第 25 卷 第 1 期　　电 子 与 信 息 学 报　　Vol.25 No.1
2003 年 1 月　　JOURNAL OF ELECTRONICS AND INFORMATION TECHNOLOGY　　Jan. 2003

广义最小选择恒虚警算法的性能分析 [1]

孟祥伟　　关　键　　何　友

(海军航空工程学院电子工程系　烟台　264001)

摘　要　为了改善 OSSO 或 GOSSO 方法的性能，该文基于加权线性组合的有序统计量提出了广义最小选择 (GSO) 恒虚警检测器. 文中讨论了线性组合有序统计量加权系数的选择与检测器性能的关系，在 GSO 特殊加权系数场合，提出了 QBWSO，TMSO，CMSO 三种性能较为优良的检测器. 分析结果表明， TMSO 和 QBWSO 在均匀背景及多目标环境中的性能均比 OSSO 的性能获得了改善， QBWSO 在均匀背景中的性能比 TMSO 的略强；在均匀背景中， SO 的性能最好.

关键词　雷达，检测，恒虚警率，有序统计

中图号　TN951, TN911.4

1 引　言

雷达不仅面临着接收机内部热噪声形成的干扰，还有地物、云雨雪、海浪等形成的杂波干扰以及敌人施放的无源和有源干扰，这些干扰随位置和时间而变化，严重危害了雷达对目标的检测性能，这样便需要采用门限随检测单元附近杂波强度变化的自适应恒虚警 (CFAR) 技术. 较简单的方法是单元平均 (CA) 法，当瑞利分布的参考单元的噪声统计独立且有相同的分布 (i.i.d) 时，它能实现恒虚警率，但实际当中的杂波环境并不总是 i.i.d 的，参考单元中会出现干扰目标或杂波边缘引起的非均匀分布，这时 CA 的性能便会恶化. 为了解决上述问题，人们将检测单元两边的参考单元分为两组，前边的称为前沿滑窗，后边的称为后沿滑窗，并采用几种非线性处理技术，其中之一便是最小选择逻辑. 若前、后沿滑窗采用最小选择逻辑，便是最小选择 (SO)[1] 方法，它能较好解决单边滑窗中出现干扰目标的问题；文献 [2] 基于有序统计 (OS)[3] 提出了有序统计最小选择 (OSSO) 方法；文献 [4] 又提出了采用自动筛选技术的广义有序统计最小选择 (GOSSO) 方法； OSSO 或 GOSSO 的前、后沿滑窗均采用单个样本参与杂波强度估计，这样并不能实现杂波强度的有效估计，进一步考虑，检测器的前、后沿滑窗采用若干个样本的线性组合有序统计量进行杂波强度估计，无疑会提高杂波强度估计的有效性，提高检测器的检测性能，本文将分析这种称之为广义最小选择 (GSO) 恒虚警检测器的性能. 文中讨论了线性组合有序统计量的加权系数的选择与检测器性能的关系，在它的特殊加权系数场合，提出了筛选平均最小选择 (CMSO) 、剔除平均最小选择 (TMSO) 和准最佳加权最小选择 (QBWSO) 三种性能较为优良的恒虚警方法. 分析结果表明， QBWSO 在均匀背景中的性能比 TMSO 的性能略强， TMSO 和 QBWSO 在均匀背景及多目标环境中的性能均比 OSSO 的性能获得了改善，在均匀背景中， SO 的性能最好.

2 广义最小选择恒虚警检测器的数学模型

本文假设背景噪声检测包络服从瑞利分布，考虑单脉冲平方检测，目标模型为 SwerlingII 型，检测单元和各个参考单元的观测是统计独立的. 在均匀背景中，杂波样本是统计独立和同分布的随机变量，它们的概率密度函数 (pdf) 和累积分布函数 (cdf) 分别为

[1] 2001-05-28 收到， 2002-02-22 改回

$$f(x) = (1/\mu)\exp(-x/\mu), \quad F(x) = 1 - \exp(-x/\mu), \qquad x > 0 \tag{1}$$

μ 代表噪声强度平均值.

