

# 一种基于非参数密度估计和马尔可夫上下文的 SAR 图像分割算法

夏桂松 何楚 孙洪

(武汉大学电子信息学院信号处理实验室 武汉 430079)

**摘要** 在研究传统的基于参数的合成孔径雷达(SAR)图像统计模型基础上,为了精确估计高分辨率 SAR 图像的统计分布,该文提出了一种结合基于核函数的非参数估计和马尔可夫上下文的 SAR 图像分割算法。该算法首先采用基于核函数的非参数方法估计 SAR 图像的统计分布,然后将此统计量作为图像分割的似然函数,利用马尔可夫上下文约束进行 SAR 图像分割。该文通过软件仿真对新算法和基于参数的统计模型的算法的效果进行了比较。研究发现,基于核函数的非参数估计方法仅仅依赖实际数据,在无法准确获取分布函数解析式的情况下往往具有更好的效果。实验证明,基于核函数的非参数估计方法对高分辨率 SAR 图像中较为复杂的场景如城区的提取取得了更为满意的结果。

**关键词** 合成孔径雷达(SAR), 图像分割, MRF 模型, 核函数方法, Fisher 分布

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)12-2209-05

## A Segmentation Method of SAR Images Based on Non-parametric Density Estimate and Markovian Contexture

Xia Gui-song He Chu Sun Hong

(Signal Processing Lab., Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**Abstract** Aiming at giving a precise estimation of the statistic distribution of high-resolution Synthetic Aperture Radar (SAR) images, a segmentation method of SAR images using technique of non-parametric density estimate with kernel method and Markovian contexture is proposed in this paper, after studying the traditional models based on parametric technique. First, a non-parametric density estimate method based on kernel function is adopted to estimate the statistic distribution of the SAR images, and then, the SAR images is segmented with Markovian contexture by maximizing a MAP estimator, taking the former estimation as its likelihood term. And the results of the new proposed method and methods based on parametric statistical models are compared by software simulation. It shows that non-parametric density estimate technique based on kernel function can provide better results by just depending on real data, when there is no available analytical distribution function. Experiments on real SAR images also show that the non-parametric method can model the complex scenes of high-resolution SAR images such as urban areas well and get better results of segmentation.

**Key words** Synthetic Aperture Radar (SAR), Image segmentation, Markov Random Field (MRF) model, Kernel method, Fisher distribution

### 1 引言

合成孔径雷达(SAR)是一种高分辨率成像雷达,在任何气候条件下都具有很强的成像能力,可以全天候全天时稳定监视场景的变化,其应用涉及到军事、农业、地质学、资源生态学等多个领域。由于SAR系统是一个相干系统, SAR图像具有很严重的相干斑(speckle)噪声,信噪比低,因此 SAR图像的处理经常建立在统计模型的基础上。当分辨率较低,或者区域是自然场景时, SAR图像中的杂波是高斯的,可以从电磁波散射的物理特性出发用高斯模型(如Gamma分布模型<sup>[1,2]</sup>)或混合高斯模型<sup>[3,4]</sup>建模;而当分辨率较高或区域

是人造场景时,杂波表现为非高斯特性,可用物理上的非高斯模型(如K分布模型, Beta分布模型, 韦布尔模型<sup>[1]</sup>)为其建模。然而随着分辨率的提高,电磁波的散射变得更加复杂,很难再从物理上找到一个惟一的统计模型为图像建模。虽然 Fisher分布等纯数学模型<sup>[2]</sup>能比物理模型更精确地估计数据分布,但是研究表明,这些基于参数的纯数学模型也很难准确估计真实SAR图像各种类别表面的密度分布。因此,本文提出了一种基于核函数的非参数密度估计用于SAR图像的方法。

不管是物理的还是数学的统计分布模型一般都由几个参数惟一确定,在统计模式识别中称为基于参数的方法。而基于核函数的非参数密度估计方法没有确定的参数,是一种非参数的方法,在信号处理领域得到了广泛应用<sup>[5-7]</sup>。基于

核函数的非参数方法由样本数据集直接估计数据的密度,用估计的密度函数来描述图像,能更精确地对图像纹理中的所有表面建模,特别适合于小样本的情形。

图像分割就是经过某种处理将观测图像分为多个内部性质比较均匀的区域。基于MRF模型的分割方法是当前图像处理领域中一种流行的分割技术,它很容易引入先验知识,得到较好的处理结果<sup>[8-12]</sup>。本文将基于核函数的非参数密度估计方法与Markov上下文方法结合用于SAR图像分割,得到了较好的分割结果。

