

# 基于水平集的三维脑部肿瘤分割

薛晓君<sup>1</sup>, 张立强<sup>1</sup>, 薛忠<sup>2</sup>, 杨建华<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072;

2. Methodist 医院研究所生物工程信息中心, 美国德克萨斯州休斯顿 77030)

**摘要:** 脑部肿瘤的分割在临床的诊断、治疗以及研究方面都有很重要的作用, 但是由于脑肿瘤的大小、类型、位置等的多变性, 脑部肿瘤分割一直是一个难点问题。根据脑肿瘤在核磁共振图像上的梯度以及图像中点的强度分布提出了一种新的基于水平集的分割方法。算法定义了一个新的能量函数, 更好地匹配图像中肿瘤区域的强度分布。在实际的脑部核磁共振图像上进行实验, 文中算法可以准确地分割出脑部肿瘤。与传统的水平集方法比较, 该算法分割结果更加准确。

**关键词:** 图像分割; 水平集; 脑部肿瘤; 核磁共振图像

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)12-0201-04

## A Brain Tumor Segmentation Method Based on Level Set

XUE Xiao-jun<sup>1</sup>, ZHANG Li-qiang<sup>1</sup>, XUE Zhong<sup>2</sup>, YANG Jian-hua<sup>1</sup>

(1. Automatic School, Northwest Polytechnic University, Xi'an 710072, China;

2. Center for Bioengineering and Informatics, Methodist Hospital Research Institute and Department of Radiology, Methodist Hospital, Weil Cornell Medical College, Houston 77030, USA)

**Abstract:** Brain tumor segmentation is a very important image processing step in diagnosis, treatment and research. But it is still a challenging task due to varying in size, shape, location, and image intensities within and around the tumor. Proposed a new brain tumor segmentation method based on the level set method using the gradient and the intensity distribution information in magnetic resonance images. A new energy function is defined to match the brain tumor intensity distribution more accurately. The proposed method is used to brain magnetic resonance images, it can segment the tumor correctly. The proposed method segments correctly compared with the traditional level set method.

**Key words:** image segmentation; level set; brain tumor; magnetic resonance imaging

## 0 引言

图像分割是图像分析的第一步, 是计算机视觉的基础, 是图像理解的重要组成部分, 是图像处理到图像分析的关键步骤, 同时也是图像处理中最古老和最困难的问题之一。图像分割的目标是重点根据图像中的物体将图像的像素分类, 并提取感兴趣目标。图像分割的基础是像素间的相似性和跳变性。医学图像分割就是根据某种均匀性的原则将医学图像分成若干个有意义的部分, 使得每一部分都符合某种一致性的要求, 进而把感兴趣的目标提取出来。医学图像分割对于临床诊断、疾病治疗以及医学研究等有非常重要的意义。

脑部肿瘤是神经系统常见的疾病之一, 对人类神

经系统有很大的危害。在核磁共振图像上对脑部肿瘤进行分割是非常必要的, 分割结果可以用来进行医疗诊断、外科手术计划、治疗计划等。分割结果还可以用来建立肿瘤生长的病理模型。当前, 在临床上肿瘤分割主要是手工进行。放射科医生对核磁共振图像进行一帧一帧的手工分割来得到肿瘤区域。手工分割是非常困难的而且很耗费时间, 并且分割结果具有不可重复性。因此自动或者半自动的脑部肿瘤分割算法是非常必要的, 一方面能减少放射科医生的劳动, 另一方面可以产生可重复的结果。脑部肿瘤分割就是把肿瘤区域(肿瘤、坏死、水肿)从正常脑部组织(如: 灰质、白质、脑脊液)分开。由于核磁共振图像有不同的类型:  $T_1$ ,  $T_2$  等。不同的组织在核磁共振图像上具有不同的表现, 而同一组织在不同类型的图像上有不同的表现。因此很难找到一种通用的分割方法。文中主要研究  $T_1$  图像上的脑肿瘤分割。

目前已经有很多脑部肿瘤分割的算法。主要有聚

收稿日期: 2010-03-04; 修回日期: 2010-06-06

作者简介: 薛晓君(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为优化算法、图像分割; 杨建华, 博士生导师, 教授, 研究方向为气体传感器、集成测试等。

