

颈动脉斑块的分割和三维图像显示

蒋先刚¹, 张红斌², 刘志红¹

1. 华东交通大学理学院, 江西 南昌 330013; 2. 华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 330013

【摘要】人体颈动脉和斑块在亮度分布和形态上有一定交叉和重叠,采用普通方式获得的CT或者MRI数据能清晰地反映斑块在颈动脉中的占位在临床上具有重要意义。本研究提出一种新的参数样条定义切割球簇分割得到颈动脉附近体素,并加强颈动脉和斑块的亮度对比和几何尺度放大,以达到与手术解剖颈动脉斑块基本一致的视觉效果。并将该方法与以血管中心线展开拉伸的血管分割方法进行了比较。实验结果表明本文方法可为颈动脉斑块组织分割提供可视的实时显示,可为相关治疗方法和疗效提供视觉分析。

【关键词】参数样条;颈动脉斑块;体数据分割;三维显示

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)05-0550-05

Segmentation and 3D display of carotid plaque

JIANG Xiangang¹, ZHANG Hongbin², LIU Zhihong¹

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

Abstract: Due to the complex adhesion and overlapping of human carotid artery and plaque in luminance distribution and morphology, clearly reflecting the space-occupying of plaque in carotid artery only depending on CT and MRI files obtained by the ordinary way is of high clinical significance. A novel method which uses parametric spline to define the cutting ball family for obtaining the voxels near the carotid artery is presented, and it can gain the visual effect that is basically consistent with the surgical anatomy of carotid artery plaque through the enhancement of contrast luminance between carotid and plaque and geometric scaling-up. The proposed method is compared with the common used blood vessel segmentation method based on the stretching along the vascular centerline. The experiments show that the proposed method can provide real-time visualization for the segmentation of carotid plaque tissues, which is conducive to the relevant treatments and efficacy analysis.

Keywords: parametric spline; carotid plaque; volume data segmentation; 3D display

前言

基于深度学习和沿血管中心线拉伸展开血管体数据的方法能有效分割出颈动脉组织和斑块^[1];考虑到斑块是在颈动脉中逐步发展而成的,斑块几何形态的多样性使精细分割和显示比较困难^[2],传统的基于血管中心线展开动脉血管容积的处理方法由于过分依赖亮度阈值而不能切实地反映斑块对血流的影响。

本研究采用图形处理单元(Graphics Processing

Unit, GPU)完成血管组织分割和渲染技术,实现对颈动脉斑块和相关血管虚拟三维模型的快速仿真。此外,本研究还探讨了用3次参数样条定义颈动脉中心线,直接用通过中心线的球体切割包络体提取颈动脉的邻近组织,通过压缩血管和斑块的亮度分布空间提升血管和斑块的对比度,使非灌注CT方式获取的CT和MRI数据能在三维可视环境下清晰地提供透明状血管中的斑块,为颈动脉手术引导和使用其他保守治疗方法进行斑块消融的效果分析提供图像参考。

1 颈动脉分割和显示方法

1.1 颈动脉分割和显示的基本方法

本研究主要采用区域划分以及颈动脉和斑块对比加强使颈动脉的内部分布得到呈现。颈动脉分割

【收稿日期】2022-12-20

【基金项目】国家自然科学基金(61262031, 61762038)

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

和显示的基本流程如图1所示,首先读入不同格式、不同模式的头部数据,采用各种滤波方法使血管和斑块得到有效区分,然后用扩散种子增长方法或者参数样条分布的包络球簇切割出颈动脉附近的体素^[3-4],并对这些附近的体素进行尺度放大,然后对血管的管径和内部斑块进行评价和渲染,能使小尺寸的普通CT和MRI数据呈现出清晰的斑块图像。

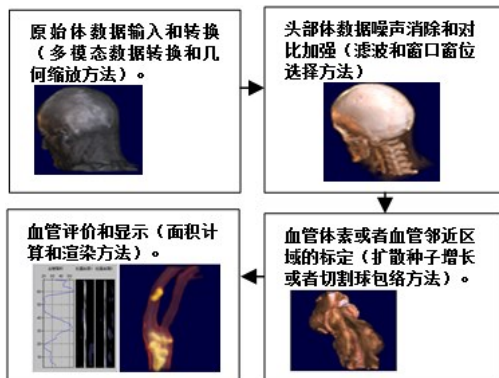


图1 颈动脉分割和显示的基本流程
Figure 1 Basic process of carotid artery segmentation and rendering

