

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2012 **2**  
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所  
中国图象图形学学会主办  
北京应用物理与计算数学研究所

# 中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年2月 第17卷 第2期(总第190期)

## 目 次

### 综述

内容感知图像缩放技术综述 ..... 施美玲,徐丹(157)

### 图像处理和编码

引入纹理相似性的纺织品图像增强 ..... 杨学志,田晓梅,方静,卢洁(169)

保持边缘特征和增强对比度的图像缩放算法 ..... 计忠平,方美娥,王毅刚,吴向阳(178)

以图像认证为目的的分形编码数字水印算法 ..... 黄晓晴,于盛林(183)

结合运动矢量和像素递归的全局运动估计方法 ..... 赵亚湘,刘少强,樊晓平(191)

无缝栅格数据小波金字塔构建 ..... 马伯宁,冷志光,汤晓安,匡纲要(197)

### 图像分析和识别

伪彩色空间完全非结构化道路检测方法 ..... 胡晓辉,孙苗强,苏晓许(203)

未知环境下机器人障碍物检测技术 ..... 王文格,武凯宾,朱江,段文彬,许重阳(209)

局部 GAC 模型在医学图像分割中的应用 ..... 张建伟,方林,陈允杰,詹天明,罗春燕(215)

判别割(Dcut)的图像分割及其快速分割算法 ..... 邹小林,陈伟福,冯国灿(222)

改进的遮挡条件下瞳孔检测方法 ..... 潘林,魏丽芳,郑炳锟,余轮(229)

木材显微图像的局部水平集分割方法 ..... 汪杭军,祁亨年(236)

关键点检测的线要素综合算法 ..... 黄志坚,张金芳,徐帆江(241)

GPU 加速的高分辨率 DEM 图像地形特征线提取算法 ..... 刘洲俊,胡包钢(249)

改进 GVF 的自动 Snakes 模型 ..... 周亚男,程熙,骆剑承,沈占锋,胡晓东(256)

曲波变换用于磨粒图像不变矩的提取 ..... 张云强,张培林,任国全,王国德,徐超,李兵(263)

### 图像理解和计算机视觉

深度图像中基于轮廓曲线和局部区域特征的3维物体识别 ..... 吴莉婷,张宇,杨一平,田原(269)

机载 LiDAR 数据的 LZD 航带平差 ..... 王丽英,宋伟东(279)

## 计算机图形学

基于 Z 曲线的瓦片地图服务空间索引 ..... 聂云峰,周文生,舒坚,许虎(286)

## 虚拟现实和增强现实

GPU 加速的台风可视化方法 ..... 秦绪佳,张勤锋,陈坚,郑红波,徐晓刚(293)

# 中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健 月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 2 期

2012 年 2 月 16 日出版

**主管单位** 中国科学院  
**主 办** 中国科学院遥感应用研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所

**主 编** 李小文

**编辑出版** 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱: jig@irsa.ac.cn

电话: 010-68407995 010-82614429

网 址: www.cjig.cn

**印刷装订** 北京北林印刷厂

**广告经营许可证** 京朝工商广字第 0346 号

**总 发 行** 北京报刊发行局

**订 购** 全国各地邮局

**国外发行** 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

**Superintended by** Chinese Academy of Sciences  
**Sponsored by** Institute of Remote Sensing Application,  
CAS China Society of Image and Graphics  
Institute of Applied Physics and Computational  
Mathematics

**Chief editor** LI Xiaowen

**Editor, Publisher** Editorial and Publishing Board  
of Journal of Image and Graphics  
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)  
E-mail: jig@irsa.ac.cn

**Distributed by** Beijing Bureau for Distribution of Newspapers  
and Journals

**Domestic** All Local Post Offices in China

**Foreign** China International Book Trading Corporation  
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

**Printed by** Beijing Beilin Printing House

# Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 2 February 2012

## Contents

### Review

Survey on content-aware image resizing techniques ..... Shi Meiling, Xu Dan (157)

### Image Processing and Coding

Enhancement of textile image with texture similarity ..... Yang Xuezhi, Tian Xiaomei, Fang Jing, Lu Jie (169)

Edge-preserving and contrast-enhancement image scaling ..... Ji Zhongping, Fang Mei'e, Wang Yigang, Wu Xiangyang (178)

Watermarking method on fractal coding for image authentication ..... Huang Xiaoqing, Yu Shenglin (183)

Global motion estimation method with motion vectors and pixel recursion ..... Zhao Yaxiang, Liu Shaoqiang, Fan Xiaoping (191)

Seamless wavelet pyramid construction for raster data ..... Ma Boning, Leng Zhiguang, Tang Xiao'an, Kuang Gangyao (197)

### Image Analysis and Recognition

Completely unstructured road detection for pseudo-color space ..... Hu Xiaohui, Sun Miaoqiang, Su Xiaoxu (203)

Obstacle detection for robot in unknown environment .....  
..... Wang Wenge, Wu Kaibin, Zhu Jiang, Duan Wenbin, Xu Chongyang (209)

Application of local GAC model for medical image segmentation .....  
..... Zhang Jianwei, Fang Lin, Chen Yunjie, Zhan Tianming, Luo Chunyan (215)

