

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: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1109-06

论文引用格式: 朱晓舒, 孙权森, 夏德深. 结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1109-1114.

结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型

朱晓舒^{1,2}, 孙权森¹, 夏德深¹

1. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094; 2. 南京师范大学分析测试中心, 南京 210097

摘要: 提出一种新的基于全局图像信息和局部图像特征的活动轮廓分割模型。模型的总能量函数主要包括3项: 全局能量项、局部能量项和自适应调节项。其中, 全局能量项整合了图像的全局信息, 局部能量项则考虑了图像的局部特征, 而二者的权重会根据上下文内容自适应调整。由于在模型中充分利用了图像全局信息和局部特征, 因而有效地提高了分割的精度。此外, 加入了凸优化技术, 以获取模型的全局最优解。最后, 采用 Split-Bregman 方法进行快速求解, 使得模型的分割效率大大提高。实验结果表明, 该模型对初始化具有较好的鲁棒性, 在分割精度上有了较大的提升, 特别是分割速度比 C-V 模型快 1.5 倍到 2 倍。

关键词: 图像分割; C-V 模型; 凸优化; Split Bregman 方法

Adaptive active contour model integrating global and local image fitting energy

Zhu Xiaoshu^{1,2}, Sun Quansen¹, Xia Deshen¹

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

2. Nanjing Normal University Center for Analysis and Testing, Nanjing 210097, China

Abstract: A new active contour model based on global and local image information is proposed for image segmentation. The energy functional for the proposed model consists of three terms, i. e., the global intensity fitting term, the local intensity fitting term, and the adaptive parameter term. The global intensity fitting term incorporates global image information and the local intensity fitting term uses local contextual information. The weighting factor between the global and local intensity fitting term is adaptive by the image content. By incorporating the local and global image information into the proposed model, the images can be efficiently segmented. In addition, convex optimization is added to the new model to get the global minima. Finally, the Split-Bregman method can effectively improve the segmentation speed. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm is robust to the choice of initialization values, can get the more accurate segmentation result, and especially is about 1.5 to 2 times faster than the C-V (Chan & Vese) model.

Key words: image segmentation; C-V model; convex optimization; Split-Bregman method

0 引言

活动轮廓模型(active contour model)最早由 Kass 等人^[1]在 1987 年提出, 该模型通过最小化一条光滑

的闭合的能量曲线, 来获取物体的轮廓, 精度可以达到亚像素级。活动轮廓模型能自动处理曲线的拓扑改变, 适用于分割具有复杂拓扑结构的图像, 同时对弱目标边界图像也有很好的分割效果, 因此, 在图像分割领域中该模型得到了广泛的应用和发展。

收稿日期: 2011-10-24; 修回日期: 2012-03-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(60773172); 江苏省自然科学基金项目(BK2008411); 教育部博士学科点基金项目(200802880017)

第一作者简介: 朱晓舒(1978—), 男, 讲师, 现为南京理工大学计算机科学与技术学院模式识别与智能系统专业在读博士研究生, 主要研究领域图像处理和计算机视觉。Email: xiaoshu_zhu78@163.com

活动轮廓模型一般分为两类:基于边界^[1-3]的活动轮廓模型和基于区域^[4-7]的活动轮廓模型。一般来说,基于边界的活动轮廓模型采用图像梯度作为图像力,驱动能量曲线朝边界移动,对于大多数边界清晰的图像,该种模型能获得满意的分割效果。但是,对于模糊边界或噪声较大的图像,基于边界的活动轮廓模型分割效果不佳。基于区域的活动轮廓模型则是更多地考虑了图像全局特征,利用区域信息来控制能量曲线的移动。近年来,国内外学者提出了许多基于区域的活动轮廓模型。其中,最著名的是 C-V 模型。2001 年 Chan 和 Vese 对 Mumford-Shah (MS) 模型^[8]作了简化,提出了 C-V 模型^[9],该模型以分片常数形式拟合图像,并使用了水平集方法演化能量曲线,相比基于边界的活动轮廓模型,C-V 模型对高噪声图像和模糊边界可获得理想的分割结果。

但是,C-V 模型仅仅利用了图像的全局特征,没有考虑图像的局部特征,因而对结构复杂的图像,如脑核磁共振图像等,分割精度不高。而且,C-V 模型中的能量函数是非凸的,最小化该变分模型得到的是局部极值,所以,C-V 模型对初始化曲线十分敏感,如果初始化曲线选取的不好,甚至会导致分割的失败。此外,C-V 模型采用梯度下降法来最小化,收敛速度慢,分割时间较长,特别是应用于 3 维图像分割时,时间消耗巨大。

