



Research on Sparse Targets Detection Methods Based on GLRT in Non-Gaussian Clutter

Gu Xinfeng^{1,*}, Yan Shuqiang¹, Hao Xiaolin², Huang Kun¹

¹China Satellite Maritime Tracking & Control Department, Jiangyin, China

²Yantai Electricity and Economy Technical Institute, Yantai, China

Email address:

y6ckgxf@126.com (Gu Xinfeng)

*Corresponding author

To cite this article:

Gu Xinfeng. Research on Sparse Targets Detection Methods Based on GLRT in Non-Gaussian Clutter. *Science Discovery*.

Vol. 5, No. 1, 2017, pp. 25-32. doi: 10.11648/j.sd.20170501.15

Received: February 21, 2017; Accepted: March 22, 2017; Published: March 31, 2017

Abstract: For the problem of detecting range-spread target with sparse scatterers in non-Gaussian clutter modeled as spherically invariant random vector (SIRV). Firstly, it is assumed that the number of the target scatterers is known and a generalized likelihood ratio test detector based on scatterers number (SN-GLRT) is proposed. Then a sparse scatterers target detector based on GLRT (SST-GLRT) is proposed for unknowing the number of scatterers. The detection statistic of the SSR-GLRT is the weighted sum of the detection statistic of the SN-GLRT. The SSD-SST-GLRT and the NSSD-SST-GLRT are proposed based on the density of the scatterers. The analytical expression relating false alarm probability to detection threshold is deduced and the CFAR property of the SSD-SST-GLRT and the NSSD-SST-GLRT is proved. The results show that the detection performance of NSSD-SST-GLRT is better than the NSDD-GLRT. The detection performance of the SSD-SST-GLRT is better than the SDD-GLRT when the number of scatterers is known. The robustness of the SSD-SST-GLRT is better than the MSDD when the number of scatterers is unknown.

Keywords: Non-Gaussian Clutter, Range-Spread Target, Constant False Alarm Rate, Detection

非高斯杂波背景中稀疏距离扩展目标检测方法研究

顾新锋^{1*}, 严树强¹, 郝晓琳², 黄坤¹

¹中国卫星海上测控部, 江阴, 中国

²烟台电力经济技术研究所, 烟台, 中国

邮箱

y6ckgxf@126.com (顾新锋)

摘要: 针对采用球不变随机向量 (SIRV) 建模的非高斯杂波背景中稀疏扩展距离扩展目标检测问题, 先假设散射个数已知, 利用广义似然比检验 (GLRT) 原理, 获得了基于散射点个数的 GLRT (scatterer number GLRT, SN-GLRT) 检测器。然后, 针对散射点个数无法先验确定的情况, 提出了基于 GLRT 的稀疏散射点目标 (sparse scatterers target GLRT, SST-GLRT) 检测器。SST-GLRT 检测统计量是 SN-GLRT 检测统计量的加权求和, 根据散射点密度信息, 分别设计了 SSD-SST-GLRT 检测器和 NSSD-SST-GLRT 检测器, 并推导了其虚警概率与检测门限的解析表达式, 证明了 SSD-SST-GLRT 和 NSSD-SST-GLRT 的 CFAR 特性。仿真结果表明, 对于稀疏散射点目标, NSSD-SST-GLRT 不需要已知散射点个数的先验信息, 具有较好的鲁棒性, 并且检测性能优于 NSDD-GLRT, 而当散射点个数已知时, SSD-SST-GLRT 检测性能优于 SDD-GLRT, 散射点个数估计失配时, SSD-SST-GLRT 的鲁棒性优于 MSDD。

关键词：非高斯杂波，距离扩展目标，恒虚警率，检测

1. 引言

对于低分辨率雷达，由于雷达的距离分辨率远大于目标长度，目标回波表现为单一散射点形式[1]，关于点目标的检测问题已经进行了详细的讨论[1-3]。而脉冲压缩技术的使用，使得雷达具有较高的分辨率，目标回波在雷达径向上的多个强散射点分布在不同的距离单元中，形成距离扩展目标[4, 5]。提高雷达分辨率并采用有效的方法可以极大的提高目标检测概率[6]，但如果仍采用传统点目标的检测方法，由于部分目标能量泄漏到参考单元中，检测性能将大大下降，甚至完全失效[7]。文献[8-10]研究了高斯背景中扩展目标的检测方法，然而，随着雷达分辨率的提高，雷达会接受到类似于目标的尖峰，这种尖峰可以用球不变随机向量(spherically invariant random vector, SIRV)来建模[11, 12]，文献[13]利用广义似然比检验(generalized likelihood ratio test, GLRT)的方法得到了SIRV杂波背景下不依赖于散射点密度的GLRT检测器(non-scatterer density dependent-GLRT, NSDD-GLRT)。NSDD-GLRT是一种被检测距离窗内各距离单元回波能量的非相干积累检测器，在实际应用时，一方面，由于不同的目标所占距离单元数不同，为了能够使目标完全包含在某个被检测距离窗内，通常需要使窗口长度远大于目标所占距离单元数；另一方面，由于目标的闪烁，目标所占距离单元中只有部分单元存在较强的回波，称之为强散射点。对于这种稀疏散射点目标，NSDD-GLRT由于积累了不含目标的距离单元回波，会出现一定的检测性能损失，这种损失称为“坍塌损失”[14, 15]。为了提高检测器对这种稀疏散射点目标的检测性能，文献[13]利用散射点的密度信息，进一步提出了SDD-GLRT(scatterer density dependent-GLRT)检测器。文献[15]利用目标散射点的个数信息，提出了检测性能更好的修正GLRT检测器(Modified SDD, MSDD)，但当散射点个数未知，估计值小于实际值时，MSDD会出现严重的信杂比损失。

