ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW
Journal of Software, Vol.20, No.5, May 2009, pp.1139−1145
doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03577
© by *Institute of Software*, *the Chinese Academy of Sciences*. All rights reserved.
E-mail: jos@iscas.ac.cn
http://www.jos.org.cn
Tel/Fax: +86-10-62562563

磁共振颅脑图像的脑组织自动获取方法*

税午阳[1+], 周明全[1], 耿国华[2]

[1](北京师范大学 信息科学与技术学院,北京 100875)
[2](西北大学 信息科学与技术学院,陕西 西安 710127)

Automatic Brain Tissue Extraction Approach of Magnetic Resonance Head Images

SHUI Wu-Yang[1+], ZHOU Ming-Quan[1], GENG Guo-Hua[2]

[1](School of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)
[2](School of Information Science and Technology, North West University, Xi'an 710127, China)
+ Corresponding author: E-mail: sissun@126.com

Shui WY, Zhou MQ, Geng GH. Automatic brain tissue extraction approach of magnetic resonance head images. *Journal of Software*, 2009,20(5):1139−1145. http://www.jos.org.cn/1000-9825/3577.htm

Abstract: This paper presents an effective automatic method of brain extraction through twice segmentations respectively. The noise of the image is eliminated through anisotropic diffusion filtering based on Catt model while the details of the image are kept. The over-segmentation problem of the watershed algorithm is solved based on the merging of gray-scale similarity regions and the brain tissue is initially segmented. The edges of different organizations of every brain image are fuzzy and the MRI data is vulnerable to be affected by noise, therefore the non-brain region may be mistaken for brain region in the process of merging. In order to solve these problems, the Level Set method is adopted. The outline of the watershed is taken as the initial curves of level set to realize the automatic segmentation of brain tissue. The feasibility and practicality of this algorithm is proved by the results in the experiments.
Key words: image filtering; watershed; level set; brain tissue segmentation; regions merging

摘 要: 提出了一种针对MRI磁共振图像通过两次分割实现颅脑图像脑组织自动获取的方法.通过基于Catt扩散模型的各项异性滤波,实现了在保持图像细节的同时有效地消除图像的噪声.然后通过改进的基于相似性区域合并的分水岭算法解决了过分割问题,实现了脑组织区域的初次分割.由于颅脑图像不同组织之间边缘模糊且自身容易受到噪声的影响,导致区域合并过程中可能会误将非脑组织作为脑组织合并,因此,采用水平集方法将初次分割获得的脑组织轮廓作为初始轮廓曲线,实现了脑组织的自动分割.实验结果验证了算法的可行性和实用性.
关键词: 图像滤波;分水岭;水平集;脑组织分割;区域合并
中图法分类号: TP391 **文献标识码**: A

随着医学影像在临床上的成功应用,医学图像分割在医学影像处理与分析中的地位愈加重要,分割的准确性对该组织重构结果的准确性和完整性、对医生判断疾病的真实情况并作出正确的诊断计划至关重要.图像分

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60736008 (国家自然科学基金)
Received 2008-09-25; Accepted 2008-12-15

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

割方法主要分为两类:① 基于区域的方法,通常利用同一区域内的均匀性识别图像中的不同区域,此类方法容易产生过分割;② 边缘分割方法,通常利用各区域的不同性质划出区域之间的分界线,此类方法对于噪声比较敏感.近年来,统计学理论、模糊集理论、神经网络、形态学理论、小波理论、遗传算法、尺度空间等在图像分割中的应用日渐广泛.

由于颅脑图像广泛存在着不同组织之间边缘模糊、数据采集过程中产生噪声、磁场的不均匀性以及容积效应等原因会导致图像质量不佳,因此脑组织的分割一直是医学图像处理技术研究的难点和热点.BET(brain extraction tool)[1]算法是当前使用得最广泛的方法,它利用直方图和形变模型的方法实现脑组织的分割.Battaglini 等人[2]指出 BET 方法并不能准确分割出脑组织,提出在 BET 方法的基础上通过掩码、形态学算子和经验阈值实现脑组织的准确分割.David 等人[3]提出的脑组织分割算法包括图像各向异性滤波、Marr-Hildreth 边界提取、利用数学形态学算子修正 3 个步骤.SPM 5 中的脑组织提取算法就是利用将脑图像空间投射到 Talairach[4]图谱的方法确定脑组织区域,该方法将分割看成配准问题,它将已分割好的模板图像一对一地映射到待分割的目标上,映射过程往往是由一系列线性映射和非线性映射构成.宋利伟[5]采用分水岭和聚类方法实现了磁共振脑图像的分割,但是该方法可能会出现误将噪声区域与脑组织区域合并的问题.陈志彬[6]提出了一种基于 FCM 和 LevelSet 的 MRI 医学图像分割方法,将聚类分析得到的模糊隶属度作为图像的全局信息,用于第 2 阶段的分割. Kass 等人[7]提出以 Snake 模型为基础的参数化主动轮廓模型,通过模型能量最小化实现目标轮廓的提取.本文通过基于偏微分方程的去噪方法,在保持边缘的情况下有效消除图像噪声,将改进的分水岭算法的分割结果作为水平集方法的初始曲线,解决了过分割和区域误合并问题,有效实现了脑组织的自动获取.

