

# 基于谱聚类与混合模型的 SAR 图像多尺度分割

徐海霞<sup>1)</sup> 田 铮<sup>2), 3)</sup> 丁明涛<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (西北工业大学计算机学院, 西安 710072) <sup>2)</sup> (西北工业大学理学院, 西安 710072)

<sup>3)</sup> (中国科学院遥感应用研究所国家遥感科学重点实验室, 北京 100101)

**摘 要** 针对谱聚类方法应用于合成孔径雷达 (SAR) 图像分割时 Laplace 矩阵的特征值和特征向量难以计算的问题, 结合 SAR 图像在多个尺度的统计信息, 给出了一个包含顶点凝聚、初始分割和分割细化 3 个步骤的 SAR 图像多尺度分割方法。首先, 用一个顶点数不断减少的凝聚图序列来逼近从 SAR 图像得到的图; 然后应用谱聚类方法对最粗尺度的凝聚图进行分割得到初始分割结果; 最后根据 SAR 图像的统计性质, 利用基于混合模型估计的分类后验概率将初始分割结果逐尺度进行细化得到 SAR 图像的最终分割。实验结果表明了方法的有效性。

**关键词** 谱聚类 混合模型 分类后验概率 多尺度分割 SAR 图像

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-450-05

## Multiscale Segmentation for SAR Image Based on Spectral Clustering and Mixture Model

XU Haixia<sup>1)</sup>, TIAN Zheng<sup>2), 3)</sup>, DING Mingtao<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

<sup>2)</sup> (School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

<sup>3)</sup> (State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

**Abstract** To solve the computational demands of spectral clustering approach when applied to SAR image segmentation, a multiscale method is proposed. It consists of three steps: i.e. coarsening, initial segmentation and refining. First, a sequence of smaller graphs, each with fewer vertices, is constructed from the SAR image. Second, spectral clustering is applied on the smallest graph to obtain initial segmentation. Third, the initial segmentation is refined scale by scale to get the final segmentation of the SAR image based on the posterior probability of classification which is estimated by the mixture model. Finally, experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Keywords** spectral clustering, mixture model, posterior probability of classification, multiscale segmentation, SAR image

## 0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 由于其全天候、全天时、对云层和地表的穿透力强等特点已经成为当前遥感观测的重要手段, 在民用以及军事方面得到了广泛的应用。SAR 图像分割是 SAR 图像理解的基础, 因此

高质量的分割方法对 SAR 图像处理具有重要的意义。但是, 固有的斑点噪声使 SAR 图像的分割非常困难。因此, SAR 图像的分割通常建立在统计模型的基础上, 如基于 Markov 随机场模型的分割方法<sup>[1]</sup>和基于似然比检验的分割方法<sup>[2]</sup>。然而, 建立 Markov 模型需要很多前提假设, 只有假设成立才可以推导出非迭代的算法, 大幅度减少计算时间; 基于

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60375003); 航空基础科学基金项目 (03J53059); 西北工业大学科技创新基金项目 (2007KJ01033)

收稿日期: 2009-04-12 改回日期: 2009-07-02

第一作者简介: 徐海霞 (1980—), 女。西北工业大学计算机学院博士研究生。主要研究方向为图谱理论、方法及 SAR 图像信息处理。E-mail: xuhaixia\_xh@163.com

似然比检验的方法需要确定窗口的大小, 窗口过大会造成小区域的错分, 窗口过小又会对同质区域斑点噪声敏感。

利用谱聚类进行图像分割是近年来较新的一种图像分割方法<sup>[3-4]</sup>。由于源于图的划分, 谱聚类进行图像分割时一般先以图像的像素点为顶点构造加权图, 通过分析图的 Laplace 矩阵的特征向量和特征值来对图的顶点进行聚类以达到分割图像的目的。和其他图像分割方法相比, 基于谱聚类的图像分割不但可以结合图像的多种特征 (例如灰度、色彩、纹理、几何特征等), 而且像素点之间的相似度可以借助图中顶点之间的边从图的一个顶点传到另一个顶点, 因此该方法可以处理具有复杂结构的图像<sup>[5-6]</sup>。