Fast image segmentations of Deut ..... Zou Xiaolin, Chen Weifu, Feng Guocan (222)

Improved method for the pupil measurement under occlusion ..... Pan Lin, Wei Lifang, Zheng Bingkun, Yu Lun (229)

Segmentation method of wood microscopic image based on local level set ..... Wang Hangjun, Qi Hengnian (236)

Algorithm of line generalization with key point detection ..... Huang Zhijian, Zhang Jinfang, Xu Fanjiang (241)

High resolution DEM topographic feature line extraction algorithm using GPU ..... Liu Zhoujun, Hu Baogang (249)

Automatic snakes model based on modified GVF ..... Zhou Yanan, Cheng Xi, Luo Jiancheng, Shen Zhanfeng, Hu Xiaodong (256)

Invariant moment extraction by curvelet transform for wear particle images .....  
..... Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Ren Guoquan, Wang Guode, Xu Chao, Li Bing (263)

### Image Understanding and Computer Vision

Three-dimensional free-form object recognition based on contour curve and local surface patches in range images .....  
..... Wu Liting, Zhang Yu, Yang Yiping, Tian Yuan (269)

Least Z-difference strip adjustment of airborne LiDAR data ..... Wang Liying, Song Weidong (279)

### Computer Graphics

Spatial index for tile map service based on Z curve ..... Nie Yunfeng, Zhou Wensheng, Shu Jian, Xu Hu (286)

### Virtual Reality and Augmented Reality

GPU accelerated typhoon visualization method ..... Qin Xujia, Zhang Qinfeng, Chen Jian, Zheng Hongbo, Xu Xiaogang (293)

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)02-0215-07

论文引用格式: 张建伟, 方林, 陈允杰, 詹天明, 罗春燕. 局部 GAC 模型在医学图像分割中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(2): 215-221

# 局部 GAC 模型在医学图像分割中的应用

张建伟<sup>1</sup>, 方林<sup>1</sup>, 陈允杰<sup>1</sup>, 詹天明<sup>2</sup>, 罗春燕<sup>1</sup>

1. 南京信息工程大学数理学院, 南京 210044; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094

**摘要:** 针对基于区域测地线活动轮廓(GAC)模型很难准确分割灰度不均匀图像的问题, 提出基于局部信息的 GAC 模型。该方法首先将图像区域进行局部化, 来克服灰度不均匀对分割结果的影响, 然后构造局部符号压力函数(ISPF)指导轮廓线在目标外部(或内部)收缩(或扩张)来完成分割。为了提高算法效率和稳定性, 用二值水平集方法实现整个分割过程, 避免了传统水平集数值不稳定性。实验结果表明, 本文方法可以快速有效地分割灰度不均匀的医学图像。

**关键词:** 测地线活动轮廓模型; 符号压力函数; 局部信息; 二值水平集

## Application of local GAC model for medical image segmentation

Zhang Jianwei<sup>1</sup>, Fang Lin<sup>1</sup>, Chen Yunjie<sup>1</sup>, Zhan Tianming<sup>2</sup>, Luo Chunyan<sup>1</sup>

1. College of Math & Physics, Nanjing University of Information & Technology, Nanjing 210044, China;

2. College of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China

**Abstract:** The geodesic active contour (GAC) model based on regions is not applicable to images with intensity inhomogeneity. In this paper, we propose a new model of the GAC based on local regions. Information of the local mean is used to overcome the intensity inhomogeneity effect of the segmentation result. A local signed pressure force function is constructed so that the contour shrinks when outside of the object, or expands when inside of the object. In order to improve the algorithm's effectively and steadily, the model is implemented by a binary level set function. Experimental results with medical images show that the new model can get the better results in a more efficient way.

**Key words:** GAC model; signed pressure force function; local regional information; binary level set

## 0 引言

近年来, 基于水平集的活动轮廓模型, 既采用底层图像信息, 又结合高层先验知识, 在医学图像中取得广泛应用。

活动轮廓模型分为基于边缘的活动轮廓模型<sup>[1-3]</sup>和基于区域的活动轮廓模型<sup>[4-13]</sup>。其中, 基于边缘的活动轮廓模型具有代表性, 有 Snake 模型<sup>[1]</sup>和 GAC

模型<sup>[2]</sup>等, 该模型利用基于图像梯度信息的边界停止函数来指导轮廓线向目标边界演化, 对于强边缘目标具有理想的分割效果。由于机器以及组织自身因素的影响, 大部分医学图像都含有弱边界, 从而使得该模型易发生弱边界泄露。基于区域的活动模型具有代表性, 有 C-V 模型<sup>[4]</sup>和 LBF 模型<sup>[5]</sup>等。C-V 模型假定图像由两个灰度值相差较大的同质区域(目标和背景)组成, 从而利用目标和背景之间灰度平均值的差别来进行分割, 对具有噪声或边缘模糊的图像都适

收稿日期: 2011-01-24; 修回日期: 2011-06-14

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61003209); 江苏省教育厅“青蓝工程”基金项目(JSK2006018); 江苏省高校自然科学基金项目(10KJB520012)

