

DOI: 10.12086/oe.2018.170593

针对韦布尔分布的循环剔除 TLM-CFAR 检测器

韩东娟^{1*}, 谭小敏¹, 史平彦²¹中国空间技术研究院西安分院, 陕西 西安 710000;²中国空间技术研究院, 北京 100094

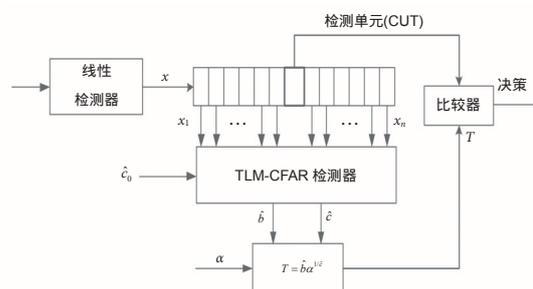
摘要: 针对韦布尔分布杂波背景中的目标检测问题, 本文提出了一种 CFAR 检测器—循环剔除 TLM-CFAR 检测器。该检测器基于 TL 矩估计方法, 首先获得韦布尔分布的两参数估计值, 进而确定 CFAR 检测门限, 然后利用循环剔除法剔除干扰目标和强散射点的影响。文中证明了 TLM-CFAR 检测器具有恒虚警性, 利用 Monte Carlo 仿真方法研究了这种检测器的性能, 并与 MLH-CFAR 检测器进行了比较。仿真结果和实验结果表明, 这种检测器不仅可以达到 MLH-CFAR 检测器的性能, 同时避免了最大似然估计需要迭代计算的繁琐性, 提高了检测算法的效率和适用性。

关键词: 韦布尔分布; TL 矩估计; 恒虚警; 检测性能

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

引用格式: 韩东娟, 谭小敏, 史平彦. 针对韦布尔分布的循环剔除 TLM-CFAR 检测器[J]. 光电工程, 2018, 45(5): 170593



A cycle elimination TLM-CFAR detector for Weibull clutter

Han Dongjuan^{1*}, Tan Xiaomin¹, Shi Pingyan²¹China Academy of Space Technology (Xi'an), Xi'an, Shaanxi 710000, China;²China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China

Abstract: For the problem of constant false alarm rate (CFAR) detection in Weibull clutter background, a CFAR detector—cycle elimination TLME-CFAR detector is proposed. The detector calculates its detection threshold through the estimation of two parameters of Weibull distribution, which is based on TL-moment estimation. The effect of the interference target and the strong scattering point are then eliminated by the cyclic elimination method. This paper proved that the proposed detector is a CFAR detector, and then the performance of the detector is studied by Monte Carlo simulation and compared with the MLH-CFAR detector. The result shows that the cyclic elimination TLM-CFAR detector has very nearly the same performance with MLH-CFAR detector. The detector avoids iterated operation of maximum likelihood estimation, and improves the efficiency and applicability of detection algorithm.

Keywords: Weibull distribution; TL-moment estimation; CFAR; detection performance

Citation: Han D J, Tan X M, Shi P Y. A cycle elimination TLM-CFAR detector for Weibull clutter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(5): 170593

收稿日期: 2017-11-01; 收到修改稿日期: 2018-02-09

作者简介: 韩冬娟(1992-), 女, 硕士研究生, 主要从事空间遥感技术、目标检测技术的研究。E-mail: HDJ1525454790@163.com

1 引言

在变化的杂波背景中进行目标检测并保持虚警概率的恒定，这是现代雷达设计所面临的一个问题，因而恒虚警技术(constant false-alarm rate, CFAR)^[1]至关重要。恒虚警处理是指在虚警概率恒定的条件下，通过对检测单元邻近参考单元的杂波平均功率进行估计，从而调整检测门限。经典的 CFAR 检测器有均值类 CFAR 检测器和有序统计类 CFAR 检测器。以上两类检测器均为单参数 CFAR 检测器，而韦布尔分布为双参数分布，若同时考虑形状参数和尺度参数的变化，则使用双参数估计恒虚警检测方法。

韦布尔分布下的双参数 CFAR 检测器首先利用参考滑窗内的参考样本来估计杂波的形状和尺度参数。Werber 和 Haykin 提出一种利用两个有序统计样本设置检测门限的方法，国际上常称为 Werber-Haykin 算法，简称 WH 算法^[2]。Levanon 和 Ravid 又提出了用最大似然法(maximum likelihood, MLH)估计韦布尔分布背景参数的 MLH-CFAR 算法^[3]。Levanon 在文献[4]中指出，CFAR 损失与形状参数估计的准确性有关。在估计两参数时，MLH 是一种选择，但是 MLH 估计器对形状参数和尺度参数的估计没有闭型表达式，需要由迭代过程计算，因而降低了实用性。为减小形状参数的估计方差，同时提高算法的效率，本文利用 TL 矩估计(TL-moment estimation, TLME)^[5-6]对韦布尔分布的双参数进行估计，提出循环剔除 TLM-CFAR 检测器。

2 循环剔除 TLM-CFAR 检测器

2.1 检测器结构

韦布尔分布概率密度函数：

$$f(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right], x > 0, b > 0, c > 0。 (1)$$

累计概率密度函数(CDF)：

$$F(x) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right] , (2)$$

式中： b 是尺度参数，表示分布的强度； c 是形状参数，表示分布的倾斜度。

利用 TL-矩估计可以得到 Weibull 分布参数 b 和 c 的估计值^[5]：

$$\hat{c}_{TLM} = -\frac{\ln(2)}{\ln(1 - m_2^0 / m_1^0)} , (3)$$

$$\hat{b}_{TLM} = \frac{m_1^0}{\Gamma(1/\hat{c} + 1)} , (4)$$

其中：

$$m_1^0 = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n X_{i:n} = \bar{X} , m_2^0 = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=0}^n (i-1)X_{i:n} - \bar{X} ,$$

