

---

# Optimum Scatterer Estimation and Adaptive Detection of Sparse Range-spread Target

Gu Xinfeng<sup>1,\*</sup>, Hao Xiaolin<sup>2</sup>, Xu Rong<sup>1</sup>, Huang Kun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>China Satellite Maritime Tracking & Control Department, Jiangyin, China

<sup>2</sup>Yantai Electric and Economy Technical Institute, Yantai, China

## Email address:

y6ckgxf@126.com (Gu Xinfeng)

\*Corresponding author

## To cite this article:

Gu Xinfeng, Hao Xiaolin, Xu Rong, Huang Kun. Optimum Scatterer Estimation and Adaptive Detection of Sparse Range-spread Target. *Science Discovery*. Vol. 4, No. 1, 2016, pp. 31-38. doi: 10.11648/j.sd.20160401.16

**Received:** March 27, 2016; **Accepted:** April 9, 2016; **Published:** April 16, 2016

**Abstract:** This paper addresses sparse range-spread target detection in non-Gaussian clutter model as spherically invariant random vector. An optimum scatterers integrator (OSI) is proposed for the problem that it is hard to accurately estimate the number of scatters of the sparse range-spread target. The OSI is obtained by integrating the energy of strong scatterers estimated based on the method of maximum detection probability. Moreover, the covariance matrix structure is estimated based on the clutter-cluster estimation and the technology of recursive estimation. An adaptive OSI (AOSI) is obtained by replacing the covariance matrix structure with the estimated one. The AOSI has the Constant false alarm ratio (CFAR) property with respect to the covariance matrix structure and the texture component of the clutter. Finally, the simulation results show the validity of proposed methods.

**Keywords:** Adaptive Detection, Range-Spread Target, Non-Gaussian Clutter, Covariance Matrix Structure

---

## 稀疏距离扩展目标的最优散射点个数估计及自适应检测

顾新锋<sup>1,\*</sup>, 郝晓琳<sup>2</sup>, 徐荣<sup>1</sup>, 黄坤<sup>1</sup>

<sup>1</sup>中国卫星海上测控部, 江阴, 中国

<sup>2</sup>烟台电力经济技术研究所, 烟台, 中国

## 邮箱

y6ckgxf@126.com (顾新锋)

**中文摘要:** 本文研究了球不变随机向量建模的非高斯杂波背景下稀疏距离扩展目标的自适应检测问题。针对稀疏距离扩展目标散射点个数很难准确估计的问题, 利用最大化检测概率的方法, 提出散射点个数的最优估计方案, 再利用估计得到的散射点能量进行积累形成检测统计量, 得到最优散射点积累检测器OSI。进一步, 结合杂波分组估计思想和迭代技术, 对协方差矩阵结构估计进行估计, 再将估计矩阵代替OSI检测统计量中的真实协方差矩阵, 提出了AOSI, AOSI对杂波协方差矩阵结构和杂波纹理分量都具有CFAR特性。最后, 仿真结果表明了本文方法的有效性。

**关键词:** 自适应检测, 距离扩展目标, 非高斯杂波, 协方差矩阵结构

---

## 1. 引言

脉冲压缩等技术的使用,使得现代雷达具有较高的距离分辨率。当雷达距离分辨单元小于目标尺寸时,目标回波分布在连续的多个雷达径向距离单元中,形成距离扩展目标[1, 2]。距离扩展目标占据多个距离单元,如果仍采用传统的点目标检测方法,目标回波能量得不到有效的利用,并且部分能量泄漏到辅助的参考单元中,使得目标检测概率大大降低,甚至完全失效[3]。文献[1, 2, 4]针对高斯背景,研究了距离扩展目标的检测方法,但随着雷达分辨率的提高,实测数据表明[5, 6],杂波的统计特性明显偏离高斯分布,这种非高斯杂波通常采用球不变随机向量SIRV (Spherically invariant Random Vector)来建模[7-10]。SIRV由变化缓慢的纹理分量和快速变化的散斑分量的乘积得到。纹理分量表征杂波功率水平,散斑分量表征杂波的结构。

文献[8]针对这种SIRV建模的杂波背景,假设杂波协方差矩阵结构(散斑分量的协方差矩阵)已知,利用广义似然比检验(generalized likelihood ratio test, GLRT)方法得到了扩展目标的NSDD(Non-Scatterer Density Dependent)检测器。NSDD是一种对所有被检测单元回波能量进行积累的积累检测器,对于稀疏散射点目标,由于积累了不含目标强散射点回波距离单元的能量,存在一定的“坍塌损失”。为有效检测稀疏散射点目标,文献[8]进一步利用目标散射点的密度这一先验信息,提出了SDD (Scatterer Density Dependent)检测器。文献[9]利用散射点个数的先验信息,提出了修正的SDD(Modified SDD, MSDD)检测方法,有效提高了检测器对稀疏散射点目标的检测性能。MSDD需要已知散射点个数的先验信息,实际应用时,由于目标的不确定性,这一信息通常是未知的,需要在检测前事先估计,当估计值小于实际值时会严重影响检测器性能,为此,文献[10]利用散射点个数与被检测单元数的比值作为第一门限虚警率估计散射点个数,再利用MSDD进行检测,得到了动态阈值(Dynamic Threshold, DT)检测器。DT提高了检测器在散射点个数估计值小于实际值时的检测性能,但没有解决散射点个数估计值过大而出现的“坍塌损失”问题。并且,NSDD、SDD、MSDD以及DT都需要已知杂波协方差矩阵结构的先验信息,都不是自适应检测器。

对于稀疏散射点目标,由于所占距离单元数及回波强弱的不确定性,很难准确估计目标散射点数目,而估计失配会影响检测器的性能。针对这一问题,本文采用最大化检测概率的方法得到了散射点个数的最优估计方案,并利用估计得到的强散射点能量进行积累,提出了OSI(optimized scatterers integrator)检测器。OSI能根据实际回波自适应的估计散射点个数,大大增强了检测器对稀疏散射点目标的检测性能和鲁棒性。进一步,本文采用杂波分组估计思想,结合迭代估计技术,提出了杂波协方差矩阵结构的自适应迭代估计方法,并将估计矩阵代替OSI检测统计量中的真实协方差矩阵结构,得到了完全自适应CFAR检测器AOSI。