针对SIRV建模的非高斯杂波背景下检测稀疏散射点的扩展目标问题，本文首先假设目标强散射点的位置信息已知，采用GLRT方法得到基于位置信息的GLRT检测器(scatterer location-GLRT, SL-GLRT)，然后，采用门限法估计目标强散射点的位置信息，再将估计的位置信息代替SL-GLRT中的位置信息，得到具有较好鲁棒性的双门限恒虚警率检测器(double threshold - constant false alarm ratio, DT-CFAR)。

2. 问题描述

假设数据从 N 个阵元得到，需解决跨过连续的 K 个距离单元检测一个目标存在与否的问题，其中， K 称为检测窗口长度。由于目标所占距离单元个数未知，通常设置的窗口长度 K 要远大于被检测目标所占距离单元数，因此，在被检测的 K 个距离单元中，只有部分距离单元存在目标强

散射点回波。令 $\Theta_K = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示被检测单元的集合， Θ_h 表示目标强散射点所在距离单元的集合，其中， h 为集合 Θ_h 的势，表示目标强散射点个数。假设目标完全包含在 K 个距离单元内，则 $\Theta_h \in \Theta_K$ 。考虑杂波为主的干扰环境，忽略内部噪声的影响。所要解决的检测问题可表示为：

$$\begin{aligned} H_0: z_t &= c_t, & t \in \Theta_K \\ H_1: \begin{cases} z_t = \alpha_t p + c_t, & t \in \Theta_h \\ z_t = c_t, & t \in \Theta_K - \Theta_h \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中， H_0 表示假设目标不存在， H_1 表示假设目标存在， z_t 表示第 t 个距离单元总的回波， c_t 表示第 t 个距离单元的杂波回波， p 表示已知的单位导向矢量，即 $p^H p = 1$ （符号“ $(\cdot)^H$ ”表示共轭转置）；标量 α_t 是反映目标和信道影响的未知确定性参数。当阵元为线性均匀阵时， $p = (1, e^{j\varphi}, e^{j2\varphi}, \dots, e^{j(N-1)\varphi})^T / \sqrt{N}$ （其中 φ 为常数，表示各阵元之间的相位差，符号“ $(\cdot)^T$ ”表示转置）。

杂波回波用SIRV分布来建模，则杂波向量 c_t 可以表示成

$$c_t = \sqrt{\tau_t} \cdot \eta_t, t \in \Theta_K \quad (2)$$

式中， $\eta_t = (\eta_t(1), \eta_t(2), \dots, \eta_t(K))^T$ ， $\eta_t(n)$ ， $n=1, 2, \dots, N$ 是独立同分布均值为零方差为1的复圆高斯随机变量；纹理分量 τ_t 是服从分布 f_t 的非负随机变量，用来描述不同距离单元间杂波功率水平的起伏。根据SIRV模型可知， η_t 和 τ_t 是相互独立的，且 c_t 的协方差矩阵 M 表示为

$$M = E\{c_t c_t^H\} = \tau_t \Sigma, t \in \Theta_K \quad (3)$$

式中， $\Sigma = E\{\eta_t \eta_t^H\}$ 为对角元素都为1的正定的Hermitian矩阵，通常称之为杂波归一化协方差矩阵或杂波协方差矩阵结构。

3. GLRT检测器设计

假设在 K 个距离单元中，各距离单元杂波相互独立，则在式(1)给出的每个假设下 $z = [z_1^T, \dots, z_K^T]^T$ 的概率密度函数可以分别表示为

$$f(z | H_0) = \prod_{t \in \Theta_K} \frac{1}{\tau_t^N \pi^N \det(\Sigma)} \exp\left(-\frac{z_t^H \Sigma^{-1} z_t}{\tau_t}\right) \quad (4)$$

$$f(z|H_1) = \prod_{t \in \Theta_K - \Theta_h} \frac{1}{\tau_t^N \pi^N \det(\Sigma)} \exp\left(-\frac{z_t^H \Sigma^{-1} z_t}{\tau_t}\right) \times \prod_{t \in \Theta_h} \frac{1}{\tau_t^N \pi^N \det(\Sigma)} \exp\left(-\sum_{t \in \Theta_h} \frac{(z_t - \alpha_t p)^H \Sigma^{-1} (z_t - \alpha_t p)}{\tau_t}\right) \quad (5)$$

式中, $\det(\cdot)$ 表示行列式。对于GLRT, 在每个假设下未知的参数采用最大似然估计得到。然后, 将每个假设下的估计值代入到式(4)和式(5)中, 由式(5)和式(4)给出的最终表达式的比称为GLRT。这里假设杂波协方差矩阵结构已知, 则在 H_0 假设下, 未知的参数为杂波纹理分量 $\tau = [\tau_1, \dots, \tau_K]$, 而在 H_1 假设下, 未知的参数为 τ , $\alpha = [\alpha_{r_1}, \dots, \alpha_{r_h}]$ 和 Θ_h , 则GLRT可以表示为

