

# 基于 Level Set 方法的医学图像分割\*

朱付平, 田捷, 林瑶, 葛行飞

(中国科学院 自动化研究所 人工智能实验室, 北京 100080)

E-mail: zhufuping@sina.com; tian@doctor.com

http://www.3dmed.net

**摘要:** 对图像分割进行了研究,这是医学图像处理中的关键问题之一.提出了一种结合 Fast Marching 算法和 Watershed 变换的医学图像分割方法.首先用非线性扩散滤波对原始图像进行平滑,然后利用 Watershed 算法对图像进行过度分割,最后用改进的 Fast Marching 方法对图像进行分割.除此之外,根据区域之间的统计特性的相似度重新定义了 Fast Marching 方法的速度函数.实验结果表明,该方法能够快速、准确地得到医学图像的分割结果.

**关键词:** 水平集;Fast Marching 方法;图像分割;医学图像;Watershed 变换

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

图像分割是医学图像处理中的重要研究内容之一.从医学图像中准确地提取目标物体是三维重建的基础,也是医学图像处理系统在临床上得到实用的基础,同时又是一个经典难题.由于问题的重要性和困难性,从 20 世纪 70 年代起,图像分割问题就吸引了很多研究人员为之付出巨大的努力.

水平集(level set)方法主要是从界面传播等研究领域逐步发展起来的.它是处理封闭运动界面随时间演化过程中几何拓扑变化的有效的计算工具.Osher 和 Sethian<sup>[1]</sup>首先提出依赖于时间的运动界面的水平集描述.其主要思想是将移动的界面作为零水平集嵌入高一维的水平集函数中,这样,由闭超曲面的演化方程可以得到水平集函数的演化方程,而嵌入的闭超曲面总是其零水平集,最终只要确定零水平集即可确定移动界面演化的结果.Level Set 方法自提出以来,已在图像处理和计算机视觉等领域得到了广泛的应用.比如:Sethian<sup>[1]</sup>等人用 Level Set 去除图像噪声;Malladi<sup>[2]</sup>将其应用于图像分割,特别是医学图像的分割和重建中;Bertalmio<sup>[3]</sup>等人将 Level Set 应用于图像变形和破损图像的修复中;Masouri<sup>[4]</sup>将 Level Set 用于运动目标跟踪领域;Paragios 和 Deriche<sup>[5]</sup>用 Level Set 方法进行纹理分割以及运动目标分割和跟踪;Samson<sup>[6]</sup>等人用 Level Set 方法实现图像分类等等.

本文给出了一种结合 Fast Marching 算法和 Watershed 变换的医学图像的分割方法.该方法首先用非线性扩散滤波对原图像进行平滑,以滤掉图像噪声;然后利用 Watershed 算法对图像进行过度分割(分割的区域数目超过图像中包含的实际对象数),最后用改进的 Fast Marching 方法对图像进行分割.由于引入了过度分割,该方法只需计算种子点到其所在的区域边界的到达时间,对于区域内部的其他像素点,由于其区域的一致性,种子点跨越内部像素点的到达时间无须计算,这样,算法的运算速度大为改善.而且,我们还根据相邻区域之间的统计特性相似度重新定义了 Fast Marching 方法的速度函数.

本文第 1 节简单介绍了 Watershed 变换.第 2 节对 Level Set 方法进行了简单的概述.第 3 节给出了改进的

\* 收稿日期: 2002-03-04; 修改日期: 2002-07-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60071002;60072007;69931010;60172057)

作者简介: 朱付平(1974 - ),男,安徽枞阳人,博士生,主要研究领域为模式识别与图像处理,医学图像分割;田捷(1960 - ),男,安徽芜湖人,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为模式识别与智能系统,计算机网络与多媒体;林瑶(1972 - ),女,重庆人,博士,主要研究领域为模式识别与图像处理;葛行飞(1976 - ),男,山东鱼台人,博士生,主要研究领域为模式识别与图像处理,计算机网络.

