

文章编号: 1001-2486 (2001) 05-0074-05

# SAR 图像目标分割与方位角估计\*

张 翠, 酃苏丹, 王正志

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 图像分割和目标方位角估计是进行 SAR (Synthetic Aperture Radar) 图像自动目标识别的重要步骤。文章提出了一种基于 MRF (Markov Random field) 模型的 SAR 图像分割算法, 利用 ICM (Iterative Conditional Mode) 局部优化方法, 获得 MAP (maximum a posteriori) 准则下的图像分割结果, 将图像分割为目标、阴影、背景三部分。然后确定目标离雷达最近的点, 从而得到目标的主导边界, 并估计出目标的方位角。用 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition) 数据进行实验, 估计方位角的准确性与现有算法的结果相比, 具有明显提高。

**关键词:** SAR 图像; ICM 算法; 目标方位角; 主导边界

中图分类号: TN958 文献标识码: A

## Target Segmentation and Aspect Estimation in Synthetic Aperture Radar Imagery

ZHANG Cui, LI Su-dan, WANG Zheng-zhi

(College of Mechatronic, Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Image segmentation and target aspect estimation are very useful for automatic target recognition in SAR imagery. Based on the MRF model, we first segment the image using ICM algorithm. According to the MAP criteria, the image is segmented into target, shadow and background. Then the target pixel closest to the sensor is obtained, and we can get the primary edge and estimate the target aspect angle based on it. These algorithms are applied to SAR imagery from the MSTAR datasets, and the result is better than by other algorithms.

**Key words:** SAR imagery; ICM algorithm; target aspect; primary edge

SAR 具有全天候、全天时、对云层和地表的穿透等特点, 是现代化电子侦察机的重要装备, 在军事上获得了广泛的应用。基于 SAR 图像的自动目标识别也已成为当前的研究热点。但 SAR 图像的特点为自动目标识别提出了很大的挑战。相干成像机制使 SAR 图像具有很强的斑点噪声, 为减少斑点噪声采取的多视处理技术又使图像模糊。人造目标典型的边、直线特征, 在 SAR 图像上没有很好的对应物。从图像中将目标及其阴影区域分割出来, 是识别工作的基础。目标方位角的改变, 会引起图像特征的显著变化。采用基于模板的方法进行识别时, 需对每种目标不同方位角的图像分别建立模板, 模板的数量将是非常庞大的, 必须首先估计目标的方位角, 以减小搜索匹配的空间。本文首先利用 ICM 方法分割出目标和阴影区域, 然后提出了一种估计方位角的算法。实验所用的图像为 MSTAR 数据库, 其分辨率为  $0.3\text{m} \times 0.3\text{m}$ , 目标为各种不同类型的坦克。

## 1 ICM 图像分割

由于斑点噪声的影响, 基于单个像素点提供的信息来对 SAR 图像进行分割, 一般无法得到满意的效果。人们已经发展了许多基于纹理、统计特性的分割方法。图像分割的结果将直接用于目标识别, 因此对分割的准确性要求较高。本文用 ICM 算法实现图像分割, 取得了较好的效果。ICM 算法是基于 MRF 模型和 MAP 准则的一种迭代方法。MRF 模型用条件概率描述图像数据分布, 该条件概率与图像中点的位置无关, 而是包含关于各点的相互位置的信息。基于 MRF 模型进行图像分割, 能

\* 收稿日期: 2001-04-03

作者简介: 张翠 (1973-), 女, 博士生。

充分利用各点的邻域信息，有效减少斑点噪声的影响，从而得到更为精确的目标区域。

1.1 Markov 随机场图像模型

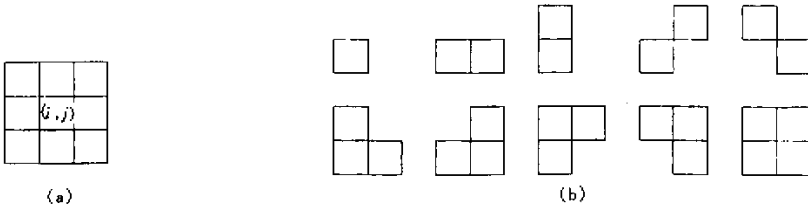
设一幅  $M \times N$  图像的像点集为  $S = \{s = (i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ ，分割后图像  $X = \{x_s; x_s \in \{1, 2, \dots, K\}\}$  是定义在  $S$  上的 MRF,  $x_s$  是点  $s$  处的类别标记,  $K$  是类别数。从而有：

