

MRI 脑序列图像的三维重建算法研究

张媛 周漪

(许昌市耕新信息科学研究院, 许昌 461000)

摘要 针对 MRI 脑图像分割和三维重建中存在精度与效率不高的问题,提出了一种 MRI 脑图像分割与三维重建方法。首先,采用双边滤波法对 MRI 脑图像进行去噪;其次,通过一种改进的区域增长算法对 MRI 脑图像进行了颅骨去除;同时,再利用改进的模糊空间聚类对脑图像中的组织进行聚类,以准确提取脑白质;最后,将提取出来的脑白质通过规则移动立方体法进行了三维重建。所给实例表明,对 MRI 脑序列图像的重建效果良好,为后续的定量分析和可视化打下了良好的基础。

关键词 MRI 脑图像 三维重建 模糊空间聚类 双边滤波 区域增长 规则移动立方体法

中图法分类号 R741.04;

文献标志码 A

脑部核磁共振(MRI)图像的脑组织精确分割和三维重建是 MRI 颅脑图像定量分析和可视化的基础。由于大脑结构的复杂性和个体差异性,自动且又准确地从 MRI 颅脑图像中分割出感兴趣的脑组织是一项极为复杂和困难的任务。因此,MRI 脑图像的分割与三维重建已成为医学研究和计算机图像处理领域中的研究热点问题^[1,2]。由于 MRI 脑图像成像原理的影响,脑图像本身存在条纹状噪声等^[3],这对边缘分割造成很大影响。并且颅骨等非脑组织的存在也会影响到分割的精度,从而不利于后期脑组织的三维重建。

针对上述问题,许多学者对 MRI 脑图像的分割与三维重建等方面进行了较为深入的研究。特别是在 MRI 脑图像的分割方面,研究主要集中在以下 3 个方面。第 1 个方面为 MRI 脑图像的滤波去噪,常用的滤波去噪方法有小波阈值滤波^[4]及非局部均值滤波^[5]等。小波阈值滤波处理 MRI 图像时,由于没有考虑尺度间及尺度内近邻的小波系数与当前小波系数间的相关性,使得信号得不到更为准确的估计,从而造成分割结果欠佳;而非局部滤波却存在循环迭代次数较多、计算时间长等问题。第 2

个方面为 MRI 脑图像的颅骨去除,采用的方法主要有区域增长法^[6]、动态轮廓模型法^[7]、数学形态学法^[8]及图论法^[9]。在这几类方法中,区域增长算法由于计算速度较快、分割效果较好经常被用来去除颅骨。第 3 个方面为脑组织分割,即分割脑白质、脑灰质。在脑组织分割方面,目前较为流行、效果较好的算法是模糊空间聚类法^[10]。然而,一般的模糊空间聚类法的初始聚类中心是随机选取的,方法虽然简单但是存在运算时间较长、效率不高的缺点。

为了较快获得较高质量的 MRI 脑图像三维重建效果图,本文对 MRI 脑图像分割的 3 个问题:滤波去噪、颅骨去除和脑组织分割,均进行了较为深入研究,并提出了相应的解决方法。同时结合一种改进的移动立方体法—规则移动立方体法(Regularized Marching Cube, RMC)^[11],实现了 MRI 脑序列图像的三维重建。

1 MRI 脑图像滤波去噪

为了得到 MRI 脑图像最佳的滤波效果,本文采用双边滤波^[12]法对图像的条纹噪声等进行去噪,并与常用的小波阈值滤波法、非局部均值滤波法进行了对比。实验中,小波滤波方法采用了 3 层分解、选用 bior3.9 小波和软阈值;非局部均值滤波法中的平滑参数 h 为 6.5,搜索窗口的半径 t 为 3;而本文方法中标准差 σ 取为 $[2, 0.05]$,搜索窗口的半径 w 等于 3。图 1 给出了 3 种方法去噪效果的主观评

