

基于多属性的空间连续模糊聚类算法的血管分割

郝聚涛¹⁾ 赵晶晶²⁾ 陈庆奎¹⁾ 霍欢¹⁾

¹⁾ (上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

²⁾ (重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400030)

摘要 血管系统的 3 维显示对于图像导航神经外科和手术计划非常重要。提出了一种基于多属性的空间连续模糊聚类算法的血管分割算法来提取时飞磁共振血管造影 (TOF MRA) 图像中的血管, 该聚类算法同时利用了图像的灰度信息和几何信息来提取血管, 而目前已有算法仅采用灰度信息。在该算法中又提出了一个融合了灰度和几何形状的不相似性度量准则, 由于几何形状的采用, 使得该算法可以区分具有相似灰度但位于不同几何形状组织里的像素。为了验证该算法, 分别对 2 维和 3 维图像进行了分割, 实验结果表明, 该算法能够获得更好的分割结果。

关键词 模糊聚类 尺度空间分析 空间连续性 血管分割算法

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)08-1643-07

Multi-attribute Based Spatial Continuity Fuzzy Clustering Algorithm for Blood Vessels Segmentation

HAO Ju-tao¹⁾, ZHAO Jing-jing²⁾, CHEN Qing-kui¹⁾, HUO Huan¹⁾

¹⁾ (School of Optical-electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093)

²⁾ (State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400030)

Abstract A three-dimensional representation of vasculature system can be extremely important in image-guided neurosurgery, pre-surgical planning. In this paper, a multi-attribute based spatial continuity fuzzy clustering algorithm (multi-attribute based spatial continuity fuzzy clustering algorithm, MASCFCM) is proposed for segmenting entire blood vessels from the time of flight magnetic resonance angiography (TOF MRA) images. This clustering method takes both the intensity information and the geometrical information into account, while most of the current clustering methods only deal with the former. In this method, a new dissimilarity method, which integrates the intensity and the geometry shape dissimilarity, is introduced. Because of the presence of the geometrical information, the new measure is able to differentiate the pixels with similar intensity values within different geometrical shape structures. To evaluate the algorithm, the algorithm is exerted on both 2D and 3D images and the experimental results show that the new algorithm can achieve better segmentation results.

Keywords fuzzy clustering, scale space analysis, spatial continuity, blood vessel segmentation.

1 引言

医学图像中的血管分析对于疾病诊断和介入治

疗具有重要的作用。血管系统的 3 维显示对于图像导航神经外科和手术计划尤其重要。通常的做法是采用最大灰度投影 (MIP) 方法, 即通过选择投射方向上的最大灰度值, 将 3 维数据投射到 2 维平面。

基金项目: 上海优秀青年基金项目 (slg08014)

收稿日期: 2008-09-02; 改回日期: 2009-01-16

第一作者简介: 郝聚涛 (1976 ~), 男, 讲师。2007 年 12 月于上海交通大学获计算机科学与技术专业博士学位。主要研究方向为图像处理、模式识别, 无线传感器网络。E-mail: jt_hao@usst.edu.cn

该种方法的最大缺点是背景伪影或其他组织可能会破坏血管系统中灰度相对较低和较为细小的部分。因此,可取的方法是在利用图像之前先进行血管组织的提取。

目前针对血管分割提出了一系列的算法^[1-2],这些算法可以划分为 4 大类:尺度空间分析,变形模型,统计模型和混合方法。

在多尺度滤波中,每幅图像分别和一系列不同尺度的高斯滤波器进行卷积。对图像中每个像素求赫斯矩阵的特征值,通过对特征值进行分析来判断该像素属于血管还是背景。在滤波输出结果中,血管组织灰度被增强,而背景噪声和平面组织如皮肤则灰度减弱。增强后的图像可以被直接采用^[3],也可以进行阈值分割^[4]或者活动轮廓方法进行分割^[5]。

Lorigo 等人采用测地主动轮廓线算法来分磁共振血管造影(MRA)速度图像^[6]。在文献[7]中,通量最大几何流被用来提取对比度较低且在灰度图像中表现为较亮区域的细长的结构组织,其核心思想是结合幅值以及合适的矢量场的方向。文献[8]采用一个具有软形状先验的隐式变形模型分割血管。

