

基于模糊 CFAR 的 SAR 图像非均匀背景 目标检测算法

徐 晶, 张 弓

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘 要: CFAR 是目前应用最为广泛且实时有效的 SAR 图像目标检测算法, 在非均匀背景情况下, 一般的 CFAR 检测都会存在大量虚警。引入模糊逻辑的概念, 提出了一种非均匀背景的 SAR 图像模糊 CFAR 目标检测算法。基于 Weibull 分布, 分别推导出模糊 CA-CFAR 和模糊 OS-CFAR 的隶属函数, 并根据相应的模糊融合准则进行融合处理, 得到模糊 CFAR 检测器的中心门限。仿真结果表明, 模糊 CFAR 检测算法在非均匀背景的 SAR 图像目标检测中, 具有较高的检测概率, 且虚警少, 具备一定的实用价值。

关键词: 恒虚警检测; 模糊逻辑; 单元平均; 有序统计; 模糊融合

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2011)07-1612-06

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2011.07.026

A Fuzzy CFAR-Based Target Detection Algorithm for SAR Images under Non-Homogenous Background

XU Jing, ZHANG Gong

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: CFAR is an available and widespread used algorithm in target detection in SAR images, but it may produce a large number of false alarms under non-homogenous background. A fuzzy CFAR algorithm is proposed for target detection of SAR images under non-homogenous background. Based on Weibull distribution, the membership functions of fuzzy CA-CFAR and fuzzy OS-CFAR are obtained and combined via fuzzy fusion rules to produce a threshold of fusion centre. The simulation results show a great improvement to efficiency of the proposed algorithm without decreasing detection performance under the non-homogenous background.

Key words: CFAR detection; Fuzzy rules; Cell average; Order statistics; Fuzzy data fusion

0 引 言

SAR (Synthetic Aperture Radar, 合成孔径雷达) 因其具有全天时、全天候、穿透能力强等显著优点而受到广泛关注与应用。如今, 针对 SAR 图像的解译技术发展需求迫切, 而其中 SAR ATR (Automatic Target Recognition, 自动目标识别) 已成为当前研究的热门课题^[1]。典型的 SAR 图像 ATR 系统主要分为 3 个阶段: 目标检测、目标鉴别, 以及目标分类^[2-3]。目标检测作为 ATR 系统的第一步骤, 也是

其中的基础和关键环节, 其检测性能与效果的优劣直接影响并作用于后续鉴别与识别阶段的负载轻重和效率高低。

至目前, 已经发展出了很多针对 SAR 图像的目标检测算法。其中, CFAR (Constant False Alarm Rate) 检测算法以其简单、快速、实时性强的特点而被广泛应用于 SAR 图像目标检测中^[4], 如经典的双参数 CFAR 检测算法。常用的 CFAR 检测算法多是基于背景杂波分布统计模型, 分别有均匀类的高斯分布、瑞利分布、指数分布, 以及非均匀类的对数正

态分布、Weibull 分布、K 分布等^[5-7]。其中,与对数正态分布相比,Weibull 分布模型能在很宽的条件范围内很好地与实测数据相匹配,并且,当 Weibull 分布的形状参数选取特定的值时,它可退化为瑞利分布和指数分布。一般情况下,对于 SAR 图像非均匀陆地背景而言,Weibull 分布相较于其它分布,能更好地与杂波背景匹配。

常规的 CFAR 检测器有均值类的 CA-CFAR 和有序统计类的 OS-CFAR。CA-CFAR 在均匀背景杂波情况下,其检测性能堪称完美,但在杂波边缘和多目标的环境下,其性能就严重下降了,造成较大的虚警;而 OS-CFAR 针对杂波边缘及多目标环境具有较强的抗干扰能力,但同时却在均匀背景检测时引入了一定的虚警损失。为改善检测系统的检测性能,文献[8-10]将模糊理论引入 CFAR 分布式信号检测系统,文献[11-12]则在高斯杂波模型下根据模糊融合准则将模糊 CA-CFAR 和模糊 OS-CFAR 在虚警空间中进行融合,并应用于分布式检测系统中,这为传统的 CFAR 检测提供了一个新思路。然而,由于在实际 SAR 图像中,背景杂波比较复杂,且多为非均匀背景情况,大多不能与某特定背景杂波模型很好吻合,而选用某种单一的检测器很可能使实际检测产生较大的虚警率,而使检测性能严重下降。针对上述问题,本文将模糊逻辑引入了 CFAR 检测中,提出了一种在 Weibull 背景分布下利用模糊隶属函数将 CA-CFAR 与 OS-CFAR 进行有效融合的非均匀背景 SAR 图像目标检测方法。

