

文章编号:1001-9081(2005)12-2830-02

## 一种基于多尺度马尔可夫随机场的 SAR 图像分割算法

张红蕾<sup>1</sup>, 宋建社<sup>1</sup>, 张宪伟<sup>2</sup>, 綦海龙<sup>1</sup>

(1. 第二炮兵工程学院 信息工程系, 陕西 西安 710025; 2. 第二炮兵研究院, 北京 100085)

(flying232002@yahoo.com.cn)

**摘要:**利用小波变换模大值边缘检测算法得到 SAR 图像不同尺度下的边缘信息,再利 MRF 分割算法对 SAR 图像进行分割。实验结果表明,该方法改善了 SAR 图像分割的质量,有效地改善了 MRF 图像分割算法的方向灵敏性。

**关键词:**合成孔径雷达;马尔可夫随机场;基因;小波;模拟退火

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## SAR image segmentation based on multi-scale Markov random field

ZHANG Hong-lei<sup>1</sup>, SONG Jian-she<sup>1</sup>, ZHANG Xian-wei<sup>2</sup>, QI Hai-long

(1. Department of Information Engineering, College of Second Artillery Engineering, Xi'an Shaanxi 710025, China;

2. Institute of Second Artillery Engineering, Beijing 100085, China)

**Abstract:** The multi-scale edge information was detected by using module maxima of wavelet-transform. Edge position could be precisely localized due to the conception of clique introduced to MRF model. Then the SAR image was divided by using Markov Random Field(MRF) model. Experiment results indicate that the method can improve the quality of image segmentation.

**Key words:** Synthetic Aperture Radar(SAR); Markov Random Field(MRF); clique; wavelet; simulated annealing

### 0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种高分辨率成像雷达,与其他传感器图像相比,SAR 图像能更好的区分邻近目标的特性,能更准确地确定目标地域的大小,随着现代技术的发展,高分辨率星载和机载 SAR 在战场侦察、高空摄像等领域有着广泛的应用前景。因此,对 SAR 图像的目标识别成为亟待解决的一个问题,SAR 图像分割是 SAR 图像目标识别的一个非常重要的步骤,由于成像机理不同,SAR 图像和光学图像存在很大差异,大量乘性斑点噪声的存在使传统的图像分割技术不再适用。

在 SAR 图像分割方面,常用的方法有:分形、区域合并、连续的边缘检测和区域生长、基于马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型的分割以及数学形态学方法等。MRF 用条件概率描述图像数据分布,它表征的是图像数据的空间相关性,将图像理解成点阵上的随机过程,MRF 描述了像素之间的空间依赖性,一个像素可以由其相邻的像素集确定,即如果一个点的邻点是机场,那么这个点极可能也是机场,也就是图像的局部性,这种局部性可以用 MRF 来描述<sup>[1-3]</sup>。

本文利用小波变换模大值检测 SAR 图像的多尺度边缘信息,并根据这些信息和 MRF 图像分割模型对低信噪比的 SAR 图像进行分割。

### 1 MRF 图像模型

由于图像分割就是将给定的观察图像分割成彼此互斥的区域,因此若将图像的像素看作点,而将分割的每个区域当成一种标记,则图像分割问题就可表示为图像标记问题,在图像

标记时就要考虑到图像的局部特性,即马尔可夫性。

设一幅  $m \times n$  图像的像素集为  $F = \{f = (i, j); 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ ,分割后图像  $X = \{x_s; x_s \in \{1, 2, \dots, K\}\}$  是定义在  $F$  上的随机场,  $x_s$  是点  $s$  处的类别标记,  $K$  是类别数。二维网格上  $F$  上一点  $s$  的邻域记为  $\eta_s, \eta = \{\eta_s, s \in S\}$  是  $s$  的邻域系统,定义在  $\eta$  上的随机场  $X$  如果满足如下特性,就认为  $X$  为 Markov 随机场<sup>[4]</sup>:

**正概率性:**如果每个  $x_s$  的发生概率  $f(x_s) > 0$ ,则图像像素的联合概率  $P(X) > 0$ ;

**Markov 性:** $P(x_s | \{x_r, r \neq s, r \in F\}) = P(x_s | \{x_r, r \in \eta_s\})$ 。

上面的定义给出了 MRF 的条件概率描述,这一描述体现了随机场的局部特性,这种局部特性很难表达,实用中总是采用联合概率分布。Hammersley-Clifford 定理指出,每一个 MRF 与一吉布斯随机场(Gibbs Random Field, GRF)相对应,GRF 描述随机场的全局特征,如果定义了 GRF 的能量函数,那么其对应的 MRF 也就确定了。GRF 表示如式(1):