## 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(也称为主数据单元), $\Theta_{h_0} = \{r_1, r_2, \dots, r_{h_0}\}$ 表示目标强散射点所在距离单元的集合,其中, $h_0$ 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 $\Theta_{h_0} \in \Theta_K$ 。另外,假设存在 $R$ 个不包含有用信号的辅助距离单元,用集合 $\Theta_R = \{K+1, 2, \dots, K+R\}$ 表示,其协方差矩阵结构与主数据单元相同。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:

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{z}_t &= \mathbf{c}_t, & t \in \Theta_K \cup \Theta_R \\ H_1: \begin{cases} \mathbf{z}_t = \alpha_t \mathbf{p} + \mathbf{c}_t, & t \in \Theta_{h_0} \\ \mathbf{z}_t = \mathbf{c}_t, & t \in (\Theta_K - \Theta_{h_0}) \cup \Theta_R \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{z}_t$ 表示第 $t$ 个距离单元总的回波, $\mathbf{c}_t$ 表示第 $t$ 个距离单元的杂波回波, $\mathbf{p}$ 表示已知的单位导向矢量,即 $\mathbf{p}^H \mathbf{p} = 1$ (符号“(·)<sup>H</sup>”表示共轭转置);标量 $\alpha_t$ 是反映目标和信道影响的未知确定性参数。 $\mathbf{p} = (1, e^{j\phi}, e^{j2\phi}, \dots, e^{j(N-1)\phi})^T / \sqrt{N}$ (其中 $\phi$ 为常数,表示各阵元之间的相位差,符号“(·)<sup>T</sup>”表示转置)。

杂波回波用SIRV分布来建模,则杂波向量 $\mathbf{c}_t$ 可以表示成

$$\mathbf{c}_t = \sqrt{\tau_t} \cdot \boldsymbol{\eta}_t, t \in \Theta_K \cup \Theta_R \quad (2)$$

式中, $\boldsymbol{\eta}_t = (\boldsymbol{\eta}_t(1), \boldsymbol{\eta}_t(2), \dots, \boldsymbol{\eta}_t(K))^T$ , $\boldsymbol{\eta}_t(n)$ , $n=1, 2, \dots, N$ 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 $\tau_t$ 是服从分布 $f$ 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, $\boldsymbol{\eta}_t$ 和 $\tau_t$ 是相互独立的,并且在不同距离单元之间各自也相互独立,且 $\mathbf{c}_t$ 的协方差矩阵 $\mathbf{M}$ 表示为

$$\mathbf{M}_t = E\{\mathbf{c}_t \mathbf{c}_t^H\} = \tau_t \boldsymbol{\Sigma}, t \in \Theta_K \cup \Theta_R \quad (3)$$

式中, $\boldsymbol{\Sigma} = E\{\boldsymbol{\eta}_t \boldsymbol{\eta}_t^H\}$ 为对角元素都为1的正定的Hermitian矩阵,通常称之为杂波协方差矩阵结构。

在散射点个数和杂波协方差矩阵结构已知情况下,文献[9]利用最大的 $h_0$ 个距离单元回波统计量进行积累,提出了MSDD检测器,其等效的检测统计量可表示为

$$\lambda_{\text{MSDD}} = -2(N-1) \sum_{k=1}^{h_0} \ln(1 - w_{(k)}) \quad (4)$$

式中, $w_{(k)}$ 为 $w_t$  ( $t=1, 2, \dots, K$ )按从大到小排序后的第 $k$ 个统计量,其中,

$$w_t = \frac{|\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{z}_t|^2}{(\mathbf{z}_t^H \Sigma^{-1} \mathbf{z}_t)(\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p})}, \quad t = 1, \dots, K \quad (5)$$

特别地, 当  $h_0=K$  时, MSDD 就等价于 NSDD [8]:

$$\lambda_{\text{NSDD}} = -2(N-1) \sum_{t=1}^K \ln(1-w_t) \quad (6)$$

### 3. 散射点个数的最优估计

NSDD 是在每个距离单元都存在目标散射点的假设下得到的, 而在实际检测中, 由于目标的位置及所占距离单元数未知, 这一假设很难满足。通常, 被检测的  $K$  个距离单元中, 只有部分单元存在目标强散射点回波, 在散射点位置信息未知的情况下, 假设散射点个数已知, MSDD 利用最大的  $h_0$  个回波统计量进行积累, 有效的提高了散射点目标的检测性能。然而, 在实际应用时, 散射点个数信息也通常是未知的, 这时, 需要对  $h_0$  进行估计。当估计不合理时会严重影响 MSDD 的检测性能。因此, 有效合理的对被检测单元中散射点个数的估计是利用散射点能量进行积累检测的关键。本节采用最大化检测概率的方法估计散射点个数。

为了便于分析, 令

$$\begin{cases} u_t = -2(N-1) \ln(1-w_t) \\ u_{(t)} = -2(N-1) \ln(1-w_{(t)}) \end{cases} \quad (7)$$

由于函数  $g(x) = -2(N-1) \ln(1-x)$  在区间  $(0, 1)$  上是单调增函数, 因此有  $u_{(1)} \geq u_{(2)} \geq \dots \geq u_{(h_0)} \geq 0$ , 则式 (5) 的 MSDD 检验统计量可以表示为:

$$\lambda_{\text{MSDD}} = \sum_{k=1}^{h_0} u_{(k)} \quad (8)$$

而式 (6) NSDD 检测统计量可以表示为:

$$\lambda_{\text{NSDD}} = \sum_{k=1}^K u_{(k)} = \sum_{t=1}^K u_t \quad (9)$$

在  $H_0$  假设下,  $u_t$  服从均值为 2 的指数分布 [8], 因此, 利用  $u_t$  中最大的  $m$  个值进行相加得到的统计量

$$\lambda_m = \sum_{k=1}^m u_{(k)} \quad (10)$$

其概率密度函数为

$$f_{\lambda_m}(x) = \binom{K}{m} \left[ A(x) + \sum_{j=0}^{K-m-1} a_j B_j(x) \right] \quad (11)$$