本文首先将着重研究并推导针对 CA-CFAR 与 OS-CFAR 的模糊隶属函数,然后分析不同模糊融合准则下的融合处理,实现模糊 CFAR 检测。通过仿真实验,分析比较其与 CA-CFAR 中的双参数 CFAR 和 OS-CFAR 检测算法的检测性能。

1 模糊 CFAR

1.1 模糊检测引入

CFAR 检测是目前应用最广泛的目标检测算法,其由事先设定好的恒定虚警概率,根据杂波的统计特性求取检测阈值 T 后,进行异常值检测。在 SAR 图像中,其检测规则为:

$$\begin{cases} x_0 \geq T(x_1, x_2, \dots, x_N) & \text{目标} \\ x_0 < T(x_1, x_2, \dots, x_N) & \text{背景} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_0 为当前检测像素点, $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 为参考单元样本数据,阈值 T 是关于 $\{x_i, i = 1, 2, \dots,$

$N\}$ 的多元函数。由此看出,CFAR 普遍应用二值判决检测,其函数表示可为:

$$\begin{aligned} \mu_0(x_0, x_1, x_2, \dots, x_N) \\ = \begin{cases} 1 & x_0 \geq T(x_1, x_2, \dots, x_N) \\ 0 & x_0 < T(x_1, x_2, \dots, x_N) \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

事实上,该检测结果只产生了 0、1 两种值,而丢失了大量可利用信息,不利于进一步的融合检测。为了更有效利用检测信息,我们将模糊逻辑引入 CFAR 检测中,通过定义隶属函数,将检测点映射到一个值在 0 至 1 间的隶属空间中,从而使基于隶属度的 CA-CFAR 与 OS-CFAR 融合得到更精确检测结果。

用于描述非均匀背景的 Weibull 分布的随机变量 X 的概率密度函数为:

$$f_X(x) = \frac{C}{B} \left(\frac{x}{B}\right)^{C-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{B}\right)^C\right), x \geq 0 \quad (3)$$

其中, B 是尺度参数, C 是形状参数。一般 $0 < C \leq 2$ 。当 $C = 1$ 时, Weibull 分布退化为指数分布;当 $C = 2$ 时, Weibull 分布退化为瑞利分布。在参数 C 一定的情况下, CFAR 检测器的自适应阈值^[13]

$$T = \hat{B}\alpha \quad (4)$$

其中, \hat{B} 为由参考单元样本 $\{X_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 和参数 C 所得的估计参数变量, α 是与参数 C 和参考单元样本个数 N 及所设定的虚警概率 P_{fa} 有关的系数。由此,式(2)可等效为:

$$\mu_0(x_0, x_1, x_2, \dots, x_N) = \begin{cases} 1, & \frac{x_0}{\hat{B}_0} \geq \alpha \\ 0, & \frac{x_0}{\hat{B}_0} < \alpha \end{cases} \quad (5)$$

其中, \hat{B}_0 为 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 和 C 所得估计值,令 $z = \frac{x_0}{\hat{B}_0}$, 则上式可写为

$$\mu_0(z) = \begin{cases} 1, & z \geq \alpha \\ 0, & z < \alpha \end{cases} \quad (6)$$

为将以上二值检测改进为模糊检测,即得到将检测点映射到一个值在 0 至 1 间的隶属空间的隶属函数 $\mu(z)$,根据模糊逻辑,定义一个在 H_0 假设下与虚警率张成的虚警空间一致对应的隶属函数^[8]:

$$\mu(z) = P\{Z > z | H_0\} = 1 - F_Z(z) \quad (7)$$

其中, $Z = \frac{X}{\hat{B}}$, 是与 X 和 \hat{B} 有关的随机变量。 $\mu(z)$ 表

征了该点作为背景的可能性。当其值趋于 0 时,表示该点是背景的可能性趋近于零,则视为目标点;反之,当其趋于 1 时,表示该点为背景的可能性非常大,也就意味着无目标存在。

