

# 非高斯背景下基于 ODV 的距离扩展目标检测器

顾新锋, 简涛, 何友, 苏峰

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 山东烟台 264001)

**摘要:** 本文研究了球不变随机向量杂波背景下的距离扩展目标检测问题. 给出了修正的距离扩展目标检测器 MSDD, 推导了相应的虚警概率与检测阈值的解析表达式. MSDD 需要事先估计目标散射点个数, 而散射点个数估计失配时会出现严重的信杂比损失, 针对这一问题, 利用有序数据方差估计散射点个数, 提出了 ODV-MSDD 检测器. 仿真结果表明, ODV-MSDD 对目标所占距离窗的大小具有很好的鲁棒性, 并且其检测性能随着目标散射点个数、阵元数以及杂波尖峰的增加而提高. 与 MSDD 相比, ODV-MSDD 能根据实际观测数据自适应地估计散射点个数, 有效提高检测器性能, 增强系统的鲁棒性.

**关键词:** 目标检测; 非高斯杂波; 变化性指标; 有序数据方差

**中图分类号:** TN957.51      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2012) 03-0575-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.03.027

## Range-Spread Target Detector Based on ODV for Non-Gaussian Clutter

GU Xin-feng, JIAN Tao, HE You, SU Feng

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China)

**Abstract:** This paper addresses range-spread target detection in spherically invariant random vector clutter. The modified scatterer density dependent (MSDD) detector is introduced, and the analytic expression relating false alarm probability to detection threshold is deduced. MSDD need to estimate the number of scatterers, and its performance degradation gracefully when there is a mismatch. To improve the robustness of MSDD, a detector based on ordered data variability (ODV) is proposed. The results show that ODV-MSDD is robust for various target range extent, and its detection performance is improved when increasing the number of scatterers, sensors and spiky of the clutter. Compared with the MSDD, ODV-MSDD estimates the number of scatterers adaptively, and it can improve performance and robustness of detector effectively.

**Key words:** target detection; non-Gaussian clutter; variability index (VI); ordered data variability (ODV)

## 1 引言

与低分辨率雷达不同, 高分辨率雷达能够在空间上把一个目标分解成许多散射点, 目标回波在雷达径向上的多个散射点分布在不同的距离单元中, 形成距离扩展目标<sup>[1,2]</sup>. 雷达分辨能力提高, 可以减少杂波反向散射的总的能量, 从而提高信杂比 (SCR, Signal-to-Clutter Power Ratio), 使雷达的检测性能得到极大地改善<sup>[3]</sup>, 但如果采用传统点目标检测器, 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<sup>[4]</sup>. 文献[3~5]研究了高斯背景下距离扩展目标的检测问题, 但在高分辨率情况下, 雷达会接收到类似于目标的尖峰, 此时高斯模型不再适用, 这种含尖峰的杂波可用球不变随机向量 SIRV (Spherically Invariant Random Vector) 来建

模<sup>[6,7]</sup>. 文献[6]在 SIRV 杂波条件下, 提出了不依赖于散射点密度的广义似然比检验检测器 NSDD (Non-Scatterer Density Dependent) 和基于目标散射点密度先验信息的检测器 SDD (Scatterer Density Dependent). 由于 SDD 是统计平均意义下的最优检测, 未能充分利用散射点密度的先验信息, 存在一定的检测损失. 文献[7]有效利用目标散射点信息, 获得了修正的检测器 MSDD (Modified SDD), 证明了 MSDD 的恒虚警率 (CFAR, Constant False Alarm Rate) 特性<sup>[8]</sup>, 但未能给出虚警概率与检测阈值的解析表达式. 虽然 MSDD 的检测性能要优于 NSDD 和 SDD, 但当估计的目标散射点个数小于实际值时, MSDD 仍存严重的信杂比损失.

文献[9]提出了变化性指标 (VI, Variability Index) 检验的概念, VI 是一个判断数据一致性的统计量. 文献

[10]对参考单元数据进行排序后,再利用 VI 估计干扰个数,得到了基于有序数据变化性(ODV, Ordered Data Variability)的 ACCA-CFAR 检测器.受文献[10]的启发,本文采用 ODV 来估计目标散射点个数,提出了 ODV-MSDD 检测器.ODV-MSDD 能够根据回波信号自适应地估计散射点个数,从而增强了系统对未知散射点密度目标检测的鲁棒性.另外,本文还推导了 MSDD 检测阈值与虚警概率的解析表达式,并通过仿真实验验证了 ODV-MSDD 的有效性.

