

一种基于 FCM 和 Level Set 的 MRI 医学图像分割方法

陈志彬^{1,2,3}, 邱天爽¹, SU Ruan³

(1. 大连理工大学电子与信息工程学院, 辽宁大连 116024; 2. 辽宁科技大学电子与信息工程学院, 辽宁鞍山 114044;
3. 法国兰斯大学 CReSTIC 实验室, Troyes Cedex 10026)

摘 要: 对基于区域的几何活动轮廓模型中的区域项进行了改进. 改进后的算法不仅解决了原算法存在的稳定性问题, 同时也有效地提高了分割速度. 算法还被成功地扩展到能够分割多种脑组织, 且分割质量显著提高. 多种子初始化方式的采用, 进一步降低了算法对初始条件的敏感性, 同时也减少了人工干预. 对模拟和真实脑 MRI 图像的分割实验证明了改进的可行性和有效性, 噪声条件下分割的比较分析也表明改进后的算法具有良好的韧性.

关键词: 图像处理; 模糊聚类; 水平集; 脑 MRI; 分割

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 09-1733-04

FCM and Level Set Based Segmentation Method for Brain MR Images

CHEN Zhi-bin^{1,2,3}, QIU Tian-shuang¹, SU Ruan³

(1. Department of Electronic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning 114044, China;
3. CReSTIC, Universit de Reims Champagne Ardenne, Troyes Cedex10026, France)

Abstract: This paper improves the regional term of the region-based geometric active contour model initially proposed by J. S. Suri. Thanks to the new region based regularity term, the improved algorithm not only solves the underlying problem on the stability of the primary algorithm, but also effectively improves the speed of segmentation. Along with the more accurate segmentation performances, the algorithm is also able to segment various cerebral tissues such as the white matter, gray matter and cerebrospinal fluid. The random multi-seed initialization is used to further minimize the sensitivity of the algorithm to the initial condition while disusing the manual intervention. The experiments on simulative and real MR images demonstrate the feasibility and the effectiveness of the improvement on the regional term. The comparison and analysis of the segmentation results under the noisy conditions also indicates the robustness of the proposed algorithm.

Key words: image processing; FCM; Level Set; cerebral MRI; segmentation

1 引言

医学图像中医学结构的准确分割和量化, 是医学图像分析的重要问题, 是可视化、医疗诊断、治疗方案制定的前提. 由于医学图像的结构复杂性、多变性、以及病人个体之间的差异等因素, 仅利用单一图像信息的分割技术, 要准确分割和测量医学目标是困难的. 利用不同的图像信息, 融合多种分割技术, 是获得准确分割结果的有效途径.

图像的分割方法可以大体分为基于区域和基于边缘的分割方法两种. 两种分割方法各有自己的优点和缺陷. 相对而言, 基于区域的分割方法对噪声不敏感, 但容易过分割, 且边缘的定位精度还需要提高. 与基于区域的方法相比, 基于边缘的方法有较高的定位准确度, 缺点则是对噪声敏感度高. 基于边缘的分割方法和基于区

域的分割方法之间具有互补性, 将二者结合不啻是个很好的选择. 文献[1]提出了一种将变形边界查找与基于区域的分割方法相结合的分割模型, 利用基于区域的分割方法来辅助边界查找. Poon 等^[2]定义了区域内和区域间的灰度方差测度, 进而构造了区域能量项, 用于对左心室的分割. Paragios 等^[3]在 Geodesic Active Contour (GAC)^[4]框架下融合了边缘和区域信息, 通过目标函数对区域内灰度和运动参数的最大后验概率来追踪运动目标, 获得良好效果. Suri 提出一种将图像区域、边缘、梯度信息融合的算法^[5,6] (称为基于区域的几何活动轮廓模型, 简称为 RGAC), 采用 Level Set 曲线进化技术^[7]来分割脑白质和灰质的边界. 该算法容易实现, 边界估计准确. 但也存在以下缺点: 进化速度慢; 分割性能受误差门限和迭代次数的影响; 聚类选择对分割结果很重要, 需要慎重选择; 对图像灰度空域变化不能取得满意

收稿日期: 2007-03-15; 修回日期: 2007-12-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 30170259, 30570475, 60372081), 教育部博士点基金资助项目 (No. 20050141025)

