文章编号:1001-2486(2009)01-0047-05

# 一种基于 $G^0$ 分布的 SAR 图像快速 CFAR 检测方法<sup>®</sup>

贺志国,周晓光,陆 军,匡纲要 (国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 杂波统计模型是决定 CFAR 检测算法性能的关键 因素。 *G<sup>0</sup>* 分布能对单视和多视 SAR 图像中均 匀、一般不均匀和极不均匀区域精确建模, 但存在参数估计复杂、阈值表达式难以求解的问题, 限制了其实用 性。针对这些问题, 分别采用矩估计法和二分法来完成参数的估计和阈值的求取, 并通过目标区域预筛选和 迭代计算等手段进一步提高了计算效率, 得到了一种兼顾检测效果和效率的快速 CFAR 检测方法。实验结果 验证了该方法的有效性。

关键词: G<sup>0</sup> 分布; CFAR 检测; SAR 图像; 参数估计 中图分类号: TN957 文献标识码: A

# A Fast CFAR Detection Algorithm Based on the $G^0$ Distribution for SAR Images

HE Zhi guo, ZHOU Xiao guang, LU Jun, KUANG Gang-yao

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The statistical model of clutter is a key factor which determines the performance of a CFAR algorithm for target detection in SAR image. The distribution is able to accurately model the homogeneous, heterogeneous and extremely heterogeneous regions in a single look or multi-look SAR image. But its applicability is greatly limited by its disadvantages that the parameter estimation is complex and the threshold cannot be acquired easily. In view of these problems, this paper uses the moment estimation and dichotomy method to complete the parameter estimation and the threshold acquirement. In addition, pre-filtering the target candidate regions and iterative calculation are used to increase the efficiency. A new algorithm is proposed, aiming at the effectiveness and efficiency at the same time. The experimental results prove its practicability.

Key words:  $G^0$  distribution; CFAR detection; SAR images; parameter estimation

CFAR 检测是目前 SAR 图像中应用广泛的目标检测算法<sup>[1]</sup>。在该算法中,背景区的杂波统计模型 是决定检测算法性能的关键因素。由于背景区可能覆盖着多种地物类型,导致杂波统计特性十分复杂。 若统计模型不能很好地描述杂波特性,将会产生较大的 CFAR 损失,导致检测器性能恶化。为了提高检 测性能,许多学者提出了针对不同杂波统计模型的 CFAR 检测算法,较为典型的有:林肯实验室提出的 基于高斯分布的双参数 CFAR 检测算法<sup>[3]</sup>,Kuttikkad 提出的基于 Weibull 分布和基于 K 分布的 CFAR 检 测算法<sup>[3]</sup>,Salazar 等提出的基于 <sup>β</sup> 分布的 CFAR 检测算法<sup>[4]</sup>。传统的高斯分布,表达式简洁,参数估计 简单,但因 其对 SAR 图像中的不均匀区域建模能力不足,会引入大量的虚警,造成检测性能恶化。 Weibull 和 K 分布对不均匀区域的建模能力有所提高,但仍不能对极不均匀区域进行很好地拟合,且其 参数估计困难、计算量较大。 <sup>β</sup> 分布对均匀、不均匀和极不均匀区域的建模能力较好,但该分布仅适用 于单视图像。由 Frery 等人提出的  $G^0$  分布<sup>[5]</sup> 能较好地拟合单视和多视 SAR 图像中的各类区域,是迄今 为止对 SAR 图像杂波建模性能较优的一种统计模型,但它也存在参数估计困难、阈值表达式难以获得 的较大缺陷,导致该分布难以满足实际应用需求。考虑到  $G^0$  分布的良好建模能力<sup>[6]</sup>,为了提高检测性 能,本文采用该分布对杂波建模,进而求取检测阈值。

# 1 基于 $G^0$ 分布的 CFAR 检测算法

# 1.1 $G^{0}$ 分布的参数估计

对于 SAR 强度(幅度的平方)图像,  $G_I^0$  分布的表达式为<sup>[3]</sup>:

$$G_{I}^{0}(\alpha, \gamma, n) = \frac{n^{n} \Gamma(n-\alpha) I^{n-1}}{\gamma^{\alpha} \Gamma(n) \Gamma(-\alpha) (\gamma + nI)^{n-\alpha}}, \quad -\alpha, \gamma, n, I > 0$$

$$(1)$$

其中, *I* 为像素的强度值, *n* 为等效视数, 可通过 SAR 图像的先验知识获得;  $\alpha$  为形状参数, Y 为尺度参数, 它们为待估计的分布参数。由于  $G^0$  分布的表达式比较复杂, 若采用精度较高的最大似然估计 (MLE) 方法, 将得不到参数的解析表达式, 而且数值求解非常复杂, 不能满足实际应用需求。为提高计算效率, 本文采用矩估计方法完成参数的估计, 估计结果为<sup>66</sup>:

$$\hat{\alpha} = \min\left[-2, -1 - \frac{n\lambda}{n\lambda - (n+1)\hat{\mu}^2}\right], \quad \hat{\gamma} = (-\hat{\alpha} - 1)\hat{\mu}$$
(2)

