

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 9
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9月 第17卷 第9期(总第197期)

目次

图像处理和编码

- 自适应阈值 HMRF 模型超分辨率重建 朱虹, 刘薇, 姚杰, 欧阳光振, 刘小乾(1049)
- 亮度补偿变换矩阵的颜色恒常性算法 袁兴生, 王正志(1055)
- 小波变换和稀疏冗余表示的混合图像去噪 李慧斌, 刘峰(1061)
- 基于运动信息自适应的快速运动估计算法 李子印, 杨齐(1069)
- 融合纹理特征的两阶段聚类分割算法 王改华, 李德华(1075)
- 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法 任澍, 唐向宏, 康佳伦(1085)

图像分析和识别

- 激光焊接对接拼缝测量的微景深方法 王平江, 黄雅婷, 齐江飞, 彭芳瑜, 李斌, 唐小琦(1092)
- 基于码本模型和多特征的早期烟雾检测 姜明新, 王洪玉, 蔡兴洋(1102)
- 结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型 朱晓舒, 孙权森, 夏德深(1109)
- 高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用 郑霞, 胡浩基, 周明全, 樊亚春(1115)
- 区域生长的轮对图像分割 史倩, 吴开华(1122)
- 图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类 谷瑞军, 陈圣磊, 陈耿, 汪加才(1128)

图像理解和计算机视觉

- 中介相似性量度的图像匹配 周宁宁, 吕文杰(1135)
- 自适应字典学习的多聚焦图像融合 严春满, 郭宝龙, 易盟(1144)
- 摄像机几何约束及人体定位 陶霖密, 于亚鹏, 邸慧军, 孙洛(1150)

虚拟现实与增强现实

针对层次式累进网格模型的动态评估与调整 王丹华, 卢威, 潘金贵(1158)

医学图像处理

结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断..... 郝世杰, 蒋建国, 郭艳蓉, 詹曙, 李鸿(1168)

改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型

..... 王顺风, 冀晓娜, 张建伟, 陈允杰, 方林, 詹天明(1175)

遥感图像处理

光学遥感图像低可观测区域舰船检测 周伟, 关键, 何友(1181)

非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的 SAR 与多光谱图像融合

..... 金星, 李晖晖, 时丕丽(1188)

“计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (1196)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996年创刊)

第17卷 第9期

2012年9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:010-64807995 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

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 9 September 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Adaptive threshold HMRF model for super-resolution reconstruction
..... Zhu Hong, Liu Wei, Yao Jie, Ouyang Guangzhen, Liu Xiaoqian(1049)
- Color constancy algorithms with luminance-compensation transform matrix Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi(1055)
- Hybrid image denosing method based on wavelet transform as well as on a sparse and redundant representations model
..... Li Huibin, Liu Feng(1061)
- Fast motion estimation algorithm based on motion information adaptation Li Ziyin, Yang Qi(1069)
- Texture feature fusion-based two-stage clustering segmentation algorithm Wang Gaihua, Li Dehua(1075)
- Improved Criminisi algorithm with the texture and edge features Ren Shu, Tang Xianghong, Kang Jialun(1085)

Image Analysis and Recognition

- Seam measurement based on micro depth of field lens for laser welding
..... Wang Pingjiang, Huang Yating, Qi Jiangfei, Peng Fangyu, Li Bin, Tang Xiaoqi(1092)
- Early smoke detection based on codebook model and multiple features Jiang Mingxin, Wang Hongyu, Cai Xingyang(1102)
- Adaptive active contour model integrating global and local image fitting energy Zhu Xiaoshu, Sun Quansen, Xia Deshen(1109)
- Porcelain shard images classification based on Gaussian color model Zheng Xia, Hu Haoji, Zhou Mingquan, Fan Yachun(1115)
- Image segmentation for wheel set measurement based on region growing Shi Qian, Wu Kaihua(1122)
- Sliding window multi-label propagation clustering for searched images
..... Gu Ruijun, Chen Shenglei, Chen Geng, Wang Jiakai(1128)