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \lambda > T \\ H_0 \end{array} \quad (6)$$

式中,

$$\lambda = \frac{\max_{\alpha, \tau, \Theta_h} f(z|H_1)}{\max_{\tau} f(z|H_0)} \quad (7)$$

是GLRT的检验统计量, T 为检测器门限。

首先, 考虑 α 和 τ 的估计值。在 H_0 假设下, τ_t 的最大似然估计可以表示为

$$\hat{\tau}_{0,t} = \frac{z_t^H \Sigma^{-1} z_t}{N}, \quad t \in \Theta_K \quad (8)$$

在 H_1 假设下, τ_t 的最大似然估计可以表示为

$$\hat{\tau}_{1,t} = \begin{cases} \frac{z_t^H \Sigma^{-1} z_t}{N}, & t \in \Theta_K - \Theta_h \\ \frac{(z_t - \alpha_t p)^H \Sigma^{-1} (z_t - \alpha_t p)}{N}, & t \in \Theta_h \end{cases} \quad (9)$$

α_t 的最大似然估计为

$$\alpha_t = \frac{p^H \Sigma^{-1} z_t}{p^H \Sigma^{-1} p}, \quad t \in \Theta_h \quad (10)$$

将式(8)~式(10)代入到式(7)经化简得

$$\lambda = \max_{\Theta_h} \prod_{t \in \Theta_h} [1 - w_t]^{-N} \quad (11)$$

式中,

$$w_t = \frac{|p^H \Sigma^{-1} z_t|^2}{(p^H \Sigma^{-1} p)(z_t^H \Sigma^{-1} z_t)} \quad (12)$$

注意到, w_t 是复合高斯杂波中归一化匹配滤波器(normalized matched filter, NMF)的检测统计量。 w_t 可以看成是 p 和 z_t 经过白化和归一化后的内积, 满足 $0 \leq w_t < 1$ 。

由于 Θ_h 不仅包含了目标散射点的位置信息, 也包含了散射点的个数信息 h 。当散射点的位置信息已知时, Θ_h 为已知量, 不需要估计。因此, 考虑散射点位置信息未知, 分别从 h 未知和 h 已知两种情况讨论 Θ_h 的估计及GLRT统计量。

1) h 未知

当 h 未知时, 由于 $[1 - w_t]^{-N} \geq 1$, 因此, h 的估计值为 h 能取得的最大值, 即 $\hat{h} = K$, $\hat{\Theta}_h = \Theta_K$, 式(11)可以表示为

$$\lambda = \prod_{t \in \Theta_K} [1 - w_t]^{-N} \quad (13)$$

由于检测统计量经过单调递增函数变换后可得到等效的检测统计量, 因此, 当 h 未知时, GLRT的等效检测统计量可以表示为

$$\lambda_{\text{GLRT}} = -2(N-1) \sum_{t \in \Theta_K} \ln(1 - w_t) \quad (14)$$

注意到, λ_{GLRT} 与文献[7]中的NSDD-GLRT是一致的。这表明, 当 h 未知时, 稀疏散射点目标的GLRT与假设每个单元都存在目标散射点的GLRT是等价的。这是因为, 不论实际的 h 取何值, 其最大似然估计都是 $\hat{h} = K$ 。

2) h 已知

当 h 已知时, 先计算 $w_t, t \in \Theta_K$, 然后对 w_t 从大到小进行排序。令 r_i 表示排序后第 i 个值对应的距离单元编号, 即 $w_{r_1} \geq w_{r_2} \geq \dots \geq w_{r_K}$ 。则, Θ_h 的最大似然估计可以表示为

$$\hat{\Theta}_h = \{r_1, r_2, \dots, r_h\} \quad (15)$$

将式(15)代入式(11), 再经过单调递增函数变换后, 可得到基于散射点个数(scatterers number, SN)的等效GLRT统计量

$$\lambda_{\text{SN-GLRT}}(h) = -2(N-1) \sum_{i=1}^h \ln(1 - w_{r_i}) \quad (16)$$

对比式(14)和式(16), 不难发现, GLRT利用了所有距离单元回波进行积累, 而SN-GLRT只利用 h 个距离单元回波进行积累。当 $h=K$ 时, SN-GLRT退化为GLRT。

GLRT(NSDD-GLRT)不需要目标散射点个数的先验信息, 但对于稀疏散射点目标时, 由于积累了不含散射点的距离单元回波, 存在一定的“坍塌损失”。而SN-GLRT(MGLRT, OS-GLRT)只利用部分距离单元进行积累, 有效的克服了“坍塌损失”, 但需要散射点个数的先验信息, 实际应用

时，由于目标的大小，方位角的不同，以及目标的闪烁，很难确定散射点的个数。

借鉴文献[7]中SDD-GLRT检测器设计思路，稀疏散射点目标GLRT(sparse scatterer target-GLRT, SST-GLRT)检测统计量表示如下

$$\lambda_{\text{SST-GLRT}} = \sum_{h=1}^K p_h \lambda_{\text{SN-GLRT}}(h) \quad (17)$$

