



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
01
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



医学图像处理 P69

中国图象图形学报

刊名题字：宋健 | 月刊（1996年创刊）



第21卷第1期（总第237期）
2016年1月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
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
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

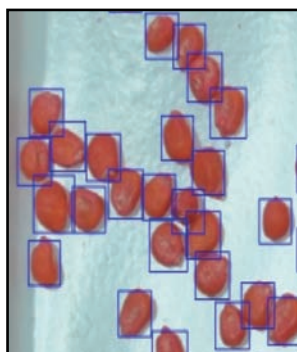
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

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

Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



多尺度特征融合与极限学习机的玉米种子检测
(第0024页)



深度卷积神经网络的显著性检测(第0053页)



双树复小波域的MRI图像去噪(第0104页)

图像处理和编码

空时形状预测与高效编码

朱仲杰, 王玉儿, 蒋刚毅..... 1

第二小方向导数信息熵的兴趣点检测

卢健, 黄杰, 潘峰..... 8

采用面积采样的反走样字符旋转算法

郑凯文, 刘文波..... 17

图像分析和识别

多尺度特征融合与极限学习机的玉米种子检测

柯道, 杜明智..... 24

图像理解和计算机视觉

结合NSCT和压缩感知的红外与可见光图像融合

陈木生..... 39

Plücker直线描述的空间后方交会

盛庆红, 陈姝文, 肖晖, 张斌, 王青, 费利佳..... 45

深度卷积神经网络的显著性检测

李岳云, 许悦雷, 马时平, 史鹤欢..... 53

计算机图形学

以优先点为中心的Delaunay三角网生长算法

尤磊, 唐守正, 宋新宇..... 60

医学图像处理

快速数字影像重建的2维/3维医学图像配准

刘坤, 吕晓琪, 谷宇, 于荷峰, 任国印, 张明..... 69

小波-Lagrange方法进行医学图像层间插值

武士想, 尚鹏, 王立功..... 78

遥感图像处理

多主体框架下结合最大期望值和遗传算法的SAR图像分割

张金静, 李玉, 赵泉华..... 86

第十届图像图形技术与应用学术会议

视差互信息引导下的立体航空影像与LiDAR点云自动配准

吴军, 胡彦君, 饶云, 彭智勇..... 95

双树复小波域的MRI图像去噪

黄学优, 张长江..... 104

快速定位图像尺度和区域的3维跟踪算法

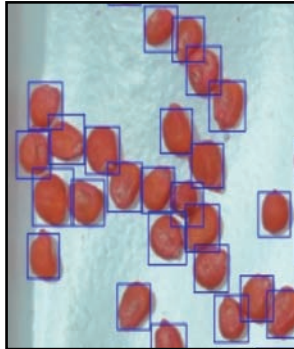
赵奇可, 孙延奎..... 114

局部不变特征点的精度指标

滕日, 周进, 蒋平, 崔雄文..... 122

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Detection of maize seeds based on multi-scale feature fusion and extreme learning machine(P0024)



Saliency detection based on deep convolutional neural network(P0053)



MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform(P0104)

Image Processing and Coding

- Spatio-temporal shape prediction and efficient coding
Zhu Zhongjie, Wang Yuer, Jiang Gangyi 1
- Interest point detection by using information entropy of the second small direction derivative
Lu Jian, Huang Jie, Pan Feng 8
- Anti-aliasing algorithm for character rotation based on area sampling
Zheng Kaiwen, Liu Wenbo 17

Image Analysis and Recognition

- Detection of maize seeds based on multi-scale feature fusion and extreme learning machine
Ke Xiao, Du Mingzhi 24

Image Understanding and Computer Vision

- Image fusion of visual and infrared image based on NSCT and compressed sensing
Chen Musheng 39
- Space resection method based on Plücker line
Sheng Qinghong, Chen Shuwen, Xiao Hui, Zhang Bin, Wang Qing, Fei Lijiao 45
- Saliency detection based on deep convolutional neural network
Li Yueyun, Xu Yuelei, Ma Shiping, Shi Hehuan 53

Computer Graphics

- Growth algorithm centered on priority point for constructing the Delaunay triangulation
You Lei, Tang Shouzheng, Song Xinyu 60

Medical Image Processing

- The 2D/3D medical image registration algorithm based on rapid digital image reconstruction
Liu Kun, Lyu Xiaoqi, Gu Yu, Yu Hefeng, Ren Guoyin, Zhang Ming 69
- Inter-slice interpolation for medical images by using the wavelet-lagrange method
Wu Shixiang, Shang Peng, Wang Ligong 78

Remote Sensing Image Processing

- Combining the expectation maximization and genetic algorithms for SAR image segmentation within a MAS framework
Zhang Jinjing, Li Yu, Zhao Quanhua 86

Column of IGIA' 2015

- Automatic registration of aerial stereo imagery to LiDAR data through iterative parallax mutual information computation
Wu Jun, Hu Yanjun, Rao Yun, Peng Zhiyong 95
- MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform
Huang Xueyou, Zhang Changjiang 104
- Three dimensional tracking with fast locating of image scale and area
Zhao Qike, Sun Yankui 114
- Extraction precision of local invariant feature points
Teng Ri, Zhou Jin, Jiang Ping, Cui Xiongwen 122

中图法分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)01-0086-09

论文引用格式: Zhang J J, Li Y, Zhao Q H. Combining the expectation maximization and genetic algorithms for SAR image segmentation within a MAS framework[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(1): 0086-0094. [张金静, 李玉, 赵泉华. 多主体框架下结合最大期望值和遗传算法的 SAR 图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(1): 0086-0094.][DOI:10.11834/jig.20160111]