Image Understanding and Computer Vision

- Image matching based on the medium similarity measure Zhou Ningning, Lv Wenjie(1135)
- Multi-focus image fusion using adaptive dictionary learning method Yan Chunman, Guo Baolong, Yi Meng(1144)
- Geometric constraints of locating cameras and people Tao Linmi, Yu Yapeng, Di Huijun, Sun Luo(1150)

Virtual Reality and Augmented Reality

- Dynamic evaluation and modification methods against aggressive mesh hierarchy models
..... Wang Danhua, Lu Wei, Pan Jingui(1158)

Medical Image Processing

- Computer aided diagnosis on intervertebral disc degeneration with shape and texture features
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu, Li Hong(1168)
- Improved coupled model for MR images segmentation and bias restoration
..... Wang Shunfeng, Ji Xiaona, Zhang Jianwei, Chen Yunjie, Fang Lin, Zhan Tianming(1175)

Remote Sensing Image Processing

- Ship detection from low observable regions in optical remote sensing imagery Zhou Wei, Guan Jian, He You(1181)
- SAR and multispectral image fusion algorithm based on pulse coupled neural networks and non-subsampled Contourlet transform
..... Jin Xing, Li Huihui, Shi Pili(1188)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1175-06

论文引用格式: 王顺风, 冀晓娜, 张建伟, 陈允杰, 方林, 詹天明. 改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1175-1180.

改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型

王顺风¹, 冀晓娜¹, 张建伟¹, 陈允杰¹, 方林¹, 詹天明²

1. 南京信息工程大学数学与统计学院, 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: 生物医学图像分析可以辅助医生诊断疾病, 然而, 图像中常含有噪声以及灰度不均匀现象, 使得传统的图像分割方法不能得到满意的结果。针对这些问题, 构造一种基于图像区域信息的偏移场恢复耦合模型, 使得模型可以在分割的同时恢复出图像偏移场。为了得到全局最优解并提高算法效率, 将该模型改进成1范数下的凸函数, 并使用基于Split-Bregman方法对该耦合模型进行快速求解。实验结果表明, 本文方法可以降低噪声和灰度不均匀的影响, 得到较准确的分割结果和偏移场信息, 而且大大地降低了计算复杂度。

关键词: 磁共振成像; 偏移场恢复; 全局凸分割; 水平集方法; Split-Bregman方法

Improved coupled model for MR images segmentation and bias restoration

Wang Shunfeng¹, Ji Xiaona¹, Zhang Jianwei¹, Chen Yunjie¹, Fang Lin¹, Zhan Tianming²

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

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

Abstract: Medical image analysis is helpful for doctors to diagnose diseases. However, the images usually have noise and intensity inhomogeneities, which makes it hard to obtain satisfactory results using the traditional image segmentation methods. To solve these problems, we propose a coupled model based on local image information, which can segment images while restoring the bias field. In order to obtain global optimal results accurately and quickly, we improved the coupled model to be a convex function and solved it based on the Split-Bregman method. The experimental results show that our method can reduce the effect of the noise and intensity inhomogeneities, and obtain more accurate segmentation results while estimating the bias field efficiently.

Key words: magnetic resonance imaging; bias restoration, global convex segmentation, level set method, Split-Bregman method

0 引言

磁共振成像(MRI)技术作为一种新型的高科技影像学检查方法, 因其具有高度的软组织分辨能力、非介入性、对人体损害小、能够多角度和多参数成像

等特点, 已成为医生进行临床诊断的重要辅助手段。由于医生视觉判断常具有主观性, 且不能量化图像中的一些信息, 因而核磁共振图像的分割与重建成为了辅助诊断的关键。但是, 由于人体器官的结构复杂性和不规则性以及成像机制的影响, 使得核磁共振图像常存在模糊、伪影、边界断裂、偏移场和灰

收稿日期: 2011-11-04; 修回日期: 2012-04-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(61173072); 国家自然科学基金青年基金项目(61003209); 江苏省自然科学基金项目(BK2011824); 江苏省高校自然科学研究项目(10KJB520012)

第一作者简介: 王顺风(1965—), 女, 教授, 2002年于南京气象学院获气象学专业硕士学位, 主要研究方向为图像处理与分析、数值分析与算法。E-mail: wsfnust@yahoo.com.cn