文献[9]、[10]采用统计模型由 TOF (time of flight) 数据中提取血管。Chung 和 Noble 融合 PCA (phase contrast angiography) 数据的速度和相位信息来增强血管的分割^[11]。等灰度组织方向被用在文献[12]中来分割血管,该方法利用了灰度分布的连续性。

磁共振血管造影是一种无创伤的基于磁共振流的成像技术。多样的获取序列和技术使得磁共振血管造影可以获得血管细致的图像而且还可以被用来诊断血管疾病及制订手术计划。MRA 常用的技术有 3 种,分别为:时飞法(TOF)、相位对比法和对比增强法。鉴于 TOF 法成像速度快,并且是目前医院使用最广的成像方法,因此,在本论文中所有试验都是以针对 TOF MRA 为主。

几种因素的综合使得血管的分割变得异常困难,首先,血管表现为细长的管状结构,结构复杂且粗细大小不一,变化很大。其次,由于 TOF 成像原理,使得血管在图像中的灰度变化巨大。最后,噪声和伪影给血管的分割带来了额外的困难。

本文提出了一个结合空间连续性的多属性模糊聚类算法来提取血管。该聚类算法同时利用了图像的灰度信息和几何信息,而目前已有算法仅采用灰度信息。提出了一个结合灰度和几何形状的不相似

性度量,使得该算法可以区分在不同几何形状组织里具有相似灰度的像素。实验结果表明,该算法能够获得更好的分割结果。

2 血管的几何属性建模

TOF 造影图像显示了病人的血流信息。图像的灰度值与血流速度成正比。由于血液的黏性、摩擦阻力降低了血管壁附近的血流速度。因此,血管的灰度是不均匀的,血管壁附近的灰度值较低,而中心区域亮度较高。因此 TOF 图像灰度变化范围较大,一些细小血管和其余组织会在灰度上发生重叠,这给仅依靠像素灰度特征进行分割的模糊聚类算法带来了无法克服的困难。

为克服这个问题,需要采用额外的图像本身的其他信息。利用 TOF MRA 成像原理和血管圆柱体的几何形状特性,提出了许多不同的多尺度方法来对灰度图像中的管状物体进行建模。本文采用 Frangi 的多尺度血管增强滤波器来提取原始灰度图像中的几何属性^[3]。

在一个像素的局部邻域内分析图像结构灰度值分布非常有用。局部结构分析的一种可能的方法是局部方向。这个特性已被用在图像分割中^[4,7,12],同时也是本文主要动机。

基于赫斯矩阵 H 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 提出了很多管状结构的建模方法。对于 3 维图像中的管状物体,如图 1 所示 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 满足: $|\lambda_1| \approx 0$; $|\lambda_1| \ll \ll |\lambda_2|$; $\lambda_2 \approx \lambda_3$ 。

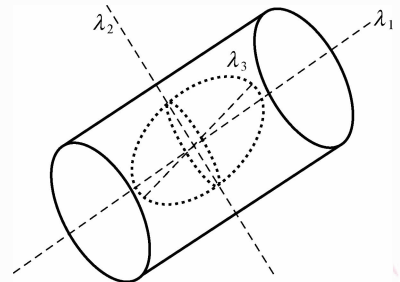


图 1 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 对应方向

Fig. 1 The directions corresponding to $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$

本文选择 Frangi 的管状度量是由于其综合了 3 个特征值的信息。对特征值进行如下排序 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$ 。3 个用来区分血管组织的量值定义为:

$$r_1 = |\lambda_2| / |\lambda_3| \quad (1)$$

$$r_2 = |\lambda_1| / \sqrt{|\lambda_2\lambda_3|} \quad (2)$$

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2} \quad (3)$$

式中, r_1 用来区分点状和线状结构, r_2 区分片状结构, 量值 S 被用来抑制随机噪声的影响。

血管度量定义为

$$V(\sigma) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } \lambda_2 < 0 \text{ 或 } \lambda_3 < 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{r_1^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{r_2^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) & \end{cases} \quad (4)$$