Fast Marching 方法.第 4 节进行了实验.最后进行了总结与讨论.

## 1 Watershed 变换

Watershed(分水岭)算法是一种基于数学形态学的方法,最早由 L.Vincent 和 P.Soille<sup>[7]</sup>用于图像处理中.Watershed 算法也可以分类为基于区域的分割方法.Watershed 方法<sup>[8]</sup>的思想来源于地理学:它将梯度幅值图像看成一幅地形图,而梯度幅值对应于海拔高度,图像中不同梯度值的区域就对应于山峰和山谷间盆地.设想在各个局部极小值点的位置打一个洞,然后将地形图逐渐浸入一个湖中,全局极小值点的盆地先进水.水位逐渐升高漫过盆地,当相邻两个盆地的水即将合并时,在两个盆地之间建坝拦截.这一过程将图像划分为许多个山谷盆地,分水岭就是分隔这些盆地的堤坝.Watershed 算法的基本步骤如下:

- (1) 非线性扩散滤波平滑图像;
- (2) 计算平滑后图像的梯度图;
- (3) 计算梯度图的最大值 MAX;
- (4) 选择合适的水淹阈值  $DT=MAX*1/n$ ,  $n$  是自然数,控制阈值  $DT$  的大小;
- (5) 对每一个像素,如果当前的像素和其 8-邻居的值都小于  $DT$ ,则合并当前像素及其 8-邻居;
- (6) 合并过小区域(如:区域包含的点数 $<10$ ).

分水岭算法将产生原始图像的过度分割图(分割的区域数目超过图像中包含的实际对象数),过度分割的区域数目取决于水淹阈值  $DT$  的大小.

## 2 Level Set 方法

Level Set 方法的基本思想是将平面闭合曲线隐含地表达为二维曲面函数的水平集,即具有相同函数值的点集,通过 Level Set 函数曲面的进化隐含地求解曲线的运动.尽管这种转化使得问题在形式上变得复杂,但在问题的求解上带来很多优点,其最大的优点在于曲线的拓扑变化能够得到很自然的处理,而且可以获得唯一的满足熵条件的弱解.

Level Set 函数的演化满足如下的基本方程:

$$\Phi_t + F|\nabla\Phi| = 0. \quad (1)$$

其中,  $\Phi$  为 Level Set 函数,其零水平集表示目标轮廓曲线,即

$$\Gamma(t) = \{x | \Phi(x, t) = 0\}; \quad (2)$$

$|\nabla\Phi|$  表示 Level Set 函数的梯度范数;  $F$  为曲面法线方向上的速度函数,控制曲线的运动,一般  $F$  包括与图像有关的项(如梯度信息等)以及与曲线的几何形状有关的项(如曲线的曲率等).

Level Set 算法中最普通的一种就是所谓的 Fast Marching 方法.现在我们简要地讨论一下文献[9]中提出的 Fast Marching 方法(详细描述见文献[9]).假定  $\Gamma$  是一个超平面的初始位置,  $F$  是在法线方向上的速度.在 Level Set 算法中,我们视  $\Gamma$  是一个高维函数  $\Phi(x, y, z)$  的零水平集.然后,根据链式规则,可以产生如式(1)所描述的运动的超平面的演化方程.

现在我们来考虑一种界面运动的特殊情况,即界面的运动速度  $F > 0$ .假定  $T$  是界面经过一个指定点  $(x, y)$  的时间,这样,  $T$  就满足如下的方程:

$$|\nabla T|F = 1. \quad (3)$$

这个式简单地说明了到达时间的梯度和界面的运动速度成反比.从广义上说,有两种方法可以用来近似运动的界面随时间变化的位置,一种是通过迭代和数字近似式(1)中的微商来解决;另一种是构建式(3)中到达时间  $T$  的解决方案.而 Fast Marching 方法依赖于后一种方法.