不难看出,要推导出所需的隶属函数 $\mu(z)$,关键就在于推导出变量 Z 的分布函数,因而,在下文中,将分别分析并推导出模糊 CA-CFAR 和模糊 OS-CFAR 检测器的隶属函数。

1.2 模糊 CA-CFAR

在 CA-CFAR 中,应用最大似然估计来估计参数 B 。在 C 已知的情况下^[13],

$$\hat{B} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^C \right)^{1/C} \quad (8)$$

由于 X_i 服从 Weibull 分布,所以可以得出^[16]

$$f_{\hat{B}}(y) = \frac{CN^N}{B^{2CN} \Gamma(N)} y^{C-1} (y^C)^{N-1} \exp\left(-\frac{Ny^C}{B^{2C}}\right) \quad (9)$$

根据文献[15]可知,

$$f_z(z) = \int_0^\infty f_x(z \cdot y) f_{\hat{B}}(y) |y| dy \quad (10)$$

将式(3)和式(9)代入式(10)中,可以得到

$$f_z(z) = C \left(1 + \frac{z^C}{N}\right)^{-(N+1)} z^{C-1} \quad (11)$$

最后,根据式(7)可以推导出

$$\begin{aligned} \mu(z) &= 1 - F_z(z) = 1 - \int_0^z f_z(u) du \\ &= \int_z^\infty f_z(u) du = \int_z^\infty C \left(1 + \frac{u^C}{N}\right)^{-(N+1)} u^{C-1} du \\ &= \left(1 + \frac{z^C}{N}\right)^{-N} \end{aligned} \quad (12)$$

至此,由推导得到了模糊 CA-CFAR 的隶属函数。

此外,可知 $\mu(z)$ 是 z 在 $(0, \infty)$ 间的单调递减函数,且值域为 $(0, 1)$, 即有^[15]:

$$\mu(z) \in (0, 1) \quad \forall z > 0;$$

$$\text{当 } z_1 \geq z_2 \text{ 时, } \mu(z_1) \leq \mu(z_2);$$

$$\text{且有 } \lim_{z \rightarrow 0} \mu(z) = 1, \lim_{z \rightarrow \infty} \mu(z) = 0.$$

1.3 模糊 OS-CFAR

与模糊 CA-CFAR 中的推导过程相类似,在 OS-CFAR 中,首先设参考单元样本为 $\{X_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 对其进行排序处理,使得 $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(N)}$, 然后取第 k 个样本点作为 B 的估计值^[14], 有

$$\hat{B} = X_{(k)} \quad (13)$$

此时,随机变量 $X_{(k)}$ 的概率密度函数可表示为^[14]

$$\begin{aligned} f_{\hat{B}}(y) &= f_{X_{(k)}}(y) \\ &= k \binom{N}{k} [F_x(y)]^{k-1} f_x(y) [1 - F_x(y)]^{N-k} \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $F_x(y) = \exp\left(-\left(\frac{y}{B}\right)^C\right)$, 为 Weibull 分布的累积分布函数。进而可以推导出模糊 OS-CFAR 的隶属函数

$$\mu(z) = \prod_{i=0}^{k-1} \left(1 + \frac{z^C}{N-i}\right)^{-1} \quad (15)$$

同样, $\mu(z)$ 仍是 z 在 $(0, \infty)$ 间的单调递减函数,且值域为 $(0, 1)$ 。

2 模糊融合准则

在将模糊逻辑应用到 CFAR 检测后,为发挥出 CA-CFAR 和 OS-CFAR 各自优点,并将其有效结合在一起,以得到更精确有效的检测结果,现在根据一定的模糊融合规则对两者进行融合处理。如图(1)所示,在对 SAR 图像数据分别应用模糊 CA-CFAR 和 OS-CFAR 的隶属函数计算而得到的 0 至 1 间的隶属度值 μ_1, μ_2 后,根据模糊融合准则得到一个中心隶属函数 μ_{FC} , 最后将 μ_{FC} 与由所期望的虚警概率得到的门限 T_{FC} 比较判断,从而得到最终检测结果。