滑窗式恒虚警检测器为了在杂波背景中检测出有用目标信号，需要估计出检测单元附近的杂波强度，再乘以满足恒虚警要求的门限因子，将检测单元的信号与之比较以确定有无目标信号出现. 为了估计出检测单元附近的杂波强度，最小选择类恒虚警检测器将检测单元附近的杂波样本按距离或方位选取一个滑窗，如图 1 所示，考虑到目标信号能量泄露的影响，将检测单元旁边的几个杂波样本 (称之为防卫单元) 剔除掉，余下来左边的部分称为前沿滑窗，右边的部分称为后沿滑窗.

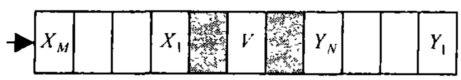

图 1 参考滑窗内的杂波样本示意图

将前沿滑窗 (或后沿滑窗) 中的 M 个杂波样本 $X_M, X_{M-1}, \cdots, X_3, X_2, X_1$ 按幅值大小排序，得有序统计量:

$$x_{(M)} \geq x_{(M-1)} \geq \cdots \geq x_{(3)} \geq x_{(2)} \geq x_{(1)} \tag{2}$$

对之进行加权作为对杂波强度的估计， X 称为线性组合有序统计量, 可表示为

$$X = \sum_{i=1}^{M} h_i' x_{(i)} \tag{3}$$

尽管参考单元变量 $x_i (i = 1, 2, \cdots, M)$ 是统计独立的，但有序统计量 $x_{(i)} (i = 1, 2, \cdots, M)$ 并不统计独立，不能简单地对 $x_{(i)}$ 的 pdf 进行卷积来求 X 的 pdf . 故引入辅助变量:

$$w_i' = (M + 1 - i)[x_{(i)} - x_{(i-1)}], \qquad 1 \leq i \leq M, \quad x_{(0)} = 0 \tag{4}$$

它们是统计独立的且有相同的 pdf $f(t) = (1/\mu)\exp(-t/\mu)U(t)$ ，将 X 用 w_i' 来表示，便有

$$X = \sum_{i=1}^{M} \beta_i' w_i', \qquad \beta_i' = \frac{\sum_{k=i}^{M} h_k'}{M + 1 - i} \tag{5}$$

故 X 的矩量生成函数 (mgf) 为

$$\Phi_X(u) = \prod_{i=1}^{M} \frac{c_i'}{\mu u + c_i'}, \qquad c_i' = \frac{1}{\beta_i'} \tag{6}$$

mgf 定义为 $\Phi_X(u) = \int_0^\infty f_x(t) e^{-ut} \mathrm{d}t$ ， $f_x(t)$ 为 X 的 pdf . 将互不相同的 c_i' 记为 $s_i' (i = 1, \cdots, m')$ ， r_i' 为 s_i' 的重数，有 $\sum_{i=1}^{m'} r_i' = M$ ，则 (6) 式变为

$$\Phi_X(u) = \prod_{i=1}^{m'} \left[\frac{s_i'}{\mu u + s_i'}\right]^{r_i'} \tag{7}$$

对上式取拉普拉斯反变换，产生 X 的 pdf

$$f_X(t)=\sum_{i=1}^{m'}\sum_{j=1}^{r_i'}\frac{a_{ij}'}{\mu}\left[\frac{t}{\mu}\right]^{j-1}e^{-s_i't/\mu}U(t) \tag{8}$$

其中 $a_{ij}'=\frac{1}{(j-1)!(r_i'-j)!}\left\{\frac{d^{r_i'-j}}{du^{r_i'-j}}[\Phi_X(u)(\mu u+s_i')^{r_i'}]\right\}_{u=-\frac{s_i'}{\mu}}$ 。又可得 X 的 cdf:

$$F_X(t)=\sum_{i=1}^{m'}\sum_{j=1}^{r_i'}a_{ij}'\frac{\Gamma(j)}{(s_i')^j}\left[1-e^{-s_i't/\mu}\sum_{k=0}^{j-1}\frac{(s_i't/\mu)^k}{k!}\right]U(t) \tag{9}$$