针对上述情况,提出了一种新颖的基于全局图像信息和局部图像特征的区域活动轮廓模型。模型的能量函数主要包括 3 项:全局能量项、局部能量项和自适应调节项。全局能量项利用了图像的全局信息,局部能量项则考虑了图像的局部特征,而自适应调节项根据图像上下文内容自动调整二者的权重。由于在模型中充分利用了图像全局信息和局部特征,因而有效地提高了分割精度。此外,在模型中加入了凸优化技术,可以获取全局最优解,因而对初始化具有较好的鲁棒性。最后,为了克服梯度下降法收敛速度慢的缺点,采用了 Split-Bregman 方法进行快速求解,使得模型的分割效率大大提高。

1 C-V 模型

Chan 和 Vese 简化了 Mumford-Shah 模型,提出了一种新的基于区域的活动轮廓模型:C-V 模型,该模型假设图像分为目标和背景两类,其能量函数定义为

$$E(c_1, c_2, C) = \lambda_1 \int_{in(C)} (I - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{out(C)} (I - c_2)^2 dx dy + \nu \cdot length(C) \quad (1)$$

式中, I 为图像在点 (x, y) 处的灰度值, λ_1 , λ_2 和 ν 是非负常量, $out(C)$ 和 $in(C)$ 分别代表轮廓线 C 的背景区域和目标区域, c_1 和 c_2 分别是目标区域和背景区域灰度拟合中心。式(1)的前两项为拟合项,用以检测目标区域和背景区域;最后一项为长度项,用以保持能量曲线的光滑。

为了最小化能量函数,通常采用水平集方法。引入水平集函数 $\phi(x, y)$, 如果点 (x, y) 在曲线 C 内部,则 $\phi(x, y) > 0$; 如果点 (x, y) 在曲线 C 外部,则 $\phi(x, y) < 0$; 如果点 (x, y) 在曲线 C 上,则 $\phi(x, y) = 0$ 。这样,能量函数式(1)可以写为

$$E(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I - c_1)^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (I - c_2)^2 (1 - H(\phi)) dx dy + \nu \int_{\Omega} (|\nabla H(\phi)|) dx dy \quad (2)$$

式中, $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数。目标区域和背景区域灰度拟合中心 c_1 和 c_2 为

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi) dx dy} \\ c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy} \end{cases} \quad (3)$$

最小化能量函数式(2)的一般方法是梯度下降法,即求解有关 ϕ 的 Euler-Lagrange 方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[-\lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] + \delta(\phi) \left[\nu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \quad (4)$$

2 本文方法

2.1 理论模型

许多活动轮廓模型(如 C-V 模型等)往往只考虑图像的全局信息,而忽视了图像的局部特征对分割结果的影响。针对这种不足,在本文模型中既考虑了图像的全局信息又整合了图像的局部特征,并且引入了自适应调节项,根据图像上下文内容自动地调整二者的权重。因此,本文模型的能量函数包

括3个部分:全局能量项 E^G 、局部能量项 E^L 和自适应调节参数 ω 。模型的总能量函数为

$$E^{\text{Total}} = \omega E^G + (1 - \omega) E^L \quad (5)$$

2.1.1 全局能量项

全局能量项 E^G 取决于图像 $I(x)$ 的全局信息,采用改进型的 C-V 模型,其定义为

$$E^G = \lambda \int_{in(C)} (I(x) - c_1^*)^2 dx + \lambda \int_{out(C)} (I(x) - c_2^*)^2 dx + \nu \cdot \text{length}(C) \quad (6)$$

式中, λ 是非负常数。在标准的 C-V 模型中, c_1 和 c_2 分别是目标区域和背景区域的灰度均值。但是,当图像中像素点 x 的灰度值 $I(x)$ 与均值 c_1 越相似,该点对 c_1 计算的“影响”就应该越大。因此,对 c_1 和 c_2 计算公式进行改进,采用加权平均,新的拟合中心 c_1^* 和 c_2^* 为

$$\begin{cases} c_1^* = \frac{\int_{in(C)} u_1(x) I(x) dx}{\int_{in(C)} u_1(x) dx} \\ c_2^* = \frac{\int_{out(C)} u_2(x) I(x) dx}{\int_{out(C)} u_2(x) dx} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $u_1(x)$ 和 $u_2(x)$ 为自适应权重参数,其定义为

$$\begin{cases} u_1(x) = \frac{1}{1 + \frac{(I(x) - c_1^*)^2}{(I(x) - c_2^*)^2}} \\ u_2(x) = \frac{1}{1 + \frac{(I(x) - c_2^*)^2}{(I(x) - c_1^*)^2}} \end{cases} \quad (8)$$

