

基于扩散方程和 MRF 的 SAR 图像分割

贾亚飞^{*①②} 赵凤军^① 禹卫东^① 艾加秋^{①②}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100039)

摘要: 该文提出了一种基于图像扩散方程和马尔科夫随机场(MRF)的合成孔径雷达(SAR)图像分割方法。在传统 MRF 算法的基础之上,引入对图像的扩散,用来平滑 SAR 图像中的噪声,保护图像中的边缘部分,并且加快收敛的速度。首先对输入的 SAR 图像进行扩散,通过 MRF 进行统计,得到图像中各点的后验概率,再对得到的后验概率进行扩散。与传统的 MRF 算法进行比较,该方法较好地去除了误分割斑块,减少算法的运行时间。

关键词: SAR 图像分割; 偏微分方程; 马尔科夫随机场(MRF); 后验概率

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)02-0363-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00342

SAR Image Segmentation Based on Diffusion Equations and MRF

Jia Ya-fei^{①②} Zhao Feng-jun^② Yu Wei-dong^① Ai Jia-qi^{①②}

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: A novel image diffusion equations and Markov Random Field (MRF)-based segmentation method for SAR images is proposed. The method involves the image diffusion based on the traditional MRF method. It is used to smooth the noise components in the SAR image, protect the desired object boundaries, and reduce the iterative times. The input SAR image is initially smoothed. Estimates of posterior probabilities are then obtained using MRF. The posterior probability is also smoothed using diffusion. Comparing with the traditional MRF method, this method wipes off the inaccuracy classified blocks, and reduces the cost of time.

Key words: SAR image segmentation; Partial differential equations; Markov Random Field (MRF); Posterior probability

1 引言

合成孔径雷达(SAR)利用微波遥感技术,能够全天候、全天时工作,并具有多极化、视角可变、有穿透性等特点。目前, SAR 已经广泛应用于军事侦察、地质普查、地形测绘和制图、灾情预报、海洋应用、科学研究等领域,具有广阔的研究和应用前景。由于 SAR 特殊的成像机理和斑点噪声的存在,使得 SAR 图像的分割与目标识别比光学图像困难很多。图像分割是由图像处理进到图像分析的关键步骤,也是一种基本的计算机视觉技术。图像的分割、目标的分离、特征的提取和参数的量化将原始图像转化为更抽象更紧凑的形式,使得更高层的分析和理解成为可能^[1]。

至今关于 SAR 图像分割已经提出有上千种各种类型的方法,这些方法大致分为以下几类: 阈值分

割方法、聚类分割方法、统计学分割方法等。仅以统计学分割方法为例,常用的方法有基于高斯与高斯混合模型的方法^[2,3],基于多尺度自回归模型的方法^[4,5],基于马尔科夫随机场的方法^[5-7]。其中马尔科夫随机场是运用最为广泛的基于统计学的图像模型,它将图像视为 2 维随机过程,通过邻域的概念将局部范围内的像素联系起来,能够很好描述相邻像素之间的信息,有效地减弱相干斑的影响,在图像重建,图像去噪,纹理综合和纹理分析上有着广泛的应用。

在图像处理和计算机视觉中,系统地采用偏微分方程方法是近十多年发展起来的新兴领域。一方面它得益于偏微分方程作为基础数学的一个重要分支,已经形成的理论体系和数值方法;另一方面得益于传统的图像处理技术所积累的经验^[8]。结合马尔科夫随机场和偏微分方程方法的优点,本文提出了如下的 SAR 图像分割方法: 首先对 SAR 图像进行扩散,平滑 SAR 图像中的噪声,然后用马尔科夫随机

