

基于 MARMA 模型的 SAR 图像 SVM 分割

王鹏伟, 吴秀清, 刘 博

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230027)

摘要: 在分析 SAR 图像特征的基础上, 提出一种新的基于多尺度自回归滑动平均 (multiscale autoregressive moving average, MARMA) 模型的 SAR 图像分割方法. 首先建立多尺度序列, 然后通过研究 SAR 纹理图像的 MARMA 模型, 建立适合 SAR 图像的多尺度特征矢量, 最后采用提出的广义加权支持向量机进行特征分类. 实验结果表明, 采用此分割方法可以获得很好的分割结果.

关键词: SAR 图像; 多尺度自回归滑动平均模型; 加权支持向量机; 图像分割

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Support vector machine segmentation of SAR images based on MARMA model

WANG Peng-wei, WU Xiu-qing, LIU Bo

(Department of Electronic Engineer and Information Science, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: According to the characteristics of SAR imagery, the support vector machine segmentation of SAR images was proposed based on multiscale autoregressive moving average (MARMA) model, which can capture the statistical scale-dependency of SAR images. Firstly, the multiscale sequences of SAR image were constructed. Secondly, methods for establishing MARMA model and extracting the multiscale stochastic characteristics of different SAR texture images were investigated. Finally, the characteristic vectors were classified using generalized weighted SVM. Experiments show the efficiency of the proposed algorithm.

Key words: SAR images; multiscale autoregressive moving average (MARMA) model; weighted support vector machine; image segmentation

0 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 是一种先进的微波成像系统, 具有全天候、全天时对地观测的优点, 特别适用于大面积的地表成像, 随着技术的不断发展, 它在军事和民用方面得到了相当广泛的应用.

SAR 成像原理是对景区相干波照射和对后向散射信号相干检波. 所以, SAR 图像中的斑点噪声是由一个像元内多个散射体的回波随机相干迭加而成, 高频噪声与图像细节的高频分量在频率域混淆, 因此光学图像处理对 SAR 图像处理的效果不好.

传统的 SAR 图像分割方法是先对图像抑制斑

点噪声再分割,但抑制噪声的同时也一定程度上模糊了边缘和纹理信息,不可避免地损失一些目标和结构信息,影响最终的分割效果,而且以往的纹理分析方法多集中在同一尺度上,不同尺度之间的纹理特征反映不出来.近年来,随着小波等多分辨率分析技术的发展,各种多尺度理论和方法相继出现,如基于多尺度自回归(multiscale autoregressive, MAR)模型的 SAR 图像分割理论和方法^[1,2],但这类分割方法只考虑 SAR 图像通过 MAR 模型产生的残差信息,以不同目标的残差分布为分割特征.由于残差的均值接近零,区分指标不够精细,特别是较低分辨率下此方法误分率很高,方法不稳健.

针对 SAR 图像的特殊性以及上述多尺度分割方法的不足,本文提出基于多尺度自回归滑动平均(multiscale autoregressive moving average, MARMA)模型的 SAR 图像 SVM 分割.首先,根据 SAR 图像的成像机理,产生 SAR 图像的多尺度序列,依据目标在不同分辨率下的自相似性,构造由不同尺度生成的自回归过程,即对含斑点噪声的 SAR 图像建立 MARMA 模型;然后通过估计 MARMA 模型的参数向量,获得不同目标区域的自回归系数、滑动平均系数和残差方差,并将此作为目标区域的特征矢量;最后采用提出的一种广义加权 SVM 分类器进行分割.实验表明,分割效果是显著的.

1 MARMA 模型

MAR 模型是对离散状态-空间模型的推广,即离散状态-空间模型是 MAR 模型的指标集为 1-阶树时的特例.

随机过程 MAR(p)定义为:如果父子节点状态向量间满足

$$X(s) = \sum_{i=1}^p a_i X(s\bar{r}^i) + \omega(s) \quad (1)$$

式中, $\{a_i, i=1, 2, \dots, p\}$ 为自回归系数, $\omega(s)$ 是自协方差阵为 $Q(s)$ 的白噪声, $X(s\bar{r})$ 表示 $X(s)$ 的父结点状态, $X(s\bar{r}^i)$ 表示 $X(s\bar{r})$ 的父结点状态等, \bar{r} 为上移算子.

MARMA 模型是将时间序列分析中 ARMA 模型在树状结构上的推广.

随机过程 MARMA(p, q) 定义为

$$X(s) = \sum_{i=1}^p a_i X(s\bar{r}^i) + \sum_{j=1}^q b_j \omega(s\bar{r}^j) + \omega(s) \quad (2)$$

式中, $\{a_i, i=1, 2, \dots, p\}$ 为自回归系数, $\{b_j, j=1, 2,$

$\dots, q\}$ 为滑动平均系数, $\omega(s)$ 是白噪声.

文献[3]虽给出了 MARMA 定义的过程,但未进行深入研究,本文进一步研究了 MARMA 模型,并将该模型用于 SAR 纹理图像的分割,获得了较好的分割效果.

2 SAR 图像的 MARMA 模型

2.1 SAR 图像多尺度序列

首先对 SAR 图像进行预处理,即得到不同分辨率的 SAR 图像序列: X_0, X_1, \dots, X_L , 其中 X_0 和 X_L 分别对应最高和最低分辨率的图像,相邻尺度分辨率的图像以二进制变化,即:若最细尺度 SAR 图像 X_0 的分辨率为 $\delta \times \delta$,且含有 $N \times N$ 个像素点($N=2^L, L$ 为正整数),则粗尺度 SAR 图像 X_L 的分辨率为 $2^L \delta \times 2^L \delta$,且有 $2^L N \times 2^L N$ 个像素. X_L 中每一个像素点 s 用一个三元组 (l, m, n) 表示,其中 l 表示尺度, (m, n) 表示像素所处的位置,表示为 $X_L(m, n)$.

考虑到 SAR 图像的三个方面^[4,5]:第一,形成机理,也就是 SAR 图像中的每一个像素值都是分辨率单元内地表物体反射回波的和;第二, SAR 图像的噪声为乘性噪声,而非加性噪声;第三,雷达回波变化的范围通常为几个数量级,有效压缩这个范围来降低数据对雷达参数的依赖性.我们通过下面三步,“求和→取对数→归一化”来处理图像数据,产生 SAR 图像的多尺度序列.

第一步:求和.每一个像素点 $X_L(m, n)$ 按下式获得

$$X_L(m, n) = \sum_{i=2m}^{2m+1} \sum_{j=2n}^{2n+1} X_{L-1}(i, j) \quad (3)$$

第二步:取对数.通过对数运算压缩雷达回波的变化范围,由下式求得

$$X'_L(m, n) = 20 \lg(X_L(m, n)) \quad (4)$$

第三步:归一化.取对数后的结果减去其均值以归一化,消除数据对雷达参数的依赖,由下式得到

$$X''_L(m, n) = X'_L(m, n) - C_l \quad (5)$$

式中, $C_l (l=0, 1, \dots, L)$ 为 $X'_L(m, n)$ 的样本均值,这样每个像素与其同尺度相邻的三个像素和粗尺度的一个“父”像素点相对应,形成一个如图 1 所示的四叉树结构.

2.2 SAR 图像 MARMA 模型的建立

比较式(1), (2)可知,可以通过再次细分 MAR 模型的残差图像来建立 MARMA 模型.通过对 SAR 图像的多尺度序列建立 MARMA 模型来描述

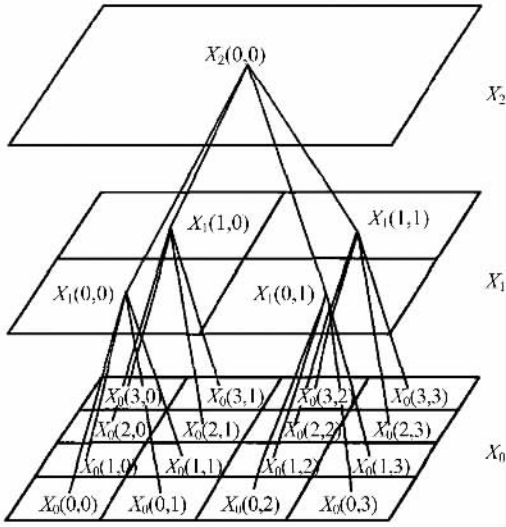


图 1 不同尺度 SAR 图像的四叉树结构

Fig. 1 Quadtree structure of different scale SAR image

不同尺度下 SAR 图像的相互依存性,建模的具体步骤如下:

(I) 先对 SAR 图像多尺度序列建立 MAR 模型,将模型回归系数代回到原模型中,得到残差图像.

(II) 对残差图像再建立 MAR 模型

$$\omega(s) = \sum_{j=1}^q b_j \omega(s \bar{r}^j) + \epsilon(s) \quad (6)$$

(III) 将式(6)代入步骤(I)中所建立的 MAR 模型,则得到 MARMA 模型为

$$X(s) = \sum_{i=1}^p a_i X(s \bar{r}^i) + \sum_{j=1}^q b_j \omega(s \bar{r}^j) + \epsilon(s) \quad (7)$$

式中, p 为自回归阶数, q 为滑动平均阶数.

(IV) MARMA 模型的参数估计. MARMA 模型实质为两个 MAR 模型结构的合并,所以采用 MAR 模型的参数估计方法,即最小二乘估计方法估计参数,进行两次参数估计,参数估计的准则均为

使残差平方和达到最小,表达如下

$$\hat{a} = \arg \min_{a \in \mathbf{R}} \sum [X(s) - a_1 X(s \bar{r}) - \dots - a_p X(s \bar{r}^p)]^2 \quad (8)$$

$$\hat{b} = \arg \min_{b \in \mathbf{R}} \sum [\omega(s) - b_1 \omega(s \bar{r}) - \dots - b_q \omega(s \bar{r}^q)]^2 \quad (9)$$

(V) 模型的自回归阶数 p 和滑动平均阶数 q 的选择. 模型阶数的选择有两种方法:一种采用推广时间序列分析中的 AIC 或 BIC 定阶方法;另一种根据阶数的增加和标准方差的变化来选择. 大量实验表明,并不是 p 和 q 越大越好,阶数的增加会导致参数向量之间的区分度下降,错分率上升,同时运算复杂度急剧增加. 实验表明, p 和 q 的值一般不宜超过 3.

2.3 基于 MARMA 模型的 SAR 图像特征提取

现在考虑基于 MARMA 模型的 SAR 图像特征矢量的建立. 图 2(a), (b), (c) 为三种不同纹理的 SAR 图像,每幅图像大小均为 256 像素 \times 256 像素,取自于 RadarSat-1 遥感图像,纹理目标分别为山区、水域和农田,每幅图像均经过直方图增强处理. 我们分别从三个已知类别的 SAR 图像中随机采样,采样图像块大小为 32 像素 \times 32 像素,按照上述方法对采样图像建立如式(7)所示的 MARMA 模型,并通过参数估计获得自回归系数、滑动平均系数以及残差方差. 经过大量的模拟计算,发现对于不同类别的 SAR 图像所建立的 MARMA 多尺度随机模型,模型的系数参数具有较强的区分度,且稳健性较好. 因此,本文采用 MARMA 多尺度随机模型的系数为特征向量构成 SAR 图像的分割特征矢量.

图 3~5 分别给出了图 2 中三类 SAR 图像的 MARMA 参数归一化分布图,各类随机采样样本数为 30,从图中不难发现,多尺度随机模型系数具有

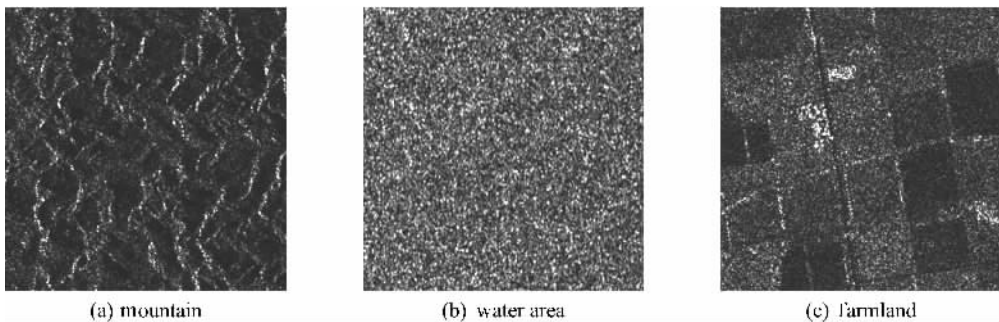


图 2 三种具有不同纹理的 SAR 图像

Fig. 2 Three SAR images with different texture characteristic

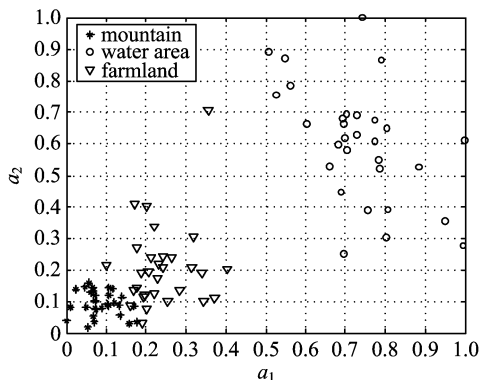


图 3 MARMA (2,2) 特征分量 (a_1, a_2) 分布图

Fig. 3 Distributing graph of characteristic component a_1, a_2 in MARMA (2,2) model

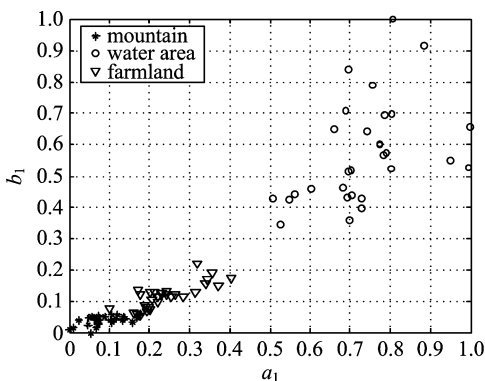


图 4 MARMA (2,2) 特征分量 (a_1, b_1) 分布图

Fig. 4 Distributing graph of characteristic component a_1, b_1 in MARMA (2,2) model

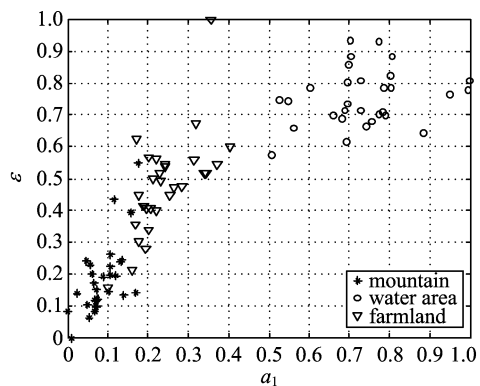


图 5 MARMA (2,2) 特征分量 (a_1, ϵ) 分布图

Fig. 5 Distributing graph of characteristic component a_1, ϵ in MARMA (2,2) model

较好的分布可分性,保证了分割的有效性和质量。

3 广义加权支持向量机分类

通过 MARMA 模型获得了较好的 SAR 图像的分割特征,接下来要考虑的是如何更有效地训练和

分类这些特征.支持向量机(SVM)是由 Vapnik 等基于统计学理论中的 VC 维(vapnik chervonenks dimension)理论和结构风险最小原理提出的一种新的机器学习算法^[6],它较好地解决了小样本、非线性、高维数识别、局部极小点等实际问题,具有很强的泛化能力。

支持向量机的基本原理可描述为:寻找一个满足分类要求的决策面,并且使最接近该决策面的训练样本与决策面之间的距离尽量大.支持向量机在训练阶段寻找最优决策面最小化的目标函数为

$$\Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (10)$$

约束条件为

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中, (x_i, y_i) 为训练数据, x 为输入向量, y 为向量所属的类别, i 为样本数, ξ_i 是考虑分类误差而引入的松弛因子, C 是对误差的惩罚因子, w 是特征空间中分类超平面的系数向量, b 是分类面的阈值。

从式(10)目标函数的第二项可以看出,分类精度和类别与模型的贡献有关,即每一个类别对模型的贡献相差很大,最终分类精度相差也会很大.其实,在寻找最优决策面时,会得到大量不同类别和不同特性的样本,但这些样本在 SVM 分类过程中,对分类面的影响是不均衡的,要想获得最佳的分类结果,应充分考虑不同类别的重要性以及样本重要性对分类的影响,本文为此提出一种广义加权 SVM 分类方法,用于对通过 MARMA 模型获得的特征矢量有效地进行分类。

在分类中,类别的重要性体现在研究者的分类目的,分类目的不同则类别的重要程度不同.由于每一类样本在建立分类器过程中的贡献不同,我们在寻找最优分类面建立分类器时就产生一个标准,确定重要样本的分类精度。

样本的重要性体现在以下两个方面:

(I) 同一类别中的样本对分类器建立的重要性不同.因为受噪声影响大的样本远离类别中心,不能够准确地反映类别的形状,因此通过权值来降低这类样本对分类器的影响,对于真正能够反映类别形状的样本通过增加权值来加强对分类器的影响,从而使得分类器能够反映类别的真实性。

(II) 样本特征矢量中的各特征分量对分类器建立的重要性不同.对有较好区分度的有些特征分

量,通过增加权重来加以重视.

首先考虑类别的重要性,文献[7]的研究发现,对正反例样本采用相同的惩罚因子时,最优分界面将向间隔区域中数量较少的样本类别方向偏移.所以,通过调整惩罚因子的比例来设计分类器,提高重要类别的分类精度.设正负两类惩罚因子分别为 C^+ 和 C^- ,两类样本的数目相同.如果正类重要性大于负类,则提高正类的分类精度就是提高在优化问题中正类对应的经验风险对分类器的贡献,即调整惩罚因子的比例使得 $C^+/C^- > 1$.

其次考虑样本的重要性.对情况(I),本文采用聚类来解决,先寻找同一类别样本的聚类中心,那些靠近聚类中心的、密度比较大的样本,能较好地反映此类别的特性,应该增加权重;对于那些远离聚类中心的样本,可通过降低权重来减少样本对分类器的影响,样本与聚类中心的距离与其权值成反比.因为样本为特征矢量,本文采用文献[8]提出的基于特征散度的模糊 C-均值(FCM)聚类算法,在特征空间中模拟有向散度构造特征散度,通过计算两样本的特征散度来度量两个样本之间的差异,取代传统的 FCM 中的采用欧氏距离 d_k 度量样本差异,特征散度 $d(f, g)$ 定义为

$$d(f_i, g_i) = f_i \ln \frac{f_i}{g_i} + g_i \ln \frac{g_i}{f_i}, i = 1, 2, \dots, t \quad (12)$$

式中, $f = (f_1, f_2, \dots, f_t)$, $g = (g_1, g_2, \dots, g_t) \in$ 特征空间 \mathbb{R}^t .

对于情况(II),通过大量的试验,发现在以 MARMA 模型的参数向量(即自回归系数、滑动平均系数以及残差方差)作为特征矢量的样本中,自回归系数 a_1 、滑动平均系数 b_1 和残差方差 ϵ 是非常重要的特征分量,对分类面的好坏影响比较大,本文赋予其较大的权值,而赋予特征分量 a_2, b_2 较小的权值.有了这些我们就有下面广义加权支持向量机的分类方法.在训练阶段寻找最优决策面时,通过最小化目标函数得到

$$\Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C(y_i) \sum_{i=1}^n v_i \xi_i \quad (13)$$

式中, v_i 是加权系数,由样本重要性权重和样本特征分量权重的乘积决定,而惩罚因子 $C(y_i)$ 则根据类别的重要性权重决定.

4 实验结果及分析

实验 4.1 将图 2 中三种不同纹理的 SAR 图

像构成一幅合成图像,图像大小为 256 像素 \times 768 像素,从左到右分别为山区、水域和农田,用错分率度量 SAR 纹理图像分割质量,错分率描述为:被错误分类的像素个数占原始图像像素个数的比例.先利用高斯 MRF 模型来分割此 SAR 合成图像,由于 SAR 图像并不服从高斯分布,水域和农田的错分很严重,GMRF 的错分率达到了 44.79%,文献[9]也采用滑动平均(MA)模型,但算法没有考虑 SAR 图像纹理的特殊性,对 SAR 图像纹理分割的稳定性较差,错分率也达到了 21.35%.由于星载 SAR 图像分辨率比机载 SAR 低,采用文献[10]双正交小波变换的纹理分析方法对合成图像分割,错分率为 16.67%.采用本文提出的算法分类,样本图像大小为 32 像素 \times 32 像素,每类训练样本数目为 20,表 1 给出在不同情况下的分割精度,从表 1 中,我们不难看出,随着特征分量的增加,分割精度整体趋势是逐步提高的,但在加入特征分量 a_2 后有所下降.从图 3 可以看出,特征分量 a_2 对此三类 SAR 纹理的区分度不是很高,在训练时会影响 SVM 分类器的分类面,在采用了本文提出的广义加权 SVM 后,效果明显改善.表 2 是采用 a_1, b_1, ϵ 三个特征分量,分类器选用广义加权 SVM,并将重点分割类别选定为水域后的各类别的分割实验结果,结果令人满意.

表 1 不同特征矢量不同 SVM 分类器的 SAR 图像分类精度

Tab. 1 Classification precision of the SAR image with different characteristic vector and different SVM classifier

参数	a_1	a_1, b_1	a_1, b_1, ϵ		a_1, b_1, ϵ, a_2	
			未加权	广义加权	未加权	广义加权
错分率/%	16.14	14.58	11.97	9.38	14.06	10.41

表 2 各类别分割实验结果

Tab. 2 Segmentation experimental data of every kind

类别	实验区个数	错分个数	错分率/%	平均错分率/%
山区	64	5	7.81	—
水域	64	2	3.12	9.38
农田	64	11	17.19	—

实验 4.2 实验图像为 SAR 遥感图像,图像尺寸为 3 000 像素 \times 3 000 像素,遥感图像中主要包含三种地貌:水域、山地和城市.样本图像大小为 32 像素 \times 32 像素,训练样本数目为 1 000,选择 MARMA 模型中 a_1, b_1 和 ϵ 构成特征矢量,SVM 分类器选择 RBF 作为核函数.图 6 为 SAR 原始图像,图 7 为分割结果图,分别用灰色、黑色和白色标注三种地貌分

类结果. 通过实验不难看出, 对于 SAR 遥感图像, 本文提出的算法可得到较好的分割效果, 方法是有效的.