$$P(X) = \frac{1}{Z} e^{-U(X)} \quad (1)$$

其中,  $U(X) = \sum_{c \in C} V_c(X)$  为能量函数,  $V_c(X)$  称为与集团  $c$  有关的势函数,  $Z = \sum_X e^{-U(X)}$  是归一化系数,  $C$  是所有基团组成的集合。基团这一概念的引入是为了表达像素之间的作用距离,邻域这一概念用于表达图像中像素之间的作用距离,基团是若干位置的集合,它或者只含有一个元素,或者其中任何一个都是其余的邻点。设  $Z_r \times Z_c$  表示二维网格  $L, n = \{n_{ij}; (i, j) \in Z_r \times Z_c, n_{ij} \subset Z_r \times Z_c\}$  表示  $L$  的一个子集,当且仅当对任意  $(i,$

收稿日期:2005-06-14;修订日期:2005-09-07 **基金项目:**国家自然科学基金资助项目(60272022,69831040)

**作者简介:**张红蕾(1977-),女,河南人,讲师,博士研究生,主要研究方向:雷达图像目标识别与三维重建;宋建社(1954-),男,陕西人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:导航、制导与控制、军事运筹学;张宪伟(1979-),男,辽宁人,助理工程师,硕士,主要研究方向:景象匹配;綦海龙(1966-),男,山东莱芜人,副教授,硕士研究生。

$j) \in Z_r \times Z_c$ , 如果  $(i, j) \notin n_{ij}$  和  $(k, l) \in n_{ij}$  时  $(i, j) \in n_{kl}$  成立, 则称  $n_{ij}$  为  $L$  上的一个邻域系统。设  $(L, n)$  表示网格邻域系统对, 若  $c$  表示基团, 则对  $(i, j) \neq (k, l), (i, j) \in c, (k, l) \in c$  意味着  $(i, j) \in n_{kl} \circ (L, n)$  中所有的基团由  $C(L, n)$  表示, 见图 1、图 2 所示一阶邻域系统、二阶邻域系统和相应的基团。

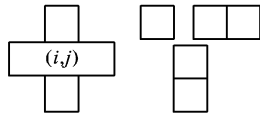


图 1 一阶邻域系统及基团

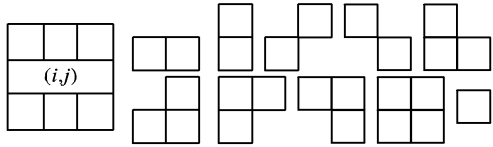


图 2 二阶邻域系统及基团

## 2 基于 MRF 的分割算法描述

设实际图像为  $F$ , 可理解为灰度矩阵;  $X$  是对图像所作的标记;  $P_X(x_s)$  是标记  $x_s$  的先验概率, 是关于图像结构一般性知识的概率描述;  $P_{F|X}(f|x_s)$  是图像数据  $f$  的概率密度函数, 它是从标记图像  $X$  得到实际图像  $F$  的概率描述;  $P_F(f)$  是实际图像  $f$  的概率, 根据贝叶斯准则:

$$P_{X|F}(x_s | f) = \frac{P_{F|X}(f | x_s) P_X(x_s)}{P_F(f)} \quad (2)$$

采用最大后验概率 (Maximum A Posterior, MAP) 估计器, 就可将图像分割问题转化为求解图像的最大后验概率估计问题, 可表示为:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in X} P_{X|F}(x_s | f) \quad (3)$$

因为实际图像是给定的, 所以  $P_F(f)$  是一常量, 从而有:

$$P_{X|F}(x_s | f) \propto P_{F|X}(f | x_s) P_X(x_s) \quad (4)$$

根据前面的说明, 图像标记问题就是求得标记场  $X$  的最大后验概率估计  $\hat{x}_s$ , 而该问题的关键即在于定义先验概率  $P(F)$  和概率密度函数  $P(F|X)$ 。

根据大数定理, 假设  $p(f|x)$  服从高斯分布, 则可用它的均值  $\mu_\lambda$  和方差  $\sigma_\lambda$  来表示其分布规律, 这样似然能量函数可以表示如下:

$$U(X, F) = \sum_{s \in S} \left[ \ln \sqrt{2\pi\sigma_{x_s}} + \frac{(f - \mu_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2} \right]$$

$P(X)$  被认为是满足 MRF 分布的, 与 GRF 对应, 见(1)式, 关键在于定义其势团势能, 考虑图 2 所示同构且各向同性的二阶邻域系统, 由于邻域影响和边缘检测算子的方向, 其对应的势团只考虑双点势团, 可以表示如下<sup>[5]</sup>:

$$V_c(x) = V_{|i,j|}(x_i, x_j) = \begin{cases} +\lambda & \omega_i = \omega_j \\ -\lambda & \text{其他} \end{cases}$$

