

## 基于三维图像的大脑病灶显示和分析

蒋先刚<sup>1</sup>, 张红斌<sup>2</sup>

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】**针对头部各组织在灰度分布上存在复杂的粘连和交错叠加现象,提出在管状加强滤波算法中增加体素亮度调和参数并与管状控制的其他参数一起共同控制管状响应值的产生,该管状加强滤波算法和其他相关切割算法通过采用GPU编程方式实现,并对脑部肿瘤的提取和显示技术进行了探讨。实验结果表明,本文方法对于脑部组织和相关病灶的分割提供可视的实时显示,对脑部疾病的微创手术和介入治疗提供图像导航。

**【关键词】**血管分割; 大脑分割; 3D显示; 海森矩阵

**【中图分类号】**R318; TP391

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)01-0061-05

### Brain lesion display and analysis based on 3D rendering

JIANG Xiangang<sup>1</sup>, ZHANG Hongbin<sup>2</sup>

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

**Abstract:** In view of the complex adhesion and overlapping of brain tissues in gray distribution, a novel vessel enhancement filtering algorithm combining original vessel control parameters and newly added voxel luminance harmonization parameter is proposed to produce vessel response values. The vessel enhancement filtering algorithm and relative segmentation methods are implemented by GPU. The technologies for brain tumour extraction and display are also explored. The experiments show that the proposed method can provide virtual reality for the segmentations of brain tissues and relative lesions, and offer image guidance for minimally invasive surgery and interventional therapy for brain diseases.

**Keywords:** vessel segmentation; brain segmentation; 3D rendering; Hessian matrix

### 前言

基于传统分割方法和人工智能等算法对头部血管、颅内肿瘤病灶及周边组织的体数据分割能在一定的媒介数据下得到实现<sup>[1-2]</sup>,但考虑到诊断得到的头部数据是多模态的且各组织在亮度分布上具备交错性<sup>[3]</sup>,如原有基于海森矩阵特征的管状加强滤波只能对管状壁进行加强,且在管状边缘加强的同时,容易使弱亮度的小直径血管段丢失。

本文着重研究基于图像处理器(Graphic Processor Unit, GPU)的脑部血管分割和渲染技术,主要采用OpenGL着色语言(GL Shading Language,

GLSL)技术实现脑血管和肿瘤病灶的分割,还研究了各种几何分割在脑部组织和病灶分割中的应用。

### 1 头部组织分割和显示方法

#### 1.1 头部各组织细节的显示方法

脑部三维数据包含头壳、头皮、脑血管、大脑髓质等组织<sup>[4]</sup>,各组织在亮度分布上具备重合和缠绕,为对大脑病灶组织进行清晰的显示,采用图1所示的处理过程。流程步骤②表示将头部原始数据采用管状加强滤波和扩散区域增长等方法获得分割的脑血管和肿瘤等组织,而流程步骤③为一个矩形空间挖切和任意形状柱体挖切的组合,这样即可从前面看到脑肿瘤的分布情况,又可从头部上方观察内部脑肿瘤附近的脑组织和头壳外形,同时这种多层次的区域划分也为不同组织的分割提供空间限定。而流程步骤④为在特定传递函数调用下,在考虑血管和脑组织同时显示的情况下,将分割得到的脑肿瘤掩模以紫色显示。