式(3)是著名的 Eikonal 方程的一种形式, Sethian 在文献[9]中指出,要得到式(3)中的到达时间  $T$ , 等价于求解下面的二次方程(具体的近似解决方案见文献[9, 10]):

$$\left[ \max(D_{j-x}^- T, 0)^2 + \min(D_{j+x}^+ T, 0)^2 + \max(D_{i-y}^- T, 0)^2 + \min(D_{i+y}^+ T, 0)^2 \right]^{\frac{1}{2}} = \frac{1}{F_{i,j}} \quad (4)$$

这里,  $D^-$  和  $D^+$  分别是后向差分和前向差分算子.

下面, 我们给出 Fast Marching 方法的具体步骤:

初始化:

(1) 活动点: 是指所有网格点中时间  $T$  固定的点. 在我们的算法中就是用户指定的种子点, 时间  $T(x,y)=0$ , 如图 1 所示, 以二维情况为例;

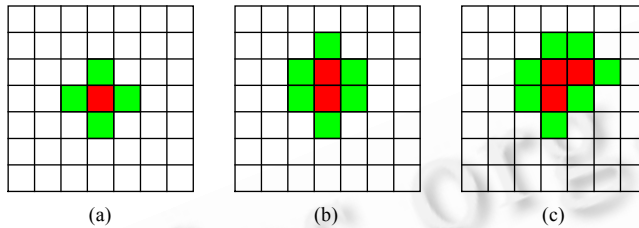


Fig.1 Alive, narrowband and faraway points

图 1 活动、窄带以及远离点示意图

(2) 窄带点: 所有在窄带中的点叫做窄带点. 在我们的算法中就是所有种子点的 4-邻接的点, 时间  $T(x,y)=1/F(x,y)$ , 如图 1 所示, 以二维情况为例;

(3) 远离点: 除了活动点和窄带点以外, 所有其他的网格点为远离点,  $T(x,y)=TIME\_MAX$ , 如图 1 所示, 以二维情况为例.

循环:

(1) 开始循环: 设点  $(i,j)$  是窄带中具有最小时间  $T$  的点;

(2) 标识点  $(i,j)$  为活动点, 并从窄带中删除;

(3) 标识点  $(i,j)$  的 4-邻接点: 如果点  $(i,j)$  的邻接点为活动点, 则不改变时间; 如果其邻接点为窄带点, 则按照式

(4) 更新邻接点的时间; 如果其邻接点为远离点, 则标识该邻接点为窄带点, 同时按照式(4)更新该邻接点的时间;

(4) 如果某一点的到达时间超过指定的阈值, 则结束循环, 否则, 跳到(1);

图 1 正中间的格子表示活动点, 它的 4-邻接表示窄带点, 而白色的格子表示远离点. 图 1(a) 表示 Fast Marching 方法的开始, 图 1(b) 和图 1(c) 表示 Fast Marching 方法的演化过程.

### 3 改进的 Fast Marching 方法

从 Fast Marching 方法的具体步骤, 我们很容易知道, 在最坏的情况下, Fast Marching 方法需要遍历一幅图像的所有像素, 当然, 这也取决于速度函数的定义以及相应参数的取值. 在文献[11]中, R.Malladi 定义了如下的速度函数:

$$F(x,y) = e^{-\alpha |\nabla G_{\sigma} * I(x,y)|} \quad (5)$$

这里,  $I(x,y)$  为原始图像,  $\nabla$  是梯度算子,  $G_{\sigma} * I(x,y)$  表示对原始图像进行高斯平滑, 而  $0 < \alpha < 1$  是权重系数.

由式(5)可知, 速度函数  $F(x,y)$  仅仅依靠图像中的边界信息, 也就是图像的梯度信息, 而没有充分地利用图像区域的全局信息. 因此, 图像中边界模糊的地方就很难获得理想的分割效果.