其中,  $\hat{\mu}$ 和  $\hat{\lambda}$ 分别为样本均值和样本平方均值。另外, 考虑到  $G^{0}$  分布 1、2 阶矩存在的条件,  $\hat{\alpha}$ 的取值限定为:  $\alpha < -2$ 。

1.2 检测阈值求解

给定虚警率  $P_{fa}$ ,则对应的局部 CFAR 检测阈值  $T_l$ 可由下式获得: 1–  $P_{fa} = \int_0^{t_l} f(I) dI$ 。对于  $G_l^0$ 分布,上述积分得不到解析表达式,因而无法求解  $T_l$ 的真实值,为此,本文提出如下二分法求解。记 $F(T_l) = \int_0^{t_l} f(I) dI$ ,则有:

(1) 初始化: 令强度最小值  $a = \min(I)$ , 最大值  $b = \max(I)$ , 循环变量 n = 0, 并给定最大循环次数 N 及逼近精度  $\varepsilon$ ;

(2) 令  $\xi = \frac{a+b}{2}$ , 通过数值积分计算  $F(\xi)$ , 若  $|F(\xi) - (1 - P_{fa})| \leq \varepsilon$ , 转入第(4) 步; 否则执行第 (3) 步;

(3) 若 n < N,执行第(4)步;否则,当  $F(\xi) < 1 - P_{fa}$ 时,令  $a = \xi$ ,当  $F(\xi) > 1 - P_{fa}$ 时,令  $b = \xi$ ,转入第(2)步;

(4) 令*T*<sub>l</sub>= ξ,退出。

# 1.3 检测算法流程

求得检测阈值  $\hat{T}_{l}$  后, 对于 CFAR 检测滑窗内的测试像素 x, 若其灰度值大于等于  $\hat{T}_{l}$ , 则判定为目标 点, 否则判定为背景点, 从而得到当前像素点的检测结果。然后, 将检测滑窗向后(或向下)移动一个像 素, 重复执行参数估计、阈值求取和统计判决三个步骤, 得到下一个像素点的检测结果。如此遍历全图, 便完成整幅图像的检测。整个检测算法的具体流程如图 1 所示。其中, 图像预处理是指将原始图像转 换为强度图像, 并对其取值范围作归一化处理。后续处理的作用则是剔除小的虚警区域, 因为经 CFAR 检测得到的结果, 一般会含有较多的孤立区域, 需要加以剔除。



图 1 CFAR 检测算法流程 Fig. 1 Flowchart of the CFAR detection algorithm

## 2 进一步提高效率的方法

#### 2.1 目标区域预筛选

若直接对全图进行 CFAR 检测, 会产生大量不必要的计算, 严重消耗计算资源。为降低计算量, 本 文采用全局阈值处理获得候选目标区域, 仅对此区域内的像素点作 CFAR 检测。

全局阈值处理法选择阈值的原则是, 从右至左依次累计灰度直方图, 直到该累计值大于或等于目标 所占面积, 此时的灰度级即为所求的阈值。实际处理时, 考虑到 SAR 图像的灰度级别整体偏低, 且目标 占据的比例较小, 一般依据背景从左至右累计直方图。设 SAR 图像强度图的总灰度级别为 *L*, 总像素 个数为 *n*, 第 *k* 级灰度的像素个数为 *n*<sub>k</sub>, 则第 *k* 级灰度的归一化直方图为: *p*(*k*) = *n*<sub>k</sub>/*n*(*k*= 0, 1, 2, ..., *L*-1)。又设 *T*<sub>g</sub> 为直方图级别阈值, 目标区在整幅图像中所占的比率为  $\varphi$ , 则可由下式确定出 *T*<sub>g</sub>:  $\sum_{k=1}^{T_g} p(k) = 1- \varphi$ 。求得 *T*<sub>g</sub> 后, 遍历图像, 对幅度大于 *T*<sub>g</sub> 的像素赋值为 1, 小于 *T*<sub>g</sub> 的像素赋值为 0, 生成