对于后沿滑窗来说，将后沿滑窗中的杂波样本 $Y_N,Y_{N-1},\cdots,Y_3,Y_2,Y_1$ 按幅度大小排序，得有序统计量：

$$y_{(N)}\geq y_{(N-1)}\geq\cdots\geq y_{(3)}\geq y_{(2)}\geq y_{(1)} \tag{10}$$

对之进行加权的线性组合有序统计量 Y 作为对杂波强度的估计

$$Y=\sum_{j=1}^{N}h_j''y_{(j)} \tag{11}$$

GSO 恒虚警检测器采用子滑窗技术，对前沿滑窗和后沿滑窗的杂波样本分别按 (3) 式和 (11) 式的线性组合有序统计量进行估计，选取二者的最小值作为检测器对杂波功率水平的估计，即

$$Z=\min(X,Y) \tag{12}$$

Z 的 pdf 为

$$f_Z(t)=f_X(t)+f_Y(t)-[f_X(t)F_Y(t)+f_Y(t)F_X(t)] \tag{13}$$

其中 $f_X(t),F_X(t),f_Y(t),F_Y(t)$ 分别为 X 和 Y 的 pdf 和 cdf 。相应于后沿滑窗的 Y, N, N_1, N_2, 引入符号 h_j'', c_j'', s_e'', n', r_e'', a_{ef}'', Y 的 pdf 和 cdf 由 (8) 式和 (9) 式类似地推出。

检测器将估计出的杂波强度 Z 乘以满足恒虚警要求的门限因子 T ，去设置自适应检测门限，若检测单元的目标信号超过它，判为目标出现，若低于它，则无目标。检测器的平均虚警概率和平均检测概率分别为

$$P_{fa}=E_z\{\Pr[V>TZ|H_0]\}=E_z\left\{\int_{TZ}^{\infty}\frac{1}{\mu}\exp(-\frac{x}{\mu})\mathrm{d}x\right\}=E_z\left\{\exp(-\frac{TZ}{\mu})\right\}=\Phi_Z(u)\Big|_{u=\frac{T}{\mu}} \tag{14}$$

$$P_d=E_z\{\Pr[V>TZ|H_1]\}=E_z\left\{\int_{TZ}^{\infty}\frac{1}{b\mu}\exp(-\frac{x}{b\mu})\mathrm{d}x\right\}=E_z\left\{\exp(-\frac{TZ}{b\mu})\right\}=\Phi_Z(u)\Big|_{u=\frac{T}{b\mu}} \tag{15}$$

式中 $\Phi_Z(u)$ 是 Z 的 mgf， $b=1+\lambda$ ， λ 是单脉冲平均信噪比。可见，计算 P_{fa} 及 P_d 的关键就在于求 Z 的 mgf-$\Phi_Z(u)$ 。由 (13) 式，得

$$\Phi_z(u)=\prod_{i=1}^{m'}\left(\frac{s_i'}{\mu u+s_i'}\right)^{r_i'}+\prod_{j=1}^{n'}\left(\frac{s_j''}{\mu u+s_j''}\right)^{r_j''}$$
$$-\sum_{i=1}^{m'}\sum_{j=1}^{r_i'}\sum_{e=1}^{n'}\sum_{f=1}^{r_e''}a_{ij}'a_{ef}''\left\{\frac{\Gamma(f)}{(s_e'')^f}\left[\frac{\Gamma(j)}{(\mu u+s_i')^j}-\sum_{g=0}^{f-1}\frac{(s_e'')^g}{g!}\frac{\Gamma(j+g)}{(\mu u+s_i'+s_e'')^{j+g}}\right]\right.$$
$$\left.+\frac{\Gamma(j)}{(s_i')^j}\left[\frac{\Gamma(f)}{(\mu u+s_e'')^f}-\sum_{k=0}^{j-1}\frac{(s_i')^k}{k!}\frac{\Gamma(f+k)}{(\mu u+s_i'+s_e'')^{f+k}}\right]\right\} \tag{16}$$

