

基于GPU的膝盖组织分割与显示方法

蒋先刚¹, 张红斌²

1. 华东交通大学理学院, 江西 南昌 330013; 2. 华东交通大学软件学院, 江西 南昌 330013

【摘要】针对膝盖器官组织在多模态图像中存在复杂的粘连和交错叠加的情况,提出在扩散区域增长算法中增加种子亮度限制参数并与边缘限制参数一起共同控制区域增长的迭代过程,该算法和相关的滤波算法通过采用GPU编程方式实现,并将半月板临近组织的分割从股骨和胫骨的最近连接处展开。实验结果表明,本方法对于膝盖组织和相关病灶的分割提供可视的实时显示,对膝盖组织相关疾病的微创手术和介入治疗提供导视。

【关键词】膝盖; 关节炎; 半月板; 3D分割; 扩散区域增长算法

【中图分类号】R318; TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)12-1490-05

Knee tissues segmentation and display based on GPU

JIANG Xiangang¹, ZHANG Hongbin²

1. School of Science, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

Abstract: Considering that knee tissues have complex adhesion and overlapping in multimodal image, a new diffusion-based region growing algorithm combining edge constrain and newly-added seed point luminance constrain is presented to control the iteration of region growing. The algorithm and relevant filtering algorithms are implemented by GPU. The proposed method focuses on searching the nearest connection between the femur and tibia for meniscus and parenchyma segmentations. The experiment results show that the proposed method can provide virtual reality for the segmentations of knee tissues and relevant lesions, and offer guidance for minimally invasive surgery and interventional therapy for knee diseases.

Keywords: knee; arthritis; meniscus; 3D segmentation; diffusion-based region growing algorithm

前言

基于形状统计和人工智能等算法的膝盖组织的体数据分割方法能有效分割出相关组织^[1],但考虑到临床和手术过程中对应的膝盖周边区域粘连、交错以及膝盖图像模态的多样性^[2-3],质子密度压脂图像能有效提升半月板和软骨临近组织的可分性,但膝关节专用线圈布置方位等因素使图像整体亮度分布不均匀, T₁W 图像使半月板各相邻组织亮度具备更多的缠绕,骨骼呈现高亮度而使软骨呈现低信号响应,不同的模态图像在强调显示某一组织的强信号的同时,引入了对其他组织分割不利的冗余信号和噪声,且患有关节疾病的图像数据在对软骨组织的高信号

响应的同时,对组织炎症也具备高信号响应。

本文着重研究基于GPU的膝盖周边组织的分割和渲染技术,主要采用OpenGL着色器语言GLSL(OpenGL Shader Language)技术实现扩散种子区域增长快速算法从而分割膝盖各器官组织,还研究了各种形态学运算在器官掩模构成中的方法和技术,使膝盖相关病例的判断和分析在虚拟现实的环境下完成。

1 膝盖组织分割和显示方法

1.1 膝盖组织分割的基本方法

考虑到对患有膝盖疾病的采集图像的媒介主要为质子密度压脂的核磁共振成像(MRI),由于它对半月板内信号变化比较敏感,而它对软骨具备高信号反应的特性也使关节部分的炎症具备高信号的反映,而对骨质材料呈现较低亮度的反映,且获取的图像对于同质纹理的组织在空间分布的不同位置呈现出不同的亮度表现,因此基于形状的分割方法和人工智能方法不易获得精确的分割结果^[4-5]。在强调以

【收稿日期】2022-08-10

【基金项目】国家自然科学基金(61262031, 62161011)