$$f(x_s | X_{L(s)}) = f(x_s | X_{N_s}) \tag{1}$$

其中,  $L(s)$  是除点  $s$  外的所有像点组成的集合,  $N_s$  是点  $s$  的邻域。本文用到的二阶邻域系统见图 1 (a)。由 Hammersley-Clifford 定理,  $X$  服从 Gibbs 分布：

$$f(x_s | X_{L(s)}) = f(x_s | X_{N_s}) = \frac{1}{Z_s} \exp(-\sum_{c \in C} V_c(x)) \tag{2}$$

其中,  $Z_s = \sum_{x_s=1}^K \exp(-\sum_{c \in C} V_c(x))$ , 是归一化系数;  $V_c(x)$  是包含  $x_s$  的基团  $c$  的势函数;  $C$  是所有基团组成的集合。基团是若干位置的集合, 它或者只含有一个元素, 或者其中任一个都是其余的邻



(a) 为二阶邻域系统

(b) 为二阶邻域系统的基团

(a) second-order neighborhood system

(b) clique of second-order neighborhood system

图 1 MRF 随机场模型

Fig.1 MRF model

点。二阶邻域系统的基团见图 1 (b)。

1.2 算法描述

假设实际图像  $Y = \{y_s; s \in S\}$  服从高斯分布, 即：

$$f(y_s | x_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_s}}} \exp(-\frac{(y_s - u_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2}) \tag{3}$$

其中,  $u_{x_s}, \sigma_{x_s}$  分别是第  $x_s$  类的均值和标准方差。

基于最大后验概率 (MAP) 准则的图像分割, 就是求标记集  $X$ , 使得关于  $X$  的后验概率分布最大。求 MAP 估计可采用模拟退火 (SA) Gibbs 采样器、ICM 等方法<sup>[1, 2, 3]</sup>。本文考虑计算效率问题, 采用 ICM 算法。ICM 算法最早是由 Besag 提出的, 它是一个迭代算法, 通过逐元的最大化条件概率实现像元值更新, 即：

$$\hat{x}_s = \operatorname{argmax}_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{f(x_s | y_s, X_{L(s)})\} s \in S \tag{4}$$

由 Bayes 准则, 即求：

$$\hat{x}_s = \operatorname{argmax}_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{f(y_s | x_s) f(x_s | X_{L(s)})\} s \in S \tag{5}$$

ICM 算法需要一个初始分割。识别阶段所用的数据是只含一个目标和阴影的大小固定的图像块, 各图像的明暗可能有较大差别, 但目标和阴影区域所占整幅图像的比重变化不大。因此, 我们采用直方图截止的办法, 将图像分成阴影、目标、背景三部分：

$$\hat{x}_s^{(0)} = \begin{cases} \text{shadow} & \text{若 } y_s \leq T_s \\ \text{target} & \text{若 } y_s \geq T_t \\ \text{background} & \text{其它} \end{cases} \tag{6}$$

选择阈值  $T_s$  和  $T_t$ , 使得：

$$\sum_{t=0}^{T_s} f(t) = 0.03 \quad (7)$$

$$1 - \sum_{t=0}^{T_t} f(t) = 0.02 \quad (8)$$

其中,  $f(t)$  是  $y_s$  的直方图。将直方图归一化, 使得:  $\sum_{t=0}^{T_{\max}} f(t) = 1$ 。阈值  $T_s$  和  $T_t$  的选择使得阴影像素点占 3%, 目标像素点占 2%。图像参数是不断迭代更新的, 因此初始值的选择对最后结果的影响不是很大。

获得初始分割后, 估计出每一类的均值和方差。然后利用公式 (5), 计算每一点最可能的类别。若类别标记改变的像素点数超过一定的阈值 (由实验确定), 则根据当前每个像素点的类别标记, 重新估计每一类的参数, 再利用公式 (5), 继续下一次迭代, 直至算法收敛或达到了一定的迭代次数为止。