第一作者简介: 张建伟(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法。E-mail: zhangjw@nuist.edu.cn

用。但是该模型是建立在图像灰度分布是均匀假设基础之上的。而由于医学图像成像原理和组织特性的差异,其图像存在灰度不均匀(偏移场)和模糊等特点,因此 C-V 模型不能准确地对灰度不均匀的医学图像进行分割。除这个因素,该模型对纹理变化问题也无能为力。针对这一问题, Li 等人提出 LBF 模型<sup>[5]</sup>。该模型基本思想为目标边界局部区域的图像灰度可近似两个常数,将图像分割问题转换为求最优轮廓线和能够近似曲线两侧局部区域的灰度拟合函数问题。但是图像复杂背景对 LBF 模型分割影响较大<sup>[6]</sup>。基于边界的活动轮廓模型虽能够对感兴趣区域分割,但是该模型很难处理噪声和弱边界影响。针对这一问题,文献[7,9]提出基于区域的 GAC 模型。该模型采用基于全局信息的符号压力函数来代替 GAC 模型的边缘停止函数,对具有噪声和弱边界的目标有很好的分割结果。该模型采用二值水平集方法实现,避免了传统水平集方法中的重新初始过程,具有高效分割效率。但是该模型仍然是建立在图像灰度均匀的假设基础之上,因此很难分割含偏移场的医学图像。

针对这些问题,引入窗口函数,考查图像小邻域灰度信息,来反映医学图像灰度变化,构造出基于局部信息的符号压力函数来指导轮廓线运动。目标外部的轮廓线向目标边界收缩,目标内部的轮廓线向目标边界扩张,达到提取目标轮廓的目的。并且本文采用二值水平集方法实现,相比传统水平集方法实现,避免了重新初始化过程,降低了模型实现复杂度。

## 1 背景

### 1.1 GAC 模型

GAC 模型<sup>[2]</sup>是由 Caselles 等人提出,可以通过极小化如下能量得到

$$E^{\text{GAC}} = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds \quad (1)$$

式中,  $L(C)$  表示闭合轮廓线  $C$  长度,  $C(s)$  函数指闭合曲线  $C$ ,  $s$  表示闭合曲线的弧长参数,  $\nabla I$  是图像  $I$  的梯度。与式(1)对应的水平集演化方程如下

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla I|) \left( \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (2)$$

式中,  $\alpha$  为常数,它的作用是加速轮廓线演化。 $g(\nabla I)$  为边缘停止函数,是关于图像梯度模

$|\nabla I|$  的递减函数,一般可定义为

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^p} \quad (3)$$

式中,  $G_\sigma$  是标准差为  $\sigma$  的高斯核,  $*$  表示卷积,  $p$  一般取值为 1 或 2。当目标区域具有强边界时,图像梯度模  $|\nabla I|$  相对比较大,  $g(\nabla I)$  函数值将变得相对较小,轮廓线在图像边界停止演化。但是在医学图像中,有些目标边界较模糊或被噪声污染,因此利用图像梯度构造的驱动力是不准确的,易造成错误的分割结果。

### 1.2 基于区域的 GAC 模型

传统的 GAC 模型利用了边缘停止函数  $g$ , 在图像边界处有  $|\nabla I| \rightarrow \infty$ ,  $g \rightarrow 0$ , 这使得轮廓线在边界处停止演化。但是该模型仅适应具有强边缘目标的情况,很难适用具有噪声或弱边界目标情况。针对这一问题,文献[7,9]分别提出基于区域的 GAC 模型。该模型用基于全局区域信息的符号压力函数  $spf$  来代替式(3)中  $g$ , 得到如下水平集演化方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf \cdot |\nabla \phi| \cdot \left( \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) + \nabla spf \cdot \nabla \phi \quad (4)$$

式中,  $spf$  是符号压力函数,根据文献[7,9,14],对符号压力函数  $spf$  定义如下

$$spf = \frac{I - \frac{c_1 + c_2}{2}}{\max \left( \left| I - \frac{c_1 + c_2}{2} \right| \right)} \quad (5)$$

式中,  $I$  是图像,  $c_1$  和  $c_2$  是轮廓线内外区域的图像灰度均值信息,可以由下式给出

$$c_1 = \frac{\sum I \cdot |\operatorname{sgn}(\phi < 0)|}{\sum |\operatorname{sgn}(\phi < 0)|} \quad (6)$$

$$c_2 = \frac{\sum I \cdot |\operatorname{sgn}(\phi \geq 0)|}{\sum |\operatorname{sgn}(\phi \geq 0)|}$$

式中,假设在轮廓线内  $\phi > 0$ 。

$spf$  通过计算轮廓线内外区域的函数值的符号来指导轮廓线的运动。当轮廓线在目标边界外部时,轮廓线向目标边界收缩;当轮廓线位于目标内部时,轮廓线向目标边界处扩张,最终使得轮廓线停留在目标边界上,取值范围为  $[-1, 1]$ 。