多主体框架下结合最大期望值和遗传算法的 SAR 图像分割

张金静, 李玉, 赵泉华

辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 阜新 123000

摘要: 目的 SAR 图像中固有的相干斑噪声增加了图像分割的困难。为此, 提出一种分布式 SAR 图像分割算法。方法 首先假设图像中同质区域内像素满足同一独立的 Gamma 分布, 依此建立 SAR 图像模型; 为了刻画 SAR 图像中像素的类属性, 建立标号场的 MRF (Markov Random Field) 模型; 在 Bayesian 理论框架下建立图像分割模型; 在多主体系统 (MAS) 框架下, 结合 MRF 模型和遗传算法 (GA) 模拟分割模型。MAS 结构由分割主体和协调主体组成, 其中分割主体利用最大期望值 (EM) 算法估计 MRF 模型参数, 从而实现全局分割; 协调主体利用 GA 实现全局最优。结果 为了验证提出方法的有效性, 分别对模拟和 RADARSAT-I/II SAR 图像进行实验, 并与 EM 和 RJMC-MC 算法比较。本文算法的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 系数均高于 EM 算法。定性和定量分析结果验证了本文算法的鲁棒性和有效性。结论 实验结果表明提出的分布式 MAS 框架下 SAR 图像分割方法, 能够提高分割精度。该方法适用于中高分辨率单极化的 SAR 图像, 且具有很好的抗噪性。

关键词: 多主体系统; 马尔可夫随机场; 最大期望值算法; 遗传算法; SAR 图像分割

Combining the expectation maximization and genetic algorithms for SAR image segmentation within a MAS framework

Zhang Jinjing, Li Yu, Zhao Quanhua

Department of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

Abstract: Objective The speckle appearing on SAR images is a natural phenomenon generated by the coherent processing of radar back scattering. The presence of speckle not only reduces the interpreter's ability to resolve fine details but also hinders the automatic segmentation of such images. In remote sensing image analysis, the spatial structure hidden in an image may contain even more information than the pixel itself, particularly for SAR images, where the large variability owing to the speckle noise makes the single pixel value unreliable. In particular, Markov random field (MRF) presents many interesting properties to model the relationship among neighbor pixels, which not only allows the creation of segmentation techniques that are able to improve segmented results in a statistically optimal manner but also provide an efficient regularization method, which is necessary because image segmentation is an inverse problem that is generally ill-posed from a math-

收稿日期: 2015-05-04; 修回日期: 2015-09-22

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41271435); 国家自然科学基金青年科学基金项目 (41301479)

第一作者简介: 张金静 (1989—), 女, 辽宁工程技术大学摄影测量与遥感专业硕士研究生, 主要研究领域为遥感图像处理。

E-mail: 18341847683

Supported by: National Natural Science Foundation for China (41271435); Young Scientists Fund of National Natural Science Foundation of China (41301479)

emational point of view. However, MRF-based spatial dependency models lead to an extremely large amount of computations for the estimation of model parameters with a standard expectation-maximization (EM) algorithm. Moreover, the EM-based model parameter estimation is performed over the whole image and does not reflect local image properties. To improve MRF-EM image segmentation, this paper proposes the identification of the global MRF segmentation model by distributing a set of EM procedures within a multi-agent framework. The image is segmented into situated agents, which estimate the parameters of an MRF model. Local features are changed by a cooperation agent with genetic algorithms (GA). **Method** To address a statistical approach to SAR intensity image, each pixel in the image is assigned a label to indicate the homogeneous region to which it belongs depending on the statistical properties of the pixel and its neighbors. The individual labels form a so-called label field, in which labels are modeled with a prior Potts model where labels of neighboring pixels will tend to be similar. In each homogeneous region, the pixels are modeled with Gamma distribution with parameters that are dependent on the type of region. By Bayesian theory, the segmentation model can be built by producing the image model and label model. To simulate the segmentation model, an approach combining EM algorithm and GA within a multi-agent system (MAS) framework is proposed. The MAS is composed of a series of segmentation agents and a cooperation agent. Each segmentation agent initializes a global segmentation by EM algorithm, and the cooperation agent employs GA to implement global optimal segmentation. The parameters of the model are estimated by E- and M-steps, and global segmentation is also completed simultaneously. GA attempts to obtain an optimal segmentation by genetically breeding a population of individuals obtained by the segmentation agents. Each individual is encoded by the label field as a chromosome, and each chromosome defines a measure of fitness built by the segmentation model. Fitness can be applied to determine the ability of the chromosome to survive and to produce an off-spring. To obtain optimal segmentation, the selection operator directly inherits individuals from parents by roulette, and the crossover operator exchanges some pixels from pairs of parents to produce new off-springs. Thereafter, the mutation operator changes certain site labels, which are randomly selected and replaced with another category depending on its neighborhoods. **Result** Experiments are conducted with simulated and real SAR intensity images by the proposed method and EM algorithm, respectively. Results show that the proposed method has better image segmentation performance than the EM method. The problems of edge blur and segmentation mistake in homogeneous regions are solved by combining the distributed EM procedures and genetic operators. The selection operator diversifies the segmentation results, and the crossover process performs global exchanges. Furthermore, the mutation process ensures that the agents can escape from a local point. Therefore, the global optimal solution can be obtained. To quantitatively analyze this method, the overall accuracy and Kappa coefficient of the producers and users are calculated from the confusion matrix and are compared with those of the EM algorithm. **Result** shows that the presented approach is more accurate than the EM algorithm. All experiments demonstrate the robustness and veracity of the proposed approach. **Conclusion** This paper presents a distributed segmentation approach that combines the EM algorithm and GA within the MAS framework. The experiment results indicate that the proposed approach is effective and promising. Although this method produces excellent results, efficiency still needs improvement. Furthermore, MAS has many functions that can be used for segmentation. In the future, our research will focus on the definition of each agent and the interaction among agents (e.g., communication).