的结果^[6]。

本文在对 Suri 的模型研究的基础上,针对其存在的问题,对模型的区域项进行了改进。改进后的算法(以下称为 RGAC-M),首先,减少了图像分割的迭代次数,提高了图像分割速度;其次,将原模型扩展到可以对多种脑组织(灰质,白质,脑脊液以及背景等)进行分割,并取得良好效果;解决了原模型可能存在的稳定性问题,降低了初始参数设置对图像分割质量的影响。

2 FCM 算法

FCM 算法中目标函数定义如下:

$$J_{FCM} = \sum_{(x,y)} \sum_{i=1}^C [u_i(x,y)]^m |I(x,y) - v_i|^2 \quad (1)$$

目标函数分别对模糊隶属度 u_i 和聚类中心 v_i 最小化,可以得到聚类中心和模糊隶属度的计算公式:

$$\begin{cases} v_i = \frac{\sum_{x,y} [u_i(x,y)]^m I(x,y)}{\sum_{x,y} [u_i(x,y)]^m} \\ u_i(x,y) = \frac{(I(x,y) - v_i)^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum_{l=1}^C (I(x,y) - v_l)^{-\frac{2}{m-1}}} \end{cases}, i=1,2, \dots, C; m > 1 \quad (2)$$

设定聚类数 C 和模糊指数 m ,可以计算得到的 C 个聚类的模糊隶属度 u_i 和聚类中心 v_i 。本文中将聚类分析得到的模糊隶属度作为图像的全局信息,用于第二阶段的 Level Set 的分割。

3 基于区域活动轮廓模型

设 ϕ 是 Level Set 函数,经 Suri 改进后的曲线进化偏微分方程具有如下形式^[5]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (k + V_p) |\nabla \phi| - V_{ext} \cdot \nabla \phi \quad (3)$$

其中 V_p 为区域压力项, k 是平均曲率, V_{ext} 对应图像的外部力。用有限差分逼近式(3)得下式:

$$\phi_{x,y}^{t+1} = \phi_{x,y}^t - t \{ V_{reg}(x,y) + V_{grad}(x,y) - V_{cur}(x,y) \} \quad (4)$$

其中 $V_{grad}(x,y)$ 是梯度项, $V_{cur}(x,y)$ 是曲率项,区域项 $V_{reg}(x,y) = V_p |\nabla \phi|$ 是模糊隶属度 u 的函数,且

$$V_p = \frac{R}{(1 - 2u)}, \quad R, \quad R^+ \quad (5)$$

式(4)就是文献[5]中的基于区域的几何活动轮廓模型,作者 Suri 用此模型来提取脑白质和灰质的边界。

4 算法改进与实现

4.1 原方法存在的问题

原方法用来提取白质和灰质的边界,初始轮廓线位于待分割目标内,且要靠近分割目标。文献[5]中仅提供了白质的分割结果或者对白质/灰质边界的分割结果,没有提供分割结果的定量分析。本文在对 RGAC 方法研

究时,发现如下问题:迭代次数多,收敛速度慢;分割质量对迭代终止条件十分敏感;有时还出现不收敛现象。

4.2 算法改进

(1) 定性分析

文献[5]中区域压力项 $V_p = R / (1 - 2u)$,在 $R = 0.5, \quad = 1$ 时, $V_p \in (-0.5, 0.5)$,在 $u = 0.5$ 处存在二类间断点。

式(3)中 $V_p |\nabla \phi|$ 和 $V_{ext} \cdot \nabla \phi$ 是双曲项, $k |\nabla \phi|$ 是抛物项,在 Level Set 方法实现中,分别采用 upwinding 格式和中心差分格式逼近,结合 CFL 条件(the Courant-Friedrichs-Lewy condition),在前向 Euler 时间离散化前提下,要求时间步距满足^[7]:

$$t \left(\frac{|H_1|}{x} + \frac{|H_2|}{y} + \frac{|H_3|}{z} + \frac{2| | |}{(x)^2} + \frac{2| | |}{(y)^2} + \frac{2| | |}{(z)^2} \right) < 1 \quad (6)$$

式中 H_1, H_2 和 H_3 是 H 分别对 ϕ_x, ϕ_y 和 ϕ_z 的偏导数; x, y 和 z 是 3D 图像中的空间步距,一般取 1。

根据式(3)、(4),在 2D 图像中,时间步距应满足以下约束:

$$t \left(\frac{|V_p \frac{\phi_x}{|\nabla \phi|} - V_{ext}|}{x} + \frac{|V_p \frac{\phi_y}{|\nabla \phi|} - V_{ext}|}{y} + \frac{2| | |}{(x)^2} + \frac{2| | |}{(y)^2} \right) < 1 \quad (7)$$