由式(7)(8)可以看出,当考察点 x 的灰度值 $I(x)$ 和目标区域均值 c_1 相似度越大,其权重系数 $u_1(x)$ 就越大,于是该点对目标区域均值计算的影响就越大,经过这样的加权平均后,得到的均值是目标区域的加权“中心”,因此计算出的区域均值会更加准确。同时,对于在目标区域内的噪声点,由于其“距离”目标区域均值较远,该点的自适应权重项 $u_1(x)$ 较小,对目标区域均值 c_1 的贡献就变的很小,因而可以有效地防止噪声点对均值的影响。

2.1.2 局部能量项

许多分割方法是基于像素点灰度的相似性来区分不同区域。对于处在“边界”附近的像素点,如图1所示,由于其距离目标区域拟合中心 c_1 和背景区域拟合中心 c_2 几乎相同,因此较难分割。而且,在

这种情况下,数值解法的一点点误差都会导致错误的分割。为了克服这种缺点,将图像的局部信息整合进能量函数,从而达到提高分割精度的目的。

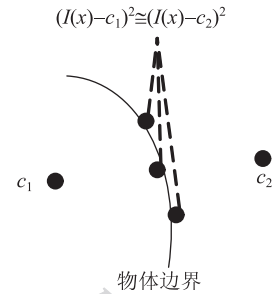


图1 边界上像素点到耦合中心的距离几乎相同
Fig.1 The outliers are data points with equal or almost equal distances to their cluster center

局部能量项定义为

$$E^L = \lambda \int_{in(C)} (I(x) - m_1)^2 dx + \lambda \int_{out(C)} (I(x) - m_2)^2 dx \quad (9)$$

式中, λ 为非负常数, m_1 和 m_2 为局部的目标区域和背景区域的拟合中心,其定义为

$$\begin{cases} m_1 = \text{mean}((I(x) \in in(C)) \cap W(x)) \\ m_2 = \text{mean}((I(x) \in out(C)) \cap W(x)) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\text{mean}(\cdot)$ 表示求均值, $W(x)$ 是矩形窗口函数,可以选用高斯函数或者固定窗口函数。在该实验中,选用高斯函数

$$W(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (11)$$

采用固定窗口函数(如: $W(x) = \begin{cases} 1 & -\alpha \leq x \leq \alpha \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$)也可以获得同样良好的分割效果。

2.1.3 自适应调节参数

如上所述,模型中含有全局能量项和局部能量项,这两项对总能量的贡献权重取决于自适应调节参数 ω 。在物体边界附近,也就是像素点到两个拟合中心 c_1^* 和 c_2^* 的“距离”差不多时,局部能量项应占主导地位,对应的自适应调节参数 ω 应当较小;反之,当远离物体边界时,应该采用较大的 ω ,使得全局能量项对总能量的贡献较多。为了使自适应调节参数 ω 能够根据图像上下文内容自动调整,采用

$$\omega(x) = \exp\left(-\frac{(|x - c_1^*|^2 - |x - c_2^*|^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

式中,尺度参数 $\sigma > 0$ 。

综上所述,提出模型的总能量方程为

$$E^{\text{Total}} = \lambda \int_{in(C)} (\omega(I(x) - c_1^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_1)^2) dx + \lambda \int_{out(C)} (\omega(I(x) - c_2^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_2)^2) dx + \nu \cdot \text{length}(C) \quad (13)$$

2.2 模型的凸优化

为了最小化能量函数式(13),通常采用水平集方法。引入水平集函数 $\phi(x,y)$ 和 Heaviside 函数 $H(\phi)$,总能量方程可写为

$$E^{\text{Total}} = \lambda \int_{\Omega} (\omega(I(x) - c_1^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_1)^2) H(\phi) dx + \lambda \int_{\Omega} (\omega(I(x) - c_2^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_2)^2) (1 - H(\phi)) dx + \nu \cdot \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx \quad (14)$$