Key words: multi-agent system; Markov random field model; expectation maximization; genetic algorithms; SAR image segmentation

0 引言

图像分割就是将图像域划分为一系列互不相交的同质区域^[1]。在早期的研究中,研究者提出基于阈值^[2-5]、边缘^[6]、区域^[7-10]等 SAR 图像分割方法。但上述方法通常需要对 SAR 图像进行相干斑滤波,这样会损失边缘信息,影响分割效果。由于 SAR 图

像固有的相干斑噪声使同质区域呈现某种统计分布,因此采用基于统计模型的 SAR 图像分割算法比较可靠。该类分割算法主要包括:图像统计模型的构建,模型参数的估计和分割准则的选择。常用的统计模型有马尔可夫随机场(MRF)模型^[11]和组合优化模型。MRF 模型通过引入空间信息和空间相关性可以显著提高算法的可靠性和准确性,但由于 SAR 图像所独有的斑点噪声,使误分像素在统计同

质区域内呈现微小的误分区域,降低了图像的分割精度^[12]。在基于统计的分割方法中,为了估计模型参数,通常采用最大期望值(EM)算法。但传统的EM算法存在以下问题:1)模型参数估计的结果依赖于初始值;2)模型可能收敛到局部最大值。组合优化模型,如遗传算法(GA),具有良好的全局搜索能力和鲁棒性,但局部搜索能力较差,容易产生过早收敛的问题。为了发挥上述两种方法的优势,并克服其各自的不足之处,可以将EM和GA算法融合统一框架下,以实现SAR图像分割。

多主体系统(MAS)是一种分布式、分散式、合作式的体系结构。它对复杂系统仿真具有无可比拟的表达力。其基本思想是用智能主体思想对复杂系统中的个体建模,通过个体行为及其之间的交互关系描述复杂系统的宏观行为。由于科学技术的发展,所获取的图像蕴含的信息更加丰富、复杂。因此,在图像处理中引入MAS框架能够降低图像解译的复杂性。目前,已有一些学者将MAS应用到图像处理中^[13-18],包括低级特征提取^[14]和基于知识的图像解译^[15]。为了解决医学图像的分割困难,Bovenkamp等人^[16]提出一种协同MAS的血管内超声(IVUS)图像分割方法。该方法结合多种图像分割算法,弥补单一分割算法的不足,以纠正误分或漏分像素,提高分割精度。为了验证该方法的可行性,Bovenkamp等人^[17]对真实IVUS图像进行了分割实验。但该方法没有建立针对目标几何的先验知识模型,导致图像分割精度降低。Melkemi等人^[18]提出了在统计模型基础上,结合GA和极值优化的MAS图像分割方法。MAS由分割主体(segmentation agent)和协调主体(coordinator agent)组成。其中,各分割主体采用迭代条件模式(ICM)算法实现局部分割,协调主体利用GA和极值优化算法实现全局搜索。结构简单,运行速度快。但由于ICM算法是一种局部分割模型,容易收敛到某一个局部极值上,而不能得到全局最优解。

虽然已有学者将MAS应用到图像处理中,但鲜有研究者将其应用于遥感图像分割中。为此,提出MAS框架下结合EM和GA的SAR图像分割方法。其中,MAS由一系列分割主体和协调主体组成。分割主体采用EM算法估计MRF模型参数,从而实现全局分割;协调主体利用GA实现全局最优。在MAS框架下,采用多重EM算法从多个初始值出发

求解模型参数,从而降低分割结果对初始值的敏感性;利用GA重组分割结果,扩大搜索空间,更容易实现最优分割。在算法实现过程中,由于MAS的分布式特点,加快了算法的运行速度;同时将两种统计模型结合,使算法更加稳定,精度更高。因此,基于MAS和统计模型的SAR图像分割方法,不仅能够提高图像分割精度,而且能够降低时间复杂度。

1 算法描述

用于SAR图像分割的MAS结构由 m 个分割主体和一个协调主体构成,如图1所示。每个主体代表一个模块。其中分割主体采用EM算法分割图像,实现全局分割;协调主体采用GA算法协调各个分割主体,实现全局最优。分割主体的个数必须为偶数,以满足协调主体对其操作。最后,对最优分割结果进行定性和定量分析。

1.1 图像分割模型

设 $S = \{S_i; i = 1, \dots, N\}$ 表示图像域的栅格结构, i 表示像素索引, S_i 表示第 i 个像素的格点位置。设 $Y = \{Y_i; i = 1, \dots, N\}$ 为特征场,表征图像的光谱测度, $Y_i \in \{0, \dots, 255\}$ 为定义在 S_i 上的随机变量; $y = \{y_i; i = 1, \dots, N\}$ 表示特征场的一次实现,即观测SAR图像, y_i 是 Y_i 的实现。设 $X = \{X_i; i = 1, \dots, N\}$, X_i 为定义在 S_i 上的随机变量, X 表示标号场; $x = \{x_i; i = 1, \dots, N\}$ 表示标号场的一次实现, $x_i \in \{1, \dots, K\}$, K 为总类别数。

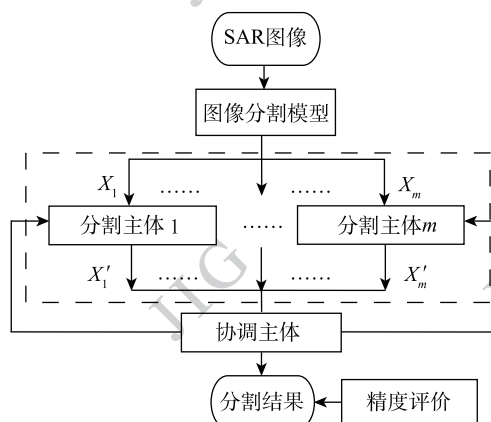


图1 MAS结构

Fig. 1 The architecture of MAS

1.1.1 图像模型

对给定特征场 $Y = \{Y_i; i = 1, \dots, N\}$, 像素 i

的标号为 x_i , Y_i 服从形状参数 α (对于多视 SAR 图像, α 等于视数), 尺度参数 β_{x_i} 的 Gamma 分布^[11], 参数 $\Phi = (\beta_1, \dots, \beta_K)$ 。设各随机变量 Y_i 相互独立, 则 Y 的联合条件概率密度函数为

$$f(Y|X) = \prod_{i=1}^N f_i(y_i | x_i) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \frac{y_i^{\alpha-1}}{\beta_{x_i}^\alpha} \exp\left(-\frac{y_i}{\beta_{x_i}}\right) \quad (1)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数, $f_i(y_i | x_i)$ 表示给定标号 x_i 条件下 y_i 的概率密度。