1.2 血管区域提取和显示方法

1.2.1 基于中心线拉伸的血管分割

颈动脉血管的获取采用扩散种子增长方法得到,在选择颈动脉分支上的一个或者多个种子点后,根据扩散方程得到颈动脉分支的管状区域,然后对颈动脉管状区域通过三维拓扑细化的形态学腐蚀方法得到的血管骨架就是初步的血管中心线。获得的动脉中心线仍然还有许多毛刺,中心线上毛刺的出现会使每段中心线的法线发生很大的波动而使拉直的血管剖面显得不连续和不自然,需要采用3次参数样条平滑或者用A_Star算法的最短路径搜索方法进行修整^[4]。A_Star是一种在静态三维网格中求解最短路径的启发式搜索方法,在最短路径旁路上的毛刺点将被丢弃^[5]。A_Star使用 $F=G+H$ 来评估1个中心线中的1个考察节点最经济值,其中 G 代表起始节点到这个考察节点的代价, H 代表目的节点到考察节点的代价。从起始节点开始,不断寻找邻居节点中 F 最小的节点,直到检测到目的节点从而找到路径为止。

具体的A_Star算法在程序实现过程中,对26个邻居的始点代价 G 距离计算上采用表格查找方式,对于父节点同层邻居的相邻格子距离取10,斜线距离取14,对于父节点的上层和下层邻居的格子距离取14,斜线距离取17。为使算法简单而具备合适的计算效率, H 距离直接选择为:

$$H = (\text{abs}(Ax - Ex) + \text{abs}(Ay - Ey) + \text{abs}(Az - Ez)) \times 3 \quad (1)$$

其中, Ax 、 Ay 、 Az 和 Ex 、 Ey 、 Ez 分别为起始点与结束点的坐标,线段起始点和结束点可直接在投影图上用鼠标指定。

考虑到三维体数据坐标的离散性,获得的血管中心点序列坐标在任何方向都是呈现局部阶跃波动,使得在以中心线为法线提取切面簇邻居时灰度值发生阶跃波动,故需将获得的中心线采用邻域均值平滑方法进行点坐标的浮点平滑处理,式(2)将使中心线坐标兼顾相邻局部走向,使拉伸的中心线主导的截平面簇所合成的体数据更加平滑。

$$P_{cx} = \frac{1}{m} \sum_{i=i-m/2}^{i+m/2} x_i, P_{cy} = \frac{1}{m} \sum_{i=i-m/2}^{i+m/2} y_i, P_{cz} = \frac{1}{m} \sum_{i=i-m/2}^{i+m/2} z_i \quad (2)$$

其中, P_{cx} 、 P_{cy} 和 P_{cz} 表示平滑处理后的中心线坐标, x_i 、 y_i 和 z_i 表示平滑处理前的各点坐标, m 为参加平滑的邻近点个数,在获取平滑的血管中心线后就可提取任意方向截平面簇,以相邻两点的坐标差作为其后续点上的切平面法线分量,就可获得该切平面上一小块矩形区域的坐标。

图2是截平面空间示意图,由 u 、 v 两个垂直向量组成的平面垂直于中心线相邻两点构成的法线, α 是法线与 Z 轴的夹角, θ 为法线在 XOY 面上投影与 X 轴的夹角,血管在以 O 点为中心的截平面上的圆形像素集反映血流的大小。当分段血管中心线的法线与 Z 、 Y 和 X 轴具备最小夹角时,体数据被截平面截取的各点坐标为截平面上的点在该轴的正向投影,故在 Z 、 Y 和 X 向的截平面坐标分别如式(3)~(5)所示:

$$\begin{aligned} x &= x_0 - u \sin \theta + v \cos \theta \cos \alpha \\ y &= y_0 + u \cos \theta + v \sin \theta \cos \alpha \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} z &= z_0 - v \sin \alpha \\ x &= x_0 - u \sin \theta + v \cos \theta \cos \alpha \\ z &= z_0 + u \cos \theta + v \sin \theta \cos \alpha \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} y &= y_0 - v \sin \alpha \\ z &= z_0 - u \sin \theta + v \cos \theta \cos \alpha \\ y &= y_0 + u \cos \theta + v \sin \theta \cos \alpha \\ x &= x_0 - v \sin \alpha \end{aligned} \quad (5)$$