基于水平集的能量方程式(14)是非凸的,这就意味着该能量的最小化问题受初始化影响较大。不好的初始化,会让能量函数式(14)在最小化过程中陷入局部极值,从而无法获取正确的分割结果。文献[10-11]提出了获得全局最优解的新方法,受此启发,引入隶属度函数 u 来替代水平集函数 ϕ ,并限定隶属度函数 u 处于一个凸集 $[0,1]$ 中,将能量方程式(14)改写为

$$\min_{u \in [0,1]} E^{\text{Total}}(m_1, m_2, c_1^*, c_2^*, u) = \lambda \int_{\Omega} (\omega(I(x) - c_1^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_1)^2) u dx + \lambda \int_{\Omega} (\omega(I(x) - c_2^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_2)^2) (1 - u) dx + \nu \cdot \int_{\Omega} (\nabla u) dx \quad (15)$$

这样,最小化能量函数式(15)就是一个凸优化问题。事实上,下面的定理描述了总能量 $E^{\text{Total}}(m_1, m_2, c_1^*, c_2^*, u)$ 存在一个全局最优解。

定理 1 假设 $m_1, m_2, c_1^*, c_2^* \in \mathbf{R}, \omega, \nu \in \mathbf{R}_+$, 若 u 是能量 E^{Total} 的任意一个最优解,则对于任意的 $\mu \in [0,1]$,特征函数 $1_{\Omega_{C(\mu)}} = \{x: u(x) > \mu\}$ (x) 是能量 E^{Total} 的全局最优解。

2.3 基于 Split Bregman 方法的能量最小化

对式(15)采用 Split Bregman 方法来快速求解 u 。最小化能量式(15)等价于

$$\min_{u \in [0,1], u \in \Omega} (\|\nabla u\| + \lambda u r_1 + \lambda(1 - u) r_2) dx \quad (16)$$

式中, r_1 和 r_2 的定义为

$$\begin{cases} r_1 = \omega(I(x) - c_1^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_1)^2 \\ r_2 = \omega(I(x) - c_2^*)^2 + (1 - \omega)(I(x) - m_2)^2 \end{cases} \quad (17)$$

根据文献[12],引入新的向量 $\mathbf{d} = \nabla u$ 。因此,最小化能量式(16)可以改写成如下形式:

$$\min_{u \in [0,1], \Omega} (\|\mathbf{d}\| + \lambda u r_1 + \lambda(1 - u) r_2) dx, \quad \text{s.t. } \mathbf{d} = \nabla u \quad (18)$$

采用 Bregman 迭代方法保证 $\mathbf{d} = \nabla u$,为此引入 \mathbf{b} ,可得

$$\begin{cases} \arg \min_{u \in [0,1], \Omega} (\|\mathbf{d}\| + \lambda u r_1 + \lambda(1 - u) r_2 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{d} - \nabla u - \mathbf{b}^k\|^2) dx, k > 0 \\ \mathbf{b}^{k+1} = \mathbf{b}^k + \nabla u^{k+1} - \mathbf{d}^{k+1} \end{cases} \quad (19)$$

根据变分法原理,最优解满足

$$\mu \Delta u = \lambda(r_1 - r_2) - \mu \text{div}(\mathbf{b}^k - \mathbf{d}^k) \quad (20)$$

$$u \in [0,1]$$

采用 Gauss-Seidel 迭代策略求解 u^{k+1} ,即

$$\begin{aligned} \alpha_{i,j} &= \mathbf{d}_{i-1,j}^{x,k} - \mathbf{d}_{i,j}^{x,k} - \mathbf{b}_{i-1,j}^{x,k} + \mathbf{b}_{i,j}^{x,k} + \\ &\quad \mathbf{d}_{i,j-1}^{y,k} - \mathbf{d}_{i,j}^{y,k} - \mathbf{b}_{i,j-1}^{y,k} + \mathbf{b}_{i,j}^{y,k} \\ \beta_{i,j} &= \frac{1}{4} (u_{i-1,j}^{k,n} + u_{i+1,j}^{k,n} + u_{i,j-1}^{k,n} + u_{i,j+1}^{k,n}) - \\ &\quad \frac{\lambda}{\mu} (r_1 - r_2)_{i,j} + \alpha_{i,j} \\ u_{i,j}^{k+1,n+1} &= \max\{\min\{\beta_{i,j}, 1\}, 0\} \end{aligned} \quad (21)$$

根据变分法原理,得到 \mathbf{d}^{k+1} 的最优解

$$\mathbf{d}^{k+1} = \frac{\nabla u^{k+1} + \mathbf{b}^k}{|\nabla u^{k+1} + \mathbf{b}^k|} \times \max(|\nabla u^{k+1} + \mathbf{b}^k| - \mu^{-1}, 0) \quad (22)$$