度不均匀等现象,使得传统的图像分割方法很难得到较好结果。

传统的基于区域信息的模型如 C-V (Chan-Vese) 模型^[1]和 LBF (local binary fitting) 模型^[2],可以降低噪声的影响,但该类模型求解往往依赖于水平集理论,因而容易陷入局部最优,且计算复杂度较高。用于分割偏移场较强的核磁共振图像,效果很不理想。

Chan 等人^[3]提出通过采用松弛的水平集函数,将局部优化问题转化为等效的 L1 范数全局凸优化问题,解决了易陷入局部最优的问题,并避免了水平集函数初始化对模型求解的影响。Goldstein 等人^[4]指出, Split-Bregman 迭代方法在求解 L1 范数问题时,能量下降速度很快,因此进一步提出了利用 Split-Bregman 迭代方法求解文献[3]中的等效模型的构想。

Yang 等人^[5]将 Split-Bregman 迭代方法与全局凸分割方法应用于 LBF 模型,实现了对灰度不均匀图像的分割,大大提高了计算效率,并且对水平集函数的初始化具有相当好的鲁棒性,避免了初始曲线对分割结果的影响。然而,该模型主要考虑图像的局部均值信息,可以降低较弱的偏移场的影响,但对于强偏移场现象就无能为力了。

文献[6]指出,图像分割的主要影响因素是偏移场而不是噪声,因此为了得到更加准确的分割结果,通常把偏移场矫正作为预处理的第一步。2009年,Chen 等人^[7]提出了一种改进的变分模型,该模型可以分割偏移场较强的图像并对其进行重建,但是由于在求解该模型的过程中,需要进行大量的迭代计算,因而分割速度较慢。

针对这些问题,首先构造一种基于图像区域信息的偏移场恢复耦合模型,以降低灰度不均匀的影响并恢复出图像偏移场;然后通过松弛水平集函数的演化方程来引入全局凸分割方法,得到了一个等效的能量泛函;最后利用 Split-Bregman 迭代方法,提出了基于中心差分和后差分格式的数值迭代方法^[8],得到该模型算法。这样就使原耦合模型结合了全局凸分割方法和 Split-Bregman 迭代方法的优点,不仅能够对偏移场较强的心脏 MR 图像进行分割和偏移场恢复,而且有效地避免了水平集函数初始化对分割结果的影响,同时计算速度也得到大大提高。

1 图像分割偏移场恢复耦合模型

考虑单目标情形,图像分为目标区域和背景区域,为了得到准确的分割结果,要将式(1)这个能量泛函最小化。

$$\mathcal{E} = \int \left[\sum_{i=1}^2 \int w(x-y) |J(x) - B(y) - c_i|^2 dx \right] dy \quad (1)$$

式中, $w(x-y)$ 是一个非负的权重函数,简单起见,选用 $\sigma > 0$ 的高斯核函数 $w(u) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-|u|^2/2\sigma^2}$, J 是测量的图像, B 是偏移场, c_i 是图像子区域的灰度均值。但是,直接对该能量泛函进行求解是不容易的。2009年,Chen 等人^[7]提出了利用水平集理论进行该泛函的求解。将图像的两个区域用零水平集 ϕ 划分,其中 $\Omega_1 = \{\phi < 0\}$, $\Omega_2 = \{\phi > 0\}$, 该模型又增加了正则项和距离函数保持项,得到能量泛函

$$E(c_1, c_2, B, \phi) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \iint w(x-y) |J(x) - B(y) - c_i|^2 M_i(x) dx dy + \nu \int |\nabla H(\phi)| dy + \frac{\mu}{2} \int (|\nabla \phi| - 1)^2 dy \quad (2)$$

式中, $\lambda_1, \lambda_2, \nu, \mu$ 为正数, $M_1(x) = H(\phi(x))$, $M_2(x) = 1 - H(\phi(x))$, $H(\cdot)$ 是 Heaviside 函数 $H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} \sin\left(\arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)\right) + \frac{1}{2}$ 。

最小化能量泛函式(2),得到梯度下降方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\nu \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) - (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \right] + \mu \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \right) \quad (3)$$