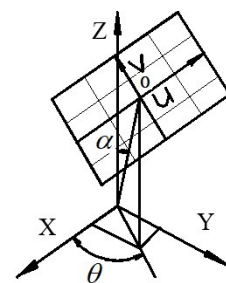


图2 截平面示意图

Figure 2 Schematic diagram of section plane

采用三线性插值方法对剖切面上所有体数据采样点 x 、 y 、 z 的灰度值通过重采样和插值获取,截平面的集合就是拉伸的血管体数据。图3是对右颈动脉一支进行提取以及对管径等评价指标进行判断的过程。图3a用浅蓝色条状表示的是通过扩散种子增长算法得到的右颈动脉内侧分支,通过拓扑细化得到用红色表达的中心线(位于浅蓝色血管的中间),进一步用中心线去毛刺的方法得到平滑后的中心线,通过对提取的中心线拉直得到血管剖面簇,这段血管拉直后的血管截面数为70个左右,图3a描述血管剖面面积变化,血管的截面积像素在18~55之间,图3b是血管拉直后两个方向剖面图,图3b的拉直剖面1、2代表血管在不同剖面方向的粗细,血管的截面积通过拉直的血管截面点数计算获得,由于面积的计算仍然取决于血管和斑块的亮度值,基于阈值的分割方法在进行滤波和几何参数计算时会引入数据噪音,故需探索更加贴近原始数据的颈动脉分割方法。

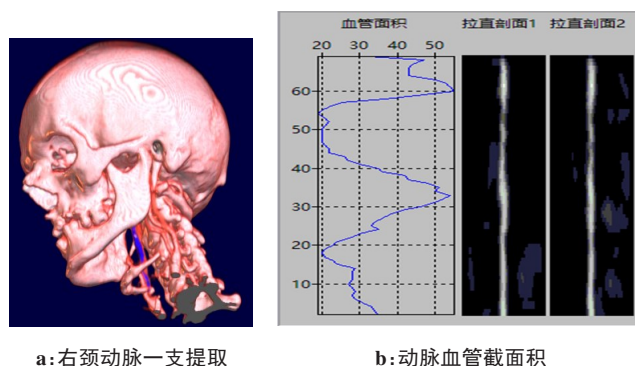


图3 右颈动脉一支血管面积分布和显示

Figure 3 Area distribution and display of a branch of the right carotid artery

1.2.2 基于属性球簇的血管区域分割 通过在颈动脉的中心线附近建立起三维空间样条曲线,将一系列切割球体的球心放在这个样条上就可切割出颈动脉中心线附近的容积,容积的大小取决于所考察的颈动脉的走向、范围和切割球半径的大小,三维参数样条曲线的定义如式(6)所示^[6]:

$$\begin{cases} x(t) = a_{3x}t^3 + a_{2x}t^2 + a_{1x}t + a_{0x}, \\ y(t) = a_{3y}t^3 + a_{2y}t^2 + a_{1y}t + a_{0y}, \\ z(t) = a_{3z}t^3 + a_{2z}t^2 + a_{1z}t + a_{0z}, \end{cases} t \in [0,1] \quad (6)$$

其中, t 为曲线样条的累加弦长,取值为0~1, x 、 y 、 z 表示样条上的坐标, a_{3x} 、 a_{2x} 、 a_{1x} 和 a_{0x} 表示样条在X向的调理参数,其他方向的各参数类似,通过累加弦长的取值而得到样条曲线,这样定义的折点可以保证曲

线是2阶可导的平滑曲线,实际应用中每条曲线一般取6~10个点用以控制曲线的主要拐向和起始的折点,而绘制出的每条曲线由20~80段直线组成。每个折点即可以由血管中心线路径平均分配计算得到,也可以由鼠标在体数据的3个切面图和1个立体图上选择拾取^[7]。

图4是腹主动脉通过属性球簇切割和显示的过程,在图4a上选择腹主动脉上的10个折点,图4b显示用80个包络球簇切割下腹主动脉附近的体数据,图4c是调整传递函数后显示的腹主动脉附近组织,图4d是更进一步剥离动脉外部组织后腹主动脉细节渲染图像,可分析出腹主动脉分叉处有粥样硬化、钙化或者斑块存在,其腹主动脉呈现透明状,而钙化斑块粘附在动脉壁上。