类方法<sup>[1]</sup>、统计分类方法等模式识别方法。水平集算法<sup>[3-5]</sup>也已经用在肿瘤分割上了<sup>[6-9]</sup>。这些算法都是在原始水平集算法的基础上进行改进,应用图像的梯度或者区域信息进行分割。但是由于脑部肿瘤的多样性,不仅有很大肿瘤类型,而且肿瘤的大小、形状、位置以及周围组织的分布都不相同,而且肿瘤内部以及外部组织也是不均匀的。因此到现在还是一个没有解决的问题。文中将在水平集算法的基础上提出一种新的图像的梯度以及图像中点的强度分布的方法。

## 1 水平集算法

水平集算法是当前图像分割的主要算法。它利用曲线或者曲面的几何特性,建立曲线变形的能量函数,最小化能量函数从而达到使闭合曲线逐步逼近图像中的目标<sup>[5]</sup>。它以隐含的方式表示平面闭合曲线,避免了对平面闭合曲线演化过程的跟踪,将曲线演化过程转变为求解数值的偏微分方程问题。水平集算法很容易处理曲线拓扑结构的变化,如分裂与合并。水平集方法处理平面闭合曲线的演化问题不是试图去跟踪演化后的曲线位置,而是遵循一定的规律,在二维坐标系中不断更新水平集函数,从而达到演化隐含在水平集函数中的闭合曲线的目的。水平集算法的最大特点是:即使隐含在水平集函数中的闭合曲线发生了拓扑结构变化,水平集函数仍然可以保持为一个有效的函数。

在水平集算法中二维平面闭合曲线被隐含地表达为三维连续函数曲面  $\phi(x, y)$  中的一个具有相同函数值的同值曲线,一般为  $\{\phi(x, y) = 0\}$ , 称为零水平集,用  $C(p, t)$  表示,而  $\phi(x, y)$  称为水平集函数<sup>[5]</sup>, 如图1所示。曲线  $C(p, t)$  将平面分为内外两部分,并在平面上定义一个符号距离函数 (Signal Distance Function, SDF):

$$\phi(x, y, t) = \pm d(x, y) \quad (1)$$

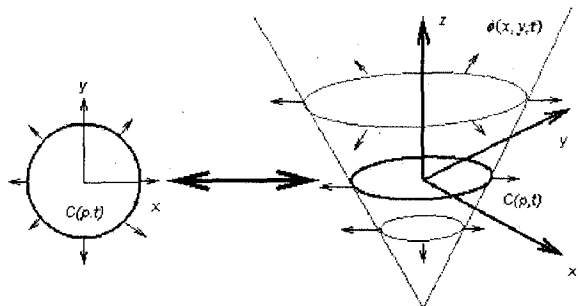


图1 水平集方法图示( $C(p, t)$  为零水平集,  $\phi(x, y, t)$  为水平集函数)

其中  $d(x, y)$  为平面上的点到曲线  $C(p, t)$  的最短距离。一般定义曲线内部的点的距离为负,外部的点

的距离为正。这样就形成了如图1所示的锥面,锥面与XY平面的交线就是零水平集,也就是曲线  $C(p, t)$ 。设连续函数  $\phi(x, y, t): R^2 \times R^- \rightarrow R$  闭合曲线  $C(p, t): 0 \leq p \leq 1$  在  $t$  时刻的隐含表达,即  $t$  时刻,  $C(p, t)$  对应于  $\phi(x, y, t)$  的零水平集。

$$C(p, t) = \{(x, y) \mid \phi(x, y, t) = 0\} \quad (2)$$

为了使水平集函数  $\phi(x, y, t)$  在演化过程中的零水平集所对应的平面闭合曲线:

$$\phi(C(t), t) = 0 \quad (3)$$

始终满足曲线演化的偏微分方程  $\frac{\partial C}{\partial t} = V(C)N$ ,

对(3)式求全微分得:

$$\nabla \phi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial \phi}{\partial t} = 0 \quad (4)$$