图 2(a) 表示 CT 膝关节图像, 箭头所指的分别是选择的种子点和边界模糊的地方. 图 2(b) 表示在图像边界模糊的地方分割结果跨越了边界, 这是与速度函数的定义以及参数  $\alpha$  的选择息息相关的. Fast Marching 方法的关键在于对速度函数的选取. 由于其速度函数选取了图像的梯度信息, 也就是图像的边界信息, 而没有充分地利用图像区域的全局信息, 这必然导致了在图像灰度比较接近、边界模糊的地方, 分割结果发生错误.

一般来说, 图像是由一块块的小区域构成的, 每块小区域都具有相同的性质, 像灰度值比较接近、纹理结构相似等. 如何有效地利用这些相邻小区域的信息, 对最后的分割结果至关重要. 为此, 我们引入 Watershed 变换, 先

把图像过度分割(分割的区域数目超过图像中包含的实际对象数)成许多这样的小区域.

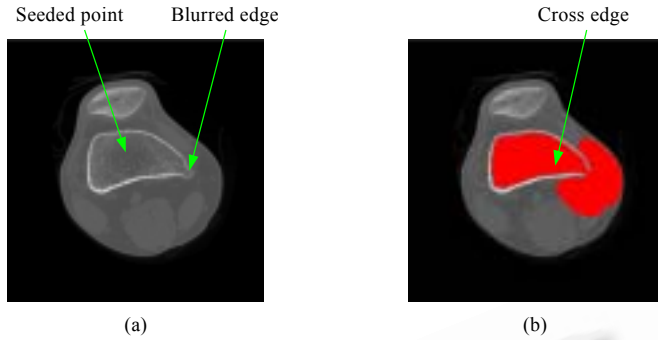


Fig.2 Traditional Fast Marching method crosses the blurred edge  
图2 传统的 Fast Marching 方法跨越图像边界示意图

对图像进行过度分割有 3 个方面的好处.一方面,对 Fast Marching 方法而言,假设种子点(活动点)位于一个小区域的内部,我们只需计算种子点到其边界像素点的到达时间.对于这个小区域内部的其他像素点,由于它们具有相同的性质(在我们的算法中是指像素点的灰度值比较接近),所以,种子点到达这些像素点的时间无须计算.这样,Fast Marching 方法的速度就得到了改善.另一方面,由于过度分割后这些小区域的边界有可能是潜在的正确的分割结果,所以,我们约定最后的分割结果的边界一定位于由过度分割得到的区域的边界上,从而减少了分割的盲目性,提高了分割的准确性.第 3 个方面,相邻的这些小区域的局部大统计特征的相似度对 Fast Marching 方法的速度函数来说,具有很好的参考价值.

记 Watershed 变换对图像进行过度分割后的区域为  $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n, n$  为过度分割后的区域数.每个区域  $R_i$  的统计特征记为  $\{SF_{i,j} | 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m\}$ ,其中  $m$  表示区域统计特征的个数. $SF_{i,1}$  是该区域内像素的灰度均值, $SF_{i,2}$  是该区域内像素的灰度方差.所需记录的特征的个数可以根据图像的特性来决定,例如,如果图像中有明显的纹理,则可以在区域特征集中增加区分纹理的特征.在我们的实验中,只用到  $SF_{i,1}$  和  $SF_{i,2}$  两个特征.

图 3 给出的是 Watershed 变换后两个相邻的区域  $R_1$  和  $R_2$ ,种子点(活动点) $s_1$  设在区域  $R_1$  中.图中点  $p_1$  和  $p_2$  所在的曲线表示的是区域  $R_1$  和  $R_2$  共同的边界, $p_1, p_2, p_3, \dots$  是边界上的像素点,而  $q_1, q_2, q_3, \dots$  是区域  $R_1$  中其他边界上的像素点.