但是基于谱聚类的图像分割方法在实际应用中存在一个问题: Laplace 矩阵的特征值和特征向量难以计算。由于聚类的对象是图像的像素, Laplace 矩阵的维数巨大, 如一幅大小为  $256 \times 256$  的图像, 其 Laplace 矩阵的维数将高达  $2^{16} \times 2^{16}$ 。针对这个问题, 基于采样的方法被提出<sup>[7]</sup>, 该方法首先对像素点进行采样, 并对采样点利用谱聚类进行聚类, 对剩余的点按距离最近原则进行聚类。然而这类方法可能会面临两个问题: 1) 采样点完全属于同一类, 这种情况在不同类别区域包含的像素数目相差较大, 而采样数又比较少的时候有较高的发生概率; 2) 采样点被错分, 进而影响未采样点的分类, 这种情况在图像纹理比较复杂或信噪比较低的时候容易发生。

由于一幅图像中同质区域的个数一般远远小于像素点的个数, 提出对以像素点为顶点构造的加权图进行凝聚, 利用谱聚类对最粗尺度的凝聚图进行分割, 然后根据 SAR 图像的统计性质, 结合混合模型估计的分类后验概率将粗尺度的分割结果逐尺度细化, 以此来解决谱聚类应用于 SAR 图像分割时的计算问题。

## 1 基于谱聚类的图像分割

设  $I$  是一幅大小为  $m \times n$  的图像,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{m \times n}\}$  是像素点的集合, 其中  $v_i$  表示第  $i$  个像素点。以  $V$  为顶点集构造加权图  $G(V, E, W)$ , 其中  $E = V \times V$  表示顶点之间的边集,  $W = \{w_{ij}\}$  是权矩阵, 边  $(v_i, v_j)$  上的权  $w_{ij}$  表示第  $i$  个和第  $j$  个顶点的

相似度。定义第  $t$  个顶点的度为  $d_t = \sum_{i=1}^{m \times n} w_{ti}$ , 则度矩阵  $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_{m \times n})$ 。

基于上面的定义, 图像分割问题等价于将顶点集合  $V$  按照某种相似性准则分割为不相交的子集  $V_1, V_2, \dots, V_K$ , 即

$$V = \bigcup_{i=1}^K V_i, V_i \cap V_j = \emptyset \quad (1)$$

$$i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, K$$

式中, 同一子集中顶点之间的相似性比较高, 而不同子集顶点之间的相似性则较低,  $K$  表示分类数目。 $V$  的分割通常表示为一个  $m \times n$  维的分割向量  $P$ , 满足对任意的顶点  $v_i \in V$ ,  $P(v_i)$  是 1 和  $K$  之间的一个整数, 表明了顶点  $v_i$  的类别。

下面介绍一种典型的基于谱聚类的图像分割方法——Normalized Cut 方法<sup>[3]</sup>:

- 1) 对给定的图像, 构造加权无向图  $G(V, E, W)$ ;
- 2) 计算 Laplace 矩阵  $L = D - W$ ;
- 3) 求解广义特征值问题  $Ly = \lambda Dy$ , 得到对应于第 2 小特征值的特征向量  $y^{(2)}$ ;
- 4) 基于向量  $y^{(2)}$  对图  $G$  进行二分;
- 5) 判断当前的分割子集是否需要继续分割, 若需要, 对该子集重复步骤 1) ~ 5)。

## 2 SAR 图像多尺度分割方法

### 2.1 方法

对给定的待分割图像, 以像素点为顶点建立加权无向图  $G_0$ , 提出的多尺度分割方法主要包含如下 3 个步骤, 如图 1 所示。

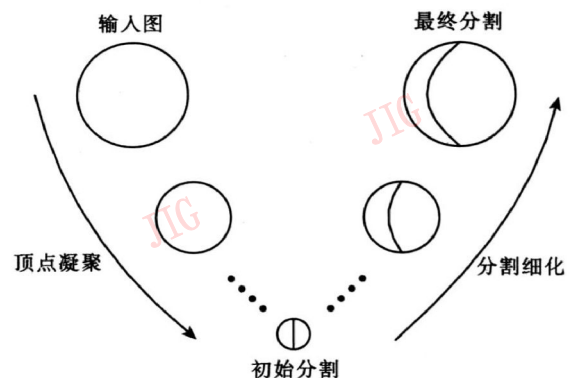


图 1 多尺度分割方法示意图

Fig. 1 Overview of the multiscale method

- 1) 顶点凝聚: 通过顶点的凝聚, 将最细尺度的图  $G_0$  用一个顶点数目不断减少的图序列  $G_0, G_1,$

...,  $G_s$  来逼近;

