

非高斯背景下基于动态阈值的距离扩展目标检测器

简 涛,何 友,苏 峰,平殿发,顾新锋

(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.性能分析表明,目标能量均匀分布时,MSDD 能获得最佳的检测性能,并且其对目标所占距离窗的不同大小具有很好的鲁棒性;但当估计目标散射点个数小于实际值时,MSDD 存在一定的检测损失.针对这一问题,提出了基于动态阈值的检测器 DT. DT 能根据实际观测值动态调整检测阈值,有效提高检测性能,增强系统在失配情况下的鲁棒性.

关键词: 非高斯杂波; 高分辨率雷达目标检测; 动态阈值; 鲁棒性

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 01-0059-05

Range-Spread Target Detector with Dynamic Threshold for Non-Gaussian Clutter

JIAN Tao, HE You, SU Feng, PING Dian-fa, GU Xin-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 detector based on scatterer density dependent (MSDD) is introduced, and the formula relating false alarm probability to detection threshold is deduced. It shows that MSDD performs best when the target energy is uniformly distributed in range cells; moreover, it is also robust for various target range extent. However, when the estimated number of scatterers is smaller than the actual one, MSDD is degraded sharply. To improve the robustness of MSDD, a detector with dynamic threshold (DT) is proposed. For DT, the dynamic estimated number of target scatterers is adjusted according to the observations, which can improve performance and robustness of detector effectively.

Key words: non-Gaussian clutter; high range resolution radar target detection; dynamic threshold; robustness

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强散射点分布在不同的距离单元中,形成距离扩展目标^[1,2].目标的离散散射中心常被称为多主散射中心 MDS (Multiple Dominant Scattering).增加雷达分辨率并采用适当的检测方法能极大地提高检测概率^[3],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.虽然高斯背景下的距离扩展目标检测器能有效检测目标^[4],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^[2,5].文献[6]在 SIRV 杂波条件下,提出了不依赖于散射点密度的检测器 NSDD (Non-Scatterer Density Depen-

dent)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,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 仍存在一定的检测损失.

为此,本文提出了基于动态阈值的 DT (Dynamic Threshold) 检测器,根据实际观测值估计散射点个数,并动态调整检测阈值,提高了检测性能,增强了系统的鲁棒性.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 DT 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 $z_t, t=1, \dots, K$ 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,并且忽略距离走动的问题. 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:

$$H_0: z_t = c_t, \quad t=1, \dots, K \quad (1)$$

$$H_1: z_t = \alpha_t \mathbf{p} + c_t, \quad t=1, \dots, K$$

式中, \mathbf{p} 表示已知的单位导向矢量,即 $\mathbf{p}^H \mathbf{p} = 1$ (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 $\mathbf{p} = \frac{(1, e^{j\phi}, e^{j2\phi}, \dots, e^{j(N-1)\phi})^T}{\sqrt{N}}$ (其中 ϕ 为常数,符号“ $(\cdot)^T$ ”表示转置),式(1)表示的目标模型与移动距离扩展目标模型相似^[6],在那里假设目标在 N 个脉冲的相干处理时间内无距离走动.

杂波回波用 SIRV 分布来建模^[5],则杂波向量 c_t 可以表示成

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

式中, $\boldsymbol{\eta}_t = (\eta_t(1), \eta_t(2), \dots, \eta_t(N))^T, \eta_t(n), n=1, \dots, N$ 是独立同分布 (IID, Independent and Identically Distributed) 的零均值方差为 1 的复圆高斯随机变量; 纹理分量 τ_t 是服从分布 f_τ 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 τ_t 是相互独立的,且 $\boldsymbol{\eta}_t$ 的归一化协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 表示为

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

其中 $\boldsymbol{\Sigma}$ 为正定的 Hermitian 矩阵.