将 (16) 式代入 (14) 和 (15) 式，即可分别求出 GSO 检测器的 P_{fa} 和 P_d 解析表达式。

3 广义最小选择方法的加权系数分析

在实际的雷达检测环境中，常会遇到其他目标的干扰和出现无效样本或零值样本的问题。为了提高检测器对杂波强度估计的有效性和鲁棒性，有必要对落入参考滑窗的杂波样本进行处理和修整。比较有效的方法是基于有序统计量对杂波样本进行排序和组合。对于多目标情况，由于落入参考滑窗的目标会抬高检测门限，通常会检测出较强的目标信号而将较弱的目标漏检掉，致使检测概率降低。为了克服这个问题，可预先将最大的几个有序样本的加权系数取为零，效果上相当于将最大的几个有序样本剔除掉，提高检测器的多目标分辨能力。对于参考滑窗内出现无效样本或零值样本的情况，可将低端几个有序样本的加权系数取为零，排除它们的影响。基于这种考虑，最简单的一种加权系数情况是剔除平均 (TM)[6,7] 方法，将最大和最小的几个样本加权系数取为零，余下几个样本的加权系数取相同，即 (3) 式和 (11) 式中的加权系数取为

$$h_i'=\frac{1}{M-M_2-M_1}\begin{cases}1, & i=M_1+1,\cdots,M-M_2\\ 0, & i=1,\cdots,M_1;M-M_2+1,\cdots,M\end{cases} \tag{17}$$

$$h_j''=\frac{1}{N-N_2-N_1}\begin{cases}1, & j=N_1+1,\cdots,N-N_2\\ 0, & j=1,\cdots,N_1;N-N_2+1,\cdots,N\end{cases} \tag{18}$$

这样便可提出 TMSO 恒虚警检测器。TMSO 的 M_1, N_1 取为 0，又可提出 CMSO 检测器。考虑到 TM 方法将参与杂波强度估计的剩余样本同等对待，并不能实现对杂波强度的有效估计，文献 [5] 基于局部最优的原则提出了准最佳加权恒虚警 (QBW-CFAR) 方法，前、后沿滑窗 (3) 式和 (11) 式中的加权系数取为 QBW 系数：

$$h_i'=\frac{1}{M-M_2-M_1}\begin{cases}1, & i=M_1+1,\cdots,M-M_2-1\\ M_2+1, & i=M-M_2\\ 0, & i=1,\cdots,M_1;M-M_2+1,\cdots,M\end{cases} \tag{19}$$

$$h_i''=\frac{1}{N-N_2-N_1}\begin{cases}1, & i=N_1+1,\cdots,N-N_2-1\\ N_2+1, & i=N-N_2\\ 0, & j=1,\cdots,N_1;N-N_2+1,\cdots,N\end{cases} \tag{20}$$

可提出 QBWSO 检测器，它在均匀背景中的性能比剔除平均最小选择方法为佳。

下面来观察 TMSO 在高端剔除掉的样本逐渐增加时，即 M_2，N_2 逐渐增大时检测器恒虚警损失的变化情况，如表 1 所示，取 $M=N=10$， $M_1=N_1=0$。 TMSO 在低端剔除掉

的样本逐渐增加时，即 M_1 、 N_1 逐渐增大时检测器恒虚警损失的变化情况，如表 2 所示，取 $M=N=10$ ， $M_2=N_2=2$ 。可以看出，随着高有序样本的减少， TMSO 的恒虚警损失是逐渐增加的，而逐渐剔掉低有序样本， TMSO 的恒虚警损失并不很快上升，这是因为高有序样本估计的方差小，而低有序样本估计的方差大的缘故。