$N_x = \phi_x / |\nabla \phi|, N_y = \phi_y / |\nabla \phi|$,分别是单位法向量 N 的 x 和 y 方向分量,且服从约束 $N_x^2 + N_y^2 = 1$ 。式(7)可以改写为式(8),

$$t \max \left(\frac{|V_p N_x - V_{ext}|}{x} + \frac{|V_p N_y - V_{ext}|}{y} + \frac{2| | |}{(x)^2} + \frac{2| | |}{(y)^2} \right) = \dots, \quad 0 < \dots < 1 \quad (8)$$

式中 $V_p \in (-0.5, 0.5)$,而 V_{ext} 是图像的梯度信息,用差分逼近,取有限值。式(8)在隶属度 $u = 0.5$ 时, $\max(\dots)$,在 t 取有限值(比如 0.01)时,CFL 条件不能得到满足,因而不能保证算法收敛。

(2) 算法改进

将式(5)改为 $V_p = R R_{ind}, R_{ind} = (1 - 2u)$,并对 R_{ind} 做二值化处理,得 $V_p = R \cdot B(1 - 2u)$ 。其中

$$B(\cdot) = \begin{cases} 1, & \geq 0 \\ -1, & < 0 \end{cases} \quad (9)$$

首先从收敛角度考虑。当用 $V_p = R B(1 - 2u)$ 代替式(7)中 V_p 后,由于 $V_p \in \{-R, R\}, R$ 为正值常数,则通过调整步距 t 可以保证分割收敛。其次,在实际曲线进化过程中, V_p 的符号决定了界面曲线进化的方向(膨胀或收缩), V_p 的大小决定了曲线进化的速度。文献[8]表明,连续变化的 V_p 对分割结果没有改善,基于此对 R_{ind} 做二值化处理。二值化处理后,曲线进化速度

则通过权系数 R 来调整,而进化方向由其符号决定.

改进后的算法采用多种子初始化方式,能够分割脑白质、灰质、脑脊液.改进后的算法迭代次数明显减少,单个组织分割迭代次数一般在 5~20 次之间.第 5 节的实验结果证明了改进是可行的和有效的.

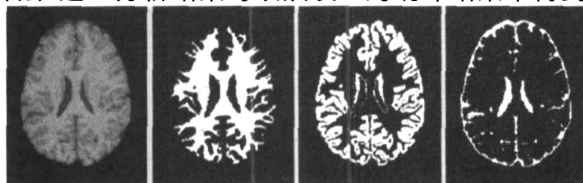
5 实验与讨论

本节对改进后的算法和原算法实验结果进行比较,包括分割质量性能比较和抗噪声性能比较,并提供了真实 MR 图像的分割结果.

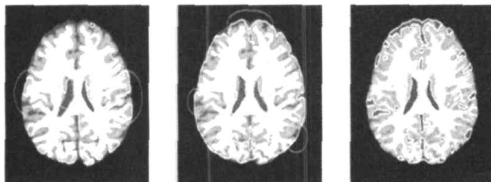
5.1 算法分割性能比较

实验图像从 Brainweb^[9] 下载,取第 96 切片图像共 10 幅. RGAC 算法的参数设置遵从原文献^[5]. RGAC. M 参数设置为: $R = 7$, $e = 0.5$, $\epsilon = 0.025$, $t = 0.1$. 算法采用多种子初始化方式, 16×16 个种子均匀分布在图像域内.两种算法的迭代终止条件相同,为新分入的像素比例小于分别为 10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-4} (分别对应 CSF、GM、WM) 或者迭代次数大于 500 次.图 1 为其中一幅图像的分割结果.

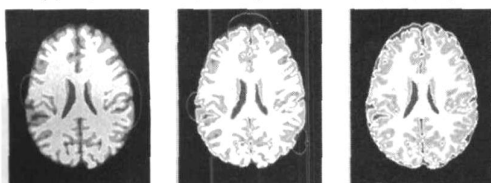
与图 1(a) 中的标准图相比较,图 1(b) 的白质分割结果中,左中部(圆圈位置)、下部和右上部、中部(圆圈位置)等多处没有很好地分割出来,左侧脑室的分割是不成功的,整体的分割效果明显不如图 1(c) 中对应位置的分割结果;图 1(b) 中灰质的分割,左中部、上部和右下部(圆圈位置)脑脊液被误分到灰质中,而图 1(c) 中对应部分则分割准确;图 1(b) 中脑脊液的分割应该说失败的,两侧大部分区域没有分割出来,而图 1(c) 中分割准确.总体上,改进算法分割结果明显优于原始算法.这一分析结果可以从表 1 的统计结果中得到验证.