式中, $e_i = \int w(x-y) |J(x) - B(y) - c_i|^2 dy, i = 1, 2$ 。

在数值实现过程中,每一步迭代都要根据方程式(3)将 B 和 c_i 进行迭代更新。对于固定的 ϕ 和 c_i , 最小化能量泛函 $E(c_1, c_2, B, \phi)$, 可得到偏移场 B 的最优解为

$$B = \frac{\lambda_1 k_1 + \lambda_2 k_2}{\lambda_1 g_1 + \lambda_2 g_2} \quad (4)$$

式中,

$$k_1 = \int \left[\int w(x-y) |J(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) dy \right] dx$$

$$k_2 = \int \left[\int w(x-y) |J(x) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dy \right] dx$$

$$g_1 = \int \left[\int w(x-y)H(\phi(x))dy \right] dx$$

$$g_2 = \int \left[\int w(x-y)(1-H(\phi(x)))dy \right] dx。$$

对于固定的 ϕ 和 \mathbf{B} , 最小化能量泛函 $E(c_1, c_2, \mathbf{B}, \phi)$, 可得到 c_i 的最优解为

$$c_1 = \frac{w * (\mathbf{J} - \mathbf{B})H(\phi)}{w * H(\phi)}$$

$$c_2 = \frac{w * (\mathbf{J} - \mathbf{B})(1 - H(\phi))}{w * (1 - H(\phi))} \quad (5)$$

由于该方法需要对水平集函数 ϕ 的演化方程、 \mathbf{B} 和 c_i 进行反复迭代更新, 因此虽然能得到准确的分割结果, 但是计算效率较低。

2 基于 Split-Bregman 方法的偏移场恢复耦合模型

由于基于水平集理论的分割方法对于水平集函数的初始化要求较高, 因此轮廓曲线很容易陷入局部最小值, 使得图像分割的结果不是很理想。此外, 由于该类方法需要对水平集函数的演化方程进行反复迭代更新, 因此计算复杂度较高。Split-Bregman 迭代方法在求解 L1 范数问题的速度上具有一定的优越性。全局凸分割方法将复杂的变分模型简化成为简单的 L1 范数问题, 降低了模型求解的复杂度。2009 年, Goldstein 等人^[8] 提出采用 Split-Bregman 迭代方法求解分段常值图像的全局凸分割模型, 实现了对模型的快速求解。本节构造一个基于区域信息的偏移场恢复耦合模型, 将全局凸分割方法和 Split-Bregman 方法的求解理论结合起来。

由于方程式(3)最后一项的作用是自动促使嵌入函数 ϕ 近似为距离函数, 避免重新初始化的问题, 而 Split-Bregman 方法不涉及对初始水平集进行初始化的问题, 因而在求解原耦合模型时可以对该项不加考虑。则式(3)变为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\nu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \right] \quad (6)$$

关于 ϕ 的最优解就成为方程式(6)的稳态解。文献[5]指出, 由于式(6)中的 $\delta(\phi) \geq 0$, 不会影响梯度下降的方向, 可将其视为一个正的常数, 因此方程式(6)等价于

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \nu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \quad (7)$$

而方程式(7)又可以表述为简单的能量泛函的梯度

下降方程^[3]

$$E(\phi) = \int_{\Omega} r\phi dX + \mu \int_{\Omega} |\nabla \phi| \delta(\phi) dX \quad (8)$$

式中, $r = \lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2$ 。

当 $\phi \in \{0, 1\}$ 时, 方程式(8)定义于非凸集上, 是一个非全局最优问题。将 $\phi \in \{0, 1\}$ 松弛为 $\phi \in [0, 1]$, 则对任意的 $\alpha \in [0, 1]$, 存在特征函数 $\chi = \begin{cases} 1, & \phi \geq \alpha \\ 0, & \phi < \alpha \end{cases}$, 将图像唯一地分割为两部分, 得到全局凸分割模型的全局最优解。

$$\min_{\phi \in [0, 1]} E(\phi) = \min_{\phi \in [0, 1]} \int_{\Omega} r\phi dX + \nu \int_{\Omega} |\nabla \phi| dX \quad (9)$$