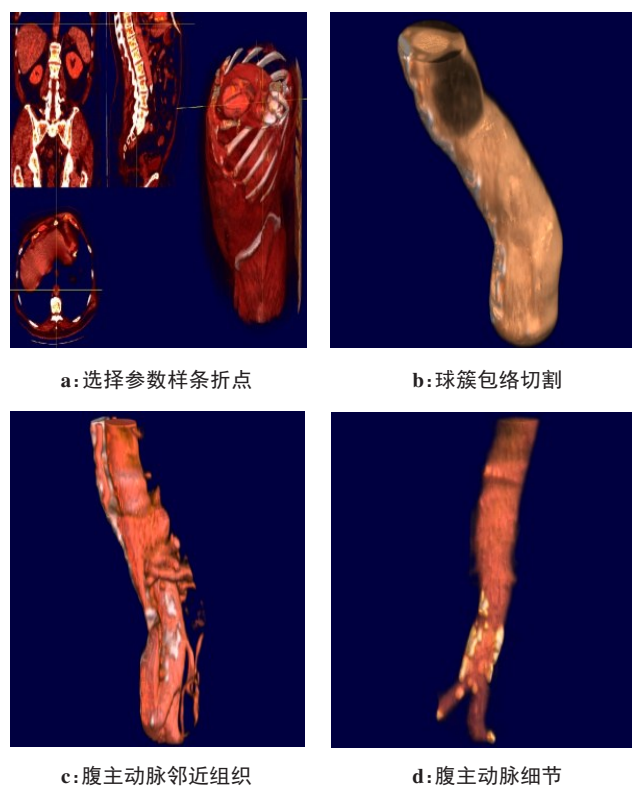


图4 属性球簇的腹主动脉分割和显示

Figure 4 Segmentation and display of abdominal aorta of attribute based ball family

图5是一个属性球切割的GLSL程序,通过灰度阈值而限制在一定亮度范围的体数据在球形半径几何范围内得到保留而使其他亮度范围的体数据不被呈现,如在球体内部只有骨骼可见而血管和肌肉都不可见。通过参数样条序列定义球心簇的各中心点,并逐个调用该属性球切割程序就可切割出球簇包络的颈动脉附近的管状体数据。


```
const kMeltSphereClipFrag = '#version 330 core'
+ #10' in vec2 TexCoord;
+ #10' out vec4 FragColor;
+ #10' float lum(in vec4 color) {
+ #10' return (0.3*color.r+0.59*color.g+0.11*color.b);
+ #10' uniform float coordZ,radius; //Z 坐标和球半径
+ #10' uniform float GrayLow,GrayHigh; //灰度阈值
+ #10' uniform vec3 sphereCenterP; //球中心
+ #10' uniform sampler3D dynamicMask; //动态掩模
+ #10' uniform sampler3D intensityVol; //亮度纹理
+ #10' void main(void) {
+ #10' vec3 vp = vec3(TexCoord.xy, coordZ);
+ #10' float intensityV=lum(texture(intensityVol,vp)); //获得亮度纹理的值
+ #10' vec4 dynamicMaskSample = texture(dynamicMask,vp);
+ #10' dynamicMaskSample.a =1.0; //开始赋值为全 1 的动态掩模
+ #10' float d=length(sphereCenterP-vp); //满足球方程和属性的值为可取
+ #10' if((d<radius)&&(intensityV>=GrayLow)&&(intensityV<=GrayHigh)) {
+ #10' dynamicMaskSample.a=0.0;
+ #10' FragColor = dynamicMaskSample;
+ #10' }
```

图5 属性球切割程序
Figure 5 Code of attribute cutting ball

2 颈动脉组织分割实验和效率比较

本研究的颈动脉斑块辅助诊断和显示工具采用开源编程环境 Lazarus2.0.8,主机采用CPU I7 7700-HQ 个人电脑,图像卡为8 G 显存的 GTX1070,实验数据选自于相关网站和合作医院提供的数据。对于颈动脉组织的球簇包络切割在3~5 s内交互完成。

2.1 颈动脉组织分割和渲染实验

颈动脉及斑块组织的分割和渲染在 CPU 和 GPU 间通过交流数据进行,实验的目的就是在不同滤波和分割算法下通过调整窗口窗位和传递函数而尽量使除颈动脉及斑块以外的体数据得到屏蔽,颈动脉及斑块属性对比得到加强^[8-9]。