文章的第2节描述基于参数的SAR图像统计模型(主要讨论Gamma分布和Fisher分布模型),第3节详细阐述基于非参数的密度估计方法,说明该方法用于描述SAR图像的有效性。接着第4节论述Markov基本框架和本文分割算法的具体步骤,之后第5节针对真实SAR图像对算法效果进行分析比较,最后是结束语。

### 2 基于参数的 SAR 图像统计模型

由于 SAR 图像是一种乘性的斑点图像,经常采用统计分布模型来描述。这些统计模型可以分为高斯杂波统计模型(如常用的 Gamma 分布模型)和非高斯杂波统计模型(如 K 分布<sup>[1]</sup>, Fisher 分布<sup>[7]</sup>,等等)。其中 Gamma 分布建立在植被生物物理学的基础上,是理论上论证最严密的统计规律之一,并且在最有意义的结果中 Gamma 分布显示出与测试集最吻合<sup>[1]</sup>。因此 Gamma 分布目前仍然是一种常用的分布。

Fisher 分布是一种纯粹的数学分布,试验证明绝大多数情况下,采用 Fisher 分布来描述 SAR 后向散射统计量相当精确(图 1 是 Fisher 分布曲线)。其强度分布为:

$$P_I(I) = \frac{\Gamma(L+M)}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{L}{M\mu} \frac{(LI/(M\mu))^{L-1}}{(1+LI/(M\mu))^{L+M}}, \quad \begin{matrix} L > 0 \\ M > 0 \\ I \geq 0 \end{matrix} \quad (1)$$

其中  $L, M$  是形状参数,  $\mu$  是权重参数,  $\Gamma(\bullet)$  是 Gamma 函数。由图 1 可见该分布一个重尾分布,这是其区别于 Gamma 等分布的优点,同时它也是 Gamma 等分布的一个好的扩展。

由于Fisher分布的某些矩不存在,它的参数估计存在困难。Nicolas和Tison等人引入mellin变换和第二类统计量估计参数<sup>[2]</sup>,得到对数累计量与参数  $L, M, \mu$  之间的关系为:

$$\left. \begin{aligned} k_1 &= \log(\mu) + (\psi(L) - \log(L)) - (\psi(M) - \log(M)) \\ k_r &= \psi(r-1, L) - (-1)^r \psi(r-1, M), \quad r > 1, L > 0, M > 0 \end{aligned} \right\} (2)$$

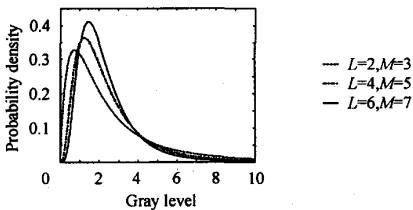


图 1 Fisher 分布曲线  
Fig.1 Curve of fisher distribution

其中  $\psi(r, L)$  是  $r$  阶Ploygamma函数,  $\psi(L)$  是Digamma函数。并且

$$\left. \begin{aligned} \hat{k}_1 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\log(y_i)] \\ \hat{k}_2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ (\log(y_i) - \hat{k}_1)^2 \right] \\ \hat{k}_3 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ (\log(y_i) - \hat{k}_1)^3 \right] \end{aligned} \right\} (3)$$

由上述式(4)和式(5),可以得到参数  $L, M, \mu$  的估计。

虽然到目前为止仍然没有发现 Fisher 分布和后向散射波具有任何的物理联系,但是在涉及乘性噪声方面,两者通过 mellin 变换和第二类统计量有天然的联系<sup>[2]</sup>。Tison 等人将其用于市区的分类得到了很好的分类效果。SAR 图像的统计模型很多,其中一些模型是基于物理方法的(如 K, Beta, Weibull, Gamma 等),另外一些模型则是基于数学方法的<sup>[1]</sup>(Log-normal Nakagami-Rice)。由于这些模型都有其特定的物理背景或者数学假设,没有一种模型能够考虑场景中所有的类别。为了解决这一问题,本文选择一种非参数的密度估计方法。该方法由小样本数据集直接估计数据的密度,用估计的密度函数来描述图像。

### 3 基于非参数的密度估计方法

#### 3.1 基于核函数的非参数密度估计

非参数的密度估计方法是直接根据样本数据估计总体的密度,然后用估计得到的密度分布来描述数据总体。目前一种流行的方法是核函数方法(也称密度估计的Parzen方法<sup>[13]</sup>),该方法通过固定单元格体积,求落入单元格的样本个数,从而得到密度的非参数估计。