1.1.2 标号场模型

采用离散 MRF 模型描述标号场。对给定标号场 $X = \{X_i; i = 1, \dots, N\}$, 像素 i 的邻域为 ∂_i 。根据 Potts 模型, 设各随机变量 X_i 相互独立, 则标号场 X 的概率密度函数为

$$p(X) = \prod_{i=1}^N p(X_i | X_{\partial_i}) = \prod_{i=1}^N \frac{\sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(x_i, x_{i'})\}}{\sum_{l=1}^K \sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(l, x_{i'})\}} \quad (2)$$

式中, θ 为邻域像素的空间作用系数, 文中假设该参数为已知; $t(x_i, x_{i'})$ 为指示函数, 即

$$t(x_i, x_{i'}) = \begin{cases} 1 & x_i = x_{i'} \\ 0 & x_i \neq x_{i'} \end{cases} \quad (3)$$

1.1.3 后验概率模型

根据 Bayesian 定理, 在已知观测图像 Y 的条件下, 标号场 X 的后验概率为

$$p(X|Y) \propto f(Y|X)p(X) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \frac{y_i^{\alpha-1}}{\beta_{x_i}^\alpha} \exp\left(-\frac{y_i}{\beta_{x_i}}\right) \times \prod_{i=1}^N \frac{\sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(x_i, x_{i'})\}}{\sum_{l=1}^K \sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(l, x_{i'})\}} \quad (4)$$

1.2 MAS 结构

1.2.1 分割主体

分割主体的主要功能是对图像进行全局分割^[18-19]。采用 EM 算法求解图像分割模型, 从而得到分割结果。EM 算法分两步完成: 1) 后验概率的期望值, 简称 E 步; 2) 期望的最大值, 简称 M 步。E 步, 假设 $\Phi^{(\tau)}$ 为在第 τ 次迭代时的参数 Φ 的估计值, 则该次循环中 τ 的期望值为

$$Q(\Phi, \Phi^{(\tau-1)}) = E[\log p(X|Y)] = f(Y|X)p(X) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \frac{y_i^{\alpha-1}}{\beta_{x_i}^\alpha} \exp\left(-\frac{y_i}{\beta_{x_i}}\right) \times \prod_{i=1}^N \frac{\sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(x_i, x_{i'})\}}{\sum_{l=1}^K \sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(l, x_{i'})\}} \quad (5)$$

M 步, 为了估计参数 Φ , 对式(5)中 β 求导, 并令该导数为零, 则解得 $\Phi = (\beta_1^{(\tau)}, \dots, \beta_K^{(\tau)})$, 即

$$\beta_{x_i}^{(\tau)} = \frac{1}{\alpha N_j(\tau)} \sum_{i=1}^{N_j} y_i p(X_i = x_i) \quad (6)$$

式中, $N_{x_i}^{(\tau)} = \sum_{i=1}^N p(X_i = x_i)$ 。为了求得 $p(X_i = x_i)$, 设计 M-H (Metropolis-Hastings) 采样器。并依式(4)的后验概率函数生成离散时间马尔可夫链 $X^{(e)} = \{X_i^{(e)}, i = 1, \dots, N\}$, 而 $X^{(e)}$ 收敛于标号场 X 。若给定标号场的初始实现 $x^{(0)}$, 则

$$\lim_{e \rightarrow \infty} p(X_i^{(e)} = x_i | Y = y, X^{(0)} = x^{(0)}) = p(X_i = x_i) \quad (7)$$

在采样过程中, 假设任意时刻只能改变标号场中某一个像素的标号 X_i , 由此定义

$$u_{x_i, i} \equiv \begin{cases} 1 & X_i = x_i \\ 0 & X_i \neq x_i \end{cases} \quad (8)$$

则

$$p(X_i = x_i) = \frac{1}{T_i} \sum_{e=1}^{T_i} u_{x_i, i}^{(e)}, \quad \forall x_i, i \quad (9)$$

式中, T_i 为像素 i 被采样的总次数。

为了使每次迭代都历遍整个图像域, 设计对标号场的移动操作: 改变标号场, 对当前标号场 X_i 以等概率 ($1/N$) 在 $\{1, \dots, N\}$ 中抽取任意值 (如 i), 本次迭代只改变 X_i 的标号而其他标号保持不变。待选标号 X_i^* 以等概率 ($1/K$) 在 $\{1, \dots, K\}$ 中抽取, 则改变 X_i 的接受率可计算为

$$a(X_i, X_i^*) = \min\{1, R\} \quad (10)$$

$$R = \frac{\frac{1}{\beta_{x_i^*}^\alpha} \exp\left(-\frac{y_i}{\beta_{x_i^*}}\right)}{\frac{1}{\beta_{x_i}^\alpha} \exp\left(-\frac{y_i}{\beta_{x_i}}\right)} \times \frac{\sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(x_i^*, x_{i'})\}}{\sum_{i' \in \partial_i} \exp\{-\theta t(x_i, x_{i'})\}} \quad (11)$$