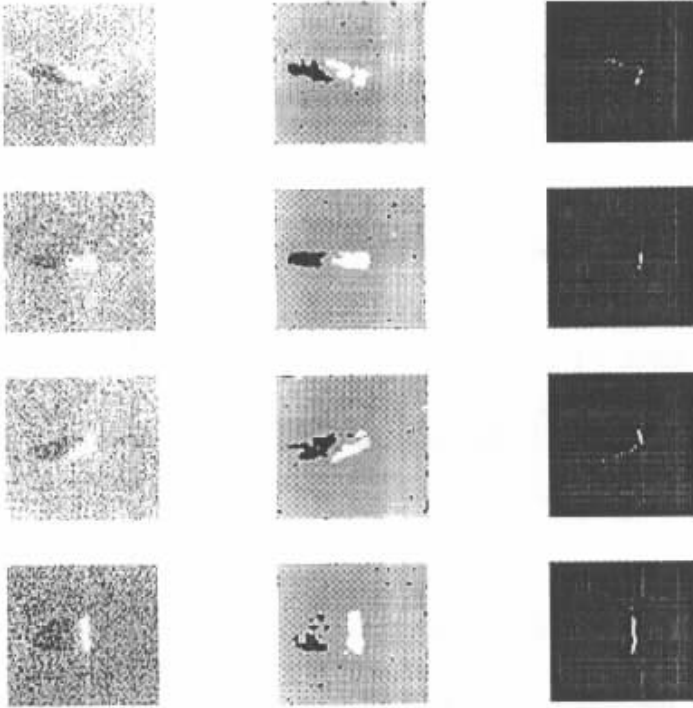


图2 2S1 坦克不同方位角的 SAR 图像、分割后的图像及主导边界图

Fig.2 Initial SAR images, segmented images and the primary edges of different aspect 2S1 tank

### 1.3 分割结果

本文采用二阶邻域系统, 并定义两个点的基团势函数为:

$$V_c(x) = \begin{cases} -\beta & \text{若 } c \text{ 中像素点的类别标记相等} \\ \beta & \text{若 } c \text{ 中像素点的类别标记不等} \end{cases} \quad (9)$$

其它形式的基团势函数为零。利用上述算法, 对四幅 2S1 坦克不同方位角的图像进行分割, 分割结果见图 2 的第二列。四幅 SAR 图像的方位角从上到下依次为:  $343.2^\circ$ ,  $358.2^\circ$ ,  $23.2^\circ$ ,  $91.2^\circ$ 。实验中,  $\beta$  取 1.5。实验表明,  $\beta$  在一定的范围内变化, 对结果的影响并不大。取最大的连通亮区为目标, 最大的连通暗区为阴影。对大量数据进行分割, 发现很多目标的中间部分较暗, 易被分割为不连通的两部分, 只保留最大的部分会极大地影响方位角估计的精度。为解决这一问题, 检查次大的连通

区域，若它具有一定的面积且与最大连通区域的距离足够小，则认为它也是目标的一部分。

## 2 方位角估计

方位角估计是进行目标识别的有力工具，但 SAR 图像的特点决定了无法利用边界检测等经典的图像处理技术估计目标方位。由于存在很强的斑点噪声，而且目标边界缺少明显的梯度变化，使得即使是在简单背景上的未被伪装的目标，也很难估计它的准确方位。Bhanu 等用主成分分析法计算图像散射中心的主轴。这种方法给出了散射中心的方位估计，但并不能确保散射中心的方位就是目标的真实方位。B.K.P. Horn 通过计算目标区域的最小惯性矩主轴来估计目标方位角，但由于阴影的影响，结果误差较大。R.Meth 将目标分为中心区域和两个边界区域，通过这三个区域的比较判断目标是否处于垂直方位，然后利用近距离边界估计方位角，取得了较为精确的方位角估计<sup>[4]</sup>，但将目标区域分为三部分具有一定的难度。我们对 R.Meth 提出的算法进行了改进，避免了分割目标区域的操作，算法更易于实现，并进一步提高了方位角估计的精度。

### 2.1 算法描述

在地面上，目标可近似用一个长方形表示。成像在 SAR 图像上，由于自身阴影的影响，远距离端模糊，目标不再呈现长方形的形状。近距离端则不受阴影的影响。因此算法主要是分析目标近距离端的边界来估计方位角。