**【收稿日期】**2022-05-20

**【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

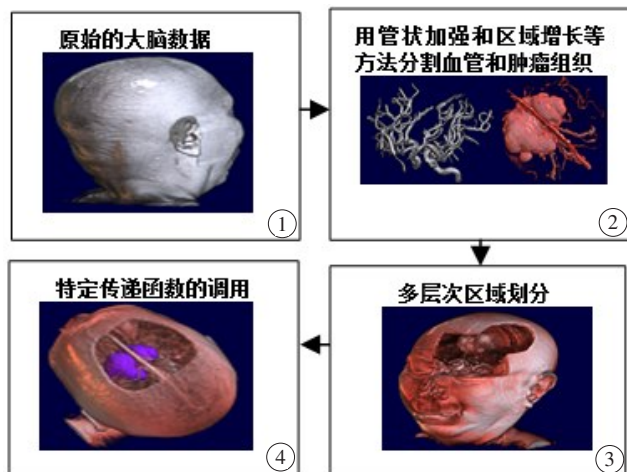


图1 大脑组织的分割和显示过程

Figure 1 Brain tissues segmentation and display

采用图像卡中纹理体数据的分割和实时显示操作,对原始数据不会实质修改和引入新的噪声信息,本研究还对脑部肿瘤的分割和显示进行了具体研究,使医生和家属能从整体和局部对头部病灶进行全面的观察和了解。

## 1.2 管状加强滤波方法

脑血管的病灶分析需在脑血管分割的基础上完成,由于脑组织和脑血管等组织相互缠绕,单独用亮度阈值无法将之分割,需要应用对管状有加强作用而对邻近非管状组织进行抑制的滤波方法<sup>[5-6]</sup>。将海森矩阵的差分运算与高斯函数结合起来,通过改变高斯函数的标准偏差量而获得不同 $\sigma$ 尺度下管状增强滤波,尺度空间导数由图像与高斯过滤器的2阶导数卷积得到:

$$\text{Iabc} = I \otimes \frac{\partial^2 G(x, y, z; \sigma)}{\partial a \partial b \partial c} \quad (1)$$

高斯函数的表达式为:

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

其中, $I$ 表示图像亮度, $a, b, c$ 表示差分的各个方向, $G$ 为高斯分布, $\sigma$ 为选择的尺度,三维体素中的二维偏导构造每个体素的海森矩阵如下:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (3)$$

矩阵中每个元素为各体素在各个方向的二阶导数,由于矩阵的对称性,每个点实际需记录的元素为6个,在GLSL程序中用2个GPU体数据纹理的3个RGB分量记录主元素和对角元素。用矩阵的3个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 构成管状加强的过滤器,在暗背景下亮血管的海森矩阵特征值满足 $|\lambda_1| \approx 0, |\lambda_1| \ll |\lambda_2| \approx |\lambda_3|$ ,用3个算子调整3个特征值

的关系:

$$R_A = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_3|}, R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{\lambda_2 \lambda_3}}, S = \sqrt{\sum_{j \in D} \lambda_j^2} \quad (4)$$

在当前尺度下,体素中属于血管的点的响应值定义为:

$$V(\sigma, I) = \begin{cases} 0, \lambda_2 > 0, \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{R_B}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2\gamma^2}\right)\right) \text{Klum}, \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{Klum} = (1 - \exp(-\frac{G_a}{\text{Luma}})) \quad (6)$$

方程中各参数在响应值函数中相互牵制和关联,其中 $\alpha$ 为高斯平滑参数,取值为0.1~0.5, $\beta$ 为管状均匀参数,取值为0.2~1.0, $\gamma$ 为调理管状条线的参数,取值为0.4~1.6,Klum是体素的亮度权重,取值为0.4~1.0,新提出的亮度权重考虑了当前体素点的亮度 $G_a$ 或者点的不透明度,系数Luma为整体亮度调和系数,这样血管和头骨等其他组织的高亮度在管状响应值函数中得到合理的加强和抑制,而使亮度差较弱的较细血管在导数运算中管状响应值的减弱则得到补偿。

在每个高斯尺度值下可得到不同平滑和差分处理对应的管状响应值,通过在循环过程中选择每个点的最高管状响应值作为最后输出,每个体素对应着不同管径响应值,这样大的高斯尺度在大直径的体素获得最大的输出响应值。

用血管实际体素与管状加强滤波后分割的掩模体素进行比较,结果如表1所示。表1显示无亮度调整的管状加强滤波由于只对管状的边界进行加强,当图像中管径越大,管中心的空洞就越多,而增加了亮度调和的管状加强滤波对血管中的中、低亮度管线作了补偿,使血管的分割精确性得到提高。