2) 初始分割: 对最粗尺度的图  $G_s$  用 Normalized Cut方法进行分割得到分割向量  $P_s$ ;

3) 分割细化: 将分割向量  $P_s$  通过一系列的中间分割结果  $P_{s-1}, P_{s-2}, \dots, P_1$  逐尺度细化得到最细尺度图  $G_0$  的分割向量  $P_0$ 。

### 2.2 顶点凝聚

凝聚过程从最细尺度的图  $G_0$  出发, 通过顶点的凝聚得到一个满足  $|V_0| > |V_1| > \dots > |V_s|$  的图序列  $G_0, G_1, \dots, G_s$ 。为了由  $G_l$  得到  $G_{l+1}$ ,  $G_l$  中的一个顶点集合被凝聚成  $G_{l+1}$  中的一个顶点。设图  $G_{l+1}$  中的顶点  $v_i$  是由图  $G_l$  中的顶点集合  $V_l^i$  凝聚得到的, 称顶点  $v_i$  为超顶点,  $v_i$  的值和度分别是  $V_l^i$  中所有元素的值和度的平均, 超顶点  $v_i$  和  $v_j$  之间的边权等于  $V_l^i$  和  $V_l^j$  之间所有边权的平均。

为了充分考虑周围顶点的影响, 采用如下的凝聚准则:

$$w_{ij}^2 / (d_i \cdot d_j) \quad (2)$$

凝聚的具体方法为: 对给定的图, 从任意一个未标记的顶点出发, 随机访问图中的所有顶点。对顶点  $v_i$  来说, 如果它未被标记, 寻找与其连接的未标记顶点  $v_j$  使式 (2) 达到最大, 将  $v_i$  与  $v_j$  凝聚在一起, 并分别进行标记; 如果与  $v_i$  连接的顶点都已被标记, 将  $v_i$  进行标记。当图中的所有顶点都标记完毕, 则凝聚过程结束。

### 2.3 分割细化

分割细化的过程是从最粗尺度图  $G_s$  的分割向量  $P_s$  出发, 通过图序列  $G_{s-1}, G_{s-2}, \dots, G_1$  的一系列中间分割结果  $P_{s-1}, P_{s-2}, \dots, P_1$  逐尺度细化得到最细尺度图  $G_0$  的分割向量  $P_0$ 。以分割向量  $P_{l+1}$  到  $P_l$  的细化过程为例, 由第 2.2 节可知,  $G_{l+1}$  中的每个超顶点  $v_i$  对应于图  $G_l$  中一个顶点集合  $V_l^i$ , 如果在由  $P_{l+1}$  得到  $P_l$  的过程中只是简单地将  $V_l^i$  中的顶点分为与  $v_i$  同类 (即  $P_l(u) = P_{l+1}(v_i), \forall u \in V_l^i$ ), 只利用了图像最粗尺度的信息, 会影响最终的分割结果。因此, 逐尺度细化的过程需要融合图像在不同尺度的信息。

对于图  $G_l$  中的顶点  $v_j$ , 其最大后验分类结果由给定像素值  $I_j$  的情况下对分类指标  $k$  的概率决定, 即

$$\hat{k} = \underset{k \in \{1, \dots, K\}}{\operatorname{argmax}} [-\ln Pr(k | I_j)] \quad (3)$$

式中,  $Pr(k | I_j) = \frac{Pr(k)Pr(I_j | k)}{Pr(I_j)}$ 。利用图  $G_{l+1}$  的

分割结果  $P_{l+1}$  计算给定分类的情况下某一像素值的概率  $Pr(I_j | k)$  和每一类的先验概率  $Pr(k)$ , 如图 2 所示。像素值的先验概率  $Pr(I_j)$  由图  $G_l$  的直方图估计得到。