2012 年 12 月 24 日收到, 2013 年 3 月 5 日修改 河南省科技攻关

项目(112102310371)资助

第一作者简介:张媛(1975—),女,汉族,讲师,硕士。研究方向:计算机软件开发技术。E-mail: peng_gh@163.com。

价,其中图 1(a)为取自互联网的实验源图像^[13,14]。从图中可以看出图(d)中边缘比图(b)、图(c)清晰,条纹噪声滤除效果也比图(b)、图(c)好。

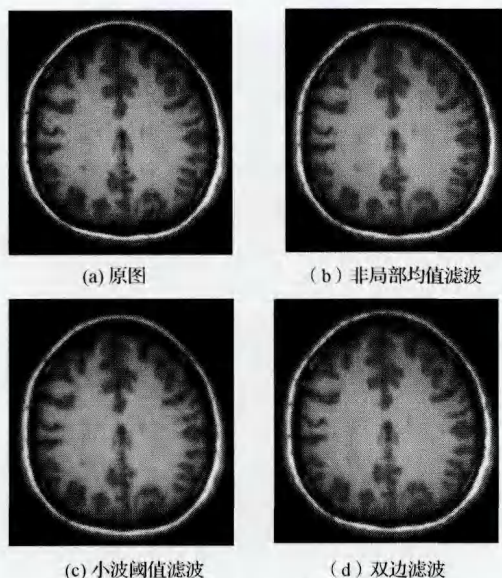


图 1 3 种滤波效果对比

此外,还采用峰值信噪比 $PSNR$ 和信噪比 SNR 作为客观评价标准,其定义如下:

$$PSNR = 10 \lg_{10} \left[\frac{255^2 MN}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i,j) - \hat{g}(i,j)]^2} \right] \quad (1)$$

$$SNR = 10 \lg_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i,j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i,j) - \hat{g}(i,j)]^2} \right] \quad (2)$$

表 1 3 种不同滤波方法去噪效果的比较

指标	方法		
	小波阈值去噪	非局部均值滤波	双边滤波
$PSNR/dB$	1 460	358	870
SNR/dB	154	26.05	28.51
时间/s	0.989 6	34.39 5	2.239 6

表 1 给出了 3 种不同滤波方法去噪效果的客观评价。由表 1 中结果可以看出,综合考虑运算时间和去除效果 2 个方面的因素,所以本文采用双边滤波法对 MRI 图像的条纹噪声进行去噪。

2 MRI 脑图像颅骨去除

在颅骨分割方面,目前最常采用的是区域增长算法,但是该法对于颅骨与脑组织边界模糊不清的脑图像的颅骨无法去除。为此,本文主要采用一种改进的区域增长法,即针对区域增长算法的种子点选取问题,提出了一种自动阈值与边界跟踪相结合的寻找种子点方法。该方法首先通过自动阈值获取 MRI 二值图,然后对二值图按边界跟踪法进行局部边界跟踪寻找种子点,其具体步骤如下。

Step1. 从左至右扫描 MRI 二值图,找到满足式(3)中条件的像素点 $A(x_i, y_j)$, 将其作为寻找种子点的出发点 M 。

$$\begin{cases} A(x_i, y_j) = 0 \\ A(x_{i-1}, y_j) + A(x_i, y_{j-1}) + A(x_{i+1}, y_j) + A(x_i, y_{j+1}) < 4 \\ A(x_{i-1}, y_j) + A(x_i, y_{j-1}) + A(x_{i+1}, y_j) + A(x_i, y_{j+1}) > 0 \end{cases} \quad (3)$$

Step2. 将 M 点坐标放入堆栈后,在其 8 邻域点中按顺时针方向继续寻找满足式(3)的点。

Step3. 若找到满足式(3)的点,则将新找到的点定义为新的 M ,重复步 Step2。否则,判断 M 的 8 邻域点中是否有出发点 M ,若有,则边界搜索成功,得到一边界点即种子点;若无,点 M 退回堆栈,转 Step4。

Step4. 判断堆栈是否为空,若不空,取堆栈顶元素,并定义为 M ,重复 Step1。若堆栈空,则边界搜索失败,说明无边界点(不包含眼睛类图像都能找到边界点)。

Step5. 算法终止条件为找到了两个边界点。

图 2 给出了一个 MRI 图像进行区域增长分割的实例。首先,对原图像进行双边滤波去噪,得到结果如图 2(a)所示;然后,二值化并在颅骨区域寻找种子点的出发点,如图 2(b)中绿圈所示;其次,应用区域生长提取颅骨,如图 2(c)所示,进而膨胀和取反,结果如图 2(d)所示,图 2(d)与图 2(b)点乘,得到脑组织二值图,如图 2(e)所示;最后,用图 2(e)点乘图 2(a)得到去除颅骨图像,如图 2(f)所示。