表1 管状加强滤波准确率比较(%)

Table 1 Comparison of vessel enhancement filtering segmentation accuracy (%)

头部体素大小	无亮度调和	有亮度调和
128×128×180	90	93
256×256×210	85	91
512×512×300	82	94

图2显示头部血管的分割过程。图2a为原始头部图像,包含头部皮肤、静脉、动脉、头骨和大脑等组织,图2b为调整合适的窗口窗位和传递函数,使血管的对

比较为强烈的图像,但部分头壳和高亮区域仍然和血管具备相同的亮度,图2c为管状响应值图,只有管状的血管部分具备较高的响应值,通过阈值和连通区域选择就可产生颈动脉和椎动脉掩模。图2d是单尺度管状加强的颈动脉和椎动脉响应图掩模,如选择直径大的管状加强方法,将使头骨等高亮度的组织结构得到加强,本例选择直径小的管状加强方法,在细小血管得到加强的情况下,较粗的血管中心有许多空洞且容易使大直径的血管消失或者断裂。在顾及细小直径血管加强的情况下,自然使血管附近的部分低灰度脑组织也分割为脑血管的一部分,图2e是包含2个尺度循环而无亮度调和的管状加强响应值产生的掩模,这样在强调管状响应的导数计算前提下使血管中弱亮度段及血管后续末端丢失。若引入亮度因子后,将在响应函数中保持弱亮度段血管与脑组织间的亮度差,图2f是包含7个尺度循环的管状加强且新增加了亮度调和的管状加强响应值掩模,弱亮度段血管在亮度系数控制下得以保持,较亮血管在多尺度导数计算下得到加强,且使头骨的高亮度区域得到抑制。

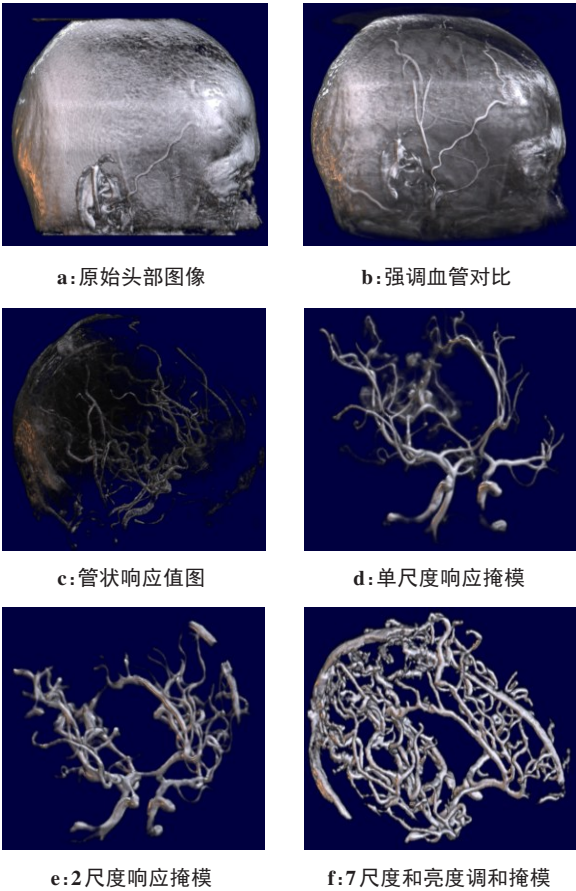


图2 头部血管的分割  
Figure 2 Head vessel segmentation

1.3 几何约束的分割方法

基于复杂算法的分割方法能够得到比较精确的

分割结果,而基于GPU的几何分割由于直接作用于GPU体数据纹理上,能够达到快速而有效的虚拟分割。几何分割的形状包括矩形、球形、圆柱体和垂直投影面的任意形状柱体等。