为了简化模型,假设一个距离单元最多只有一个散射点,即目标所占距离单元个数与目标散射点个数相同. 令集合 Θ_{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 α_t 和 f_τ 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^[7]

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

其中,

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

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

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

3 MSDD 的虚警概率

文献[7]证明了 MSDD 的 CFAR 特性,本节将推导虚警概率与检测阈值的解析表达式. 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 $u_t, t=1, \dots, K$ 中最大的 h_0 个值来确定目标散射点位置的集合 Θ_{h_0} . 令 $u_t, t=1, \dots, K$ 的升序序列为 $0 \leq u_{(1)} \leq \dots \leq u_{(k)} \leq \dots \leq u_{(K)}$, 则式(6)的 MSDD 检验统计量可以表示为:

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

而 NSDD 检测统计量可以表示为^[6]:

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

在 H_0 假设下, u_t 服从自由度为 2 的 χ^2 分布^[6], 其概率密度函数 PDF (Probability Density Function) 为:

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

由于 $u_t, t=1, \dots, K$ 是相互独立的, λ_{NSDD} 在 H_0 假设下服从自由度为 $2K$ 的 χ^2 分布,而不受排序的影响. 根据式(10),在 H_0 假设下 $u_{(k)}, k=1, \dots, K$ 的联合 PDF 为

$$f(u_{(1)}, \dots, u_{(K)}) = \frac{K!}{2^K} \exp\left(-\sum_{k=1}^K \frac{(K+1-k)(u_{(k)} - u_{(k-1)})}{2}\right) \quad (11)$$

其中, $u_{(0)} = 0$. 令 $q_k = (K-k+1)(u_{(k)} - u_{(k-1)})$, 则根据式(11)可知, $q_k, k=1, \dots, K$ 的联合 PDF 为:

$$f(q_1, \dots, q_K) = 2^{-K} \exp\left(-\sum_{k=1}^K \frac{q_k}{2}\right) \quad (12)$$

从式(12)可以看出, $q_k, k=1, \dots, K$ 是 IID 的,且与 u_t 具有相同的 PDF. 令 $v_k = \frac{q_k}{c_k}$, 其中 $c_k = \frac{(K-k+1)}{(K-h_0-k+1)}$, 则 $v_k, k=1, \dots, K$ 之间是统计独立的,在 H_0 假设下 v_k 的 PDF 为^[8]:

$$f(v_k | H_0) = \frac{c_k e^{-c_k v_k/2}}{2} \quad (13)$$

于是, v_k 的矩母函数为:

$$M_{v_k}(t) = E\{\exp(-vt)\} = \frac{c_k}{(2t + c_k)} \quad (14)$$

最小的 $K-h_0$ 个有序统计量 $u_{(k)}$ 之和为

$$X = \sum_{k=1}^{K-h_0} u_{(k)} = \sum_{k=1}^{K-h_0} v_k \quad (15)$$

式(15)中 X 的矩母函数为 $K-h_0$ 个 $M_{v_k}(t), k=1, \dots, K-h_0$ 的乘积,即

$$M_X(t) = \prod_{k=1}^{K-h_0} \frac{c_k}{(2t + c_k)} \quad (16)$$

对式(16)进行拉普拉斯反变换,可得 H_0 假设下 X 的 PDF 为

$$f_X(x | H_0) = \sum_{k=1}^{K-h_0} \frac{a_k e^{-c_k x/2}}{2} \quad (17)$$

其中,

$$a_k = \binom{K}{h_0} \binom{K-h_0}{k-1} (-1)^{k-1} \left(\frac{K-h_0-k+1}{h_0} \right)^{K-h_0-1}$$

由式(8)、式(9)和式(15)可知,MSDD 检验统计量可以表示为

$$\lambda_{\text{MSDD}} = \lambda_{\text{NSDD}} - X \quad (18)$$

由于 λ_{NSDD} 在 H_0 假设下服从自由度为 $2K$ 的 χ^2 分布,而与 X 无关,因此 MSDD 的虚警概率为:

$$P_{\text{fa}} = E_X \{ P \{ \lambda_{\text{NSDD}} - X \geq G | H_0 \} \} \\ = \int_0^{\infty} [1 - F_{\chi^2}(x + G, 2K)] f_X(x | H_0) dx \quad (19)$$

其中, $F_{\chi^2}(\cdot, 2K)$ 表示自由度为 $2K$ 的 χ^2 分布函数, G 表示 MSDD 的检测阈值。

4 基于动态阈值的 DT 检测器

当 $h_e < h_0$ 时,由于部分存在目标散射点的距离单元没有被积累,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。本节将采用动态阈值处理来改进 MSDD 在 $h_e < h_0$ 时的检测性能,增强其在估计目标散射点个数失配条件下的鲁棒性。MSDD 方法采用的是固定散射点估计数,导致了一定的检测损失,若根据实际环境动态调整估计的散射点个数,能有效提高检测性能,增强系统的鲁棒性。