2010-04-01 收到, 2010-08-02 改回

*通信作者: 贾亚飞 jiaayafei06@mails.gucas.ac.cn

场对图像进行统计,得到图像中各点的后验概率,接着对后验概率进行扩散,用扩散后的后验概率进行图像分割,以上算法循环进行直到收敛或者达到特定的次数为止。

2 扩散方程

Perona 和Malik等人^[9]提出的一种基于偏微分方程模型的非线性扩散滤波方法,即PM 模型,其扩散方程为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= \operatorname{div}(c(|\nabla u|)\nabla u) \\ u(x,0) &= u_0(x) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 ∇ 是梯度算子, div 是散度算子, u_0 是原始图像。扩散系数 $c(\cdot) > 0$ 是非增函数, Perona 和Malik给出了两个扩散系数: $c(s) = e^{-(s/K)^2}$, $c(s) = 1/[1 + (s/K)^2]$, 其中常数 K (阈值)和噪声的方差有关。各向异性扩散^[9-12]是图像处理与计算机视觉中一项很重要的进展,是有选择性的平滑过程,这种平滑过程在均匀的区域不受限制,而在跨越边界部分被抑制,因此在平滑噪声的同时保持图像的边缘特征。文献[10]提出了对图像分割中的后验概率进行各向异性扩散,并应用在医学图像分割中,取得了很好的效果。由于PM 方法是“病态”的,输入的微小变化会导致输出完全改变,并且SAR图像的噪声是非加性的,直接用式(1)扩散的结果是不理想的,文献[2]采用了如下的离散化偏微分方程形式,用来对SAR图像进行平滑,形式如下:

$$\frac{\partial P}{\partial t} = \left((P_y)^2 P_{xx} - 2P_x P_y P_{xy} + (P_x)^2 P_{yy} \right)^{1/3} \quad (2)$$

其中 P_x , P_y 为 P 沿 x , y 方向的一阶导数。这个式子称为仿射不变几何流,它能将任何简单的非凸闭合曲线变为全凸的闭合曲线,在演化过程中,曲线逐渐平滑,不产生奇异性,也不发生自相交。采用它的原因在于它的仿射不变性,并且能很好地保护边缘,计算也比较容易。

迭代的过程如下:

$$P' = P + \lambda \times \operatorname{Diffuse}(P) \quad (3)$$

P 既可以是图像,也可以是后验概率。扩散系数 λ 决定了扩散的速度,一般对图像扩散采用小的系数,对后验概率扩散采用较大的系数。

3 MRF 图像模型与 ICM

3.1 MRF

如果将 $M \times N$ 的图像看作是2维网格点集,图像记作 $S = \{s = (i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$,其中 M 和 N 分别为图像的宽度和高度, S 中的一个子集 $\eta = \{\eta_{ij} : (i, j) \in S, \eta_{ij} \subseteq S\}$ 是 S 上的一个邻域系统,

当且仅当像素 (i, j) 的邻域 η_{ij} 满足条件:(1) $(i, j) \notin \eta_{ij}$, (2)如果 $(k, l) \in \eta_{ij}$,则 $(i, j) \in \eta_{kl}$,条件(1)说明任何一点都不能包含在自己的邻域里;条件(2)表明邻域关系是对称的。根据邻域系统可以定义马尔科夫满足下面两个条件:(1) $P(X = x) > 0, x \in \Omega_x$,其中 Ω_x 为所有类别集合。(2) $P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in N_s)$ 。条件(1)称为正性条件,条件(2)是马尔科夫性。从上面可以看出MRF是用条件分布表示的,即用随机场的局部特征表示,表达起来很困难,难以应用。直到Hammersley-Glifford定理证明了MRF和Gibbs随机场(GRF)之间的一一对应关系,MRF模型才得到蓬勃发展。GRF提供了随机场的联合分布,所以它的实现可以借助于空间模型,即邻域系统。

设 η 是定义在 S 上的邻域系统,在 S 上由单个像元或由像元与其相邻点组成的子集 c 为 (S, η) 对的基团(Clique), c 为 S 的一个子集,所有 c 的集合记为 $C = C(S, \eta)$ 。Gibbs分布的表达式可以描述为

$$P(X = x) = (1/Z) e^{-U(x)/T} \quad (4)$$

其中 $U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x)$ 为能量函数, $U_c(x)$ 称为与基团 c 有关的势函数, C 是所有基团组成的集合, $Z = \sum_{x \in X} e^{-U(x)/T}$ 是一个归一化常数, T 表示温度,用来控制形状。

3.2 ICM (Iterated Conditional Mode)

MRF中的最常用求解算法是ICM算法。设 $Y = \{y_s, s \in S\}$ 为观测图像, $X = \{x_s, s \in S\}$ 为图像中像素类别标号。根据最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)准则和贝叶斯公式

$$p(x_s | y_s) = \frac{p(y_s | x_s) p(x_s)}{p(y_s)} \quad (5)$$

x_s 的取值应使后验概率最大。

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(x_s | y_s)\} \quad (6)$$

式中 K 为类别数, $p(x_s | y_s)$ 为在给定观测数据时类别标号的后验概率, $p(y_s | x_s)$ 为在给定类别标号时观测数据的条件概率, $p(x_s)$ 为类别标号出现的先验概率。由于 $p(y_s)$ 是固定的,所以式(6)可以写为