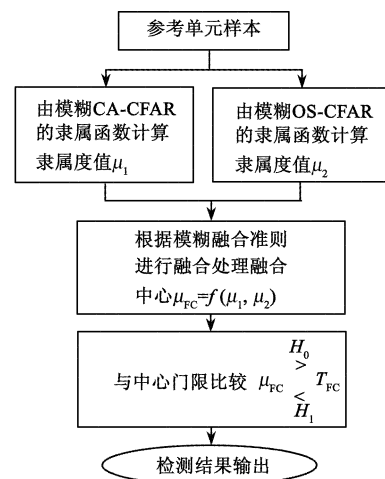


图 1 模糊 CFAR 检测

Fig. 1 Fuzzy CFAR detection

在此小节中,将讨论 4 种模糊融合准则,分别为“或”融合,“与”融合,算术和融合,以及算术积融合。下面分别分析各种规则下的门限 T_{FC} 设定与其中心隶属函数和虚警概率 P_{fa} 之间的关系。

1) “或”融合:

根据“或”融合准则,有

$$\mu_{FC} = \mu_1 \cup \mu_2 = \max(\mu_1, \mu_2) \quad (16)$$

而 μ_{FC} 的概率密度函数可表示为^[15]

$$f_{\mu_{FC}}(u) = F_{\mu_1}(u)f_{\mu_2}(u) + f_{\mu_1}(u)F_{\mu_2}(u) \quad (17)$$

$$0 \leq u \leq 1$$

由于 μ_1, μ_2 统计独立,且在 $[0, 1]$ 间均匀分布,可以得到

$$f_{\mu_{FC}}(u) = 2u \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (18)$$

虚警概率

$$P_{fa} = P\{\mu_{FC} < T_{FC} \mid H_0\} = \int_0^{T_{FC}} f_{\mu_{FC}}(u) du = \int_0^{T_{FC}} 2u du = T_{FC}^2 \quad (19)$$

由此得到了中心门限

$$T_{FC} = \sqrt{P_{fa}} \quad (20)$$

2) “与”融合:

根据“与”融合准则,有

$$\mu_{FC} = \mu_1 \cap \mu_2 = \min(\mu_1, \mu_2) \quad (21)$$

而 μ_{FC} 的概率密度函数可表示为

$$f_{\mu_{FC}}(u) = [1 - F_{\mu_1}(u)]f_{\mu_2}(u) + f_{\mu_1}(u)[1 - F_{\mu_2}(u)] = 2(1 - u) \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (22)$$

虚警概率

$$P_{fa} = P\{\mu_{FC} < T_{FC} \mid H_0\} = \int_0^{T_{FC}} f_{\mu_{FC}}(u) du = \int_0^{T_{FC}} 2(1 - u) du = 2T_{FC} - T_{FC}^2 \quad (23)$$

因而有

$$T_{FC} = 1 - \sqrt{1 - P_{fa}} \quad (24)$$

3) 算术和融合:

根据算术和的融合准则, μ_{FC} 的表达式为

$$\mu_{FC} = \mu_1 + \mu_2 - \mu_1 \cdot \mu_2 = 1 - (1 - \mu_1)(1 - \mu_2) \quad (25)$$

类似,我们可以得到

$$f_{\mu_{FC}}(u) = -\ln(1 - u) \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (26)$$

则有

$$P_{fa} = P\{\mu_{FC} < T_{FC} \mid H_0\} = \int_0^{T_{FC}} f_{\mu_{FC}}(u) du = T_{FC} + (1 - T_{FC}) \cdot \ln(1 - T_{FC}) \quad (27)$$

4) 算术积融合:

根据算术积的融合准则, μ_{FC} 的表达式为

$$\mu_{FC} = \mu_1 \cdot \mu_2 \quad (28)$$

类似,我们可以得到

$$f_{\mu_{FC}}(u) = -\ln(u) \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (29)$$