1.2.2 协调主体

协调主体通过 GA^[20-21] 实现全局最优。为此主要设计以下 3 个部分:1) 种群的定义;2) 适应度函数的选取;3) 协调主体的功能。首先把每个分割主体实现的标号场看做一个个体,则所有分割主体实现的标号场构成一个种群。为了对个体进行编码,把每个个体看做一条染色体(或基因型)。设种群 $G = \{X_j; j=1, \dots, m\}$, X_j 表示第 j 个个体的标号场,像素的索引值表示染色体的编码,每个像素的位置表示基因位。选取的适应度函数为

$$v_j = \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i}{\beta_{x_i}} + \sum_{i' \in \bar{q}_i} \theta t(x_i, x_{i'}) \right) \quad (12)$$

协调主体的功能为选择、交叉、变异。选择功能,采用轮盘赌法从父代种群中以选择率 P_s 抽取 $m \times P_s$ 个个体继承到子代。交叉功能,从父代种群中以交叉率 P_c 随机抽取 $m \times P_c$ 个个体,组成 $m \times P_c / 2$ 对;对每对个体以子交叉概率 P_{cm} 随机选取 $N \times P_{cm}$ 个基因位,并交换基因位上对应的标号,生成子代个体。变异功能,对父代种群以变异率 P_m 随机抽取 $m \times P_m$ 个个体;从所选个体中以子变异概率 P_{im} 选取 $N \times P_{im}$ 个基因位,只改变选取的基因位的标号 X_i 而其他标号保持不变;将该基因位的标号变为其邻域中个数最多的标号。为了保证 m 不变,选择率 P_s 、交叉率 P_c 和变异率 P_m 必须满足 $P_s + P_c + P_m = 1$ 。

GA 的参数包括种群大小、选择率、交叉率、变异率。这些参数设定的是否合理关系到分割结果的好坏。其中种群大小会影响算法运行速度和种群多样性。对于 SAR 图像,分割结果由 SAR 图像的分布特征和遗传操作有关。所以提出算法种群大小的设置相对一般 GA 会较低,而且能够保证种群多样性,从而提高了算法的运行速度。选择率、交叉率和变异率的设置对 SAR 图像与一般 GA 参数的选取原则相似,不宜过大或过小。因此,提出算法通过大量试验选取最优参数值。

1.3 算法流程

在 MAS 构架下,综合运用 EM 和 GA 算法。其中,EM 算法用于参数估计,GA 算法用于全局优化。具体实现步骤如下:

1) 初始化参数 Φ , 记为 $\Phi^{(0)}$ 。

2) 分割主体采用多重 EM 算法。

(1) 采用参数 $\Phi^{(\tau-1)}$, 执行 T_1 次的采样, 利用式(10)(12)得到标号场 X 的估计。

(2) 利用步骤(1)中得到的标号场 X 的估计, 分别代入式(6)(7)得到参数 Φ 的估计值 $\Phi^{(\tau)}$;

(3) 返回步骤(1), 执行 T_2 次的循环。

3) 返回步骤 2), 执行 m 次的环, 得到 m 个标号场 X 的估计 G 。

4) 协调主体采用 GA 算法, 利用步骤 3) 得到的 G , 按照 1.2.2 节执行协调主体的功能得到 G' 。

5) 选择 G' 中适应度值最大的标号场, 记为 G_{best} 。

6) 返回步骤 2), 直到达到预定的迭代次数或各次迭代得到的 G_{best} 的适应度值达到稳定。

2 实验结果和讨论

采用提出算法分别对 RADARSAT-I/II SAR 图像及模拟图像进行测试, 并与 EM 算法及不变类 RJMCMC 算法的分割结果进行比较, 同时进行定性和定量分析。

2.1 真实 SAR 图像实验

2.1.1 实验数据

图 2 为 3 幅真实的 SAR 图像。图像尺寸均为 128×128 。图 2(a) 是分辨率为 25 m, HV 极化, 视数为 3, RADARSAT-II 卫星的城市区域图, 坐落在加拿大哥伦比亚省温哥华市, 目视判读为 3 类(海水、森林、城区); 图 2(b) 是分辨率为 30 m, VV 极化, 视数为 4, RADARSAT-I 卫星的海冰区域图像, 由暗到亮分别是海水、融冰、坚冰; 图 2(c) 是分辨率为 30 m, HH 极化, 视数为 4, RADARSAT-II 卫星的河口区域图像, 目视判读为 3 类。

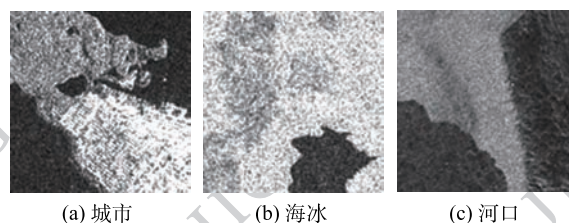


图 2 真实 SAR 图像

Fig. 2 Real SAR intensity images for testing((a) city; (b) sea ice; (c) estuary)

2.1.2 算法参数的选取

为了找到最优分割参数, 进行了大量的实验, 最终得到一组最佳参数。即空间作用系数 $\theta = 0.5$, 种群大小 $m = 12$, 选择率 $P_s = 0.3$, 交叉率 $P_m = 0.6$, 变

异率 $P_m = 0.1$, T_1 为 50 000, T_2 为 3, 迭代次数为 20。

2.1.3 实验结果及定性分析

本文算法针对每个主体构建一个全局 MRF 模型, 并结合 EM 算法和 GA 求解模型。图 3(a) 为采用本文算法分割得到的同质区域(用强度均值显示)最优划分结果。图 3(b) 为边界线和原始图像叠加的结果。可以看出, 本文算法分割的同质区域内误分像素较少, 区域边界线较准确。