(a) 原始图和标准图(从左至右:T1W,WM,GM,CSF)



(b) 原算法 RGAC 分割结果(从左至右:WM,GM,CSF)



(c) 改进算法 RGAC.M 分割结果(从左至右:WM,GM,CSF)

图 1 噪声条件下两种算法分割结果比较

证.

表 1 为改进前和改进后两种算法分割结果指标比较.表中分别就分割结果的评价指标:敏感性(Sensitivity),特异性(Specificity)以及误分割(Incorrect Segmentation)和比较得分(Comparison Score)(定义参见文献^[8])进行了统计.表中 WM、GM、CSF 列数据是 10 幅图像分割结果相应指标按组织平均结果,平均一栏则是三种组织相应指标的平均值.

表 1 改进前和改进后分割结果性能指标比较

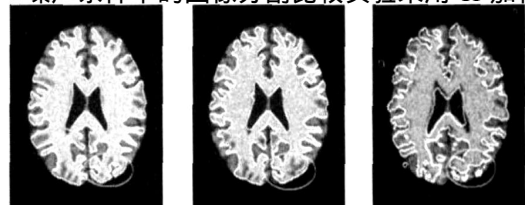
指标	WM		GM		CSF		平均	
	RGAC	RGAC. M	RGAC	RGAC. M	RGAC	RGAC. M	RGAC	RGAC. M
敏感性	0.9445	0.9437	0.8833	0.8900	0.6857	0.7982	0.8378	0.8773
特异性	0.9277	0.9836	0.9483	0.9778	0.9523	0.9902	0.9428	0.9838
误分割	0.0686	0.0254	0.0657	0.0417	0.0668	0.0233	0.0670	0.0302
比较得分	0.7598	0.8957	0.7442	0.8203	0.4289	0.7107	0.6443	0.8089
迭代次数	188.1	12.4	160.4	19.4	85.5	8.4	144.7	13.4
分割时间/s	64.93	4.08	53.97	6.33	29.08	2.71	49.33	4.37

从表中可以看出,除了白质的敏感性指标稍低于原算法外,改进算法(RGAC. M)的分割总体指标明显高于原算法(RGAC):敏感度、特异性分别比改进前提高 0.0395、0.0411,比较得分平均要比原算法相对提高了 25.55%.而改进后算法的误分割指标相对于原算法则降低了 54.99%,分割质量提高明显.

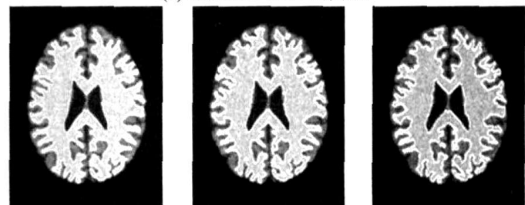
表 1 中还第二阶段 Level Set 分割的迭代次数和分割时间进行了统计(分割时间是在 CPU 为 E6300,内存为 1GB 的计算机上,在 MATLAB6.5 环境下运行程序的统计结果).其中白质分割中迭代次数降低了约 15 倍,灰质分割降低约 8 倍,脑脊液分割降低约 10 倍.与原算法(RGAC)相比,改进后算法(RGAC. M)三种脑组织分割的平均迭代次数和平均分割时间均降低了 10 倍以上,分割速度提高明显.

5.2 噪声条件下分割性能比较

噪声条件下的图像分割比较实验采用 T1 加权图像



(a) 原算法 RGAC 分割结果



(b) 改进算法 RGAC.M 的分割结果

图 2 白质分割结果(从左至右:T1 加权图像叠加 5%、7% 和 9% 强度的高斯白噪声)

叠加 5%、7% 和 9% 高斯白噪声. 图 2 为分割结果.

从图 2(a) 可以看出, 噪声对原算法 (RGAC) 的影响是明显的. 图 2(a) 中 3 幅图像对比可以看到, 右下部 (图中圈示位置) 分割退化明显: 7% 噪声条件下将脑灰质分割到了脑白质中; 9% 噪声强度条件下, 白质外围边缘部分细节以及脑室分割质量明显下降. 而改进后的算法在相应的噪声强度下分割质量较好, 退化基本难以察觉. 反映出改进后的算法对噪声的敏感程度低于原算法, 分割质量明显优于原算法, 具有良好的韧性.