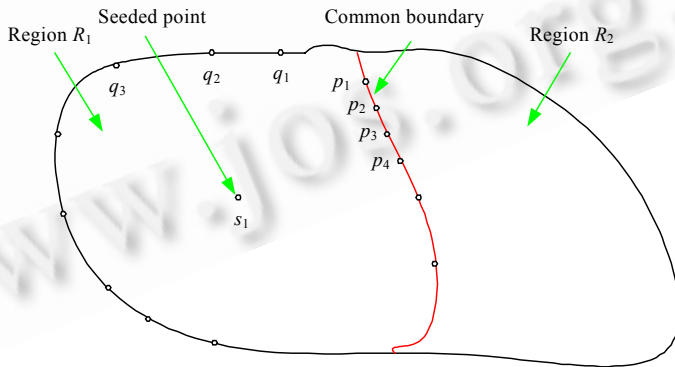


Fig.3 The nearby regions  $R_1$  and  $R_2$  after watershed transformation  
图3 Watershed 变换后的相邻区域  $R_1$  和  $R_2$

当种子点  $s_1$  到达区域边界时,我们可以计算出区域  $R_1$  和  $R_2$  的统计特征  $SF_{1,j}$  和  $SF_{2,j}$ ,并按如下式计算出它们之间的相似度:

$$Sm_{i,j} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m |SF_{i,m} - SF_{j,m}| \tag{6}$$

这里,  $Sm_{i,j}$  表示区域  $R_i$  和区域  $R_j$  之间的相似度,  $m$  表示区域  $R_i$  和区域  $R_j$  的统计特征个数,  $SF_{i,m}$  表示区域  $R_i$  的统

计特征,  $SF_{j,m}$  表示区域  $R_j$  的统计特征. 在得到了区域  $R_i$  和区域  $R_j$  之间的相似度以后, 我们就可以定义区域  $R_i$  和区域  $R_j$  共同的边界上像素点的速度函数:

$$F_{i,j} = e^{-\beta|S_{m,j}|} \tag{7}$$

这里  $\beta$  是正数,  $0 \leq \beta \leq 1$ . 对于其他的相邻区域, 依此类推.

综上所述, 改进后 Fast Marching 方法的步骤如下:

1. 初始化:

- (1) 活动点: 标识用户指定的种子点(可有多)及种子点所在区域的内部像素点为活动点, 时间  $T(i,j)=0$ ;
- (2) 窄带点: 标识种子点所在区域的边界像素点为窄带点. 按照式(7)计算到达时间  $T(i,j)$ ;
- (3) 远离点: 除了活动点和窄带点以外, 所有其他的网格点为远离点,  $T(i,j)=TIME\_MAX$ .

2. 循环:

- (1) 开始循环: 设点  $(i,j)$  是窄带中具有最小时间  $T$  的点, 不妨设其所在区域为  $R_i, R_j$ ;
- (2) 计算区域  $R_i$  和  $R_j$  的相似度, 标识点  $(i,j)$  为活动点, 并从窄带中删除;
- (3) 标识点  $(i,j)$  所在区域的所有边界点: 如果点  $(i,j)$  的所在区域的边界点为活动点, 则不改变时间; 如果其在所在区域的边界点为窄带点, 则按照式(4)更新边界点的时间; 如果其在所在区域的边界点为远离点, 则标识该边界点为窄带点, 同时按照式(4)更新该边界点的时间;
- (4) 如果某一点的到达时间超过指定的阈值, 则结束循环, 否则跳到(1).

### 4 实验

我们在中国科学院自动化研究所人工智能实验室自主开发的三维医学图像处理与分析系统中进行了分割实验. 图 4~图 6 给出了 3 组医学图像的分割结果. 从实验结果来看, 我们的算法无论是对 CT 图像, 还是对 MR 图像, 都具有比较好的效果. 同时, 算法的运行时间也得到了改善, 是传统的 Fast Marching 方法的 3/4.