【作者简介】蒋先刚,教授,研究方向:医学图像处理, E-mail: 3308234483@qq.com

半月板为中心的区域分析为主的医学需求的前提下,应采用以体素分割为主的分割方法。

本研究主要采用扩散区域增长方法获取半月板附近区域,然后对该区域采用进一步的分割和渲染以表达其内部结构。半月板区域的分割过程如图1所示,首先用扩散区域增长方法分别获取股骨和胫骨2个掩模如图1的左上所示,然后通过对股骨和胫骨掩模的开运算得到包含半月板附近组织的掩模如图1的右上所示,这样包含股骨、胫骨和半月板及其附近的组织如图1的右下所示,而依掩模剥离掉外部股骨、胫骨和外部肌肉后,半月板等邻近组织已无遮挡,可清晰看到局部透明效果的半月板附近组织的形态如图1的左下所示。

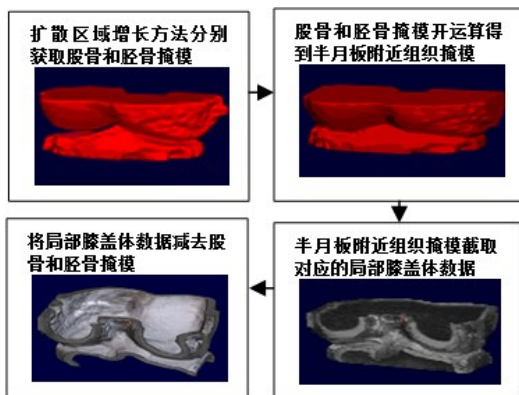


图1 基于扩散区域增长方法的半月板区域分割过程

Figure 1 Procedure of meniscus segmentation by diffusion-based region growing method

1.2 扩散种子区域生长方法

区域生长算法首先选取区域生长的种子点,然后确定区域生长的规则、条件和结束区域生长的条件,逐步寻找符合生长条件的点并归入到生长区域,以纳入的点作为种子点继续寻找符合条件的邻居点,直到满足结束区域生长的条件,但区域生长算法的边界控制和GPU实现起来比较困难。

将非线性扩散滤波与基于种子点的区域生长算法相结合就是扩散种子区域增长分割算法^[6],其分割区域的扩散取决于体数据的本身分布和种子点的流向方位,通过选择体数据中的一个种子点,然后启动迭代扩散,其种子点迭代扩散采用方程如下所示:

$$S_p^{t+1} = S_p^t + h \times kL \times Gp \left| \sum_{q \in \eta p} (S_q^t - S_p^t) \right| \quad (1)$$

$$Gp =$$

$$g \left(\sqrt{\frac{(I_{x+1,y,z} - I_{x-1,y,z})^2}{2 \Delta x} + \frac{(I_{x,y+1,z} - I_{x,y-1,z})^2}{2 \Delta y} + \frac{(I_{x,y,z+1} - I_{x,y,z-1})^2}{2 \Delta z}} \right) \quad (2)$$

$$kL = 1 - \exp((Gs0 - sGray)^2, KGray) \quad (3)$$

其中, S_p^t 和 S_p^{t+1} 表示每次迭代扩散前后的体素响应系数,并将其对应于0~255的亮度值, h 是种子区域扩散的总体扩散系数,式(2)的 Gp 用以导数形式控制边界的权重,考虑当前种子点与周边8个邻居点亮度差,式(3)中 kL 用以亮度差方式控制扩散进程,它在迭代过程中以选择的原始种子点亮度 $Gs0$ 与当前将进行扩散的种子点 $sGray$ 进行比较, $KGray$ 为种子亮度扩展控制系数,式(3)的引入使区域扩散方法在边界和亮度双重控制下,更加具备鲁棒性。 S_p^t 和 S_p^{t+1} 用2个体数据GPU纹理存储,在GLSL程序中通过乒乓技术而进行交换,使迭代前后得到快速更新,而使区域扩散增长的过程能被实时呈现。

