

# 基于 Level Set 算法的医学图像分割的研究与实现<sup>\*</sup>

党建武<sup>1</sup> 晁颖<sup>1</sup> 胡铁钧<sup>2</sup> 张芳<sup>1</sup>

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)<sup>1</sup> (甘肃省计算中心 兰州 730000)<sup>2</sup>

**摘要** 提出了一种改进的结合基于阈值分割特点的 Level Set 方法。首先用滤波器对原始图像进行平滑,然后根据当前曲线找到区域的统计特性,最后根据区域之间的统计特性的相似度重新定义了 Level Set 方法的演化停止准则,从而提高了算法的准确性和自动性。实验结果表明,该方法具有较好的分割效果和较高的分割效率。

**关键词** Level Set 方法, 阈值分割, 医学图像分割

## Research and Implementation of Medical Image Segmentation Based on Level Set Algorithm

DANG Jian-wu<sup>1</sup> CHAO Ying<sup>1</sup> HU Tie-jun<sup>2</sup> ZHANG Fang<sup>1</sup>

(School of Electronics & Communication Engineering, Lanzhoujiaotong University, Lanzhou 730070, China)<sup>1</sup>

(Gansu Computing Center, Lanzhou 730000, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Based on threshold segmentation, an improved Level Set method is presented. First, the original image is smoothed by using filter. Then the regions statistics of the current curve is found. Finally, the stop criterion of Level Set method is defined based on the statistical similarity degree of the regions. The experimental results show that this improved algorithm can enhance the automation of Level Set method and obtain better results.

**Keywords** Level set method, Threshold segmentation, Medical image segmentation

### 1 引言

图像分割是提取影像图像中特殊组织的定量信息所不可缺少的手段,也是可视化实现预处理的步骤和前提。图像分割的质量直接影响后面进行的分析、识别和理解的质量,是实现集成化医学图像可视化系统中最基本的研究内容之一,是成功进行图像分析、理解与描述的关键技术。医学图像处理的过程中,图像分割是一个经典难题,原因是医学图像的复杂性和多样性。由于医学图像的成像原理和组织本身的特性差异,且图像的形成受到诸如噪音、场偏移效应、局部体效应和组织运动等的影响,与普通图像比较,不可避免地具有模糊、不均匀等特点,这些都给医学图像分割带来了困难。

水平集分割算法计算稳定,可得到高精度的有限差分格式,由低维向高维扩展容易,该算法已在图像处理和计算机视觉领域开始广泛应用。但是从本质上来讲,Level-Set 方法是以图像的梯度变化作为其基础的。对于受到噪声污染的图像,仅仅靠图像的梯度很难给出正确的分割结果,从而收敛到错误的图像边缘。为此,我们可以考虑通过结合多种其它分割算法的优点,改进 Level-Set 算法的分割效果。

### 2 水平集分割模型

水平集(Level-Set)方法于 20 世纪 90 年代中期由 Berkeley 大学数学系首先提出。它主要是从界面传播等研究领域逐步发展起来,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。这种方法自提出以来, Berkeley 大学、California 大学洛杉矶分校等研究人员已将其应用在图像处理和计算机视觉等领域。

水平集分割方法的基本思想是将平面闭合曲线隐含地表达为高一维的曲面函数的水平集,即具有相同函数值的点集,将移动的界面作为零水平集嵌入高一维的水平集函数中,这样由闭合曲面的演化方程可得到水平集函数的演化方程,而嵌入的闭超曲面就是其零水平集,最终只要确定零水平集即可确定移动界面演化的结果。水平集分割可以处理尖锐的角落,并具有很强的改变拓扑的能力。它可以把具有相当复杂的物体边界分割出来,这是活动轮廓等方法所难以达到的,特别是在处理具有复杂外形的医学图像时,它的优点更明显。

Level Set 函数通常初始化为初始轮廓曲线  $X$  的距离符号函数  $\varphi$  的水平集,为了使演化曲线成为引进曲面的零水平集,定义曲面方程为:

$$\varphi(x, y, t) = \pm d \tag{1}$$

其中  $d$  为点  $(x, y)$  到曲线  $X(s, t)$  的距离,正负表示点  $(x, y)$  在曲线的内部和外部。通过不断地更新  $\varphi$  来达到演化隐含在其中的  $X$  的目的。该方程可以满足:

$$\varphi(X(s, t), t) = 0 \tag{2}$$

方程(2)表示在任何时刻的演化曲线都可以看作是运动曲面的零水平线。

对上式(2)关于  $t$  微分可以得到:

$$\varphi_t + \nabla\varphi \cdot X_t(s, t) = 0 \tag{3}$$

对上式(3)关于  $s$  微分得到:

$$\nabla\varphi \cdot X_s(s, t) = 0 \tag{4}$$

其中  $\nabla\varphi$  代表  $\varphi$  的梯度。假设在零水平集内  $\varphi$  是负的,在外是正的,则水平集曲线的向内的单位法向量可以表示为:

$$n = -\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \tag{5}$$

因此有

<sup>\*</sup> 国家 863 高技术研究发展计划基金项目(No. 2006AA02Z499),甘肃省科技支撑计划项目(0708GKCA047)。党建武 博导,教授,主要研究领域为智能信息处理;晁颖 硕士研究生,主要研究领域为图像处理;胡铁钧 研究员,主要研究领域为计算机应用;张芳 硕士研究生,主要研究领域为图像处理。

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = V(k) |\nabla \varphi| \quad (6)$$

Level Set 函数的演化满足如下的基本方程:

$$\varphi_t + F |\nabla \varphi| = 0 \quad (7)$$

其中,零水平集表示目标轮廓曲线:

$$\Gamma(t) = \{x | \varphi(x, y) = 0\} \quad (8)$$

$|\nabla \varphi|$  表示水平集函数的梯度范围;  $F$  为曲面法线方向上的速度函数,控制曲线的运动,应用 Level Set 方法进行边界轮廓提取的关键是根据实际问题的需要选取合适的速度函数  $F$ 。

### 3 改进的水平集算法

Level Set 方法以图像的梯度变化作为基础。但是对于受到噪声污染的图像,仅仅靠图像的梯度是很难给出正确的分割结果的。另外,也容易受到图像的一些局部极小的影响,收敛到错误的图像边缘。在对医学图像数据进行分析的基础上,希望在曲线演化过程中,引入全局的信息从而改善传统 Level Set 方法对医学图像分割的分割效果。

#### 3.1 算法的改进

为了有效利用图像的全局信息,观察传统 Level Set 方法进行图像分割过程中演化曲线变化特性。考虑到医学图像特别,需要提高分割的准确度。首先是在水平集算法之前,通过对图像滤波,进行标记提取,从而有效抑制噪声引起的过分割;我们把阈值分割方法引入到 Level Set 算法中,从而定义出图像数据目标图像的梯度范围。利用曲面函数开始演化时,演化曲线就被束缚在一定的有效范围内,从而防止了泄漏的产生。最后通过一定的合并准则将小区域合并到相邻区域中,以达到理想的分割结果。

一般很难设计出能在图像的弱边缘处减小到几乎为 0 的速度项。从停止准则来看,最大时间阈值只是预先给定的曲线演化可能的最大时间,与目标边缘没有任何关系。到达时间的计算与速度项紧密相关,速度项容易受噪声干扰,到达时间的计算也就必然受到噪声的干扰,而噪声在医学图像中是难以避免的,所以在医学图像中,时间差阈值也就很难保证演化曲线能够很好地停止于目标边缘。我们令演化条件函数为  $P(x)$ ,其中包括输入图像数据  $g(x)$  和高低阈值  $U$  和  $L$ 。

$$P(x) = \begin{cases} g(x) - L & \text{if } g(x) < (U-L)/2 + L \\ U - g(x) & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

如图 1 所示,图像的灰度范围值被控制在了一定的范围内,当值在  $U$  和  $L$  之间时,函数  $P(x)$  取正值;当值在范围之外,函数  $P(x)$  取负值。

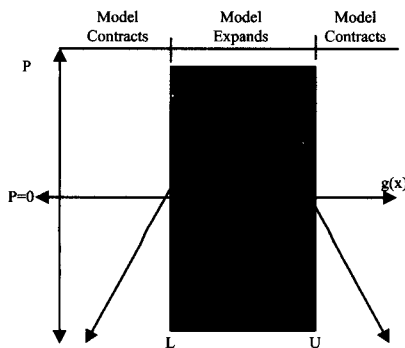


图 1 引入阈值理论的水平集分割演化条件函数图

我们可以把演化曲线的变化分为几个阶段:

如果演化曲线在目标区域内移动,即处于设定的阈值范围之内,目标区域内灰度相对比较均匀。

如果演化曲线越来越多的部分收敛于目标边缘或因受到噪声干扰,处于设定的阈值范围之外,则会出现部分演化曲线越过目标边缘。

演化曲线在上述不同阶段对应的到达时间停止演化,得到的分割结果是不一样的。我们使演化曲线是在对应于演化函数所设有效阈值内,得到的演化曲线将恰好位于目标边缘。基于前面的分析,可以在算法上进行改进,用演化曲线条件函数  $P(x)$  来设定数据图像点的到达时间的准则。然后,对曲线演化所经过的所有点的到达时间进行阈值操作,满足条件的点为目标区域内的点,其余为目标区域外的点,从而避免了边缘泄漏的产生。

#### 3.2 算法流程

算法流程可以分为两个部分:初始化部分与曲线演化部分。

首先给定一个封闭初轮廓,然后初始轮廓在一系列外力和内力的相互作用下一步一步逼近目标,最后根据约条件停止在物体的边缘上直至完成分割,如图 2 所示。

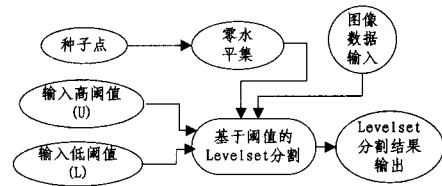


图 2 改进的水平集分割算法流程图

#### 初始化部分

- 设置活动点 用户指定种子点为  $t(x, y) = 1/v(x, y)$ ,  $t(x, y) = 0$ 。

- 设置窄带 窄带指活动点附近的点,即种子点的邻接点。如果不是种子点则初始化赋  $t(x, y) = 1/v(x, y)$ ,将这些点按到达时间大小排序,放入堆栈。

- 标记远点 其它网格点为远点  $t(x, y) = +\infty$ 。

设定高低阈值  $U$  和  $L$ ,根据  $P(x)$  函数来决定数据图像点处理准则。

#### 曲线演化部分

- 处理当前点 从最小化堆栈中取栈顶元素,检查合法性获取每个领域点。设一点  $M$  为领域点中最小时间点  $t_{min}$ ,则标记  $M$  点为种子点,并将  $M$  点从领域点中删除。

- 处理邻域点:更新当前点每个邻域点的值。考察  $M$  点的邻域点,符合条件的更新该点时间,调整排序堆栈中的位置。若是远点,标记为邻接点,更新该点时间,将其放入排序堆栈中。

- 循环结束条件 若某一点的到达时间大于指定阈值,或排序堆栈为空,结束循环,否则转到第 4 步。

从上面的算法可以看出,由于在曲线演化过程中,只有速度项与图像性质相关,因此其性质直接影响到图像分割的效果。由于速度是单向的,一旦演化曲线越过目标边缘就无法后退。因此,速度项和停止准则的确定显得尤为重要。速度项是随着图像灰度梯度幅值的增大而递减的,理想情况下,速度项在目标边缘处等于 0。当条件满足停止准则,算法停止循环。

### 4 实验结果与分析

根据以上原理,以 VC++ 为设计平台,选择合适的种子点,分割出图像中的主要结构组织。图 3 给出了算法改进前后水平集分割实验的原图像数据及分割结果。

另外,假定 Service CatalogNet 需要并发进行  $Q$  个服务查询,且均匀选择 DS 来发起每一个协作查询,那么每个 DS 应该处理的查询百分比为  $1/ns * k$ ,这里,  $ns$  表示系统中 DS 的个数,  $k$  表示每个服务会分布存储到  $k$  个 DS 上。若  $ns = 25$ ,  $k = 2$ ,则理论分析可得每个 DS 处理 8% 的查询。上述的实验结果也表明:80% 的 DS 处理的查询数低于总数的 10%,并且没有 DS 会超出平均值太多,所以查询在实际执行中可达到平均分布。

**结束语** 服务发现是网络分布式环境下进行信息共享、数据集成、流程协作的前提,针对广域网的服务发现还存在较多问题有待解决。本文主要对广域网环境下的服务发现机制进行研究,构建了一个具有一定可伸缩性、支持 QoS 感知的多播/选播式查询的服务发现系统 Service CatalogNet。我们对其中的关键算法进行了实验和比较。结果表明,基于服务信息的后缀索引结构,Service CatalogNet 在服务的协作查询性能上优于 LDAP 实现。

### 参 考 文 献

[1] Hodes T D, Czerwinski S E, Zhao B Y, et al. An architecture for secure wide-area service discovery. *Wireless Networks*, 2002, 8 (2/3): 213-230

[2] Balazinska M, Balakrishnan H, Karger D. INS/Twine: A scalable peer-to-peer architecture for intentional resource discovery//