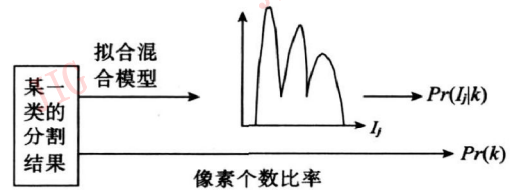


图 2  $Pr(I_j | k)$  和  $Pr(k)$  的产生过程

Fig. 2 Outline of the generation for  $Pr(I_j | k)$  and  $Pr(k)$

下面讨论  $Pr(I_j | k)$  的估计问题。虽然混合 Gauss 模型被广泛应用于概率密度函数估计, 其参数估计相对简单、高效且具有一定的描述能力, 但是, 研究表明 Gauss 分布不适合用来描述雷达散射回波的统计特性。因此, Gamma 分布、Log-Normal 分布、Weibull 分布、K 分布和 Rayleigh 分布等分别被用来描述 SAR 图像的统计性质, 其中 Rayleigh 分布适用于描述空间分辨率较低、区域均匀的幅值 SAR 图像的统计特性<sup>[8-9]</sup>。由于顶点的凝聚过程也是图像的一个平滑过程, 使得图像的分辨率降低, 因此本文利用混合 Rayleigh 模型来计算概率  $Pr(I_j | k)$ , 参数估计采用自适应遗传算法<sup>[10]</sup>。

混合 Rayleigh 模型的定义如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^r \pi_i p_i(x; \sigma_i) \quad x \geq 0 \quad (4)$$

式中,  $p_i(x; \sigma_i) = \frac{x}{\sigma_i^2} \exp(-x^2 / 2\sigma_i^2)$ ,  $r$  是混合阶数,

$\pi_i$  为权参数满足  $0 \leq \pi_i \leq 1$  且  $\sum_{i=1}^r \pi_i = 1$ 。图 3 给出一个例子来说明混合 Gauss 模型和混合 Rayleigh 模型 的描述能力, 其中图 3(a) 是一幅大小为  $256 \times 256$  的幅值 SAR 图像, 图 3(b) 和图 3(c) 分别是用混合 Gauss 模型和混合 Rayleigh 模型拟合图像直方图的结果, 可以看出, 混合 Rayleigh 模型在描述 SAR 图像分布的尖峰拖尾性上比混合 Gauss 模型具有更强的能力。

## 3 实验和比较

为了验证本文方法的有效性, 首先对一幅大小为  $196 \times 165$  的合成加噪图像进行了实验。定义顶

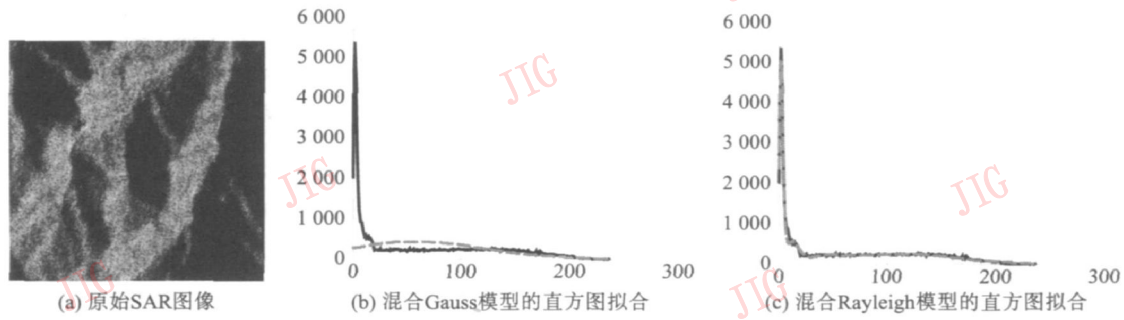


图 3 混合 Gauss 模型和混合 Rayleigh 模型对幅值 SAR 图像直方图的拟合

Fig. 3 The fitness results of mixture Gauss model and mixture Rayleigh model to the histogram of amplitude SAR image