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(y_s | x_s) p(x_s)\} \quad (7)$$

对式(7)在整幅图像内寻找全局最优解需要极大的计算量,所以在实际应用中一般用局部最优解代替全局最优解,ICM方法就是其中的一种。它利用像素 s 的幅度 y_s 和邻域标号 x_{η} 来确定该像素的标号,因此式(7)可改写为

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(y_s | x_s) p(x_s | x_{\eta_s})\} \quad (8)$$

式中 $p(y_s | x_s)$ 为待分割图像的概率模型, 本文采用瑞利模型对图像的统计特性进行描述, 模型参数可由最大似然法确定。瑞利模型如下:

$$P(y_s | x_s) = \frac{y_s}{\mu} \exp\left[-\frac{y_s^2}{2\mu^2}\right], \quad y_s \geq 0 \quad (9)$$

根据MRF的定义, 可知图像中像素类别标号 X 为MRF。由于MRF与Gibbs这两种性质的等效性, 则 X 的条件概率密度分布可以描述为

$$p(x_s | x_{\eta_s}) = \frac{\exp\{-U(x_s)\}}{\sum_{x_s=1}^K \exp\{-U(x_s)\}} = \frac{\exp\{\beta \cdot u(x_s)\}}{\sum_{x_s=1}^K \exp\{\beta \cdot u(x_s)\}} \quad (10)$$

式中 $\beta > 0$ 为空间平滑因子, $u(x_s) = \sum_{t \in \eta_s} \delta(x_s - x_t)$, 其值等于像素 s 的邻域 η_s 内与 s 属于同一类的像素个数。

4 基于扩散方程和MRF的分割方法

基于MRF的图像分割算法假设图像中像素只与它相邻的像素相关, 而和邻域之外的像素无关, 从而有效地利用了像素之间的结构信息。不过由于SAR图像中斑点噪声的存在, 使得在对单个像素点分类时很容易判断错类别(比如初始分割), 进而对后验概率的计算产生影响, 所以MRF算法经常产生大的斑块, 很难消除。为了得到更好的分割结果, 一般都要对SAR图像进行噪声平滑, 这样既得到了更好的分割结果, 又减少了算法迭代的次数。SAR图像的噪声是典型的非加性噪声, 一般的平滑技术结果往往是不理想的, 很多论文为了解决这个问题, 采用了对SAR图像先进行对数变换, 把乘性噪声转化为加性噪声, 然后再处理的方法, 增加了方法的运算量。本文中的扩散方程则能够比较好地解决这些问题, 能够保证在滤除区域噪声的同时在一定程度上保护图像的边缘。本文设计了结合扩散方程和MRF算法的分割方法, 详细过程如下:

(1) 利用AIC准则和瑞利分布式(9)对SAR图像进行初始分割;

(2) 使用式(2), 式(3)直接对SAR图像进行 m 次扩散, 扩散过程中采用小的扩散系数, 然后计算分割后各类别的参数;

(3) 使用的MRF分割算法对扩散后的SAR图像进行分割, 得到图像上各点的后验概率; 对得到的后验概率使用式(2), 式(3)进行 n 次扩散, 扩散过程中采用大的扩散系数, 并且每次扩散后都要对后验概率进行归一化, 最后根据MAP准则对图像进行分割;

(4) 判断是否满足ICM迭代终止条件, 若不满足返回(2), 若满足, 迭代结束。迭代条件可以设定为变化的像素数在一定数目以下(收敛)或者达到特定循环次数。本文中采用的都是循环5次。