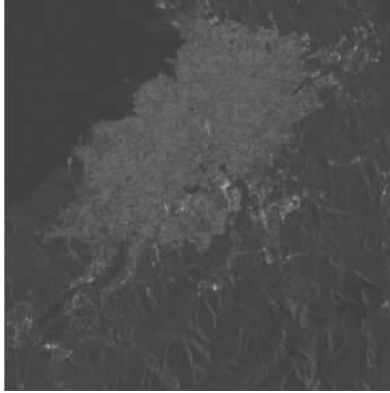


图 6 SAR 原始图像

Fig. 6 SAR primal image

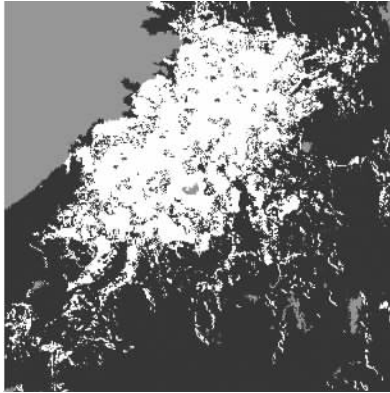


图 7 本文算法分割结果

Fig. 7 Segmentation results with the proposed algorithm

5 结论

在深入研究 SAR 图像特性的基础上, 针对传统方法的不足, 本文提出一种新的基于多尺度自回归滑动平均(MARMA)模型的 SAR 图像 SVM 分割方法. 依据 SAR 图像的目标在不同分辨率下的自相似性, 构造由不同尺度生成的自回归过程即构建 MARMA 模型, 并提取适合 SAR 纹理图像的多尺度特征矢量, 最后提出一种广义加权支持向量机, 对多尺度特征矢量进行分类. 实验结果表明, 此方法能提高分割质量, 获得很好的分割结果.

参考文献(References)

- [1] Fosgate C, Irving W, Karl W, et al. Multiscale segmentation and anomaly enhancement of SAR imagery[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(1): 7-20.
- [2] Irving W, Novak L, Willisky A S. A multiresolution approach to discrimination in SAR imagery[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1 157-1 169.
- [3] Schroeder J, Howard D. Multiscale modelling for target detection in complex synthetic aperture radar imagery[C]// Proceedings of IEEE Conference on Information, Decision and Control. Adelaide: IEEE Press, 1999: 77-82.
- [4] Kim A J, Krim H, Willisky A S. Segmentation and compression of SAR imagery via hierarchical stochastic modeling[C]//IGARSS 2000. Honolulu: IEEE Press, 2000, 6(6): 2 635-2 638.
- [5] GAO Qing-wei, LI Jun, XIE Guang-jun, et al. The coherent speckle suppressing method of SAR images based on stationary wavelet transform [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2002, 32(5): 565-572.
高清维, 李军, 解光军, 等. SAR 图像平稳小波变换相干斑抑制方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2002, 32(5): 565-572.
- [6] LI Yuan-cheng, FANG Ting-jian, ZHENG Guo-xiang. Wavelet support vector machines for short-term load forecasting [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2003, 33(6): 721-732.
李元诚, 方廷健, 郑国祥. 短期电力负荷预测的小波支持向量机方法研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2003, 33(6): 721-732.
- [7] 王晔, 黄上腾. 基于间隔区域样本数量的加权支持向量机[J]. 计算机工程, 2006, 32(6): 31-33.
- [8] 薛景浩, 章毓晋, 林行刚. 基于特征散度的图像 FCM 聚类分割 [J]. 模式识别与人工智能, 1998, 11(4): 462-467.
- [9] Chanyagom P, Eom K B. Texture segmentation using moving average modeling approach[C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing. Vancouver: IEEE Press, 2000, 2(2): 116-119.
- [10] 倪玲, 张剑清, 姚巍. 基于小波的 SAR 影像纹理分析 [J]. 武汉大学学报信息科学版, 2004, 29(4): 367-370.