式中, α, β 和 c 是用来控制线性滤波器对测度 r_1, r_2 和 S 敏感性的阈值。在通常情况下 α 和 β 取固定值 0.5 可以获得很好的结果, 而 c 的取值依赖于图像的灰度范围, 通常取最大值赫斯矩阵范数的一半。

3 基于多属性空间连续模糊聚类算法的分割

3.1 模糊 C 均值算法与空间约束模糊 C 均值算法

模糊 C 均值 (FCM) 已经被用在处理包括医学图像在内的多种图像处理应用中^[13-14]。它的优势主要有实施简便、具有较强的鲁棒性、能够处理多通路数据和可以对数据的不确定性进行建模。

从数学角度, FCM 试图最小化关于隶属度函数 μ_{ij} 和聚类中心 v_i 的目标函数:

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{j \in \Omega} \sum_{i=1}^C \mu_{ij}^m \|y_j - v_i\|^2 \quad (5)$$

式中, y_j 表示在像素点 j 处的观测值, C 为聚类数, Ω 表示图像域。参数 m 为模糊隶属度的加权幂指数, 用来决定聚类结果的模糊度。

隶属度函数值被限定为非负且满足:

$$\sum_{i=1}^C \mu_{ij} = 1 \quad (6)$$

由式(5)可以看出, 在 FCM 目标中并没包含任何关于观测值间的空间依赖信息。因此, 计算的隶属度函数对图像中的噪声比较敏感, 文献[15]、[16]给出了空间约束聚类算法。空间约束 FCM (FCM_S) 目标函数定义为

$$J_{\text{FCM}_S} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C \mu_{ij}^m \|y_j - v_i\|^2 + \frac{\gamma}{N_R} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C \mu_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \|y_r - v_i\|^2 \quad (7)$$

式中, N_j 表示位于像素 j 窗口的邻居集, N_R 表示其基数。 γ 是惩罚参数。

3.2 结合血管几何属性的空间连续模糊聚类分割算法

尽管引入空间约束的 FCM_S 在应对噪声方面表现得更为有力, 但是它也只利用了图像的灰度信息, 不相似性度量仅是特征向量和聚类中心的函数, 并未用到血管的几何形状属性。通常仅基于灰度属性的模糊聚类算法并不能得到满意结果, 这主要是由于不相似性度量仅采用了灰度信息, 可能导致低对比度血管的丢失。

为了提高算法的性能, 本文引入了包含几何形状信息的不相似性度量。利用形状信息, 细微血管和背景之间的差异被放大。

首先, 采用 Frangi 多尺度血管滤波器对原始图像数据进行增强^[3]。在增强后的图像中, 血管的亮度被提升而背景噪声信号被压制。因此, 血管和背景间的对比度被放大, 便于提取细微血管。

其次, 原始图像中的灰度属性和增强图像中的几何形状信息被结合到一个模糊聚类算法中。观察 Frangi 的增强滤波器可以看出, 滤波器的输出结果和原始图像的实际灰度并无直接关系, 而是反映了图像中血管的几何形状信息。该算法可以解决传统 FCM 算法不能克服的许多问题。一方面, 由于使用了几何信息, 新方法可以防止低亮度毛细血管和背景的错分以及大动脉和高亮度噪声的错分。另一方面, 灰度信息的使用可以提高血管和其他管状组织的区分。

给定数据集 $\Gamma = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\} \subset \mathbf{R}^L$, $Y_j = \{y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jL}\}$ 和聚类中心 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_C\}$, $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iL}\}$ 。聚类的目的是将 Γ 划分为 C 个类。空间连续的多属性模糊聚类算法的目标函数的定义为

$$J_{\text{MAFCM}_S} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^L \mu_{ij}^m \left(\|y_{jk} - v_{ik}\|^2 + \frac{\gamma}{N_R} \sum_{r \in N_j} \|y_{rk} - v_{ik}\|^2 \right) \quad (8)$$