## 2 问题描述

假设数据从  $N$  个阵元得到,需解决跨过  $K$  个距离单元  $z_t, t=1, 2, \dots, K$  检测一个目标存在与否的问题.假设可能的目标完全包含在这  $K$  个距离单元中.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:

$$\begin{aligned} H_0: z_t &= c_t, & t=1, \dots, K \\ H_1: z_t &= \alpha_t p + c_t, & t=1, \dots, K \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $p$  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  $\alpha_t$  是反映目标和信道影响的未知确定性参数.当  $p = (1, e^{j\phi}, e^{j2\phi}, \dots, e^{j(N-1)\phi})^T / \sqrt{N}$  时(其中  $\phi$  为常数,符号“ $(\cdot)^T$ ”表示转置).

杂波回波用 SIRV 分布来建模<sup>[8]</sup>,则杂波向量  $c_t$  可以表示成

$$c_t = \sqrt{\tau_t} \cdot \eta_t, \quad t=1, \dots, K \quad (2)$$

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  $\tau_t$  是服从分布  $f_{\tau}$  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,  $\eta_t$  和  $\tau_t$  是相互独立的,且  $\eta_t$  的协方差矩阵  $\Sigma$  表示为

$$\Sigma = E\{\eta_t \eta_t^H\}, \quad t=1, \dots, K \quad (3)$$

式中,  $\Sigma$  为正定的 Hermitian 矩阵.

在许多情况下,目标散射点密度是稀疏的,散射点只占据  $K$  个距离单元的一部分,即目标的“热点”<sup>[6]</sup>.距离扩展目标所占据的距离单元的幅值要明显高于其它距离单元.令集合  $\Theta_{h_0}$  表示存在目标散射点的距离单元下标的集合,  $h_0$  表示目标散射点所占距离单元个数,  $h_e$  表示  $h_0$  的估计值.在未知  $\alpha_t$  和  $f_{\tau}$  的条件下,基于有序统计理论,对 SDD 进行修正,可得 MSDD 的检测统计量为<sup>[7]</sup>

$$\lambda_{\text{MSDD}} = -2(N-1) \sum_{t \in \Theta_{h_0}} \ln(1-w_t) \quad (4)$$

式中,

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

将  $w_t$  按从大到小的顺序排列,可得有序序列  $1 \geq w_{(1)} \geq w_{(2)} \geq \dots \geq w_{(K)} \geq 0$ .利用  $w_{(k)}, k=1, 2, \dots, K$  中最大的  $h_0$  个值进行积累可得 MSDD 检验统计量为:

$$\lambda_{\text{MSDD}} = -2(N-1) \sum_{k=1}^{h_0} \ln(1-w_{(k)}) \quad (6)$$

## 3 MSDD 的虚警概率

文献[7]证明了 MSDD 的 CFAR 特性,本节将推导检测统计量的概率密度函数和虚警概率的解析表达式.令

$$u_t = -2(N-1)\ln(1-w_t) \quad (7)$$

由于函数  $g(x) = -2(N-1)\ln(1-x)$  在区间  $(0, 1)$  上是单调增函数,因此也可以通过  $u_t, t=1, 2, \dots, K$  中最大的  $h_0$  个值来确定目标散射点位置的集合  $\Theta_{h_0}$ .令  $u_t, t=1, 2, \dots, K$  的降序序列为  $u_{(1)} \geq u_{(2)} \geq \dots \geq u_{(K)} \geq 0$ ,则式(6)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 NSDD 检测统计量可以表示为<sup>[6]</sup>:

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

在  $H_0$  假设下,  $u_t$  服从自由度为 2 的  $\chi^2$  分布<sup>[6]</sup>(参数为 2 的指数分布),其概率密度函数(PDF, Probability Density Function)为:

$$f_u(u) = \frac{1}{2} e^{-u/2}, \quad u \geq 0 \quad (10)$$

由于  $u_t, t=1, 2, \dots, K$  是独立同分布的,  $\lambda_{\text{NSDD}}$  在  $H_0$  假设下服从自由度为  $2K$  的  $\chi^2$  分布.而经排序后的  $u_{(1)} \geq u_{(2)} \geq \dots \geq u_{(K)}$  不再服从独立同分布假设,经线性变换

$$\begin{cases} v_1 = u_{(1)} - u_{(2)} \\ v_2 = 2(u_{(2)} - u_{(3)}) \\ \vdots \\ v_i = i(u_{(i)} - u_{(i+1)}) \\ \vdots \\ v_{h_0} = h_0 u_{(h_0)} \end{cases} \quad (11)$$