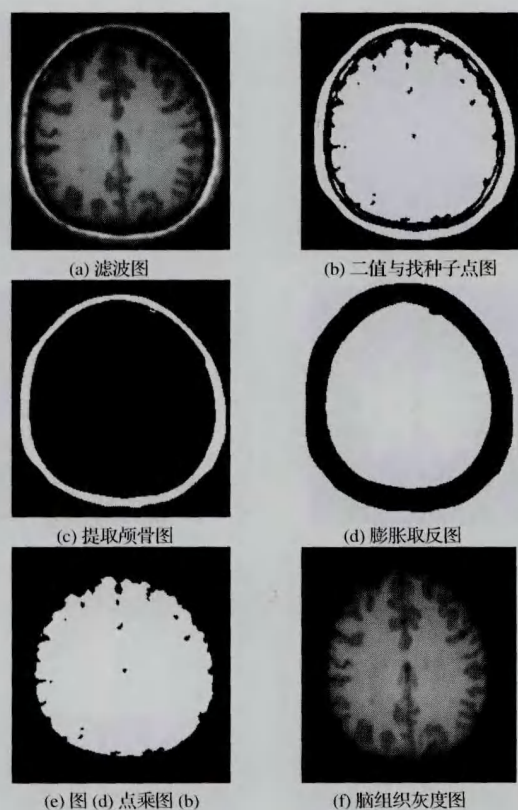


图2 图像颅骨去除过程图

3 模糊空间聚类分割脑组织

3.1 初始聚类中心的确定

在 MRI 图像去除颅骨之后,本文提出一种改进的模糊空间聚类方法来提取脑白质,即通过峰值自动检测法来确定初始聚类中心的个数和位置。首先采用平滑预测方法对图像的灰度直方图包络进行平滑。采用 3 阶多项式,2 次平滑,引入中间变量 E_j , 如式(4)所示:

$$E_j = \frac{1}{3}(P_j + P_{j-1} + P_{j-2}) \quad (4)$$

将式(4)写成

$$E_j = \frac{1}{3}P_j + \frac{1}{3}(P_{j-1} + P_{j-2} + P_{j-3}) - \frac{1}{3}P_{j-3} = \frac{1}{3}P_j + E_{j-1} - \frac{1}{3}P_{j-3}$$

其中 $E_{j-1} = P_{j-3}$, 推导出一次指数平滑数列的递推公式如式(5)所示:

$$E'_j = aP_j + (1-a)E'_{j-1} \quad (5)$$

式(5)中 $a = \frac{1}{3}$, 二次指数平滑数列的递推公式如式(6)所示:

$$E''_j = aE'_j + (1-a)E''_{j-1} \quad (6)$$

定义波峰函数 $P(i)$ 如式(7)所示:

$$P(i) = \begin{cases} 1, & P_i > P_{\max} \text{ 或 } P_i = P_{\max}, P_i > P_{\max} \\ 0, & P_i < P_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中 $0 \leq i \leq L-1$, L 为图像最大灰度值。把波峰 $P(i)$ 确定为聚类中心 V_0 , 波峰的个数为聚类类别数 c , 这样便确定了初始聚类的中心的坐标和个数。

3.2 模糊空间聚类提取脑组织

模糊空间聚类算法^[13]依据最小二乘原理采用迭代优化目标函数的方法来获得数据的最终划分。设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是图像所有像素灰度值的集合, c 是聚类中心的个数, 通过求目标函数的最小值得到最佳聚类。模糊空间聚类方法的目标函数为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (8)$$

本文算法具体步骤如下。

Step1. 确定模糊加权指数 m , $1 < m < \infty$, 当 $m = 2$ 时聚类效果最好, v_i 表示第 i 个聚类中心像素灰度值。|| || 用来度量数据点和聚类中心的相似度。通过自动峰值检测法找到波峰, 把波峰 $P(i)$ 确定为聚类中心 V_0 , 波峰的个数为聚类类别数 c , 满足