通过计算聚类中心和隶属度函数, 使其满足零梯度条件, 可以推导出最小化公式(6)的迭代算法。对式(6)求关于 μ_{ij} 的偏导数, 并使其等于零。

$$\mu_{ij} = \frac{\left(\sum_{k=1}^L \left(\|y_{jk} - v_{ik}\|^2 + \frac{\gamma}{N_R} \sum_{r \in N_j} \|y_{rk} - v_{ik}\|^2 \right) \right)^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{\omega=1}^C \left(\sum_{k=1}^L \left(\|y_{jk} - v_{\omega k}\|^2 + \frac{\gamma}{N_R} \sum_{r \in N_j} \|y_{rk} - v_{\omega k}\|^2 \right) \right)^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (9)$$

关于 v_{ik} 的最小化式(6), 得到迭代函数

$$v_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \left(y_{jk} + \frac{\gamma}{N_{Rr} \in N_j} \sum y_{rk} \right)}{(1 + \gamma) \mu_{ij}^m} \quad (10)$$

基于多属性的空间连续模糊聚类算法可以被简要总结为图 2。

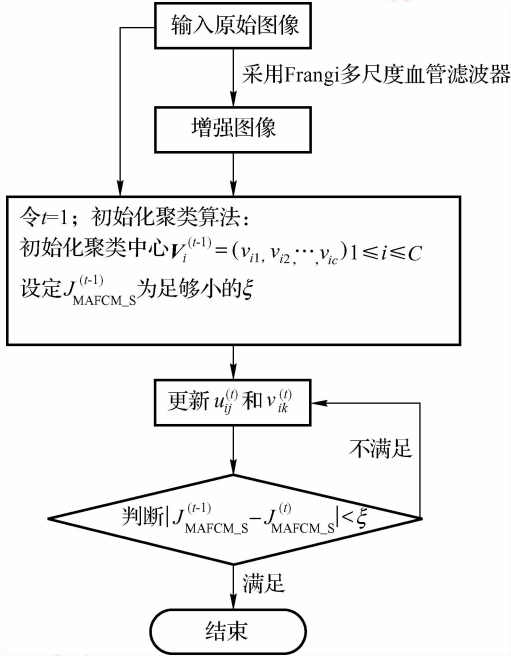


图 2 程序流程图

Fig. 2 The program flow chart

4 实验结果

在本节,将利用 2 维图像和 3 维数据测试算法的性能。在以下试验中,参数设置情况为: $C = 3$; $m = 2$, $\alpha = 0.2$, $N_R = 4$ (2 维图像) 或者 $N_R = 6$ (3 维图像)。用 MAFCM (multi-attribute based fuzzy clustering algorithm) 表示未采用空间连续性约束的多属性模糊聚类。

4.1 2 维数据实验

实验中,为了验证所提算法,分别对 2 维 MIP 图像和 2 维合成图像施加了 FCM, FCM_S 及本文的 MASFCM (multi-attribute based spatial continuity fuzzy clustering algorithm) 算法。

实验 1 2 维 MIP 图像

图 3(a) 给出了原始 MIP 图像。采用尺度 $\sigma = 0.8$ 增强后图像如图 3(b) 所示。图 3(c) 和图 3(d) 分别显示了 FCM 和 MASFCM 的聚类结果,其对应的二值分割结果如图 3(e) 和图 3(f) 所示。对比两个分割结果可以发现。本文所提算法对于细微血管的提取具有更好的效果。