基于全局信息的符号压力函数  $spf$  相比边缘停止函数  $g$ , 轮廓线在图像全局信息作用下,避免了弱边界泄露现象,对噪声有很好的鲁棒性。该模型采用二

值水平集方法实现。二值函数取值只有  $-1$  和  $1$ , 避免了传统水平集方法中重新初始化过程, 同时避免了烦琐的数值实现方法, 提高了图像分割效率。但是, 该模型假设图像灰度是均匀的, 因此该方法的驱动力不能很好地反映医学偏移场图像的区域信息。

## 2 基于局部信息的 GAC 模型

### 2.1 局域区域的符号压力函数 $lspf$

Li 等人提出 LBF 模型<sup>[5]</sup>较好地克服了图像灰度不均匀的影响。该模型通过构造核函数控制区域的均值信息, 将 C-V 模型中全局信息进行局部化。根据医学图像存在灰度不均匀性, 本文引入窗口函数  $w$ , 类似文献<sup>[5, 10-13]</sup>中考查图像小邻域均值信息, 将式(5)中符号压力函数  $spf$  进行局部化, 来反映医学图像的灰度变化。为此构造如下基于局部信息的符号压力函数:

$$lspf = \frac{\int_{\Omega} w(x-y) \left( I(y) - \frac{f_1(x) + f_2(x)}{2} \right) dy}{\max \left( \left| \int_{\Omega} w(x-y) \left( I(y) - \frac{f_1(x) + f_2(x)}{2} \right) dy \right| \right)} \quad (7)$$

式中,  $\Omega$  是图像区域,  $I(y)$  是窗口函数  $w$  所控制图像局部区域的灰度值,  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  分别表示窗口函数  $w$  所控制区域被轮廓线分为内外区域的灰度均值信息, 由下列等式给出

$$\begin{aligned} f_1 &= \frac{\sum wI |\operatorname{sgn}(\phi < 0)|}{\sum w |\operatorname{sgn}(\phi < 0)|} \\ f_2 &= \frac{\sum wI |\operatorname{sgn}(\phi \geq 0)|}{\sum w |\operatorname{sgn}(\phi \geq 0)|} \end{aligned} \quad (8)$$

对于灰度不均匀图像, 在窗口函数  $w$  控制较小区域中, 灰度值变化比较缓慢, 可近似灰度均匀。设  $x$  是轮廓线上点,  $\Omega_y$  是窗口函数  $w$  控制局部区域。考虑一般情况,  $\Omega_y$  由背景区域  $\Omega_b$  和目标区域  $\Omega_m$  两个部分组成。这里假设  $I_{\Omega_m} > I_{\Omega_b}$ , 对于  $I_{\Omega_m} < I_{\Omega_b}$  情况, 结论同样适用。有  $\min(I_{\Omega_b}) < f_1, f_2 < \max(I_{\Omega_m})$  成立,  $I_{\Omega_b}$  是局部背景区域  $\Omega_b$  中灰度值,  $I_{\Omega_m}$  是图像局部目标区域  $\Omega_m$  中灰度值。进而有下列不等式成立

$$\min(I_{\Omega_b}) < \frac{f_1 + f_2}{2} < \max(I_{\Omega_m})$$

在背景区域  $\Omega_b$  中,  $I_{\Omega_b} - \frac{f_1 + f_2}{2} < 0$ 。由式(7)可知,

$lspf < 0$ , 轮廓线向目标边界处收缩。在目标区域  $\Omega_m$  中,  $I_{\Omega_m} - \frac{f_1 + f_2}{2} > 0$ 。由式(7)可知,  $lspf > 0$ , 轮廓线向目标边界处扩张, 轮廓线最终停留在目标边界处。由式(7)容易得出,  $lspf$  变化范围为  $[-1, 1]$ 。基于上述讨论, 由式(7)构造  $lspf$  函数满足上述符号压力函数的定义。将  $lspf$  代替式(4)中  $spf$ , 得到如下水平集演化方程

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= lspf \cdot |\nabla \phi| \cdot \left( \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) + \\ &\quad \nabla lspf \cdot \nabla \phi \end{aligned} \quad (9)$$

基于局部信息符号压力函数  $lspf$  相比基于全局信息的符号压力函数  $spf$ ,  $lspf$  引入窗口函数  $w$ , 考查了图像小邻域区域灰度均值信息, 较好反映医学图像灰度变化, 正确区分目标区域。相比边缘停止函数  $g$ , 基于局部信息的  $lspf$  对具有噪声或弱边界的目标有较好的分割结果。当窗口函数  $w$  的窗口取得相对大时,  $lspf$  类似  $spf$ , 可以把  $spf$  看做  $lspf$  一个特例。

### 2.2 算法实现

本文采用二值水平集方法<sup>[7,9]</sup>演化式(9), 差分项可采用简单的中间差分形式实现。通过计算轮廓内外点的变化量  $P$  判断水平集函数是否收敛, 采用如下判断标准

$$P = \frac{\sum \operatorname{sgn}(\phi^{n+1} \geq 0) - \operatorname{sgn}(\phi^n \geq 0)}{M} + \frac{\sum \operatorname{sgn}(\phi^{n+1} < 0) - \operatorname{sgn}(\phi^n < 0)}{M} \quad (10)$$