设观测值集为  $X = \{x_i | i = 1, \dots, N\}$ , 则用核函数将密度估计写为:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{HN} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{H}\right) \quad (4)$$

其中  $H \in \mathcal{R}^+$  为平滑参数,  $K(z)$  是核函数。采用高斯核时,  $K(z) = (1/\sqrt{2\pi}) \exp\{-z^2/2\}$ , 此时密度估计可写为:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{HN\sqrt{2\pi}} \sum_{i=1}^N \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{H}\right)^2\right\} \quad (5)$$

密度估计核函数方法的性能决定于平滑参数  $H$  和核函数  $K(z)$  的选取。关于平滑参数  $H$  的选取Silverman<sup>[14]</sup>, Jones<sup>[15]</sup> 等做了讨论。通过大量试验,本文认为  $H$  与数据的点数和分布情况有关,它应该是样本点数  $N$  和数据频率  $f(x)$  的函数,取:

$$H = H_0 \exp(\alpha/N - f(x) \cdot \beta) \quad (6)$$

这里  $\alpha, \beta$  和  $H_0$  均为经验参数。

核函数  $K(z)$  的选取也是一个重要问题,应用最广的是高斯核函数,一般用它就可以取得很好的估计效果。图2是采用高斯核函数的估计效果。

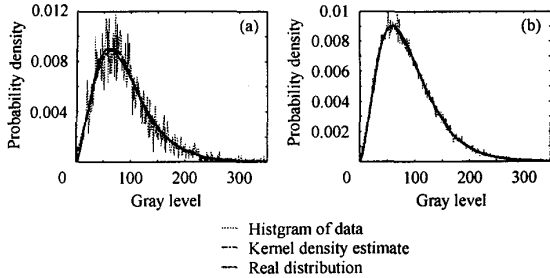


图 2 基于核函数的非参数密度估计结果

$(H = H_0 \exp(\alpha/N - f(x) \cdot \beta), \alpha = 4000, \beta = 10 \text{ 和 } H_0 = 3)$   
 (a) 小数据点估计结果(4000点) (b) 大数据点估计结果(40000点)

Fig.2 Results of non-parametric density estimate based-on Kernel function  
 (a) Results of small data set (4000points)  
 (b) Results of large data set (40000points)

3.2 基于核函数的非参数方法的有效性

本节主要将基于参数的统计模型(Gamma 分布和 Fisher 分布)和基于非参数的密度估计方法作一个比较,说明基于非参数的方法用于估计 SAR 数据的有效性和优越性。

图 3 是分别运用 Gamma 分布、Fisher 分布和基于核函数的非参数方法估计的 SAR 图像的不同区域的密度分布的结果。可以看出, Gamma 分布在为湖面区域和山地区域这些同质区域数据建模时误差较小,但是对城区区域数据估计估计误差较大; Fisher 分布能获得较小误差的估计结果,在城区区域数据上估计效果更好。基于核函数的非参数方法能够对所有数据都获得误差较小的估计,并且其估计误差比 Fisher 分布的要小。

Gamma 分布从反射回波的物理规律出发给出 SAR 图像数据的统计模型,能准确地描述自然同质区域场景。Fisher 分布纯粹从数学分布出发为 SAR 数据建模,可以完美地反映高分辨率 SAR 图像人工区域场景的重尾分布特点。但是

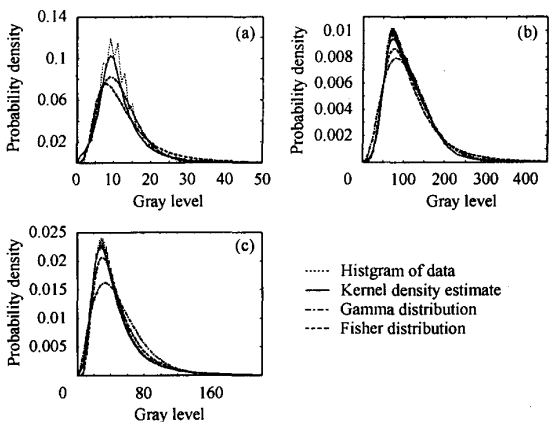


图 3 各类别的 3 种方法估计结果比较

(a) 湖区类别 (b) 城区类别 (c) 山区类别

Fig.3 Estimate result of each class by the different three methods  
 (a) Lake class (b) Urban class (c) Mountain class

