

SAR 图像无监督分割的空间变化混合 MAR 模型方法

句彦伟¹⁾ 田 铮^{1),2),3)} 纪 建²⁾

¹⁾(西北工业大学应用数学系 西安 710072)

²⁾(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

³⁾(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

摘 要 提出 SAR(Synthetic Aperture Radar)图像的空间变化混合多尺度自回归(Spatially Variant Mixture Multiscale AutoRegressive, SVMMAR)模型方法,该模型不仅能刻画 SAR 图像的空间变化性,而且利用了 SAR 图像多尺度序列的统计特性;采用的分类器是像素标号的极大似然估计,细化的同时简化了传统 Bayes 分类器;该模型无需预先抑制斑点噪声,就能获得精确分割结果;并且理论上证明了在图像粗尺度确定分类个数的合理性,在此基础上提出一种在粗尺度确定分类个数的新方法,大大减少了运算量。

关键词 空间变化混合多尺度自回归模型;分类器;SAR 图像;无监督分割;斑点噪声
中图法分类号 TP391

SAR Imagery Unsupervised Segmentation Based on Spatially Variant Mixture Multiscale AutoRegressive Model

JU Yan-Wei¹⁾ TIAN Zheng^{1),2),3)} JI Jian²⁾

¹⁾(Department of Applied Mathematic, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

²⁾(Department of Computer Science & Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

³⁾(National Key Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract In this paper, an efficient spatially variant mixture multiscale autoregressive(SVM-MAR)model method is presented. The model is capable of not only describing spatially variant characteristics but also exploiting multiscale autoregressive statistical properties of SAR imagery, thus it can describe spatially variant character and filter and reduce the possible effect generated by the presence of speckle noise of SAR images. The classifier is maximum likelihood estimates of the labels themselves, which is refined and the structure is simple compared with Bayes classifier. The model has no use for denoising preprocessing, while precise segmented results can be obtained. Another contribution is a kind of method selecting component number quickly at coarser scale is proposed, and a criterion based on Bayesian Ying-Yang learning theory and system is employed to select component number at coarser scale of SAR imagery, which can reduce computation amount greatly. Experiment results shows that the segmentation results obtained by using the above method are more precise than two popular segmentation methods, the edges are smooth, and the model is less sensitive to speckle noise.

Keywords spatially variant mixture multiscale autoregressive model; classifier; SAR imagery; unsupervised segmentation; speckle noise

收稿日期:2004-09-07;修改稿收到日期:2005-11-15. 本课题得到国家自然科学基金(60375003)和航空基础科学基金(03150351)资助。
句彦伟,男,1978年生,博士研究生,主要从事非线性多尺度随机模型理论、方法及 SAR 图像信息处理的研究。E-mail: juyanwei@126.com。田 铮,女,1948年生,教授,博士生导师,主要从事非线性时间序列分析与信息处理、多尺度随机模型与图像处理等方面的理论、方法及应用研究。纪 建,女,1971年生,博士研究生,主要从事模式识别和图像处理与分析等方面的研究。

1 引言

由于合成孔径雷达具有高分辨率成像及全天候、全天时对地观测的优点,并且随着技术的不断发展,分辨率越来越高的机载和星载 SAR 传感器的相继出现,使得 SAR 图像在遥感、地表检测、自动目标识别等方面都发挥着越来越重要的作用. 而 SAR 图像分割是进行目标识别、数据压缩、传递等更高级处理的最基本而且关键的技术,因此精确而高效的分割方法对 SAR 图像处理来说就显得尤为重要了.

20 世纪 90 年代初,受小波多分辨分析思想的启发,以美国麻省理工学院 Willsky 教授、法国数学与控制理论专家 Benveniste 教授为代表,在统计界提出了相应的多尺度理论^[1~3],从而为信号处理、模式识别、图像处理等领域奠定了理论基础. 在图像分割的应用上,主要是基于开窗似然比检验的分割方法^[4~6]. 这类方法的缺点是开窗过大会淹没小区域,开窗过小又会对同质区域斑点噪声敏感,而且这种方法是有监督的,即不仅分类个数事先给定,而且必须对每类目标进行训练来得到各类目标的统计特征,这限制了方法在自动目标识别等方面的应用. 所以,一方面,本文为了克服以上缺陷,建立了空间变化的混合多尺度自回归 (Spatially Variant Mixture Multiscale AutoRegressive, SVMMAR) 模型,这个模型分类个数由算法自动生成,也不必对每类目标先进行训练,且分割结果比较精确;另一方面,虽然许多专家学者提出许多用来确定分类个数的准则,如基于信息论的 AIC, BIC 准则^[7],但是利用这些准则的前提是需要估计出不同分类个数下相应模型的参数,一般运算量相当大,影响甚至不能满足实际需要. 为加速分类个数的确定,本文提出一种在粗尺度确定分类个数的思路.

2 SAR 图像具有空间变化的混合多尺度自回归模型

2.1 SAR 图像多尺度序列及其性质

设 $X_0, X_1, \dots, X_l, \dots, X_{L-1}$ 是由如下变换得到的 q 叉树图像序列:

$$Y_l(s) = \sum_{i=1}^q Y_{l-1}(s\alpha_i) \quad (1)$$

$$Y'_l(s) = M \log_a |Y_l(s)| \quad (2)$$

$$X_l(s) = Y'_l(s) - \frac{1}{N_1 \cdot N_2} \sum_{\{s|l(s)=l\}} Y'_l(s) \quad (3)$$

假设 $Y_l(s\alpha_1) = Y_l(s\alpha_2) = \dots = Y_l(s\alpha_q)$, 则有

$$N(X_k) = \frac{1}{q^{k-l}} N(X_l) \quad (4)$$

$$X_k(s\bar{\gamma}^{k-l}) = X_l(s) \quad (5)$$

其中 Y_0 为原始图像, $\bar{\gamma}$ 表示由细尺度子节点到粗尺度父节点的位移算子, $s\bar{\gamma}$ 为 s 的父节点, $s\alpha_i (i=1, 2, \dots, q)$ 表示 s 的子节点, 如图 1 所示, M, a 均为常数, $\{s|l(s)=l\}$ 表示 l 尺度上的节点, $N(X_l)$ 表示图像 X_l 的像素点个数.

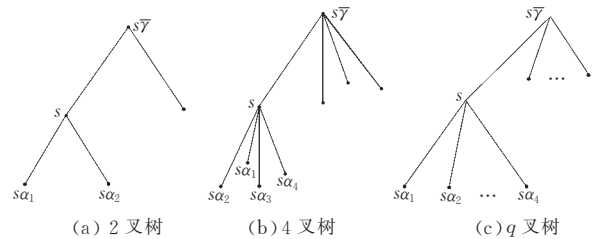


图 1 q 叉树示意图

式(4)是显然的,式(5)的推导见附录. 公式(4)和(5)说明了如上所产生的 l 尺度上的像素值 $X_l(s)$ 与其父节点 $s\bar{\gamma}$ 处的像素值 $X_{l+1}(s\bar{\gamma})$ 相等,而数据量自上而下成 q 倍减小. 从计算量来讲这对于估计最细尺度 X_0 的信息是高效的,这为在数据量小的粗尺度就能确定分类个数提供了依据. 由于 q 叉树下的 q 个像素值一般都具有 Markov 性或强相关性,所以假设 $Y_l(s\alpha_1) = Y_l(s\alpha_2) = \dots = Y_l(s\alpha_q)$ 是合理的. 为了能较好刻画 SAR 图像多尺度序列统计性质,多尺度 SAR 图像序列 $\{X_l\}_{l=0}^{L-1}$ 是当 $q=4, M=20, a=e$ 时,由式(1), (2), (3)得到.

2.2 SAR 图像的具有空间变化性的混合多尺度自回归随机模型

由于 SAR 图像中每一个像素都是 SAR 分辨单元内回波的叠加,随着分辨率的变化,分辨单元内回波数也在变化,所以同一位置的像素点所受的影响也在变化. 也就是说,每一个回波对像素点的相对影响也在变化,因此,不同尺度下像素之间必然存在统计性质的变化和相依关系,当然同一尺度的图像也存在着空间变化性,所以在较粗尺度与最细尺度上建立如下具有空间变化的混合多尺度自回归随机模型:

$$F(X_l^*(s) | \mathfrak{S}_s) = \sum_{g=1}^G p_g^s f_g(a_1 X_l(s\bar{\gamma}) + a_2 X_l(s\bar{\gamma}^2) + \dots + a_R X_l(s\bar{\gamma}^R) + b_s) \quad (6)$$

其中, l 表示模型所在的尺度, p_g^s 为 l 尺度上第 s 个像素属于第 g 类的概率, 且满足 $\sum_{g=1}^G p_g^s = 1, 0 \leq p_g^s \leq 1$, $X_l^*(s) = a_1 X_l(s\bar{\gamma}) + a_2 X_l(s\bar{\gamma}^2) + \dots + a_R X_l(s\bar{\gamma}^R) + b_s$ 表示粗尺度对细尺度的预报图像, a_1, a_2, \dots, a_R 及 b_s 是相应尺度上由最小二乘法估计的回归系数, 在上下文已知的情况下不同尺度不再另作标记. R 为自回归模型的最高阶数, F 为分布函数, G 表示分量个数, \mathfrak{S}_s 表示由 $X_l(s\bar{\gamma}), \dots, X_l(s\bar{\gamma}^R)$ 生成的集合, $f_g(\cdot)$ 为第 g 个分量. 记这个模型为 SVMMAR(Ψ), 其中 Ψ 为所有的参数组成的集合. 显然, 如果设每个像素点属于同一类的概率相等, 即对 $\forall s, p_g^s = p_g$, $X_l^*(s)$ 不是预报图像数据而是原始图像数据时, 那么具有空间变化的混合多尺度自回归模型就变为对应的传统混合模型. 本文考虑空间变化的高斯混合多尺度自回归模型对 SAR 图像的分割.

2.3 SAR 图像的 SVMMAR 模型参数估计的 EM 算法

设 $Z = (Z^1, Z^2, \dots, Z^N)$ 为随机变量, 其中, $Z^s (s = 1, 2, \dots, N)$ 是维数为 G 的向量, 如果 $X_l^*(s)$ 来自第 g 类, 那么 Z^s 的第 g 个分量为 1, 否则为 0. 则对数似然函数为

$$Q(X, \Psi) = \sum_{\{s|l(s)=l\}} \sum_{g=1}^G \left[z_g^s \left\{ \log(p_g^s) - \frac{1}{2} \log(2\pi\sigma_g^2) - \frac{(X_l^*(s) - u_g^s)^2}{2\sigma_g^2} \right\} \right] \quad (7)$$

由式(7)可知, 参数的递归 EM 算法包括两步, 即期望步(E-步)和极大化步(M-步), 具体推导结果如下:

E-步: 假设参数 Ψ 已知, w_g^s 记为 Z^s 的第 g 个分量的条件期望, 则有

$$w_g^{s(k)} = \frac{p_g^{s(k)} \frac{1}{\sqrt{\sigma_g^{2(k)}}} \exp\left[-\frac{(X_l^*(s) - u_g^{(k)})^2}{2\sigma_g^{2(k)}}\right]}{\sum_{g=1}^G p_g^{s(k)} \frac{1}{\sqrt{\sigma_g^{2(k)}}} \exp\left[-\frac{(X_l^*(s) - u_g^{(k)})^2}{2\sigma_g^{2(k)}}\right]} \quad (8)$$

M-步: 极大化步参数的迭代表达式为

$$p_g^{s(k+1)} = w_g^{s(k)} \quad (9)$$

$$u_g^{(k+1)} = \frac{\sum_{\{s|l(s)=l\}} w_g^{s(k)} X_l^*(s)}{\sum_{\{s|l(s)=l\}} w_g^{s(k)}} \quad (10)$$

$$[\sigma_g^2]^{(k+1)} = \frac{\sum_{\{s|l(s)=l\}} w_g^{s(k)} [X_l^*(s) - u_g^{(k+1)}]^2}{\sum_{\{s|l(s)=l\}} w_g^{s(k)}} \quad (11)$$

2.4 基于 SVMMAR 模型的 SAR 图像的分类个数确定

AIC 准则和 BIC 准则是比较常用的准则, 但是 AIC 准则过度地依赖于类别均值之间的分离程度和样本大小, 有过高估计分类个数的倾向^[8], 而 BIC 准则在样本不服从所考虑的分布模型时, 不论类别间的分离程度如何, 都有过高估计分类数目的趋势^[9], 因此本文利用基于 BayesianYing-Yang 论的准则^[8,11]来确定分类数目, 其准则函数为

$$J(G, \Psi) = \frac{1}{2} \sum_{g=1}^G p_g \log |\Sigma_g| - \sum_{g=1}^G p_g \log p_g \quad (12)$$

则正确分类数目就是使得该准则函数值达到最小的 \hat{G} 与对应参数 $\hat{\Psi}$, 其中 p_g 是混合比(混合权). 根据其数学含义, 对 SVMMAR(Ψ) 模型, 按照样本对每类的从属标号进行统计, 即对样本的从属标号的出现次数进行归一化作为混合比: $p_g = \frac{N(g)}{N}$, $N(g) = \#\{Z^s, Z^s = e_g, s \in \{s|l(s)=l\}\}$, $\#$ 表示满足 $\{Z^s = e_g, s \in \{s|l(s)=l\}\}$ 的像素 s 的个数, e_g 表示第 g 个分量为 1, 其余分量为 0 的 G 维向量, $\{s|l(s)=l\}$ 为 l 尺度上的像素, N 为总的像素个数; Σ_g 表示第 g 类的类内方差阵.

2.5 SAR 图像的 SVMMAR 模型的分类器

SAR 图像的 SVMMAR(Ψ) 模型建立后, 采用的分类器是表征像素标号信息 p_g^s 的极大似然估计 \hat{p}_g^s . 因为迭代过程中 p_g^s 迅速收敛于 1 或 0^[10], 因此分类由以下准则即可进行:

$$g(X_l^*(s)) = \arg\left\{ \max_{1 \leq j \leq G} \hat{p}_j^s \right\} \quad (13)$$

则对应的 l 尺度上的像素 $Y_l(s)$ 属于第 g 类.

这个分类器细化了传统的 Bayes 分类器, 而结构比传统 Bayes 分类器简单; 当 $p_g^s = p_g$ 时, 分类器就变成传统 Bayes 分类器, 因此对服从传统混合模型的数据, 用 SVMMAR(Ψ) 模型的分类器也可分类.

3 基于 SVMMAR 模型的 SAR 图像无监督分割步骤与实验结果

3.1 基于 SVMMAR 模型的 SAR 图像的无监督分割步骤

- (1) 由原图像 Y_0 产生多尺度图像序列 $\{X_l\}_{l=0}^{L-1}$;
- (2) 对较粗尺度图像 X_l 分别建立 SVMMAR(Ψ) 模型, 其分量个数取 $G_{\min} \sim G_{\max}$ 之间的数, 由基于 BayesianYing-Yang 论的准则确定正确分类个数 \hat{G} ;
- (3) 在最细尺度建立分量个数为 \hat{G} 的 SVM-

MAR(Ψ)模型,由 p_g^s 的极大似然估计 \hat{p}_g^s 作为分类器进行最终图像分割.

3.2 实验结果

为了验证 SVMMAR(Ψ)模型的有效性,对两幅大小分别为 256×256 和 512×512 的 SAR 图像(图 2(a)和图 4(a))按照 3.1 节所述的步骤进行了实验.两个实验均选择 $G_{\min} = 1, G_{\max} = 8$;选择式(6)中自回归的阶数 R 均为 3,因为更高的阶数对目标误分率没有明显的改善,当然也可根据时间序列分析中标准自回归模型的定阶方法定阶.

第 1 幅大小为 256×256 的 SAR 图像分割结果

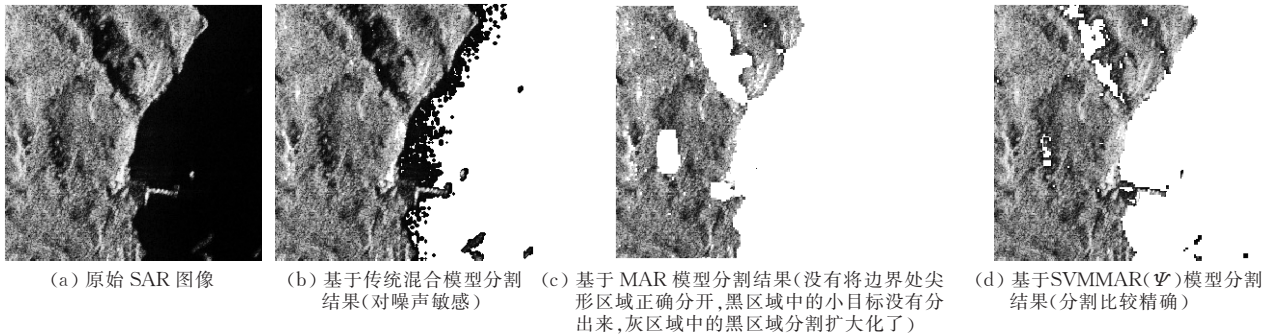


图 2 第 1 幅图像分割结果

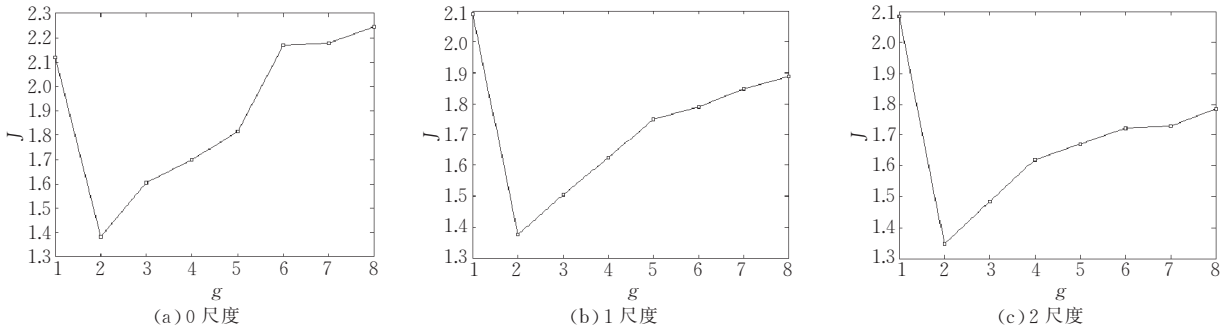


图 3 图 2(a)各个尺度上分类个数准则函数 J 随分类个数 g 的变化曲线

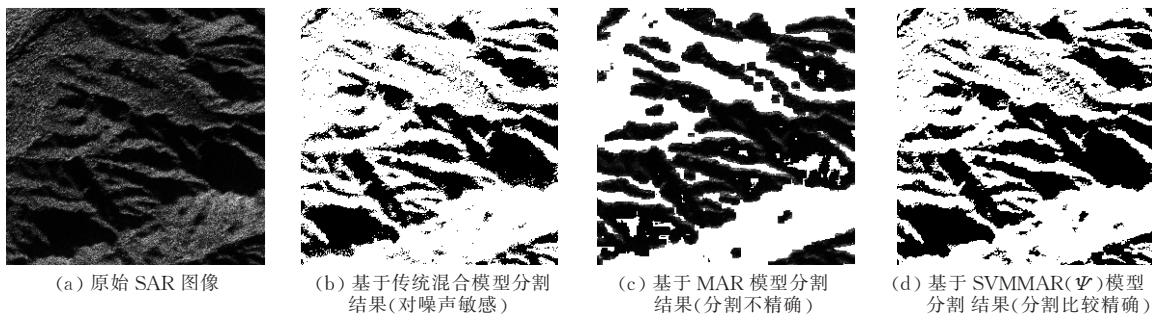


图 4 第 2 幅图像分割结果

事实上,实际应用中图像尺寸越大,越能选在更粗的尺度上确定分类个数,大大减少计算量. SVMMAR(Ψ)模型对由多类目标组成的 SAR 图像也同

见图 3,实验结果表明传统的混合模型直接对 SAR 图像建模对噪声敏感, MAR 模型不能将细节部分精确分割开来,且是有监督的, SVMMAR(Ψ)模型用式(13)作分类器分割结果更精确,且对斑点噪声不敏感;第 1 幅 SAR 图像粗尺度快速确定分类个数的实验结果见表 1 和图 3,可以看出在 1 尺度或 2 尺度上确定分类个数不仅可以大大缩短运算时间,而且确定的分类个数与 0 尺度上是一致的,都为 2. 第 2 幅大小为 512×512 的 SAR 图像类似的实验结果分别见图 4、表 2 与图 5. 需要说明的是实验是在同等的条件下进行的.

样适用,这里选择由两类目标组成的 SAR 图像是为了阐述方便.

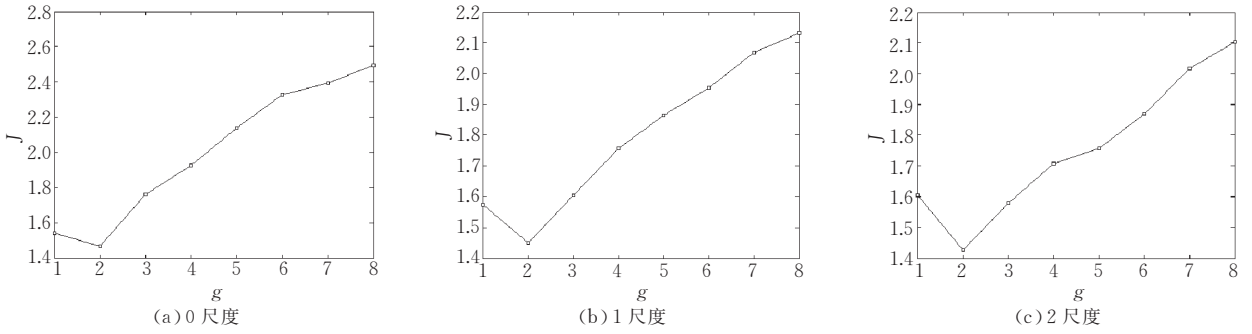


图 5 图 4(a) 各个尺度上分类个数准则函数 J 随分类个数 g 的变化曲线

表 1 图 2(a) 不同尺度下分 g 类参数估计 CPU 比较表

($t_{l,g}$ 表示 l 尺度上分 g 类参数估计 CPU 时间)

分类个数 (g)	$\frac{t_{1g}}{t_{0g}}$	$\frac{t_{2g}}{t_{0g}}$
1	$\frac{1}{5.0}$	$\frac{1}{15.6}$
2	$\frac{1}{13.3}$	$\frac{1}{251.6}$
3	$\frac{1}{7.6}$	$\frac{1}{97.8}$
4	$\frac{1}{8.1}$	$\frac{1}{76.8}$
5	$\frac{1}{5.3}$	$\frac{1}{33.7}$
6	$\frac{1}{5.3}$	$\frac{1}{35.9}$
7	$\frac{1}{5.0}$	$\frac{1}{46.1}$
8	$\frac{1}{4.3}$	$\frac{1}{46.2}$
在不同粗尺度与最细尺度确定分类数目所需总的 CPU 时间比值	$\frac{1}{5.4}$	$\frac{1}{47.9}$

表 2 图 4(a) 不同尺度下分 g 类参数估计 CPU 比较表

($t_{l,g}$ 表示 l 尺度上分 g 类参数估计 CPU 时间)

分类个数 (g)	$\frac{t_{1g}}{t_{0g}}$	$\frac{t_{2g}}{t_{0g}}$
1	$\frac{1}{6.1}$	$\frac{1}{21.8}$
2	$\frac{1}{11.7}$	$\frac{1}{38.8}$
3	$\frac{1}{9.3}$	$\frac{1}{121.4}$
4	$\frac{1}{4.1}$	$\frac{1}{48.0}$
5	$\frac{1}{9.0}$	$\frac{1}{105.4}$
6	$\frac{1}{16.4}$	$\frac{1}{272.5}$
7	$\frac{1}{11.6}$	$\frac{1}{276.0}$
8	$\frac{1}{9.7}$	$\frac{1}{300.7}$
在不同粗尺度与最细尺度确定分类数目所需总的 CPU 时间比值	$\frac{1}{10.3}$	$\frac{1}{178.6}$

4 结 论

本文集 MAR 模型与空间变化的混合模型的特点于一体,建立了 SAR 图像的无监督快速分割方法.大量实验表明 SVMMAR(Ψ) 模型尤其对高分辨率 SAR 图像有较好的分割结果.提出的在较粗尺度确定分类个数的思想可以应用到其它类似场合;可利用各种定阶准则确定 SVMMAR(Ψ) 模型的分量个数;改变分布密度的类型,可将其推广到空间变化的广义混合多尺度自回归模型,与传统混合模型相比,研究该模型独特的性质,研究各种优良的算法是非常有意义的工作.

参 考 文 献

- 1 Basseville M., Benveniste A., Willsky A. S.. Multiscale autoregressive processes, part I: Schur-Levinson parametrizations. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(8): 1915~1934
- 2 Basseville M., Benveniste A., Willsky A. S.. Multiscale autoregressive processes, part II: Lattice structures for whitening and modeling. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(8): 1935~1954
- 3 Benveniste A., Nikoukhah R., Willsky A. S.. Multiscale system theory. IEEE Transactions on Circuit and System I: Fundamental Theory and Applications, 1994, 41(1): 1915~1934
- 4 Fosgate C. H., Krim H., Irving W. W., Karl W. C., Willsky A. S.. Multiscale segmentation and anomaly enhancement of SAR imagery. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(1): 7~20
- 5 Irving W. W., Novak L. M., Willsky A. S.. A multiresolution approach to discrimination in SAR imagery. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1157~1169
- 6 Kim A., Kim H.. Hierarchical stochastic modeling of SAR imagery for segmentation/compression. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(2): 458~468

- 7 McLachlan G., Peel D. Finite Mixture Models. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2000
- 8 Lai Z. B., Guo P., Wang T. J., Xu L.. Comparison on Bayesian Ying-Yang theory based clustering number selection criterion with information theoretical criteria. In: Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence, Alaska, 1998, 725~729
- 9 Biernacki C., Govaert G.. Using the classification likelihood to choose the number of clusters. Computing Science and Statis-

tics, 1997, 29(2): 451~457

- 10 Sanjay Gopal S., Hebert T. J.. Maximum likelihood pixel labeling using a spatially variant finite mixture model. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1997, 44(4): 1578~1582
- 11 Xu Lei. How many clusters? A Ying-Yang machine based theory for a classical open problem in pattern recognition. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Washington, 1996, 1546~1551

附录. 公式(5)的推导.

不失一般性,假定所处理的图像大小为 $N \times N$,那么只需证明最细尺度上 $X_0(s\alpha)$ 与其父尺度上 $X_1(s)$ 有此结论,依此类推即可得到公式(5).

由于

$$\begin{aligned} \frac{X_0(s\alpha)}{X_1(s)} &= \frac{M \log_a |Y_0(s\alpha)| - \frac{1}{N^2} \sum_{\{s\alpha | l(s\alpha)=0\}} Y'_0(s\alpha)}{M \log_a |Y_1(s)| - \frac{q}{N^2} \sum_{\{s | l(s)=1\}} Y'_1(s)} \\ &= \frac{M \log_a |Y_0(s\alpha)| - \frac{1}{N^2} \sum_{\{s\alpha | l(s\alpha)=0\}} M \log_a |Y_0(s\alpha)|}{M \log_a |qY_0(s\alpha)| - \frac{q}{N^2} \sum_{\{s | l(s)=1\}} M \log_a |Y_1(s)|} \\ &= \frac{M \log_a |Y_0(s\alpha)| - \frac{M}{N^2} \log_a [Y_0^\uparrow(s\alpha_1^\uparrow) \cdots Y_0^\uparrow(s\alpha_{\frac{N^2}{q}}^\uparrow)]^q}{M \log_a |qY_0(s\alpha)| - \frac{qM}{N^2} \sum_{\{s | l(s)=1\}} \log_a |Y_1(s)|} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{M \log_a |Y_0(s\alpha)| - \frac{M}{N^2} \log_a [Y_0^\uparrow(s\alpha_1^\uparrow) \cdots Y_0^\uparrow(s\alpha_{\frac{N^2}{q}}^\uparrow)]^q}{M \log_a |qY_0(s\alpha)| - \frac{qM}{N^2} \log_a [(q \cdot Y_0^\uparrow(s\alpha_1^\uparrow)) \cdots (q \cdot Y_0^\uparrow(s\alpha_{\frac{N^2}{q}}^\uparrow))]} \\ &= 1, \end{aligned}$$

第3个等号与第4个等号由 $Y_l(s\alpha_1) = Y_l(s\alpha_2) = \cdots = Y_l(s\alpha_q)$

得到, $Y_0^\uparrow(s\alpha_1^\uparrow), \cdots, Y_0^\uparrow(s\alpha_{\frac{N^2}{q}}^\uparrow)$ 表示 0 尺度上从每个子块中

抽取任意一个数据总共得到的 $\frac{N^2}{q}$ 个像素值.

所以 $X_0(s\alpha) = X_1(s)$, 从而 $X_k(s\bar{r}^{k-l}) = X_l(s)$.



JU Yan-Wei, born in 1978, Ph. D. candidate. His research interests include the theory of nonlinear multiscale models and SAR image processing.

TIAN Zheng, born in 1948, professor and Ph. D. supervisor. Her research interests include the theory and methods of nonlinear time series and nonlinear multiscale models, and remote sensing image processing.

JI Jian, born in 1971, Ph. D. candidate. Her research interests include pattern recognition, image processing and analysis.

Background

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China under grant No. 60375003 (the Theory of Multiscale Nonlinear Random Model and SAR Imagery Unsupervised Segmentation). First project focuses on establishing multiscale nonlinear random models which can be applied widely. Second project focuses on giving unsupervised segmentation for SAR imagery based on these multiscale non-

linear random models. Third project focuses on giving some resampling methods for SAR imagery and robust SAR imagery segmentation methods. The authors have made some progress, for example, giving a mixture multiscale autoregressive (MMAR) model for unsupervised segmentation of SAR imagery. The result of this paper is one part of the first project and second project.