基于动态阈值的 DT 检测器是这样工作的:首先根据先验估计的目标散射点个数 h_e 获得第一阈值 G_1 ;然后将 u_t 与 G_1 进行比较,得到超过 G_1 的距离单元个数 h_{eD} ,并将 h_{eD} 作为动态估计的目标散射点个数;最后基于 h_{eD} 和式(19)获得 MSDD 的检测阈值并进行检测。由于 h_{eD} 是根据实际观测 u_t 动态调整的,因此基于 h_{eD} 的 MSDD 检测阈值也是自适应动态变化的,从而确保了 DT 的鲁棒性。

由于每个距离单元出现目标散射点的可能性相同,且一个距离单元最多只有一个散射点,因此, K 个距离单元中任意一个出现目标散射点的概率为 h_e/K 。由式(10)可知,在 H_0 假设下, u_t 服从自由度为 2 的 χ^2 分布,因此可以设置第一门限 G_1 为

$$h_e/K = 1 - F_{\chi^2}(G_1, 2) \quad (20)$$

通过式(20)确定第一门限 G_1 ,将 $u_t, t = 1, \dots, K$ 与 G_1 进行比较,对超过门限的 h_{eD} 个 u_t 进行积累检测,则 DT 的检测统计量为:

$$\lambda_{\text{DT}} = \sum_{k=K-h_{eD}+1}^K u_{(k)} \quad (21)$$

由于 DT 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,DT 也具有 CFAR 特性。在 $h_0 = K$,即目标散射点占据整个距离窗时,由式(20)可得 $G_1 = 0$,DT 将退化为 MSDD。比较式(8)和式(21)可知,DT 与 MSDD 的主要区别在于 h_{eD} 是动态变化的。在 $h_e < h_0$ 时,由于部分有目标的距离单元没有被积累,MSDD 存在较大的检测损失;但若利用 DT 方法进行检测,由于采用实际观测量 $u_t, t = 1, \dots, K$ 与 G_1 进行比较获得 h_{eD} ,因此 h_{eD} 极有可能大于 h_e 并且接近 h_0 ,从而减小了后续采用 MSDD 进行检测时的损失,提高了检测器的鲁棒性。

5 性能分析

本节对 MSDD 和 DT 进行了比较分析。仿真中,采用 Γ 分布来表示混合分布 f_{τ}

$$f_{\tau}(\tau) = \frac{(L/b)^L \tau^{L-1} e^{-(L/b)\tau}}{\Gamma(L)}; \tau \geq 0 \quad (22)$$

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。

K 个距离单元内每个距离单元的目标平均功率为 σ_s^2 ,杂波平均功率为 σ_c^2 。有目标散射点的距离单元 ($t \in \Theta_{h_0}$) 回波用方差为 $\epsilon_t \sigma_s^2 K$ 的独立零均值复圆高斯随机变量建模,其中 ϵ_t 表示距离单元 t 的目标能量占目标总能量的比例。本文考虑几种典型的 MDS 模型, ϵ_t 的具体取值如表 1 所示。

表 1 不同 MDS 模型的 ϵ_t 值

目标距离单元	1	2	...	h_0
Model.1	$1/h_0$	$1/h_0$	$1/h_0$	$1/h_0$
Model.2	0.5	$0.5/(h_0-1)$	$0.5/(h_0-1)$	$0.5/(h_0-1)$
Model.3	0.9	$0.1/(h_0-1)$	$0.1/(h_0-1)$	$0.1/(h_0-1)$
Model.4	0.99	$0.01/(h_0-1)$	$0.01/(h_0-1)$	$0.01/(h_0-1)$
Model.5	1	0	0	0

不失一般性,假设 $P_{\text{fa}} = 10^{-4}$ 。输入信杂比定义为^[7]:

$$SCR = \sigma_s^2 \mathbf{p}^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{p} / \sigma_c^2 \quad (23)$$