为了和本文算法比较, 构建一个全局 MRF 模型, 仅仅采用 EM 和 RJMCMC 算法求解模型。图 3(c) 为采用 EM 算法求解模型参数得到的最优分割结果。图 3(d) 为采用 RJMCMC 算法求解模型得到的分割结果。从图 3 可以看出, 采用本文算法对图像分割所得的效果较好。图 3(a) 第 1 幅图所示, 同质区域内的误分像素较少, 而图 3(c) 第 1 幅图中同质区域内误分情况很明显。图 3(a) 的第 3 幅和图 3

(c) 第 3 幅中也出现相同的情况。如图 3(a) 的第 2 幅和图 3(c) 的第 2 幅中, 本文算法相比 EM 算法, 边缘几乎没有误分像素, 而 EM 算法分割结果中边缘有很多误分像素。如图 3(b) 所示, 提出算法的分割边界线与原始图像的真实边界几乎完全重合, 更加说明了本文算法的有效性。图 3(d) 分割结果明显比提出算法精度低, 抗噪性差。综上所述, 本文算法不仅解决了 SAR 图像边缘模糊问题, 而且克服了图像中因强度不均匀造成的分割困难。由于本文算法采用多重 EM 算法利用多个初始值对模型参数进行估计, 而 EM 算法是用一个初始值估计参数, 因此本文算法得到的参数估计值更加准确。此外由于结合了 GA, 其中的选择算子采用轮盘赌法保证了种群多样性, 交叉算子通过交换扩大了搜索空间, 变异算子使算法跳出局部最优, 3 个操作相结合得到全局最优解。

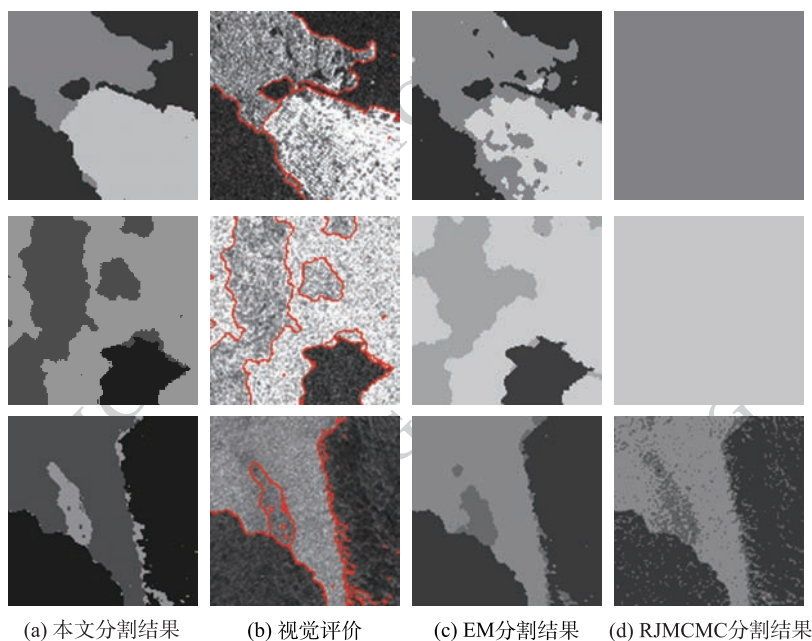


图 3 实验结果

Fig. 3 Experimental result((a) segmented image by proposed method; (b) visual assessment; (c) segmentation by EM; (d) segmentation by RJMCMC)

图 4(a) — (c) 为各次迭代适应度值的变化。图 4 所示, 3 幅图像的适应度值都很快地收敛到稳定值。由于每次迭代都保留了适应度值最高的分割结果, 当两次迭代得到的适应度值之比收敛到 1 时, 说明分割结果达到最优。

在 Intel Core i5 3.2 GHz/4 GB 内存/MATLAB 环境下, 本文算法和 EM 算法单次迭代的运行时间

分别是 1 224 s 和 360 s。单从这两个数字看来, 采用提出算法的收敛速度并没有提高。但实际上, 算法结合了多重 EM 算法, 分割主体为 12 个; 而 EM 算法仅相当于一个主体的工作量, 运行时间自然会比较慢。而且本文并没有实现真正意义的并行计算, 仅仅利用了 MATLAB 软件自带的并行计算工具箱和多核并行方法^[22-23]。由于使用的计算机为 4

核 CPU,所以共开辟了 4 个 lab,实现并行 4 个分割主体,此时每次迭代运行的平均时间为 408 s。提出算法选取了 12 个分割主体,一次运行 4 个,相当于循环了 3 次。由此说明如果真正实现并行计算,那

么可以同时运行所有分割主体,预计运行时间为 400 s 左右,随着硬件的提升,甚至会更快。因此可以得出本文算法不仅提高了分割能力,而且能够降低时间复杂度。

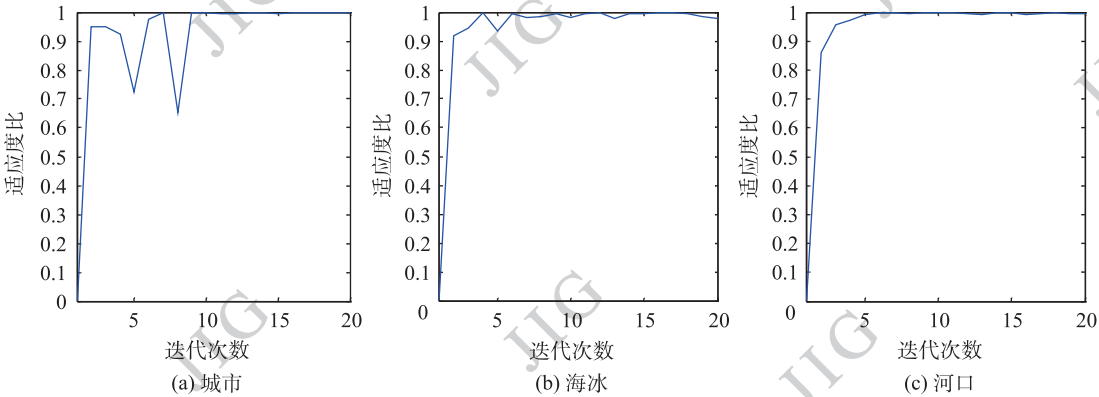


图 4 适应度比变化

Fig. 4 Fitness ratio variation((a) city; (b) sea ice; (c) estuary)