从而, 非全局最优问题式(8)就转化成为能量泛函式(9)的全局最优化问题。利用 Split-Bregman 方法, 首先引入辅助变量 $d \leftarrow \nabla \phi$, 利用二次罚项来加强这个约束条件, 将泛函式(9)的有约束优化问题转化为无约束优化问题^[4]

$$E(\phi) = \int_{\Omega} r\phi dX + \nu \int_{\Omega} |d| dX + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |d - \nabla \phi|^2 dX \quad (10)$$

求解能量泛函式(10)的最优解就等价于最优化问题^[4]

$$(\phi^*, d^*) = \arg \min_{\phi, d} \langle \phi, r \rangle + \nu |d| + \frac{\lambda}{2} |d - \nabla \phi|^2 \quad (11)$$

引入中间变量 b , 利用 Bregman 迭代来加强等式约束 $d = \nabla \phi$, 则上述最优化问题变为

$$(\phi^{k+1}, d^{k+1}) = \arg \min_{\phi, d} \langle \phi, r \rangle + \nu |d| + \frac{\lambda}{2} |d - \nabla \phi - b|^2 \quad (12)$$

$$b^{k+1} = b^k + \nabla \phi^k - d^k \quad (13)$$

利用变分原理, 最优化问题式(12)关于 ϕ 的欧拉-拉格朗日方程为

$$0 = -r - \lambda \nabla^T (d^k - \nabla \phi - b^k)$$

即

$$\Delta \phi = r/\lambda + \nabla \cdot (d^k - b^k), \phi \in [0, 1] \quad (14)$$

利用 Gaussian-Seidel 迭代法, 对拉普拉斯算子采用中心差分方案, 对散度算子采用后差分方案, 将式(14)数值离散化^[8], 数值结果为

$$\begin{cases} \alpha_{i,j} = d_{i-1,j}^{k,x} - d_{i,j}^{k,x} - b_{i-1,j}^{k,x} + b_{i,j}^{k,x} + d_{i,j-1}^{k,y} - d_{i,j}^{k,y} - b_{i,j-1}^{k,y} + b_{i,j}^{k,y} \\ \beta_{i,j} = \frac{1}{4}(\phi_{i-1,j}^k + \phi_{i+1,j}^k + \phi_{i,j-1}^k + \phi_{i,j+1}^k) - \frac{r}{\lambda} + \alpha_{i,j} \\ \phi_{i,j}^{k+1} = \max(\min(\beta_{i,j}, 1), 0) \end{cases} \quad (15)$$

再利用软阈值方法,关于 d 求解最优化问题式(12)可视为一个一元二次方程求极小值问题,求得 d 的最优解为

$$d^{k+1} = S(\nabla\phi^{k+1} + b^k, \nu/\lambda) \quad (16)$$

这里

$$S(x, \gamma) = \frac{x}{|x|} \max(|x| - \gamma, 0) \quad (17)$$

3 实验结果与分析

实验均是在 DELL 台式机(Intel, CPU 2 GHz, 内存 1.00 GB)上实现的,实验工具为 Matlab R2007a。

初始水平集的选取方法如文献[9],水平集 ϕ 被初始为一个二值函数,在内部区域上值为负数 $-c_0$,在外部区域上值为正数 c_0 。实验中,对于大多数的图像,实验参数 $c_0 = 2$,高斯核函数的参数 $\sigma = 3$, $\varepsilon = 1E - 3$, $\lambda = 0.01$ 。

3.1 人工图像的分割

图 1 是对人工图像的分割实验,图 1(a)是 1 幅灰度不均匀的人工合成图像,可以看出,左边的背景

亮度明显比右边亮很多。在这个实验中,模型参数 $\nu = 1000$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1E - 5$ 。初始水平集曲线如图 1(a)所示,图 1(b)(c)分别为基于传统变分水平集方法的 C-V 模型和 LBF 模型得到的分割结果。从分割结果可以看出,由于 C-V 模型假设图像是分段常量的,仅考虑图像的全局灰度均值信息,而忽视了局部均值信息和偏移场信息,因此 C-V 模型不能对灰度不均匀图像进行分割。LBF 模型由于采用了图像的局部信息,降低了灰度不均匀现象与噪声的影响,因此可以实现对这个灰度不均匀图像的分割。