图2显示用扩散区域增长方法对膝盖周边的腹外斜肌进行的分割过程。图2a显示在立体或3个切片图像上的任意视图上用黄色十字线选择一个初始种子点,通过这个种子点的扩散而分割器官组织,图2b是分割的腹外斜肌掩模对应的实际体数据的渲染图,图2c是在渲染图中用红色显示腹外斜肌的掩模,图2d是用腹外斜肌的掩模消除掉相应的体数据或者将其不透明度置为0后,膝盖部分的渲染图,从这个角度往膝盖软骨方向看,在不进行其他邻近组织分割的条件下,其内部组织和相关联的膝盖软骨和炎症病变细节基本上可一览无遗。

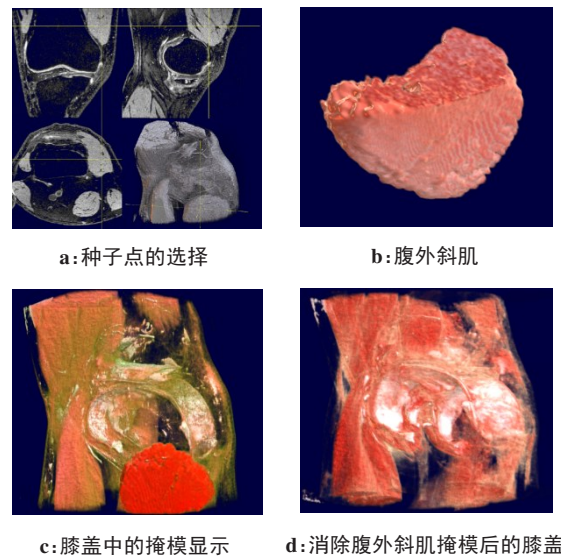


图2 腹外斜肌分割和应用

Figure 2 Segmentation of obliquus externus abdominis and its application

1.3 三维体数据开运算

三维体数据的膨胀会使目标区域范围扩张,将目标区域邻近的点合并到该目标中,而腐蚀过程将

目标区域范围缩小,将造成体素边界的收缩,膨胀和腐蚀的组合就是开运算:

$$A \oplus B = \{x, y | (B)_{xy} \cap A \neq \emptyset\} \quad (4)$$

$$A \ominus B = \{x, y | (B)_{xy} \subseteq A\} \quad (5)$$

针对如在质子密度压脂的MRI图像的股骨和胫骨,基本呈现为黑色区域,而其中包含一些浅灰色的体素,如选择黑色为种子点扩散,就会出现许多空洞和不完整,采用形态学开运算就可避免空洞和缺陷的出现,其膨胀和腐蚀的次数差需合理的把握,这样就能使缠绕的各组织间的非连续性以及多模态图像获取方式带来的额外噪声得到抑制^[7-8]。

图3表示用扩散区域增长算法构造股骨和胫骨掩模而切割出包含半月板左右部分组织的过程。图3a显示原始的膝关节矩形范围的体数据,通过选定合适的窗口窗位和传递函数还不足以清晰地显示半月板周边组织分布^[9-10]。图3b通过两次区域增长方法得到各自独立的股骨和胫骨的掩模。图3c是对股骨和胫骨的掩模进行开运算而使它们结合起来,这时的融合掩模包括半月板、软骨和胫骨平台等组织,从而将这些器官以外的组织排除在外。图3d是以图3c掩模范围保留对应的膝盖体数据,通过调节合适的传递函数就基本上能清晰地表达胫骨平台、半月板和十字韧带等的分布细节^[11]。