式中的  $\nabla \phi$  是  $\phi$  的梯度。

设  $s$  为闭合曲线  $C$  的弧长参数,根据水平集函数的定义,  $\phi$  沿着曲线  $C$  的方向的变化量为零,即  $\phi_s = 0 = \phi_{x,s} + \phi_{y,s} = \langle \nabla \phi, C_s \rangle$ , 这样  $\nabla \phi$  就垂直于闭合曲线的切线  $C_s$ , 因此,  $\nabla \phi$  与曲线  $C$  的法线方向相同,假设函数  $\phi$  位于曲线  $C$  上的点值为0,曲线内部的点值为负,外部的点值为正,则水平集  $C$  的内向单位法向量就是:

$$N = -\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (5)$$

这样就可以得到:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\nabla \phi \cdot V(C) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} = V(C) |\nabla \phi| \quad (6)$$

这就得到了最初的水平集的演化方程。 $V(C)$  可以用  $F$  来代替,称为速度因子。根据(6)式对水平集函数进行迭代从而得到分割结果。

水平集算法具有以下优点:只要速度函数  $V$  是平滑的,水平集函数  $\phi(x, y, t)$  将始终保持为一个函数,而零水平集却可以随着演化过程很自然地改变其拓扑结构。

## 2 改进的水平集算法

基本的水平集算法是根据图像的梯度变化为基础的。在此基础上,人们已经提出了很多改进方法,基本可以分为两大类:基于梯度的和基于区域的。梯度主要是利用不同区域之间的差异性,区域主要是利用区域内的相似性。基于梯度的方法中有 Li chunming 等人基于梯度的算法<sup>[10]</sup>。基于区域的方法最有名的是 Chan 和 Vase 的 C-V 模型<sup>[11]</sup>。

文中在水平集算法的基础上,将使用图像的梯度和图像强度的分布进行分割。首先提出了一个新的能

量函数:

$$E(\phi) = \int_{\Omega} v |\nabla H(\phi)| dx + \alpha E_g + \beta E_p \quad (7)$$

式中第一项为曲线平滑因子,  $H(\cdot)$  为单位阶跃函数。第二项为图像的梯度能量因子, 第三项为图像强度先验分布因子。 $v, \alpha, \beta$  为参数。可以通过使能量函数  $E(\phi)$  最小来达到更新水平集函数的目的。梯度能量因子  $E_g$  定义如下:

$$E_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx \quad (8)$$

式中  $\delta(\cdot)$  为狄拉克函数,  $\nabla$  为梯度算子。 $g$  为边界指示函数, 定义为  $g = \frac{1}{1 + |\nabla G * I(x)|^2}$ , 在边界处取较小值, 远离边界处取较大值。其中  $G$  为高斯函数, 对图像进行平滑;  $I(x)$  为图像强度。当零水平集与目标轮廓一致时, 该能量最小。对于图像强度先验分布因子, 根据贝叶斯法则, 可以通过计算后验概率:  $P(\phi | I) = P(I | \phi)P(\phi)$  来得到。 $P(I | \phi)$  是当前零水平集下图像强度分布。 $P(\phi)$  是形状先验分布。由于  $P(\phi)$  未知, 所以图像强度先验分布因子计算如下:

$$E_p = - \int_{\Omega} \log P(I | \phi) dx \quad (9)$$

使用单位阶跃函数(9)式可重写为:

$$E_p = - \int_{\Omega} (H(\phi) \log P_{out}(I | \phi) + (1 - H(\phi)) \log P_{in}(I | \phi)) dx \quad (10)$$

其中  $P_{out}(I | \phi)$  和  $P_{in}(I | \phi)$  分别表示零水平集外部和内部的图像强度分布。综合(7), (8), (10)式, 得到了最终的能量函数:

$$E(\phi) = v \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx + \alpha \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx - \beta \int_{\Omega} (H(\phi) \log P_{out}(I | \phi) + (1 - H(\phi)) \log P_{in}(I | \phi)) dx \quad (11)$$

由于  $\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial \phi}$ , 从(11)式可以得到水平集函数的梯度下降流:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \delta(\phi) (v \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \alpha \operatorname{div}(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) \\ & + \beta \log \frac{P_{in}(I | \phi)}{P_{out}(I | \phi)}) \end{aligned} \quad (12)$$

式中  $\operatorname{div}$  为散度算子。

一般情况下, 高斯分布被用来对图像的强度分布进行估计, 但是高斯分布的参数比较难确定, 而且高斯分布也不符合实际的强度分布。这里使用核密度估计<sup>[12]</sup>对图像强度分布进行估计。核密度估计被用来进行强度分布估计:  $P(I | \phi) = \frac{1}{M\sigma} \sum_{i=1}^M K(\frac{I - I_i}{\sigma})$ , 这里  $K(\cdot)$  为核函数, 这里选用高斯函数作为核函数:  $K(y)$