$2 \leq c \leq n$, 并通过式(9) 确定隶属函数。

$$\mu_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c (\|x_j - v_i\| / \|x_j - v_k\|)^{2/(m-1)} \quad (9)$$

Step2. 将一个空间代价函数 h_{ij} 加入隶属函数中, 可以充分利用图像的空间相关性, 对噪声起到一定的抑制作用, 空间代价函数为:

$$h_{ij} = \sum_{k \in NB(x_j)} \mu_{ik} \quad (10)$$

式(10)中, $NB(x_j)$ 表示以 x_j 为中心的窗口, 例如可以应用 3×3 或者 5×5 等的窗口, 窗口越大, 抗噪声能力越强。空间函数在当某一点周围即窗口中的像素点的灰度值都属于相同的类时, 取值较大。这样产生了新的隶属函数为:

$$\mu'_{ij} = \frac{\mu_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c \mu_{kj}^p h_{kj}^q} \quad (11)$$

计算初始隶属函数矩阵。其中参数 p 和 q 可以控制函数 u_{ij} 和 h_{ij} 各自重要的程度,而隶属函数则需要满足如下条件:

$$\sum_{i=1}^c \mu'_{ij} = 1, 1 \leq j \leq n, \mu'_{ij} \in [0, 1] \quad (12)$$

Step3. 根据如下公式

$$v_i = \sum_{k=1}^n (\mu'_{ik})^m x_k / (\mu'_{ik})^m \quad (13)$$

计算新的聚类中心,完成聚类中心的更新。

Step4. 根据公式(14)。

$$\mu'_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c (||x_j - v_i|| / ||x_j - v_k||)^{2/(m-1)} \quad (14)$$

计算新的隶属函数矩阵,并代入式(8)中计算新的目标函数。

Step5. 判断新的目标函数是否满足迭代终止条件 $||J_m^{(r+1)} - J_m^{(r)}|| \leq \varepsilon$, 算法停止迭代,否则返回 Step3,继续按顺序执行。直到找到满足终止条件的隶属矩阵为止。

本文采用基于峰值自动检测的模糊聚类方法来提取脑白质和脑灰质,其实验结果如图3所示。首先,通过第1节中的去噪方法对原始图像进行滤波,结果如图3(a)所示;其次,在颅骨去除后确定初始聚类中心,如图3(b)所示。图3(b)中,自动检测法确定的初始聚类中心由十字、方圈和叉标出,其分别位于白质,灰质,背景区域。图3(c)、图3(d)为峰值自动检测法的模糊空间聚类出的脑白质和脑灰质。

4 MRI 脑图像的三维重建

三维重建的实验数据选取如下:共两个人的MRI脑图像序列^[13,14],取其脑白质有效提取层,第一个人选取了114—230层,第二个人选取了123—226层。在MRI脑图像的三维重建中,本文利用文献[11]中的改进的移动立方体法—规则移动立方体法(Regularized Marching Cube, RMC)分别对以上数据进行三维重建。图4为三种观察视角的三维重建效果图,由图中可以看出两人的脑白质三维重建