式中,  $M$  表示图像大小。

实验步骤如下:

- 1) 水平集函数  $\phi$  初始化  $\operatorname{sgn}(\phi)$ ;
- 2) 由式(8)计算  $f_1$  和  $f_2$  并代入式(9);
- 3) 根据式(9)演化水平集方程;
- 4) 使用高斯核  $G_{\sigma}$  光滑水平集函数  $\phi$ , 即  $G_{\sigma} * \phi$ 。
- 5) 重新初始化水平集函数  $\phi$  为  $\operatorname{sgn}(\phi)$ , 代入式(9)。若  $P < \varepsilon$ ,  $\varepsilon$  取很小的数, 则停止迭代, 否则返回步骤3)。

## 3 实验结果及分析

用基于局部 GAC 模型对不同医学图像进行分割, 并与 GAC 模型、基于区域 GAC 模型、C-V 模型和 LBF 模型相比较, 验证本文方法的有效

性。本文实验在 Dell 2.0 GHz 1 GB RAM 计算机上 MATLAB 实现,时间步长  $t = 0.1$  s,窗口函数  $w$  采用高斯模板,大小为  $(4m + 1) \times (4m + 1)$ ,将选择高斯模板大小为  $k \times k$ ,其中  $k$  取值为 (3,9), $\sigma$  取值范围为 (0.5,2)。

图 1 是对真实血管图像分割结果比较。取参数  $\alpha = 200, m = 5$ 。图 1(a) 含有灰度不均匀和细长拓扑结构特点。图 1(b) 是 GAC 模型分割的结果。该模型的梯度信息易受到图像噪声影响,轮廓线陷入局部最优。图 1(c) 是 C-V 模型的分割结果。取参数  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1$ ,长度项系数为  $nu = 0.001 \times$

$255 \times 255$ 。该模型全局信息很难克服图像偏移场影响,轮廓线无法收敛到目标边界。图 1(d) 是基于区域的 GAC 模型的分割结果。该模型符号压力函数中全局信息无法引导轮廓线运动,轮廓线陷入背景区域。图 1(e) 是 LBF 模型的分割结果。取参数  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1$ ,长度项系数, $\sigma = 3, nu = 0.001 \times 255 \times 255$ 。该模型的局部信息较好克服图像偏移场影响,准确分割目标边界。图 1(f) 是本文改进模型的分割结果。轮廓线在局部信息的作用下,克服了图像偏移场影响,提高了进入细长区域的能力,准确地分割目标边界,分割结果类似 LBF 模型。

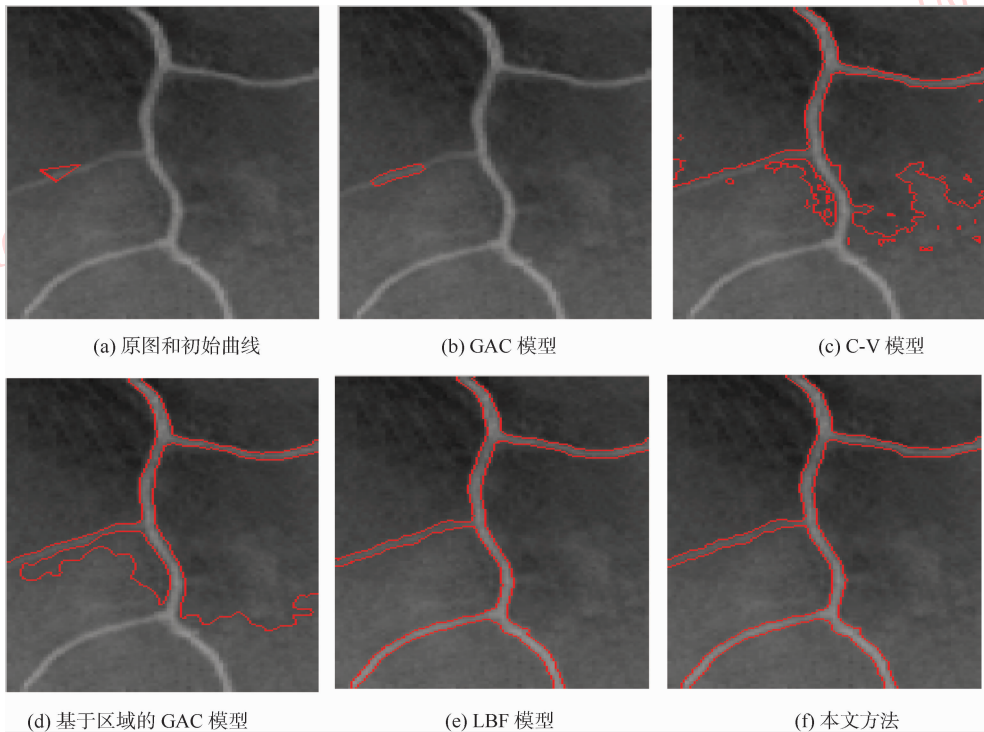


图 1 真实血管图像分割结果

Fig. 1 Segmentation results of real vessel image

图 2 对左心室 MR 图像分割结果比较。取参数  $\alpha = 150, m = 7$ 。图 2(a) 带有灰度不均匀、噪声和标记线特点。图 2(b) 是 GAC 模型的分割结果。由于梯度信息易受到噪声和初始曲线影响,轮廓线无法在目标边界停止。图 2(c) 是 C-V 模型的分割结果。取参数  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1$ ,长度项系数为  $nu = 0.001 \times 255 \times 255$ 。该模型的全局信息很难克服纹理信息以及偏移场影响,分割结果不理想。图 2(d) 是基于区域的 GAC 模型的分割结果。轮廓线在基