表 1　M_2 和 N_2 同时增大时的恒虚警损失

$M_2(N_2)$	2	3	4	5	6	7
	3.83	4.55	5.49	6.84	8.94	12.64

表 2　M_1 和 N_1 同时增大时的恒虚警损失

$M_1(N_1)$	2	3	4	5	6	7
	3.82	3.81	3.82	3.83	3.87	3.96

下面再来观察 QBWSO 在高端剔除掉的样本逐渐增加时，检测器恒虚警损失的变化情况，如表 3 所示，取 $M=N=10$ ， $M_1=N_1=3$ 。 TMSO 在低端剔除掉的样本逐渐增加时，检测器恒虚警损失的变化情况，如表 4 所示，取 $M=N=10$ ， $M_2=N_2=2$ 。可以看出，它与 TMSO 变化情况有着相同的结果。在 $M=N=10$ ， $M_2=N_2=2$ ， $M_1=N_1=3$ 时， TMSO 的恒虚警损失为 3.8070 ，而 QBWSO 的恒虚警损失为 3.7817 ，故在均匀背景中 QBWSO 的性能要好一些，当总的杂波样本数目较多时，二者的差别还会大一些。

表 3　M_2 和 N_2 同时增大时的恒虚警损失

$M_2(N_2)$	2	3	4	5	6
	3.78	4.44	5.35	6.67	8.77

表 4　M_1 和 N_1 同时增大时的恒虚警损失

$M_1(N_1)$	3	4	5	6	7
	3.78	3.81	3.85	3.90	3.96

4 最小选择类恒虚警检测器的性能比较

这里对最小选择类恒虚警检测器在均匀背景和多目标环境中的检测性能进行比较。多目标情况仅分析强干扰目标的影响，即假定干扰与噪声功率比很大，干扰目标的回波总是占据有序统计量的最高位置， IL 代表进入前沿滑窗干扰目标的数目， IR 代表进入后沿滑窗干扰目标的数目， IL=IR=0 时的 CFAR 损失就是在均匀背景中的恒虚警损失。表 5 给出了在 SwerlingII 型目标条件下， QBWSO, TMSO, CMSO, OSSO 和 SO 检测器在均匀背景和出现多目标时的 CFAR 损失。在均匀背景中， SO 的性能最好，采用删除后的部分样本进行杂波强度估计的检测器中， QBWSO 在均匀背景中的性能最好； TMSO 和 QBWSO 在均匀背景及多目标环境中的性能均比 OSSO 获得了改善。对于采用最小选择逻辑的恒虚警检测器，它的恒虚警损失对于参考单元的数目是比较敏感的，参考单元的数目较少时，它的恒虚警损失较大，由于计算机精度的限制，这里参考单元的数目取为 $R=M+N=20$ ，但这并不影响比较检测器的性能，若参考单元的数目 $R=32$ ，它们引起的恒虚警损失是可以接受的，并且样本单元的数目增大时，这些最小选择类恒虚警检测器的差别也会变得更明显。

表 5 QBWSO, TMSO, CMSO, OSSO 和 SO 检测器的 CFAR 损失 (dB), $P_{fa}=10^{-6}$, P_d=0.5

IL, IR	0, 0	1, 0	1, 1	2, 0	2, 1	2, 2
QBWSO	3.7817	4.1733	4.7133	4.5053	5.2369	6.0824
TMSO	3.8017	4.1753	4.6648	4.5031	5.1494	5.8804
CMSO	4.5502	4.8660	5.2565	5.1586	5.6387	6.1390
OSSO	4.5381	4.8964	5.3621	5.2121	5.8074	6.4334
SO	2.8871					

QBWSO: $M=N=10$, $M_1=3$, $M_2=2$, $N_1=3$, $N_2=2$ TMSO: $M=N=10$, $M_1=3$, $M_2=2$, $N_1=3$, $N_2=2$ CMSO: $M=N=10$, $M_1=0$, $M_2=3$, $N_1=0$, $N_2=3$ OSSO: $M=N=10$, $k=7$, l=7 SO: $M=N=10$