$\lambda$  是模型参数, 通常取值为 (0.5, 1), 相应的先验分布能量函数  $U(X) = \sum_{c \in C} V_c(X)$  可得。

如何使  $U(X)$  最大, 即求 MAP 估计可采用模拟退火 (Simulated Annealing, SA)、Gibbs 采样器、迭代条件模式 (Iterative Conditional Mode, ICM) 方法等, SA 算法能发现全局最优, 但需要大量的计算时间, 由于本文先对图像进行多尺度边缘检测, 因此减小了计算量。

## 3 基于小波变换的 MRF 图像分割算法描述

### 3.1 Mallat 小波变换模极大值边缘检测算法

设  $\theta(x, y)$  是一平滑函数, 在它满足一定的条件下, 利用

$\psi_1(x, y) = \partial\theta(x, y)/\partial x$  和  $\psi_2(x, y) = \partial\theta(x, y)/\partial y$  作为母小波, 对图像函数  $f(x, y)$  在尺度  $s = 2^j$  ( $j$  为整数) 作小波变换  $W_{s,1}f(x, y)$  和  $W_{s,2}f(x, y)$ , 可以证明, 图像  $f(x, y)$  经  $\theta_s(x, y) = \frac{1}{2} \theta\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right)$  平滑后梯度矢量  $\nabla(f * \theta_s)(x, y)$  模正比于:

$$M_s f(x, y) = [ |W_{s,1}f(x, y)|^2 + |W_{s,2}f(x, y)|^2 ]^{1/2} \quad (5)$$

此梯度矢量相对于水平方向的相角为:

$$A_s f(x, y) = \arctan \frac{W_{s,1}f(x, y)}{W_{s,2}f(x, y)} \quad (6)$$

显然, 小波变换的模  $M_s f(x, y)$  取局部极大值的点对应于  $(f * \theta_s)(x, y)$  的拐点, 即图像灰度值发生突变的边缘点。因此, 适当地选取小波基, 利用小波变换模极大值及相应的相角就可以检测图像的边缘及其方向<sup>[7]</sup>。

### 3.2 分割算法描述

将上述的小波变换模极大值边缘检测算法和 MRF 图像分割模型结合起来, 对 SAR 图像进行分割, 主要算法流程如下<sup>[6,7]</sup>:

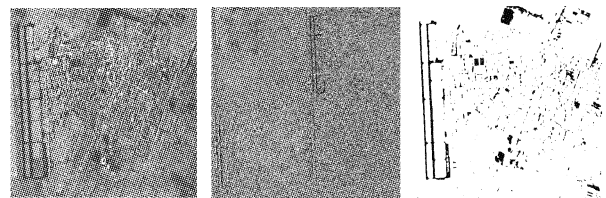
1) 对 SAR 图像进行小波变换, 利用塔型结构对 SAR 图像进行分解, 求得各尺度下小波变换的模极大值图像和低频图像;

2) 利用前述的边缘检测算法对模极大值图像进行边缘提取, 获得各尺度下的边缘图像;

3) 利用由粗尺度到细尺度的边缘信息, 根据前述的 MRF 图像分割算法和 SA 算法确定对 SAR 图像进行分割处理。

## 4 实验结果分析

原始图像是一幅  $512 \times 512$  的有噪 SAR 图像, 图 3 给出了对 SAR 图像分割的计算机模拟结果。图 (a) 是某机场原始 SAR 图像, (b) 是小波分解图, (c) 是本文方法分割结果。从分割结果可以看出, 多尺度 MRF 分割方法可以得到清晰的机场和典型建筑物的分割结果, 分割质量较高。



(a) 某机场 SAR 原始图像 (b) 小波分解图 (c) 本文方法分割结果  
图 3 对 SAR 图像的分割结果

### 参考文献:

- [1] DERIN H, ELTIOTT H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs random fields[J]. IEEE Transactions Pat An Mach Intel, 1987, 9(1): 39.
- [2] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transactions Pat An Mach Intel, 1984, 9(1): 721.
- [3] PANJWANI, HEALLEY. Markov random field models for unsupervised segmentation of textured colors images[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1995, 17(10): 939-954.
- [4] 匡锦瑜, 王颖. 多尺度边缘检测与图像分割的马尔可夫随机场模型[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 1996, 32(3).
- [5] 刘伟强, 陈鸿, 夏德深. 基于马尔可夫随机场的遥感图像分割和描述[J]. 东南大学学报, 1999, 29(Sup).
- [6] 姬光荣, 霍玉臻, 贾同军. 多尺度 MRF 边缘检测[J]. 信息与控制, 2001, 30(2).
- [7] 张利, 计时鸣, 沈建冰. 基于小波和高斯-马尔可夫随机场的纹理分割[J]. 计算机工程与设计, 2003, 24(7).