

SAR 图像局部自适应 ACCA-CFAR 检测算法

张亮 李禹 计科峰 粟毅
(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 该文在ACCA-CFAR(Automatic Censored Cell Averaging-CFAR)的基础上提出了一种以K分布对SAR图像杂波建模的局部自适应ACCA-CFAR目标检测算法。该算法首先估计局部窗口的K分布参数,然后根据参数确定局部ODV(Ordered Data Variability)门限,进而完成背景像素筛选,最后做出检测判决。文中证明了ODV门限与局部统计模型的参数有关,给出了采用局部自适应门限的理论依据。该文以海面舰船SAR图像为例,证明该算法在海面杂波背景中具有较少的虚警,可以完整地检测出舰船目标,保留更精细的结构特征。

关键词: 合成孔径雷达; 舰船检测; K分布; 恒虚警率

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0160-04

ACCA-CFAR Detection with Local Adaptive Threshold

Zhang Liang Li Yu Ji Ke-feng Su Yi

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A modified ACCA-CFAR method with local adaptive threshold is proposed for SAR image detection based on ACCA-CFAR in this paper, in which the K-distribution is used to describe the clutter. First the parameter of K-distribution is estimated, secondly, the local ODV (Ordered Data Variability) threshold is determined and the background pixels are selected, finally the detection is made. The paper also proves that the ODV threshold is related with the parameter of the local statistical model. Finally, the algorithm is applied to SAR image of ship, and the result indicates that there are fewer false alarms in the new algorithm, and the whole ship targets are detected with more structure details.

Key words: SAR (Synthetic Aperture Radar); Ship detection; K-Distribution; CFAR (Const False Alarm Ratio)

1 引言

SAR图像目标检测既可以是SAR图像后处理中一个重要的中间环节,也可以作为输出产品,涉及的应用包括:有用图像筛选、土地和城市资源监测、战场侦察与监视等等。SAR图像目标检测性能的改进主要从两方面入手,一是更精确地对背景建模,二是提高算法在非均匀背景情况下的检测性能^[1]。

为了精确地对背景建模,人们提出了指数分布、正态分布、瑞利分布、对数正态分布、韦布尔分布、Rician分布和K分布等不同的概率分布模型。为了提高算法在非均匀背景情况下的检测性能,提出了诸多检测算法如CA-CFAR在均匀杂波环境下检测效果很好,但在非均匀背景情况下性能较差;对于存在杂波干扰的非均匀背景,为改善其检测性能提出了GO, SO, OS, TM等一系列算法,但这些算法都缺乏普适性。为了提高算法的普适性,Smith和Varshney从自适应地选择算法的角度出发,在不同的杂波背景情况下选择相应的最佳检测算法,提出了VI-CFAR (Variability Index-CFAR)^[2],可以根据VI假设检验动态地选择CA、SO、GO

等算法。该算法是把参考窗口分割成两半,然后根据VI和均值假设确定门限,对半窗内杂波均匀与否无法做出判断,使检测效果受到影响。Farrouki和Barkat从自适应地选择参考像素集合的角度出发,结合CA-CFAR在均匀杂波背景下良好的检测性能,提出了基于有序数据变化统计量(Ordered Data Variability, ODV)的自动筛选单元平均(Automatic Censored Cell Averaging, ACCA)算法^[3],根据ODV动态选择均匀的参考像素集合,实验结果显示,ACCA-ODV检测器在半窗内出现杂波边缘和干扰目标的情况下,检测性能优于VI-CFAR。

然而,ACCA-CFAR采用指数分布对SAR图像背景建模,这在一定程度上限制了算法的适用范围,尤其对高分辨率SAR图像,更适合用K分布拟合其分布特性。在诸多分布模型中K分布可以在很宽的范围内很好地与观测的杂波数据的幅度分布相匹配,被广泛地应用于陆地杂波和海面杂波的建模^[1]。所以,本文采用K分布对背景建模。ACCA-CFAR对ODV的假设检验采用全局门限,然而实际SAR图像并非均匀的,因此本文借鉴滑动窗的思想,采用局部自适应的ODV门限,文中关于ODV门限与局部统计模型参数之间关系的证明也给出了采用局部ODV门限的理论依据。算法首先