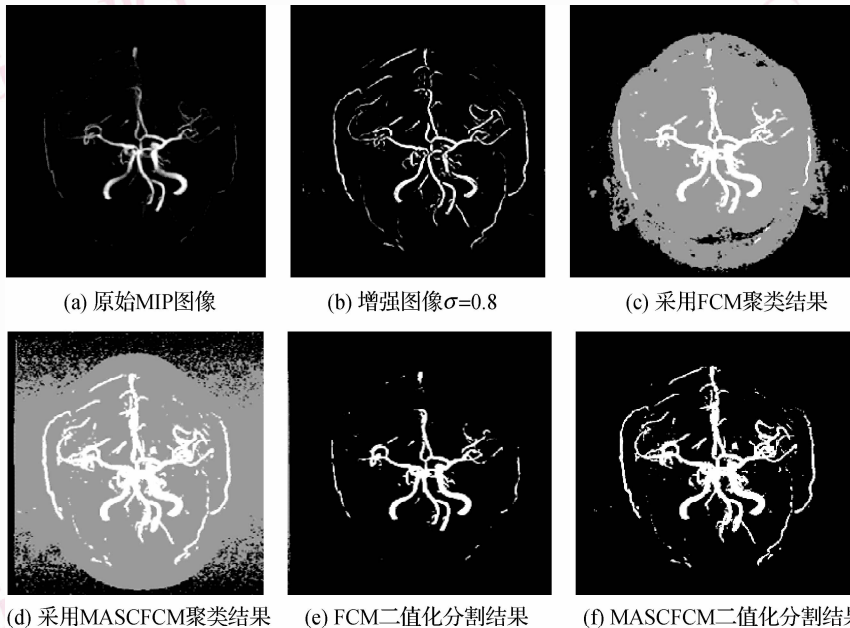


图 3 FCM 和 MASFCM 对 MIP 图像分割结果比较

Fig. 3 Comparison segmentation results of FCM and MASFCM on MIP image

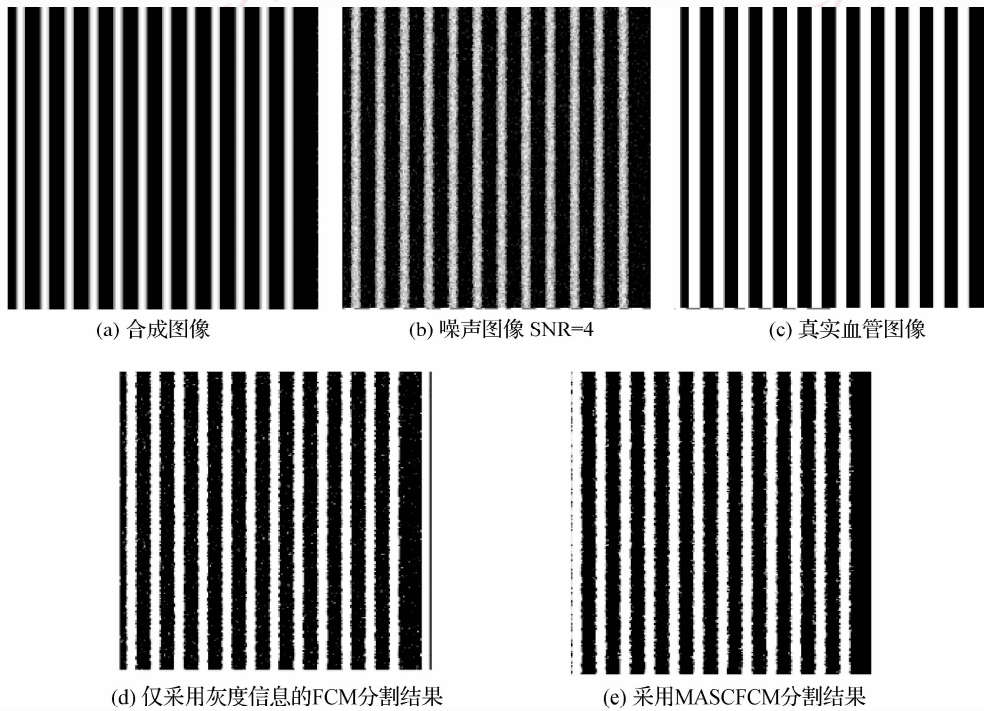


图 4 合成图像分割

Fig. 4 Synthetic image segmentation

实验 2 合成图像

在实验中,首先合成了具有 12 条血管的 2 维图像。血管采用抛物线灰度剖面生成,符合 TOF 成像的规律,每条血管的宽度为 8 像素。合成的原始图像如图 4(a) 所示,图 4(b) 给出了添加噪声后的图像 (SNR=4)。对应的真实血管如图 4(c) 所示。图 4(d) 和图 4(e) 给出了采用 FCM 算法和本文所提 MASCFCM 的聚类结果。

实验结果表明,FCM 算法的错分率为 4.547 9%,而 MASCFCM 的错分率为 3.321 6%。错分率的计算公式为

$$\text{错分率} = \frac{\text{错分的像素数}}{\text{总的像素数}} \times 100\% \quad (11)$$

4.2 3 维数据实验

本试验中用的 3 维数据由 1.5T 扫描机获得,体素大小为 $0.859 \times 0.859 \times 1.017 \text{ mm}^3$,图像尺寸为 $256 \times 256 \times 115$ 个体素。采用 VTK (visualization toolKit) 对分割结果进行 3 维绘制显示。