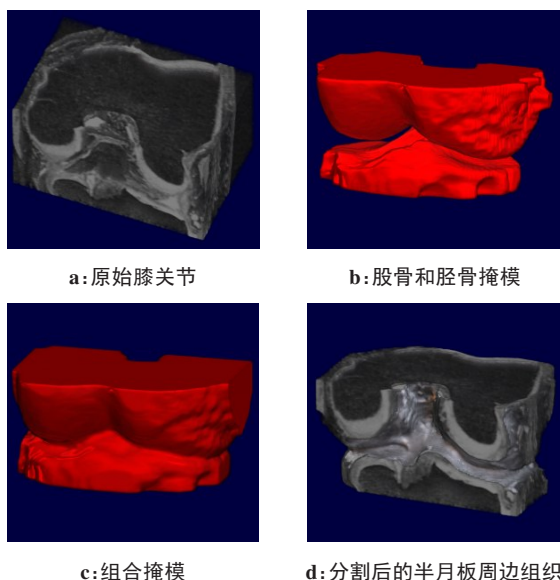


图3 半月板周边的分割

Figure 3 Meniscus and parenchyma segmentations

1.4 膝盖的分割步骤

图4a为按矩形分割得到的质子密度压脂膝盖图像,股骨和胫骨的亮度值比较低,而炎症组织和软骨等呈现高信号亮度。图4b是对图4a在经股骨和胫骨

分割的掩模切割后,着重强调显示半月板附近的白色的软骨和炎症组织的图像,图中可见,由于内侧软骨前部附近包含更多的炎症组织而有更多的白色区域分布,而外侧软骨只包含较少的炎症组织,呈现出透明状态使之呈现出软骨下的半月板等其他组织。用浅蓝色强调半月板组织的图像如图4c所示,其内侧对应的半月板部分基本上消失或者被融合掉,其外侧对应的半月板虽然存在径向和水平撕裂,但还存在大部分半月板组织,这与图4b包括软骨和炎症组织分布图相对应,即图像中高亮度的部位表示其炎症越多,其相关联组织的磨损越大^[12-14]。图4d为同样采用增长方法得到的分割后的半月板图像,将为半月板的评分、应力分析和病症判断提供详细分析。

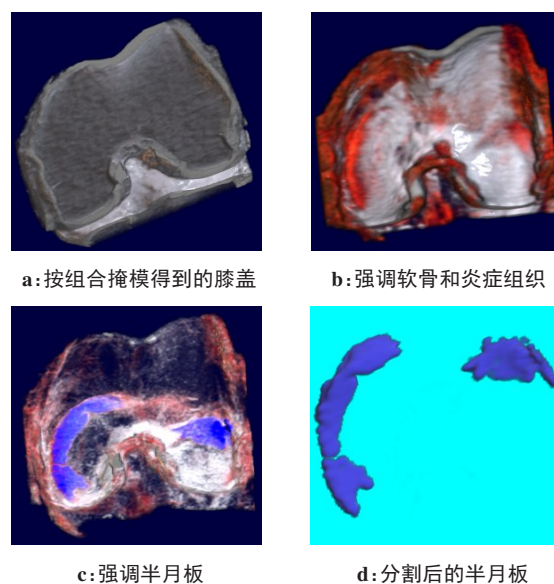


图4 膝盖的分割

Figure 4 Knee segmentation

2 膝盖组织分割实验和生理状态评估

本膝盖组织分割和分析判断的虚拟系统采用开源编程环境 Lazarus 2.0.8 开发,数据选自 Osteoarthritis Initiative、Kaggle 相关网站和合作医院提供的数据,膝盖外表皮的剥离和基于扩散区域增长方法的组织分割和显示等在1~5 s内交互完成。

三维渲染采用射线投射法,通过不同的分布传递函数的选择,使血管、骨骼、半月板和肌肉组织形态得到加强。由于图像滤波、分割和渲染方法都采用在GPU中运行的GLSL着色程序,使系统的运行速度比CPU主导的处理速度提高5~30倍^[15-17]。

2.1 膝盖组织和病灶分割实验

图5采用质子密度压脂膝盖MRI,体数据大小为

160×384×384。图 5a 显示在腓肠肌中包含一个白色肿块。图 5b 是提取的囊肿掩模。图 5c 是按囊肿掩模提取对应的囊肿实体的渲染,切割后判断为膝盖积液囊肿。图 5d 是将囊肿掩模重新放到原膝盖体数据中的图像,图像中下部的连接囊肿和体外定位点的蓝色直线是用于分析囊肿病体是否癌变而提取检体的探针位置标志。