估计每个参考窗口的K分布参数,然后根据K分布参数确定局部ODV门限,完成均匀像素筛选,进而完成检测判决。由于在K分布模型下ODV门限没有解析解,同时为了提高算法速度,故使用不同参数的K分布仿真数据,采用蒙特卡洛仿真方法离线计算与各个参数对应的ODV门限,然后在进行舰船目标检测时查表得到。

本文第2节简要介绍ACCA-CFAR,第3节给出了ODV门限与局部统计模型参数有关的详细证明,说明本文算法采用局部自适应门限的合理性,第4节介绍本算法的主要流程,第5节介绍了算法的相关仿真实验和对实测数据的检测结果,最后给出了结论。

2 采用指数模型的全局ODV门限ACCA-CFAR

2.1 ODV的数学描述

ACCA-CFAR检测方法基于一个二阶统计量,它是样本序列的均值和方差的函数。设样本序列为 $\{X_i, i=1,2,\dots,N\}$,则VI定义为^[2]

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \frac{(X_i - \hat{\mu})^2}{(\hat{\mu})^2} \quad (1)$$

一般利用简化的 VI^* 来替代VI,定义为^[2,4]

$$VI^* = N \sum_{i=1}^N (X_i)^2 \left/ \left(\sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \right. \quad (2)$$

由序列 $\{X_i\}$ 构建长度为 $P+1$ 的新序列组合 $E_x = \{X_1, X_2, \dots, X_P, x\}$, $x = X_{N-k}, 0 \leq k \leq N-P-1$ 。序列 E_x 的可变索引 $V(x)$ 定义为

$$V(x) = \frac{\sigma_P + x^2}{(\mu_P + x)^2} \quad (3)$$

式中 $\mu_P = \sum_{i=1}^P X_i$, $\sigma_P = \sum_{i=1}^P X_i^2$ 。在区间 $[X_{P+1}, X_N]$ 上, $V(x)$

随着 x 的增大而增大。由于 $x = X_{N-k}, 0 \leq k \leq N-P-1$,定义序列 $\{V_k\}$ 为

$$\{V_k = V(x)|_{x=X_{N-k}}, k=0,1,\dots,N-P-1\} \quad (4)$$

由于当 $x \geq X_{P+1}$ 时 $V(x)$ 是增函数,则序列统计量 V_k 满足:

$$V_{N-p-1} \leq V_{N-p-2} \leq \dots \leq V_1 \leq V_0 \quad (5)$$

2.2 参考像素自动筛选及目标检测

筛选参考像素的流程如图1所示。首先将参考像素 $\{X_i, i=1,2,\dots,N\}$ 升序排列,即满足 $0 < X_1 \leq X_2 \leq \dots \leq X_N$,然后从该序列的最大像素值 X_N 开始,计算其可变索引 $V_0 = V(x)|_{x=X_{N-0}}$,与设定的门限 S_0 进行比较,小于门限则判定序列中像素值小于该像素的所有参考像素作为均匀背景的估计,这是由于 $V_{N-p-1} \leq V_{N-p-2} \leq \dots \leq V_1 \leq V_0$,大于门限则判定该像素为干扰像素,将其排除,继续对该像素的前一个像素 X_{N-1} 进行上述假设检验,直到找到了小于判决门限的像素,或序列中只剩下 P ($P > N_{\min} = 12$ ^[2])个参考像素。筛选出均匀像素集之后则可以估计杂波,然后进行目标检测。上述筛选中所需的ODV门限 S_k 是在指数模型下通过蒙特卡罗方法得到的全局门限。

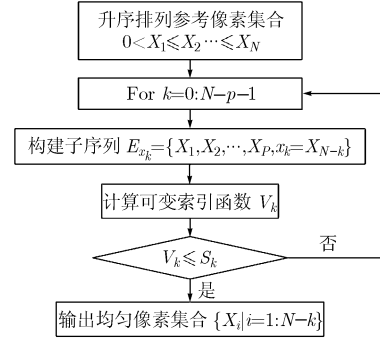


图1 参考像素自动筛选流程图

3 ODV门限与局部统计特性的关系

使用基于ODV的像素筛选时需要确定门限 S_k ,为了保证筛选的正确率,定义第 k 次判决的错误判决概率 P_{FC} 为

$$P_{FC} = \Pr(V_k > S_k | E_{x=X_{N-k}} \text{ 均匀背景}) \quad (6)$$

海杂波SAR图像数据满足K分布,CFAR参考窗内的SAR数据组为 $\{y_i, i=1,2,\dots,N\}$,其概率密度函数为

$$p_{y_0}(y) = \frac{2}{y\Gamma(v)\Gamma(L)} \left(\frac{Lvy}{u} \right)^{\frac{L+v}{2}} K_{v-L} \left(2\sqrt{\frac{Lvy}{u}} \right) \quad (7)$$