则

$$P_{fa} = P\{\mu_{FC} < T_{FC} \mid H_0\} = T_{FC}(1 - \ln T_{FC}) \quad (30)$$

根据以上分析的 4 种模糊融合准则进行的模糊 CFAR 检测,在实际 SAR 图像目标检测中都有较高的实用价值。

3 实例分析

3.1 实验流程

如图(2),基于模糊 CFAR 的 SAR 图像目标检测算法的具体实验流程如下:

- (1) 对于原始 SAR 图像预处理,运用增强 Lee 滤波^[17]进行相干斑抑制;
- (2) 根据目标尺寸选择一定的滑窗,选取检测单元的杂波参考单元样本数据;
- (3) 根据模糊 CA-CFAR 与模糊 OS-CFAR 的隶属函数分别计算其隶属值;
- (4) 将得到的隶属值根据一定的模糊融合准则进行融合处理,得到最终的中心隶属值;
- (5) 根据虚警概率 P_{fa} 计算中心门限,将其与当前检测单元的中心隶属值比较,得到最终检测结果。

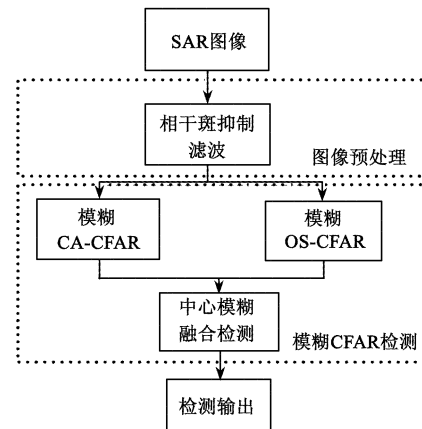


图 2 本文算法检测流程

Fig. 2 The flow chart of fuzzy CFAR detection

3.2 实验结果与分析

针对复杂非均匀背景的真实 SAR 图像数据进行了实验分析,具体如下:

(1) 弱噪声干扰环境

图 3(a)是一幅 MSTAR 真实 SAR 图像,图中包含 12 个同类型的坦克目标,具体位置已圈出。可以看出,坦克目标虽然较为分散,但其周围的环境较为复杂,存在较多干扰。图 3(b)是对原始 SAR 图像进行滤波处理后的结果。在此实验中,设定虚警概

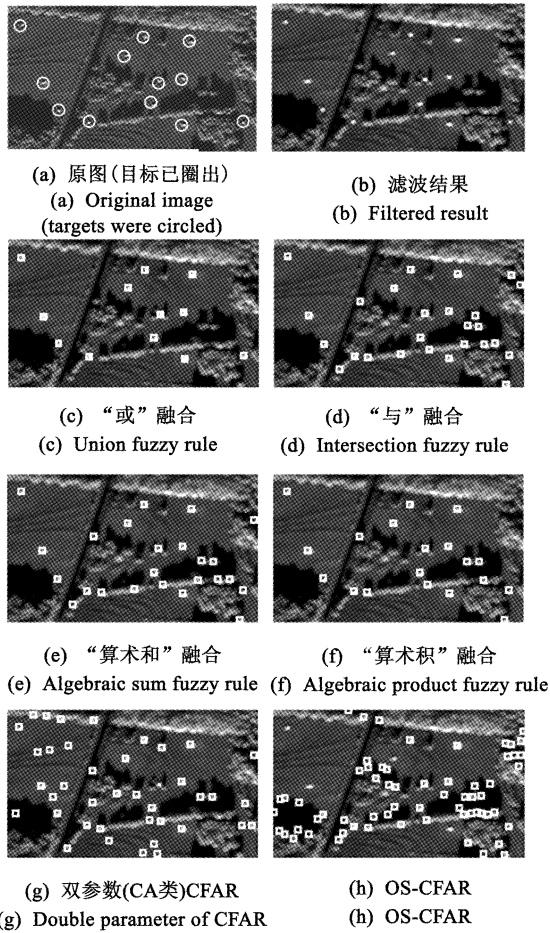


图 3 弱噪声干扰环境下的各 CFAR 检测结果
Fig. 3 Results of 6 CFAR detections in weak noise of non-homogenous background

率 $P_{fa} = 10^{-4}$, 然后分别采用模糊融合的“或”、“与”、“算术和”和“算术积”准则进行模糊 CFAR 检测, 并与双参数 CFAR 和 OS-CFAR 算法相比较, 结果如图 3(d) 至 (h) 所示, 而具体的性能分析比较如表 1 所示。