International Conference on Pervasive Computing 2002. August 2002

[3] Robinson R, Indulska J. Superstring: A Scalable Service Discovery Protocol for the Wide Area Pervasive Environment // Proc. of the 11th IEEE International Conference on Networks. Sydney, September 2003

[4] Lee C, Helal S. A Multi-Tier Ubiquitous Service Discovery Protocol for Mobile Clients // Proceedings of the 2003 International Symposium on Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems (SPECTS 2003). Montr' eal, Canada, 2003

[5] Arabshian K, Schulzrinne H. GloServ: Global service discovery architecture // *MobiQuitous*. IEEE Computer Society, June 2004; 319-325

[6] Grossi R, Italiano G F. Suffix trees and their applications in string algorithms // Proc. 1st South American Workshop on String Processing, 1993; 57-76

[7] Jin Beihong, Zhang Liang, Zang Zhi. A Unified Service Discovery Framework // the 6th International Conference on Grid and Cooperative Computing. Urumchi, Xinjiang, China, August 2007; 16-18

[8] Wahl M, Howes T, Kille S. Lightweight Directory Access Protocol (v3) // RFC 2251. December 1997

(上接第 237 页)

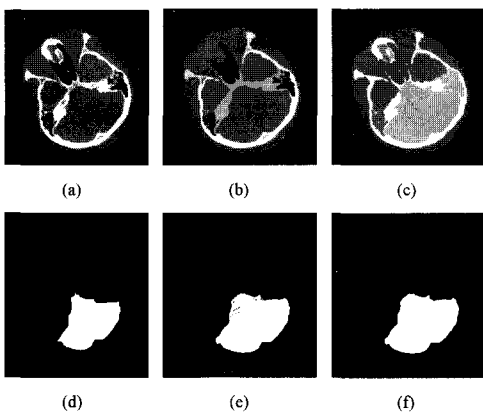


图 3 改进的水平集分割算法实验结果

图 3 中, a 为输入的原数据像; b 为通过噪音滤波处理后的图像; c 为通过阈值滤波器的数据图像; d 为传统 level set 分割的图像结果; e 为通过噪音滤波处理后进行分割的图像结果; f 为利用改进后的 level set 算法进行分割后得到的数据图像。选择合适的种子点及其它参数值,可以分别把目标图像从原图像中分割出来。

实验过程中,先用滤波器对图像进行平滑,以增强图像边缘并滤去噪声,然后根据区域之间的统计特性的相似度重新定义了 Level Set 方法的演化停止准则。我们分别应用改进前后的水平集方法对医学图像进行了分割,并使用了相同的初始化参数,得到的结果如图 3 所示。经过大量的实验,改进的算法无论是对于医学图像数据,还是对普通图像数据,都具有比较好的效果,同时,算法时间也得到了改善。

**结束语** 改进后的方法取得了良好的分割效果,算法的运行时间也得到了改善,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,较之传统的水平集分割方法有很大提高。由于医学图像的复杂性和多样性,决定了医学图像分割的算法也只能在一定的范围内有效,而不能普遍适用。进一步的研究将集中在继续改进水平集方法的速度函数,提高分割的可靠性方面。

### 参 考 文 献

[1] Sethian J A. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts [J] // Proceedings of the National Academy of Sciences. vol 93, 1996; 1591-1595

[2] Harders M, Szekely G. Enhancing human-computer interaction in medical segmentation [J] // Proceedings of the IEEE. 2007, 91(9); 0018-9219

[3] Sethian J A, Adalsteinsson D. An Overview of Level Set Methods for Etching, Deposition, and Lithography Development [J]. *IEEE Transactions on semiconductor manufacturing*, 1997, 10(1)

[4] Sethian J A. *Level Set Methods and Fast Marching Methods* [J]. Cambridge University Press, 1996

[5] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B. Shape modeling with front propagation; a level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2); 158-174

[6] 朱付平, 田捷, 林瑶, 等. 基于 Level Set 方法的医学图像分割 [J]. *软件学报*, 2002, 13(9); 1866-1872

[7] 田捷. *集成化医学影像算法平台的理论与实践* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004

[8] 梁晓云, 罗立民, 曾卫明. 基于 Level Set 方法的医学图像分割 [J]. *电路与系统学报*, 2003, 8(6); 78-81

[9] 包尚联, 谢耀钦, 周晓东, 等. 基于医学影像计算机辅助诊断的分割方法 [J]. *中国医学物理学杂志*, 2003, 20(2); 83-86

[10] 吴月娥, 周康源, 李传富, 等. 基于 level sets 的医学图像分割 [J]. *北京生物医学工程*, 2006, 25(3)