于全局信息的符号压力函数作用下,难以处理图像偏移场和标记线影响,得到错误分割结果。图 2(e) 是 LBF 模型的分割结果。取参数  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3.5, \sigma = 25$ ,长度项系数  $nu = 0.08 \times 255 \times 255$ 。由于该图复杂背景对该模型影响很大,需要反复调节参数,才能得到较好结果<sup>[6]</sup>。图 2(f) 是本文方法的分割结果。轮廓线在基于局部符号压力函数的指导下,克服了图像标记线以及偏移场影响,收敛到目标边界。

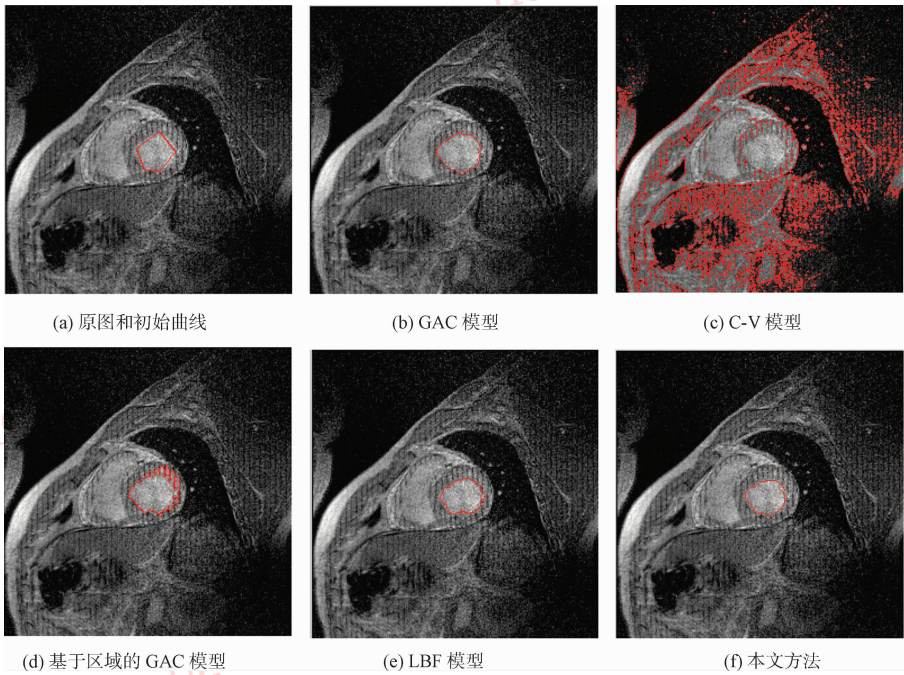


图 2 左心室 MR 图像分割结果

Fig. 2 Segmentation results of a left-heart MR image

图 3 是对脑部 CT 肿瘤图像分割结果比较。参数  $\alpha = 100, m = 5$ 。图 3(b) 是 GAC 模型的分割结果。远离目标边界的轮廓线在梯度信息作用下继续演化, 发生边界泄露。图 3(c) 是 C-V 模型的分割结果。取参数  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1$ , 长度项系数为  $nu = 0.001 \times$

$255 \times 255$ 。该模型的全局实现将图像非感兴趣区域分割出来, 分割失败。图 3(d) 是基于区域的 GAC 模型的分割结果。该模型虽能够对感兴趣区域分割, 但全局信息难以克服图像偏移场影响, 轮廓线陷入局部最优。图 3(e) 是 LBF 模型的分割结果。其中, 参数

