

一种改进的拉普拉斯水平集医学图像分割算法

王欣^{1,2} 薛龙¹ 张明明¹

(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012)¹

(吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室 长春 130012)²

摘要 作为图像识别与图像理解的关键步骤,图像分割一直受到人们的重视,很多相应的算法被提出,但它也面临着很多挑战。医学图像分割的难点是对模糊边缘的连续有效分割,为准确的目标提取提供保障。提出一种新的医学图像分割算法,算法在拉普拉斯水平集图像分割算法基础上,融入图像的区域信息,重新定义了驱动水平集表面演化的速度函数。算法除了利用图像的边缘梯度信息外,还充分融合了图像的区域信息,从而在保持图像边缘局部特征的同时,充分利用了区域全局优化的特点,可实现医学图像的有效分割。与经典水平集分割方法相比,改进后的方法能够更好地保持边界的连续性,得到比较完整的分割结果,为图像分析提供可靠的科学数据。

关键词 医学图像分割,拉普拉斯算子,水平集,速度函数

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Improved Medical Image Segmentation Algorithm Based on Laplacian Level Set

WANG Xin^{1,2} XUE Long¹ ZHANG Ming-ming¹

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)¹

(Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineer of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China)²

Abstract Being a key procedure of image recognition and image understanding, image segmentation, on one hand, is regarded as being of important potential value, hence a lot of algorithms have been proposed, on the other hand, it has encountered a lot of challenges. Among all these challenges, one of them is how to acquire continuous segmentation result from blurring region. A new medical image segmentation algorithm based on the Laplacian level set was proposed, and this algorithm combines regional information into speed function to drive the evolution of level set surface. The algorithm utilizes not only the information of image edges and gradient information, but also image region information. The algorithm takes advantage of regional global optimization features meanwhile maintaining the local features of edges. The new proposed algorithm implements effective segmentation of medical images. Compared with the classical level set segmentation methods, the improved algorithm has good performance in maintaining the continuity of the edges, so that the segmentation result is relatively complete. This algorithm can provide reliable scientific data for image analysis.

Keywords Medical image segmentation, Laplacian operator, Level set, Speed function

1 前言

在医学数据处理领域中,图像分割常常用于病变区域的提取、特定组织测量以及三维重建的前期处理,因此,研究图像分割技术在医学图像处理过程中具有十分重要的意义^[1]。但是由于图像格式、复杂的解剖结构、不同组织的差异性和模糊的图像边界等诸多原因,使得医学图像分割在实现过程中遇到了一系列困难。目前,还没有某种方法可以用来解决不同类型的医学图像分割问题,国内、外学者根据遇到的具体问题,提出了多种不同的图像分割方法,包括基于阈值的分割法、基于区域的分割法、基于边界的分割法和基于某种特定理

论的分割法。其中,基于区域信息的分割法,如区域生长法等,依赖于图像的空间局部特征,如灰度、纹理等,该算法的优点是对噪声不敏感,但其由于只利用了图像的区域信息,因此会产生过分割问题。基于曲线演化理论, Osher 和 Sethian^[2]于 1988 年提出了水平集方法,其将二维的闭合曲线演化问题转化为三维空间中水平集函数曲面演化的隐含方式来求解。该方法能够使图像的拓扑结构得到较好的处理,并且计算稳定,因而广泛应用于图像分割领域。随后, Chan 和 Vese^[3]基于水平集方法和 Mumford-Shah^[4]模型提出了 C-V 水平集模型,该方法具有全局分割的优点,得到的分割结果较为理想。该算法的缺点是迭代复杂,需要重新初始化符号距离函数。

到稿日期:2011-12-08 返修日期:2012-02-25 本文受国家自然科学基金项目(60905022),吉林省科技发展计划项目(201105016),吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室开放基金项目资助。

王欣(1975-),女,博士,副教授,主要研究方向为计算机图形学、数字图像处理、虚拟现实与科学计算可视化, E-mail: w_x@jlu.edu.cn; 薛龙(1987-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、数字图像处理;张明明(1987-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、数字图像处理。