由于受到参数假设的限制,这些基于参数的纯数学模型也很难准确估计真实 SAR 图像各种类别表面的密度分布。而本文基于核函数的非参数方法从非参数的观点出发,能够更精确地估计所有的密度分布,特别适合小样本的数据。

4 基于 Markov 上下文的图像分割

建立有效的统计模型后,我们就能估计出精确的概率密度函数来描述各种类别。本文利用 Bayese 分类框架下的统计信息,并且用 Marko 框架下的空间联系作为先验知识进行分类。首先详细介绍了 MRF 模型,然后解释了方法的具体步骤。

4.1 MRF 模型

假设像素  $s$  的值为  $y_s (y_s \in \mathcal{Y}^*)$ ,  $Y$  是随机场,  $x_s$  是像素  $s$  的标号,  $x_s$  的集合是标号随机场  $X$  的一个未知实现。假设像素与像素之间以及像素与标号之间是相互独立的,则  $Y$  出现条件下标号场  $X$  出现的条件概率可以用马尔可夫随机场(MRF)建模。根据 Hammersley-Clifford 定理,运用 Gibbs 随机场将条件概率写为:

$$P(X = x | Y = y) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x | y)) \quad (7)$$

其中  $Z$  是归一化系数,  $U$  为能量函数。

能量函数  $U$  为两项之和,第 1 项是似然能量,度量数据估计的逼真度;第 2 项是先验能量(调整项)。即

$$U(x | y) = -\sum_s \ln p(y_s | x_s) + \sum_{c \in C_X} V_c(x) \quad (8)$$

其中  $C_X$  是选定邻域的集团的集合,  $V_c$  是标号结构的势能。

我们关注的是其第 1 项。第 2 项一般采用 MLL 模型<sup>[16]</sup>描述,它可以写为:

$$V_{c_i}(x_s, x_t) = \begin{cases} \beta, & x_s \neq x_t \\ -\beta, & x_s = x_t \end{cases}, s, t \in C_i \quad (9)$$

MRF 分割的结果就是使得概率  $P$  最大或能量  $U$  最大的标号场,一般将其描述为一个最大后验概率(MAP)问题:

$$\hat{X}^* = \arg \max_X (P(Y | X)P(X)) \text{ 或}$$

$$\hat{X}^* = \arg \max_X \left( \exp \left\{ -\frac{1}{T} U(x_s | y_s) \right\} \right) \quad (10)$$

文中采用模拟退火算法实现  $U$  的最小化,求取 MAP 问题。

4.2 分割算法步骤

本文主要研究监督分割算法,其具体步骤如下:

(1) 监督学习 首先在选定的训练区域学习得到各个类别的势能函数(本文用于训练分类的像素少于通道总像素的 1%),由预分类像素的值得得分布模型的参数或者密度估计。即先计算 Gamma 分布模型参数,然后由式(1)–式(3)计算 Fisher 分布模型参数,由式(4)–式(6)计算非参数方法的密

度估计。进而确定似然能量  $\sum_s \ln p(y_s | x_s)$ 。

(2)分类 当势能函数确定之后,就是使势能函数最小的过程。Gibbs 采样通过不断降低温度实现了这个模拟退火过程。本文采用指数降温策略  $T(k) = \alpha^k T(0)$ ,  $\alpha = 0.95$ , 初温  $T(0) = 20$ , 终止温度  $T_{end} = 0.01$ , 保证迭代次数在 200 次左右。

### 5 试验结果及评价

图 4(a)是一幅 414×144 的 3 视机载 SAR 幅度图像,它显示的是瑞士的一个湖畔,图中有湖泊、山地和城区。采用相同的样本集,相同的 MRF 参数和相同的 SA 退火策略,分别采用基于参数 Gamma 分布, Fisher 分布和基于核函数非参数的监督 MRF 分割算法分别得到图 4(c), 4(e), 4(g)的结果,和专家分割结果图 4(b)比较得到各自的分割错误像素图(图 4(d), 4(f), 4(h))。并且对两种方法的错误分类概率和分类性能作了计算和比较(如表 1 所示)。