使  $v_1, v_2, \dots, v_{h_0}$  是独立的随机变量序列<sup>[8]</sup>,且有

$$\lambda_{\text{MSDD}} = \sum_{k=1}^{h_0} u_{(k)} = \sum_{k=1}^{h_0} v_k \quad (12)$$

式中,  $v_i$  的 PDF 为

$$f_{v_i}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^{-x/2}, & i=1, 2, \dots, h_0-1 \\ \frac{1}{2} \binom{K}{i} e^{-x/2} (1 - e^{-x/(2i)})^{K-i}, & i=h_0 \end{cases} \quad (13)$$

其矩母函数(MGF, Moment Generating Function)为

$$M_{v_i}(u) = \begin{cases} \frac{1}{1+2u}, & i = 1, 2, \dots, h_0 - 1 \\ \binom{K}{i} \sum_{j=0}^{K-i} \frac{\binom{K-i}{j} (-1)^{K-i-j}}{\frac{K-j}{i} + 2u}, & i = h_0 \end{cases} \quad (14)$$

$v_1, v_2, \dots, v_{h_0}$  是独立的随机变量, 因此,  $\lambda_{\text{MSDD}}$  的 MGF 是  $v_i$  的 MGF 的积, 即

$$M_{\lambda_{\text{MSDD}}}(u) = \prod_{i=1}^{h_0} M_{v_i}(u) = \binom{K}{h_0} \sum_{j=0}^{K-h_0} \frac{a_j}{b_j + 2u} \left( \frac{1}{1+2u} \right)^{h_0-1} \quad (15)$$

式中,  $a_j = \binom{K-h_0}{j} (-1)^{K-h_0-j}$ ,  $b_j = \frac{K-j}{h_0}$ . 对式(15)进行拉普拉斯反变换可得  $\lambda_{\text{MSDD}}$  的概率密度

$$f_{\lambda_{\text{MSDD}}}(x) = \binom{K}{h_0} \left[ A(x) + \sum_{j=0}^{K-h_0-1} a_j B_j(x) \right] \quad (16)$$

式中,

$$A(x) = 2^{-h_0} x^{h_0-1} e^{-x/2} / \Gamma(h_0),$$

$$B_j(x) = \frac{1}{2} (1 - b_j)^{-(h_0-1)} e^{-bx/2}$$

$$+ \sum_{i=0}^{h_0-2} (1 - b_j)^{-(h_0-1-i)} 2^{-(i+1)} x^i e^{-x/2} / \Gamma(i+1),$$

$\Gamma(\cdot)$  表示 gamma 函数. 若用  $\chi^2(n)$  表示自由度为  $n$  的  $\chi^2$  分布概率密度函数, 则

$$A(x) = \chi^2(2h_0) \quad (17)$$

$$B_j(x) = \frac{1}{2} (1 - b_j)^{-(h_0-1)} e^{-bx/2} + \sum_{i=0}^{h_0-2} (1 - b_j)^{-(h_0-1-i)} \chi^2(2i+2) \quad (18)$$

MSDD 的虚警概率为:

$$P_{\text{fa}} = \int_T f_{\lambda_{\text{MSDD}}}(x) dx \quad (19)$$

将式(16)代入式(19)的得

$$P_{\text{fa}} = 1 - \binom{K}{h_0} \left[ F_{\chi^2}(T, 2h_0) + \sum_{j=0}^{K-h_0-1} a_j F_{B_j}(T) \right] \quad (20)$$

式中,  $F_{B_j}(T) = \frac{1}{2} (1 - b_j)^{-(h_0-1)} (1 - e^{-bx/2}) / b_j$

$$+ \sum_{i=0}^{h_0-2} (1 - b_j)^{-(h_0-1-i)} F_{\chi^2}(T, 2i+2),$$

$F_{\chi^2}(T, 2h_0)$  表示自由度为  $2h_0$  的  $\chi^2$  分布函数,  $F_{\chi^2}(T, 2i+2)$ , 表示自由度为  $2i+2$  的  $\chi^2$  分布函数,  $T$  表示 MSDD 的检测阈值.

