

文章编号:1671-8860(2009)09-1059-04

文献标志码:A

一种快速有效的 MSTAR SAR 目标图像分割算法

代登信¹ 杨文¹ 邹同元¹ 孙洪¹

(1 武汉大学电子信息学院,武汉市珞喻路129号,430079)

摘要:提出了一种快速有效的 SAR 目标图像分割算法。该算法基于混合 Gamma 分布,利用改进的 Potts 模型引入先验信息,通过结合期望最大化和图切割优化算法(GC)对混合分布模型参数进行快速稳健的估计,从而获得最终的分割结果。在 MSTAR SAR 数据集上的实验表明了该算法的有效性和灵活性。

关键词:图像分割;有限混合模型;期望最大化;图切割

中图法分类号:P237.3

近年来,众多学者针对 SAR 目标图像提出了很多分割算法,如 Powel 等^[1]提出的区域增长方法,Weisenssel 等^[2]的基于 MRF 模型的方法。这些方法都取得了不错的效果,但均需要人工训练来获取先验知识。Elmehdi 等^[3]虽然提出了一种全自动的分割算法,但此算法需要对数据作对数拉伸和形态学滤波,这样将造成目标信息的部分丢失。张红蕾等^[4]运用二维最大熵的阈值分割方法对 SAR 目标图像进行了分割,由于引入了图像像素的空间依赖关系,所以此方法比灰度阈值的分割方法更加合理,但算法的时间开销较大。鉴于此,本文引入了一种自动、快速的 SAR 目标图像分割算法——EMGC 法,该算法将 EM 算法和 MRF 结合在一起,利用图切割优化算法(graph cut, GC)推理出最优的混合分布模型参数和标号场,从而有效地将目标和背景分割出来。

1 基于 MRF 的 SAR 图像分割

SAR 图像分割中运用较广泛的方法是基于后向散射统计模型的方法^[5,6],一般认为其分布符合混合 Gamma 分布模型。SAR 目标图像主要由三个区域组成:目标区、阴影区和背景杂波区。给定一组观测场数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_s}\}$,分割的目的就是给观测场中的每个像素分配一个标号 $y \in \{1, 2, \dots, N_c\}$,标号场 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{N_s}\}$ 就是所要的分割结果。在贝叶斯框架下,图像分割

问题转化为最大化标号场 Y 的后验概率。在缺少先验知识的情况下,后验概率的形式为:

$$p(Y | X, \Theta) \propto p(X | Y, \Theta) \propto \prod_{i=1}^{N_s} p(x_i | y_i, \Theta) \quad (1)$$

式中, Θ 是混合模型的参数。参数 Θ 和标号场 Y 可以通过 EM 算法进行迭代估计。由于 SAR 图像中存在大量的 Speckle 噪声,式(1)仅仅考虑观测场而忽略标号场先验知识的最优估计往往很难达到预期的效果,同时还会产生严重的过分割现象。

基于 MRF 模型的分割方法是通过 MRF 引入标号场空间一致性的先验信息,则式(1)中标号 Y 的后验概率可表示为:

$$p(Y | X, \Theta) \propto \prod_{i=1}^{N_s} p(y_i | x_i, \Theta) * p(y_i | y_{N_i}) \\ p(y_i | y_{N_i}) = \prod_{j \in N_i} p(y_i | y_j) \quad (2)$$

式中, N_i 为像素 x_i 的邻域,而 $p(y_i | y_{N_i})$ 引入了标号场的空间相关性。然而式(2)中后验概率 $p(Y | X, \Theta)$ 的最大化是一个很复杂的问题,典型的优化算法如模拟退火^[7]过于耗时,最近在计算机视觉领域,Boykov 等提出的 GC 优化算法^[8]几乎达到了实时处理的效果,并且可以保证其收敛点接近全局最优。本文将 EM 算法和 GC 优化算法有机

地结合在一起,有效地实现了快速准确的 SAR 目标图像分割。

2 EMGC 算法

由于 SAR 目标图像的后向散射特性(强度 I)服从 Gamma 分布,所以标号 y_i 导致观测数据 x_i 的出现概率为:

$$P(x_i = I \mid y_i, \theta_{y_i}) = \left(\frac{L}{R}\right)^L \frac{I^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left(-\frac{LI}{R}\right) \quad (3)$$