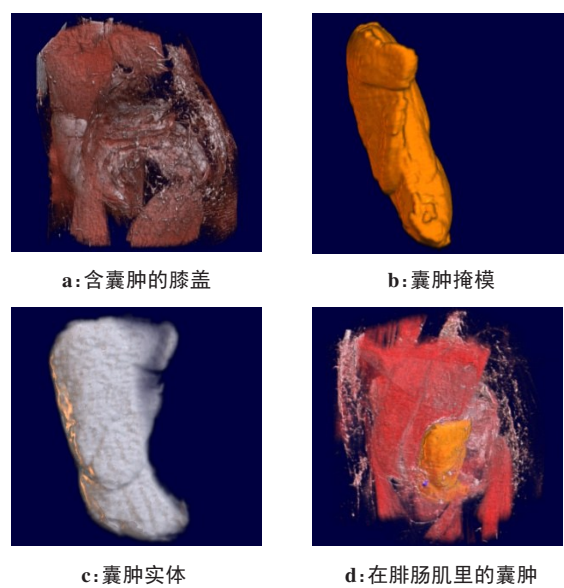


图5 囊肿分割实验
Figure 5 Cyst segmentation experiment

2.2 膝盖组织的生理状态评估

图 6a~图 6f 是对健康膝盖数据评估的虚拟解剖分析过程,截取的体数据大小为 150×190×158,属于普通的 MRI 切片图像,图 6a 包含膝盖和小腿部分的体数据渲染,其外形和半月板邻近结构不能全都兼顾地显示出来。图 6b 是将体数据进行高斯平滑滤波后采用扩散区域增长方法获得的股骨掩模的蓝色图像。图 6c 是对应股骨掩模体数据移除后的图像,用浆红色表示半月板,而用基本透明的白色表示软骨,这样半透明的半月板在基本不透明的胫骨基台上得到呈现^[18-20]。

由于膝盖和小腿外皮的亮度分布与半月板、肌肉、胫骨平台、软骨等组织存在重合,故采用高斯差分的方法提取表皮掩模,用表皮掩模将对应的体数据剔除掉而达到去皮肤的目的。高斯差分 DOG 就是对图像进行两次选择不同参数的高斯变换,然后对变换后的像素进行差运算而得到,公式如式(6)和式(7)所示:

$$DOG(x,y,z) = G(x,y,z,\sigma1) - G(x,y,z,\sigma2) \quad (6)$$

$$G(x,y,z,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2+z^2)/2\sigma^2} \quad (7)$$

