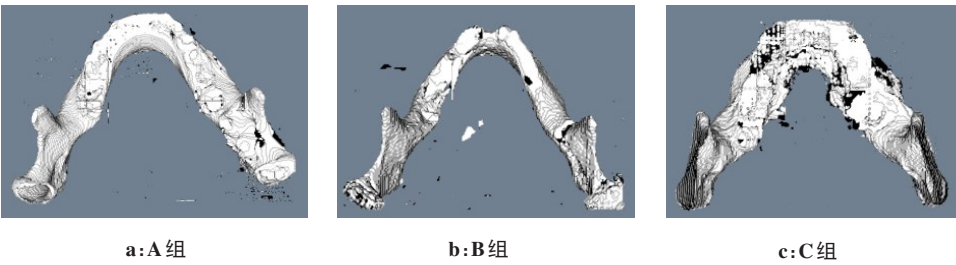


图9 MC算法重建模型
Figure 9 Models reconstructed with MC algorithm

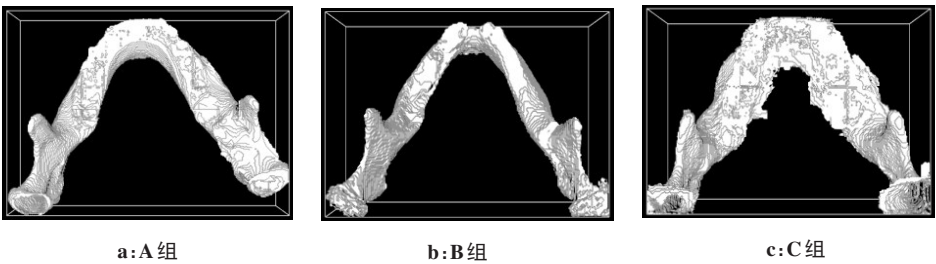


图10 MCRC算法重建模型
Figure 10 Models reconstructed with MCRC algorithm

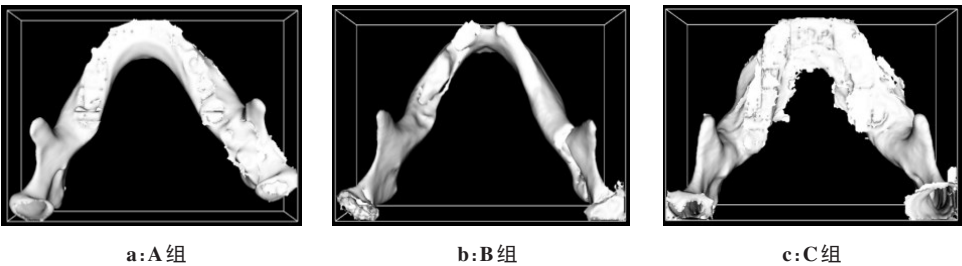


图11 平滑处理结果
Figure 11 Smoothing results

数量,从而提高模型重建的效率。由于MC算法是面绘制算法,与体绘制算法相比,在保证模型外部轮廓精确和重建效率的情况下无法反映重建模型的内部结构。

表1 算法结果比较

Table 1 Comparison of algorithm results

重建方法	A组		B组		C组	
	三角面片数量/个	模型重建时间/s	三角面片数量/个	模型重建时间/s	三角面片数量/个	模型重建时间/s
MC算法	138 602	0.390	51 373	0.299	134 767	0.351
MCRC算法	133 394	0.379	49 748	0.290	126 427	0.312

4 结 论

在辅助诊断、手术指导、临床教学等领域,医学图像的可视化具有不可忽略的作用。为了解决医生需要人工标记、减轻医生工作量、提供直观模型,本文提出三维模型的自动分割与重建方法,快速、真实地向医务人员展示重建后的三维模型,使医生能够做出客观的判断。在可视化研究过程中,主要完成了下颌骨医学图像分割、三维重建分割结果、算法改进的工作。结合深度学习的方式,快速地从医学图像中提取下颌骨部分,让医生无需对其进行手动分割。通过MCRC算法,解决模型的三角面片过多以及产生噪声点的问题,使得模型重建效率和精确度提升。由于MCRC算法与MC一样是面绘制算法,可以保证模型的外部轮廓的精确度和重建的效率,与体绘制算法相比无法反映模型的内部结构,可以结合体绘制算法进行下一步的研究。

【参考文献】

[1] 刘剑楠,胡俊磊,韩婧,等.基于智能术前规划的下颌骨重建手术机器人系统实验验证[J].中华整形外科杂志,2021,37(2):130-136. Liu JN, Hu JL, Han J, et al. Experimental verification of robotic system for mandibular reconstruction surgery based on intelligent preoperative planning[J]. Chinese Journal of Plastic Surgery, 2021, 37(2): 130-136.

[2] Naumovich SS, Naumovich SA, Goncharenko VG. Three-dimensional reconstruction of teeth and jaws based on segmentation of CT images using watershed transformation[J]. Dentomaxillofac Rad, 2015, 44(4): 20140313.

[3] 张富利,王雅棣,王秋生.放射治疗中医学图像自动分割的研究进展[J].中国医学物理学杂志,2021,38(9):1108-1112. Zhang FL, Wang YD, Wang QS. Research progress on automatic segmentation of images in traditional Chinese medicine in radiotherapy[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(9): 1108-1112.

[4] Akil M, Mohamed H. Special issue on real-time processing of medical images[J]. J Real-Time Image Pr, 2017(13): 101-102.