1 颅脑图像滤波

虽然扫描技术在空间分辨率、获取速度和信噪比方面有了很大的改进,磁共振图像依然受到信号强度不均一、噪声等因素的影响.这些因素影响了磁共振图像在医学诊断方面的应用效果.传统的去噪方法主要是将图像中的高频成分滤除,中值滤波和均值滤波对噪声和边缘信息不加区分,在去除噪声的同时也使图像边缘变得模糊.高斯滤波是一种被广泛采用的各向同性的扩散去噪方法,它在平滑噪声的同时也使图像中最重要的边缘特征遭到破坏,随着尺度扩散时间的增大,图像变得越来越模糊,最后图像的灰度值变为平均值.然而,采用基于偏微分方程的各向异性扩散去噪方法可以在消除噪声的同时保持图像的特征信息.

1.1 P-M扩散模型

Perona 和 Malik[8]给出了保持边界异向扩散模型,通过调整扩散系数解决了去噪和保持边缘之间的关系.

$$\begin{cases}\dfrac{\partial u(x,y,t)}{\partial t}=\mathrm{div}[c(x,y,t)\nabla u(x,y,t)]\\ u(x,y,0)=u_0(x,y)\end{cases}\tag{1}$$

其中,$u_0(x,y)$为原始图像,div 为散度算子,∇为梯度算子.传导系数函数 $c(x,y,t)$用来保持边缘.

$$c(x,y,t)=g(\|\nabla u(x,y,t)\|).$$

Persona 和 Malik 讨论了两种形式的扩散系数函数:

$$g(\nabla I)=\mathrm{e}^{(-(\|\nabla I\|/k)^2)}\tag{2}$$

$$g(\nabla I)=\frac{1}{1+(\|\nabla I\|/k)^2}\tag{3}$$

P-M 模型在图像梯度较大时系数较小、扩散较弱,保持边缘;在图像梯度较小时扩散系数大、扩散强度大,图像被模糊,从而实现了各向异性的扩散能力.

1.2 Catt扩散模型

对于P-M扩散方程在强噪声图像中梯度模$\|\nabla u\|$很难准确计算,同时因为噪声区域也可能会有较大的梯度模,此时噪声也会被当成图像的边界保存下来.另一方面,理论上P-M模型是病态的,方程解的唯一性和稳定性得

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

不到保证,即两幅在初始时刻非常相似的图像,经过P-M方程演化可能变得差别很大.为此,Catté等人提出了Catt模型[9]:

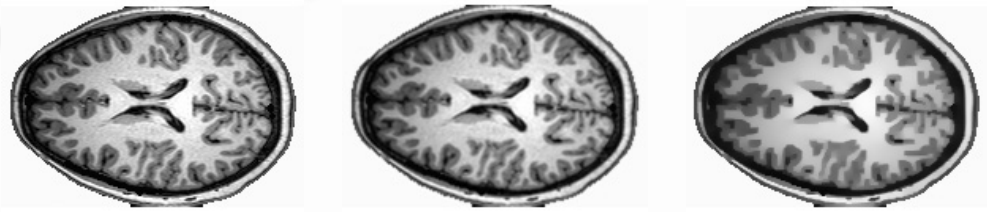
$$\begin{cases}\dfrac{\partial u(x,y,t)}{\partial t}=\mathrm{div}[g(\|\nabla G_\sigma\cdot u\|)\nabla u(x,y,t)]\\ u(x,y,0)=u_0(x,y)\end{cases}\tag{4}$$

其中,G_σ是方差为σ^2的高斯函数.该模型对 P-M 模型进行了改进,在计算梯度之前先对图像作卷积,有效地消除了噪声,特别是在强噪声情况下,可以更加准确地区分图像边界和噪声.