$X_{i:n}$ 是 n 个有序统计量中的第 i 个。

TLM-CFAR 检测器的基本原理是通过获取参考单元内的杂波数据，利用 TL 矩估计法实现杂波模型的双参数估计，进而确定检测门限，实现 CFAR 检测，其基本结构如图 1 所示。

检测门限为

$$T = \hat{b}\alpha^{1/\hat{c}} , (5)$$

其中： \hat{b} 和 \hat{c} 分别是尺度参数和形状参数的估计值， α 是门限系数，与 \hat{b} 和 \hat{c} 无关，只与虚警概率 P_{fa} 和参考单元个数 n 有关。参数 \hat{b} 和 \hat{c} 是利用 n 个参考单元样本得到的：

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T。 (6)$$

目标检测过程是一个信号的二元假设判断过程，它只有两种判决结果，即信号的有和无。相应地只有两种假设 H_1 和 H_0 ， H_1 代表目标信号存在的假设， H_0

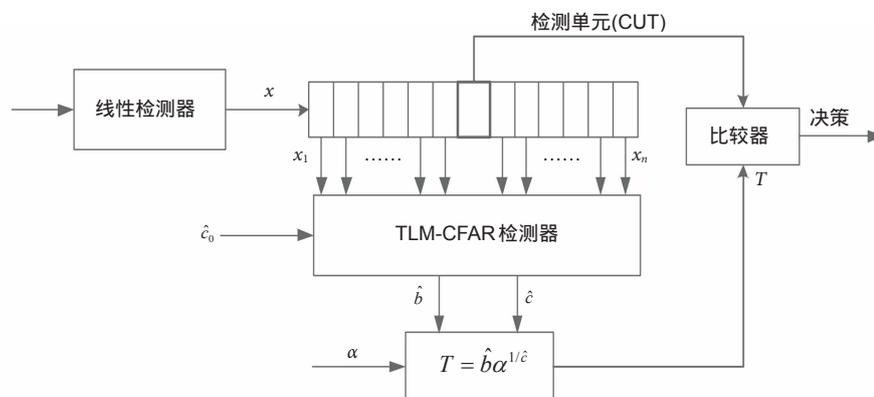


图 1 TLM-CFAR 检测器结构图
Fig. 1 Structure of TLM-CFAR detector

代表无目标信号存在的假设(只存在背景杂波、噪声和干扰等), 检测准则为

$$\begin{cases} x_{\text{CUT}} > T, \text{ 判决目标存在} \\ x_{\text{CUT}} < T, \text{ 判决目标不存在} \end{cases} \quad (7)$$

2.2 形状参数已知的 TLM-CFAR 检测器

由式(4)可知, 当形状参数 c 已知时, TL-moment 估计得到的尺度参数为

$$\hat{b} = \frac{\bar{X}}{\Gamma(1/c+1)} \quad (8)$$

此时检测门限为

$$T(x) = \alpha \hat{b} = \frac{\alpha \bar{X}}{\Gamma(1/c+1)} \quad (9)$$

虚警概率指的是: 由于噪声总是客观存在的, 当噪声信号的幅度超过检测门限时, 雷达(或其他检测系统)就会被误认为发现目标, 这种错误称为“虚警”, 它的发生概率称为虚警概率。也就是当目标不存在时(即 H_0 条件下), 检测单元的样本值超过门限时的概率为

$$P_{\text{fa}} = \int_{\alpha \hat{b}}^{\infty} f(x_{\text{CUT}} | H_0) dx = \int_0^{\infty} P(x_{\text{CUT}} > \alpha \hat{b} | H_0) f_b(y) dy \quad (10)$$

其中:

$$\begin{aligned} P(x_{\text{CUT}} > \alpha \hat{b} | H_0) &= \int_{\alpha \hat{b}}^{\infty} \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right] dx \\ &= \exp\left[-\left(\frac{\alpha \hat{b}}{b}\right)^c\right] \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $f_b(y)$ 是估计量 \hat{b} 的概率密度函数, 由特征函数和随机变量分布的性质可知, $f_b(y)$ 是 n 个独立同分布于韦布尔分布的变量和的概率密度函数:

$$f_b(y) = \frac{1}{2\pi\mu} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-iuy} \left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(ibt)^k}{k!} \Gamma\left(1+\frac{k}{c}\right) \right]^n dt \quad (12)$$

其中: $\mu = 1/[n\Gamma(1+1/c)]$, i 为虚数 $\sqrt{-1}$ 。

将式(11)、式(12)带入式(10)中, 令 $p=bt$, $q=y/b$, 可得虚警概率为

$$\begin{aligned} P_{\text{fa}} &= \frac{1}{2\pi\mu} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{\infty} \left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(ip)^k}{k!} \Gamma\left(1+\frac{k}{c}\right) \right]^n \\ &\quad \cdot \exp\left[-\frac{ipq}{\mu} - \alpha^c q^c\right] dq dp \\ &= \frac{n\Gamma(1+1/c)}{2\pi} B, \\ B &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{\infty} A \exp(-in\Gamma(1+1/c)pq - \alpha^c q^c) dq dp, \\ A &= \left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(ip)^k}{k!} \Gamma\left(1+\frac{k}{c}\right) \right]^n \end{aligned} \quad (13)$$

由式(13)可以看出, 当形状参数 c 已知时, A 为无穷级数, 此部分的 k 和 n 均为常数, 且此部分与 b 无关, 仅与 p 有关; B 为二重积分, 是关于 p 和 q 的积分, 积分完成后则是一个已知量的表达式, P_{fa} 的表达式中没有出现 b , 所以 P_{fa} 与尺度参数 b 无关, 因此这种算法确实是具有 CFAR 特性的。由于式(13)过于复杂, 难以得到解析表达式, 故采用数值积分的方法, 可以得到 P_{fa} 和门限系数 α 的关系, 如图 2 所示。