式中, R 是 Gamma 分布参数; L 为有效视数。

2.1 EM 算法

EM 算法实质上是 E 步骤和 M 步骤循环迭代的过程^[9]。给定一组混合 Gamma 分布模型参数 $\Theta^{(t)}$, EM 算法的优化估计从 E 步骤开始, 在 E 步骤中按照下式进行最大后验概率的计算:

$$p(y_i = i \mid x_i, \Theta^{(t)}) = \frac{p(x_i \mid y_i = i, \Theta^{(t)})}{\sum_{k=1}^{N_c} p(x_i \mid y_i = k, \Theta^{(t)})} \quad (4)$$

式中, $p(y_i = i \mid x_i, \Theta^{(t)}) \in [0, 1]$, 反映了 x_i 被标号为 i 的概率, 这个概率值(期望)在 M 步骤中被用来求解新的概率模型参数 $\Theta^{(t+1)}$:

$$\begin{aligned} R_i^{(t+1)} &= \frac{\sum_{n=1}^{N_s} p(y_n = i \mid x_n, \Theta^{(t)}) x_n}{\sum_{n=1}^{N_s} p(y_n = i \mid x_n, \Theta^{(t)})} \\ \sigma_i^{(t+1)} &= \frac{\sum_{n=1}^{N_s} p(y_n = i \mid x_n, \Theta^{(t)}) (x_n - R_i^{(t+1)})^2}{\sum_{n=1}^{N_s} p(y_n = i \mid x_n, \Theta^{(t)})} \\ L_i^{(t+1)} &= (R_i^{(t+1)})^2 / \sigma_i^{(t+1)} \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 GC 优化算法

GC 优化算法将最大后验的求取问题转换成一个能量最小化问题^[10], 运用图论中的最大流最小分割算法求取最优能量。能量函数形式为:

$$E(Y) = \sum_{i=1}^{N_s} D(y_i \mid x_i) + \sum_{(i,j) \in N} V(y_i, y_j) \quad (6)$$

式中, $\{i, j\} \in N$ 表示 y_i 和 y_j 互为邻域; $D(y_i = k \mid x_i)$ 是似然能量项, 它描述了将标号 k 赋给数据 x_i 时所付出的代价, 这个能量项的作用是尽量使标号场和观测数据场保持一致; $V(y_i = \alpha, y_j = \beta)$ 为引入的先验能量项, 它是用来惩罚标号场的空间不一致性, 从而使得最终的标号场更接近真实情况。

一般情况下, 它们的定义如下:

$$\begin{aligned} D(y_i) &= -\lg p(y_i \mid x_i, \Theta) \\ V(y_i, y_j) &= -\lg p(y_i \mid y_j) \end{aligned} \quad (7)$$

通过式(7)不难发现, 最小化式(6)的能量和最大化式(2)的后验概率是等价的。

由于传统 Potts 模型的惩罚项仅仅考虑了标号场的不一致性, 没有引入邻域内观测数据的波动状态, 从而使得最终的标号场在某些区域会出现不稳定的斑点。本文将 Potts 模型进行了改进, 改进的 Potts 模型定义如下:

$$V(\alpha, \beta) = \begin{cases} 0, \alpha = \beta \\ -\lg(1 - \sum_{n=1}^{N_c} p(y_i = n \mid x_i, \Theta^{(t)}) \cdot \\ \quad p(y_j = n \mid x_j, \Theta^{(t)})), \alpha \neq \beta \end{cases} \quad (8)$$

式中, Potts 模型的定义使得 y_i 和 y_j 的不一致性惩罚量与 x_i 和 x_j 被标为同一标号的概率联系在一起, 如果 x_i 和 x_j 被标为同一标号的概率大, 则惩罚值也相应变大, 反之亦然。在 MSTAR 目标 SAR 图像数据集上的实验证明了该 Potts 模型定义的合理性。

2.3 EMGC 算法流程

本文通过 MRF 引入标号场先验知识, 并利用 GC 优化算法进行优化, 将 EM 算法和 GC 优化算法结合在一起, 从而估计出最佳的混合 Gamma 分布模型参数。EM 算法对初始参数设置有一定的依赖性, 如果初始参数设置不当, 则算法会收敛在一个较差的局部极值点, 这里采用功率比检测方法^[11]为 EM 算法提供初始参数。此方法简单快捷, 并且可以获得较稳健的初值。