## 4 ODV-MSDD 检测器

与 SDD 检测器相似, MSDD 检测器需要事先估计目

标散射点数目, 当估计值与真实值不匹配时, 存在一定的检测性能损失, 特别是当估计值  $h_e < h_0$  时, 由于部分存在目标散射点的距离单元没被积累, MSDD 存在较大的检测损失, 这一点将在后面的仿真实验中得到验证.

VI 是一个判断一组数据一致性的检验统计量, 其计算表达式为<sup>[12]</sup>

$$VI = I \frac{\sum_{i=1}^I x_i^2}{\left( \sum_{i=1}^I x_i \right)^2} \quad (21)$$

式中,  $I$  表示数据长度. VI 越小, 表示数据一致性越好.

对排序后的  $u_{(1)} \geq u_{(2)} \geq \dots \geq u_{(K)}$ , 计算

$$\left\{ \begin{aligned} VI(k) &= 0.5k \frac{\sum_{i=1}^k u_{(i)}^2}{\left( \sum_{i=1}^k u_{(i)} \right)^2} + 0.5(K-k) \\ &\cdot \frac{\sum_{i=k+1}^K u_{(i)}^2}{\left( \sum_{i=k+1}^K u_{(i)} \right)^2}, \quad k = 1, 2, \dots, K-1 \\ VI(k) &= k \frac{\sum_{i=1}^k u_{(i)}^2}{\left( \sum_{i=1}^k u_{(i)} \right)^2}, \quad k = K \end{aligned} \right. \quad (22)$$

则散射点个数的估计值为

$$h_g = \arg \min_k VI(k) \quad (23)$$

对最大的  $h_g$  个  $u_i$  进行积累检测, 得 ODV-MSDD 的检测统计量

$$\lambda_{\text{ODV-MSDD}} = \sum_{k=1}^{h_g} u_{(k)} \quad (24)$$

由于 ODV-MSDD 在本质上与 MSDD 具有一致性, 因此由文献[7]的分析可知, 与 MSDD 类似, ODV-MSDD 也具有 CFAR 特性. 当  $h_g = K$  时, 即目标散射点占据整个距离窗, 式(24)等价于式(9), ODV-MSDD 退化为 NSDD. 比较式(8)和式(24)可知, ODV-MSDD 与 MSDD 的主要区别在于  $h_g$  是根据实际的目标散射点个数自适应变化的, 不需要事先知道散射点密度的先验信息, 提高了检测器对未知散射点先验信息目标检测的鲁棒性.

## 5 性能分析

本节对 MSDD 和 ODV-MSDD 进行了比较分析. 仿真中, 采用  $\Gamma$  分布来表示混合分布  $f_{\tau}$

$$f_{\tau}(\tau) = \frac{(L/b)^L \tau^{L-1} e^{-(L/b)\tau}}{\Gamma(L)}, \quad \tau \geq 0 \quad (25)$$

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  $b =$

$I$ , 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<sup>[6]</sup>:

$$f_x(x) = \frac{2L}{\Gamma(L)} (x\sqrt{L/2})^{L-1} K_{L-1}(x/\sqrt{2L}) \quad (26)$$

式中,  $K_L$  表示第二类修正的 Bessel 函数.  $K$  分布经常被用来对非高斯海杂波建模.

假设  $K$  个距离单元内每个距离单元的目标平均功率为  $\sigma_s^2$ , 杂波平均功率为  $\sigma_c^2$ . 有目标散射点的距离单元 ( $t \in \Theta_{h_0}$ ) 回波用方差为  $\sigma_s^2 K/h_0$  的独立零均值复圆高斯随机变量建模.

不失一般性, 假设  $P_{fa} = 10^{-4}$ . 信杂比定义为<sup>[7]</sup>:

$$\text{SCR} = (\mathbf{p}^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{p}) \sigma_s^2 / \sigma_c^2 \quad (27)$$