综上所述,本文模型的算法步骤如下:

- 1) 首先,初始化隶属度函数 u ,允许采用随机初始化方式,但是要限定 u 的取值范围为 $[0,1]$ 。然后,设定 ε 为一个非常小的正数。
- 2) 按照式(7)(8)计算出 c_1^* 和 c_2^* 。
- 3) 按照式(10)求出 m_1 和 m_2 。
- 4) 按照式(12)计算出 $\omega(x)$ 。
- 5) 通过式(17)更新 r_1 和 r_2 。
- 6) 按照式(21)求出 u^{k+1} 。
- 7) 按照式(22)计算出 \mathbf{d}^{k+1} 。
- 8) 按照式(19)求出 \mathbf{b}^{k+1} 。
- 9) 返回步骤 2),直到满足迭代停止条件 $\|u^{k+1} - u^k\| < \varepsilon$ 。

注: u^{k+1} 表示第 $k+1$ 次迭代得到的 u , u^k 表示第 k 次迭代得到的 u 。

3 实验与分析

本文仿真实验的硬件环境为:联想 T400 笔记本电脑 (Intel Core (TM) 2 Duo processor, 2.53 GHz, 2 GB RAM)。软件环境为:操作系统为 Windows XP SP3,编程平台采用 Matlab 7.0。

在图2中,将本文模型应用于4幅不同的图像。其中,图像1是含大量噪声的人工图像,另外3幅是真实图像。可以看出,无论是噪声图像还是真实图像,本文模型都获得了满意的分割效果。

本文模型是一个凸模型,因此对于初始化有很好的鲁棒性。在图3中针对同一幅图像采用3种不同的初始化方式。值得一提的是,图3(c)采用的随

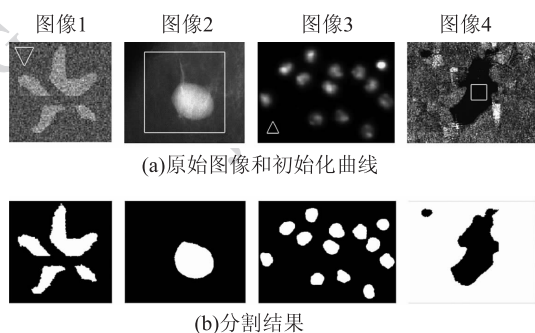


图2 人工和真实图像分割结果
Fig. 2 Segmentation of synthetic and real images

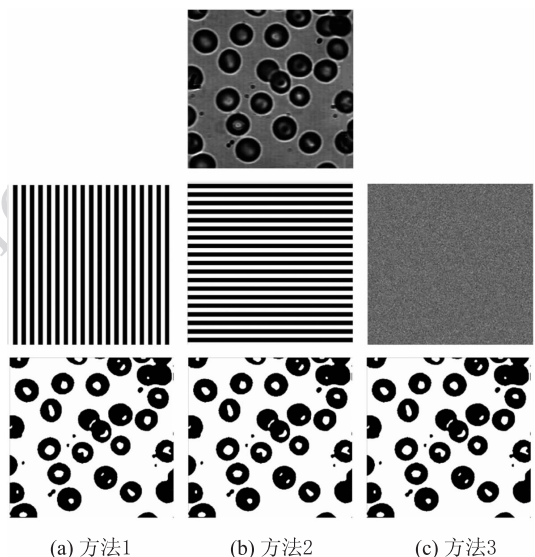


图3 不同初始化方法的分割结果
Fig. 3 Segmentation of image with noise

机初始化方式。从结果来看,无论采用哪种初始化方式都能取得几乎相同的分割效果。因此本文方法可以用于自动分割。

在图4中,对同一幅图像分别使用C-V模型和本文模型进行分割。从图4(b)一(c)中可以看出,C-V模型的分割效果并不理想,中间两根手指没有分割出来。而本文模型则精确的提取了全部手指的边界。



图4 使用C-V模型和本文模型分割手切片
Fig. 4 Segmenting a hand phantom using the C-V model and the proposed method

图5为对3幅噪声水平3%的MRI脑图像进行分割的测试结果。这些图像取自 McGill 大学 Montreal 神经学研究所大脑成像中心的 Brain Web 仿真脑部 MR 图像数据库 (<http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>),该数据库同时提供真实的分割结果。为了数值化的表示分割结果,采用了DSC指标^[13]来衡量分割精度,DSC指标的定义为