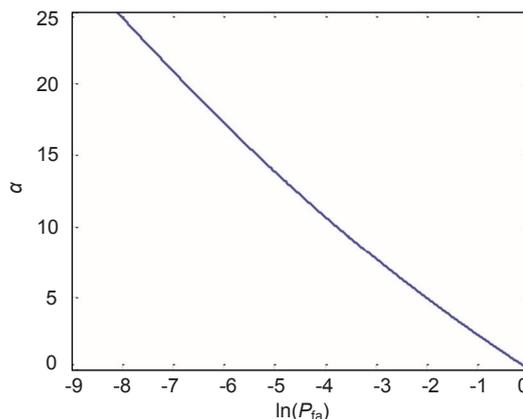


图 2 虚警概率与门限系数的关系($c=1.452, n=32$)

Fig. 2 The relationship between false alarm probability and threshold coefficient ($c=1.452, n=32$)

2.3 形状参数未知时的 TLM-CFAR 检测器

当 b 和 c 完全已知时, 虚警概率为

$$P_{\text{fa}} = \exp\left[-\left(\frac{T}{b}\right)^c\right] \quad (14)$$

因此检测门限为

$$T = b(-\ln P_{\text{fa}})^{1/c} \quad (15)$$

当 b 和 c 未知时, 用它们的估计值代替, 由于 b 和 c 未知时难以得到 P_{fa} 的解析式, 从而不能得到 P_{fa} 和门限因子 α 的数学关系, 但可以利用蒙特卡罗仿真得到虚警概率 P_{fa} 和门限因子 α 的关系, 仿真次数为 10000 次, 仿真结果如图 3 所示。

$$\begin{aligned} \hat{P}_{\text{fa}} &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P(x_{\text{CUT}} > T_i | H_0) \\ &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left[-\left(\frac{T_i}{b}\right)^c\right] \end{aligned} \quad (16)$$

又 $T_i = \hat{b}\alpha^{1/c}$, 代入式(16)得:

$$\hat{P}_{\text{fa}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left[-\left(\frac{\hat{b}\alpha^{1/c}}{b}\right)^c\right] \quad (17)$$

从图 3 可以看出, 相同虚警概率下, 门限系数 α 比 $-\ln P_{\text{fa}}$ 高, 参考单元较小且虚警概率较低时, 门限

系数 α 特别大。随着参考单元个数的增加, α 值逐渐降低, 对于大 n 值和较高的 P_{fa} , α 只比 $-\ln P_{fa}$ 稍高, 当 $n=500$ 时, 在 $P_{fa}=10^{-7} \sim 1$ 这个范围内, α 和 $-\ln P_{fa}$ 相近。所以在实际检测中, 当参考单元个数超过 500 时, 可以利用 $T = \hat{b}(-\ln P_{fa})^{1/\hat{c}}$ 代替进行检测。

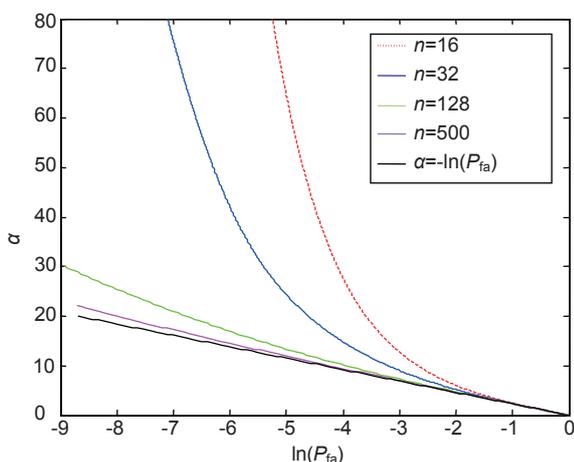


图 3 形状参数未知时虚警概率和门限因子的关系曲线
Fig. 3 The relationship between P_{fa} and α when shape parameter is unknown

2.4 循环剔除干扰目标

由于目标或者干扰目标的存在会影响杂波模型参数的确定, 直接利用目标和杂波整体像素估计韦布尔参数, 会得到不准确的模型参数, 目标和干扰目标的存在会导致检测门限太高, 造成漏检。所以需要将所有目标从背景中剔除掉, 剩下单纯的杂波像素再来估计参数。

循环剔除法的目的是将图像中的所有目标包括待检测的目标全部剔除掉, 最后获得纯净的杂波, 这样就可以得到更为精确的杂波分布模型和模型参数, 从而有利于获得精确的检测门限, 提高目标检测的准确性, 降低虚警。

输入 SAR 图像 M , 经过 TLM-CFAR 检测器得到检测门限 T 。若背景存在干扰目标和强散射点等, 需要进行剔除处理, 根据 CCA-CFAR 检测器(删除单元平均检测器)的思想, 提出一种循环剔除干扰目标的方案, 流程图如图 4。确定了 SAR 图像统计模型后, 计算全局阈值, 超过门限值认为有目标并记录目标位置 P , 否则认为无目标。然后将位置 P 的元素从数据中剔除, 并重新计算全局阈值, 重复图 4 虚线框中步骤, 直到检测不到大于阈值的元素或者循环次数大于 N 为止。循环次数 N 视情况而定, 若成像场景为海面时,