在估计目标散射点个数匹配情况下 ($h_0 = h_e = 3$),图 1 分析了采用不同 MDS 模型对 MSDD 检测性能的影响,其中 $N = 2, K = 15, L = 1$,并采用表 1 中的 5 种 MDS 模型。结果表明,目标能量均匀分布 (Model.1) 时,MSDD 的检测性能最好,目标能量越集中,检测性能越差,在极端的点目标环境下 (Model.5),MSDD 存在极大的检测损失。而且目标能量越集中,目标越接近于点目标,坍塌损失越大。为了分析方便,今后均采用 Model.1。另外,在 $h_0 = h_e$ 情况下,图 2 分析了目标所占距离窗大小变

化($K = 15, 25, 35, 50$)对 MSDD 检测性能的影响. 从图 2 中可以看出, 随着距离窗 K 的增大, 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.

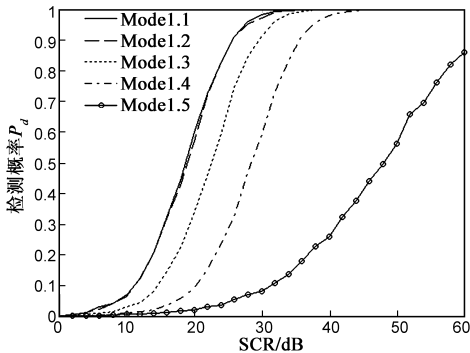


图1 $N=2, L=1, h_e=h_0=3, K=15, P_{fa}=10^{-4}$ 时, Model.1至Model.5对应的MSDD检测性能曲线

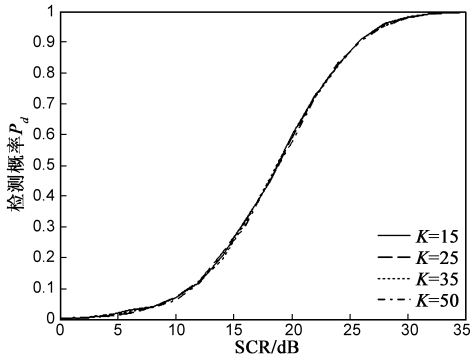


图2 $N=2, L=1, h_0=h_e=3, P_{fa}=10^{-4}$ 时, $K=15, 25, 35, 50$ 对应的MSDD检测性能曲线

在实际目标散射点个数 $h_0 = 3$ 条件下, 图 3 分析了估计目标散射点个数为 $h_e = 1, 2, 3, 7, 9, 15$ 时 MSDD 的检测性能. 由图 3 可知, 在 $h_e > h_0$ (即 $h_e = 7, 9, 15$) 时, MSDD 的检测性能损失较小, 但是在 $h_e < h_0$ (即 $h_e = 1, 2$) 时, MSDD 的检测性能急剧下降, 特别是在 $h_e = 1$ 情况下. 这是因为部分有目标的距离单元没有被积累, 从而导致了检测性能损失. 如何提高 MSDD 在 $h_e < h_0$ 时的检测性能, 则正是 DT 要解决的问题. 与图 3 类似, 图 4 分析了 $h_e = 1, 2, 3, 7, 9, 15$ 时 DT 的检测性能. 比较图 3 和图 4 可知, 在 $h_e > h_0$ 时, DT 和 MSDD 具有相近的检测

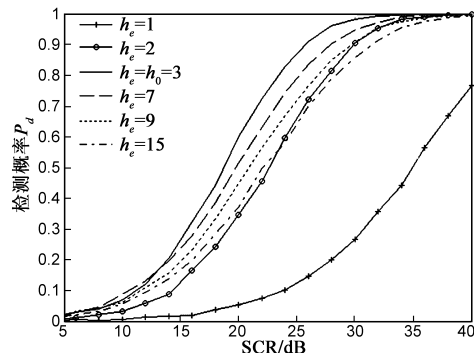


图3 $N=2, L=1, h_0=3, K=15, P_{fa}=10^{-4}$ 时, $h_e=1, 2, 3, 7, 9, 15$ 对应的MSDD检测性能曲线

性能, 但在 $h_e < h_0$ 时, DT 的检测性能甚至有微弱的提高, 且远好于 MSDD, 这说明 DT 在估计目标散射点个数失配条件下具有更好的鲁棒性.