对此,李俊等^[5]提出了双向快速步进法,能够高效地重新初始化水平集函数,提高算法运行效率。李传龙等^[6]提出了窄带快速水平集 C-V 模型图像分割方法,使得水平集方法适用于高分辨率图像分割。但是,该方法主要利用图像梯度信息来确定目标的边界,缺点是对噪声敏感,而且当边界比较模糊时,容易产生伪边界或不连续的边界,难以得到理想的分割结果。本文对拉普拉斯水平集算法进行了改进,在利用图像边缘梯度信息的基础上,融入图像的区域信息,定义了新的驱动水平集函数演化的速度函数,算法充分利用图像的属性信息,实现了图像的有效分割,得到的分割结果更加完整可靠。

2 拉普拉斯算子

图像边缘是图像的基本特征,微分运算是经典的边缘检测方法。拉普拉斯算子^[7]是一种各向同性二阶微分算子,利用边缘在拐点位置处的二阶导数为零这一性质,可以将二元函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯变换定义为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

这实际上是二阶偏导数的和,是一个线性操作。考虑到有 x 和 y 两个变量,因此,在 x 方向上对二阶偏微分采用下列定义:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (2)$$

类似地,在 y 方向上有:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (3)$$

最后,二维拉普拉斯算子可由这两个分量相加得到:

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y) \quad (4)$$

$\nabla^2 f$ 算子的优点是能突出反映图像中的角线和孤立点。在完成了图像的边缘检测之后,就可以利用水平集的思想进行图像分割。

3 水平集分割方法

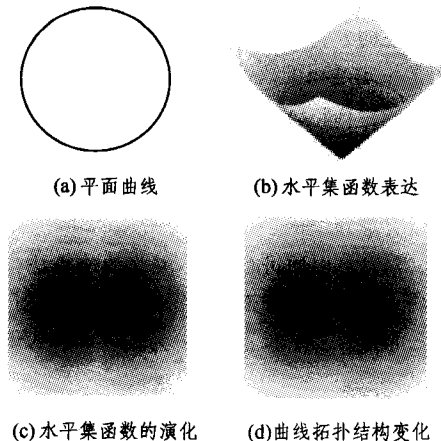


图1 水平集方法的曲线演化

水平集方法最早由 Osher 和 Sethian 提出,是一种几何变换模型,它是一种用于跟踪轮廓和表面演化的数值方法。其基本思想是:不直接对轮廓进行操作,而是将 n 维轮廓设置为一个高一维($n+1$ 维)函数的零水平集,这个高维函数叫作水平集函数 $\psi(X, t)$,由微分方程来表示。在 t 时刻,可以通过

从微分方程中提取零水平集 $C(t) = \{\psi(X, t) = 0\}$ 来得到运动轮廓。这种方式尽管使问题变得稍微复杂,但有许多求解上的优势。使用水平集的主要优点是能很好地处理隐含在水平集函数中的闭合曲线发生的拓扑结构变化(合并或者分裂),而且可以获得唯一的满足熵条件的弱解。图1说明了水平集方法的曲线演化过程,其中图1(a)为平面曲线,代表初始表面,图1(b)为平面曲线的水平集函数表达,图1(c)是水平集函数更新后的曲线形状,图1(d)中的两条曲线由图1(c)中的一条曲线分裂演化而成^[8]。

以二维情况为例,水平集方法是把二维平面的闭合曲线 $C(t)$ 视为三维空间连续函数曲面 ψ 的一个 $\{\psi=0\}$ 零水平层,即:

$$C(t) = \{(x, y) | \psi(x, y, t) = 0\} \quad (5)$$

式中, t 表示时间,对方程两边求关于时间的偏导数:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} + \frac{\partial \psi}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial \psi}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial t} = 0 \quad (6)$$

为了求解该方程,设曲面在法向上的运动速度函数为 $F(x, y)$:

$$F(x, y) = \left[\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t} \right] \cdot n \quad (7)$$

式中, n 为单位法向量,可表示为:

$$n = -\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}, \nabla \psi = \left[\frac{\partial \psi}{\partial x}, \frac{\partial \psi}{\partial y} \right] \quad (8)$$

$\nabla \psi$ 是 ψ 在二维平面上的梯度,于是:

$$\left[\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t} \right] \cdot \left[\frac{\partial \psi}{\partial x}, \frac{\partial \psi}{\partial y} \right] = -F |\nabla \psi| \quad (9)$$

因此,式(6)可写为:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = F |\nabla \psi| \quad (10)$$