表 1 $P_{fa} = 10^{-4}$ 下各 CFAR 检测的性能比较

Table 1 Performance comparison of 6 CFAR detections with $P_{fa} = 10^{-4}$

检测算法	检测到目标个数	漏检个数	虚警个数	运行时间 (秒)
模糊 CFAR - “或”	12	0	0	0.85
模糊 CFAR - “与”	12	0	14	0.94
模糊 CFAR - “算术和”	12	0	12	0.95
模糊 CFAR - “算术积”	12	0	7	0.92
双参数 CFAR	11	1	28	0.31
OS-CFAR	8	4	55	0.41

由以上实验结果可以看出, 在设定的较低虚警概率情况下, 模糊 CFAR 算法仍能将目标 100% 检

测出来, 而双参数 CFAR 丢失了一个目标, OS-CFAR 丢失的目标数较多, 检测效率很差。此外, 模糊 CFAR 检测产生的虚警数目明显少于双参数 CFAR 及 OS-CFAR 算法。由此我们可以看到, 模糊 CFAR 整体检测性能要远远优于另两种 CFAR 算法。

(2) 强噪声干扰环境

图 4 (a) 是一幅 X 波段的北京某机场的机载 SAR 图像, 图中含有 13 个不同类型的车辆目标, 分别对其进行各 CFAR 检测, 实验结果如图 4 所示, 而表 2 给出了各算法的具体检测性能。

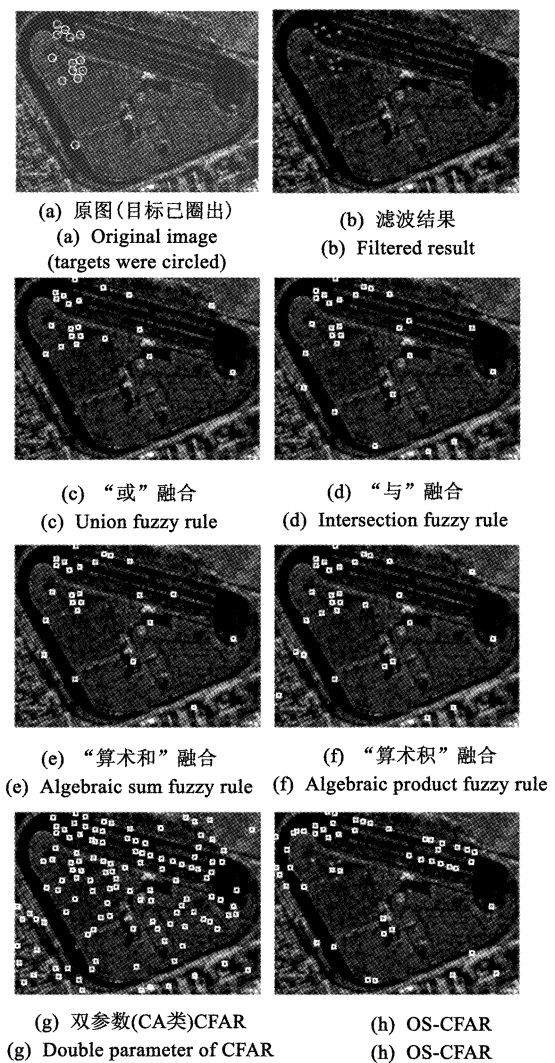


图 4 强噪声干扰环境下的各 CFAR 检测结果
Fig. 4 Results of 6 detecting methods in strong noise of non-homogenous background

同样我们可以看到, 在较低虚警概率情况下, 模糊 CFAR 检测保持了较好的检测率, 且产生的实际虚警数目远远少于双参数和 OS-CFAR 算法的, 其

检测性能明显优于它们。

表 2 $P_{fa} = 10^{-4}$ 下各 CFAR 检测的性能比较

Table 2 Performance comparison of 6 CFAR detections with $P_{fa} = 10^{-4}$

检测算法	检测到目标个数	漏检个数	虚警个数	运行时间(秒)
模糊 CFAR - “或”	12	1	9	1.94
模糊 CFAR - “与”	12	1	16	1.97
模糊 CFAR - “算术和”	12	1	13	1.90
模糊 CFAR - “算术积”	13	0	18	1.85
双参数 CFAR	12	1	113	0.56
OS-CFAR	8	5	42	0.96