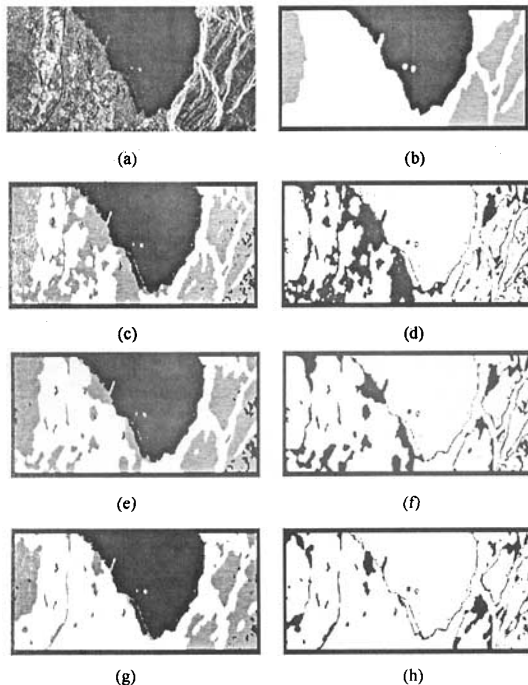


图 4 3 视真实 SAR 图像 MRF 分割结果 (a)3 视真实 X-SAR 图像 (b)图(a)的专家分割结果 (c)基于 Gamma 分布的 MRF 分割结果 (d)图(c)的错误分类的像素(黑色) (e)Fisher 分布的 MRF 分割结果 (f)图(e)的错误分类的像素(黑色) (g)基于核函数非参数法的 MRF 分割结果 (h)图(g)的错误分类的像素(黑色)

Fig.4 Segmentation of real SAR image (3 looks) by MRF model

(a) X-SAR image of 3 looks (b) Expert segmentation of (a) (c) Segmentation of (a) by MRF with Gamma distribution (d) False classification pixels of (c) (black) (e) Segmentation of (a) by MRF with Fisher distribution (f) False classification pixels of (e) (black) (g) Segmentation of (a) by MRF with non-parametric density estimate based on Kernel method (h) False classification pixels of (g) (black)

从表 1 可以看出,在样本和分割参数完全相同的情况下,基于 Gamma 分布的 MRF 分割结果总错误分类概率为 28.30%, 基于 Fisher 分布的 MRF 分割结果总错误分类概率为 18.23%, 基于核函数的非参数 MRF 分割结果总错误分类概率为 14.08%, 显然后者的分类总的性能较好。这是由于 Gamma 分布虽然能准确地描述自然同质区域场景(如湖区和山区),但是不能精确地为城区这些人工建筑比较多的场景建模; Fisher 分布纯粹从数学分布出发,可以较好地描述 SAR 图像各个场景(包括人工区域场景),但是由于受到参数假设的限制,它也很难准确估计真实 SAR 图像各种类别表面的密度分布。而本文基于核函数的非参数方法从非参数的观点出发,能够更精确地估计所有的密度分布,提供一个更好的分割结果。

图 5 (a)对是一幅 256×254 的 5 视数真实 ERS-1SAR 强度图像的分割结果。同样可以看到,本文基于核函数的非参数方法能够比 Gamma 分布和 Fisher 分布更精确地估计所有的密度分布,为 SAR 图像提供一个更好的分割结果。

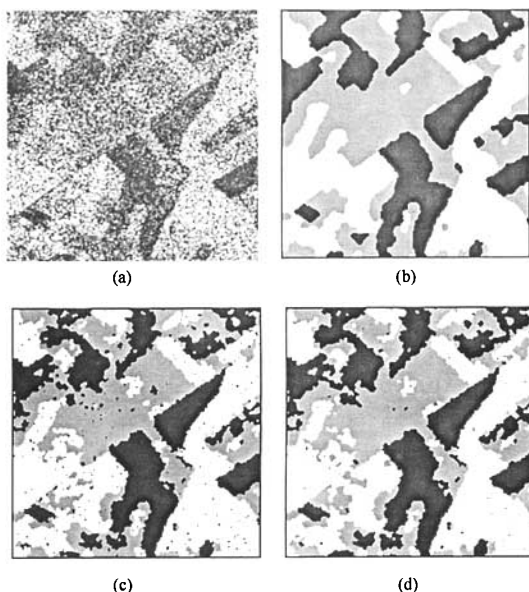


图 5 5 视 ERS-1 SAR 图像 MRF 分割结果

(a)5 视真实 ERS-1SAR 图像 (b)图(a)基于 Gamma 分布分割结果 (c)图(a)基于 Fisher 分布分割结果 (d)图(a)基于 Kernel 非参数法结果

Fig.5 Segmentation of real SAR image (5 looks) by MRF model

(a)ERS-1 SAR image of 5 looks (b)Segmentation of (a) by MRF model with Gamma distribution (c)Segmentation of (a) by MRF model with Fisher distribution (d)Segmentation of (a) by MRF model with non-parametric density estimate based on Kernel method