该式即为水平集方程。最后,求解曲线演化的问题就是求解式(10),初始条件为:

$$\psi(x, y, t=0) = \pm d(x, y) \quad (11)$$

式中, $d(x, y)$ 为符号距离函数,表示从像素 (x, y) 到闭合曲线 $C(t)$ 的最短距离,符号根据像素点的位置确定,若在闭合曲线外部为正,内部则为负,如图2所示。在任意时刻,曲线上的点就是距离函数值为0的点集,即零水平集。

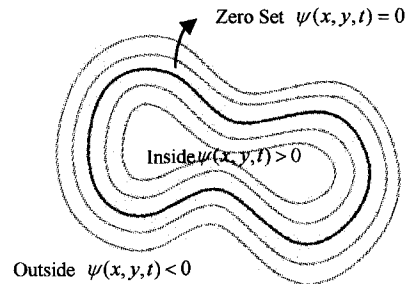


图2 零水平集

像素点在 $C(t)$ 内时: $\psi(x, y, t) > 0$;

像素点在 $C(t)$ 外时: $\psi(x, y, t) < 0$;

像素点在 $C(t)$ 上时: $\psi(x, y, t) = 0$ 。

最后,通过水平集函数表面的零水平集得到图像分割轮廓。水平集函数通常用符号距离函数表示。

4 改进的拉普拉斯水平集分割算法

经典的拉普拉斯水平集算法^[9]中,驱动水平集表面演化

的速度函数采用如下偏微分方程形式:

$$\frac{d}{dt}\psi = -\beta P(x)|\nabla\psi| + \gamma Z(x)\kappa|\nabla\psi| \quad (12)$$

式中, P 是一个传播(膨胀)系数, Z 是一个曲率均值 κ 的空间调节器系数, 常数 β 和 γ 是每个系数在曲线演化过程中相关影响的权值。

从上面的偏微分方程可以看出, 该算法仅利用了图像的边缘梯度信息, 对图像边缘具有较好的局域化效果。但实际上某些图像的边缘并非都是理想的阶梯边缘, 因此对边缘模糊图像中的同质区域和纹理图像的分割效果不理想。

本文在原有算法的基础上, 结合图像的区域信息, 重新定义了速度函数, 目的在于将图像的区域信息和边缘梯度信息融入速度函数, 使涉及速度函数的数据中包含全图像定义域范围, 利用全局性, 保证图像分割的全局优化的特点。

在 C-V 模型的指导思想下, 假设图像 I 被曲线 C 分为两个区域: 目标区域 I_1 (曲线内部) 和背景区域 I_2 (曲线外部)。这两个区域的灰度平均值分别为 c_1 、 c_2 , 建立新的速度函数:

$$E = \alpha(\lambda_1 \int_n |I(x) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{out} |I(x) - c_2|^2 dx dy) - \beta P(x)|\nabla\psi| + \gamma Z(x)\kappa|\nabla\psi| + \int_c ds \quad (13)$$

式中, $\int_c ds$ 为由闭合曲线 C 所围成的区域的面积。将闭合曲线 C 的速度函数转换为关于曲面的偏微分方程形式, 即为:

$$\frac{d}{dt}\psi = \delta(\psi) \cdot [\alpha(-\lambda_1(I(x) - c_1)^2 + \lambda_2(I(x) - c_2)^2 - \beta P(x)|\nabla\psi| + \gamma Z(x)\kappa|\nabla\psi| + \mu \operatorname{div}(\frac{\nabla\psi}{|\nabla\psi|}))] \quad (14)$$

式中, α 和 β 、 γ 一样, 都是权重系数, λ_1 和 λ_2 为正实数。

$\delta(x)$ 为 Dirac 函数, 其形式为:

$$\delta_\epsilon(\varphi) = H'_\epsilon(\varphi) \quad (15)$$

$H(x)$ 是 Heaviside 函数, 其形式为:

$$H_\epsilon(\varphi) = \frac{1}{2}(1 + \frac{2}{\pi} \arctan(\frac{\varphi}{\epsilon})) \quad (16)$$

可以看到, 在速度函数的偏微分方程中, 融合了图像的区域信息和边缘梯度信息, 这样, 既利用了图像同质区域的全局信息, 保证了全局优化的特点, 又包含了边缘梯度信息, 解决了边缘模糊图像难以分割的问题。使用该算法进行图像分割的数据处理流程如图 3 所示。