模型中扩散系数g含阈值k,它的选择直接影响到各向异性滤波的效果,图像梯度幅值较大的部分作为边缘保留,梯度幅值较小的低对比度边缘将被滤除.因此,把阈值k改进为基于迭代次数n的递减函数$k(n)=k_0\left(1+\dfrac{1}{n}\right)$可以取得较好的效果.

1.3 实验结果

颅脑图像滤波的实验结果如图 1 所示,其中迭代次数为 200 次,时间增量为 0.05,k_0=10.Catt 模型在去除图像噪声的同时充分保存了图像的细节,更适合脑组织的分割.本文选择输入图像和输出图像间均方根误差(root mean square error)和均方信噪比(signal to noise ratio)作为滤波性能评价的标准,通过给清晰的核磁共振颅脑图像添加噪声再比较去噪结果的方法,定量地比较各种滤波方法的优劣.



(a) Original head image
(a) 原始颅脑图像

(b) Result of median filtering
(b) 中值滤波结果

(c) Result of Catt model filtering
(c) Catt 模型滤波结果

Fig.1 Results of head image filtering
图 1 颅脑图像滤波结果

2 改进的分水岭算法分割脑组织

2.1 分水岭算法

分水岭算法(watershed)由 Vincent 和 Soille[10]应用于图像处理中,它是一种基于数学形态学的非线性分割方法.它将梯度图像看成一幅地图,梯度值对应海拔高度,图像中不同梯度之间的区域对应着山峰和山谷盆地.设想在图像中的局部极小值处形成一个洞,然后将表面侵入湖中,从全局最小值开始,水会逐渐充满各个不同的山谷盆地.当相邻两个盆地的水即将合并时,在两个盆地间建立堤坝拦截.随着这个过程的继续,等到结束时,每个局部极小值会被堤坝完全包围,所建立的堤坝就对应这个图像的分水岭.基于分水岭变换的图像分割方法具有计算负担轻、分割精确度高的优点,但其性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图像的梯度算法.Vincent 给出一种利用像素排序的实现方法,具有速度快、结果准确等优点,其步骤分为排序和淹没两个操作:

1. 排序:在逐渐淹没的过程中,将图像像素按灰度值以升序排列,得到一个排序后的像素灰度级列表,使得在淹没步骤中可以直接访问任意灰度级的全部像素,加速计算.
2. 淹没:利用排序后的图像按灰度值升序访问每一个像素,实现对每一个聚水盆地分配不同的标记.从整个图像的最小像素值开始分配标记,依次淹没利用先进先出的数据结构来扩展标记过的聚水盆地.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

2.2 改进的分水岭分割算法

假设脑组织图像经分水岭算法被分成 k_0 个小区域,记为 $R=\bigcup_{i=0}^{k_0}R_i$,R_i 表示分割后的每个区域,(num_i,$gray_i$)是区域 R_i 的两个属性,分别表示该区域像素的个数和灰度均值, $gray_i=\frac{1}{num_i}\left(\sum_{j=1}^{j=num_i}P_j\right)$, P_j 表示 R_i 区域中第 j 个像素的灰度值.分水岭算法会产生过分割问题,需要通过合并相邻区域或者标记控制的方法实现目标图像的分割.通过分析颅脑图像的直方图发现,不同组织之间(白质、灰质、脑脊液、软组织)存在灰度差别,因此,采用本文提出的方法可以实现脑组织的自动分割:

(1) 通过定义的判别函数准则实现具有相似性的相邻区域合并.

(2) 通过分析脑组织图像的特殊性,将合并后获得的最大连通区域作为种子点,吞并与之相邻的小区域,实现正确分割.