式中,  $A(x) = 2^{-m} x^{m-1} e^{-x/2} / \Gamma(m)$ ,

$$B_j(x) = \frac{1}{2} (1-b_j)^{-(m-1)} e^{-b_j x/2} + \sum_{i=0}^{m-2} (1-b_j)^{-(m-1-i)} 2^{-(i+1)} x^i e^{-x/2} / \Gamma(i+1)。$$

若用  $x^2(n)$  表示自由度为  $n$  的  $x^2$  分布概率密度函数, 则

$$A(x) = \chi^2(2m) \quad (12)$$

$$B_j(x) = \frac{1}{2} (1-b_j)^{-(m-1)} e^{-b_j x/2} + \sum_{i=0}^{m-2} (1-b_j)^{-(m-1-i)} \chi^2(2i+2) \quad (13)$$

令

$$p_m = \int_{T_m}^{\infty} f_{\lambda_m}(x) dx \quad (14)$$

式中,  $p_m$  表示不含信号时  $\lambda_m \geq T_m$  的概率。若  $T_m$  表示散射点个数估计为  $m$  时的检测门限, 这时  $p_m$  就是  $m$  个散射点积累检测的虚警概率。 $T_m$  越大,  $p_m$  就越小。

令  $G_m$  表示  $\lambda_m$  的某一次观测值, 并设置  $T_m = G_m$ , 则  $p_m$  相当于这次观测中不含目标的概率,  $G_m$  越大,  $p_m$  就越小, 即不含目标的概率就越小。这表明, 观测值越大, 回波中存在目标的概率也就越大, 从而目标的检测概率也就越大。因此, 每一次检测时最大化检测概率的散射点个数估计, 相当于求使得  $p_m$  最小的  $m$  的值, 用数学表达式可表示为

$$h_e = \arg \min_m \{p_m \mid m = 1, 2, \dots, K\} \quad (15)$$

式中,  $p_m = \int_{G_m}^{\infty} f_{\lambda_m}(x) dx$ ,  $G_m$  为  $\lambda_m$  的观测值,  $h_e$  表示散射点个数的估计值。

利用  $h_e$  作为散射点个数的估计值, 再对最大的  $h_e$  个观测值统计量进行积累, 得到的检测器不妨称之为最优散射点积累检测器 (optimized scatterers integrator, OSI), 表示为

$$\begin{matrix} H_1 \\ \sum_{k=1}^{h_e} u_{(k)} > T_{h_e} \\ H_0 \end{matrix} \quad (16)$$

在上述估计方法中,  $p_m$  的计算比较复杂, 并且每一次检测都需要进行  $K$  个  $p_m$  值的计算, 严重影响了检测器的执行速度。为此, 我们对该方法作进一步的简化。

令  $p_1 = p_2 = \dots = p_K = P_{fa}$ , 其中,  $P_{fa}$  为设定的检测器虚警概率。则由式 (14) 可计算得到相应的检测门限  $T_1, T_2, \dots, T_K$ 。令,  $r_m = G_m / T_m$ , 这样, 式 (15) 可简化为

$$h_e = \arg \max_m \{r_m \mid m = 1, 2, \dots, K\} \quad (17)$$

对比式 (15) 和式 (17) 可知, 式 (17) 相当于用  $r_m$  代替式 (15) 中的  $p_m$ , 求最小化变成求最大化, 这是因为,  $r_m$  越大,

$p_m$  就越小, 特别地, 当  $r_m = 1$  时,  $p_m = P_{fa}$ 。对于恒虚警率检测,  $P_{fa}$  在检测前就设定, 因此,  $T_1, T_2, \dots, T_K$  可以事先得到, 不需要检测时实时计算, 大大提高了检测器的执行效率, 并且简化后的估计仍为最优估计, 即由式(17)得到的散射点个数估计值是使检测器检测概率达到最大的估计。下面对  $h_e$  为散射点个数的最优估计值进行证明。

当虚警概率设定为  $P_{fa}$  时, 对于某一次观测, 若  $r_m \geq 1$ , 即  $G_m \geq T_m$ , 则认为该观测值中存在目标回波信号。假设  $h_g$  为散射点个数的最优估计值, 则不等式  $r_{h_g} \geq r_{h_e}$  成立, 这是因为, 若  $r_{h_g} < r_{h_e}$ , 则可能存在  $r_{h_g} < 1 < r_{h_e}$ , 这表明在散射点个数估计为  $h_e$  时, 认为目标存在, 而在散射点个数估计为  $h_g$  时检测不到目标, 即散射点个数估计为  $h_g$  时不能使检测概率达到最大, 与  $h_g$  为散射点个数的最优估计值矛盾。另一方面, 由式(17)可知,  $r_{h_e} \geq r_{h_g}$ , 从而有  $r_{h_e} = r_{h_g}$ , 即  $h_e$  为散射点个数的最优估计值。这表明, 简化后的估计方法仍为散射点个数的最优估计, 因此, 在实际应用时, 可直接采用简化后的估计方法。

#### 4. 协方差矩阵结构估计及自适应检测

NSDD、MSDD以及上一节提出的OSI都需要已知杂波协方差矩阵结构的先验信息, 它们都不是自适应检测器。当这一信息未知时, 可以利用辅助数据单元进行估计, 再将估计得到的协方差矩阵结构代替  $w_t$  中的真实协方差矩阵结构得到相应的自适应检测器。

常用的估计方法有:

a 采样协方差矩阵 (SCM) [11]

$$\Sigma_{SCM} = \sum_{t=K+1}^{K+R} z_t z_t^H \quad (18)$$

b 归一化采样协方差矩阵 (NSCM) [12]

$$\Sigma_{NSCM} = \sum_{t=K+1}^{K+R} \frac{z_t z_t^H}{z_t^H z_t} \quad (19)$$

c 利用归一化采样协方差矩阵的迭代估计 (NSCM-RE) [13, 14]

$$\hat{\Sigma}_{NSCM-RE}^{(k+1)} = \frac{N}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{z_t z_t^H}{z_t^H (\hat{\Sigma}_{NSCM-RE}^{(k)})^{-1} z_t} \right) \quad (20)$$