[5] 王旭霞,张君,魏奉才.手术辅助微波治疗下颌骨肿瘤的初步报道[J].上海口腔医学,2003,12(4):302-303. Wang XX, Zhang J, Wei FC. Preliminary report on surgically assisted microwave therapy for mandibular tumor[J]. Shanghai Journal of Stomatology, 2003, 12(4): 302-303.

[6] 常虹.颌面部整形修复中CT三维重建测量的应用分析[J].中国继续医学教育,2016,8(20):44-45. Chang H. Application analysis of CT 3D reconstruction measurement in maxillofacial plastic surgery restoration[J]. Continuing Medical Education in China, 2016, 8(20): 44-45.

[7] 白石柱.颌骨缺损修复重建中颌位关系的数字化设计及应用[J].中华口腔医学杂志,2020,55(12):925-931. Bai SZ. Digital design and application of jaw position relationship in reconstruction of jaw defects[J]. Chinese Journal of Stomatology, 2020, 55(12): 925-931.

[8] Yanagisawa R, Sugaya Y, Kasahara S, et al. Tooth shape reconstruction from dental CT images with the region-growing method[J]. Dentomaxillofac Rad, 2014, 43(6): 20140080.

[9] Moura VN, Nogueira E, Rodrigues E, et al. Feasibility of three-dimensional CT reconstruction in assessing mandibular fractures[J].

Braz J Oral Sci, 2021, 20: e219912.

[10] Wicaksono A, Harsoyo A, Prihatmanto AS. Three dimensions medical CBCT reconstruction and visualisation analysis [C]//2012 International Conference on System Engineering and Technology (ICSET), 2012: 1-6.

[11] Gabriela T, Patricio B, Nicolas O, et al. The frequency and type of maxillofacial trauma fractures: multi slice CT evaluation of multiplanar and three-dimensional reconstruction[J]. Argent J Radiol, 2011, 75: 305-317.

[12] 韦雪琼,王远军.锥形束CT用于口腔颌面疾病进展[J].中国医学影像技术,2021,37(4):603-607. Wei XQ, Wang YJ. Progress in cone beam CT for oral and maxillofacial diseases [J]. Chinese Medical Imaging Technology, 2021, 37(4): 603-607.

[13] 唐祖南,于尧,胡来豪,等.混合现实技术在口腔颌面部肿瘤手术中的应用[J].北京大学学报(医学版),2020,52(6):1124-1129. Tang ZN, Yu Y, Hu LH, et al. Application of mixed reality technology in oral and maxillofacial tumor surgery [J]. Journal of Peking University (Medical Edition), 2020, 52(6): 1124-1129.

[14] 张庆福,吕春堂,刘国勤,等.下颌骨三维重建效果的测量分析研究[J].解放军医学杂志,2006,31(11):1050-1052. Zhang QF, Lü CT, Liu GQ, et al. Measurement and analysis of the effect of three-dimensional reconstruction of mandible [J]. PLA Medical Journal, 2006, 31(11): 1050-1052.

[15] Chen H, Tan J, Kavanaugh J, et al. TU-C-17A-03: an integrated contour evaluation software tool using supervised pattern recognition for radiotherapy[J]. Med Phys, 2014, 41(6 Part 26): 458.

[16] 黄晓鸣,何富运,唐晓虎,等.U-Net及其变体在医学图像分割中的应用研究综述[J].中国生物医学工程学报,2022,41(5):567-576. Huang XM, He FY, Tang XH, et al. Research review on the application of U-Net and its variants in medical image segmentation[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2022, 41(5): 567-576.

[17] Moraes T, Amorim P, Silva J, et al. Isosurface rendering of medical images improved by automatic texture mapping[J]. CMBBE, 2018, 6(4): 379-385.

[18] 张欢,仇大伟,冯毅博,等.U-Net模型改进及其在医学图像分割上的研究综述[J].激光与光电子学进展,2022,59(2):1-17. Zhang H, Qiu DW, Feng YB, et al. U-Net model improvement and its research review on medical image segmentation[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2022, 59(2): 1-17.

[19] 程明.医学图像中微细管道结构的提取[J].计算机工程与应用,2007,43(33):221-223. Cheng M. Extraction of micro-pipe structure in medical images[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(33): 221-223.

[20] 夏勇兴,程明,王博亮.医学图像中微细管道结构的表面绘制算法[J].计算机工程与应用,2009,45(4):196-197. Xia YX, Cheng M, Wang BL. Surface drawing algorithm of micro-pipe structure in medical images [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(4): 196-197.

[21] Diwakar M, Kumar M. A review on CT image noise and its denoising [J]. Biomed Signal Proces, 2018, 42: 73-88.

[22] He X, Pan Z, Dong Q, et al. Veins segmentation and three-dimensional reconstruction from liver CT images using multilevel OTSU method [C]//Seventh International Conference on Image & Graphics(ICIG). IEEE, 2013: 248-251.

[23] Shao X, Lin X, Shang T. Liver CT image segmentation algorithm research based on CV model[C]//IEEE International Conference on Computer and Communications(ICCC). IEEE, 2018: 1-5.

[24] 肖洪旭,杨志永,姜杉,等.基于标签化医学图像的多阈值三维重建算法[J].计算机工程与科学,2017,39(10):1870-1876. Xiao HX, Yang ZY, Jiang S, et al. Multi threshold 3D reconstruction algorithm based on labeled medical images [J]. Computer Engineering and Science, 2017, 39(10): 1870-1876.

[25] 郭清华,赵勇.面向法向域网格建模的非线性引导滤波[J].计算机辅助设计与图形学学报,2020,32(3):352-359. Guo QH, Zhao Y. Nonlinear guided filtering for grid modeling in normal domain[J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2020, 32(3): 352-359.

(编辑:陈丽霞)