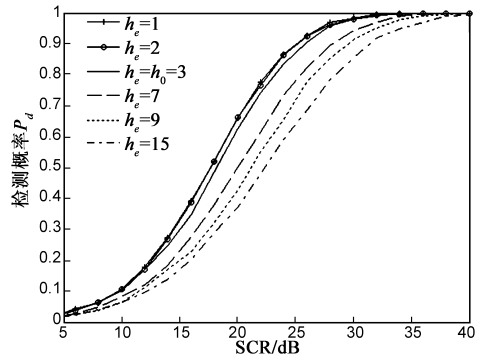


图4 $N=2, L=1, h_0=3, K=15, P_{fa}=10^{-4}$ 时, $h_e=1, 2, 3, 7, 9, 15$ 对应的DT检测性能曲线

最后, 在 $h_0 = h_e$ 条件下, 图 5 分析了 $h_0 = 2, 3, 4, 8, 15$ 时 MSDD 和 DT 的检测性能. 可以看出, 与 MSDD 类似^[7], 随着目标散射点个数的增加, DT 的检测性能得到明显提高. 在 $h_0 = h_e$ 情况下, DT 略优于 MSDD, 但目标散射点占据整个距离窗 (即 $h_0 = K$) 时, 二者的检测性能完全相同, 这与前面的理论分析是一致的.

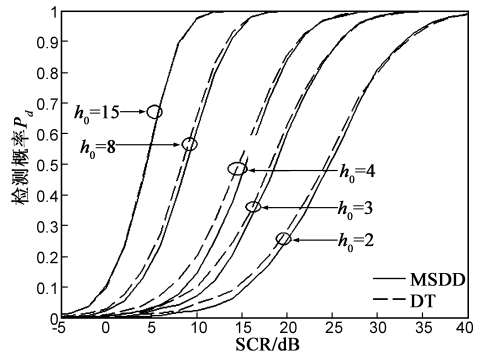


图5 $N=2, L=1, K=15, P_{fa}=10^{-4}$ 时, $h_0=h_e=2, 3, 4, 8, 15$ 对应的MSDD和DT检测性能曲线

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一定检测损失的问题, 提出了基于动态阈值的 DT 检测器, DT 同样具有 CFAR 特性, 且能根据实际观测值动态调整检测阈值, 提高了检测性能, 增强了系统的鲁棒性. 仿真结果表明, 目标能量均匀分布时, MSDD 能获得最佳的检测性能, 并且其对目标所占距离窗的不同大小具有很好的鲁棒性; 另外, DT 在估计目标散射点个数失配条件下具有比 MSDD 更好的鲁棒性, 而在估计目标散射点个数匹配情况下, DT 仍略优于 MSDD. 需要指出的是, 虽然 DT 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

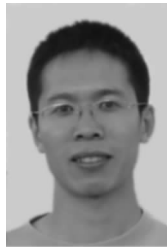
何在检测性能和计算复杂度之间获得最优平衡是下一步需要研究的问题。

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.非高斯杂波下距离扩展目标检测器的失配性能分析[J].电子学报,2010,38(7):1478-1482.
Jian Tao, He You, Su Feng, et al. Performance assessment of range-spread target detector for unwanted signal in non-Gaussian clutter[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1478-1482. (in Chinese)
- [3] Conte E, De Maio A, Ricci G. GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(7): 1336-1348.
- [4] 戴奉周,刘宏伟,吴顺君.一种基于顺序统计量的距离扩展目标检测器[J].电子与信息学报,2009,31(10):2488-2492.
Dai Feng-zhou, Liu Hong-wei, Wu Shun-jun. Order-statistic-based detector for range spread target [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(10): 2488-2492. (in Chinese)
- [5] Rangaswamy M, Weiner D D, Ozturk A. Computer generation of correlated Non-Gaussian radar clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(1): 106-116.

- [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)

作者简介:



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.

E-mail: iamjiantao@yahoo.com.cn



何友 男,1956年10月出生于吉林.现为海军航空工程学院教授、博导.主要研究方向为雷达目标自适应检测、多传感器信息融合和模式识别等.