式中 u 为均值, v 为形状参数, L 是SAR图像视数, Γ 为Gamma函数, K_{v-L} 为 $v-L$ 阶修正的贝塞尔函数。

$P_y(y)$ 是 $\{y_i\}$ 的分布函数。由前面 $V(x)$ 的定义可知, $\{X_i, i=1,2,\dots,N\}$ 是 $\{y_i\}$ 的升序排列,其中 $\{X_i\}$ 序列中任一位置 $j \in (1, N)$ 元素的概率密度函数^[5]为

$$p_x(x) = j C_N^j [1 - P_y(x)]^{j-1} [P_y(x)]^{N-j} p_y(x) \quad (8)$$

由 E_x 可知, $x = X_{N-k}, 0 \leq k \leq N-P-1$,则 $j = N-k$ 。

设 $V(x)$ 的逆函数为 $h(x)$,可得到 V_k 的概率密度函数:

$$p_v(v) = p_x[h(v)]h'(v) \quad (9)$$

筛选判决的阈值 S_k 由设定的虚警概率的计算得到:

$$P_{FC} = \int_{S_k}^{+\infty} p_v(v)dv = \int_{S_k}^{+\infty} p_x[h(v)]h'(v)dv \quad (10)$$

将式(8)代入式(10),可得

$$P_{FC} = \int_{S_k}^{+\infty} j C_N^j [1 - P_y(h(v))]^{j-1} [P_y(h(v))]^{N-j} p_y(h(v))h'(v)dv \quad (11)$$

由式(11)可见ODV门限 S_k 与K分布的均值 u 和形状参数 v 有关。实际上,该结论具有一般性,对于描述SAR图像统计特性的各种分布模型,都需要利用图像数据通过参数估计确定其概率密度函数的参量,而不同的局部图像数据所估计的概率密度函数参量一般不同,尤其在非均匀背景的情况下,这说明ODV门限与SAR图像的各种局部统计模型的参数有关,所以本文采用局部自适应的ODV门限。由式(11)也可以看出 S_k 没有解析解,因此本文采用蒙特卡罗仿真的方法得到。

4 局部自适应ACCA-CFAR

设 X_0 为待检测像素,根据滑动窗的概念,在其四周定

义保护窗和背景窗，背景窗内的像素 $\{y_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 作为候选参考像素集。对于每个待检测像素，算法主要包括以下6个步骤：

(1)估计参考窗内的K分布参数 u 和 v 均值 u 的估计为

$$u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (12)$$

形状参数 v 采用Oliver提出的 U 估计器^[6]：

$$\hat{U}_i = \ln(y_i^2) - \log(y_i^2) \quad (13)$$

$$U = E[\hat{U}] = \phi^0(v) - \ln(v) - \gamma \quad (14)$$

其中 $\phi^0(v)$ 是双 gamma 函数， γ 是欧拉常数， $\gamma = 0.57721$ 。

(2)根据 u ， v 和给定的 P_{FC} 查表确定 S_k 。由于ODV门限 S_k 的仿真需要较多时间，所以本文采用离线计算的方法获取ODV门限，然后在线查表使用。离线计算的方法是，首先通过零记忆非线性变换(Zero Memory Nonlinearity, ZMNL)方法仿真得到不同参数的K分布数据^[7]，然后利用这些数据通过蒙特卡洛仿真方法计算对应的ODV门限 S_k 。