一般目标个数较少, 前 5 次迭代一般能够检测出 90% 以上的目标。考虑到检测的计算时间, 可取 $N=5$ 。

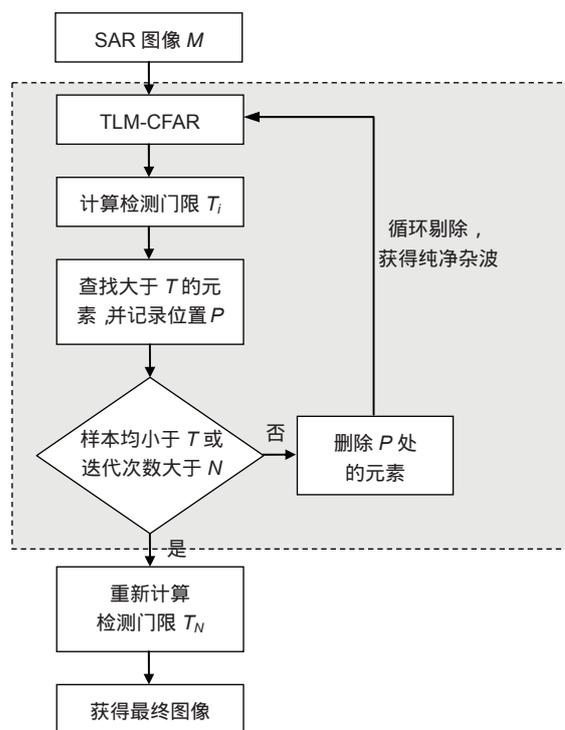


图 4 循环剔除 TLM-CFAR 检测流程图

Fig. 4 The flow chart of cycle elimination TLME-CFAR detector

循环剔除结束后, 此时剔除了 90% 以上的目标, 获得了较纯净的背景杂波, 重新计算全局阈值 T_N , 按照式(18)可得到检测的最终结果。

$$M_{\text{Final}}(x, y) = \begin{cases} 1, & M(x, y) \geq T_N \\ 0, & M(x, y) < T_N \end{cases} \quad (18)$$

表 1 中给出了循环剔除 5 次的结果, 包括每次估计的尺度参数和形状参数、剔除后剩余的目标像素个数和检测门限。从表中可以看出, 尺度参数的真实值约为 0.2, 形状参数的真实值约为 1.5。随着剔除次数的增加, 目标像素逐渐从背景中被剔除掉, 第 5 次剔

表 1 循环剔除过程中的计算结果

Table 1 The calculation results of cycle elimination process

剔除次数	尺度参数	形状参数	剩余目标像素个数/个	检测门限
1	0.2231	1.0184	156	2.9395
2	0.2028	1.3443	137	1.4300
3	0.1955	1.4701	47	1.1666
4	0.1939	1.4976	10	1.1197
5	0.1936	1.5027	2	1.1113

除时目标像素个数仅剩两个，对参数估计和检测门限影响不大。同时检测门限也随着剔除次数的增大而降低，与前面分析的“目标的存在会抬高检测门限，降低检测概率，造成漏警”相对应。

图 5 为原图像和一次剔除结果至五次剔除结果，可以看出剔除次数越多，检测结果越好。

3 性能分析及试验结果

3.1 参数估计性能对比

将 TL 矩估计和最大似然估计两种韦布尔分布参数估计方法进行对比，评价标准为误差(Bias)^[7]和均方误差(mean-squared error, MSE)^[8-9]。误差表示估计量与被估计量之间的偏差，即在相同的条件下，各次测定值 x_i 与真实值 x 之间的偏差和求平均。数理统计中均方误差是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值，记为 MSE。MSE 是衡量“平均误差”的一种较方便的方法，MSE 可以评价数据的变化程度，MSE 的值越小，说明估计的参数具有更好的精确度。

$$Bias(\hat{c}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{c}_i - c) \quad (19)$$

$$Bias(\hat{b}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{b}_i - b) \quad (20)$$

$$MES(\hat{c}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{c}_i - c)^2 \quad (21)$$

$$MES(\hat{b}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{b}_i - b)^2 \quad (22)$$

图 6 为 TL 矩估计和最大似然估计的误差和均方误差。其中 N 是利用 Monte-Carlo 试验次数，取 10000 次。 \hat{c}_i 是 c 在第 i 次重复试验中的估计值， \hat{b}_i 是 b 在第 i 次重复试验中的估计值。误差和均方误差值越大，说明估计值越不准确。

图 6 中样本点数取 16 到 128，图中蓝色曲线代表 TL 矩估计，红色曲线代表最大似然估计。从图 6(a)、6(b)可看出，对于形状参数来说，TL 矩估计的误差比最大似然估计的误差小，当样本点数小于 50 时，TL 矩估计的均方误差小于最大似然估计的均方误差。从图 6(c)、6(d)可看出，对于尺度参数来说，TL 矩估计的误差比最大似然估计的误差小，而两者的均方误差基本一致，从而说明 TL 矩估计法估计的参数比最大似然法估计的参数准确。另外还可以看出，形状参数的误差和均方误差均随着样本数量的增加而减小。

表 2 为在同一组长度为 150 的韦布尔随机数条件下，两种估值方法所需要的平均时间，可以看出最大似然估计所需时间很长，是 TL 矩估计用时的 40 倍左

表 2 两种估计方法用时对比
Table 2 Comparison of two estimation methods

	最大似然估计	TL 矩估计	倍数
100 次估计平均用时/s	1.8e-3	5.1e-5	36.1
200 次估计平均用时/s	1.4e-3	3.6e-5	37.6
500 次估计平均用时/s	1.2e-3	2.8e-5	42.8
1000 次估计平均用时/s	1.1e-3	2.3e-5	48.5