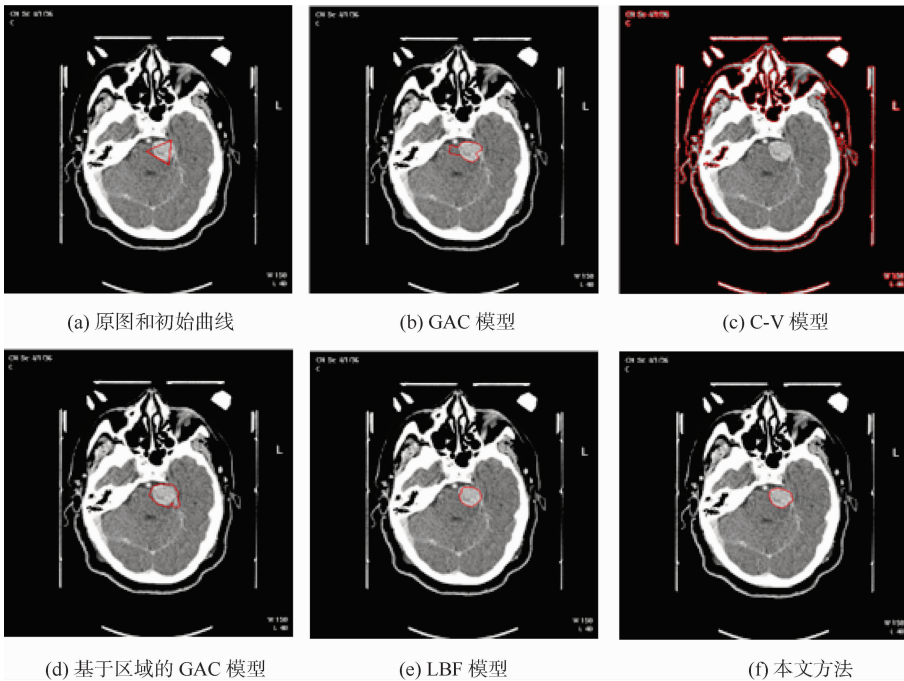


图 3 脑部 CT 肿瘤图像分割结果比较

Fig. 3 Segmentation results of CT tumor brain image

为  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3.5$ , 长度项系数  $nu = 0.05 \times 255 \times 255, \sigma = 7$ 。经过复杂参数调节, 该模型分割出目标主要边界。图 3(f) 是本文方法的分割结果。轮廓线在局部信息作用下, 克服图像偏移场影响, 并且在符号压力函数指导下, 将目标区域从复杂背景中分割出来。

图 4 是脑部 MR 图像胼胝体分割结果比较。图 4(c) — (e) 是本文方法取参数  $m = 9$  时, 参数  $\alpha$  分别取参数 40, 45, 50 分割结果。图 4(f) — (h) 是

本文方法取参数  $\alpha = 55$ , 参数  $m$  分别取 7, 11, 13 分割结果。本文采用 Jaccard Similarity (JS)<sup>[15]</sup>, 对分割结果进行判断, 即

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (11)$$

式中,  $S_1$  是标准分割结果,  $S_2$  是待判断分割结果。由图 5 可知, 当参数  $m = 9$ , 参数  $\alpha$  取值 [40, 65] 时, 分割准确率较高。当参数  $\alpha = 55$ , 参数  $m$  取值 [5, 15] 时, 得到较好分割结果。