其中,  $\hat{\Sigma}^{(0)} = \Sigma_{NSCM}$ 。

利用上述方法得到的协方差矩阵代替检测统计量中的真实协方差矩阵可得到相应的自适应检测器。然而, SCM得到的自适应检测器只对杂波协方差矩阵结构具有CFAR

特性, 而NSCM得到的自适应检测器只对杂波纹理分量具有CFAR特性, NSCM-RE对应的检测器在一定程度上改善了对杂波协方差矩阵结构的CFAR特性, 但仍不是完全CFAR检测器。

在文献[15]利用杂波分组的方法得到了对杂波纹理分量和协方差矩阵结构都具有自适应特性的完全自适应的杂波分组估计器 (clutter cluster estimator, CCE), 并得到了点目标的完全自适应检测器。然而, 只有当设计的分组与实际分组情况完全一致时, CCE对应的自适应检测器才是完全CFAR检测器。当分组出现失配时 (即设计值和实际值不一致时) CCE对应的自适应检测器的CFAR特性就无法保证。但其通过实部与虚部相除而消除纹理分量的影响并实现完全自适应估计的思路可以借鉴。

在这里, 我们针对SIRV杂波的特性, 借鉴CCE实现完全自适应估计的思路, 并结合迭代估计方法, 提出一种自适应迭代估计器 (adaptive recursive estimator, ARE), 具体过程如下:

令  $z_t^{(1)}$ ,  $c_t^{(1)}$  和  $\eta_t^{(1)}$  ( $z_t^{(2)}$ ,  $c_t^{(2)}$  和  $\eta_t^{(2)}$ ) 分别表示向量  $z_t$ ,  $c_t$  和  $\eta_t$  的实部 (虚部)。假设杂波基带功率谱密度关于  $f=0$  对称 [16], 则距离单元  $t$  的杂波散斑分量  $\eta_t$  的实部和虚部是相互独立的, 有  $E\{\eta_t^{(1)} \eta_t^{(1)T}\} = E\{\eta_t^{(2)} \eta_t^{(2)T}\}$  和  $E\{\eta_t^{(1)} \eta_t^{(2)T}\} = E\{\eta_t^{(2)} \eta_t^{(1)T}\} = \mathbf{0}_{N \times N}$ , 式中,  $\mathbf{0}_{N \times N}$  表示  $N \times N$  的矩阵, 且矩阵的每个元素都为零, 这样, 有

$$\Sigma = 2E\{\eta_t^{(1)} \eta_t^{(1)T}\} = 2E\{\eta_t^{(2)} \eta_t^{(2)T}\} \quad (21)$$

这表明,  $\eta_t^{(i)}$  ( $i=1, 2$ ) 与  $\eta_t$  具有相同的协方差矩阵结构, 因此, 借鉴CCE的思路, 协方差矩阵结构估计值可表示为

$$\hat{\Sigma}_0 = \frac{1}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{z_t^{(1)} z_t^{(1)T}}{|z_t^{(2)}(1)|^2} \right) = \frac{1}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\eta_t^{(1)} \eta_t^{(1)T}}{|\eta_t^{(2)}(1)|^2} \right) \quad (22)$$

由于  $\hat{\Sigma}_0$  的估计精度相对较低, 这可以结合迭代估计方法对其进行改善, 迭代过程可表示为

$$\hat{\Sigma}_{ARE}^{(k+1)} = \frac{N}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{z_t z_t^H}{z_t^H (\hat{\Sigma}_{ARE}^{(k)})^{-1} z_t} \right) = \frac{N}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\eta_t \eta_t^H}{\eta_t^H (\hat{\Sigma}_{ARE}^{(k)})^{-1} \eta_t} \right) \quad (23)$$

其中, 初始化估计矩阵为  $\hat{\Sigma}_{ARE}^{(0)} = \hat{\Sigma}_0$ 。将经过  $N_{it}$  次迭代后得到的估计矩阵为  $\hat{\Sigma}^{(N_{it})}$  代替OSI检测统计量中的真实协方差矩阵  $\Sigma$ , 即可得到相应的自适应检测器 AOSI (adaptive OSI), 其检测统计量可以表示为,

$$\lambda_{AOSI} = \sum_{k=1}^{h_e} \tilde{u}_{(k)} \quad (24)$$

式中,  $\tilde{u}_{(t)} = -2(N-1) \ln(1 - \tilde{w}_{(t)})$ ,  $\tilde{w}_{(t)}$  为  $\tilde{w}_1, \tilde{w}_2, \dots, \tilde{w}_K$ , 按从大到小排序后的第  $t$  个变量, 其中

$$\tilde{w}_t = \frac{|\mathbf{p}^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \mathbf{z}_t|^2}{\left(\mathbf{z}_t^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \mathbf{z}_t\right) \left(\mathbf{p}^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \mathbf{p}\right)}, \quad t=1, \dots, K \quad (25)$$

$\hat{\Sigma}^{(N_{it})}$  是协方差矩阵结构  $\Sigma$  的估计, 文献[14]证明了其收敛性和唯一性, 并且, 当  $R \rightarrow \infty$  时有  $\hat{\Sigma}^{(N_{it})} \rightarrow \Sigma$ , 从而有  $\lambda_{\text{AOSI}} \rightarrow \lambda_{\text{OSI}}$ 。

下面对AOSI的完全CFAR特性进行证明, 这可以分两步进行。

第一步, 证明AOSI对杂波纹理分量的CFAR特性。由式(22)和式(23)可知, 协方差矩阵结构估计的初始化估计矩阵和迭代过程中, 纹理分量都可以通过分子和分母约去, 这表明, 估计矩阵与纹理分量无关。另一方面, 在 $H_0$ 假设下, 式(25)可进一步表示为

$$\tilde{w}_t = \frac{|\mathbf{p}^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \boldsymbol{\eta}_t|^2}{\left(\boldsymbol{\eta}_t^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \boldsymbol{\eta}_t\right) \left(\mathbf{p}^H (\hat{\Sigma}^{(N_{it})})^{-1} \mathbf{p}\right)}, \quad t=1, \dots, K \quad (26)$$