图 1~4 分析了不同情况下 ODV-MSDD 的检测性能, 其中, 检测阈值根据式 (20) 计算得到, 采用 Monte

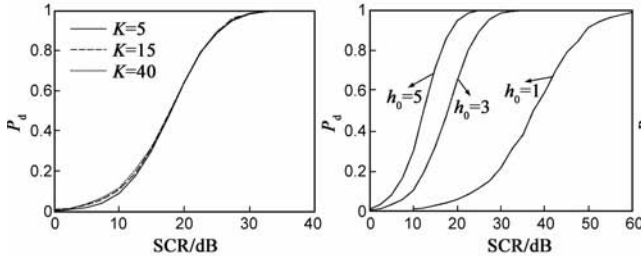


图1  $P_d$ 与SCR和K的关系曲线,  $N=2, L=1, h_0=3$

图2  $P_d$ 与SCR和 $h_0$ 的关系曲线,  $K=15, N=2, L=1$

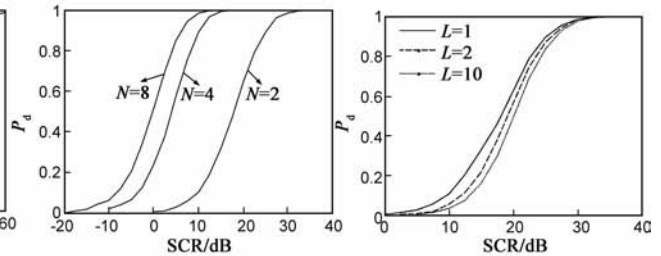


图3  $P_d$ 与SCR和N的关系曲线,  $K=15, h_0=3, L=1$

图4  $P_d$ 与SCR和L的关系曲线,  $K=15, h_0=3, N=2$

图 5 和图 6 分别分析了 MSDD 散射点个数估计匹配和失配时的检测性能, 并与 NSDD 和 ODV-MSDD 的检测性能进行比较. 图 5 给出了各检测器  $P_d$  与 SCR 的关系曲线, 其中,  $K=15, N=2, L=1, h_0=3$ . 从图 5 可以看出, 对于这种稀疏散射点目标, MSDD 散射点个数估计匹配时 ( $h_e = h_0$ ), ODV-MSDD 略优于 MSDD, 而明显优于 NSDD. 图 6 给出了各检测器  $P_d$  与散射点个数的事先估计值  $h_e$  的关系曲线, 其中,  $K=15, N=2, L=1, \text{SCR}=20$ , 目标散射点的实际个数  $h_0=3$ . 从图 6 可以看出, 对于 MSDD, 当散射点个数  $h_e$  小于目标实际散射点个数  $h_0$  时, 检测概率急剧下降, 而当  $h_e=4$ , 检测概率达到最大, 略优于散射点个数估计匹配时 ( $h_e=3$ ) 的检测概率, 当  $h_e$  继续增大时, 检测概率下降, 当  $h_e=K$  时, MSDD 的检测概率等于 NSDD 的检测概率, 这是因为当  $h_e=K$  时 MSDD 等价于 NSDD. 对于 NSDD 和 ODV-MSDD, 当  $h_e$  变化时, 其检测概率不变, 这是因为 NSDD 不需要估计散射点个数, 而 ODV-MSDD 散射点个数估计在检测器内部完成, 与事先估计值  $h_e$  无关. 从图 6 还可以看出, 对于不同的  $h_e$  值, ODV-MSDD 具有最佳的检测性能.

与 MSDD 相比, ODV-MSDD 增加了目标散射点个数自动估计这一环节, 这使得 ODV-MSDD 在提高系统鲁棒性和检测性能的同时, 也增加了计算复杂度.

Carlo 方法计算相应的检测概率, 估计每一个  $P_d$  的 Monte Carlo 次数是 5000. 图 1 给出了  $K$  取不同值时  $P_d$  与 SCR 和  $K$  的关系曲线, 其中,  $N=2, L=1, h_0=3$ . 从图 1 中可以看出, 随着距离窗  $K$  的增大, ODV-MSDD 检测性能几乎不变, 这充分显示了其对距离窗大小的鲁棒性. 图 2 给出了  $h_0$  取不同值时  $P_d$  与 SCR 和  $h_0$  的关系曲线, 其中,  $K=15, N=2, L=1$ . 从图 2 中可以看出, 随着散射点个数的增多, 检测器的性能有明显的提高, 这是因为散射点个数越多, 目标回波能量就越大, 目标就越容易被检测到. 从图 3 可以看出, 当阵元数增加时, 检测器的性能也有明显的提高, 其中,  $K=15, h_0=3, L=1$ . 图 4 分析了杂波参数对检测器性能的影响, 其中,  $K=15, h_0=3, N=2$ . 从图 4 可以看出,  $L$  越小 (或杂波尖峰越多), 检测器性能越好.