### 6 结束语

SAR图像是一种乘性相干斑图像,信噪比极低,在目前的SAR图像处理中一般采用统计分布模型为图像建模。随着图像分辨率的提高,电磁波的散射变得更加复杂,很难再从物理上找到一个惟一的统计模型为图像的所有表面建模;虽

表1 真实3视SAR图像的MRF错误分类概率

分类概率(%)	类别 1			类别 2			类别 3		
	Gamma	Fisher	Non-P	Gamma	Fisher	Non-P	Gamma	Fisher	Non-P
类别 1	<b>98.93</b>	<b>99.57</b>	<b>98.98</b>	1.01	0.33	0.94	0.06	0.11	0.08
类别 2	4.52	5.60	1.88	<b>88.82</b>	<b>86.03</b>	<b>77.09</b>	6.66	8.37	21.03
类别 3	1.80	2.08	1.68	44.67	23.53	10.10	<b>53.53</b>	<b>74.39</b>	<b>88.22</b>
类分率	1.07	0.43	1.02	11.18	13.97	22.91	46.47	25.61	11.78

然纯粹的基于参数的数学模型能在一定程度上解决这个问题,但是由于受到一些数学假设的限制,它们也很难准确估计真实SAR图像各种类别表面的密度分布。本文基于核函数的非参数密度估计方法,由样本数据集直接估计数据的密度,用估计的密度函数来描述图像,能更精确地对图像纹理中的所有的表面建模。本文将基于核函数的非参数密度估计方法与Markov上下文方法结合用于SAR图像分割,得到了较好的分割结果。

### 参考文献

- [1] Maitre H, 孙洪等译. 合成孔径雷达图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 67-103.
- [2] Tison C, Nicolas J M, Tupin F, et al.. A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2046-2056.
- [3] Delignon Y, Marzouki A, Pieczynski W. Estimation of generalized mixtures and its application in image segmentation [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, 6 (10): 1364-1375.
- [4] Delignon Y, Pieczynski W. Modeling non-rayleigh speckle distribution in SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(6): 1430-1435.
- [5] Pérez-Cruzand F, Bousquet O. Kernel methods and their potential use in signal processing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21(3): 57-65.
- [6] Towers S. Kernel probability density estimation method [J]. [http://www-d0.fnal.gov/\\_smjt/durham/pde.ps](http://www-d0.fnal.gov/_smjt/durham/pde.ps)
- [7] Girolami M, He Chao. Probability density estimation from optimally condensed data samples [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1253-1264.
- [8] Kelly P A, Derin H, Hartt K D. Adaptive segmentation of speckled images using a hierarchical random field model [J]. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1988, ASSP-36(10): 1628-1641.
- [9] Kim I Y, Yang H S. An integration scheme for image segmentation and labeling based on Markov random field model [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligent*. 1996, 18(1): 69-73.
- [10] Tupin F, Bloch J, Maitre H. A first step toward automatic interpretation of SAR images using evidential fusion of several structure detectors [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1327-1342.
- [11] Sarkar A, Biswas M K, Sharma K M S. A simple unsupervised MRF model based image segmentation approach [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(5): 801-812.
- [12] Yong Y, Cao Yongfeng, Sun Hong. Segemention of SAR imagery using the Gibbsian Markov Random Field Model [J]. *Processing of IEEE Seventh International Conference on Signal Processing, China, September, 2004, Vol.3: 1977-1980.*
- [13] Webb AR著, 王萍等译. 统计模式识别(第二版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 85-89.
- [14] Silverman B W. Density estimation for statistics and data analysis [J]. Chapman & Hall, London, 1986: 84-87.
- [15] Jones M C, Signorini D F. A comparison of higher order bias Kernel density estimators [J]. *Journal of American Statistical Association*, 1997, 92(439): 1063-1073.
- [16] Stan Z L. Markov random field modeling in image analysis. Springer-Verlag, 1995: 17-26

夏桂松: 男, 1983年生, 博士生, 研究兴趣为基于MRF的图像分割与分类、图像融合。

何 楚: 男, 1974年生, 讲师, 在职博士生, 研究兴趣为图像分析和图像融合。

孙 洪: 女, 1954年生, 教授, 博士生导师, 武汉大学通信工程系主任, 中国信号处理学会委员, 主要研究方向为现代信号处理理论与通信技术。