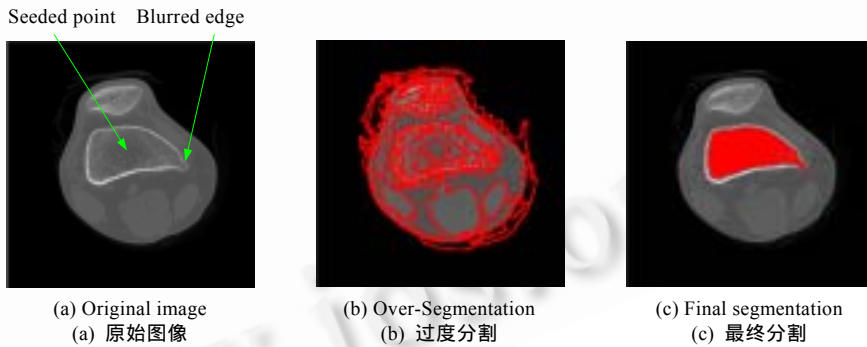


Fig.4 CT image, the segmentation of the knee  
图 4 CT 图像: 膝关节分割

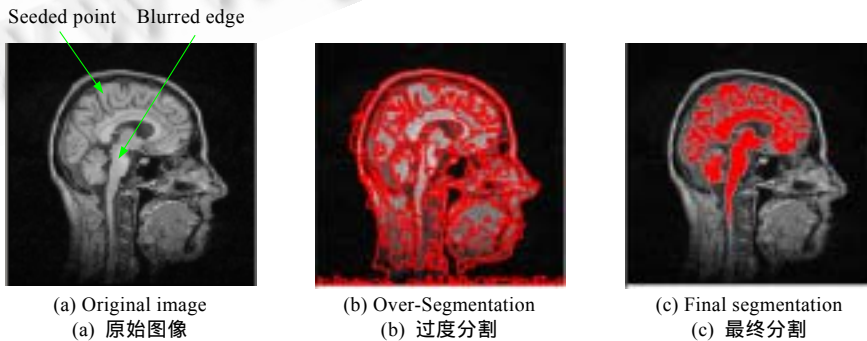


Fig.5 Brain MR image, the segmentation of the gyrus  
图 5 脑部 MR 图像: 脑回分割

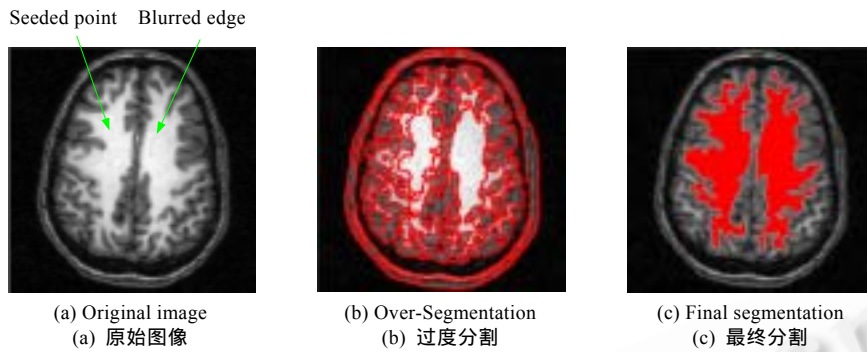


Fig.6 Brain MR image, the segmentation of the brain white matter

图 6 脑部 MR 图像:脑白质分割

## 5 总结与讨论

本文给出了一种结合 Fast Marching 方法和 Watershed 变换的医学图像分割方法.我们先用各向异性滤波对图像进行平滑,以增强图像边缘并滤去噪声;然后用 Watershed 变换对平滑后的图像进行过度分割,利用过度分割后小区域之间的统计特性相似度,重新定义 Fast Marching 方法的速度函数,以代替以前的 Fast Marching 方法仅仅依靠梯度信息的速度函数.实验表明,我们的算法对于边界比较模糊和灰度值接近的医学影像具有很好的分割结果.进一步的研究将集中在继续改进 Fast Marching 方法的速度函数,提高分割的可靠性方面.