这表明, 统计量  $\tilde{w}_t$  与纹理分量也无关, 即  $\tilde{w}_t$  的统计特性不受杂波纹理分量的影响。而由  $\tilde{w}_t$  形成AOSI统计量的过程中, 也无纹理分量无关, 即纹理分量的值发生改变时, AOSI统计量的值保持不变, 因此, AOSI对杂波纹理分量具有CFAR特性。

第二步, 证明AOSI对杂波协方差矩阵结构的CFAR特性, 这可以利用下面的定理[15]。

**定理1:** 如果非奇异的协方差矩阵结构估计  $\hat{\Sigma}$  满足

$$\Sigma^{-1/2} \hat{\Sigma} \Sigma^{-1/2} = f \mathbf{U}^H \Sigma_0 \mathbf{U} \quad (27)$$

且  $\Sigma_0$  与  $\Sigma$  相互独立, 则表明  $\tilde{w}_t$  独立于  $\Sigma$ 。式中,  $\mathbf{U}$  为酉矩阵, 满足  $\mathbf{U} \Sigma^{-1/2} \mathbf{p} = (\mathbf{p}^H \Sigma^{-1/2} \mathbf{p})^{1/2} \mathbf{e}_1$ , 其中,  $\mathbf{e}_1 = [1, 0, \dots, 0]^T$ ,  $f$  为标量函数。

首先, 证明  $\hat{\Sigma}_0$  满足定理1的条件, 当  $R \geq N$  时, 有

$$\mathbf{U} \Sigma^{-1/2} \hat{\Sigma}_0 \Sigma^{-1/2} \mathbf{U}^H = \frac{1}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H}}{|\boldsymbol{\eta}_t^{(2)}(1)|^2} \right) \quad (28)$$

式中,  $\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)} = \mathbf{U} \Sigma^{-1/2} \boldsymbol{\eta}_t^{(1)}$  是均值为零, 协方差矩阵为  $1/2 \mathbf{I}_N$  的  $N$  维高斯向量, 由于  $\boldsymbol{\eta}_t^{(1)}, \boldsymbol{\eta}_t^{(2)}(1)$  ( $t=K+1, \dots, K+R$ ) 之间相互独立, 且与  $\Sigma$  无关, 令

$$\Sigma^{(0)} = \frac{1}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H}}{|\boldsymbol{\eta}_t^{(2)}(1)|^2} \right) \quad (29)$$

则  $\Sigma^{(0)}$  与  $\Sigma$  相互独立, 这表明,  $\hat{\Sigma}_0$  满足定理1的条件, 其中, 独立于  $\Sigma$  的矩阵为  $\Sigma^{(0)}$ ,  $f=1$ 。即在 $H_0$ 假设下, 当  $N_{it}=0$  时,  $\tilde{w}_t$  的统计特性独立于真实协方差矩阵结构  $\Sigma$ , 而由

$\tilde{w}_t$  形成AOSI统计量的过程中, 也与杂波协方差矩阵结构也无关, 因此, 在 $N_{it}=0$ 时, AOSI对杂波协方差矩阵结构具有CFAR特性。下面进一步证明在任意迭代次数下, AOSI对杂波协方差矩阵结构具有CFAR特性, 这只需要证明: 如果  $\hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k)}$  ( $k=1, \dots, M_{it}-1$ ) 满足定理1的条件, 则  $\hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k+1)}$  也满足定理1的条件即可。

**证明:** 如果  $\hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k)}$  ( $k=1, \dots, M_{it}-1$ ) 满足定理1的条件, 则有下列式成立

$$\Sigma^{-1/2} \hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k)} \Sigma^{-1/2} = f_k \mathbf{U}^H \Sigma^{(k)} \mathbf{U} \quad (30)$$

式中,  $\Sigma^{(k)}$  与  $\Sigma$  相互独立,  $f_k$  为标量函数。则由式(23)和式(30)可得

$$\Sigma^{-1/2} \hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k+1)} \Sigma^{-1/2} = f_k \mathbf{U}^H \frac{N}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H}}{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H} (\Sigma^{(k)})^{-1} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)}} \right) \mathbf{U} \quad (31)$$

令

$$\Sigma^{(k+1)} = \frac{N}{R} \sum_{t=K+1}^{K+R} \left( \frac{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H}}{\boldsymbol{\eta}_t^{(-1)H} (\Sigma^{(k)})^{-1} \boldsymbol{\eta}_t^{(-1)}} \right) \quad (32)$$

由于  $\Sigma^{(k)}$  与  $\Sigma$  相互独立, 结合式(32), 可得  $\Sigma^{(k+1)}$  与  $\Sigma$  也相互独立。这表明, 当  $\hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k)}$  满足定理1的条件时,  $\hat{\Sigma}_{\text{ARE}}^{(k+1)}$  也满足定理1的条件, 证毕。

### 5. 性能分析

本节采用Monte-Carlo方法对本文提出的方法进行性能分析, 并和现有方法进行比较。

仿真中, 纹理分量的分布  $f_\tau$  采用分布随机变量建模, 其概率密度函数可表示为

$$f_\tau(\tau) = \frac{\beta^L}{\Gamma(L)} \tau^{L-1} e^{-\beta\tau}, \quad \tau \geq 0 \quad (33)$$

式中,  $\Gamma(\cdot)$  是Gamma函数。这时, 杂波等效为  $K$  分布。假设纹理分量的均值为1, 对杂波功率归一化, 即  $E[\tau] = L/\beta = 1$ , 这表明  $L = \beta$ 。因此,  $f_\tau$  只与参数  $L$  有关,  $L$  越小,  $\tau$  的方差就越大, 杂波就会出现越多的尖峰。

杂波协方差矩阵结构  $\Sigma$  采用指数相关结构进行建模, 矩阵  $\Sigma$  的第  $i$  行第  $j$  列的元素可表示为[17]

$$[\Sigma]_{i,j} = \gamma^{|i-j|}, \quad 1 \leq i, j, \leq N \quad (34)$$

其中  $\gamma$  表示杂波的一阶相关系数。

首先, 分析不同协方差矩阵估计方法对应自适应检测器的CFAR特性。这里, 我们通过改变杂波纹理分量参数  $L$  和杂波协方差矩阵结构的一阶相关系数  $\gamma$  分析虚警概率与检测器门限的关系。若杂波参数发生改变, 同一门限对应的虚警概率保持不表, 这就表明检测器对杂波具有CFAR