图 1(d)(e)分别为利用 Split-Bregman 方法求解原耦合模型前后得到的分割结果,图 1(f)为得到的偏移场。实验结果表明,本文构造的偏移场恢复耦合模型能对灰度不均匀图像进行准确的分割。但是,在计算效率上,利用 Split-Bregman 方法求解原耦合模型具有一定的优势。本文方法仅需要 10 次迭代即可完成分割,而原耦合模型和 LBF 模型分别需要迭代 100 次、200 次才能完成分割,如表 1 所示。这表明本文方法计算效率大大优于原耦合模型和 LBF 模型。

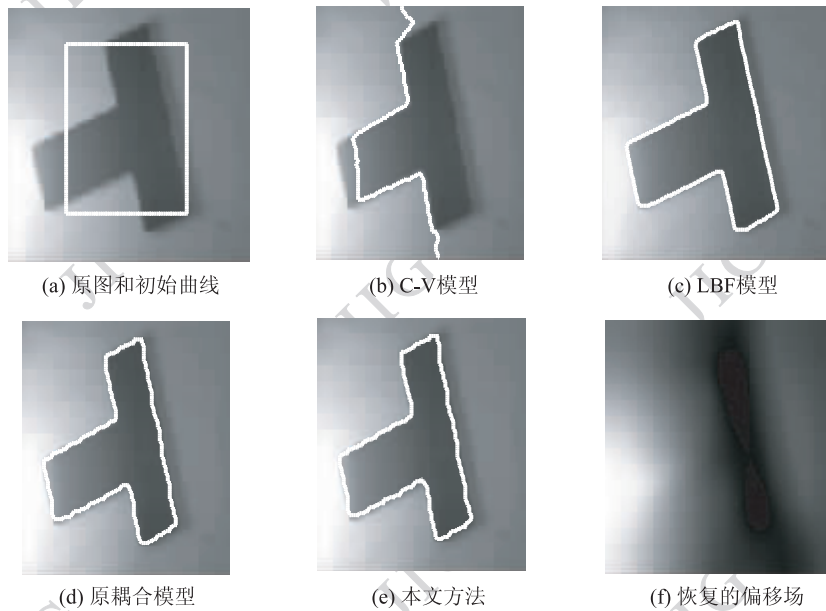


图 1 合成图像的分割

Fig. 1 Segmentation results of a synthetic image

表 1 计算效率的比较

Table 1 The comparison of computational efficiency

分割模型	迭代次数	运行时间/s
本文方法	10	2.610 924
原耦合模型	100	6.701 903
LBF 模型	200	12.283 822

3.2 左心室 MR 图像的分割

图 2 是左心室 MR 图像的分割实验,该类图具有模糊、伪影、边界断裂、强偏移场和灰度不均匀等特点。分割中,参数 $\nu = 1000$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1E - 5$ 。

从图 2 分割的结果可以看出,C-V 模型的假设

过于简单,对含有偏移场的灰度不均匀图像是无能为力的。而由于LBF模型采取全局化实现方法,可以将目标外同质区域分割出来,但是该模型仅考虑到局部均值信息,没有考虑图像的偏移场信息,使得演化曲线不仅陷入了非目标边界,而且没有将伪影区域从背景区域分割出来,造成错误的分割结果。偏移场信息能够较好地识别图像的伪影区域,进而将其划归为目标区域,本文方法全面地考虑了偏移场信息,因此能够准确地找出目标边界。利用Split-Bregman方法求解偏移场恢复耦合模型,同时解决了伪影、弱边界、噪声、偏移场等因素对分割的影响,使得演化曲线有较大的自由度,避免了对初始化的依赖和陷入局部最优的困扰。