图1给出了整个分割过程的流程。

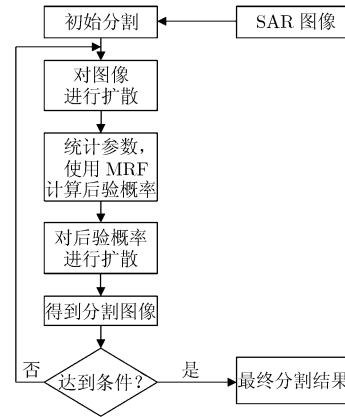


图1 基于扩散方程和MRF的SAR图像分割算法流程图

5 实验结果与分析

本文采用MSTAR的真实SAR图像进行实验, 并与运用MRF的算法和文献[2]中的方法进行比较。图2(a)为MSTAR中的T72坦克图像。进行初始分割, 首先根据Akaik提出的AIC准则, 计算3类中各类的均值与方差^[3], 然后根据瑞利分布式(9)和MAP准则进行图像的分割, 得到的初始分割结果如图2(b)。得到初始分割结果后, 对SAR图像进行 m 次扩散, 这里 m 取3次, 扩散系数取0.1, 系数过大, 图像平滑的结果就会不理想。用MRF来计算图像中各点的后验概率, 本文中取二阶邻域。再对后验概率进行扩散, 这里 n 也取3次, 扩散系数采用0.5, 进行较大尺度的平滑, 用以平滑图像中的边界部分, 减少噪声对图像影响, 并且加快收敛的速度。一般循环5次就能得到满意的结果, 详细的仿真过程如图2。图2(c)、图2(d)和图2(e)是分别循环1次、2次和5次的分割结果。图2(g)是相同的初始分割结果下, 采用MRF的算法迭代了20次后得到的分割结果。图2(h)是采用文献[2]的方法, 首先对源图像扩散了30次, 后对由高斯模型得到的后验概率扩散30次得到的分割结果。与图2(g)手工分割的结果进行比较, 视觉上本文方法的分割结果去除了斑块, 较好地保留了图像中的目标和阴影, 明显强于传统的MRF算法和文献[2]的分割方法, 并且迭代的次数也远少于传统的MRF算法和文献[2]的方法。