### References:

- [1] Osher, S., Sethian, J. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, 1988,79:12~49.
- [2] Malladi, R., Sethian, J.A., Vemuri, B. Shape modeling with front propagation: a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995,17(2):158~174.
- [3] Bertalmio, M., Sapiro, G., Randall, G. Region tracking on level-set methods. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999,18(5): 448~451.
- [4] Masouri, A-R., Sirivong, B., Konrad, J. Multiple motion segmentation with level sets. In: *Proceedings of the SPIE*, Vol 3974. 2000. 584~595.
- [5] Paragios, N., Deriche, R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000,22(3):266~280.
- [6] Samon, C., Blanc-Feraud, L., Aubert, G., *et al.* Level set model for image classification. *International Journal of Computer Vision*, 2000,40(3):187~197.
- [7] Vincent, L., Soille, P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991,13(6):583~589.
- [8] Sijbers, J., Verhoye, M., Scheunders, P., *et al.* Watershed-Based segmentation of 3D mr data for volume quantization. *Magnetic Resonance Imaging*, 1997,15(6):679~688.
- [9] Sethian, J.A. Fast marching methods. *SIAM Review*, 1999,41(2):199~235.
- [10] Sethian, J.A. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol 93. 1996. 1591~1595.
- [11] Malladi, R., Sethian, J.A. An  $O(\log(N))$  algorithm for shape modeling. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol 93. 1996. 9389~9392.

## Medical Image Segmentation Based on Level Set Method\*

ZHU Fu-ping, TIAN Jie, LIN Yao, GE Xing-fei

(AI Laboratory, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

E-mail: zhufuping@sina.com; tian@doctor.com

http://www.3dmed.net

**Abstract:** This paper focuses on the image segmentation, which is one of the key problems in medical image processing. A medical image segmentation method is proposed based on the combination of fast marching method and watershed transformation. First, the original image is smoothed by using nonlinear diffusion filter. Then the smoothed image is over-segmented by the watershed algorithm. Finally, the image is segmented automatically by using the modified fast marching method. Moreover, the speed function is defined based on the statistical similarity degree of the regions. Experimental results show that the algorithm can obtain segmentation result of medical image fast and accurately.

**Key words:** level set; fast marching method; image segmentation; medical image; watershed transform

\* Received March 4, 2002; accepted July 24, 2002

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60071002, 60072007, 69931010, 60172057

### 第 12 届中国计算机学会网络与数据通信学术会议

#### 征文通知

为推动我国在此方向的研究,探讨计算机网络与数据通信技术的发展动态与趋势,促进我国科研人员在此领域的交流与合作,中国计算机学会网络与数据通信专业委员会拟于 2002 年 12 月 2 日~4 日在武汉举办“第 12 届中国计算机学会网络与数据通信学术会议”。会议由华中师范大学计算机科学系承办,并将邀请该领域的国际知名学者作专题特邀报告。为保证本次会议的学术质量,现向全国科技工作者公开征稿。征稿范围包括计算机通讯网络理论与工程的各个方面。本次会议的论文将结辑出版优秀论文将由计算机学会推荐给有关核心期刊发表。

征文要求:

1. 论文应是未公开发表过,一般不超过 6 千字
2. 全文电子邮件投稿,要求 Word2000 兼容的电子文档,所有内容放于一个文件中
3. 编排格式

标题:居中,2 号黑体,作者:居中,4 号仿宋,作者地址:5 号楷体

摘要、关键词:5 号楷体

正文:5 号宋体,分节标题 4 号

参考文献:小 5 号宋体

4. 投稿地址:华中师范大计算机科学系谭连生教授收 (E-mail: L.Tan@ccnu.edu.cn)

重要日期:

论文提交截止日期:2002 年 8 月 15 日

论文接收通知日期:2002 年 10 月 1 日

会议注册日期:2002 年 12 月 2 日

联系方式:

联系人:谭连生教授,电话:027-87673277,传真:027-87876070, E-mail: L.Tan@ccnu.edu.cn

通信地址:湖北省武汉市华中师范大学计算机科学系,邮编:430079