式中， p_h 表示K个距离单元中散射点个数是h的概率，并且有 $\sum_{h=1}^K p_h = 1$ 。根据式(17)容易看出， $\lambda_{\text{SST-GLRT}}$ 是SN-GLRT检测统计量 $\lambda_{\text{SN-GLRT}}(h)$ 的加权求和。需要指出的是，当

$$p_h = \begin{cases} 0, h=1, \dots, K-1 \\ 1, h=K \end{cases} \quad (18)$$

时，相当于每个单元都存在目标散射点，SST-GLRT就退化为GLRT。当

$$p_h = \begin{cases} 0, h \in \Theta_K, h \neq m \\ 1, h=m \end{cases} \quad (19)$$

时，相当于目标散射点个数为m，SST-GLRT退化为散射点个数为m的SN-GLRT。这表明GLRT和SN-GLRT都是SST-GLRT的特例。

下面考虑另外两种典型的SST-GLRT。一种是假设已知散射点的密度信息 α ，相应的SST-GLRT不妨称之为依赖于散射点密度的SST-GLRT(SDD-SST-GLRT)，与SDD-GLRT相似， p_h 可以表示为

$$p_h = c_1 \binom{K}{h} (1-\alpha)^{K-h} \alpha^h, h=1, \dots, K \quad (20)$$

式中， $c_1 = (1 - (1-\alpha)^K)^{-1}$ 。则SDD-SST-GLRT统计量可以表示为

$$\lambda_{\text{SDD-SST-GLRT}} = c_1 \sum_{h=1}^K \binom{K}{h} (1-\alpha)^{K-h} \alpha^h \sum_{i=1}^h u_{r_i} \quad (21)$$

式中， $u_{r_i} = -2(N-1)\ln(1-w_{r_i})$ 。需要指出的是SSD-SST-GLRT与SSD-GLRT的主要区别在于，SSD-SST-GLRT利用SN-GLRT统计量的加权求和而SSD-GLRT利用所有可能的GLRT统计量平均值的加权求和。

另一种是不依赖于散射点密度的SST-GLRT，不妨称之为NSDD-SST-GLRT，即假设K个距离单元中，存在1, ..., K个散射点的概率相等，这时，

$$p_h = \frac{1}{K}, h=1, \dots, K \quad (22)$$

NSDD-SST-GLRT检测统计量可以表示为

$$\lambda_{\text{NSDD-SST-GLRT}} = \frac{1}{K} \sum_{h=1}^K \sum_{i=1}^h u_{r_i} \quad (23)$$

这里NSDD-SST-GLRT和NSDD-GLRT的主要区别在于，NSDD-SST-GLRT是对SN-GLRT统计量求平均值，而NSDD-GLRT只是SN-GLRT在 $h=K$ 时的特例。

4. 虚警概率分析

由于SSD-SST-GLRT和SSD-SST-GLRT都是SST-GLRT的特例，不同之处在于加权系数 p_h 的取值不同。下面利用SST-GLRT统计量分析这两个检测器虚警概率和检测门限的关系。

令 $u_t = -2(N-1)\ln(1-w_t)$ ，则 $u_{r_i} = -2(N-1)\ln(1-w_{r_i})$ ，并且有 $u_{r_1} \geq \dots \geq u_{r_K}$ 。式(17)可以重新表示为

$$\lambda_{\text{SST-GLRT}} = \sum_{h=1}^K p_h \sum_{i=1}^h u_{r_i} = \sum_{i=1}^K P_i u_{r_i} \quad (24)$$

式中， $P_i = \sum_{h=i}^K p_h$ ，其中， $P_1 = 1$ 。式(3.1)表明，

SST-GLRT统计量可看成是对 u_t 的加权求和，并且较大的 u_t 赋予较高的权值，其中， u_t 是每个距离单元NMF统计量 w_t 经过单调递增函数变换后的统计量。

在H0假设下，文献[NSDD]的分析结果表明， u_t 服从自由度为2的 χ^2 分布(参数为2的指数分布)，其概率密度函数(PDF, probability density function)为：

$$f_{u_t}(x) = \frac{1}{2} e^{-x/2}, x \geq 0 \quad (25)$$

由于各距离单元回波 $z_t, t=1, 2, \dots, K$ 是统计独立的，因此， $u_t, t=1, 2, \dots, K$ 之间也相互统计独立，但经排序以后所得的有序样本 u_{r_1}, \dots, u_{r_K} 之间并非统计独立，经线性变换

$$\begin{cases} v_1 = P_1(u_{r_1} - u_{r_2}) \\ v_2 = (P_1 + P_2)(u_{r_2} - u_{r_3}) \\ \vdots \\ v_k = \left(\sum_{m=1}^k P_m \right) (u_{r_k} - u_{r_{k+1}}) \\ \vdots \\ v_K = \left(\sum_{m=1}^K P_m \right) u_{r_K} \end{cases} \quad (26)$$