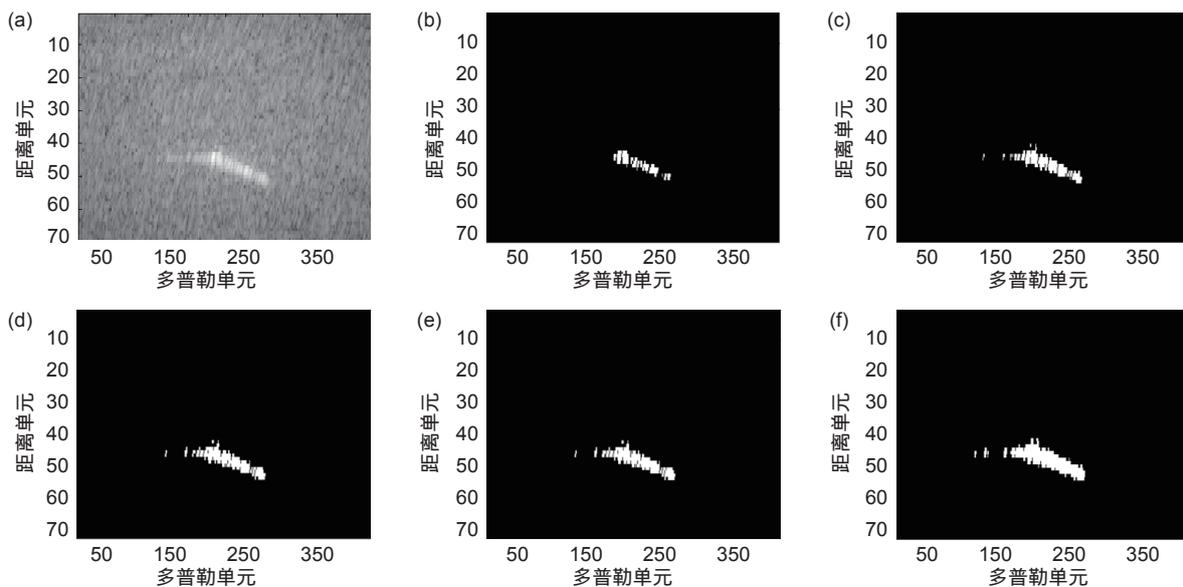


图 5 循环剔除过程中的检测结果。(a) 原图像；(b) 一次剔除结果；(c) 二次剔除结果；(d) 三次剔除结果；(e) 四次剔除结果；(f) 最终结果

Fig. 5 The detection results of cycle elimination process. (a) Original SAR image; (b) First elimination result; (c) Second elimination result; (d) Third elimination result; (e) Fourth elimination result; (f) Fifth elimination result

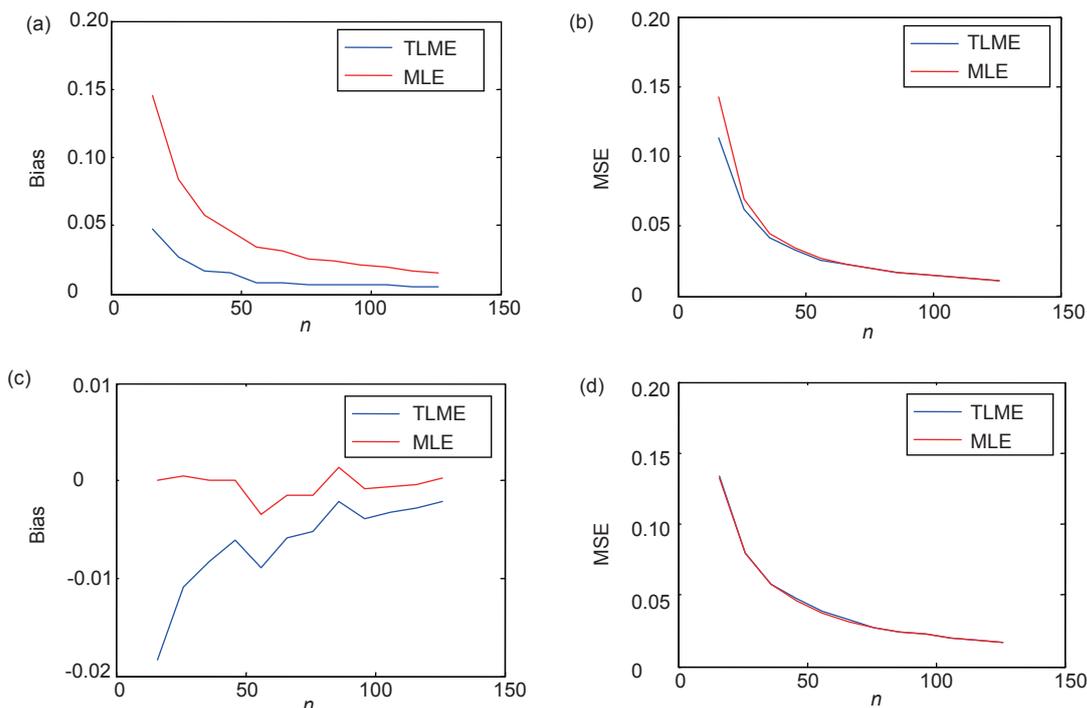


图6 两种参数估计方法性能对比图。(a), (b) 形状参数; (c), (d) 尺度参数
Fig. 6 Performance comparison of two parameter estimation methods. (a), (b) Shape parameter; (c), (d) Scale parameter

右,且随着估计次数的增加,最大似然估计相对于TL矩估计的用时倍数也在增加。所以,综合时效性和估值精度的话,TL矩估计比最大似然估计更佳。

3.2 形状参数已知时检测器的性能分析

由于检测概率的解析表达式难以得到,故借用计算机仿真法得出。TLME-CFAR检测器的检测门限为

$$T = \alpha^{1/c} \hat{b} \quad (23)$$

MLH-CFAR检测器的检测门限为^[3]

$$T = \left[(P_{fa}^{-(1/n)-1}) \sum_{i=1}^n x_i^c \right]^{1/c} \quad (24)$$

假设雷达杂波服从Weibull分布, $b=2, c=1.452$, 雷达目标为点目标,参考单元个数 n 为 32,虚警概率为 10^{-6} , Monte Carlo 仿真次数为 10000。其中信杂比SCR定义为

$$SCR = P_t / \bar{P}_c \quad (25)$$

其中: P_t 是目标回波功率, \bar{P}_c 是杂波平均功率。

为便于比较分析,图7给出了韦布尔杂波背景中点目标的最优检测器^[9](假设杂波分布参数 b 和 c 已知,检测门限为 $T = b(-\ln P_{fa})^{1/c}$)的检测性能曲线。其余两条曲线分别代表形状参数已知时 TLME-CFAR 检测器和 MLH-CFAR 检测器的检测性能,可以看出两者检测性能基本一致。