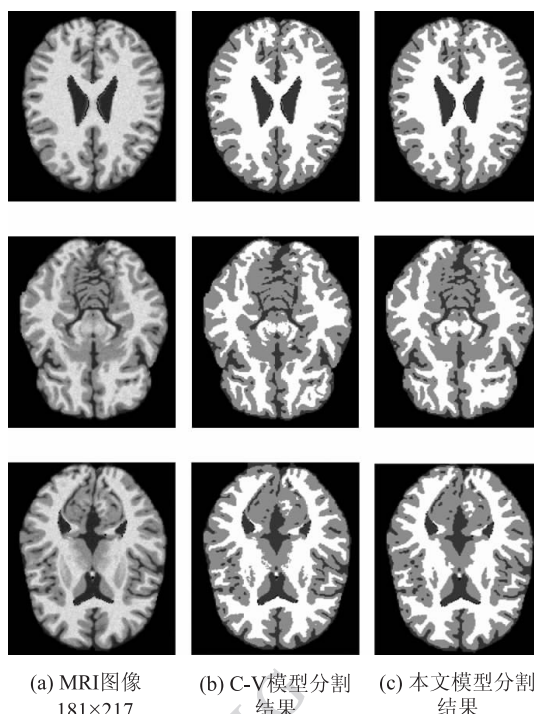


图5 脑MRI图像分割结果
Fig. 5 Segmentation of brain MRI image

$$DSC = \frac{2N(S_1 \cap S_2)}{N(S_1) + N(S_2)} \quad (23)$$

式中, S_1 和 S_2 分别代表分割结果和真实结果, $N(\cdot)$ 为像素的个数。DSC 指标值越趋近于 1, 表明分割精度越高。分割精度如表 1 所示。可以看出, 本文模型的分割精度要好于 C-V 模型。

表 1 C-V 模型和本文模型的分割精度
Table 1 DSC of C-V model and our model

图像	组织	C-V 模型	本文模型
图像 1	白质	93.94	96.32
	灰质	89.25	91.30
图像 2	白质	91.83	94.78
	灰质	91.55	92.22
图像 3	白质	90.09	93.96
	灰质	88.90	91.39

本文模型不但在分割精度上有所提高, 在分割效率更是强于 C-V 模型。表 2 显示了 C-V 模型和本文模型对图 5 中的 3 幅图像的分割时间。可以看出, 本文方法的分割速度比 C-V 模型快 1.5 倍到 2 倍。

表 2 C-V 模型和本文模型的处理时间
Table 2 CPU times for C-V model and our model

图像	C-V 模型分割时间	本文模型分割时间
图像 1	58.57	19.85
图像 2	63.78	40.26
图像 3	55.61	37.00

4 结 论

提出了一种基于全局图像信息和局部图像信息的凸优化图像分割模型。由于在模型中充分利用了图像全局信息和局部特征, 因而有效地提高了分割的精度。此外, 该模型关于图像分割变量是凸的, 因

而对初始化也具有很好的鲁棒性。最后, 采用了 Split Bregman 方法进行快速求解, 使得模型的分割效率大大提高。实验结果表明, 和著名的 C-V 模型相比, 本文方法无论在分割的精度上还是时间效率上都具有较强的优越性。

参考文献 (References)

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(2): 321-331.
- [2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [3] Xu C, Prince J. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Trans on Image Process, 1998, 7(3): 359-369.
- [4] Ronfard R. Region-based strategies for active contour models [J]. Int J Comput Vis, 1994, 13(2): 229-251.
- [5] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. Int J Comput Vis, 2002, 50(3): 271-293.
- [6] Wang L, He L, Arabinda M. Active contours driven by local gaussian distribution fitting energy [J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2435-2447.
- [7] Wang X F, Huang D S, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 603-618.
- [8] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Commun. Pure Appl. Math, 1989, 42(5): 577-685.
- [9] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Trans. on Imag. Proc, 2001, 10(2): 266-277.
- [10] 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.
- [11] Bresson X, Esedoglu S, Thiran J, et al. Fast global minimization of the active contour/snake models [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 28(2): 151-167.
- [12] Goldstein T, Bresson X, Osher S. Geometric applications of the split bregman method: segmentation and surface reconstruction [J]. J Sci Comput, 2010, 45(3): 272-293.
- [13] Shattuck D W, Sandor-Leahy S R, Schaper K A, et al. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model [J]. Neuroimage, 2001, 13(5): 856-876.