特性。不失一般性，参数设置为 $K=15$ ,  $R=20$ ,  $h_0=15$ ,  $N=8$ ,  $M_i=1$ ,  $L=1, 0.1$ ,  $\gamma=0, 0.9$ 。分别采用SCM, NSCM-RE和ARE估计值代替OSI检测器中的真实协方差矩阵结构，分析AOSI虚警概率与检测门限的关系，结果如图1所示。从图1(a)可以看出，当参数 $L$ 不变， $\gamma$ 改变时，同一门限对应的虚警概率保持不变，而当 $\gamma$ 不变， $L$ 改变时，同一门限对应的虚警概率发生较大的变化，这表明SCM对应的AOSI对杂波协方差矩阵结构具有CFAR特性，而对杂波纹理分量不具备CFAR特性。而图1(b)则表明NSCM-RE对应的AOSI对杂波纹理分量具有CFAR特性，而对杂波协方差矩阵结构不具备CFAR特性。图1(c)中4条曲线重合，这表明，对于给定的门限，杂波纹理分量和协方差矩阵结构参数发生变化时，虚警概率都保持不变，即ARE对应的AOSI对杂波具有完全的CFAR特性。

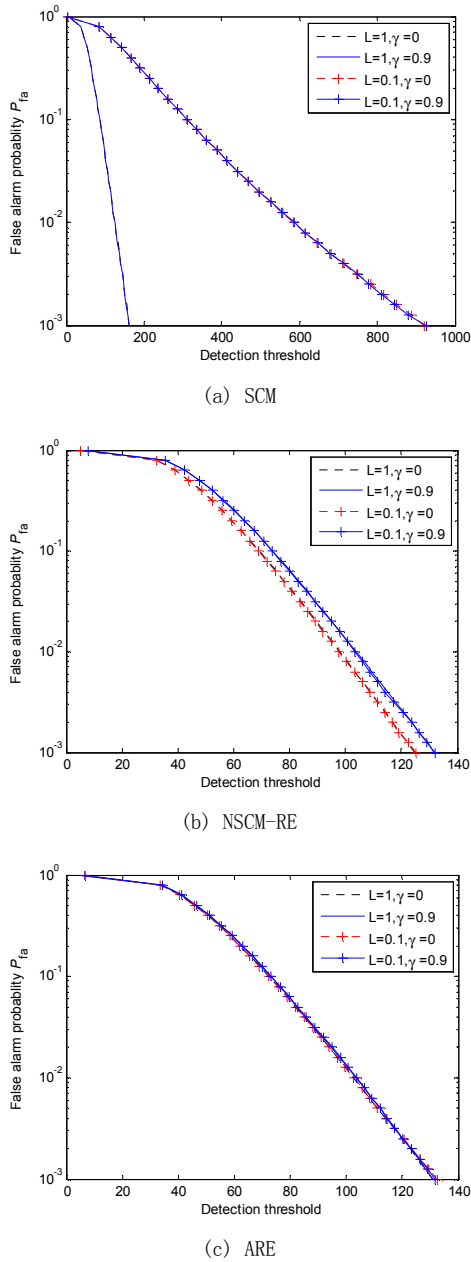


图1 虚警概率与检测门限的关系曲线,  $K=15$ ,  $R=20$ ,  $h_0=15$ ,  $N=8$ 。

其次，分析不同参数的改变对检测器AOSI和OSI性能的影响。其中，信杂比定义为：

$$SCR = (\mathbf{p}^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{p}) \sum_{i=1}^K \alpha_i^2 / \sigma_c^2 \quad (35)$$

式中， $\sigma_c^2$ 表示单元距离单元杂波平均功率。

图2分析了不同目标散射点个数和参考单元数对OSI和AOSI性能的影响，从图中可以看出，随着参考单元数的增加，AOSI检测器性能得到改善，而当 $R \rightarrow \infty$ 时，AOSI等价于OSI，因此，下面的分析主要考虑OSI的性能。从图2还可以看出，随着目标散射点个数的增加，检测器性能也得到改善。图3则表明，OSI与NSDD[8]相似，随着阵元数 $M$ 的增加检测器的性能有显著的提高，而杂波出现越多的尖峰（ $L$ 越小检测器在低信杂比条件下的检测性能就越好。图4分析了当散射点个数分别为1和5时，取不同检测单元数对检测器性能的影响，从图4可以看出，当 $h_0=1$ 时， $K$ 从10增大到30时，OSI的检测性能损失不到1dB，这表明OSI对检测窗口长度 $K$ 的选择具有一定的鲁棒性。