分割算法的总体流程可分为两步。

1) 利用功率比检测方法初步检测出目标区和背景区, 并计算出初始的混合 Gamma 模型参数 $\Theta^{(0)}$ 。

2) 在步骤 1) 的基础上结合 EM 算法和 GC 优化算法进行模型参数估计, 从而得到最终的分割结果。具体如下: ① E 步骤, 计算相应的能量 $D(y_i)$ 和 $V(y_i, y_j)$; ② 运用第①步计算的结果构建相应的能量图, 并利用 GC 优化算法进行优化, 得到一组标号场 $Y_{\text{GC}}^{(t)} = (Y_{\text{GC},1}^{(t)}, \dots, Y_{\text{GC},N_s}^{(t)})$; ③ 判断 EM 算法是否收敛, 如果收敛, 则将第②步计算出来的标号场作为最终的标号场, 并输出分割结果, 算法结束, 否则继续执行; ④ M 步骤, 结合观测数据和第②步计算的标号场估计新的混合 Gamma 模型参数 $\Theta^{(t+1)}$, 然后继续执行第①步。

3 实验结果

3.1 改进的 Potts 模型的实验结果

传统的 Potts 模型和改进的 Potts 模型分割结果对比如图 1 所示。由于传统的 Potts 模型没有考虑邻域内观测数据的变动情况,所以分割结果会出现如图 1(b)所示的局部不稳定现象。而本文从数据分布模型的角度出发,对 Potts 模型的惩罚项进行了改进,从而取得了较为满意的效果,分割结果如图 1(c)所示。

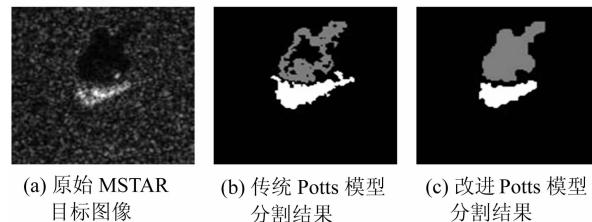


图 1 两种 Potts 模型分割结果对比

Fig. 1 Performance Comparison Between Two Potts Models

3.2 EMGC 算法分割性能

由于没有可用的真实地面参照数据,因此算法的客观评估比较困难。本文采用了一系列的人工分割结果进行评估,即先对 SAR 目标图像进行手工勾勒,并由多名 SAR 图像处理专家进行评估和修改,最终作为标准分割结果。本文选用三种目前较流行的准则从不同方面对实验结果进行了评价,并且利用同样的准则对普通 MRF 分割方法(模拟退火优化算法)的分割结果进行了评价:① PRI(probabilistic rand index)^[12]准则;② VoI (variation of information)^[13]准则;③ BDE (boundary displacement error) 准则^[14]。分割实验结果如图 2 所示,图中选用了 3 种较具有代表性的数据。传统 MRF 的分割方法所采用的模型参数是在没有考虑先验信息的情况下得到的,由于 Speckle 的存在使得这些参数并不是最优的,从而导致 MRF 的分割会出现一些不稳定的斑点,同时目标的形状也会出现部分失真。而本文的分割方法在每次估计分布参数时均引入了标号场的先验信息,从而可以稳定地分割出图中的目标区和背景区。

本次实验的定量评价是通过对 40 幅 MSTAR SAR 目标图像的分割结果利用上述的三个准则进行统计评价的(仅目标区参与评价)。评价结果及算法平均耗时如表 1 所示。通过实验

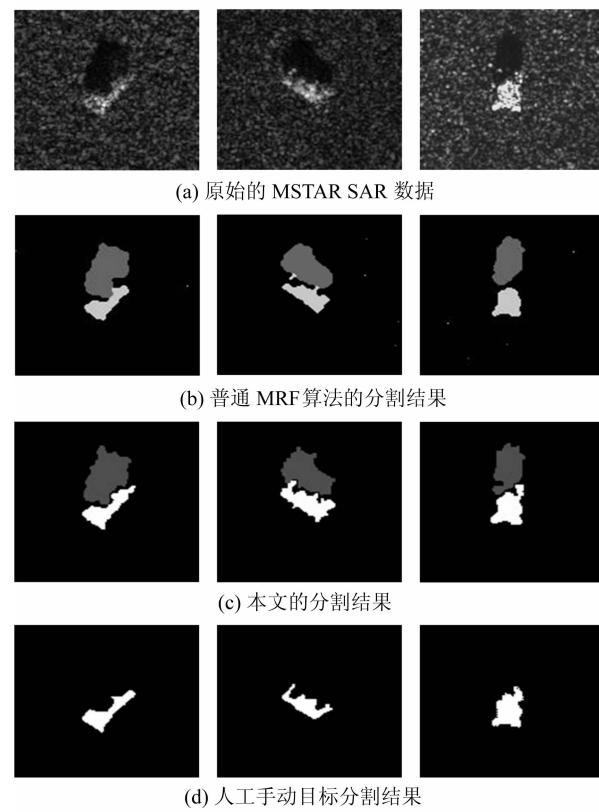


图 2 分割结果

Fig. 2 Segmentation Results

对比发现,本文提出的分割方法在分割精度和分割速度上均优于传统的 MRF 分割方法,而且本文算法的分割结果已接近人工训练分割的结果,从而表明本文提出的分割方法是有效的。