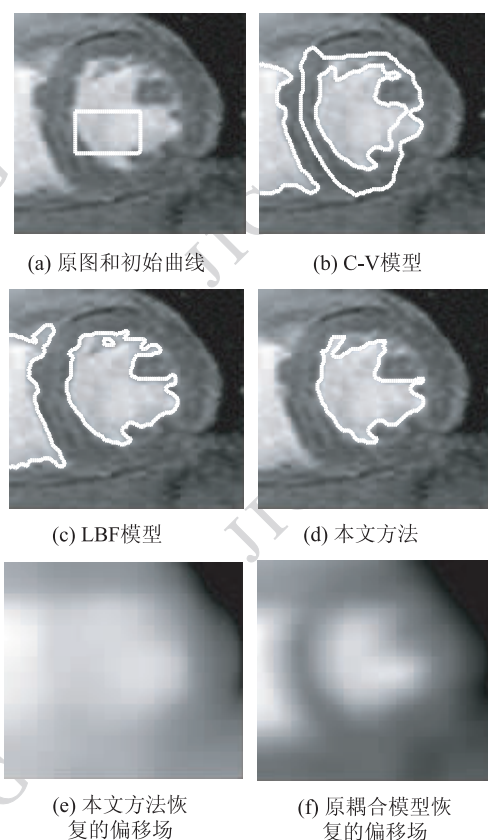


图2 左心室MR图像的分割

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

信息熵在一定程度上反映了对图像偏移场进行恢复的好坏,信息熵越低,图像含有的偏移场越弱,恢复效果就越佳;反之,恢复效果就越差^[7]。表2是使用Split-Bregman方法前后,图像信息熵和计算速度的比较结果。结果表明,利用Split-Bregman方法求解原耦合模型,恢复图像的信息熵较原模型小了9.7%,相差不大,这也说明使用Split-Bregman方法

没有改变原耦合模型的分割效果。通过计算速度的比较,可以看出使用Split-Bregman方法后,计算速度提高了65%,说明Split-Bregman方法求解原耦合模型对分割的高效性。

表2 信息熵和计算速度比较

Table 2 The comparison of information entropy and computational rate

分割模型	信息熵	计算时间/s
本文方法	6.490 6	12.331 421
原耦合模型	7.189 5	36.153 440

3.3 心脏MR序列图像的分割

图3是心脏MR序列图像的分割结果。实验结果表明,本文方法能够对心脏序列图像实现准确的分割。本文构造的基于区域信息的偏移场恢复耦合模型,可以有效降低噪声和灰度不均匀的影响,由于考虑了图像的偏移场信息,可以较好地地区分伪影区域,从而对边界断裂、弱边界图像也能准确地分割出目标。从分割结果可以看出,无论心脏处于收缩期还是扩张期,本文方法都能克服MR图像种种不利因素的影响,得到准确的分割结果。

3.4 鲁棒性分析

图4是1幅合成图像的分割结果。在这个实验中,本文推广模型的参数设置为, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1E-5$, $\lambda = 1$, $\mu = 1000$,通过选取不同位置的初始水平集曲线,来说明本文方法对初始水平集具有鲁棒性。实验结果表明,图像分割结果与初始水平集的位置选取无关。

4 结 论

本文构造的基于区域信息的偏移场恢复耦合模型,结合了全局凸分割求解理论以及Split-Bregman方法的优点。全局凸分割方法有效地避免了水平集函数的初始化对分割结果的影响。利用Split-Bregman方法求解模型的最优解,计算速度得到了大幅度的提高,使得模型更好的满足实时性的需求。实验结果表明,本文的方法在分割精度、偏移场矫正结果及计算速度方面都具有一定的优势。在后继研究中将考虑如何将本文方法推广到多相水平集模型并用于3D脑部MR图像的分割。