图 5(a) 为 3 维数据的 MIP 图像。采用 FCM 和 FCM_S 算法得到的分割结果分别显示在图 5(b) 和图 5(c) 中。本试验的主要目的是提高算法对细微血管的检测能力,因此尺度被设定为常数: $\sigma = 0.8$ 。采用 MAFCM 和 MASCFCM 算法的分割结果分别被

显示在图 5(d) 和图 5(e) 中。对比图 5(b)、图 5(c)、图 5(d) 和图 5(e) 可以发现,由于几何特征的引入, MASCFCM 算法对于细微血管具有更强的检测能力。

对于图像分割质量的评价一般都有一个量化的评价标准。这种情况的前提是存在一个标准图像,用所得结果与标准图像进行比较,来评价算法的性能,比如错分率等。

医学图像,尤其对于复杂的血管系统来说很难获得一个标准图像。这个标准图像的来源一般有两种:第 1 种:由放射科专家手工对单张图像进行分割,将得到的结果作为标准图像。这种方法非常烦琐,而且结果也受个人主观的影响。第 2 种:采用高速 CT 获得清晰图像,然后加入噪声,对噪声图像进行分割,将结果和原始清晰图像进行错分率比对。由于实验条件限制,上述两种方法目前很难实现。另外一个就是质量评价,对于质量评价一般就是将 3 维图像与不同角度的 MIP 进行比对,而比对结果由放射科或脑科专家进行比对。这也是本文所采用的方法。本文所有试验结果都由同济医院的放射科专家对错分率进行了评定,评定结果也证实了本文所提算法的正确性和准确性。

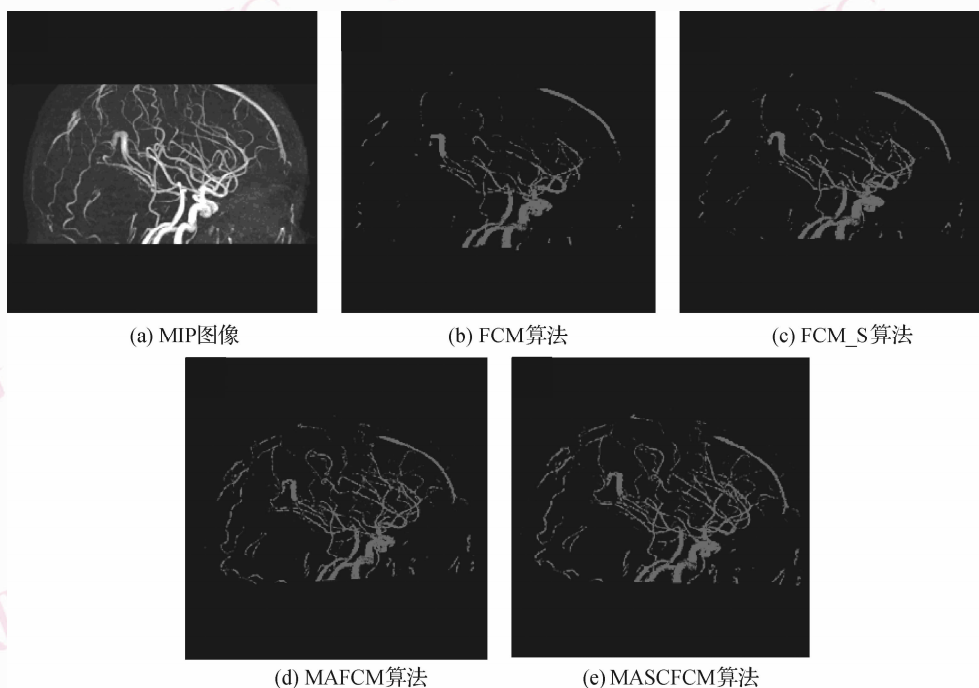


图 5 3 维 MRA 数据的分割结果

Fig. 5 An illustration of segmentation results on 3D MRA image

5 结 论

血管系统的 3 维显示对于图像导航神经外科手术计划尤其重要。本文提出了一个结合空间连续性的多属性模糊聚类算法来提取血管。该聚类算法同时利用了图像的灰度信息和几何信息,而目前已有算法仅采用灰度信息。提出了一个结合灰度和几何形状的不相似性度量,使得该算法可以区分在不同几何形状组织里具有相似灰度的像素。实验结果也表明,该算法能够获得更好的分割结果。