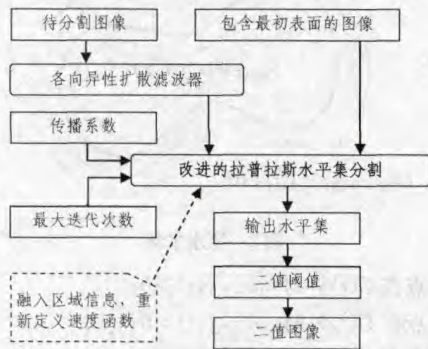


图 3 本文算法流程图

流程图中, 各向异性扩散滤波器的作用是对待分割图像进行平滑处理, 在降低噪声的同时保留了边缘。拉普拉斯水平集分割需要两个参数: 传播系数参数和最大迭代次数, 传播系数参数影响传播系数的权值, 最大迭代次数规定了算法的

迭代次数, 超过这个数值算法将终止。注释部分为对算法的改进, 即将区域信息融入原始算法, 重新定义速度函数, 最后实现图像的分割。

5 实验结果及分析

为了验证改进算法的有效性, 设计了如下对比试验。基于 ITK^[9] (The Insight Toolkit) 算法平台, 对 ITK 中 MRI 颅脑图像 BrainProtonDensitySlice.png 进行了两组实验: 实验一对左脑室进行分割, 实验二对脑部白质进行分割。实验运行环境为 Intel(R) Core(TM) 2 Duo CPU 2.80GHz, 内存 1GB, 使用 CMake 对源程序进行编译, 在 Visual C++ 6.0 开发平台下调试运行程序。

在进行图像分割时, 需要两个输入: 待分割的图像和包含最初隐式水平集表面的图像, 目的是从第 2 个输入图像提取出最初模型, 以更好地匹配原始隐式表面所表达的结构。通常在计算速度函数之前, 需要对待分割图像进行预处理以去除噪声。实验分割结果如下:

实验一对左脑室进行分割, 并将改进算法分割结果图 4(d) 与阈值水平集分割结果图 4(c) 进行了对比, 其中图 4(a) 为输入的待分割图像, 图 4(b) 为输入的包含最初表面的图像。



图 4 实验一结果对比

将分割结果放大后可以看到, 与阈值水平集分割方法对比, 使用改进后的拉普拉斯水平集方法在对用矩形标记的部分进行分割后, 得到的结果更平滑, 图 4(c) 中比较尖锐的部位已经被处理掉。同时, 图 4(d) 中圆圈标记的地方相对于图 4(c) 更接近原始图像, 这证明了改进算法的准确性。

在以上实验结果中, 改进算法得到的分割结果比阈值水平集算法得到的分割结果更平滑且更准确。阈值水平集方法通过对图像设定适当的阈值来达到分割的目的, 但阈值的设定需要依赖经验, 而且该方法仅仅考虑像素本身的灰度值, 一般不考虑图像的空间特性, 因此对噪声很敏感。改进算法充分利用了图像的边缘梯度和区域等特性, 因此得到的分割结果比较平滑且准确。

实验二对脑部白质进行分割, 并将改进算法分割结果图 5(d) 与经典水平集算法分割结果图 5(c) 进行了对比, 其中图 5(a) 为输入的待分割图像, 图 5(b) 为输入的包含最初表面的图像。



图 5 实验二结果对比

[3] Eldib M Y, Zaid B, Zawbaa H M, et al. Soccer video summarization using enhanced logo detection[C]//16th IEEE International Conference on Image Processing. 2009;4345-4348

[4] Kelm P, Schmiedeke S, Sikora T. Feature-based video key frame extraction for low quality video sequences[C]//10th Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. 2009;25-28

[5] Spahiu C S. A multimedia database server for information storage and querying[C]//International Multiconference on Computer Science and Information Technology. 2009;517-523

[6] Gunal E S, Canbek S, Adar N. Gradual shot change detection in

soccer videos via fractals[C]//International Conference on Electrical and Electronics Engineering. 2009,2;125-128

[7] Tapu R, Zaharia T, Preteux F. A scale-space filtering-based shot detection algorithm[C]//2010 IEEE 26th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel. 2010;919-923