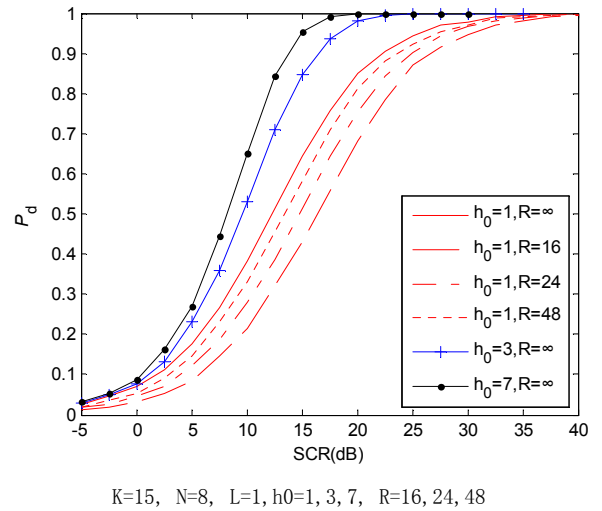


图2 OSI和AOSI的检测性能曲线。

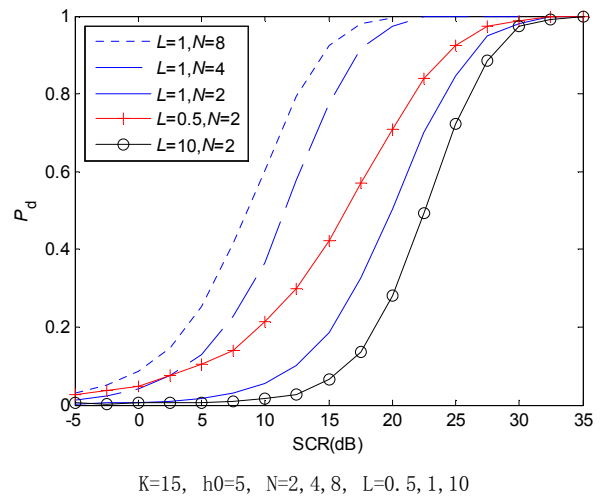
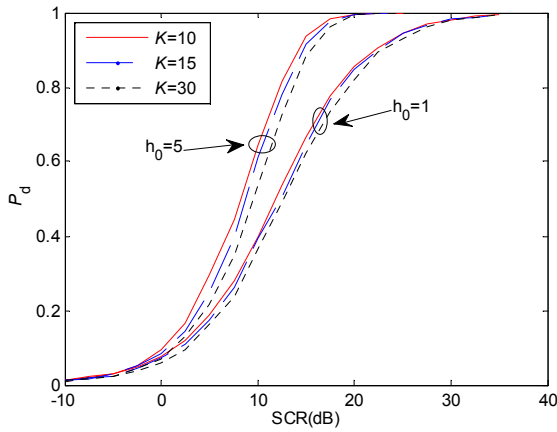


图3 OSI的检测性能曲线。



$K=10, 15, 30, h_0=5, N=8, L=1$

图4 OSI的检测性能曲线。

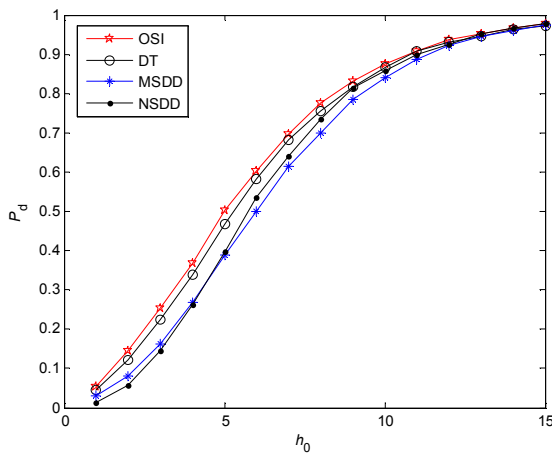


图5  $P_d$  与  $h_0$  的关系曲线,  $SCR=20$ 。

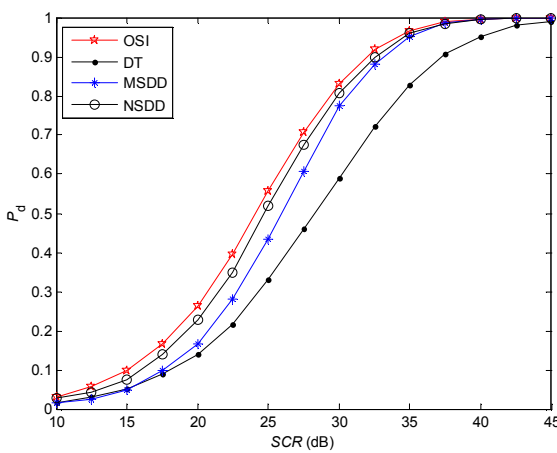


图6  $P_d$  与  $SCR$  的关系曲线,  $h_0=3$ 。

接着,对OSI检测器的性能与现有方法DT、MSDD和NSDD进行比较,对本文散射点个数的估计方法进行评估。不失一般性,共同的参数设置为 $K=15, N=8, L=1$ ,考虑散射点个数及信杂比对检测器性能的影响。由于MSDD和DT需要事先已知散射点个数,而实际检测时这一信息可能是未知的,需要在检测前进行估计。图5和图6分析了散射点个数估计匹配时MSDD和DT的检测性能,并和文本方

法以及NSDD进行比较。图5给出了信杂比 $SCR=20$ 时,各检测器的检测概率与目标散射点个数的关系曲线。从图5可以看出,当散射点个数 $h_0 < 5$ 时,OSI、DT和MSDD的性能都要优于NSDD,而当 $h_0=15$ 时,各检测器性能趋于一致,这是因为,当 $h_0=15$ 时DT和MSDD等价于NSDD,而OSI对于不同散射点个数目标都具有最优的检测性能。图6给出了 $h_0=3$ 时各检测器检测概率与信杂比的关系曲线,同样OSI具有最优的检测性能。