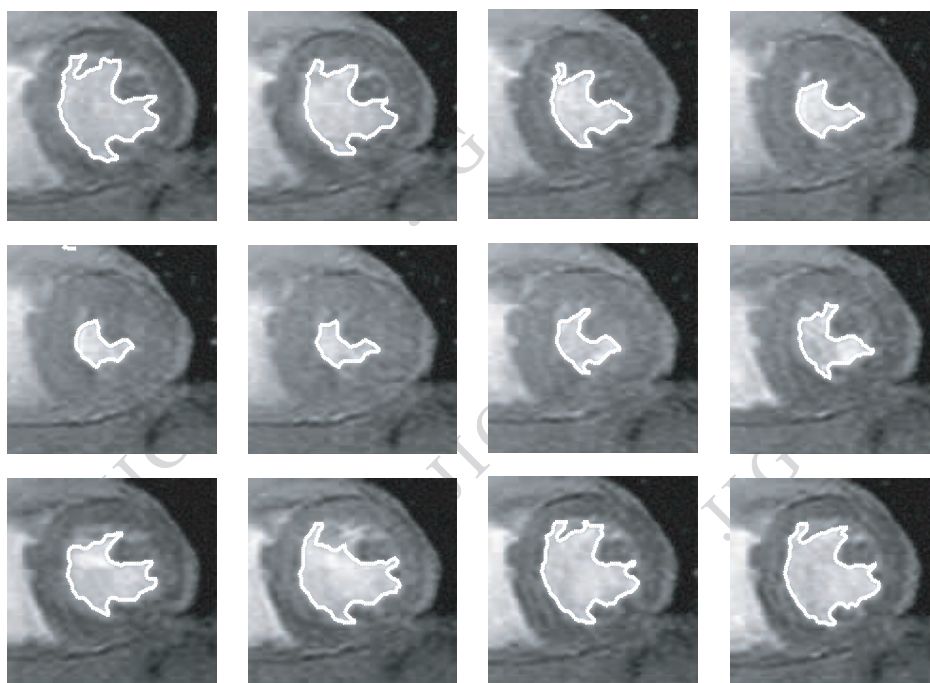


图3 心脏序列图像的分割结果

Fig. 3 Segmentation results of a sequence of left-heart images

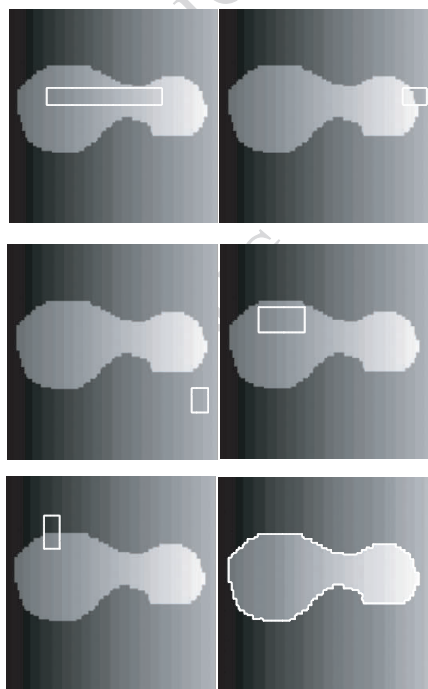


图4 不同位置初始水平集曲线的分割结果

Fig. 4 Segmentation results of different initial level set contours

参考文献 (References)

- [1] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2) : 266-277.
- [2] Li C, Kao C, 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.
- [3] Chan T, Esedoglu S, Nikolova M. Algorithms for finding global minimizers of image segmentation and denoising models [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2006, 66(5) : 1632-1648.
- [4] Goldstein T, Osher S. The Split Bregman method for LI-regularized problems [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2) : 323-343.
- [5] Yang Y Y, Li C M, Osher S. Split Bregman method for minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. Advances in Visual Computing, 2010, 6454(3) : 117-128.
- [6] Jungke M, Von Seelen W, Bielke G, et al. A system for the diagnostic use of tissue characterizing parameters in NMR tomography [J]. Proceedings of the Information Processing in Medical Imaging, 1987, 39(87) : 471-81.
- [7] Chen Y J, Zhang J W, Jim M. An improved level set method for brain MR images segmentation and bias correction [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7) : 510-519.
- [8] Goldstein T, Bresson X, Osher S. Geometric applications of the Split Bregman method: segmentation and surface reconstruction [J]. Journal of Scientific Computing, 2010, 45(1-3) : 272-293.
- [9] Chan T, Esedoglu S, Nikolova M. Algorithms for finding global minimizers of image segmentation and denoising models [J]. SIAM J. Appl. Math, 2006, 66(5) : 1632-1648.
- [10] Li C, Kao C, 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.