图3a利用图5所示头部数据,采用矩形裁剪得到肿瘤局部图像,矩形裁剪的头骨形状为肿瘤病灶提供较为稳定的定位参考。图3b用同一数据在太阳穴附近用圆柱体裁剪得到肿瘤局部图像,在柱体上部的头骨上虚拟开了另一个小直径的孔,为切片采样或者微创手术的拟定开口,这是从外部到该肿瘤区域最近的距离点,从这里入针不触及到重要血管。图3c是另一头部数据采用任意形状柱体剥离头皮后的图像,在图像中部可见头部左边一脂肪瘤在头皮下且在头骨外,与头皮下和脑组织中的血管无关联,故可在门诊手术切除。图3d的原始数据为图2a所示的大脑,为在同一渲染图中显示多层次和不同深度的血管分布和供血状态,在图像中太阳穴附近的血管通过调整传递函数得到,只要将脸皮对应亮度范围的不透明度设为0就可将皮下血管显示出来,而图像中上部的脑血管是通过任意形状柱体分群方法剥离部分头皮和头骨后得到的,图像左下部小脑后的血管是只剥离任意形状封闭区域后颈部外皮而得到,这样在一个传递函数的控制下,可以显示多层次不同深度的血管组织,而保留的头部外部组织可作为进针和手术切口的外形参考。

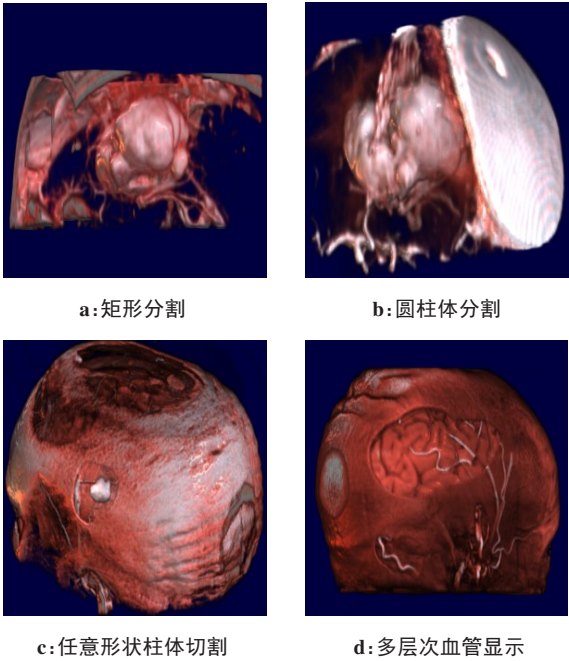


图3 各种几何分割  
Figure 3 Various geometric segmentations

1.4 区域增长的分割方法

由于单纯的种子区域增长分割算法是通过链表



标注的方法实现的,无法通过基于网卡纹理数据处理的GLSL程序实现,而扩散种子区域增长分割算法易于用GLSL程序实现,通过扩散前和扩散后的数据场(或者称种子点)表示区域的增长迭代过程,扩散前后的体数据场通过乒乓技术得到交换,它将非线性扩散滤波与扩散后的点作为种子点进行区域增长<sup>[7-8]</sup>,其分割区域的扩散取决于体数据种子点的流向方位和数据分布,选择体数据中的一个种子点,其种子点迭代扩散采用如下方程:

$$S_p^{t+1} = S_p^t + h \times kL \times Gp \left| \sum_{q \in \eta p} (S_q^t - S_p^t) \right| \quad (7)$$

其中, $Gp$ 和 $kL$ 分别为边缘和亮度调和因子, $h$ 为整体控制系数,通过种子点的扩散和更新填充整个要分割的组织区域。图4是基于区域增长的肿瘤分割过程,通过黄色十字叉选择肿瘤中的一个种子点实时得到整个肿瘤三维分割掩模。