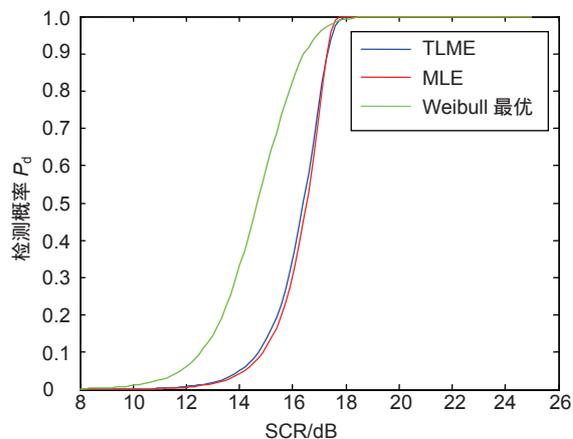


图7 形状参数已知时检测性能曲线
Fig. 7 Detection performance curve when shape parameter is known

3.3 形状参数未知时检测器的性能分析

假设雷达参数与3.2节中参数相同,按照2.3节所述方法先仿真得到两种检测器虚警概率 P_{fa} 和门限因子 α 的关系曲线,以便计算检测门限时使用。

b 和 c 未知时,检测概率的解析式同样难以得到,依然需要进行 Monte-Carlo 仿真得到检测概率与信杂比的关系曲线,参数同上,检测概率:

$$P_d = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P(x_{cut} > T_i | H_1) \quad (26)$$

检测性能曲线如图8所示。

从图 8 可以看出, TLM-CFAR 检测器和 MLH-CFAR 检测器两者检测性能较为接近。当杂波形状参数和尺度参数已知时, 便可以得到最优检测, 如图 8 中黑色曲线所示。因此可以将最优检测作为参照, 来评估其他两种参数检测器的性能优劣, 其中一个非常重要的评价指标为 CFAR 损失。CFAR 损失为 CFAR 检测器检测概率取定值时, 对应的信杂比(SCR)差值, 单位为 dB。CFAR 损失越小, 表示检测器在杂波背景下的目标检测能力越强。TLM-CFAR 检测器和 MLH-CFAR 检测器的 CFAR 损失如表 3 所示。

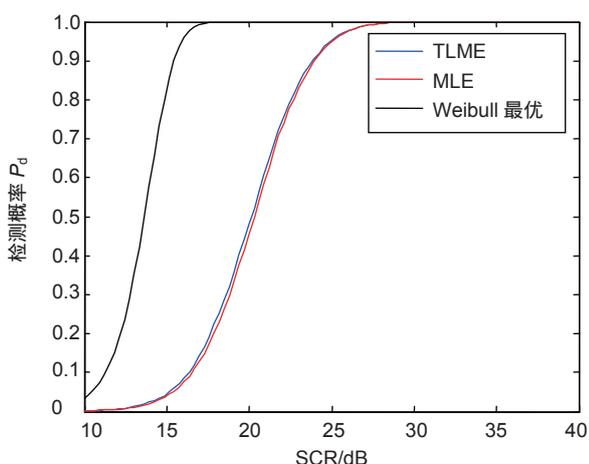


图 8 形状参数未知时检测性能曲线

Fig. 8 Detection performance curve when shape parameter is unknown

表 3 两种检测器的恒虚警损失对比

Table 3 The comparison of CFAR loss of two detectors

	MLH-CFAR	TLM-CFAR
CFAR loss ($P_d=0.9$)/dB	8.79	8.49
CFAR loss ($P_d=0.5$)/dB	6.66	6.36
CFAR loss ($P_d=0.2$)/dB	5.68	5.38

从表 3 可以看出, 当检测概率 $P_d=0.9$ 时, MLH-CFAR 检测器和 TLM-CFAR 检测器的 CFAR 损失

分别约为 8.79 dB、8.49 dB, 两者相差 0.3 dB; $P_d=0.5$ 和 $P_d=0.2$ 时, 两者仍相差 0.3 dB。由图 8 和表 2 可知, CFAR 损失与形状参数估计的方差有关, 最大似然估计形状参数估计的方差比 TL 矩估计形状参数的方差大, 所以 CFAR 损失大。随着 P_d 的增大, 两种检测器的 CFAR 损失均呈增大趋势。

3.4 实测数据检测结果

本实验中, 用真实的 HH 极化机载 SAR 图像来测试本文提出的舰船目标检测方法的性能。由于所获取的 SAR 图像本身的非均匀性, 我们将图像进行预处理, 截取均匀杂波和舰船部分用于实验。

图 9 为单目标检测结果, 其图像大小为 70 pixels \times 400 pixels。其中图 9(a)为原始 SAR 图像, 图 9(b)为 MLH-CFAR 检测结果, 图 9(c)为本文提出的循环剔除 TLM-CFAR 检测结果。可以看出, MLH-CFAR 检测结果呈现离散状, 离散状结果可能造成后续的目标聚类算法将本来的一个目标认为成多个目标, 影响目标的识别。相比于 MLH-CFAR 检测结果来说, 循环剔除 TLM-CFAR 检测结果更加清晰且完整, 有利于后续目标聚类 and 识别。