图3(a)和图3(e)是T72坦克图像中很有代表性的两张, 因为可以从图像阴影中大致看出坦克的轮

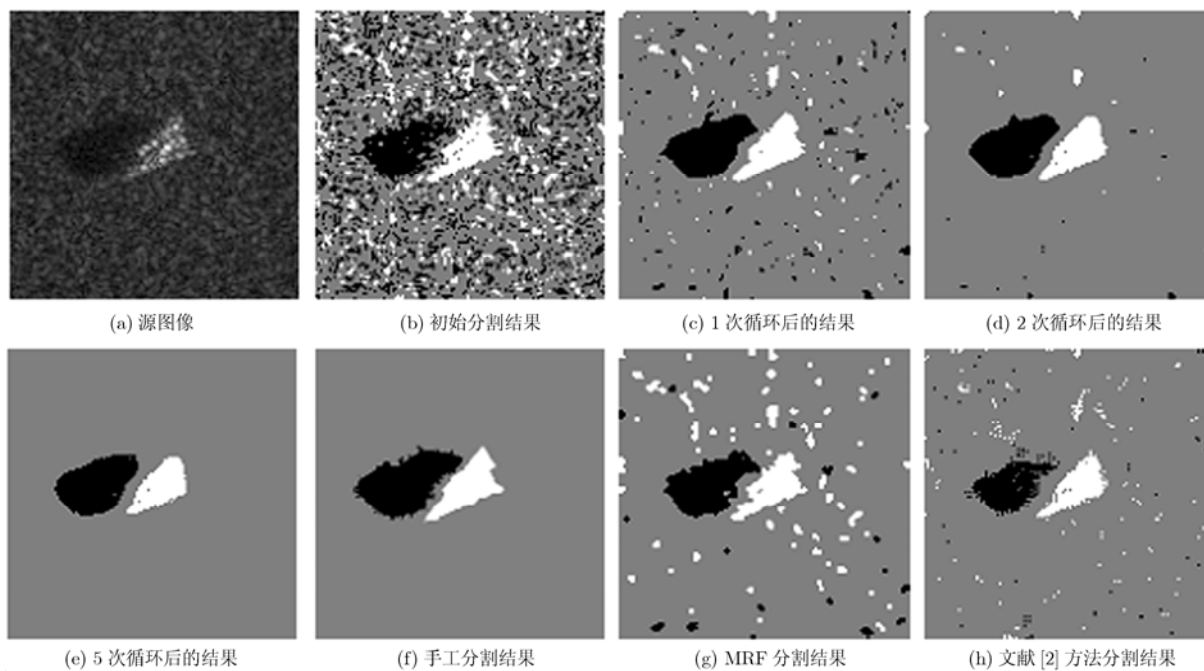


图2 真实坦克SAR图像分割结果

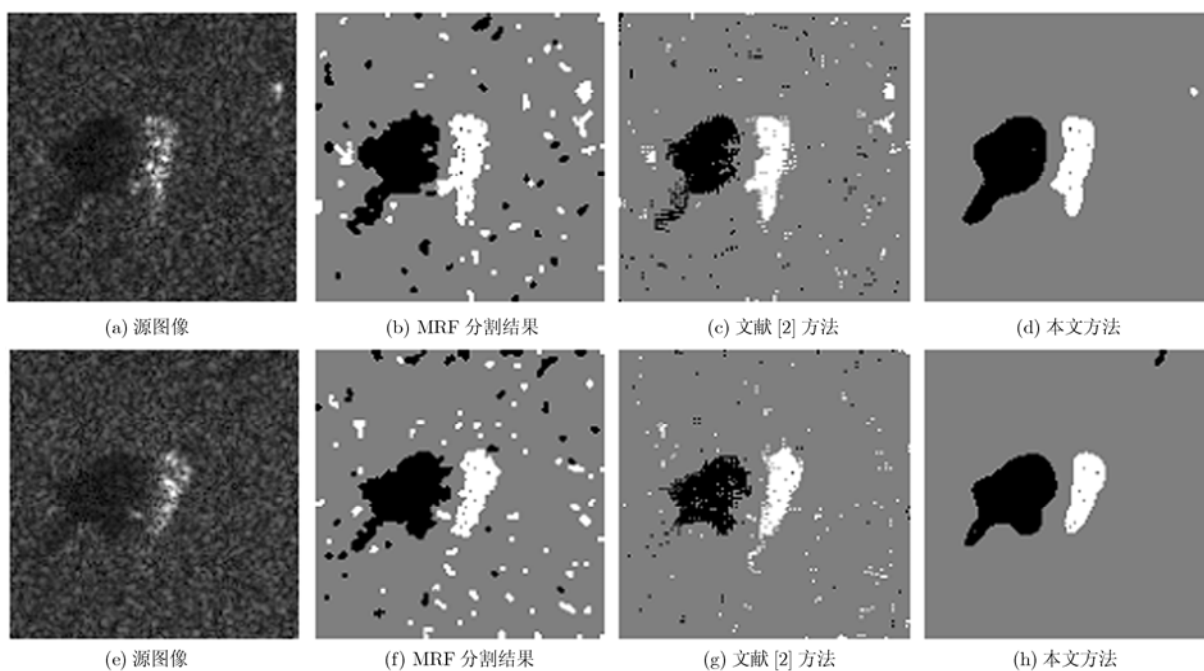


图3 真实坦克SAR图像分割结果

廓，视觉上比较容易对算法分割结果进行比较。从图3中的分割结果可以看出传统的MRF方法和文献[2]的分割方法受噪声影响很大，有较多的误分割斑块。本文方法的分割结果只有较少的斑块，边缘轮廓清晰，易于描述表达。

为了对分割算法进行客观的比较，我们采用文献[7]中的方法来评价分割的效果。文献[7]中采用了如下的等式来评价分割结果：

$$PP_d = \frac{\sum_{i=1}^N |a_i - s_i|}{\max(A, S)}, \quad a_i, s_i \in \{0, 1\} \quad (11)$$

其中 N 是像素的个数， a_i 和 s_i 表示算法分割或者手工分割的图像中，感兴趣的区域(目标或者阴影)中的像素的值，只取 0 和 1。 $A = \sum_{i=1}^N a_i$ ， $S = \sum_{i=1}^N s_i$ 是区域中的总和。 PP_d 的值越小，代表分割

的结果越接近, PP_d 的值越大, 代表分割的结果差异越大。

我们从 T72 中图像中随机取 30 张图像, 进行手工分割。然后用本文的方法, MRF 的方法, 文献 [2] 的方法分别进行分割, 与手工分割的方法比较, 结果如表 1。

从表1和表2中可以看出, 本文算法在分割结果的精度上明显强于传统的 MRF 算法和文献[2]的方法, 时间上也快于 MRF 算法, 但慢于文献[2]的方法。

6 结束语

本文将扩散方程与 MRF 模型结合起来, 提出了一种新的 SAR 图像分割方法。该方法充分利用了扩散模型的优点, 对 SAR 图像进行直接的扩散, 减少了噪声斑点对分割的影响, 对后验概率进行扩散, 平滑图像中事物的边缘, 加快了算法收敛的速度。实验中比较了本文提出的方法和传统的 MRF 算法, 可以看出本方法既能较好的消除误分类斑块, 又能减少图像的迭代次数, 缩短算法的时间, 提高 SAR

表 1 本文方法, MRF 方法, 和文献[2]方法的 PP_d 值(%)