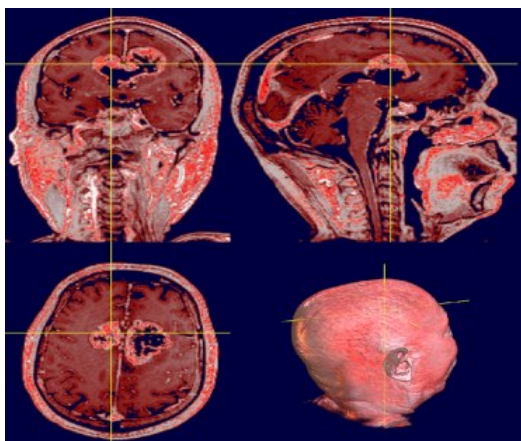


图4 基于区域增长的肿瘤分割

Figure 4 Tumor segmentation based on region growing

图5为将脑部肿瘤以感兴趣区域方式在头部显示的例子,肿瘤的具体占位用区域增长方法得到。图5a显示原始的头部位数据,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脑部各组织分布<sup>[9-10]</sup>。图5b是采用任意形状柱体分群分割方法对头顶部分开壳后看到大脑和顶部静脉的图像,这为脑下肿瘤组织的剥离提供切割开脑组织的入口选择并且为术后可能的后遗症提供评估参考。图5c是通过调节传递函数使脑组织基本透明而使主血管和肿瘤组织可见,图5d中呈现紫红色的肿瘤组织是由分割得到的掩模,其肿瘤组织与周边血管和组织的关系更加明显且呈现出它的三维形态。

## 2 头部组织分割实验和手术导视

本文头部组织分割和显示的虚拟系统采用开源编程环境Lazarus 2.0.8开发,数据选自于OpenfMRI数据

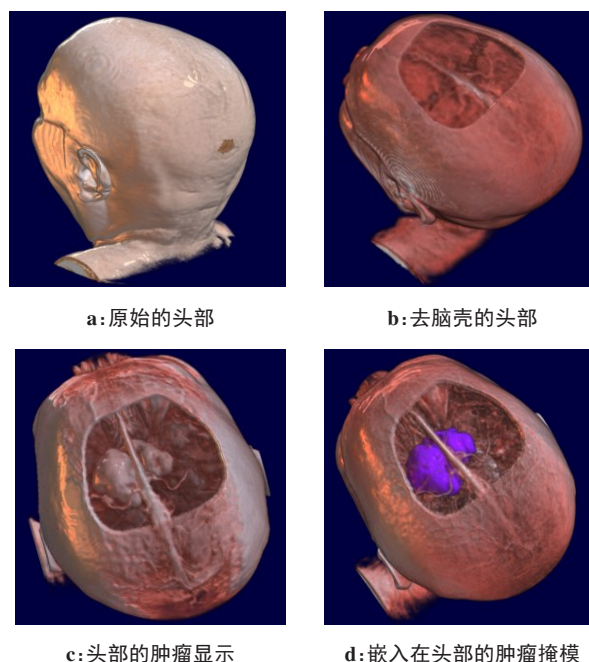


图5 脑内肿瘤的显示

Figure 5 Display of a brain tumor

库,由Medvis.org相关网站和合作医院提供,实验数据的维数为 $256 \times 256 \times 180$ ,脑部肿瘤分割和显示只要1~3 s,血管管状加强滤波和显示等在0.5~2 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选择,使脑血管、头皮、头壳、脑部病灶和大脑组织形态得到加强<sup>[11-12]</sup>,GPU的利用使系统的运行速度比中央处理器(Central Processing Unit, CPU)主导算法的处理速度提升20倍左右。

### 2.1 大脑血管组织分割实验

图6a是主要包含脑部颈动脉和椎动脉的头部图像,还包含头皮、头骨、脑部和眼部组织。图6b是管状响应值图,大脑和皮肤等体素点呈现非常低的响应值。图6c是只提取脑部双侧颈动脉和椎动脉血管的掩模图像,通过管状响应值的阈值和连通区域选择得到,图6d是双侧颈动脉和椎动脉掩模以红色标示嵌入到原头部数据后的渲染图像,脑部其他血管和脑组织各部分的细节关系呈现通过传递函数的调节而达到最佳状态,各动脉的形态和可见性不受其影响,动脉对应的脑组织及相互关联的内部组织结构非常清晰,即使在原始图像中连接眼部的细小血管亮度非常微弱,通过管状加强滤波的处理也没有丢失。