$= \frac{1}{2\pi} \exp(-\frac{y^2}{2})$ 。 $M$  为当前内部区域或者外部区域的像素点数。 $\sigma$  为核密度函数的带宽(Band-width)或者平滑参数。在这里,  $\sigma$  被设置为最平均最小邻域距离:

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \min_{j \neq i} |I_i - I_j|^2$$

这个方法不仅使用了图像的梯度信息, 还把图像中点的强度分布信息也使用了; 并且使用的对强度分布估计更加准确的密度估计方法。

### 3 实验结果

根据以上算法, 在 PC 机上对实际图像进行验证, 使用 Visual Studio 2005 作为实现平台。并与 Li Chunming<sup>[10]</sup>的算法进行比较。使用的图像是实际的病人的 T1 核磁共振图像。总共有 10 个病人的图像被用来进行实验。图像的分辨率为  $256 \times 256 \times 124$ 。试验中首先对原始的脑部肿瘤图像进行平滑, 然后手动地在肿瘤区域选择几个种子点, 这里选择 5 个种子点。从种子点开始逐步生长出来整个肿瘤区域。为了加快算法的运行速度, 文中对符号距离函数进行了如下定义: 内部点的距离统一为 -1, 外部点统一为 1。这样就避免了计算符号距离函数, 使算法运行起来更快。

图 2 显示了同一图像文中算法与 Li Chunming 算法的结果。种子点和迭代次数都是相同的。从图中可以看出文中算法可以得到比 Li 的算法更近精确的结果。在实验中发现当肿瘤区域强度差别不大时, Li 的方法可以得到准确的结果, 当肿瘤区域强度差别大时, 特别当肿瘤中有坏死, 如图 2 中的情况, 不能得到正确的分割结果, 而文中的方法可以准确地得到分割结果。

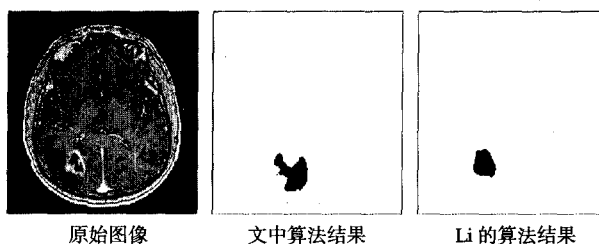


图 2 同一图像分割结果的比较

图 3 给出了对两个病例的分割结果, 由于空间限制, 这里给出其中 4 帧图像的分割结果。从图中可以看出, 文中算法可以正确地分割出脑部肿瘤, 说明了文中算法的有效性和准确性。但是由于只有 10 个病人数据, 还需要在更多的病例上进行验证才能确定该算法的鲁棒性。

### 4 结束语

针对脑部肿瘤图像的特征, 文中提出了一种基于

梯度和图像强度分布的分割方法,通过实验显示可以有效地对脑部肿瘤进行分割。文中的算法还可以扩展到多个时间点图像的分割,根据前一个时间点病人的图像和分割结果,来指导下一个时间点图像的分割,这样可能会得到更好的分割结果。这将是下一步研究的方向。

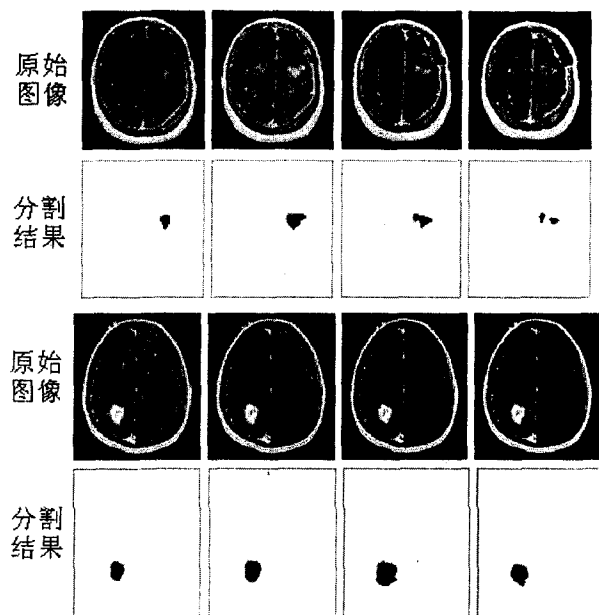


图 3 分割结果显示(白色区域为肿瘤区域)