2.2 模拟图像实验

2.2.1 模拟 SAR 图像

为了对本文算法定量分析,生成 5 个已知分布参数的同质区域模拟图像。图 5(a)为同质区域模拟图像的模板。表 1 列出各同质区域的 Gamma 分布参数。图 5(b)为生成的模拟图像。

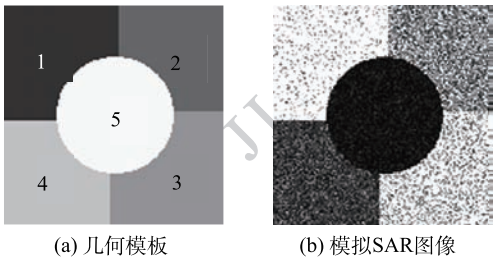


图 5 模拟图像

Fig. 5 Simulated image((a) template; (b) simulated SAR image)

表 1 模拟图像各同质区域的 Gamma 分布参数
Table 1 Parameters of Gamma distribution of each homogenous region

参数	区域				
	1	2	3	4	5
α	4	4	4	4	4
β	105	35	65	15	5

2.2.2 算法参数的选取

本文算法设置 m 为 10,其他参数不变。EM 算法设 T_1 为 100 000, T_2 为 30, θ 不变。两种方法运行相同的迭代次数。

2.2.3 实验结果及定量分析

模拟图像分割结果如图 6 所示,图 6(d) 为 EM 算法分割结果,效果较差,区域 1 和区域 3 几乎分不出来。而从图 6(a)可以发现,本文算法可以很好地分割同质区域 1 和区域 3,说明该方法具有很强的同质区域区分能力。为了更加直观地评估分割结果,将分割的同质区域轮廓线(图 6(b))叠加在模拟图像上,如图 6(c)所示。图 6(c)中同质区域轮廓线几乎与实际的边界线重合,说明本文方法可以得到很高的分割精度。

根据图 5(a)所示的模拟图像模板以及图 6(a)(d)所示的分割结果,分别生成混淆矩阵,并根据此矩阵计算出用户精度、产品精度、总精度以及 kappa 系数,如表 2。可以看出采用本文方法分割的结果各项精度指标均达到 93% 以上,总精度大于 97%,kappa 系数大于 0.95,达到了优质分类器的指标。而 EM 算法虽然也有精度指标大于 90%,但总体上精度很低,甚至有的低于 50%,而且总精度低于 70%,kappa 系数低于 0.70,相对于本文方法精度非常低。通过对分割结果的定量评价,验证了本文方法的有效性。

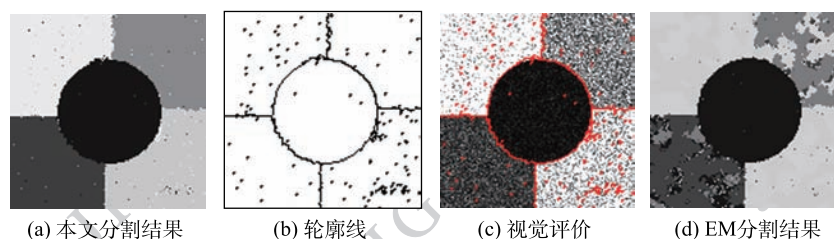


图 6 模拟图像分割结果

Fig. 6 Segmentation results of simulated image((a) segmented image; (b) outline; (c) visual assessment; (d) segmentation by EM)

表 2 用户精度、产品精度、总精度和 kappa 系数

Table 2 User precision, product precision, overall precision and kappa coefficient

方法	精度指标	同质区域					总精度	kappa
		1	2	3	4	5		
本文	用户精度	97.98	98.74	96.64	98.96	99.56	97.98	0.98
	产品精度	97.46	98.05	98.57	99.15	98.71		
EM	用户精度	49.25	55.98	55.26	68.90	99.81	66.55	0.61
	产品精度	43.86	82.07	45.23	91.56	86.19		

3 结 论

提出 MAS 框架下结合 EM 和 GA 实现 SAR 图像的分割。每个分割主体采用 EM 算法分割图像。协调主体利用 GA 算法对分割结果进行优化。该算法避免了模型过早收敛到局部最优,得到全局最优解。实验结果表明,该算法能够有效地分割 SAR 图像,并具有较高的准确率。虽然本文实验验证了该方法的有效性和鲁棒性,但 MAS 还有许多功能没有应用到图像分割中。在今后的工作中,主要针对以下两方面来完善 MAS 图像分割方法:1)各主体结合不同的分割算法、不同的特征或不同尺度分割图像;2)主体之间实现相互通信、协作的功能。

参考文献 (References)

- [1] Xu X Z, Yu S F, Shi Z Z, et al. New theories and methods of image segmentation [J]. Acta Electronic Sinica, 2010, 38(2A): 76-82. [许新征, 于世飞, 史忠植, 等. 图像分割的新理论和新方法[J]. 电子学报, 2010, 38(2A): 76-82.]
- [2] Yin K Y, Liu H W, Jin L. Fast SAR image segmentation method based on Otsu adaptive double threshold [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2011, 41(6): 1761-1765. [尹奎英, 刘宏伟, 金林. 快速的 Otsu 双阈值

SAR 图像分割法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41(6): 1761-1765.] [DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb2011.06.026]