图 10 为多目标检测结果, 其图像大小为 50 pixels \times 120 pixels。其中图 10(a)为原始 SAR 图像, 图 10(b)为 MLH-CFAR 检测结果, 图 10(c)为本文提出的循环剔除 TLM-CFAR 检测结果。从图 10 可以看出, MLH-CFAR 算法只检测出很少的几个像素值, 检测结果极差, 说明该算法并不适用于多目标检测, 而循环剔除 TLM-CFAR 检测结果可以清晰地显示出目标的个数和面积, 便于后续的目标识别和特征提取。

以上两组试验结果可以说明循环剔除 TLM-CFAR 检测器比 MLH-CFAR 检测器更有优势, 同时我们以算法运行时间为指标, 对比了两种检测算法的效率。将两种算法分别运行了 100 次、200 次、500 次和 1000

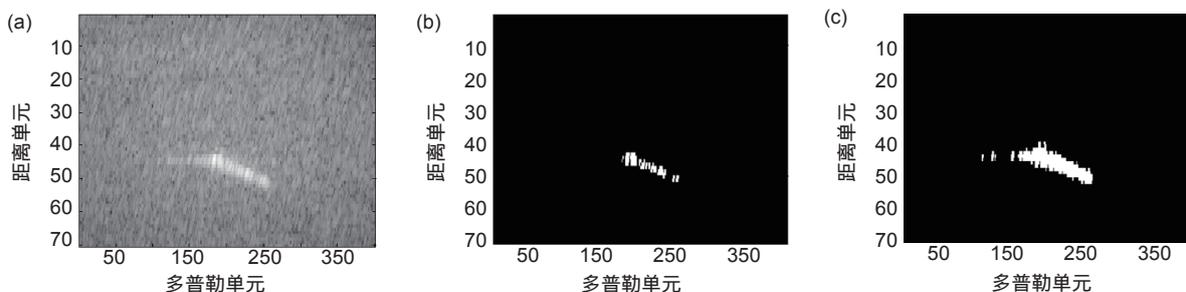


图 9 单目标检测结果。(a) 原始 SAR 图像; (b) MLH-CFAR 检测结果; (c) 循环剔除 TLM-CFAR 检测结果

Fig. 9 Single target detection results. (a) Original SAR image; (b) The results of MLH-CFAR algorithm; (c) The results of cycle elimination TLM-CFAR

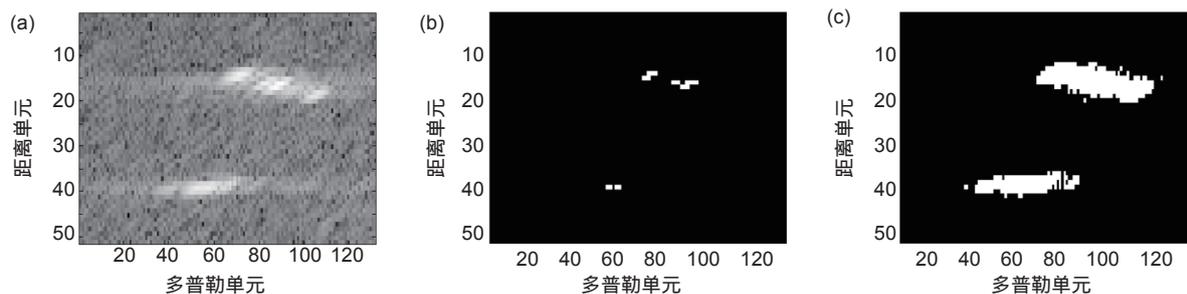


图 10 多目标检测结果。(a) 原始 SAR 图像; (b) MLH-CFAR 检测结果; (c) 循环剔除 TLM-CFAR 检测结果
Fig. 10 Multi-targets detection results. (a) Original SAR image; (b) The results of MLH-CFAR algorithm; (c) The results of cycle elimination TLM-CFAR

表 4 两种检测算法的效率对比

Table 4 Comparison of the efficiency of the two detection algorithms

	MLH-CFAR	本文算法
100 次平均时间/s	0.2505	0.0894
200 次平均时间/s	0.2498	0.0880
500 次平均时间/s	0.2507	0.0883
1000 次平均时间/s	0.2584	0.0891

次,再取各自运行平均时间,最终结果如表 4 所示,可以看出本文提出的循环剔除 TLM-CFAR 检测算法运行时间仅为 MLH-CFAR 检测算法运行时间的 1/3,大大解决了 MLH-CFAR 检测器计算复杂的问题。

根据仿真结果和实测数据检测结果来看,本文提出的循环剔除 TLM-CFAR 检测法不仅解决了 MLH-CFAR 检测器的计算复杂的问题,同时解决了传统矩估计检测器虚警损失较大的问题。在干扰杂波背景下,能够自适应删除杂波中的干扰,不需要关于干扰目标数的先验信息。理论分析和仿真结果表明,无论在均匀背景还是多目标干扰环境下均具有较好的性能。

4 结论

在恒虚警技术的应用中,杂波的分布形式决定恒虚警检测器门限系数的确定,韦布尔分布杂波是一种重要的雷达杂波形式,以它为例分析具有重要意义。本文从理论上分析了韦布尔分布杂波背景下 TLM-CFAR 检测器的恒虚警性能,为检测器门限的设定提供了理论依据,并通过仿真对比了循环剔除 TLM-CFAR 检测器和 MLH-CFAR 检测器的检测性能。可以看出,循环剔除 TLM-CFAR 检测器具有和 MLH-CFAR 检测器相差无几的检测性能,而参数估计所用时间只有 MLH-CFAR 检测器的 1/15,循环剔除 TLM-CFAR 检测算法运行时间仅为 MLH-CFAR 检测