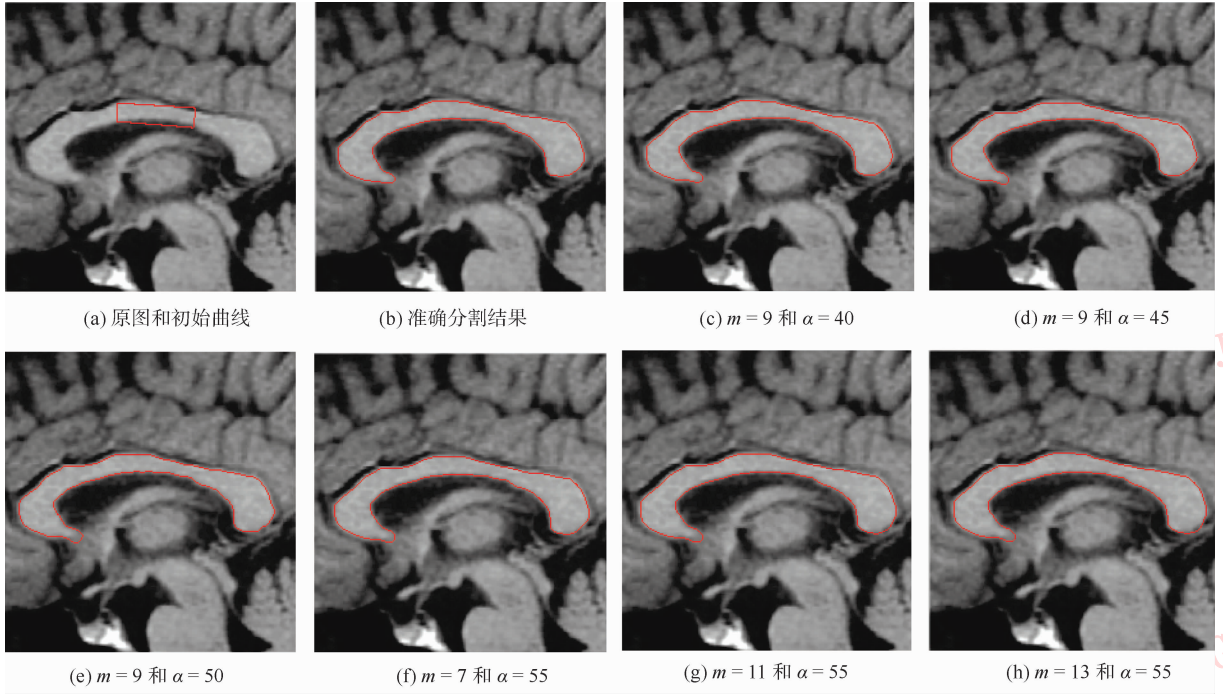


图 4 脑部 MR 图像胼胝体分割结果

Fig. 4 Segmentation results of corpus callosum brain MRI

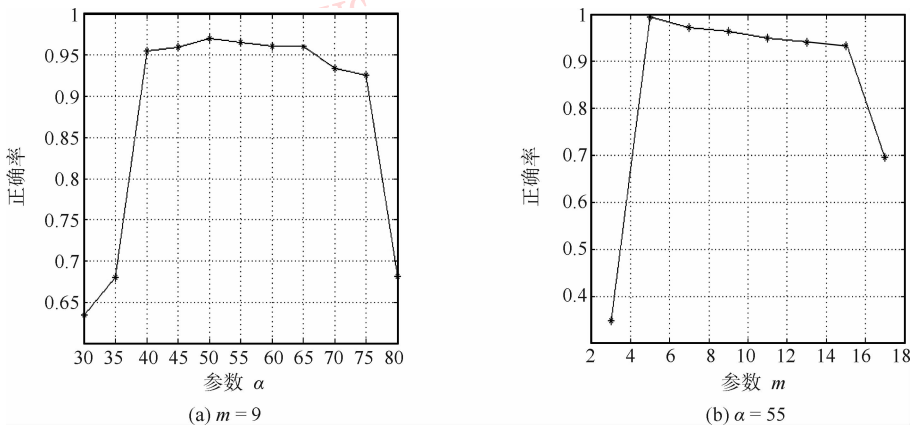


图 5 参数  $\alpha$  和  $m$  对分割精度的影响

Fig. 5 The parameters  $\alpha$  and  $m$  effect respectively on segmentation accuracy

表 1 比较了 GAC 模型、C-V 模型、基于区域 GAC 模型、LBF 模型与本文方法对图 2—图 4 的时间效率,比较指标为迭代次数和耗时。从表 1 可以看出,本文方法分割效率高于传统 GAC 模型、C-V 模型和 LBF 模型。这是由于本文仅使

用轮廓线所在的图像局部信息,避免了 C-V 模型和 LBF 模型全局实现需要对图像数据反复计算,并且采用二值水平集方法实现,避免了传统 GAC 模型、C-V 模型和 LBF 模型重新初始化过程。

表 1 本文方法和其他分割方法效率比较

Table 1 The comparison of the proposed and other methods

| 算法          | 图 1 |            | 图 2 |             | 图 3 |             |
|-------------|-----|------------|-----|-------------|-----|-------------|
|             | 迭数次 | 时间/s       | 迭数次 | 时间/s        | 迭数次 | 时间/s        |
| GAC 模型      | 800 | 48.891 000 | 400 | 55.047 000  | 400 | 108.360 000 |
| C-V 模型      | 200 | 22.840 000 | 200 | 114.672 000 | 100 | 33.391 000  |
| 基于区域 GAC 模型 | 100 | 2.937 000  | 100 | 5.859 000   | 100 | 12.250 000  |
| LBF 模型      | 80  | 6.593 000  | 200 | 708.632 181 | 200 | 185.682 147 |
| 本文方法        | 120 | 4.719 000  | 100 | 6.812 000   | 40  | 6.266 000   |

## 4 结 论

针对医学图像存在偏移场,提出基于局部区域的 GAC 模型,通过二值水平集方法实现。利用窗口函数控制区域的均值信息,来反映医学图像灰度变化,构造出基于局部信息的符号压力函数。与传统 GAC 模型相比,具有高效分割效率和防止弱边界泄露等优点。相比 C-V 模型和 LBF 模型,降低图像复杂背景对分割影响,避免了参数调节。本文算法改进了基于区域的 GAC 模型不能分割灰度不均匀图像的不足。

## 参考文献 (References)

[1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331.

[2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.

[3] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level Set evolution without re-initialization; a new variational formulation [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. San Diego: IEEE, 2005, 1: 430-436.

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

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

[6] Wang L, Li C M, Sun Q S, et al. Active contours driven by local

and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009, 33(7): 520-531.

[7] Zhang K H, Zhang L, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. *Image and Vision computing*, 2010, 28(4): 668-676.

[8] Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local fitting energy [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1199-1206.

[9] Yang Y, Xu C, Pan W M. Image segmentation method using binary level set based on regional GAC model [J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(9): 2414-2417. [杨勇,徐春,潘伟民.基于区域 GAC 模型的二值水平集图像分割算法 [J]. *计算机应用*, 2009, 29(9): 2414-2417.]

[10] Li C, Kao C, Gore J, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Washington, DC, USA: IEEE Press, 2007: 1-7.

[11] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11): 2029-2039.

[12] Li W, Lei H, Arabinda M, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(12): 2435-2447.

[13] Li W, Chen Y J, Pan X H, et al. Level set segmentation of brain magnetic resonance images based on local Gaussian distribution fitting energy [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2010, 188(2): 316-325.

[14] Xu C, Yezzi A Jr, Prince J L. On the relationship between parametric and geometric active contours [C]// *Proceedings of 34th A Silomar Conference on Signals, Systems, and Computers Pacific Grove: INSPEC*, 2001, 1: 483-489.

[15] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(3): 405-421.