所得变量 v_1, \dots, v_K 是统计独立的随机变量序列。并且有

$$\sum_{k=1}^K v_k = \sum_{k=1}^K P_k u_{r_k} \quad (27)$$

式中, v_i 的PDF为

$$f_{v_k}(x) = \frac{k}{2q_k} e^{-kx/(2q_k)}, \quad x \geq 0 \quad (28)$$

式中, $q_k = \sum_{m=1}^k P_m$ 。

结合式(3.1)和式(3.5)可得

$$\lambda_{\text{SST-GLRT}} = \sum_{k=1}^K v_k \quad (29)$$

即SST-GLRT统计量是独立随机变量 v_1, \dots, v_K 的和, 因此 $\lambda_{\text{SST-GLRT}}$ 的矩母函数(moment generating function, MGF)是 v_k 的MGF的积, 即

$$M_{\lambda_{\text{SST-GLRT}}}(x) = \prod_{k=1}^K M_{v_k}(x) \quad (30)$$

式中,

$$M_{v_k}(x) = \frac{1}{1 + (2q_k/k)x}, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (31)$$

是 v_k 的MGF。

对 $M_{\lambda_{\text{SST-GLRT}}}(x)$ 进行拉普拉斯反变换可得 $\lambda_{\text{SST-GLRT}}$ 的PDF, 令 $a_k = k/(2q_k)$, 当 $p_1 \neq 0$ 时(对于SSD-SST-GLRT和SSD-SST-GLRT, 这一条件是满足的), $\lambda_{\text{SST-GLRT}}$ 的PDF可以表示为

$$f_{\lambda_{\text{SST-GLRT}}}(y) = \sum_{k=1}^K d_k e^{-a_k y} \quad (32)$$

式中,

$$d_k = a_k \prod_{m \in \Theta_K, m \neq k} (1 - a_k/a_m)^{-1} \quad (33)$$

SST-GLRT的虚警概率可以表示为

$$P_{\text{fa}} = \int_T^\infty f_{\lambda_{\text{SST-GLRT}}}(y) dy = \sum_{k=1}^K c_k e^{-a_k T} \quad (34)$$

式中,

$$c_k = \prod_{m \in \Theta_K, m \neq k} (1 - a_k/a_m)^{-1} \quad (35)$$

$$a_k = k \left(2 \sum_{m=1}^k \sum_{i=m}^K p_i \right)^{-1} \quad (36)$$

分别将式(20)和式(22)代入式(36)即可得到SDD-SST-GLRT和NSDD-SST-GLRT的虚警概率与检测门限的关系表达式。

由式(34)可知, 虚警概率只与检测门限 T , 检测窗口宽度 K 以及选择的加权系数 p 有关, 而与杂波的统计参数无关, 这表明SDD-SST-GLRT和NSDD-SST-GLRT都是恒虚警(constant false alarm ratio, CFAR)检测器。式(34)还表明, 虚警概率与 N 无关, 即对于给定的虚警概率和 K , 不同的 N 值对应的检测门限是相同的, 而SDD-GLRT需要根据不同的 N 值设定不同的检测门限, 并且其检测门限很难计算得到, 需要采用Monte Carlo方法估计。

图1和图2分别给出了SDD-SST-GLRT和NSDD-SST-GLRT虚警概率与检测门限的关系曲线。图1和图2表明, 对于给定的虚警概率, K 越大, 检测门限也就越大, 这是因为 K 越大, 积累的数据也就越多。图1还表明, SDD-SST-GLRT的检测门限随着 α 的增大而增大, 这时因为, 增大 α 相当于增大了SN-GLRT统计量中较大值的权值。