点  $v_i$  和  $v_j$  之间的权为

$$w_{ij} = \exp\{-\|F_i - F_j\|_2^2 / \sigma^2\}$$

式中,  $F_i$  表示顶点  $v_i$  的灰度。作为对比, 将基于抽样的 Normalized Cut 方法同样应用于这幅图像, 根据文献 [7] 的结论, 对待分割图像随机抽取 50 个像素点进行分类, 然后根据距离最近原则利用像素点与类之间的距离对其他的像素进行聚类得到图像的分割。由于随机抽样不稳定, 将实验重复 100 次选取最好的结果。图 4(c) 和 (d) 是两种方法的分割结果, 图 5 和图 6 是两幅大小为  $256 \times 256$  的真实幅值 SAR 图像的分割结果, 两种方法的运行时间比较同样见表 1, 错分率的比较见表 2。为了对分割结果

进行定量比较, 考虑如下定义的区域均匀性指标:

$$H = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{n_i} (I_{ij} - \bar{I}_i)^2 \quad (5)$$

式中,  $K$  为分类数目,  $n_i$  为第  $i$  类的像素个数,  $I_{ij}$  为第  $i$  类的第  $j$  个像素值,  $\bar{I}_i$  为第  $i$  类的像素值的平均,  $m \times n$  为像素总数。比较结果见表 3。

从实验结果可以看出: 虽然两种方法的本质都是通过对图进行分割来得到图像的分割, 基于抽样的 Normalized Cut 方法对噪声敏感, 不能将细节部分精确分割开来, 本文方法只对最粗尺度的图进行分割, 在分割从粗尺度到细尺度的细化过程中充分考虑了不同尺度 SAR 图像的统计信息, 既避免了抽

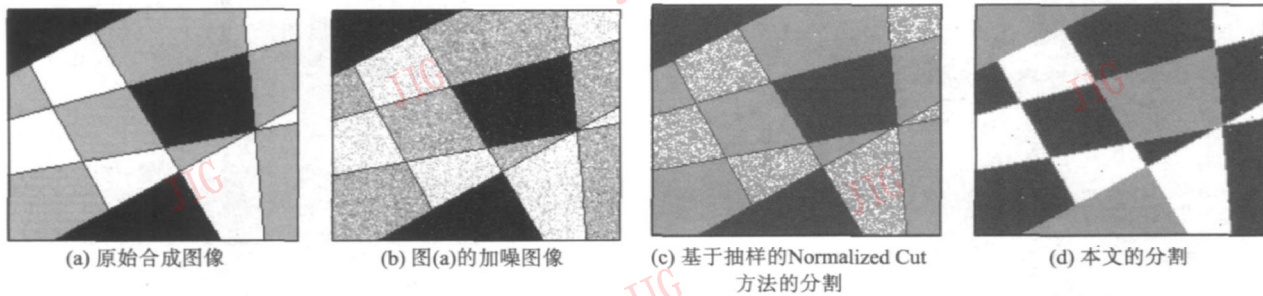


图 4 基于抽样的 Normalized Cut 方法与本文方法对合成噪声图像的分割结果

Fig. 4 The segmentation results of synthetic noisy image using sample-based Normalized Cut method and the proposed method

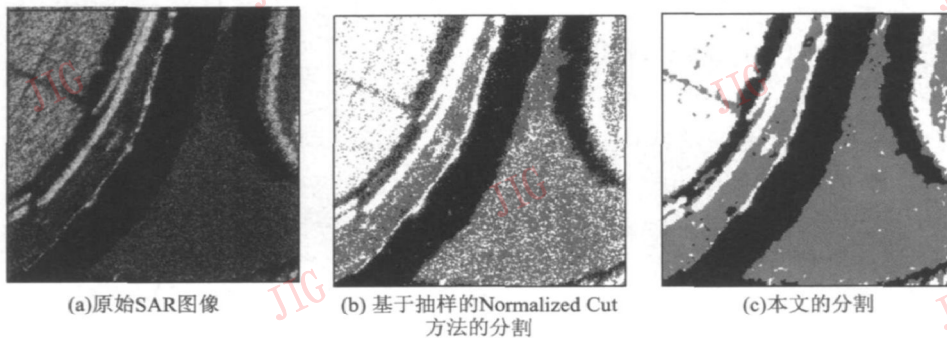


图 5 基于抽样的 Normalized Cut 方法与本文方法对幅值 SAR 图像的分割结果

Fig. 5 The segmentation results of amplitude SAR image using sample-based Normalized Cut method and the proposed method