图 6a 是一例普通的 CT 头部数据图像,在其左颈动脉上可见白色的脂肪粒和部分斑块,但由于左颈动脉附近部分的容积太少,且调节窗口窗位和传递函数时,要顾及血管、头盖骨、头皮、大脑、肌肉等多种亮度和不透明度的选择^[10-12],很难在小的空间范围内仔细观察颈动脉管内的斑块分布和占位,如果在头部3个方向的切片图和一个立体图上的颈动脉上选定6~10个控制点产生样条曲线,由此产生的样条曲线取50个点为切割球簇的中心,图 6b 就是通过球簇包络切割下来的包含左颈动脉和邻近组织的图像,将这部分组织的体数据进行拼接放大,这样可在灰度分布的更小范围和容积放大的空间内调节窗口窗位和传递函数使颈动脉血管壁与斑块的对比得到加强^[13-15],黄色的斑块在透明的浅红色血管中清晰可见,图 6c 是左颈动脉斑块在颈动脉中的一个方位投影,图 6d 是同一颈动脉斑块在另外一个方位的投影,通过图像可知该颈动脉下部的斑块几乎完全堵塞了颈动脉分叉处的血管流量,其三维形态分布清晰可见,且占位于颈动脉分叉处的中间,分叉后的一支颈动脉无斑块,而另一支颈动脉中部的斑块像钙化脂

肪粒一样处在动脉的一侧且占据半边血管容积,该斑块极易造成血管破裂。图 6e、6f 是从2个方位观察左颈动脉斑块分布放大图,由此可见,对于在原始图像中左颈动脉附近组织的维数只占 67×71×116,且它们为一般格式的 CT 或者 MRI 数据,而非通过 CTA 方式获得,通过参数样条切割球簇的分割和体数据拼接放大方法可获得非常真实的细部解剖和对颈动脉斑块的初步诊断和演示^[16]。

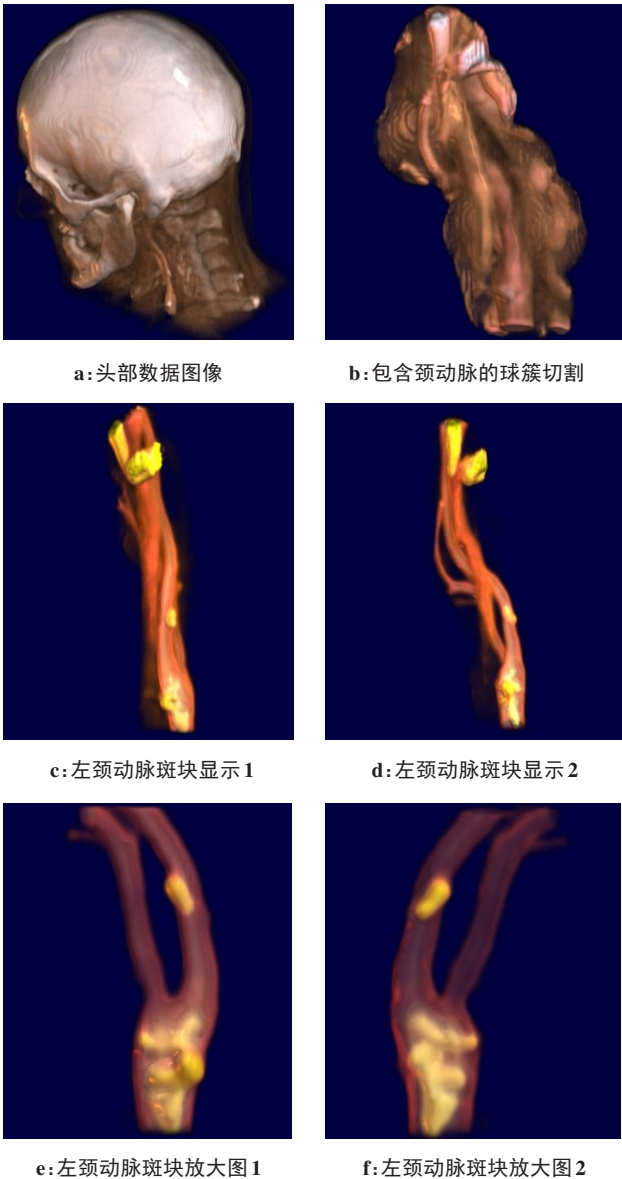


图6 基于样条曲线球簇切割的颈动脉斑块显示
Figure 6 Display of carotid plaque based on spline curve cutting ball family