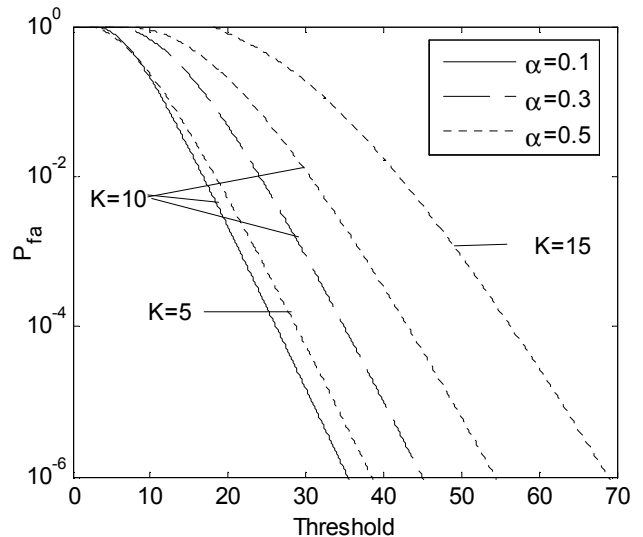


图1 SDD-SST-GLRT虚警概率与检测门限关系曲线。

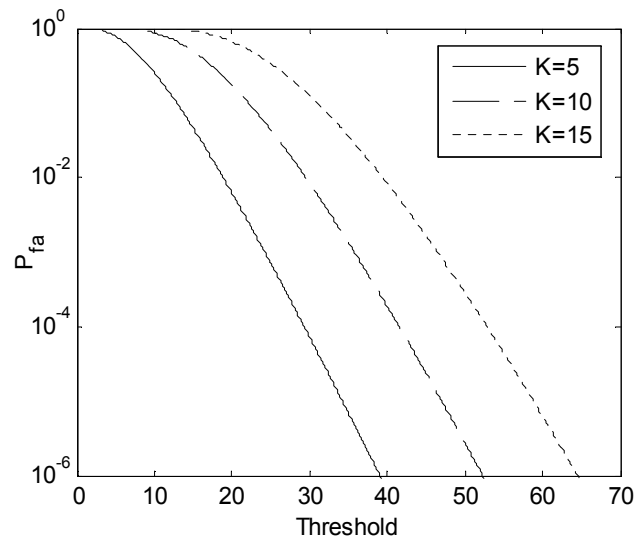


图2 NSDD-SST-GLRT虚警概率与检测门限关系曲线。

5. 性能分析

采用Monte Carlos仿真技术对本文方法的性能进行分析。仿真中, 采用 Γ 分布来表示混合分布 f_{τ}

$$f_{\tau}(\tau) = (L/b)^L \tau^{L-1} e^{-(L/b)\tau} / \Gamma(L), \quad \tau \geq 0 \quad (37)$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 是Gamma函数, b 是均值, L 用来控制与正态统计量偏离的程度, L 越小, $f_{\tau}(\tau)$ 函数的拖尾越长, 杂波就会出现更多的尖峰。不失一般性, 在仿真中令 $b=1$, 即把杂波功率归一化为一个定值, 此时的距离单元中杂波的分布函数等效为 K 分布^[15]:

$$f_x(x) = \frac{2L}{\Gamma(L)} (x\sqrt{L/2})^{L-1} K_{L-1}(x/\sqrt{2L}) \quad (38)$$

式中, K_L 表示第二类修正的Bessel函数。

假设被检测单元中目标的平均功率为 σ_s^2 , 杂波平均功率为 σ_c^2 。存在目标散射点的距离单元回波采用方差为 $\varepsilon_i \sigma_s^2 K$ 独立零均值复圆高斯随机变量建模, 其中, ε_i 表示距离单元 i 中目标能量占总能量的比例。这里考虑几种典型的多主散射点目标模型, 如表1所示。

表1 不同目标模型的 ε_i 值。

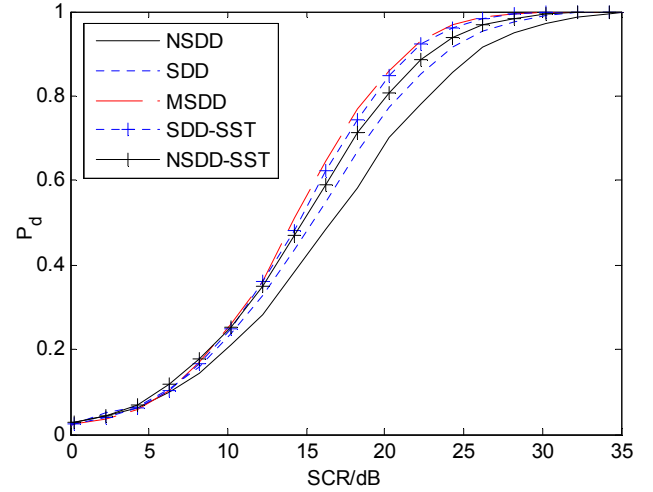
距离单元	1	2	...	h
Model. 1	$1/h$	$1/h$	$1/h$	$1/h$
Model. 2	0.5	$0.5/(h-1)$	$0.5/(h-1)$	$0.5/(h-1)$
Model. 3	0.9	$0.1/(h-1)$	$0.1/(h-1)$	$0.1/(h-1)$

信杂比定义为:

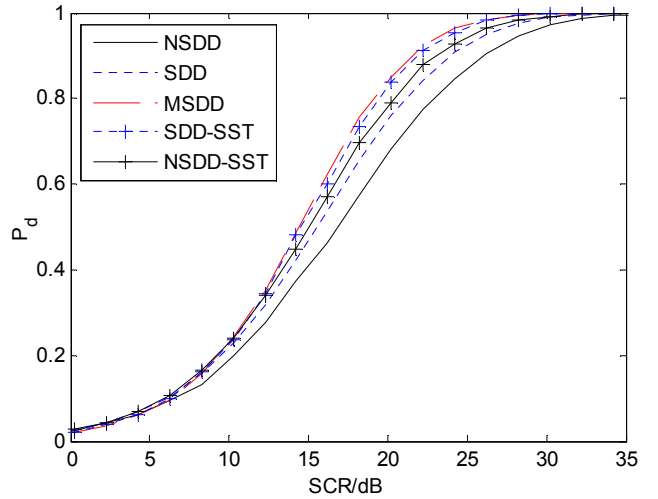
$$\text{SCR} = (\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p}) \sigma_s^2 / \sigma_c^2 \quad (39)$$

仿真中, 假设 $K=15$, $N=2$, $L=1$, 虚警概率为 10^{-3} , 检测门限根据式(3.11)计算得到, 检测概率采用Monte Carlo方法计算。