### 2.2 脑部手术的图像导视

图7是对一脑部肿瘤进行手术准备的图像导视,图7的左上截图是从上部观察,将肿瘤以紫色形式显示在大脑里的图像,头部中的脑组织通过管状加强而排除掉,这样可观察到肿瘤的供血状态和从病人头部左侧开洞可能触及的左侧壁血管,图7的右上截图显示在病

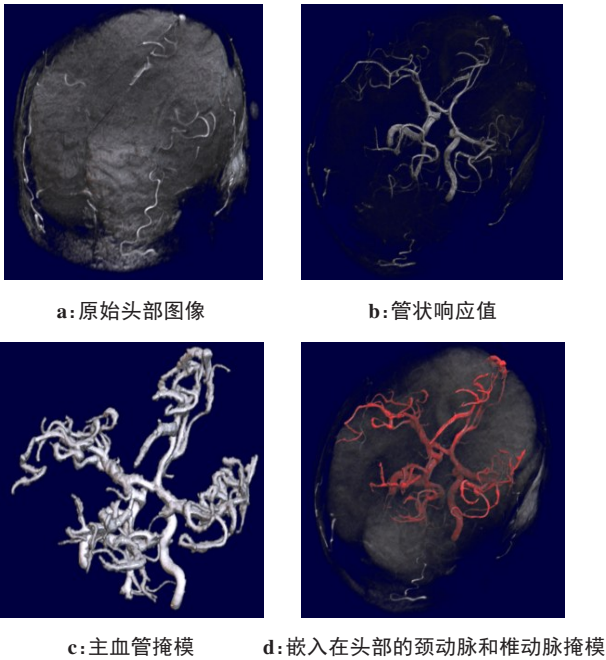


图6 头部主血管提取

Figure 6 Main vessel extraction from the head

人大脑左部开壳后可能触及的左脑组织和沟裂,在移除肿瘤前需仔细拨开关联组织。图7的中部较大图像是实时操作显示的大脑构成三维图和肿瘤的形态图像<sup>[13-14]</sup>,通过运行宏命令就可动态显示预定的强调不同组织的传递函数和不同剖切方式下实时操作的三维动画,由于实时显示的三维数据是没有经过人工处理和加工的数据,所以更能反映大脑组织的实际构造。图7的左下截图是肿瘤的实体构造截图,反映肿瘤的组成形态和附近的血管分布,与其他图像共同提供肿瘤的空间方位<sup>[15-17]</sup>,图7的右下截图是截取头部左前上部而保留肿瘤掩模形态的图像,更加具体地反映肿瘤在脑组织的占位<sup>[18-20]</sup>,根据它与一般脑组织功能区的对比配准,也为病人可能的神经感知、语言或视觉功能的损失程度提供基本判别依据。整屏中4个角的图像截图是在三维组织分割和截取过程中实时获得的,每幅最大可达3 840×2 160像素,截图的数量视手术要求可任意选择。图7中部三维图像中的蓝色直线为手术中空间定位的虚拟标志,为探针定位和补充手术方案用,也为仿真手术提供由壳外触及肿瘤外表面提供三维测量,为探针和切口不触及主要血管提供虚拟探触。

3 结 语

本文着重研究了基于管状加强滤波的脑血管分割方法,通过在管状加强滤波中新加入亮度调和因子,能有效保持细小血管分割的整体性,排除高亮度头壳对分割的干扰,同时采用几何约束的分割方法使具备医疗知识的使用者能快速显示和分析脑部病灶细节,依靠 GPU 的数据和图像处理能力能快速真实反映脑部内部细节。实验证明,脑部器官数据的分割基本达到实时的三维显示。