算法运行时间的 1/3,更适用于实时处理。实测数据检测结果表明,本文提出的循环剔除 TLM-CFAR 检测器能够有效地将目标从杂波中检测出来。

参考文献

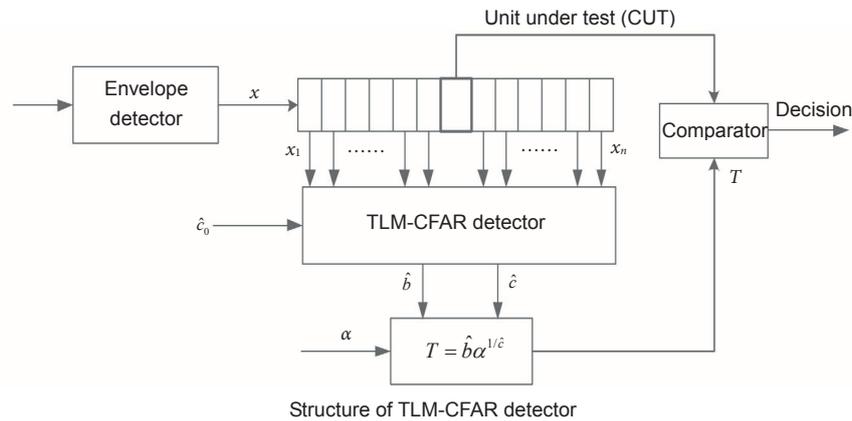
- [1] He Y, Guan J, Meng X W, et al. *Radar target detection and CFAR processing*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2011. 何友, 关键, 孟祥伟, 等. 雷达目标检测与恒虚警处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.
- [2] Weber P, Haykin S. Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1985, **AES-21**(6): 819-821.
- [3] Ravid R, Levanon N. Maximum-likelihood CFAR for Weibull background[J]. *IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing*, 1992, **139**(3): 256-264.
- [4] Levanon N, Shor M. Order statistics CFAR for Weibull background[J]. *IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing*, 1990, **137**(3): 157-162.
- [5] Teimouri M, Hoseini S M, Nadarajah S. Comparison of estimation methods for the Weibull distribution[J]. *Statistics*, 2013, **47**(1): 93-109.
- [6] Akram M, Hayat A. Comparison of estimators of the Weibull distribution[J]. *Journal of Statistical Theory and Practice*, 2014, **8**(2): 238-259.
- [7] Hosking J R M. L-moments: Analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics[J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, 1990, **52**(1): 105-124.
- [8] Elamir E A H, Seheult A H. Trimmed L-moments[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2003, **43**(3): 299-314.
- [9] Li J, Wang X S, Wang T. Nonparametric CFAR detection based on fractional moment estimations[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, **33**(3): 642-645. 李军, 王雪松, 王涛. 基于分数阶矩估计的非参量 CFAR 检测[J]. 电子与信息学报, 2011, **33**(3): 642-645.

A cycle elimination TLM-CFAR detector for Weibull clutter

Han Dongjuan^{1*}, Tan Xiaomin¹, Shi Pingyan²

¹China Academy of Space Technology (Xi'an), Xi'an, Shaanxi 710000, China;

²China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China



Overview: Target detection in a changing clutter and keeping the probability of false alarm constant is one of the important issues which cannot be avoided by each system and designer. CFAR technology is the most important tool in the control of false alarm rate in automatic radar target detection system, which plays an important role in the process of automatic radar detection. CFAR processing refers to adjusting the detection threshold by estimating the average clutter power of reference cells near cell under test under the condition of a constant false alarm rate. The classic CFAR detectors include ML-CFAR detectors and OS-CFAR detectors, and others are combination of the two detectors. However ML-CFAR detectors and OS-CFAR detectors are single-parameter CFAR detectors, while the Weibull PDF is a two-parameter distribution. If both the shape parameter and the scale parameter are taken into account, the two-parameter estimation CFAR detection method should be used.

The shape parameter and scale parameter of Weibull distribution are estimated by using the reference samples in the reference sliding window. Werber and Haykin propose a method to set the detection threshold using two ordered statistical samples which is known as Werber-Haykin algorithm internationally, referred to as WH algorithm. Levanon and Ravid proposed the maximum likelihood CFAR algorithm (MLH-CFAR). Levanon has pointed out that CFAR loss is related to the accuracy of shape parameter estimation. MLH is an option when estimating the two parameters, but MLH estimator does not have a closed-form expression for estimation of shape and scale parameters and needs to be computed by the iterative process, thus reducing usability. In order to reduce the estimated variance of shape parameters and improve the efficiency of the algorithm, we estimate the two parameters of Weibull distribution by TL-moment estimation (TLME), and propose a cyclic elimination TLM-CFAR detection device.

For the problem of constant false alarm rate (CFAR) detection in Weibull clutter background, a CFAR detector—cycle elimination TLME-CFAR detector is proposed. The detector calculates its detection threshold through the estimation of two parameters of Weibull distribution, which is based on TL-moment estimation. The two parameters (shape and scale) of the background statistics are estimated using a TL-moment estimation algorithm. A CFAR threshold based on parameters estimated in this way exhibits a smaller variance, and hence a smaller CFAR loss, than thresholds based on other estimation algorithms such as moments. The effect of the interference target and the strong scattering point are then eliminated by the cyclic elimination method which analyzes detector performance in comparison with MLH-CFAR detector, and the cyclic elimination TLM-CFAR detector has very nearly the same performance with MLH-CFAR detector. The detector avoids iterated operation of maximum likelihood estimation, and improves the efficiency and applicability of detection algorithm.

Citation: Han D J, Tan X M, Shi P Y. A cycle elimination TLM-CFAR detector for Weibull clutter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(5): 170593

* E-mail: HDJ1525454790@163.com.