- [3] Tang Y L, Wu Y Q, Wu S H, et al. Fast SAR image segmentation method based on NSCT and Tsallis entropy [J]. Signal Processing, 2011, 27(8): 1133-1139. [唐艳亮, 吴一全, 吴诗娅, 等. 基于 NSCT 和 Tsallis 熵的 SAR 图像快速分割方法[J]. 信号处理, 2011, 27(8): 1133-1139.]
- [4] Seljuq U, Hussain R. Synthetic aperture radar (SAR) image segmentation by fuzzy c-means clustering technique with thresholding for iceberg images [J]. Computational Ecology and Software, 2014, 4(2): 129-134.
- [5] Ranganath H S, Bhatnagar A. Image segmentation using two-layer pulse coupled neural network with inhibitory linking field [J]. International Journal on Computing, 2011, 1(2): 29-34. [DOI: 10.5176_2010-2283_1.2.35]
- [6] Zhang Z J, Shui P L. SAR images segmentation algorithm based on region merging using edge information [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(10): 1948-1954. [张泽均, 水鹏朗. 基于边缘信息的区域合并 SAR 图像分割算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(10): 1948-1954.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2014.10.10]
- [7] Hanbay K, Talu M F. Segmentation of SAR images using improved artificial bee colony algorithm and neutrosophic set [J]. Applied Soft Computing, 2014, 21(8): 433-443. [DOI: 10.1016/j.asoc.2014.04.008]
- [8] Wang Y, Li Y, Zhao Q H. SAR image segmentation with variable classes using RJMCMC algorithm [J]. Signal Processing,

- 2014, 30(10): 1193-1203. [王玉, 李玉, 赵泉华. 利用 RJMCMC 算法的可变类 SAR 图像分割[J]. 信号处理, 2014, 30(10): 1193-1203.]
- [9] Wang Y, Li Y, Zhao Q H. Segmentation of high-resolution SAR image with unknown number of classes based on regular tessellation and RJMCMC algorithms [J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(5): 1290-1306. [DOI: 10.1080/01431161.2015.1009655]
- [10] Li Q J, Yang X Z, Wu K W, et al. Synthetic aperture radar image segmentation using a regional gamma mixture model [J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(5): 1024-1033. [李琴洁, 杨学志, 吴克伟, 等. 区域 Gamma 混合模型的 SAR 图像分割[J]. 遥感学报, 2014, 18(5): 1024-1033.] [DOI: 10.11834/jrs.20143230]
- [11] Dong Y, Forster B C, Milne A K. Comparison of radar image segmentation by Gaussian and Gamma-Markov random field models [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(4): 711-722. [DOI: 10.1080/014311602100013322]
- [12] Zhao Q H, Li Y, He X J. Combining the EM/MPM and Voronoi tessellation for image segmentation [J]. Signal Processing, 2013, 29(4): 503-512. [赵泉华, 李玉, 何晓军. 结合 EM/MPM 算法和 Voronoi 划分的图像分割方法[J]. 信号处理, 2013, 29(4): 503-512.]
- [13] Chen X Y, Liang J, Ma S M. Evolutional algorithm of medical image segmentation based on a multi-agent system [J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2008, 44(5): 503-511. [程显毅, 梁军, 马首明. 基于多 agent 系统的医学图像进化分割算法的研究[J]. 南京大学学报: 自然科学, 2008, 44(5): 503-511.]
- [14] Duschesnay E, Montois J J, Jacquelet Y. Cooperative agents society organized as an irregular pyramid: a mammography segmentation application [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(14): 2435-2445. [DOI: 10.1016/S0167-8655(03)00077-1]
- [15] Rodin V, Benzinou A, Guillaud A, et al. An immune oriented multi-agent system for biological image processing [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(4): 631-645. [DOI: 10.1016/j.patcog.2003.09.014]
- [16] Bovenkamp E G P, Dijkstra J, Bosch J G, et al. Collaborative multi-agent IVUS image segmentation [J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2001, 1185-1186. [DOI: 10.1007/3-540-45468-3_155]
- [17] Bovenkamp E G P, Dijkstra J, Bosch J G, et al. Multi-agent segmentation of IVUS images [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(4): 647-663. [DOI: 10.1016/j.patcog.2003.09.015]
- [18] Melkemi K E, Batouche M, Fofou S. A multiagent system approach for image segmentation using genetic algorithms and extremal optimization heuristics [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(11): 1230-1238. [DOI: 10.1016/j.patrec.2005.07.021]
- [19] Zhao Q H, Li Y, He X J, et al. Multi-look SAR segmentation based on Voronoi tessellation technique and EM/MPM algorithm [J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(4): 841-854. [赵泉华, 李玉, 何晓军, 等. 基于 Voronoi 几何划分和 EM/MPM 算法的多视 SAR 图像分割[J]. 遥感学报, 2013, 17(4): 841-854.] [DOI: 10.11834/jrs.20132239]
- [20] Jia C L, Zhao L J, Wu Q C, et al. Automatic road extraction from SAR imagery based on genetic algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(6): 1134-1142. [贾承丽, 赵凌君, 吴其昌, 等. 基于遗传算法的 SAR 图像自动道路提取[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(6): 1134-1142.] [DOI: 10.11834/jig.20080617]
- [21] Liu B L. Genetic algorithm-based multi-scale segmentation of SAR image [J]. Computer Application, 2008, 28(4): 990-992. [刘保利. 基于遗传算法的 SAR 图像多尺度分割[J]. 计算机应用, 2008, 28(4): 990-992.]
- [22] Wang H Q, Sun F C, Cai Y N, et al. On multiple kernel learning methods [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1037-1050. [汪洪桥, 孙富春, 蔡艳宁, 等. 多核学习方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8): 1037-1050.] [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2010.01037]
- [23] Li H Y, Wu S P. Parallelization of mean shift image segmentation algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(12): 1610-1619. [李宏毅, 吴素萍. Mean Shift 图像分割算法的并行化[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(12): 1610-1619.] [DOI: 10.11834/jig.20131209]