区域相似性判别函数是过分割形成的 k_0 个区域进行合并的基础,直接影响分割的结果.传统的区域合并方法基于颜色特性的判别函数和基于平均灰度差异的判别函数,本文提出了将区域灰度相似性与边界相似性相结合的判别函数作为两个相邻区域 R_i,R_j 是否合并的准则.定义判别函数 $e(R_i,R_j)$:

$$e(R_i,R_j)=\sqrt{[gray_i-gray_j]^2}\cdot\sqrt{(I_i-I_j)^2}\cdot Range(i,j) \tag{5}$$

$$Range(i,j)=\begin{cases}1, & R_i\text{和}R_j\text{相邻}\\ 0, & R_i\text{和}R_j\text{不相邻}\end{cases} \tag{6}$$

$$\sqrt{(I_i-I_j)^2}=\begin{cases}1, & \sqrt{(I_i-I_j)^2}<T\\ 0, & \sqrt{(I_i-I_j)^2}>T\end{cases} \tag{7}$$

其中,$gray_i$,$gray_j$ 分别表示 R_i 和 R_j 的灰度均值;I_i,I_j 分别为 R_i 和 R_j 区域边缘轮廓的梯度均值.

k_0 个区域的图像合并采用邻接图(region adjacency graph)的数据结构描述.RAG 为无向图 $G=(V,E)$,其中 $V=\{1,2,\ldots,k_0\}$ 为各个区域,任意两个相邻区域 R_i 和 R_j 之间存在 $e(R_i,R_j)\in E$,如果 $e(R_i,R_j)$满足判别函数,则合并两个区域,同时重新标记新区域的范围并计算新区域的判别函数 $e(R_i,R_j)$.该判别函数有效地解决了区域合并过程中由于加入相邻区域,造成新产生区域灰度均值发生改变,从而影响最终合并结果的问题.重复上面的过程直至结束,输入脑组织图像被初步分割为脑灰质、脑白质、脑脊液、软组织等几部分区域.此时,将最大连通区域吞并相邻区域,算法完成后,最大连通域即为脑组织.

算法的基本流程如下:

(1) 根据当前颅脑图像计算其梯度图像.

(2) 统计各梯度的频率和累加概率,并将梯度值按从小到大的顺序排列.

(3) 根据分水岭算法将颅脑图像划分为不同的区域,记录各区域的位置和总的分区数,建立 RAG 图.

(4) 计算各区域间的判别函数,每次从所有区域中 $e(R_i,R_j)$值最小的区域 R_i,R_j 开始合并.如果 $0<e(R_i,R_j)<\delta$,则合并满足条件的区域 R_i,R_j,同时更新合并后新区域的信息及 RAG 图;如果待判别相邻区域为小区域(面积小于阈值),则直接合并两个区域,但仍以合并前区域的信息作为合并后新区域的信息.

(5) 当区域合并停止时,脑组织图像被初步分割为脑灰质、脑白质、脑脊液、软组织等几部分区域,此时将最大连通区域吞并相邻区域,得到的最大连通区域即为脑组织分割结果.

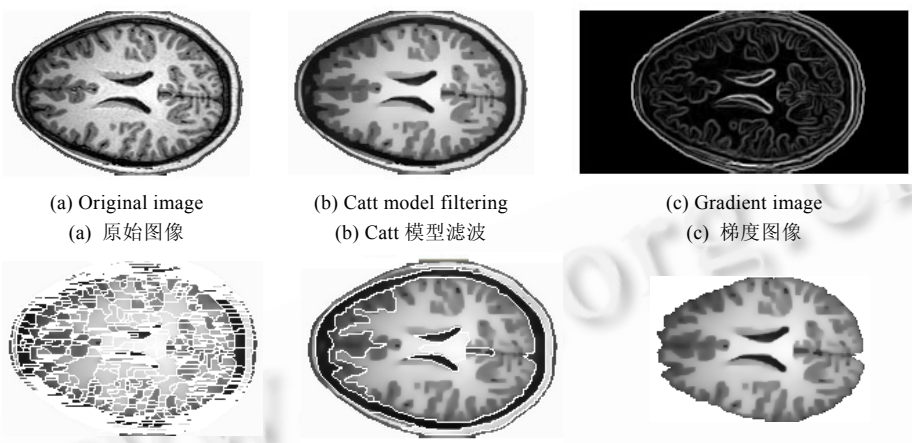
采用本文方法的实验结果如图 2 所示.

2.3 非脑组织误合并的问题

在相邻区域合并过程中,一方面由于受图像采集设备和图像本身属性的制约,脑组织边缘灰度信息与颅腔中噪声区域的灰度信息差别可能不大,容易将非脑组织误认为脑组织区域而合并;另一方面,由于脑组织本身结构的复杂性,很难设置准确的判别函数阈值区分脑组织与非脑组织,这样也会导致误分割的情况,如图 3 所示.因

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

此,根据上文分水岭算法区域合并后的结果,通过阈值估计将灰度均值较小的区域设置为背景色,然后提取误合并后的脑组织轮廓线,作为水平集方法的初始轮廓线,实现了脑组织的正确分割.该方法解决了水平集方法中需要人工设置初始轮廓线的问题,同时也消除了由于经验阈值不准确而导致的脑组织区域误合并的问题,实现了脑组织的正确分割.