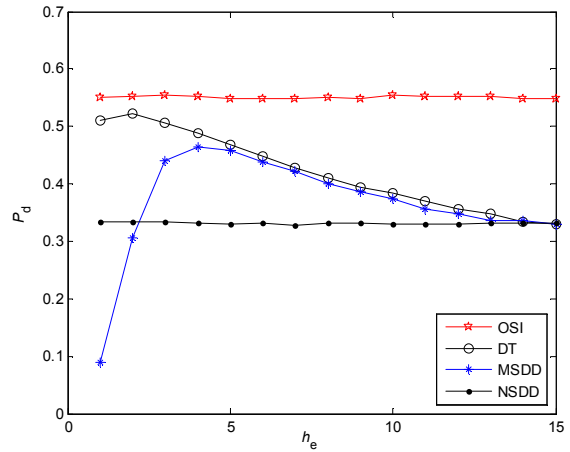


图7  $P_d$  与  $h_e$  的关系曲线,  $h_0=3, SCR=25$ 。

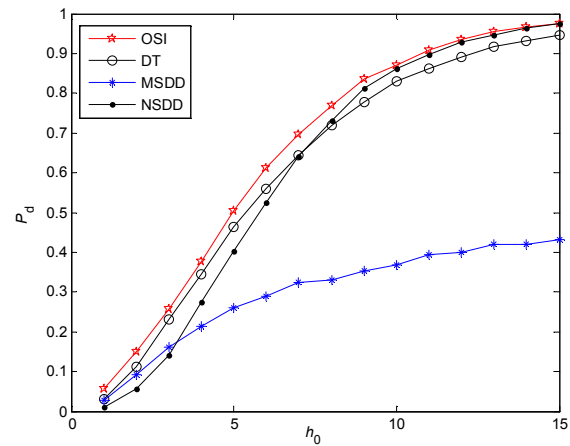


图8  $P_d$  与  $h_0$  的关系曲线,  $h_e=3, SCR=20$ 。

由于实际目标的不确定性,很难事先已知目标散射点数目,散射点个数事先估计容易出现失配,图7和图8分析了两种失配情况下各检测器的性能。图7分析了实际散射点数为3,目标信杂比为25dB时,DT和MSDD检测概率与散射点个数估计值的关系曲线,并与OSI和NSDD比较。图7可以看出,对于稀疏散射点目标,散射点个数估计小于实际值时MSDD的检测性能严重下降,而散射点个数估计大于实际值时,MSDD的检测性能缓慢下降,DT虽然增强了散射点个数估计值小于实际值时的鲁棒性,但没有解决散射点估计过大时检测器的“坍塌损失”问题,NSDD的检测性能虽然不受散射点个数估计值的影响,但存在最大的“坍塌损失”,而OSI能在检测过程中根据回波信号自适应的估计散射点的个数,并且具有最优的检测性能。在图8中,进一步分析了DT和MSDD散射个数事先

估计值设定为 $h_e=3$ , 目标信杂比为20dB时, 各检测器检测概率与目标实际散射点个数的关系。从图8可以看出, 当 $h_0>h_e$ 时, MSDD检测概率随 $h_0$ 的增加提高缓慢, 而其它检测器的检测概率随散射点个数的增加迅速上升, 这是因为, 但 $h_0>h_e$ , MSDD散射点个数估计值小于实际值, 目标能量得不到有效的积累。从图5~图8表明, 无论哪一种情况, OSI都能根据实际回波有效的估计目标散射点个数, 并且具有最优的检测性能和较好的鲁棒性。

## 6. 结论

本文研究了SIRV建模的非高斯杂波背景下对稀疏距离扩展目标的检测问题。针对NSDD对稀疏散射点目标检测存在一定的“坍塌损失”, 而MSDD和DT在散射点个数估计失配时也存在一定的检测性能损失问题, 本文利用最大化检测概率的方法提出散射点个数的最优估计方法, 并给出了简化方案, 便于实时操作, 利用估计得到的强散射点进行积累, 提出了OSI检测器。进一步, 结合杂波分组估计思想和迭代估计方法提出了杂波协方差矩阵结构的自适应迭代估计, 再将估计矩阵代替OSI检测统计量中的真实协方差矩阵, 得到了完全自适应检测器AOSI, 并对AOSI的CFAR特性进行了证明。仿真结果表明, OSI能跟具实际回波最优的估计散射点个数, 使检测器具有最优的检测性能, 并极大的提高了检测器的鲁棒性, 并且计算简单, 便于实时运算。下一步将利用实测数据检验本文方法在实际环境下的检测性能。

## 参考文献

- [1] Gerlach K, Steiner M, Lin F C. Detection of a spatially distributed target in white noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 1997, 4(7): 198-200.
- [2] 顾新锋, 简涛, 何友, 等. 局部均匀背景中距离扩展目标的GLRT检测器及性能分析 [J]. 电子学报, 2013, 41(12): 2367-2373.
- [3] Gerlach K, Steiner M J. Adaptive detection of range distributed targets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(7): 1844-1851.
- [4] Bandiera F, De Maio A, Greco A S et al. Adaptive radar detection of distributed targets in homogeneous and partially homogeneous noise plus subspace interference [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(4): 1223-1237.
- [5] Ward K D, Baker C J, Watts S. Maritime surveillance radar. Part 1: Radar scattering from the ocean surface [J]. IEE Proceedings, Pt. F, 1990, 137(2): 51-62.
- [6] Billingsley J B. Ground clutter measurements for surface-sited radar [T]. MIT, Tech. Rep., 1993, 780.
- [7] Conte E, Longo M. Characterization of radar clutter as a spherically invariant random process [J]. IEE Proceedings, Pt. F, 1987, 134(2): 191-197.
- [8] K. Gerlach. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926-934.
- [9] 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. [Jian Tao, He You, Su Feng, et al. Modified SDD-GLRT detector for range-spread targets in non-Gaussian clutter [J]. Acta Electronica Sinica. 2009, 37(12): 2662-2667.]
- [10] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 非高斯背景下基于动态阈值的距离扩展目标检测器 [J]. 电子学报, 2011, 39(1): 59-63. [Jian Tao, He You, Su Feng, et al. Range-spread target detector with dynamic threshold for non-Gaussian clutter [J]. Acta Electronica Sinica. 2011, 39(1): 59-63.]
- [11] Kelly E J. An adaptive detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22: 115-127.
- [12] Gini F, Michels J H. Performance analysis of two covariance matrix estimators in compound-Gaussian clutter [J]. IEE Pro.-Radar, Sonar Navig., 1999, 146(3): 133-140.
- [13] Stinco P, Greco M, Gini F. Adaptive Detection in Compound-Gaussian Clutter with Inverse-Gamma texture [C] Proceedings of 2011 IEEE CIE International Conference on Radar, Radar 2011: 434-437.
- [14] Pascal F, Chitour Y, Ovarlez J P, et al. Covariance structure maximum likelihood estimates in compound Gaussian noise: Existence and algorithm analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 34-48.
- [15] Conte E, De Maio A, Ricci G. Covariance matrix estimation for adaptive CFAR detection in compound-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(2): 415-426.
- [16] Billingsley J B, Farina A, Gini F, et al. Statistical analyses of measured radar ground clutter data. IEEE Trans Aerospace Electr Syst, 1999, 35: 579-593.
- [17] Gini F, Greco M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter. Signal Process, 2002, 82: 1847-1859.