#### 参考文献:

- [1] Clark M C, Hall L O, Goldgof D B. MRI segmentation using fuzzy clustering techniques: integrating knowledge[J]. IEEE Engineer in Medicine and Biology, 1994, 13(5): 730 - 742.
- [2] Kaus M R, Warfield S K, Nabavi A, et al. Automatic segmentation of MR image of brain tumors[J]. Radiology, 2001, 218: 586 - 591.
- [3] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature - dependent speed: algorithms based on Hamilton - Jacobi formulation[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79: 12 - 49.
- [4] 王志豪, 汪继文. 一种新的基于 Snake 模型的水平集图像分割方法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(12): 130 - 133.
- [5] 钱芸, 张英杰. 水平集的图像分割方法综述[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(1): 7 - 13.
- [6] Ho S, Bullitt E, Gerig G. Level set evolution with region competition: automatic 3D segmentation of brain tumors[C]//International Conference on Pattern Recognition. [s. l.]: [s. n.], 2002: 532 - 535.
- [7] Prastawa M, Bullitt E, Ho S, et al. A brain segmentation framework based on outlier detection[J]. Medical Image Analysis, 2004(8): 275 - 283.
- [8] Xie K, Yang J, Zhang Z G, et al. Semi - automated brain tumor and edema segmentation using MRI[J]. European Journal of Radiology, 2005, 56: 12 - 19.
- [9] 张宁, 秦安, 陈武凡. 一种新的心脏磁共振图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(31): 224 - 227.
- [10] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re - initialization: a new variation formulation[C]//IEEE Conference on CVPR. [s. l.]: [s. n.], 2005: 430 - 436.
- [11] Chan T, Vese L. Active contours without edge[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [12] Cremers D, Osher S, Soatto S. Kernel density estimate and intrinsic alignment for shape prior in level set segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 69(3): 335 - 351.
- [13] 段水福, 历晓华, 段炼. 无线局域网(WLAN)设计与实现[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2007: 159 - 169.
- [14] 林秉忠, 陈彦铭. 无线网络安全白皮书[M]. 台湾电脑网络危机处理暨协调中心, 2004: 64 - 116.
- [15] Arbaugh W A, Shankar N, Justin Wan Y C. Your 802.11 Wireless Network has No Clothes[J]. IEEE Wireless Communications, 2002(12): 44 - 51.
- [16] Ow Eng Tiong. IEEE 802.11b Wireless LAN: Security Risks[M]. [s. l.]: SANS Institute, 2001.
- [17] Beniwal V, Sonal, Kharb S. A Study of IEEE 802.11b Wireless LAN Security Issues[EB/OL]. 2007. URL: http://www.rimtengg.com/coit2007/proceedings/pdfs/103.pdf.
- [18] 李庆超, 邵志清. 无线网络的安全架构与入侵检测的研究[J]. 计算机工程, 2005(2): 143 - 151.
- [19] Wong S. The evolution of wireless security in 802.11 networks: WEP, WPA and 802.11 standards[M]. [s. l.]: SANS Institute, 2001.

(上接第 172 页)

向统一。

#### 参考文献:

- [1] 王鹏卓, 张尧弼. 802.11WLAN 的安全缺陷及其对策[J]. 计算机工程, 2004(5): 133 - 136.
- [2] Gast M. Seven Security Problems of 802.11 Wireless[EB/OL]. 2002. URL: http://www.oreillynet.com/lpt/a/2404.
- [3] Uskela S. Security in Wireless Local Area Networks[EB/OL]. 2007. URL: http://www.tml.tkk.fi/Opinnot/Tik-110.501/1997/wireless\_lan.html.
- [4] 赵礼红, 吴昊, 黄清. 无线局域网[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 201 - 206.
- [5] Wireless LAN Security 802.11b and Corporate Networks. Internet Security Systems[EB/OL]. 2001 - 09 - 16. URL: http://documents.iss.net/whitepapers/wireless\_LAN\_security.pdf