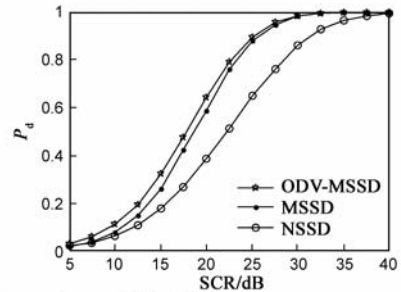


图5  $P_d$ 与SCR的关系曲线,  $K=15, N=2, L=1, h_0=3$

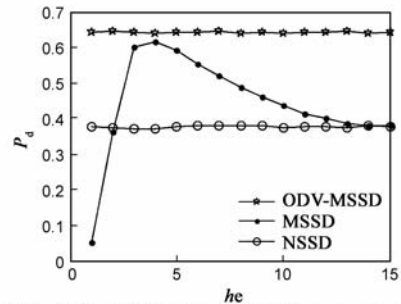


图6  $P_d$ 与 $h_e$ 的关系曲线,  $K=15, N=2, L=1, h_0=3, \text{SCR}=20$

## 6 小结

本文研究了 SIRV 非高斯杂波背景下的距离扩展目标检测问题. 推导了 MSDD 的虚警概率与检测阈值的

解析表达式. 针对 MSDD 检测器在估计目标散射点个数小于实际值时存在严重的检测损失问题, 提出了基于有序数据变化性的 ODV-MSDD 检测器, ODV-MSDD 同样具有 CFAR 特性, 且能根据实际观测数据自动估计散射点个数, 提高了检测器性能, 增强了系统的鲁棒性. 仿真结果表明, ODV-MSDD 对目标所占距离窗的大小具有很好的鲁棒性, 并且随着散射点个数的增加和阵元数的增加, 检测性能有明显的提高; 当杂波的尖峰增多时检测性能也有所改善. 另外, ODV-MSDD 不需要事先估计散射点个数, 其性能略优于 MSDD 散射点个数估计匹配时的性能, 而明显优于 MSDD 散射点估计失配时的性能. 需要指出的是, 虽然 ODV-MSDD 比 MSDD 具有更好的检测性能和鲁棒性, 但也增加了一定的计算复杂度, 如何在检测性能和计算复杂度之间获得最优平衡是下一步需要研究的问题.

### 参考文献

- [1] 刘向阳, 许稼, 彭应宁. 极不均匀合成孔径雷达杂波建模及恒虚警检测[J]. 电子学报, 2007, 35(9): 1617 - 1621.  
LIU Xiang-yang, XU Jia, PENG Ying-ning. Model validation of the extremely heterogeneous SAR clutter and its CFAR detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(9): 1617 - 1621. (in Chinese)
- [2] 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. (in Chinese)
- [3] 顾新锋, 简涛, 何友, 等. 一种基于波形的距离扩展目标检测方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2008, 23(6): 559 - 661, 668.  
GU Xin-feng, JIAN Tao, HE You, et al. A detector based on waveform for range-spread targets[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2008, 23(6): 659 - 661, 668. (in Chinese)
- [4] Gerlach K, Steiner M J. Adaptive detection of range distributed targets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(7): 1844 - 1851.
- [5] 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.
- [6] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian

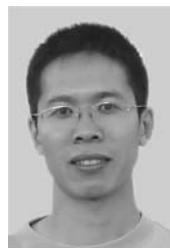
clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926 - 934.

- [7] 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. (in Chinese)
- [8] 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.  
HE You, GUAN Jian, PENG Ying-ning, et al. Radar Automatic Detection and Constant False Alarm Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. (in Chinese)
- [9] Smith M E, Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3): 837 - 847.
- [10] Farrouki A, Barkat M. Automatic censoring CFAR detector based on order data variability for nonhomogeneous environments[J]. IEE Proceedings, Radar, Sonar Navigation, 2005, 152(1): 43 - 51.

### 作者简介



顾新锋 男, 1983 年 10 月出生于江苏无锡, 现为海军航空工程学院博士研究生. 主要研究方向为高分辨率雷达目标检测.  
E-mail: gxf1983@126.com



简涛 男, 1980 年 8 月出生于湖北天门, 现为海军航空工程学院讲师. 主要研究方向为雷达信号检测与信号处理, 现代信号处理及智能信号处理在雷达中的应用研究.



何友 男, 1956 年 10 月出生于吉林, 现为海军航空工程学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为雷达自适应检测方法、多传感器信息融合、模式识别等.