(3)根据 S_k 按照原算法的筛选流程筛选出均匀像素集合 $\{X_i | i = 1: N - k\}$ ；

(4)计算检验统计量 $z = \sum_{i=1}^{N-k} X_i$ ；

(5)根据虚警概率 P_{fa} 确定系数 T_k ；

(6)比较 X_0 和 $T_k \cdot z$ 做出检验判决。

图2给出了局部自适应ACCA-CFAR检测算法的流程。

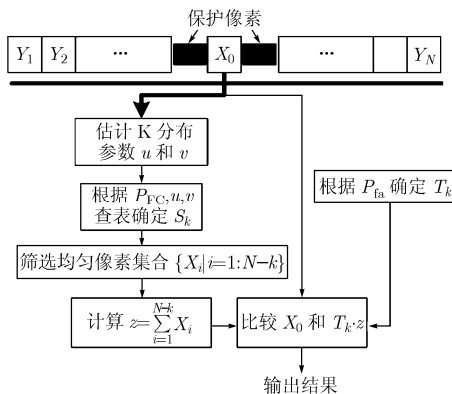


图2 局部自适应门限ACCA-CFAR检测流程图

5 实验结果及分析

本文的实验采用某遥感卫星的海洋SAR图像数据。图3是对一幅均匀海杂波图像的幅度分布分别用指数分布和K分布进行拟合的结果，可以明显看出K分布更符合实际的海杂波分布特性，更能准确地模拟海杂波的幅度分布特性，准确地反映了海杂波分布的长拖尾现象。

图4(a)，图4(b)显示了在不同参数的K分布情况，ODV门限 $S_k(1)$ 和 $S_k(4)$ 与 P_{FC} 的关系曲线。图4(c)，图4(d)显示了相同参数K分布情况下不同的ODV门限与 P_{FC} 的关系曲线。

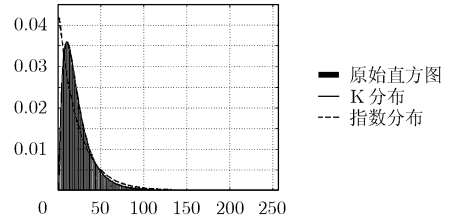


图3 指数分布与K分布拟合结果

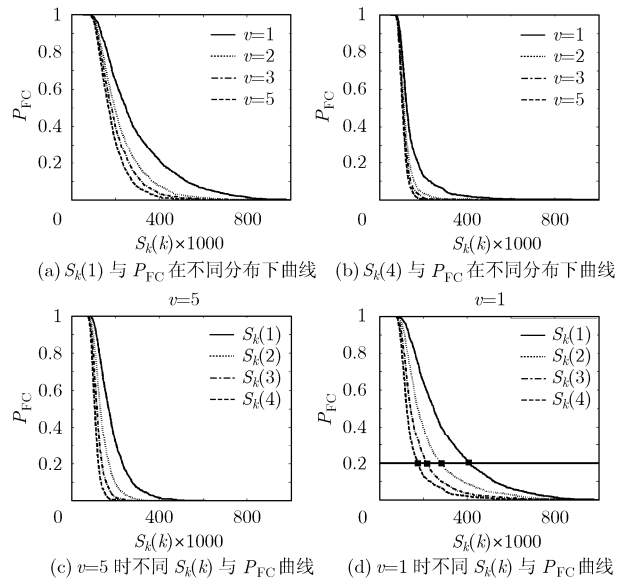


图4 ODV门限仿真结果

由图4(a)，图4(b)可以看出，随着K分布形状参数的增加，门限 S_k 减小，这表明本文采用局部自适应门限是必要的，也与前面的理论推导相一致。同时也可以看出，对于给定的可变性索引 V_k ，随着ODV门限 S_k 的增加， P_{FC} 显著减小，即检测均匀杂波的概率显著增加，然而，当杂波非均匀时，错误地判决为均匀杂波的概率也会增加，选择 S_k 的标准是使得每一步判决中错误判决概率 P_{FC} 都保持一个较小的值，因此，使每一步判决的 P_{FC} 都等于设定值。由图4(d)可知，对于给定的 P_{FC} ，可以从仿真数据中得到不同 V_k 的判决门限 S_k (图中方点处横坐标即为不同 V_k 对应的门限 S_k)，而且满足 $S_0 > S_1 > \dots > S_{N-p-1}$ ，这与理论推导一致。