(a) Original image
(a) 原始图像

(b) Catt model filtering
(b) Catt 模型滤波

(c) Gradient image
(c) 梯度图像

(d) Over-Segmentation
(d) 划分区域

(e) Region merging
(e) 区域合并

(f) Segmentation result of brain tissue
(f) 脑组织分割结果

Fig.2 Segmentation processes of improved watershed algorithm

图 2 改进的分水岭算法分割过程

(a) Original head image
(a) 原始颅脑图像

(b) Segmentation result of the watershed method with the image of median filtering as input image
(b) 将中值滤波的结果作为本文分水岭算法的输入图像,分割获得的结果

(c) Segmentation result of watershed method with the image of the Catt model filtering as input image
(c) 将 Catt 模型滤波的结果作为本文分水岭算法的输入图像, 分割获得的结果

Fig.3 Brain tissue segmentation results of the watershed algorithm

图 3 脑组织分割结果图

3 水平集方法

Osher 和 Sethian[11]提出了水平集方法.其最大优势在于其稳定性和拓扑性,特别是在处理具有复杂外形的图像时优点更加明显.水平集方法的提出源于曲线以曲率相关速度演化理论,其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 函数隐含地求解曲线的运动.将初始曲线嵌入高一维的水平集函数中,这样就将二维的曲线演化问题转化为三维空间中连续曲面的演化问题.嵌入的原始曲线所在平面设定为零水平集,曲线的收缩和扩张就转化为通过水平集函数来移动原始曲线,最终只要确定零水平集即可确定演化的结果.

水平集函数是 $z=F(x,y,t)$,可以用闭合曲线生成的符号距离函数表示,符号距离函数 $\phi(x,y)=\pm d$,d 为平面上的点(x,y)到曲线的距离.曲线将平面划分为内部和外部两部分区域,一般定义曲线内部点的距离符号为负,曲线外部点的距离符号为正.由于曲线随时间的演化,因此距离函数改写为

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

$$\phi(x,y,t=0)=\pm d \tag{8}$$

水平集的演化过程满足$\phi_t+F|\nabla\phi|=0$,$|\nabla\phi|$表示函数的梯度范数,F 是沿法线方向的速度函数,包含与图像和曲线有关的项,如梯度信息、曲率信息等.速度函数控制曲线的演化,曲线上的点在其能量作用下沿法矢方向扩展.为了求解水平集方程,必须对水平集方程在时间和空间上进行离散化,将图像按像素划分为网格状,将时间划分为若干个时间段Δt,因此,水平集方程转化为一种差分形式:

$$\frac{\phi_{ij}^{n+1}-\phi_{ij}^{n}}{\Delta t}+F\,|\nabla_{ij}\phi_{ij}^{n}|=0 \tag{9}$$

即

$$\phi_{ij}^{n+1}=\phi_{ij}^{n}-\Delta tF\,|\nabla_{ij}\phi_{ij}^{n}| \tag{10}$$

文献[12]给出了速度函数:

$$F=k_i(F_0+F(k)) \tag{11}$$

其中,F_0 表示常量,k_i 表示图像边界信息,$F(k)$为基于曲率 k 的函数.曲率 k 定义为

$$k=\frac{\phi_{ii}\phi_j^2-2\phi_i\phi_j\phi_{ij}+\phi_{jj}\phi_i^2}{(\phi_i^2+\phi_j^2)^{3/2}} \tag{12}$$

具体形式如下:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}+\mathrm{e}^{-|\nabla G_0\cdot I(x,y)|}\cdot(1-\varepsilon k)\|\nabla\phi\|-\beta\mathrm{P}(X)\cdot\nabla\phi=0 \tag{13}$$

Malladi[12]等人提出了窄带算法及自适应窄带算法,该方法将计算区域压缩到零水平曲线周围的一个窄带内,将计算复杂度从 $O(N^2)$降为 $O(NK)$.本文将初始化轮廓曲线设为分水岭方法初次分割获取的脑组织轮廓,然后把水平集方法应用于脑组织的自动分割,具体算法如下:

(1) 设置初始轮廓曲线并标记其包含的内部像素为活动点.