图像的索引矩阵,索引矩阵中为1的区域即为候选目标区域。因为候选目标区域不能泄漏目标点,故目 标比率 φ的取值应适当增大。

2.2 参数估计的迭代计算

在使用(2)式估计分布参数时,由于杂波所处的背 景区滑窗的尺寸较大,导致滑窗的样本均值<sup>1</sup>和样本平 方均值<sup>1</sup>\注算量偏大,限制了算法的实用性。事实上,当 滑窗对图像遍历时,滑窗向右或向下平移一个像素,相 邻的两个测试像素对应的滑窗背景区像素大量重合,以 滑窗向右平移为例,如图 2 所示,设滑窗警戒区的高为  $H_s$ ,背景区的高为 $H_b$ ,背景区像素总数为 $N_b$ ,左右相邻 的两个目标区测试像素分别为 $I_l$ 和 $I_r$ ,则 $I_r$ 的滑窗背 景区相对于 $I_l$ 的滑窗背景区,其发生的像素变化情况 为: $I_l$ 滑窗最左侧的 $H_b$ + $H_g$ 个像素被迁出, $I_r$ 滑窗最右 侧的 $H_b$ + $H_g$ 个像素被迁入,而 $N_b$ - $2(H_b$ + $H_g)$ 个像素 未发生任何变化,可直接用于 $I_r$ 滑窗的样本统计量计 算。对左右相邻的两个像素 $I_l$ 和 $I_r$ ,分别记其滑窗背景 区的样本均值为 $h_s$ , $h_s$ ,样本平方均值为 $\lambda$ , $\lambda$ ,迁入和迂



图 2 水平方向移动一个像素时滑窗变化示意图 Fig. 2 Change of the window in the horizontal direction

区的样本均值为 $\hat{\mu}_{s}, \hat{\mu}_{s},$ 样本平方均值为 $\hat{\lambda}_{s}, \hat{\lambda}_{s},$ 迁入和迁出的像素分别为 $I_{i}^{t}, I_{i}^{t}(i=1,2,...,H_{b}+H_{g}),$ 则有如下关系式:

$$\hat{\mu}_{r} = \hat{\mu}_{l} + \frac{\sum_{i=1}^{H_{b}+H_{g}} I_{i}^{r} - \sum_{i=1}^{H_{b}+H_{g}} I_{i}^{l}}{N_{b}}, \quad \hat{\lambda} = \hat{\lambda} + \frac{\sum_{i=1}^{H_{b}+H_{g}} (I_{i}^{r})^{2} - \sum_{i=1}^{H_{b}+H_{g}} (I_{i}^{l})^{2}}{N_{b}}$$
(3)

类似地,还可给出垂直方向移动时的递推表达式,在此不再赘述。通过(3)式,除目标区域的第一个 测试像素外,所有的相邻测试像素的右边或下方测试像素的强度均值和强度平方均值均可根据左边或 上方测试像素的强度均值和强度平方均值计算得到,从而较大地节省了计算量。

3 实验结果与分析

#### 3.1 实验数据

本文使用中科院电子所 X 波段机载实测 SAR 图像检验算法性能。图像场景为北京某一地区,分辨 率为 0.5m × 0.5m, 图幅为 890 像素 × 560 像素, 等效视数为 1, 如图 3(a) 所示。该图左侧为跑道, 右下侧 为草地, 右上侧为跑道、水泥墩、草地和树林的交错分布区。编号为 1~9 的车辆目标位于场景中。其 中,目标1、3、8和9位于杂波边缘,目标4、5和6相距较近。场景内容丰富,足以检验CFAR检测算法的性能。为了检验算法在多视情形下的性能,还对原始图像做邻域平均处理,得到一幅等效视数为3.8的多视图像,如图3(b)所示。



图 3 实验 SAR 图像 Fig. 3 Experimental SAR images

## 3.2 实验结果

在 CPU 为 Pentium 富1.8CHz, 内存为 1GB 的硬件环境下, 采用 MATLAB 代码实现算法。综合考虑 分辨率和目标的尺寸,本文采用正方形滑窗实现检测, 边长为60 像素, 警戒区边长为40 像素, 理论虚警 率为: *P<sub>fa</sub>*= 0.001。对单视图像得到的检测结果如图 4(a) 所示, 经面积筛选后得到的结果如图 4(b) 所 示, 图中9 个目标全部正确检测并分离出来。对多视图像得到的检测结果图 4(c) 所示, 经虚警区域剔除 后的结果如图 4(d) 所示, 同样, 所有目标都被正确检测并分离出来。