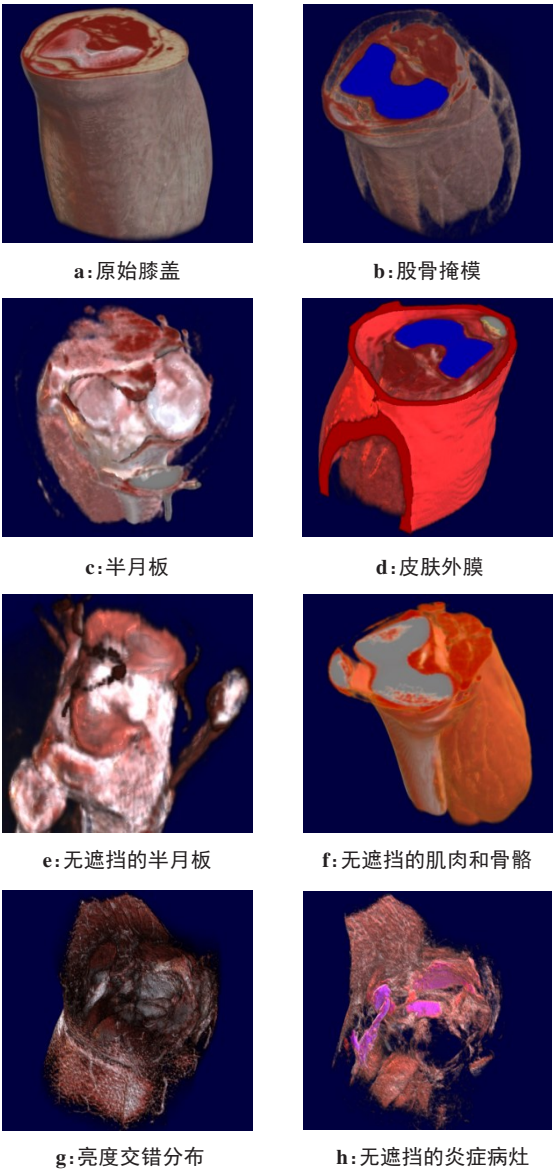


图6 膝盖的解剖评估
Figure 6 Anatomical evaluation of the knee

高斯差分的响应值将用于构建皮表掩模数据,由于高斯差分 and 掩模构造都在 GPU 中运行,这样调节体内体素值与体表外的空气等物体的值具备较大区别时,就在可视环境下获得平滑和闭合的表皮掩模。

采用高斯差分的响应值构建的膝盖外皮掩模如图 6d 所示的红色区域。图 6e 为消除外皮和股骨掩模对应的膝盖数据后,选择强调半月板的传递函数后产生的图像,在没有单独分割出半月板的情况下就能多方位清晰地观察浆红色的半圆形的半月板形态^[21-23]。图 6f 是剥离腿部外皮后,用强调骨质和肌肉的传递函数得到的膝盖图像,可见其膝盖附近的腓肠肌等肌肉组织完整且肌肉内部无囊肿占位等情况,该方法也可用于肌肉和肌腱拉伤的微创手术仿真^[24]。图 6g 是一个膝盖质子密度图像,外表皮和其

他组织的亮度分布存在重合,且同质组织在不同方位的亮度也差异极大。图6h是消除膝盖外皮后的图像,清晰可见粉红色表达的膝盖外侧胫骨平台、前部和腓窝外侧存在严重的炎症病灶形态。

3 结 语

本文着重研究了基于扩散区域增长算法和形态学运算相结合的多模态复杂膝盖图像的分割方法,依靠GPU的数据和图像处理能力的快捷性呈现医生和病人更易理解和接受的器官功能评估方式,使膝盖质子密度压脂MRI图像在呈现半月板细节的前提下仍然可清晰表现出其他组织结构。实验结果证明,器官数据分割的快速处理和渲染方式使算法中的多参数调整得到实时的三维显示效果并被一般用户所能接受。