从以上两组实验结果可以看出,在设定的较低虚警概率情况下,虽然模糊 CFAR 检测所需时间比普通 CFAR 检测稍长,但仍在可接受范围内;而其检测效率确是明显优于其他,不仅保证了较高的检测概率,亦将实际虚警数控制在一定范围内。总体而言,模糊 CFAR 检测更为行之有效。

4 结束语

本文结合模糊逻辑,提出了一种用于 SAR 图像目标检测的模糊 CFAR 检测算法。实验表明,模糊 CFAR 检测总体性能相较于常规 CFAR 检测算法优越,虽然在时间开销上比常规的稍大些,但仍是快速有效的,为进一步鉴别和分类 SAR 图像目标提供了有力保障。

参 考 文 献

- [1] John A S. SAR automatic target recognition using maximum likelihood template-based classifiers[J]. Proc. of SPIE , 2008, 7073:707311 - 7073111.
- [2] Yi J, Zhi P L, Sinsa T, et al. Adaptive boosting for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Trans. on AES, 2007, 43 (1): 112 - 125.
- [3] Chad T R, Shawn D H, Lee J M, et al. Analysis of spatially mismatched imagery for synthetic aperture radar ATR classification[J]. Proc. of SPIE , 2008, 6967: 69670H1 - 69670H9.
- [4] 匡纲要, 高贵, 蒋咏梅. 合成孔径雷达目标检测理论、算法及应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2007.
- [5] Khalighi M A, Bastani M H. Adaptive CFAR processor for Nonhomogeneous Environments [J]. IEEE. Trans. AES, 1999, 35(3):889 - 896.
- [6] Weixian L, Xinhua L. And-CFAR and Or-CFAR detectors design in Weibull background [J]. IEEE, Proc. Security Technology, 2003, 10:83 - 86.
- [7] Erfanian S, Faramarzi S. Performance of excision switching-CFAR in K distributed sea clutter[J]. IEEE Proceedings of APCC, 2008, 10:1 - 4.
- [8] Leung S W, Minett J W. CFAR data fusion using fuzzy integration[C]. Proc. IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, New Orleans, LA, USA, 8 - 11 Sept. 1996:1291 - 1295.
- [9] Leung S W, Minett J W. The use of fuzzy spaces in signal detection[J]. Fuzzy Sets Syst., 2000, 114:175 - 184.
- [10] Leung S W, Minett J W, Siu Y M, et al. A fuzzy approach to signal integration[J]. IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 2002, 38 (1):346 - 351.
- [11] Hammoudi Z, Soltani F. Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy space and fuzzy fusion rules[J]. IEE Proc. F., Radar & Signal Process, 2004, 151 (3):135 - 142.
- [12] Zaimbashi A, Akhavan M R, Sadeghi H M. Binary and fuzzy distributed CFAR detectors[J]. IEEE. Proceedings of the 5th European Radar Conference, 2008, 10:384 - 387.
- [13] Ravid R, Levanon N. Maximum likelihood CFAR for Weibull background[J]. IEE Proc. F., Radar & Signal Processing, 1992, 139(3):256 - 264.
- [14] Levanon N, Shor M. Order statistics CFAR for Weibull background[J]. IEE Proc. F., Radar & Signal Processing, 1990, 137 (3): 157 - 162.
- [15] Papoulis A. Probability, random variables and stochastic processes[M]. New York, McGraw, 2002.
- [16] Anastassopoulos V, Lampropoulos G. A. Optimal CFAR detection in Weibull clutter[J]. IEEE Trans. On AES, 1995, 31(1):52 - 64.
- [17] Lee J S. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images[J]. Optical Engineering, 1986, 25 (5):636 - 643.

作者简介:徐晶(1986 -),女,硕士研究生,研究方向为雷达信号处理。

通信地址:南京航空航天大学信息科学与技术学院(210016)
E-mail:coney - xj@163.com

(编辑:余 未)