首先,采用多尺度血管滤波器对原始图像数据进行增强。在增强后的图像中,血管的亮度被提升而背景噪声信号被压制。因此,血管和背景间的对比度被放大,便于提取细微血管。

其次,原始图像中的灰度属性和增强图像中的几何形状信息被结合到一个模糊聚类算法中。观察 Frangi 的增强滤波器可以看出,滤波器的输出结果和原始图像的实际灰度并无直接关系,而是反映了图像中血管的几何形状信息。该算法可以解决传统 FCM 算法不能克服的许多问题。一方面,由于使用了几个信息,新方法可以防止低亮度毛细血管和背景的错分以及大动脉和高亮度噪声的错分。另一方

面,灰度信息的使用可以提高血管和其他管状组织的区分。

由于完整的血管系统是非常复杂的,其真实结果不可能通过手工获得。为了弥补这个缺陷,采取将试验结果和 MIP 比对以及请放射专家评估分割准确性的方法验证了本文所提方法的正确性和有效性。

参考文献 (References)

- 1 Kirbas C, Quek F. Vessel extraction techniques and algorithms: a survey [A]. In: Proceedings of the 3rd IEEE Symposium on Bioinformatics and BioEngineering [C], Washington, DC, USA, 2003: 238-245.
- 2 Suri J S, Liu K. A review on MR vascular image processing: skeleton versus nonskeleton approaches: Part II [J]. IEEE Transactions on Information Technology In Biomedicine, 2002, 6(4): 338-350.
- 3 Frangi A, Niessen W, Vincken K. Multiscale vessel enhancement filtering [A]. In: Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing Computer-assisted Intervention [C], Cambridge, MA, USA, 1998, 1496: 130-137.
- 4 Sato Y, Nakajima S, Shiraga N. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images [J]. Medical, Image Analysis, 1993, 2(2): 143-168.
- 5 Krissian K, Malandain G, Ayache N. Model based multiscale detection of 3D vessels [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Santa

- Barbara, CA, USA, 1998:722-727.
- 6 Lorigo L M, Faugeras O D, Grimson W E L. CURVES: curve evolution for vessel segmentation [J]. *Medical Image Analysis*, 2001, **5**(3): 195-206.
- 7 Vasilevskiy A, Siddiqi K. Flux-maximizing geometric flows [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(12):1565-1578.
- 8 Delphine N, Anthony Y, Greg T. Vessel segmentation using a shape driven flow [A]. In: *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention [C]*, Saint-Malo, France, 2004: 51-59.
- 9 Hassouna M S, Farag A A, Hushek S. Cerebrovascular segmentation from TOF using stochastic models [J]. *Medical Image Analysis*, 2006, **10**(1):1-18.
- 10 Wilson D L, Noble J A. An adaptive segmentation algorithm for time-of-flight MRA data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, **18**(10):938-945.
- 11 Chung A, Noble J A. Statistical 3D vessel segmentation using a Rician distribution [A]. In: *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing Computer-assisted Intervention [C]*, Cambridge, UK, 1999, **1679**:82-89.
- 12 Wong C K, Chung C S. Bayesian image segmentation using local iso-intensity structural orientation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(10) 1512-1523.
- 13 Bezdek J C, Hall L O, Clarke L P. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition [J]. *Medical Physics*, 1993, **20**(4):1033-1048.
- 14 Pham D L, Prince J L, Dagher A P. An automated technique for statistical characterization of brain tissues in magnetic resonance imaging [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1997, **11**(8):1189-1211.
- 15 Liew A W C, Leung S H, Lau W H. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity [J]. *IEE Proceeding of Vision, Image and Signal Processing*, 2000, **147**(2) 185-192.
- 16 Pham D L. Spatial models for fuzzy clustering [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001, **84**(2):285-297.