(2) 在初始轮廓线周围活动点生成宽度为 K 的窄带.

(3) 计算窄带点到曲线的最短距离,求出窄带内各点到轮廓的有符号距离函数.

(4) 用差分方法求出零水平集曲线上每点曲率,计算窄带内各网格点的扩展速度 F.窄带点的速度近似等于与其最近的零水平集曲线上的点的速度.

(5) 计算窄带内网格点扩展Δt 后新的符号距离值.

(6) 计算窄带中的零水平集曲线,由于初始位置与脑组织区域有灰度差可以判断是否演化到脑组织区域,当零水平曲线演化到窄带边界时则重新初始化窄带,依次计算零水平集.

(7) 最后根据上面演化得到的轮廓线,采用图像填充的方法获取脑组织区域.

实验结果如图 4 所示.

(a) Result of the water shed, containing non brain regions as a result of the wrong merging

(a) 分水岭算法的结果,由于误合并,导致包含非脑组织

(b) Contour of the initial segmentation is taken as the initial curve of Level Set algorithm

(b) 初次分割结果的轮廓作为 Level set 方法的初始轮廓线

(c) Result of the brain tissue segmentation

(c) 脑组织分割结果

Fig.4 Segmentation processes of level set algorithm

图 4 水平集方法分割过程

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

4 结 论

本文通过基于偏微分方程的 Catt 扩散模型,在保持图像细节的同时实现了磁共振颅脑图像的去噪.提出了基于改进分水岭和水平集方法相结合的脑组织自动分割方法,同时,使用 Visual Studio 2003.net 和 matlab7.0 开发了脑组织自动分割系统,通过实验结果验证了算法的有效性.本文主要研究了单张颅脑切片的脑组织分割问题,今后将利用脑组织的连通特性在三维数据集中研究脑组织的分割问题,进一步提高复杂脑组织图像分割的准确性.

References:

[1] Smith SM. Fast robust automated brain extraction. Human Brain Mapping, 2002,17(3):143−155.

[2] Battaglini M, Smith SM, Brogi S, Stefano ND. Enhanced brain extraction improves the accuracy of brain atrophy estimation. Neuroimage, 2008,40(2):583−589.

[3] Shattuck DW, Sandor-Leahy SR, Schaper KA, Rottenberg DA, Leahy RM. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model. NeuroImage, 2001,13(5):856−876.

[4] Talairach J. Co-Planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain. New York: Thieme, 1988.

[5] Song LW, Song CY, Zhuang TG. Watershed-Based brain magnetic resonance image automated segmentation. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003,37(11):1754−1756 (in Chinese with English abstract).

[6] Chen ZB, Qiu TS, Su R. FCM and level set based segmentation method for brain MR images. Acta Electronica Sinica, 2008,36(9): 1733−1736 (in Chinese with English abstract).

[7] Kass M, Witkin A, Terzopolos D. Snakes: Active contour models. Int'l Journal of Computer Vision, 1988,1(4):321−331.

[8] Perona P, Malik J. Scale-Space and edge detection using anisotropic diffusion. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machines Intelligence, 1990,12(7):629−639.

[9] Catté F, Lions PL, Morel JM, Coll T. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992,29(1):182−193.

[10] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital space: An efficient algorithm based on immersion simulation. IEEE Trans. on Patter Analysis and Machine Intelligence, 1991,13(6):583−598.

[11] Osher S, Sethian JA. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. Journal of Computational Physics, 1998,79(1):12−49.

[12] Malladi R, Sethian J, Vemuri B. Shape modeling with front propagation: A level set approach. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(2):158−174.

附中文参考文献:

[5] 宋利伟,宋朝昀,庄天戈.基于分水岭算法的磁共振脑图像自动分割.上海交通大学学报,2003,37(11):1754−1756.

[6] 陈志彬,邱天爽,Su R.一种基于 FCM 和 Level Set 的 MRI 医学图像分割方法.电子学报,2008,36(9):1733−1736.

税午阳(1983－),男,陕西西安人,博士生,CCF 学生会员,主要研究领域为计算机图形学,医学图像处理.

耿国华(1955－),女,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为图像处理,模式识别,工程数据库.

周明全(1954－),男,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机图形学,数字图像处理,科学计算可视化.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn