

基于 MAR-MRF 的 SAR 图像分割方法

刘爱平^{①②} 付琨^① 尤红建^① 刘忠^②

^①(中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘要: 该文提出了一种基于多尺度自回归模型和马尔科夫随机场的 SAR 图像分割算法。算法引入多尺度自回归模型,建立层与层之间以及相邻层的像素点之间的数学关系,并将此模型与马尔科夫分割算法结合,实现了更为合理的多尺度分割策略。通过相邻尺度的依赖关系及同一尺度空间的马尔可夫性,使用多尺度自回归模型的预测结果来引导精细尺度图像分割,不仅使得最细尺度下的分割迭代次数减少;而且去除了最细尺度下多余的误分类斑块;同时还能够分割出清晰、平滑的目标边界,实现了较满意的 SAR 图像分割。

关键词: SAR 图像处理; 多尺度自回归; 马尔科夫随机场; 多尺度分割; 吉布斯随机场

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)11-2557-06

SAR Image Segmentation Based on Multiscale AutoRegressive and Markov Random Field Models

Liu Ai-ping^{①②} Fu Kun^① You Hong-jian^① Liu Zhong^②

^①(Key Laboratory of Technology in Geo-spatial Information Processing and Application System, Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(Electronic Engineering College, Navy Engineering University, Wuhan 430033, China)

Abstract: A method of SAR image segmentation based on Multiscale AutoRegressive and Markov Random Field (MAR-MRF) models is presented. MAR models is used to establish mathematic relationship among different image layers, and is combined with Markov Random Field (MRF) segment models. This method takes into account the dependence of neighbor layers Markov property of the same layer, and uses forecasting result of the MAR models to direct the fine layer segmentation. Experimental results on SAR image show that this method reduces the iterative times of segmentation and inaccuracy classify blocks, and gets clear and smooth object border.

Key words: SAR image processing; Multiscale AutoRegressive (MAR); Markov Random Field (MRF); Multiscale segmentation; Gibbs Random Field (GRF)

1 引言

SAR(合成孔径雷达)系统具有的全天时、全天候、大面积覆盖等优势,已经广泛应用于森林环境监测、灾情估计、城市变迁、农作物长势状况监测和军事侦察等领域。但由于SAR的成像机理,图像产生较强的散射点以及SAR图像固有相干斑噪声,都对图像的分割和目标识别带来了很大的挑战。SAR图像分割是图像处理到图像分析应用过程中的一个关键步骤,分割质量的好坏直接影响到后续的目标解译等工作。

目前, SAR图像分割处理技术已经取得了一些研究成果,常用的方法有基于直方图的最优阈值分割算法^[1,2]、基于边缘检测的算法^[3,4]、基于纹理特征

分割^[5,6]的算法等等。近年来,随着多尺度多分辨率分析技术的发展, SAR图像的多尺度分析更是引起了学术界的广泛关注^[7,8]。要分割出图像的不同区域,还需要注意相邻像素之间的相互作用,而马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型能够很好描述相邻像素之间的信息,该模型还可以与其他模型结合进行图像处理并且得到了不错的效果^[9,10],并已经越来越多地应用于SAR图像去斑、模糊聚类、图像变换等方面。

多尺度多分辨率分析中金字塔数据结构并不是一个非常严密的数学模型,无法通过它来进一步分析层与层之间以及相邻层的像素点之间的统计关系,使得建立在它之上的多尺度算法缺乏进一步数学分析的可行性。而多尺度自回归(Multiscale AutoRegressive, MAR)模型是由麻省理工学院 Willsky提出的多分辨率分析的统计框架,能够刻画同

一场景不同分辨率下SAR图像序列之间所固有的统计相依性；因此结合MAR和MRF的优点，本文提出了MAR-MRF的SAR图像分割方法：首先根据目标在不同尺度下的自相似性，构造由不同尺度生成的自回归模型，然后针对不同粗尺度图像采用基于ICM迭代的马尔科夫随机场进行分割，再综合粗尺度分割结果及MAR模型参数预测最细尺度图像分割，最后采用预测分割结果引导最细尺度图像的分割。该算法能够综合同一尺度及不同尺度的图像信息，综合了精细尺度分割的准确性与粗糙尺度的易分割性。通过SAR图像的分割试验结果及分析说明了本文方法的有效性。

2 MAR 图像模型

多尺度自回归(Multiscale AutoRegressive, MAR)模型具有强大的描述能力以及一系列高效的统计推理能力^[1]，能够刻画同一场景不同分辨率下SAR图像序列之间所固有的统计相依性，建立金字塔数据结构中层与层之间以及相邻层的像素点之间的统计关系，使得建立在它之上的多尺度算法有了数学分析的可行性。该模型利用SAR的相干性和不同分辨率系SAR图像的相关关系，直接建立MAR模型来刻画含斑点噪声SAR图像的统计特性，模型简洁、计算简单。因此，基于SAR图像的统计特征建立SAR图像处理的数学模型和方法是SAR图像处理研究的方向和趋势之一。

2.1 MAR 模型建立

首先构造不同尺度下的图像序列： X_0, X_1, \dots, X_n ，其中 X_0 和 X_n 分别对应于图像最细尺度和最粗尺度的图像，如果最细尺度 X_0 的分辨率 $\delta_1 \times \delta_2$ ，图像大小为 $N_1 \times N_2$ ，最粗尺度 X_n 的分辨率为 $2^{-n} \delta_1 \times 2^{-n} \delta_2$ ，中间尺度依次类推，如图1为图像的多尺度结构。 X_l 的每一个像素点 $X_l(m, n)$ 都是有 X_{l-1} 中的相邻的4个像素点求和得到： $X_l(m, n) = \sum_{i=2m}^{2m+1} \sum_{j=2n}^{2n+1} X_{l-1}(i, j)$ ，因此多分辨率多尺度图像的相邻尺度的图像序列以2进制变化。

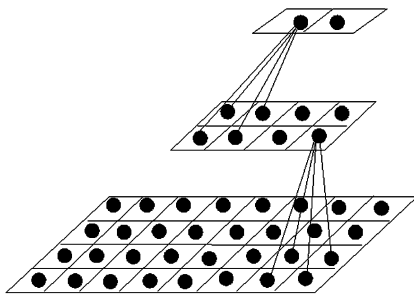


图1 图像的多尺度结构

多尺度自回归模型可以用式(1)表示：

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

其中 $X(s), X(s\bar{\gamma}), \dots, X(s\bar{\gamma}^n)$ 为SAR图像的多尺度序列； a_i 为模型的自回归系数， $\omega(s)$ 是误差图像； $X(s\bar{\gamma}^i)$ 为 $X(s\bar{\gamma}^{i-1})$ 父节点， p 为模型的阶数。

2.2 MAR 模型的参数估计及预报

自回归模型参数估计一般采用最小二乘法，估计准则为 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_p]$ 使参差平方和达到最小：

$$\mathbf{a} = \arg \min [X(s) - a_1 X(s\bar{\gamma}) - \dots - a_p X(s\bar{\gamma}^p)]^2 \quad (2)$$

其中 \mathbf{a} 为自回归系数的矢量 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_p]$ ，这些参数都是对应尺度上的系数。

求得模型的参数 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_p]$ 后，结合多个粗尺度序列通过式(3)，求得对最细尺度图像的预测图像。

$$\hat{X}(s) = a_1 X(s\bar{\gamma}) + \dots + a_p X(s\bar{\gamma}^p) \quad (3)$$

3 MRF 图像模型

MRF^[9,10]是图像分割领域的一种重要工具，其理论提供了对上下文相关性的一种方便的、一致的建模方法，它的最大优点在于既利用了像素点本身的特征信息，又利用了相邻像素之间的相关信息。MRF将图像模拟成一个随机变量组成的网格，其中的每一个变量具有明确的对其自身之外的随机变量组成的邻近基团的依赖性。该模型着眼考虑每个像元关于它的一个邻近像元的条件分布，能够有效地描述图像的局部统计特性。下面给出MRF图像模型的相关理论。

3.1 邻域系统及基团

(1)邻近系统： $M \times N$ 的图像看作是二维网格点集，图像记作 $S = \{s = (i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ ， 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} 为

(a) $(i, j) \notin \eta_{ij}$ ，也就是说任何一点都不能包含在自己的邻域里；

(b) 如果 $(k, l) \in \eta_{ij}$ ，则 $(i, j) \in \eta_{kl}$ ，表明邻域关系是对称的。

(2)基团系统：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 $C = C(S, \eta)$ 。

邻域系统有不同的阶数，在图像模型中可以根据对像元的距离建立一种分阶邻域，一个基团可以是 S 的单个元素集，也可以是该点所有相邻像素中的某些点的集合。基团系统各不相同，它取决于邻域系统。

3.2 MRF 的定义

一个随机场和他的邻居系统满足下面的关系,那么它就是马尔科夫随机场。

(1) $P(X = x) > 0, x \in \Omega_x$, 其中 Ω_x 为所有类别集合。

(2) $P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in N_s)$ 。

3.3 MRF 及 Gibbs 分布同一性

根据 Hammers-Clifford 定理, 可以确定 MRF 与吉布斯随机场(Gibbs Random Field, GRF)分布的同一性, 因此一个 MRF 可以由一个 Gibbs 分布表征, 相应的 MRF 模型的结构信息就可以由 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, 称为 Gibbs 分

布划分函数。

4 MAR-MRF 的 SAR 图像分割

4.1 基于 ICM 的 MRF 的分割算法

基于 MRF 的图像分割算法假设图像中像素只和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, 得到了较好的分割效果。

ICM(Iterated Conditional Mode)分割算法是基于 MRF 原理的常用分割算法^[12], 它基于最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)准则, 目的是将观测图像的像素 $y(m, n)$ ($1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$) 归入 K 类中的某一类。在已有的基于 MRF 的分割算法中, ICM 最有效且鲁棒性最好。ICM 是一种迭代算法, 在迭代过程中, 每一个像素都利用 MAP 准则分类, 在对每个像素分类后, 都需要利用已获得的像素类别重新估计每一类的概率密度函数的参数。直到每步迭代过程中变换类别的像素个数足够小, 迭代结束。

令 $X = \{x_s, s \in S\}$ 为像素的类别标号, $Y = \{y_s, s \in S\}$ 为观测到的幅度图像, 其中 S 为 $M \times N$ 的图像。根据 MAP 和贝叶斯公式, x_s 的取值应使得下式最大:

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

即使得 x_s 满足式(6):

$$\begin{aligned} \hat{x}_s &= \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(x_s | y_s)\} \\ &= \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \left\{ \frac{p(y_s | x_s) p(x_s)}{p(y_s)} \right\} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $p(x_s | y_s)$ 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 (即在给定某种类别标号时, 该类数据的分布, 因此在计算中, 类条件概率密度函数的分布参数估计要在初始分割的基础上进行), $p(x_s)$ 为类别标号出现的先验概率, 而 $p(y_s)$ 对于给定图像为常数, 因此式(6)可变为

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

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_s} 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。模型参数集 ψ 可由最大似然法确定:

$$\hat{\psi} = \arg \max_{\psi} \prod_s p(y_s | \hat{x}_s) \quad (9)$$

另外, 根据 MRF 的定义, 易知像素类别标号为 X 。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, $\beta > 0$ 为空间平滑参数, $u(x_s) = \sum_{t \in \eta_s} \delta(x_s - x_t)$,

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。

4.2 MAR-MRF 的分割算法

首先建立 MAR 图像模型并得到 MAR 模型参数, 然后针对每一级粗尺度的图像序列使用 4.1 节的 MRF 算法分割, 分割结果再使用 MAR 参数预测出最细尺度的分割图像并用来指引它的 MRF 分割, 最终可以得到最细尺度下图像的分割结果。该算法有效融合多种尺度下的分割效果, 用以引导原始图像的分割。粗尺度下图像分割速度快, 迭代计算需要的次数少, 又能综合考虑最细尺度下分割的细节及边缘的保持情况。

MAR-MRF 的 SAR 图像分割方法具体步骤为

(1)首先根据 BIC 定阶方法确定 MAR 的模型阶数, 计算 MAR 模型参数, 即系数部分;

(2)构造 SAR 图像的多尺度序列 X_0, X_1, \dots, X_n ;

(3)由于 SAR 图像中的每一个像素值都是由分辨单元内地表物体放射回波的和以及 SAR 图像的乘性噪声, 对生成的多尺度图像进行预处理: 取对数 $X'_i(m, n) = 20 \times \log(X_i(m, n))$, 压缩雷达回波的变化范围, 归一化 $X''_i(m, n) = X'_i(m, n) - C_i$, C_i 为 $X'_i(m, n)$ 的样本均值;

(4)建立 MAR 模型 $X''(s) = \sum_{i=1}^p a_i X''(s\bar{\gamma}^i) + \omega(s)$;

(5)在多尺度序列图像中没有被分割前都保存着比较丰富的信息, 求出 MAR 的模型参数 \mathbf{a} : $\mathbf{a} = \arg \min [X''(s) - a_1 X''(s\bar{\gamma}) - \dots - a_p X''(s\bar{\gamma}^p)]^2$;

(6)使用 4.1 节的 MRF 分割算法分别对多尺度 $X''(s\bar{\gamma}), \dots, X''(s\bar{\gamma}^n)$ 进行分割;

(7)采用 MAR 的模型参数 \mathbf{a} 以及多尺度图像序列 $X''(s\bar{\gamma}), \dots, X''(s\bar{\gamma}^n)$ 的 MRF 分割结果, 计算最细尺度图像的分割预测图像 \hat{X}''_0 ;

(8)原始尺度的图像 X_0 以预测结果 \hat{X}''_0 作为 MRF 的初始分割效果, 并使用 4.1 节的 MRF 分割算法完成图像的最终分割, 即得到了 MAR-MRF 算法的最终分割效果。

在步骤 1 中, 确定 MAR 的模型阶数, 主要有两种方法^[1]: 时间序列分析中的 Akaike 信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 和改进的贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC), 本文使用 BIC 的定阶准则, 如式(11):

$$\text{BIC}(p) = \arg \min \left[\ln(\sigma^2) + \frac{p \ln(M \times N)}{M \times N} \right] \quad (11)$$

其中 $\sigma^2 = \frac{1}{M \times N} \sum \left(X''(s) - \sum_{i=1}^p a_i X''(s\bar{\gamma}^i) \right)^2$, 以图

MSTAR 数据库的部分图像(图 3 中第 1 行的前 3 个图像)为例, 采用 BIC 定阶准则, 选择 MAR 模型的最佳阶数。图像大小为 128×128 , 从表 1 中可以看出并不是 p 越大到越好, 阶数的过分增加会导致参数向量之间的区分度下降, 错分率上升, 同时运算复杂度也会增加, 所以一般 p 不要超过 3, 因此本文选取的 p 值均为 3。

5 实验结果与分析

基于 MRF 的图像分割算法, 该算法假设图像中像素只和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, 得到了较好的分割效果。本文的 MAR-MRF 分割算法, 既利用了 MRF 的优点, 又有效综合了尺度之间的统计相依性, 并使用 MAR 预测结果引导最细尺度图像的分割。

图 2 为使用 MRF 及 MAR-MRF 算法的一些分割图像, 其中(a)图为最细尺度的图像, 即原始待分割图像; (b)图为第 2 尺度图像及使用 MRF 算法的分割结果, (c)图为第 3 尺度图像及使用 MRF 算法的分割结果, (d)图为第 4 尺度图像及使用 MRF 算法的分割结果, (e)图为在最细分辨率下仅仅使用 MRF 分割, 迭代 8 次的分割效果; (f)图为最细分辨率下仅仅使用 MRF 分割的最终效果; (g)图为使用多个粗尺度图像序列 MRF 分割后, 又采用 MAR 模型参数预测分割图像; (h)图为最细尺度图像以预测图像为指导并采用 MRF 分割的最终效果图像。从图中可以清楚地发现: SAR 图像由于乘性噪声的缘故, 有可能造成一些误分类的小面积斑块; 粗尺度图像的分割效果可以看到, 不存在误分类的小面元, 但是目标边缘粗糙、细节不精确; 经过不同粗尺度下的预测分割图像, 基本上反映了目标的形状, 只是存在腐蚀现象; 最细尺度图像结合 MAR 预测图像进行 MRF 分割后, 目标的边缘平滑、准确。因为粗尺度的预测结果基本上反映了目标的形状, 通过最细尺度的 MRF 算法, 又会根据目标相邻像素点的概率密度函数, “生长”出边缘细节, 达到满意分割。

使用 MAR-MRF 算法对 SAR 图像分割, 不仅可以达到满意的分割效果, 而且降低了图像的分割时间。MRF 分割的主要时间花费在迭代上, 如果不使用 MAR 模型时, 第 1 尺度图像的 MRF 分割迭代次数是 10 次, 第 2 尺度图像迭代次数为 3 次, 第 3、4 尺度图像迭代次数为 1 次, 就可以得到 MRF 分割效果, 如表 2 所示。如果采用 MAR-MRF 的话, 第 2、3、4 尺度一共需要 5 次迭代, 第 1 尺度使用

表 1 MAR 模型的 BIC 准则定阶实验数据

阶数	$p=1$	$p=2$	$p=4$	$p=3$	$p=5$	BIC(p)
图像a	1.5669	1.3772	1.2264	1.2345	1.2647	3
图像b	1.6297	1.4051	1.3441	1.3443	1.3722	3
图像c	1.4465	1.3496	1.1105	1.1985	1.2043	3

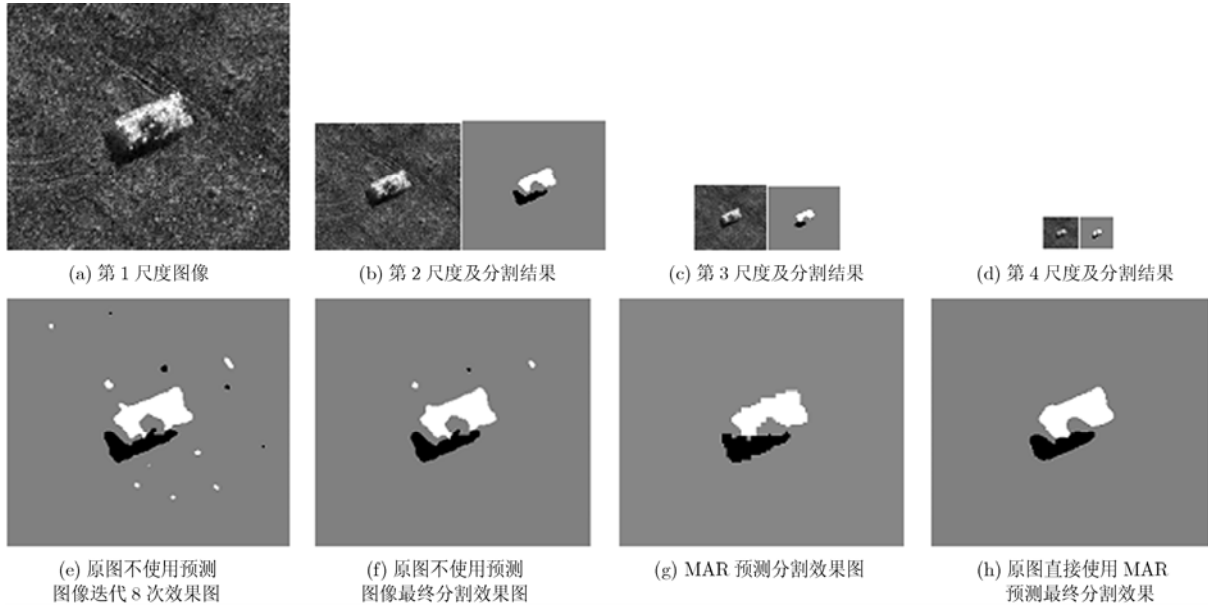


图 2 使用 MRF 及 MAR-MRF 算法的一些分割图像

表 2 不同尺度图像大小及 MRF 迭代次数

多尺度序列图像	MRF 迭代次数	图像大小
X_0	10	$M \times N$
X_1	3	$(1/2)M \times (1/2)N$
X_2	1	$(1/4)M \times (1/4)N$
X_3	1	$(1/8)M \times (1/8)N$

预测分割图像仅仅需要 2 次就可以达到分割效果,即采用 MAR-MRF 总共迭代次数为 7,而且第 2、3、4 尺度图像大小是原图像大小的 1/4, 1/16, 1/64, 使得 MAR-MRF 分割速度得到提高。

本文算法还用比较复杂背景的MSTAR数据库中的图像进行了测试,如图3所示,第1行为原始图像,第2行为采用MRF分割的结果,第3行为采用本文MAR-MRF的分割结果。与MRF算法结果相比,本文提出的MAR-MRF分割方法分割准确,没有误分割区域,且边缘保持较好,得到了满意的效果。

6 结论

SAR图像分割是图像处理到图像分析过程中的一个关键步骤,随着多尺度多分辨率分析技术的发展,对图像进行多尺度分析已经成为一种趋势。本

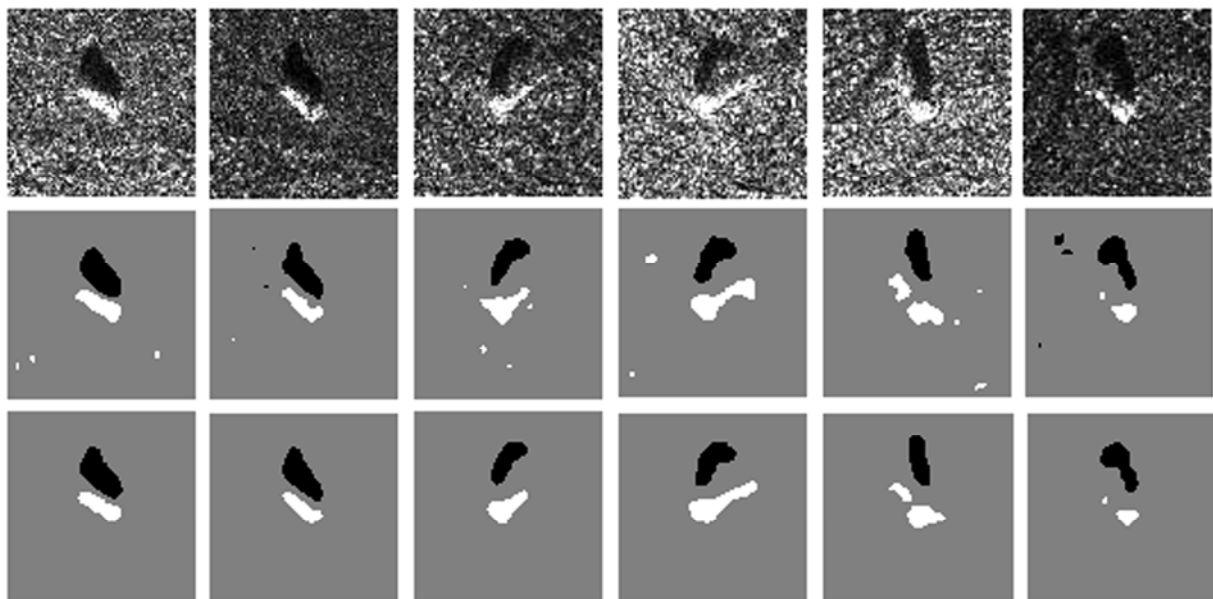


图3 MSTAR数据中使用MRF和本文MAR-MRF算法分割结果比较

文采用MAR和MRF相结合的算法,实现了SAR图像的多尺度分割。该方法充分利用MAR和MRF的优点,建立层与层之间以及相邻层的像素点之间的交互信息以及同一尺度空间中相邻像素的依赖关系,能够综合不同尺度及同一尺度下的图像信息,利用精细尺度的准确性与粗糙尺度的易分割性。通过MAR的预测分割结果来引导精细尺度图像的分割,去除了原始分辨率下多余的误分类斑块,又能够使得目标轮廓的边缘细节较为清晰、平滑,同时使得图像的总迭代次数减小,提高SAR图像分割的精度和效率。