利用目标与阴影的关系（阴影在目标的远距离侧），确定出图像的近距离方向。保留沿每条距离线离雷达最近的目标像素点，得到目标的主导边界。图 2 第三列显示了不同方位角目标的主导边界。根据目标的方位，它有一个或两个侧面对着雷达。当目标只有一侧正对雷达（ $\alpha = k * 90^\circ$ ，称目标具有垂直方位角）时，主导边界近似为一条直线。当目标有两个侧面对着雷达时，主导边界由近似垂直的两段组成。由较长的一段可以得到较为精确的方位角估计。两段的分界点为离雷达最近的目标像素点。由于存在分割误差，该点可能并不唯一，且易受噪声的影响。因此，算法考虑同时利用次最近点和最近点作为两段的分界。

将主导边界分成三部分：第一个和最后一个次最近点之间的部分（称为中心边界）及剩下的上、下两部分（称为上端边界和下端边界，统称端边界）。如果中心边界像素点数目大于主导边界像素点总数的  $1/3$ ，或某个端边界的像素点数目很少（如小于三个），则可判断目标具有近似垂直方位角。否则，分别用直线拟合上端边界和下端边界，选取较长直线的倾角为方位角。

当目标具有近似垂直方位角时，如果目标在距离向的投影长度大于在方位向投影长度的某个倍数（取 1.3 倍）时，则判断为近  $90^\circ$ （或  $270^\circ$ ）方位角。用一条直线拟合点数多的端边界和中心边界，直线的倾角为方位角。否则，目标具有近  $0^\circ$ （或  $180^\circ$ ）方位角。此时，主导边界所含信息较少，若直接拟合主导边界，所得结果误差较大，而目标此时在方位向的边界则较规则。求得沿每条方位线最近和最远的目标像素点，得到近方位边界和远方位边界。分别用直线拟合，选取拟合误差小的直线倾角为方位角。

用上述算法估计的方位角具有  $180^\circ$  的模糊性。利用单幅图像难以消除这种模糊性，但这并不影响估计出的方位角在目标识别中的应用。

### 2.2 实验结果

对 MSTAR 数据库中的十类目标，近 2500 幅图像进行实验，所估计方位角的误差直方图见图 3。最小惯性矩主轴算法（MOI）、R.Meth 提出的算法以及本文算法估计的方位角的绝对误差小于给定值的目标数占目标总数的百分比见表 1。R.Meth 提出的算法和本文算法都是以主导边界为基础的，由于主导边界不受目标阴影的影响，用它估计的方位角精度明显高于最小惯性矩主轴法估计的结果。本文提出的算法与 R.Meth 提出的算法相比，估计精度又提高了两个百分点以上。本文算法实现简单，计算效率高。

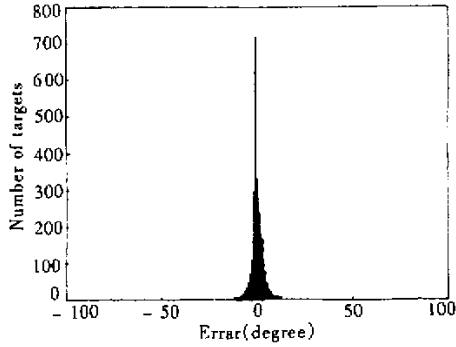


图3 方位角误差直方图

Fig.3 Histogram of aspect estimation errors

表1 绝对误差小于给定值的目标所占百分比

Tab.1 Percent estimate absolute error less than given bound

	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°	10°
MOI	5%	10%	14%	20%	24%	29%	34%	39%	43%	48%
R.Meth	33%	55%	69%	78%	83%	87%	89%	91%	92%	93%
本文算法	39%	58%	72%	80%	86%	89%	91%	93%	94%	95%

### 3 结论

本文提出了一种估计目标方位角的方法,首先用 ICM 算法分割出目标和阴影区域,然后根据目标和阴影的关系,提取目标主导边界,并从中估计目标方位角。方位角估计算法独立于分割算法,对分割误差具有一定的鲁棒性。

#### 参考文献:

- [1] Park J, Kurz L. Image Enhancement Using the Modified ICM Method [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(5): 765-771.
- [2] Fwu J K, Djuric P M. Unsupervised Vector Image Segmentation by a Tree Structure—ICM Algorithm [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging. 1996, 15(6): 871-880.
- [3] Kottke D P, Fiore P D. A Design for HMM-Bsed SAR ATR [A]. SPIE, 1998, 3370: 541-551.
- [4] Meth R. Target/Shadow Segmentation and Aspect Estimation in Synthetic Aperture Radar Imagery [A]. SPIE, 1998, 3370: 188-196.