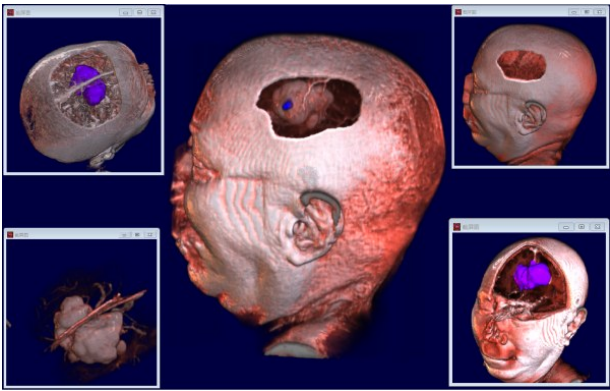


图7 脑部手术导视

Figure 7 Image guidance in brain surgery

【参考文献】

[1] Ranjbarzadeh R, Kasgari AB, Ghouschi SJ, et al. Brain tumor segmentation based on deep learning and an attention mechanism using MRI multi-modalities brain images[J]. Sci Rep, 2021, 11(5): 234-248.

[2] Bortsova G, Dubost F, Hogeweg L, et al. Semi-supervised medical image segmentation via learning consistency under transformations [C]//In International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2019: 810-818.

[3] Hai TL, Pham TT. Brain tumour segmentation using U-Net based fully convolutional networks and extremely randomized trees[J]. JSTE, 2018, 60(3): 19-25.

[4] Pereira S, Pinto A, Alves V, et al. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1240-1251.

[5] Poli R, Valli G. An algorithm for realtime vessel enhancement and detection[J]. CMPB, 1997, 52(1): 1-22.

[6] Chen L, Bentley P, Mori K, et al. DRINet for medical image segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(11): 2453 -2462.

[7] Dalvand M, Fathi A, Kamran A. Flooding region growing: a new parallel image segmentation model based on membrane computing[J]. JRTIP, 2021, 18(2): 37-55.

[8] Wu YH, Song GD, Li ZY, et al. Brain tumor segmentation using a fully convolutional neural network with conditional random fields[C]//International Workshop on Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries, 2016: 75-87.

[9] Bernal J, Kushibar K. Asfaw DS, et al. Deep convolutional neural networks for brain image analysis on magnetic resonance imaging[J]. AM, 2019, 95(3): 64-81.

[10] Rani C, Saladi S, Muthu R. Morphological Operations in Medical Image Pre-Processing [C]//IEEE International Conference on Advanced Computing and Communication Systems. IEEE, 2017: 2065-2070.

[11] Liang S, Zhang, RG, Liang DY, et al. Multimodal 3D DenseNet for IDH genotype prediction in gliomas[J]. Genes, 2018, 9(8): 382-398.

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

[13] Tchoketch Kebir S, Mekaoui S, Bouhedda M. A fully automatic methodology for MRI brain tumour detection and segmentation[J]. Imaging Sci J, 2019, 67(1): 42-62.

[14] Cai LL, Nguyen BP, Chui CK, et al. Rule-enhanced transfer function generation for medical volume visualization[J]. CGF, 2015, 34(3): 121-130.

[15] Chen W, Liu BQ, Qiao X. S3D-UNet: separable 3D U-Net for brain tumor segmentation [C]//International MICCAI Brain Lesion Workshop. Springer, Cham. 2018: 358 -368.

[16] 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.

[17] Stawiaski J. A pretrained densenet encoder for brain tumor segmentation [C]//International MICCAI Brain Lesion Workshop. Springer, Cham. 2018: 105-115.

[18] Hashemi SR, Prabhu SP, Warfield SK, et al. Exclusive independent probability estimation using deep 3D fully convolutional DenseNets: Application to IsoIntense infant brain MRI segmentation [C]//International Conference on Medical Imaging with Deep Learning, 2019: 2371-2389.

[19] Havaei M, Davy A, Larochelle H, et al. Brain tumor segmentation with deep neural networks[J]. MIA, 2017, 35(5): 18-31.

[20] Bagyaraj S, Tamilselvi R, Gani PB, et al. Brain tumour cell segmentation and detection using deep learning networks[J]. IET Image Process, 2021, 15(3): 2363-2371.

(编辑:薛泽玲)