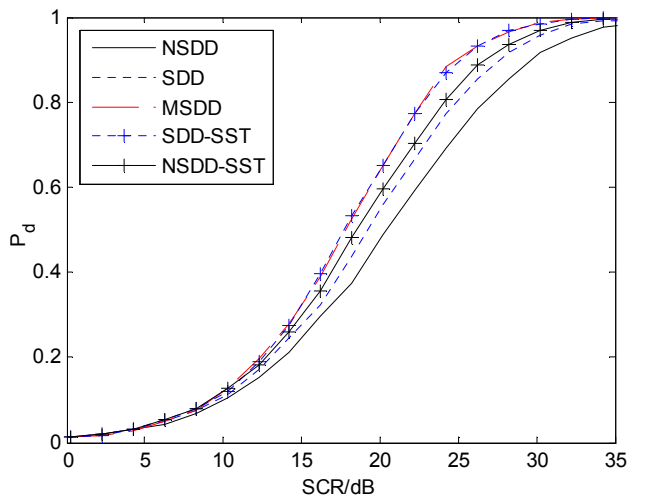
图3(a)~图3(c)分别针对表1中的三种目标模型分析SDD-SST-GLRT和NSDD-SST-GLRT的检测性能, 为表示方便, 下面直接用SDD-SST和NSDD-SST表示, 同样, 用MSDD, SDD和NSDD表示MSDD-GLRT, SDD-GLRT和NSDD-GLRT。其中, $h=3$ 。图1(a)~图1(c)表明, 对于不同的多主散射点目标, NSDD-SST的检测能优于普通的NSDD检测器, 这是因为NSDD-SST利用了目标稀疏散射点的特性, 对较强的散射点回波赋予较大的权值, 而较弱的散射点或杂波回波赋予较小的权值, 在一定程度上减小了普通NSDD由于积累乐不含目标散射点的距离单元回波出现的“坍塌损失”。在散射点个数信息已知时, MSDD充分利用这一信息, 进一步增强了检测器的性能, 而SDD-SST利用了散射点的密度信息($\alpha = h/J$), 具有与MSDD近似的检测性能并且明显优于SDD。



(a) Model. 1



(b) Model. 2



(c) Model. 3

图3 检测性能比较, $h=3$ 。

在实际应用时, 通常, 散射点的个数信息是未知的, 需要实现进行估计, 当估计个数与实际个数不一致时, 即

出现估计失配, 从而影响检测器的性能, 图4~图6分析了散射点个数估计失配时检测器的性能。其中, 图4和图5针对Model. 3 分析了MSDD和SDD-SST散射点个数估计失配时的检测性能。其中, $l=3$ 。图4表明, 即使目标90%的能量集中于一个散射点时, 当散射点个数估计值为1时, MSDD也会出现严重的性能损失。图5则表明, SDD-SST在散射点数目估计失配时, 鲁棒性要优于MSDD。这时因为当散射点个数估计值小于实际值时, MSDD不能有效积累所有目标散射点回波能量, 而SDD-SST通过一定的权值, 积累了所有散射点的回波能量。

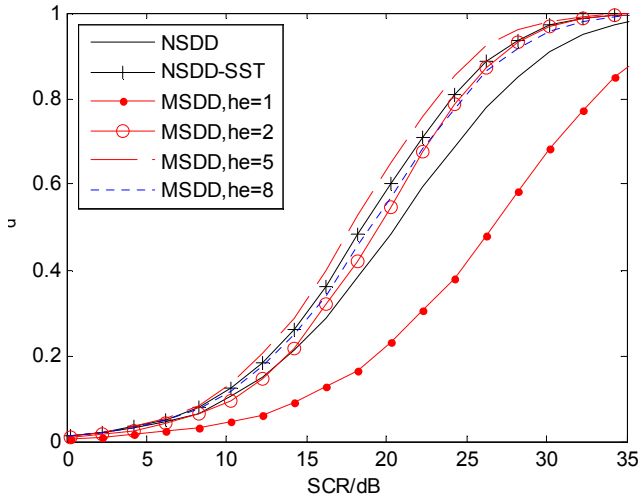


图4 MSDD失配性能分析, $l=3$ 。

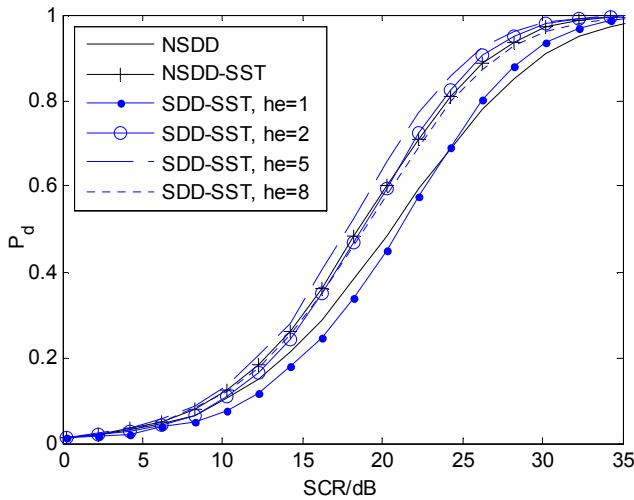


图5 SDD-SST失配性能分析, $l=3$ 。

图6进一步针对Model. 1 分析了信杂比为20dB, 散射点个数为3时, 各检测器检测概率与散射点个数估计的关系曲线, 其中, NSDD和NSDD-SST不需要估计散射点个数, 每次估计进行5000次仿真, 求平均检测概率。图6表明, 当目标散射点个数估计值小于实际值时, MSDD和SDD-SST的检测概率下降都比较严重, 但SDD-SST的检测概率要高于MSDD。当散射点个数估计值大于实际值时, SDD-SST和MSDD的检测概率都随之估计值的增大而减小, 并且检测概率都要大于SDD, 当 $h_e=K$ 时, 都等价于NSDD。NSDD和