图5(a)为实测舰船SAR图像，大小为 84×189 像素。分别利用基于指数分布的ACCA-CFAR和基于K分布局部自适应ACCA-CFAR进行检测，检测及鉴别结果如图5(b)和图5(c)所示。实验中，针对本文数据参考窗为 7×7 ，保护窗为 5×5 ，两种算法采用相同的参考窗，设定相同的虚警概率。最后为使检测结果更直观，并且尽量保留已检测目标的信息，对检测结果统一做相同的鉴别处理，鉴别特征为目标的目标的区域面积。

采用指数分布的ACCA-CFAR检测出的目标存在一定程度的像素丢失，使检测的目标区域面积变小，如图5(b)所示目标发生断裂。而本文方法检测出的目标较为完整，给出

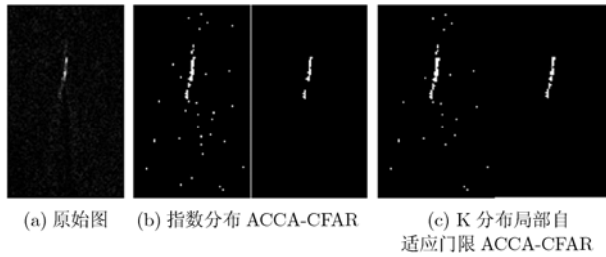


图5 实测图像检测结果

了目标更精细的结构信息,如图5(c)所示。这可以给下一步的鉴别提供更多的信息。

对于本文的SAR图像数据,指数分布并不能准确地反应其幅度分布特性,而本算法采用的K分布能够准确地拟合其幅度分布,所以本文算法通过虚警概率可以更准确地确定 T_k , 进一步提高检测性能。

由于各种海洋现象和舰船尾迹的影响,目标的背景区域是非均匀的,背景像素灰度值有较大的起伏,所以不同参考窗内的局部统计特性不同。由于ODV门限与局部统计特性相关,所以原算法采用全局门限并不适应局部统计特性的变化,导致检测性能有一定的下降。本文方法根据局部统计特性确定ODV门限,可以很好地去除杂波和干扰,筛选出均匀像素,进而准确地估计杂波背景,从而提高检测性能。

6 结束语

准确地对SAR图像背景建模,提高算法在非均匀背景情况下的检测性能是SAR图像目标检测的关键。理论上本文算法适用于任何可以用K分布描述杂波背景的目标检测问题。K分布可以很好地描述观测的海杂波和草地杂波等高分辨率SAR图像数据的幅度分布,准确地反映其长拖尾效应,因此,本文算法也可以用于草地背景下高分辨率SAR图像目标检测。理论和仿真实验都证明了ODV的门限与局部统计的参数有关,因此采用局部自适应的ODV门限能更准确地筛选出局部的均匀像素集合,去除待检测单元参考窗内的强杂波像素和干扰目标像素,输出参考窗内的最佳背景像素集合,以此

更精确地估计SAR图像背景杂波,从而提高算法在非均匀背景情况下的检测性能。实验也证明本文算法可以检测出比原算法更精细的结构特征,有利于进一步的鉴别。

参考文献

- [1] Oliver C and Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images. Artech House, Boston, London, 1998: 294-296.
- [2] Smith M E and Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(3): 837-847.
- [3] Farrouki A and Barkat M. Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments. *IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(1): 43-51.
- [4] Zhao Juan, Tao Ran, and Wang Yue. A new CFAR detector based on ordered data variability. *Proceeding of International Conference on Innovative Computing, Information and Control(ICICIC'06)*, China, 2006: 628-631.
- [5] Hou Xiuying, Norihiko Morinaga, and Toshihiko Namekawa. Direct evaluation of radar detection probabilities. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23(4): 418-423.
- [6] Oliver C J. Optimum texture estimators for SAR clutter. *J. Phys. D: Appl. Phys.*, 1993, 26: 1824-1835.
- [7] Marier L J Jr. Correlated K-distributed clutter generation for radar detection and track. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(2): 568-580.

张 亮: 男, 1983 年生, 硕士, 研究方向为 SAR 图像目标检测与特征提取.

李 禹: 男, 1975 年生, 博士, 研究方向为遥感信息处理、SAR 图像理解.

计科峰: 男, 1974 年生, 副教授, 研究方向为遥感信息处理、SAR 图像理解.

粟 毅: 男, 1961 年生, 教授, 研究方向为雷达成像探测、超宽带雷达目标特性、遥感信息处理.