表 1 实验结果评价表

Tab. 1 Performance of EMGC and Traditional MRF Methods

	PRI	VoI	BDE	时间/s
MRF 方法	0.897 1	0.015 2	0.097 5	10.244
EMGC	0.989 4	0.009 5	0.075 7	1.211

4 结语

本文提出了一种新的 MSTAR SAR 目标图像分割算法,实验结果和算法性能评估表明了该方法的有效性和灵活性。需要注意的是,用 Gamma 分布来描述阴影区域的数据分布只是一个近似的表达,将来可以尝试采用其他的分布模型来描述阴影区的数据分布,从而组成一个能更精确描述 MSTAR 图像数据分布的混合分布模型。

致谢: MSTAR 实验数据来自美国 Johns Hopkins 大学成像科学中心,在此表示感谢。

参 考 文 献

- [1] Powel G J, Wilson K S. Segmenting Shadows from Synthetic Aperture RADAR Imagery Using Edge Enhanced Region Growing[J]. Algorithms and Systems for Optical Information Processing, 2000, 4: 6 114
- [2] Weisenssel R A, Karl W C, Castanon D A, et al. Markov Random Field Segmentation Methods for SAR Target Chips[J]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery, 2000, 5: 462-473
- [3] Aitnouri E, Wang S R, Ziou D. Segmentation of Small Vehicle Targets in SAR Images[J]. Automatic Target Recognition XII, 2002, 4 726:35-45
- [4] 张红蕾,宋建社,翟晓颖.一种基于二维最大熵的SAR图像自适应阈值分割算法[J].电光与控制,2007,14(4):63-65
- [5] 夏桂松.基于马尔柯夫随机场的SAR图像快速场景分割算法研究[D].武汉:武汉大学,2007
- [6] 张海剑,杨文,邹同元,等.基于四分量散射模型的多极化SAR图像分类[J].武汉大学学报·信息科学版,2009,34(1):122-125
- [7] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by Simulated Annealing [J]. Science, 1983, 220: 671-680
- [8] Dempster A, Laird N, Rubin D. Maximum Likelihood from Incomplete Data Via the EM Algorithm [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1977, 39:1-38
- [9] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast Approximate Energy Minimization Via Graph Cuts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 222-239
- [10] Kolmogorov V, Zabih R. What Energy Functions Can be Minimized Via Graph Cuts? [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2):147-159
- [11] 杨文. SAR图像自动目标识别若干关键技术研究[D].武汉:武汉大学,2004
- [12] Unnikrishnan R, Pantofaru C, Hebert M. A Measure for Objective Evaluation of Image Segmentation Algorithms[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 3:34-41
- [13] Meilă M. Comparing Clusterings—An Information Based Distance[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2007, 98:873-895
- [14] Freixenet J, Munoz X, Raba D, et al. Yet Another Survey on Image Segmentation: Region and Boundary Information Integration [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2352:21-25

第一作者简介:代登信,博士生,主要从事图像处理、机器视觉方面的研究。

E-mail:ddx2004@gmail.com

A Fast and Effective Segmentation Algorithm for MSTAR SAR Target Chips

DAI Dengxin¹ YANG Wen¹ ZOU Tongyuan¹ SUN Hong¹

(1 School of Electronic Information, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: We present a fast and effective segmentation algorithm for MSTAR SAR target chips. The algorithm is based on finite mixture models, by which the segmentation is posed as an inference problem through introducing an improved potts model base on MRF. The final segmentation result is obtained by fast and robust parameters estimation based on combining expectation maximization and graph cut optimization. We compare its performance to conventional MRF methods based on three standard image segmentation indices using MSTAR SAR data sets, and experimental results show that our proposed algorithm has better performance than traditional MRF method.

Key words: image segmentation; finite mixture model; expectation maximization; graph cut