5.3 真实图像分割实验

实验图像尺寸 256 × 256 × 148 像素. 采用新算法对三个切面的图像进行了分割, 分割参数设置与 5.1 节中实验相同, 图 3 为横断面图像的分割结果 (显示图像经过剪切处理). 从图中可以看出, 白质中的细长结构以及灰质中脑室部分以及外侧的脑沟都可以准确地分割, 分割结果令人满意.

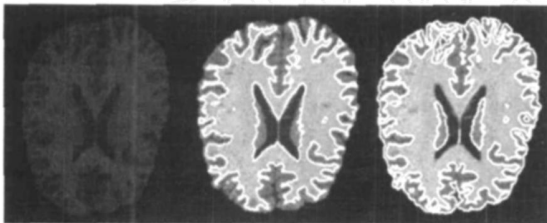


图 3 真实 MRI 图像的 RGAC_M 分割 (左: 原始图像, 中: WM 分割结果, 右: GM 分割结果)

6 结论

本文在对基于区域的几何活动轮廓模型分析研究的基础上, 针对其存在的分割速度慢、分割质量和分割类别有关系、以及参数设置影响分割质量等问题, 对原算法进行了改进. 通过对原算法中区域项的改进, 使得改进后的算法能够对灰质、白质、脑脊液以及背景进行分割, 克服原模型仅能对白质和灰质边界进行分割的限制, 而且算法也很容易扩展到对脑部其他组织的分割; 提高了分割速度, 三种脑组织的分割迭代次数明显降低, 速度提高了 10 倍以上; 改进解决了原算法可能存在的稳定性问题, 使得初始条件对分割质量的影响显著降低, 且初始化位置不再局限于待分割目标附近, 最后也是最重要的, 改进后的算法显著提高了分割质量. 特别需要指出的是, 由于采用多种子初始化方式 (原方法需要输入手工绘制的初始化曲线), 分割过程不再需要人工干预, 实现了多种脑组织的准自动分割. 改进后的算法没有考虑 MR 图像的偏置场以及部分容积效应的影响, 因此, 还需要对算法进行细致的研究和完善, 其中包括图像的预处理和后处理方法, 以进一步提高分割质量.

参考文献:

- [1] A Chakraborty, L H Staib, J S Duncan. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information [J]. IEEE Trans. On Medical Imaging, 1996, 15(6): 859 - 870.
- [2] C S Poon, M Brain. Image segmentation by a deformable contour model incorporating region analysis [J]. Physics in Medicine and Biology, 1997, 42: 1833 - 1841.
- [3] N Paragios, R Deriche. Unifying boundary and region-based information for geodesic active tracking [A]. IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition [C]. Colorado: IEEE Computer Society Press, 1999. 300 - 305.
- [4] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic active contours [J]. Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61 - 79.
- [5] J S Suri. White matter/gray matter boundary segmentation using geometric snakes: a fuzzy deformable model [A]. Proceeding of the Second International Conference on Advances in Pattern Recognition [C]. London: Springer-Verlag, 2001. 331 - 338.
- [6] J S Suri, K Liu, S Singh, S N Laxminarayan, X Zeng, L Reden. Shape recovery algorithms using level sets in 2-d/3-d medical imagery: a state-of-the-art review [J]. IEEE Trans On Information Technology in Biomedicine, 2002, 6(1): 8 - 28.
- [7] S Osher, R Fedkiw. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces [M]. New York: Springer-Verlag New York Inc., 2003.
- [8] C Bailland, C Barillot. Robust 3D segmentation of anatomical structures with level sets [A]. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention [C]. Heidelberg: Springer Berlin, 2000, 1935: 236 - 245.
- [9] MCBIC/ MNI. BrainWeb: 20 anatomical models of 20 normal brains [DB/OL]. http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/anatomic_normal_20.html, 2006-06-12/2007-03-10.

作者简介:



陈志彬 男, 1969 年 3 月生于河南偃师, 大连理工大学电子与信息工程学院博士研究生, 辽宁科技大学电信学院副教授, 主要研究方向为医学图像处理.

E-mail: zbchen69@163.com



邱天爽 男, 江苏海门人, 1954 年 8 月生于辽宁抚顺市, 1995 年毕业于大连理工大学, 获工学博士学位. 现为大连理工大学教授, 博士生导师, 信号处理学会委员会委员, 主要从事信号与信息处理方面的研究和教学工作. 在国内外学术期刊与会议上发表论文约 120 篇, 曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励.

E-mail: qiantsh@dlut.edu.cn