角度 (°)	目标			阴影			角度 (°)	目标			阴影		
	本文	MRF	文献[2]	本文	MRF	文献[2]		本文	MRF	文献[2]	本文	MRF	文献[2]
1	27	61	55	26	41	42	190	44	67	56	26	38	36
4	30	66	49	12	37	41	200	22	57	37	32	47	46
21	35	52	43	32	51	46	208	26	64	55	16	32	41
40	39	62	46	27	42	32	240	40	68	58	21	41	51
58	23	52	47	32	48	49	242	31	64	45	22	38	45
60	22	62	45	19	41	44	246	44	64	58	18	34	39
66	32	62	54	28	39	49	260	33	64	52	18	46	51
74	30	59	43	25	41	51	268	31	53	35	29	48	46
92	19	47	31	28	41	50	277	41	63	48	23	42	41
93	24	60	48	37	56	49	289	47	73	56	17	35	45
103	24	59	44	21	36	44	290	29	59	51	19	35	43
116	22	54	48	27	52	54	293	24	59	52	14	24	32
132	21	55	39	29	43	44	324	29	68	48	26	48	44
175	31	65	45	19	44	38	345	22	57	47	22	47	43
180	20	68	55	16	47	46	353	26	54	49	23	40	43

表 2 3 种算法的平均 PP_d 值(%)及平均时间

	本文方法	MRF 方法	文献[2]方法
目标	29.6	50.6	47.9
阴影	23.5	41.8	44.1
平均时间(s)	19.6	33.4	3.0

图像分割的效率, 获得更好的分割图像。

参 考 文 献

[1] 章毓晋. 图像工程(中册)—图像分析. 北京: 清华大学出版社, 2005: 73-75.
Zhang Yu-jin. Image Engineering (II) — Image Analysis. Beijing: Tsinghua Publisher, 2005: 73-75.

[2] Haker S, Sapiro G, and Tannenbaum A. Knowledge-based segmentation of sar data with learned priors. *IEEE*

Transactions on Image Processing, 2000, 9(2): 299-301.

[3] Papon S and Narayanan R. Modeling of target shadows for SAR image classification. 35th IEEE Applied imagery and pattern recognition workshop . Washington, 2006: 3-3.

[4] Wen Xian-bin and Tian Zheng. Mixture multiscale autoregressive modeling of SAR imagery for segmentation. *Electronics Letters*, 2003, 39(17): 1272-1274.

[5] 刘爱平, 付琨, 尤红建, 刘忠. 基于MAR-MRF的SAR图像分割方法. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2557-2562.
Liu Ai-ping, Fu Kun, You Hong-jian, and Liu Zhong. SAR image segmentation based on multiscale autoregressive and Markov random field models. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(11): 2557-2562.

[6] Gaetano R, Scarpa G, and Poggi G. Hierarchical texture-based segmentation of multiresolution remote-sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and*

- Remote Sensing*, 2009, 47(7): 2129–2141.
- [7] Weisenseel R, Clem Karl W, and Castanon D, *et al.* Markov random field segmentation methods for SAR target chips. Proc. SPIE, Oriando, 1999, Vol.3721: 462–473.
- [8] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法. 北京: 科学出版社, 2008: 11–12.
Wang Da-kai, Hou Yu-qing, and Peng Jin-ye. Partial Differential Equations Methods of Image Processing. Beijing: Science Press, 2008: 11–12.
- [9] Perona P and Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629–639.
- [10] Teo P, Sapiro G, and Wandell B. Anisotropic diffusion of posterior probabilities. IEEE Int. Conf. Image Processing, Santa Barbara, CA, 1997: 675–678.
- [11] 王卫卫, 冯象初. 图像处理中扩散方程的快速数值解法. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1736–1740.
Wang Wei-wei and Feng Xiang-chu. Fast numerical solutions of diffusion equations in image processing. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(7): 1736–1740.
- [12] Boccignone G, Ferraro M, and Napoletano P. Diffused expectation maximization for image segmentation. *Electronics Letters*, 2004, 40(18): 1107–1108.
- [13] 宋建设, 郑永安, 袁礼海. 合成孔径雷达图像理解与应用. 北京: 科学出版社, 2008: 82–83.
Song Jian-she, Zheng Yong-an, and Yuan Li-hai. Synthetic Aperture Radar Image Understanding and Applications. Beijing: Science Press, 2008: 82–83.
- 贾亚飞: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为合成孔径雷达图像分割与识别.
- 赵凤军: 男, 1963 年生, 研究员, 硕士生导师, 长期从事合成孔径雷达微波技术的研究.
- 禹卫东: 男, 1969 年生, 研究员, 博士生导师, 长期从事合成孔径雷达信号处理技术的研究.
- 艾加秋: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为信息和信号处理方面的研究.