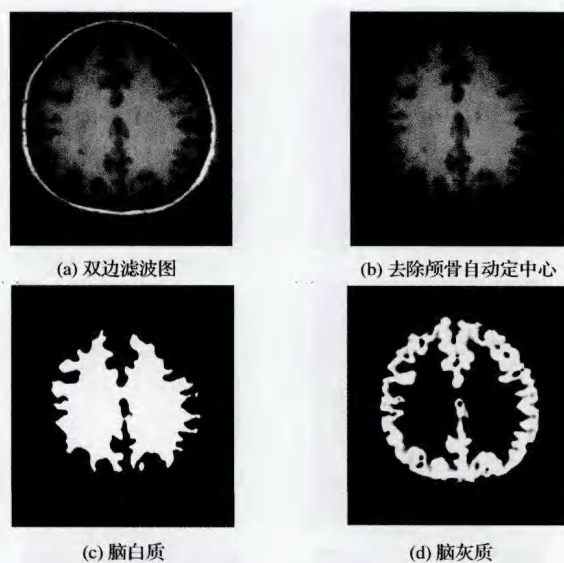


图3 模糊聚类方法的聚类过程及结果

效果均较好。



图4 脑白质三维重建示意图

5 结论

利用双边滤波去噪,有效地去除了图像条纹噪声,使得脑白质脑灰质对比更加突出、边界更加清

晰,为后续分割脑白质脑灰质做了充分的准备。改进的区域增长法有效地解决了 MRI 图像颅骨难以去除的问题,效果较好。改进的模糊空间聚类法无需迭代就可以找到聚类中心,极大地减少了运算时间,且避免了算法陷入局部最小值。聚类数的自动确定,同时增强了算法的自适应性,且不影响聚类结果。对人脑 MRI 图像序列进行了 3D 重建,效果良好、速度快,鲁棒性较强,说明了本文方法的有效性,具有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

- 1 Ramathilagam S, Pandiyarajan R, Sathya A, *et al.* Modified fuzzy c-means algorithm for segmentation of T1-T2-weighted brain MRI. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2011; 235 (6): 1578—1586
- 2 Li B N, Chui C K, Chang S, *et al.* Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation. *Computers in biology and medicine*, 2011; 41: 1—10
- 3 Macovski A. Noise in MRI. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1996; 36(3): 497—497
- 4 赵 伟,顾嗣扬. MRI 脑图像分割算法研究. *计算机仿真*, 2011; 28(2): 320—324
- 5 Manjon J V, Jose C C, Lull J J, *et al.* MRI denoising using Non-Local Means. *Medical Image Analysis*, 2008; 12(4): 514—523
- 6 Jong G P, Chulhee L. Skull stripping based on region growing for magnetic resonance brain images. *NeuroImage*, 2009; 7 (4): 1394—1407
- 7 Satheesh R T, Santosh K, Prasad K V, *et al.* Skull removal of noisy magnetic resonance brain images using contourlet transform and morphological operations. *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology*; USA: IEEE press, 2011; 4: 2627—2631
- 8 Resmi S A, Thomas T. A semi-automatic method for segmentation and 3D modeling of glioma tumors from brain MRI. *Biomedical Science and Engineering*, 2012; 5: 378—383
- 9 Suresh A S, Zheng W L, Michael W L, *et al.* Skull stripping using graph cuts. *NeuroImage*, 2010; 49(1): 225—239
- 10 Huynh V L, Kim J M. A generalized spatial fuzzy c-means algorithm for medical image segmentation. *Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems*; USA: IEEE press, 2009; 1: 409—414
- 11 王 溪,秦新强,党发宁,等. 医学图像三维重建的规则移动立方体法. *西安理工大学学报*, 2009; 25(4): 477—481
- 12 尚晓清,王玉玲. 基于双边滤波的图像处理算法研究. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2010
- 13 Carmichael O, Rabbaini J. Computer vision test images. <http://www.cs.cmu.edu/~cil/v-images.html>. 2011
- 14 Ronald L C, Keith A P. MRI brain test image sequences. <http://catalog.nucleusinc.com/nucleusindex.php>. 2011
- 15 Chuang K S, Tzeng H L, Chen S, *et al.* Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2006; 30(1): 9—15

Research on 3D Reconstruction and Segmentation of MRI Brain Image Sequences

ZHANG Yuan, ZHOU Yi

(Xuchang Gengxin Institute of Information Research, Xuchang 461000, P. R. China)

[Abstract] To conquer the weakness of existing MRI brain image segmentation and 3D reconstruction, a novel segmentation and 3D reconstruction method of MRI brain image sequences is proposed. At first, the MRI brain images are initially processed by bilateral filtering. And then the text proposes the approaches of region growing and other algorithms to remove the skull of T1-weighted MRI images which contain eyes and the ones which don't contain eyes, and the selection of the seed point is respectively manual selection and automatic selection. In order to extract the brain white matter accurately, the text adapts the approach of spatial fuzzy cluster to make cluster for tissue of the brain and adapts histogram automatic peak detection algorithm to determine the coordinates and number of the initial cluster centers. Finally the text uses regularized marching cube algorithm to make 3D reconstruction of the extracted brain white matter. Three MRI sequences of people are tested, the effect of the reconstruction is favorable which establish the foundation for subsequent quantitative analysis and visualization.

[Key words] MRI brain image three-dimensional reconstruction spatial fuzzy cluster bilateral filtering region growing regularized marching cube