参 考 文 献

- [1] Xue Xiao-rong, Zhang Yan-ning, Zhao Rong-chun, Duan Feng, and Chen Yi. A new method of SAR image segmentation based on neural network. *Computer Intelligence and Multimedia Application, ICCIMA 2003*, Xi'an, China, 2003: 149-153.
 - [2] Cao Lan-ying, Zhang Kun-hui, and Xia Liang-zheng. SAR Image segmentation by 2-Dfussy entropy. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004. IGARSS apos, 04 processing. Anchorage, Alaska, USA, 2004, Vol.6: 3798-3801.
 - [3] Fjortoft R, Lopes A, Marthon P, and Cubero-Castan E. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 793-802.
 - [4] Chen Ju and Moloney C R. An edge-enhanced segmentation method for SAR images. *IEEE 1997 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, St. Johns, Nfld., Canada, 1997, Vol.2: 599-602.
 - [5] Martinez P, Schertzer D, and Pham K K. Texture modelisation by multifractal processes for SAR image segmentation. *IEE conference of Radar 97*, Edinburgh, UK. 1997: 135-139.
 - [6] Gan Du and Tat Soon Yeo. A novel lacunarity estimation method applied to SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(12): 2687-2691.
 - [7] Felzenszwalb P, McAllester D, and Ramanan D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C]. *IEEE conference on Computervision and pattern recognition 2008, CVPR 2008*, Anchorage, Alaska, 2008: 1-8.
 - [8] Meirav Galun, Ronen Basri, and Achi Brandt. Multiscale edge detection and fiber enhancement using differences of oriented means [C]. *IEEE 11th International Conference on Computer Vision 2007, ICCV 2007*, Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-8.
 - [9] Larlus D and Jurie F. Combining appearance models and Markov random fields for category level object segmentation[C]. *IEEE conference on Computervision and pattern recognition 2008, CVPR 2008*, Anchorage, Alaska, 2008: 1-7.
 - [10] Guo Yan-lin, Cen Rao, Samarasekera S, Kim J, and Kumar R. Matching vehicles under large pose transformations using approximate 3D models and piecewise MRF model[C]. *IEEE conference on Computervision and pattern recognition 2008, CVPR 2008*, Anchorage, Alaska, 2008: 1-8.
 - [11] 句彦伟, 田铮, 纪建. SAR图像无监督分割的空间变化混合MAR模型方法[J]. *计算机学报*, 2006, 29(2): 331-336.
 - Ju Yan-wei, Tian Zheng, and Ji Jian. SAR imagery unsupervised segmentation based on spatially variant mixture multiscale autoregressive model [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(2): 331-336.
 - [12] 吴永辉, 计科峰, 李禹, 郁文贤. 基于Wishart分布和MRF的多视全极化SAR图像分割[J]. *电子学报*, 2007, 35(12): 2302-2306.
 - Wu Yong-hui, Ji Ke-feng, Li Yu, and Yu Wen-xian. Segmentation of multi-look fully polarimetric SAR images based on Wishart distribution and MRF [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(12): 2302-2306.
- 刘爱平: 女, 1982年生, 博士生, 研究方向为SAR图像多尺度分析、目标识别。
- 付 琨: 男, 1974年生, 博士后, 研究员, 研究方向为SAR图像目标识别、遥感图像处理等。
- 尤红建: 男, 1969年生, 博士, 研究员, 研究方向为SAR成像、遥感图像处理和应用。
- 刘 忠: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为目标定位、模式识别。