[8] Ren Li-ping, Qu Zhi-yi, Niu Wei-qin, et al. Key frame extraction based on information entropy and edge matching rate[C]//2010 2nd International Conference on Future Computer and Communication. 2010,3;91-94

[9] 姚杰, 谭建明, 唐超, 等. 基于运动估计的视频质量评价[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版, 2012, 26(5):74-78

(上接第 280 页)

从结果中知道,改进后的算法相比于经典水平集算法,得到的分割结果更完整。这是因为经典水平集算法只利用了图像的边缘梯度信息,对噪声敏感,不易得到理想的分割结果。改进后的算法同时利用了边缘梯度信息和区域信息,保持了全局优化的特点,能有效地克服噪声的干扰,得到的分割结果更接近原始图像。

通过两组对比实验结果可以看出,融入了区域信息的改进拉普拉斯水平集方法得到的结果比只包含边缘梯度信息的形状检测水平集分割方法得到的效果更好,更接近完整的原始图像。这是因为改进后的拉普拉斯水平集方法融入了区域信息,涉及图像函数的数据是全图像定义域范围,具有全局性;而且在一些图像边缘比较模糊的地方,改进后的拉普拉斯水平集算法也能够得到比较理想的分割结果。

结束语 本文在 ITK 中拉普拉斯水平集算法的基础上,结合图像的区域信息,重新定义了驱动水平集表面演化的速度函数,提出了一种新的医学图像分割方法,该方法充分利用了图像的区域信息和边缘梯度信息。从实验结果可以看出,融入了区域信息的拉普拉斯水平集算法相对于只利用边缘梯度的算法,可以更准确地分割图像,得到的分割结果更连续;而且,在本算法的计算中没有自由参数,降低了人工分割的难度。下一步需要进行的工作是,提高算法的运行速度并将其推广至三维体数据的分割,将算法与 ITK、VTK 平台结合,开发出准确、科学的医学影像处理及分析系统。

参 考 文 献

[1] 田捷. 集成化医学影像算法平台[M]. 北京:清华大学出版社, 2004

[2] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computer Physics, 1988, 79(1):12-49

[3] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277

[4] Mumford D, Shan J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication of Pure Applied Mathematics, 1989, 42(5):67-79

[5] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 对水平集方法鲁棒初始化的双向快速步进法[J]. 系统仿真学报, 2001, 13:164-167

[6] 李传龙, 李颖, 兰国新. 一种新的窄带快速区域水平集 C-V 模型

图像分割方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(12):17-35

[7] Rafael C G. Digital image processing(Second Edition) [M]. BEIJING: Publishing House of Electronics Industry, 2003

[8] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(11):1176-1183

[9] The ITK software guide[EB/OL]. <http://www.itk.org>, November 2005

[10] Wang Bin, Gap Xin-bo, Tao Da-cheng, et al. A unified tensor level set for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Systems, man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2010, 40(3): 857-867

[11] Zhang Kai-hua, Song Hui-hui, Zang Lei. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1199-1206

[12] Ianniello S, Mascio A D. A self-adaptive oriented particles Level-Set method for tracking interfaces [J]. Journal of Computational Physics, 2010, 229(4):1353-1380

[13] 谢意, 杨玲. 自适应模型的水平集图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(27):221-224

[14] Esodoglu S, Smereka P. A variational formulation for a level set representation of multiphase flow and area preserving curvature flow [J]. Communication in Mathematical Sciences, 2008, 6(1): 125-148

[15] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10):1940-1949

[16] Chen Yao-tien. A level set method based on the Bayesian risk for medical image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(11):3699-3711

[17] Mohamed B S, Amar M, Ismail B A. Effective level set image segmentation with a kernel induced data term [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1):220-232

[18] Zhou Hui, Yuan Yuan, Lin Fa-quan. Level set image segmentation with Bayesian analysis [J]. Neurocomputing, 2008, 71(10): 1994-2000

[19] Manolya E, David B. Technical Section: Interactive free-form level-set surface-editing operators [J]. Computers and Graphics, 2010, 34(5):621-638

[20] Tom G, Xavier B, Stanley O. Geometric applications of the Split Bregman method; segmentation and surface reconstruction [J]. Journal of Scientific Computing, 2010, 45(1):272-293