【参考文献】

- [1] Ambellan F, Tack A, Ehlke M, et al. Automated segmentation of knee bone and cartilage combining statistical shape knowledge and convolutional neural networks[J]. J Orthop Res, 2019, 52: 109-118.
- [2] Panfilov E, Tiulpin A, Nieminen MT, et al. Deep learning-based segmentation of knee MRI for fully automatic subregional morphological assessment of cartilage tissues: data from the osteoarthritis initiative[J]. J Orthop Res, 2021, 38(9): 1-12.
- [3] Nithila EE, Kumar SS. Segmentation of lung nodule in CT data using active contour model and Fuzzy C-mean clustering[J]. Alex Eng J, 2016, 55(3): 2583-2588.
- [4] Ahmed T, Parvin MS, Haque MR, et al. Lung cancer detection using CT image based on 3D convolutional neural network[J]. J Comput Commun, 2020, 8(3): 35-43.
- [5] Cohen ZA, Mccarthy DM, Kwak SD, et al. Knee cartilage topography, thickness, and contact areas from MRI: *in-vitro* calibration and *in-vivo* measurements[J]. Osteoarthritis Cartilage, 1999, 7(1): 99-109.
- [6] Dalvand M, Fathi A, Kamran A. Flooding region growing: a new parallel image segmentation model based on membrane computing[J]. J Real-Time Image Pr, 2021, 18(2): 37-55.
- [7] Hunter DJ, Buck R, Vignon E, et al. Relation of regional articular cartilage morphometry and meniscal position by MRI to joint spacewidth in knee radiographs[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2009, 17(9): 1170-1176.
- [8] Schmitz RJ, Wang HM, Polprasert DR, et al. Evaluation of knee cartilage thickness: a comparison between ultrasound and magnetic resonance imaging methods[J]. Knee, 2017, 24(2): 217-223.
- [9] Rani C, Saladi S, Muthu R. Morphological operations in medical image pre-processing[C]//International Conference on Advanced Computing and Communication Systems. 2017: 2065-2070.
- [10] Eckstein F, Adam C, Sittek H, et al. Non-invasive determination of cartilage thickness throughout joint surfaces using magnetic resonance imaging[J]. J Biomech, 1997, 30(3): 285-289.
- [11] Cai LL, Nguyen BP, Chui CK, et al. Rule-enhanced transfer function generation for medical volume visualization [J]. Comput Graph Forum, 2015, 34(3): 121-130.
- [12] Tong QQ, Ning M, Si WX, et al. 3D deeply-supervised U-Net based whole heart segmentation[C]//Statistical Atlases and Computational Models of the Heart. ACDC and MMWHS Challenges, 2017: 224-232.
- [13] Mancuso F, Beltrame A, Colombo E. Management of metaphyseal bone loss in revision knee arthroplasty[J]. Acta Biomater, 2017, 88(25): 98-111.
- [14] Wijewickrema S, Zhou Y, Bailey J, et al. Provision of automated step-by-step procedural guidance in virtual reality surgery simulation[C]//VRST 16 Proceedings of the 22nd ACM Conference on Virtual Reality Software and Technology. 2016: 69-72.
- [15] Chen HJ, Samavati FF, Sousa MC. GPU-based point radiation for interactive volume sculpting and segmentation[J]. Visual Comput, 2008, 24(7): 689-698.
- [16] Abbas W, Doran C, Evans R, et al. Practical analytic 2D signed distance field generation[C]//ACM SIGGRAPH Talks. 2016: 1-8.
- [17] Wang S, Kang B, Ma JL. A deep learning algorithm using CT images to screen for Corona virus disease (COVID-19)[J]. Eur Radiol, 2021: 90-102.
- [18] Sinha A, Dolz J. Multi-scale self-guided attention for medical image segmentation[J]. J Biomed Inform, 2020, 23(3): 234-246.
- [19] Ventola CL. Medical applications for 3D printing: current and projected uses[J]. Pharmacol Therapeut, 2014, 39(10): 704-711.
- [20] Chen W, Liu BQ, Qiao X. S3D-UNet: separable 3D U-Net for brain tumor segmentation [C]//International MICCAI Brain Lesion Workshop. Cham: Springer, 2018: 358-368.
- [21] Jones DB, Sung R, Weinberg C, et al. Three-dimensional modeling may improve surgical education and clinical practice[J]. Surg Innov, 2016, 23(2): 189-195.
- [22] Schneider E, Nevitt M, McCulloch C. Equivalence and precision of knee cartilage morphometry between different segmentation teams, cartilage regions, and MR acquisitions[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2012, 20(8): 869-879.
- [23] Huff R, Rosa R, Nedel L, et al. Volume sculpting based on geometric tools[J]. J Brazil Chem Soc, 2009, 15(2): 3-18.
- [24] Ghaednia H, Fourman MS, Lans A. Augmented and virtual reality in spine surgery, current applications and future potentials[J]. Spine J, 2021, 10(4): 1617-1625.

(编辑:陈丽霞)