2.2 颈动脉分割与分析方法比较

颈动脉及斑块的三维分割与分析方法的比较如表1所示,主要对基于中心线拉伸的截平面堆集的血管立方体表达方法和基于中心线的参数样条切割球

簇分割处理方法进行功能对照,实验数据的维数为320×320×256。分割精度指血管和斑块分割后体素数与金标准的比率,2种方法的主要分割计算和渲染由GPU完成,在CPU和GPU处理的时间以秒计时。

实际花费时间主要用在人工交互操作上,球簇包络切割方法和相应的渲染更适应精确的临床判断,其视频效果使医生更易理解和接受^[17]。

表1 颈动脉及斑块分割与分析方法比较
Table 1 Comparison between methods for carotid artery segmentation and analysis

分割方法	分割精度	GPU+CPU 处理时间/s	渲染效果
中心线拉伸截平面集合	87	5	较清晰,具几何感
球簇切割包络体	92	7	清晰,具透明感

3 结 语

本研究着重分析了颈动脉区域的分割和颈动脉斑块诊断和显示方法,通过对颈动脉空域的划分和限制使颈动脉邻域的亮度频宽更加可控可调,通过对颈动脉邻域的维数进行拼接放大而使非灌注格式的CT和MRI数据中的颈动脉斑块能够非常细致地被呈现出来。实验证明该颈动脉斑块区域的分割和显示处理方法可用于颈动脉斑块相关疾病的临床分析,也可用于颈动脉斑块治疗方法的疗效分析和支架安放或者手术引导^[18],其方法也可推广到三维B超类颈动脉斑块诊断分析中。

【参考文献】

[1] Zhou R, Azarpazhooh MR, Spence JD. Deep learning-based carotid plaque segmentation from B-mode ultrasound images[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2021, 47(9): 2723-2733.

[2] 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.

[3] Lessmann N, de Jong PA, Celeng C, et al. Sex differences in coronary artery and thoracic aorta calcification and their association with cardiovascular mortality in heavy smokers[J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2019, 12(9): 1808-1817.

[4] 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.

[5] Huff R, Silveira R, Nedel L, et al. Volume sculpting based on geometric tools[J]. *J Brazil Chem Soc*, 2009, 15(2): 3-18.

[6] Ballerini L, Cavinato A, Trucco E. Spline-based refinement of vessel contours in fundus retinal images for width estimation[C]//2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE, 2013: 860-863.

[7] Chen HJ, Samavati FF, Sousa MC. GPU-based point radiation for interactive volume sculpting and segmentation[J]. *Vis Comput*, 2008, 24(7): 689-698.

[8] Bai WJ, Sinclair M, Tarroni G, et al. Automated cardiovascular magnetic resonance image analysis with fully convolutional networks[J]. *J Cardiovasc Magn Reson*, 2018, 20(65): 40-48.

[9] Yang Y, Zhong Z, Rong G, et al. Real-time GPU-aided lung tumor tracking[C]//Fourth Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology, 2010: 495-500.

[10] Tong Q, Ning M, Si W, et al. 3D deeply- supervised U-net based whole heart segmentation[C]//Statistical Atlases and Computational Models of the Heart. ACDC and MMWHS Challenges. Springer, 2017: 224-232.

[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] 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, 31(8): 6096-6104.

[13] Mele MV, Puigdemivol-Sanchez A, Mavar-Haramija M, et al. Review of the main surgical and angiographic-oriented classifications of the course of the internal carotid artery through a novel interactive 3D model[J]. *Neurosurg Rev*, 2020, 43(2): 473-482.

[14] Rani C, Saladi S, Muthu R. Morphological operations in medical image pre-processing[C]//International Conference on Advanced Computing and Communication Systems. IEEE, 2017: 2065-2070.

[15] Sinha A, Dolz J. Multi-scale self-guided attention for medical image segmentation[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 23(3): 234-246.

[16] Wijewickrema S, Zhou Y, Bailey J, et al. Provision of automated step-by-step procedural guidance in virtual reality surgerysimulation[C]//Proceedings of the 22nd ACM Conference on Virtual Reality Software and Technology, 2016: 69-72.

[17] Bonasia S, Bouthillier A. Segmental classification of the internal carotid artery: an overview[J]. *Contemporary Neurosurgery*, 2020, 42(18): 1-6.

[18] Chen T, Zhang Y, Ding C. Virtual reality as a learning tool in spinal anatomy and surgical techniques[J]. *N Am Spine Soc J*, 2021, 8(6): 89-97.

(编辑:薛泽玲)