5 结 论

本文基于线性加权组合的有序统计量提出了广义最小选择 (GSO) 恒虚警检测器，在不同加权系数场合，提出了 QBWSO, TMSO 和 CMSO 恒虚警检测器。分析结果表明，QBWSO 在均匀背景中的性能比 TMSO 获得了改善，在均匀背景中，SO 的性能最好； TMSO 和 QBWSO 在均匀背景及多目标环境中的性能均比 OSSO 获得了改善，这是因为他们采用多个样本参与杂波强度估计；在均匀背景中 QBWSO 的性能比 TMSO 有改善，但它以多目标情况性能的轻微下降为代价。TMSO 和 QBWSO 都采用子滑窗技术，使得样本排序时间比采用单滑窗的减少一半。在几类最小选择恒虚警检测器中，若没有干扰目标和杂波边缘的变化，SO 的性能最好，但这种情况是难以保证的。在实际工程应用中，前沿滑窗、后沿滑窗加权系数的选择应考虑出现多目标和无效样本或零值样本的情况，对付它们的措施便是采用 QBWSO, TMSO 和 OSSO 算法，当然 TMSO 和 QBWSO 的性能比 OSSO 要好，一般来说，TMSO 和 QBWSO 的高端有序样本加权系数取为零的数目不应太多，以免引起检测器性能的下降。采用最小选择逻辑的恒虚警检测器的优势在于当单边干扰目标的数目超过它能容忍的数目时，它可避免捕获效应，在一些采用多种算法的复合恒虚警检测系统中，最小选择逻辑的恒虚警算法是一种必须考虑的方案。

参 考 文 献

[1] G. V. Trunk, Range resolution of targets using automatic detectors, IEEE Trans. on AES, 1978, 14(5), 750–755.

[2] A. R. Elias-Fuste, M. G. De Mercado, E. R. Davo, Analysis of some modified order statistic CFAR: OSGO and OSSO CFAR, IEEE Trans. on AES, 1990, 26(1), 197–202.

[3] H. Rohling, Radar CFAR thresholding in clutter and multiple-target situations, IEEE Trans. on AES, 1983, 19(4), 608–621.

[4] He You, Performance of some generalised modified order statistics CFAR detectors with automatic censoring technique in multiple target situations, IEE Proc.-F, 1994, 141(4), 205–212.

[5] 孟祥伟，何友，基于准最佳加权有序统计的最大选择 CFAR 检测算法，电子学报， 1997, 25(12), 74–78.

[6] P. P. Gandhi, S. A. Kassam, Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background, IEEE Trans. on AES, 1988, 24(4), 427–445.

[7] M. Weiss, Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations, IEEE Trans. on AES, 1982, 18(1), 102–114.

PERFORMANCE ANALYSIS OF GENERALIZED SMALLEST OPTION OF CFAR ALGORITHM

Meng Xiangwei　　Guan Jian　　He You

(Dept. of Electron. Eng., Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, *China)*

Abstract In order to enhance the performance of OSSO, the Generalized Smallest Option(GSO) of logic CFAR algorithm is proposed in this paper. For this CFAR algorithms, it splits the reference window into two sub-windows and uses the linear combined order statistics to create two local noise power estimations, the smallest of them is used to set an adaptive threshold. How to select the weighted coefficient of the linear combined order statistics in the practical situation, several suggestions are given. In the special cases of GSO, QBWSO, TMSO, CMSO, OSSO and SO methods are deduced. The analytic results show that the detection performance of QBWSO and TMSO is superior to that of OSSO both in homogeneous background and in multiple target situation, the CFAR loss of QBWSO is slightly lower than that of TMSO in homogeneous background. In homogeneous background, the detection performance of SO is the best.

Key words Radar, Detection, CFAR, Order statistics

孟祥伟：　男，1966 年生，副教授，主要研究方向：雷达自适应检测方法、信号理论.
关　键：　男，1968 年生，副教授，主要研究方向：雷达自适应检测方法.
何　友：　男，1956 年生，教授，主要研究方向：雷达自适应检测方法，多传感器信息融合，模式识别.