NSDD-SST都不受散射点个数估计值的影响, 并且, NSDD-SST的检测概率大于NSDD, 这是因为, NSDD对所有回波赋予相同的权值, 而NSDD-SST利用了目标具有稀疏散射点的特性, 对较强的散射点赋予较大的权值, 而较弱的散射点或杂波回波赋予较小的权值, 减小了NSDD的“坍塌损失”, 从而增强了稀疏散射点目标的检测概率。图6还表明, NSDD-SST的检测性能优于SDD。

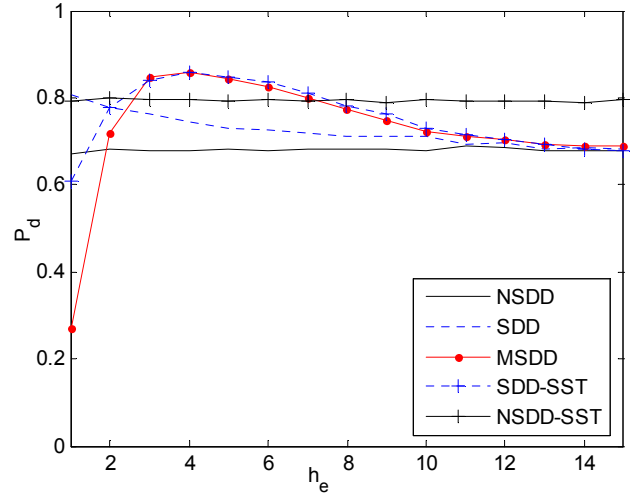


图6 失配性能比较, $l=3$, $SCR=20dB$ 。

6. 结论

本文研究了SIRV建模的复合高斯杂波背景下的稀疏距离扩展目标检测问题。针对被检测窗口长度远大于目标所占距离单元数时, 利用所有距离单元回波进行积累, 因大量积累了不含目标散射点距离单元回波能量, 从而出现一定的“坍塌损失”。针对这种情况, 即被检测单元中目标具有稀疏散射点的情况, 首先, 假设目标散射点个数已知, 利用GLRT原理, 提出了SN-GLRT, 分析表明, SN-GLRT等价于文献[9]中的MSDD检测器。然后, 针对散射点个数无法先验确定的情况, 提出了基于GLRT的稀疏散射点目标(SST-GLRT)检测器。SST-GLRT检测统计量是SN-GLRT检测统计量的加权求和, 并给出了两个SST-GLRT的具体实例SSD-SST-GLRT和NSSD-SST-GLRT。推导了SSD-SST-GLRT和NSSD-SST-GLRT虚警概率与检测门限关系的解析表达式。SSD-SST-GLRT利用了散射点密度的先验信息, 对可能出现散射点个数概率的大小赋予SN-GLRT统计量不同的权值, 而NSSD-SST-GLRT针对散射点先验信息完全未知情况下, 对所有SN-GLRT统计量进行等权值相加。结果表明, 在已知散射点个数时, MSDD具有最优的检测性能, 而SSD-SST-GLRT的检测性能接近于MSDD。但散射点个数信息未知时, NSSD-SST-GLRT不需要估计散射点个数, 并且检测性优于NSDD, 而SSD-SST-GLRT和MSDD的检测性能受散射点个数估计值的影响, 并且SSD-SST-GLRT的鲁棒性优于MSDD。

参考文献

- [1] 何友, 关键, 彭应宁, 等. 雷达自动检测与恒虚警处理 [M], 北京, 清华大学出版社, 1999.
- [2] Kelly E J. An adaptive detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 115-127.
- [3] 何友, 关键, 孟祥伟, 等. 雷达自动检测和CFAR处理方法综述 [J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(1): 9-14, 85.
- [4] Shui P L, Liu H W, Bao Z. Range-spread target detection based on cross time-frequency distribution features of two adjacent received signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(10): 3733-3745.
- [5] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 高距离分辨率雷达目标检测研究现状与进展[J]. 宇航学报, 2010, 31(12): 2623-2628. [Jian Tao, He You, Su Feng, et al. Overview of high range resolution radar target detection [J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(12): 2623-2628.].
- [6] Hughes P K. A high-resolution radar detection strategy [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, (19): 663-667.
- [7] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926-934.
- [8] Xu S, Shui P, Yan X. CFAR detection of range-spread target in white Gaussian noise using waveform entropy [J]. Electronics Letters, 2010, 46(9): 647-649.
- [9] Bandiera F, Orlando, D, Ricci G. CFAR detection strategies for distributed targets under conic constraints [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(9): 3305-3316.
- [10] Shui P L, Xu S W, Liu H W. Range-spread target detection using consecutive HRRPs [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 647-665.
- [11] He Y, Jian T, Su F, et al. Two adaptive detectors for range-spread targets in non-Gaussian clutter. Sci China Ser F-Inf Sci, 2011, 54: 386-395.
- [12] He Y, Jian T, Su F, et al. Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46: 1312-1328.
- [13] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926-934.
- [14] Barton D K. Radar Systems Analysis [M]. Boston: Artech House, 1979.
- [15] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 非高斯杂波下修正的SDD距离扩展目标检测器 [J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2662-2667.
- [16] Strong Scatterers Integrator Based on ADT in Non-Gaussian Clutter. Gu X. F., Hao X. L., Yang G. L. et.al. Science Discover, 2016, vol 4(1):26-30.