(a) 单视检测结果

图 4 文中算法的 CFAR 检测结果

Fig. 4 CFAR detection results of the proposed algorithm

## 3.3 与其他算法的比较

为说明本文方法的有效性,将其与基于高斯分布的经典双参数 CFAR 检测算法<sup>[1]</sup> 以及基于 <sup>β</sup> 分布 的 Salazar 算法<sup>[4]</sup> 进行比较。选取经典双参数 CFAR 检测算法的理由是,该方法简单,应用范围广,是目 前最为成熟的 CFAR 检测算法;选取 Salazar 算法的原因在于,该方法参数估计简单,且对单视 SAR 图像 的建模能力强大,是目前性能较好的 CFAR 检测算法。

两种算法对视图像得到的检测结果如图 5 和图 6 所示。由实验结果可以看出,对于经典双参数 CFAR 检测算法,无论在单视还是在多视情形下,高斯分布对杂波建模均出现失配,从而带来较大的 CFAR 损失,导致检测性能不佳。就 Salazar 算法而言,在单视情况下,其性能与文中算法相当。考虑到 单视情况下,  $G_0$  分布退化为 <sup> $\beta$ </sup> 分布,二者的建模能力一致,因此得到相似的结果就不足为奇了。因 <sup> $\beta$ </sup> 分布不适用于多视图像,故 Salazar 算法在多视情形下,性能恶化。







(a) 经典 CFAR 算法检测结果 (b) 对 (a) 图作虚警区域刷除后的结果

(c) Salazar 箅法检测结果

(d) 对(c)图作虚警区域剔除后的结果

图 5 两种算法对单视图像的检测结果 Fig. 5 Detection results of two algorithms in the single look case









(a) 经典 CFAR 算法检测结果 (b) 对 (b) 图作虚警区域剔除后的结果

(c) Salazar 算法检测结果

(d) 对 (c) 图作虚警区域删除后的结果

### 图 6 两种算法对多视图像的检测结果

Fig. 6 Detection results of two algorithms in the multi-look case

三种检测算法的各项性能指标比较如表 1 所示。从检测目标个数来看, 三种算法均不存在漏检; 从 虚警个数来看, 经典双参数 CFAR 检测算法和 Salazar 算法均存在虚警, 而文中算法有效地剔除了虚警; 从运行时间来看, 经典双参数 CFAR 检测算法和 Salazar 算法比较耗时; 文中算法运行高效, 仅用时 5.6760s。

表 1 三种 CFAR 检测算法的性能比较(理论虚警率= 0.001)

Tab. 1 Performance comparison of three CFAR detection algorithms (theoretical false alarming rate= 0.001)

	总目标个数	检测目标个数		虚警个数		
		单视	多视	单视	多视	)(s)
本文方法	9	9	9	0	0	5. 67
经典双参数 CFAR	9	9	9	6	13	70.89
Salazar 算法	9	9	9	0	2	84.82

## 4 结论

采用对 SAR 图像建模能力很强的 G<sup>0</sup> 分布对杂波建模, 进而实现 CFAR 检测。通过采用矩估计法和 二分法分别实现 G<sup>0</sup> 分布的参数估计和 CFAR 检测阈值的求取, 避免了其参数估计复杂、阈值表达式难 以获得的缺点。通过目标区域预筛选和迭代计算等手段降低 CFAR 测试及参数估计的计算量, 较好地 兼顾了检测性能和计算效率两方面的要求。实验结果验证了该方法的有效性。

# 参考文献:

- [1] 李禹,王世,计科峰,等.一种新的高分辨率 SAR 图像目标自动鉴别方法[J].国防科技大学学报,2007,29(3):81-84.
- [2] Novak L M, Halversen S D. Effects of Polarization and Resolution on SAR ATR[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102–115.
- [3] Kultikkad S, Chellappa R. Non-Gaussian CFAR Techniques for Target Detection in High Resolution SAR Images[C]//IEEE International Conference in Image Processing, 1995: 910- 914.
- [4] Salazar J S, Hush D R. Statistical Modeling of Target and Clutter in Single-look Non-polarimetric SAR Imagery [C]// Proceedings of IASTED International Conf. on Signal and Image Processing, 1998: 272-276.
- [5] Frey A C, et al. A Model for Extremely Heterogeneous Clutter [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648– 659.
- [6] 高贵. SAR 图像目标 ROI 自动获取技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2007.