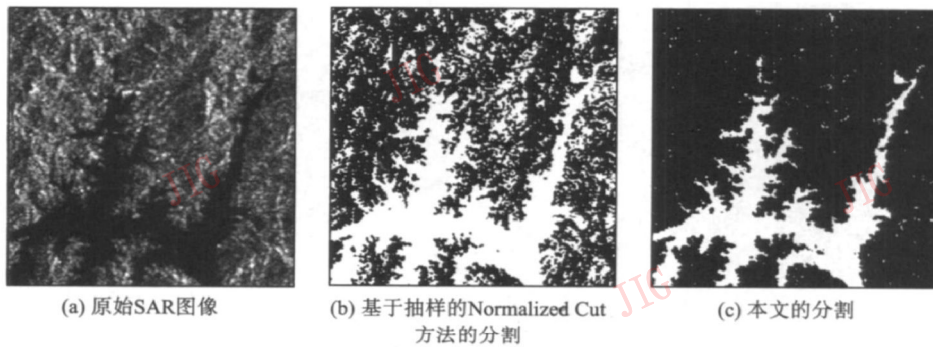


图 6 基于抽样的 Normalized Cut方法与本文方法对幅值 SAR 图像的分割结果

Fig. 6 The segmentation results of amplitude SAR image using sample-based Normalized Cut method and the proposed method

表 1 两种方法的运行时间比较

Tab. 1 The comparison of runtime for two methods

	/s	
	基于抽样的 Normalized Cut方法	本文方法
图 4	8.709 9	4.336 6
图 5	36.306 1	10.018 0
图 6	28.197 4	8.255 1

表 2 两种方法的错分率比较

Tab. 2 Comparison of misclassification rate for two methods

	基于抽样的 Normalized Cut方法	本文方法
图 4	17.9%	1.2%

表 3 两种方法的区域均匀性指标比较

Tab. 3 The comparison of homogeneity for two methods

	基于抽样的 Normalized Cut方法	本文方法
图 5	0.372	0.115
图 6	0.231	0.083

样对斑点噪声的敏感,又改善了分割质量和分割效率。

## 4 结 论

针对谱聚类应用于 SAR 图像分割时的计算困难,结合 SAR 图像的统计信息,提出了一种 SAR 图像的多尺度分割方法,该方法有如下的特点:

1) 只对最粗尺度图中的顶点运用谱聚类进行分割,减少了计算复杂度和存储空间,因此可以用于较大 SAR 图像的分割;

2) 避免了随机抽样对斑点噪声的敏感;

3) 在分割结果的细化过程中,不断融合 SAR 图像在多个尺度的统计信息,改善了分割精度。

对合成图像和真实 SAR 图像的分割实验表明,提出的方法与基于抽样的典型谱聚类方法比较,在分割质量和分割效率上都有较大的提高。

## 参考文献 (References)

- [1] Deng H, Clausi D A. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel markov random field model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 2005, 43(3): 528-538.
- [2] Kim A, Kim H. Hierarchical stochastic modeling of SAR imagery for segmentation/compression [J]. IEEE Transactions on Signal Processing 1999, 47(2): 458-468.
- [3] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2000, 22(8): 888-905.
- [4] Chang H, Yeung D Y. Robust path-based spectral clustering with application to image segmentation [C] // Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 278-285.
- [5] Wang S. Graph Models and Shape Detection for Image Segmentation [D]. Urbana-Champaign, Illinois USA: University of Illinois 2002.
- [6] Fowlkes C, Belongie S, Chung F, et al. Spectral grouping using the nyström method [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2004, 26(2): 214-225.
- [7] Li X B, Tian Z. Multiscale stochastic hierarchical image segmentation by spectral clustering [J]. Science in China Series F: Information Sciences 2007, 50(2): 198-211.
- [8] Chitroub S. Statistical characterization and modeling of SAR images [J]. Signal Processing 2002, 82(1): 69-92.
- [9] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Boston, MA, USA: Artech House, 1998.
- [10] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics 1994, 24(4): 656-667.