

复合高斯杂波下距离扩展目标的自适应检测

简 涛¹, 苏 峰¹, 何 友¹, 平殿发¹, 顾雪峰²

(1. 海军航空工程学院信息融合技术研究所, 山东烟台 264001; 2. 海军工程大学科研部, 湖北武汉 430033)

摘 要: 研究了复合高斯杂波下的距离扩展目标自适应检测问题. 基于辅助数据, 利用采样协方差矩阵(SCM)和迭代(RE)估计矩阵, 建立了自适应检测器 AMSDD 和基于动态阈值的 ADT 检测器, 并分析了检测器的恒虚警率(CFAR)特性. 理论分析表明, 基于 SCM 的检测器只能保持对杂波协方差矩阵结构的自适应特性; 而基于 RE 的检测器能同时获得对杂波协方差矩阵结构和纹理分量的 CFAR 特性. 性能分析表明, 对于 AMSDD 和 ADT 来说, 与采用 SCM 估计器相比, 采用 RE 估计器能使检测器获得更好的 CFAR 特性和检测性能. 另外, 基于 RE 的 ADT 检测器在目标散射点个数失配时具有很好的鲁棒性.

关键词: 复合高斯; 自适应检测; 距离扩展目标; 采样协方差矩阵; 协方差矩阵估计

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 05-0990-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.020

Adaptive Range-Spread Target Detectors for Compound-Gaussian Clutter

JIAN Tao¹, SU Feng¹, HE You¹, PING Dian-fa¹, GU Xue-feng²

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

2. Office of Research and Development, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China)

Abstract: Adaptive detection of range-spread target is addressed in compound-Gaussian clutter. Based on the secondary data, the adaptive modified scatterer density dependent (AMSDD) detector and the adaptive-dynamic-threshold (ADT) detector are designed, with the sample covariance matrix (SCM) or the recursive estimation (RE) matrix. The theoretical analyses of constant false alarm rate (CFAR) show that, the SCM-based detectors only hold the adaptiveness to the clutter covariance matrix structure (CCMS), while the RE-based detectors can ensure CFAR to both of CCMS and texture components. The performance assessment shows that, as for AMSDD and ADT, the RE-based detectors outperform the SCM-based ones, in terms of CFAR properties and detection performance. Moreover, the ADT based on RE performs robustly in the mismatch cases of the expected number of scatterers.

Key words: compound-Gaussian; adaptive detection; range-spread target; sample covariance matrix; covariance matrix estimate

1 引言

随着高距离分辨率雷达的广泛应用,其所特有的距离扩展目标检测问题正受到越来越多的关注,成为近年来雷达信号处理界的热点和难点问题之一.与普通的低距离分辨率雷达相比,高距离分辨率雷达的目标回波信号分布在不同的径向距离单元中,形成所谓的“距离扩展目标”^[1].由于传统的点目标检测方法^[2]和高斯背景对距离扩展目标检测已不再适用,研究非高斯背景下的距离扩展目标检测方法具有重要意义.

在高分辨率情况下,雷达会接收到类似于目标的复合高斯尖峰杂波^[3].在复合高斯背景下,文献^[4]提出了依赖于散射点密度(SDD, scatterer density dependent)的距

离扩展目标检测器.由于 SDD 检测器是统计平均意义下的最优检测,未能充分利用散射点密度先验信息,因此文献^[5]基于有序统计检测理论,设计了修正的 SDD (MSDD, Modified SDD)检测器.虽然 MSDD 在一定程度上提高了检测性能,但其在估计目标散射点个数小于实际值时仍存在一定的检测损失.为了改善 MSDD 的鲁棒性,文献^[6]进一步提出了动态阈值(DT, dynamic threshold)检测器.需要说明的是,以上检测器^[4~6]均是在杂波协方差矩阵结构已知的条件下获得的,未能实现对非高斯背景的完全自适应.针对这一情况,本文基于辅助数据和不同的协方差矩阵估计方法,建立了相应的自适应距离扩展目标检测器,从理论上分析了检测器的 CFAR 特性,并进行了仿真验证.

2 问题描述

考虑 N 个阵元的情况,需在 K 个距离单元 $z_t, t = 1, \dots, K$ (主数据)上检测一个目标存在与否.另外,假设不含有用目标回波的辅助数据集 $z_t, t = K+1, \dots, K+R$ 是可用的^[7],且具有与主数据同分布的非高斯杂波.距离扩展目标完全包含在 K 个距离单元的距离窗内,为了简化模型,假设一个距离单元最多只有一个等效散射点,用 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.在许多情况下,散射点密度是稀疏的,目标散射点只占据 K 个距离单元的一部分,而距离扩展目标所占距离单元的幅值要明显高于其它距离单元.令集合 Θ_{h_0} 表示存在等效散射点的距离单元下标的集合.因此只需在 Θ_{h_0} 确定的距离范围内对目标进行检测,考虑杂波为主的干扰环境,所要解决的检测问题可由以下二元假设检验公式来表达

$$H_0: z_t = c_t, \quad t \in \Theta_{h_0} \quad (1)$$

$$H_1: z_t = \alpha \mathbf{p} + c_t, \quad t \in \Theta_{h_0}$$

式中, $\mathbf{p} = (1, e^{j\varphi}, e^{2j\varphi}, \dots, e^{j(N-1)\varphi})^T / \sqrt{N}$ 表示已知导向矢量,其中“ $(\cdot)^T$ ”表示转置, ϕ 为常数; $\alpha_t, t = 1, \dots, K$ 表示目标的未知复幅度.

杂波向量 c_t 可以表示成^[3]

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

式中, $\boldsymbol{\eta}_t = [\eta_t(1), \eta_t(2), \dots, \eta_t(N)]^T$ 是零均值协方差矩阵结构为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的复圆高斯随机向量;纹理分量 τ_t 是与 $\boldsymbol{\eta}_t$ 相互独立的非负随机变量,且服从未知分布 f_{τ} . 而正定的 Hermitian 矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 可表示为

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

其中,“ $(\cdot)^H$ ”表示共轭转置; $\boldsymbol{\Sigma}$ 对角线元素为 1.

为了便于分析,这里直接给出已知杂波协方差矩阵结构 $\boldsymbol{\Sigma}$ 时 MSDD 和 DT 的检测统计量.其中,MSDD 的检测统计量可以表示为^[5]

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

式中, $w_{(k)}, k = 1, \dots, K$ 是

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

的升序序列,MSDD 检测器利用 $w_{(k)}, k = 1, \dots, K$ 中最大 h_0 个值来确定目标散射点距离单元集合 Θ_{h_0} . 基于动态阈值的 DT 检测器^[6]的原理框图如图 1 所示.

DT 检测器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 w_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} 获得 MSDD 的检测阈值并

进行检测.由于 h_{eD} 是根据实际观测 w_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.其中,DT 的检测统计量可以表示为^[6]

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

为了使式(4)的 MSDD 完全自适应,可用协方差矩阵结构的适当估计值代替式(5)中未知的真实协方差矩阵结构 $\boldsymbol{\Sigma}$.

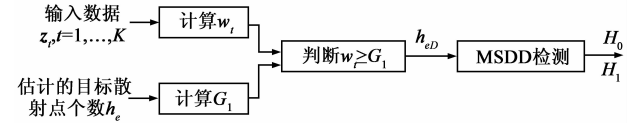


图1 DT检测器的原理框图

3 检测器的自适应实现

本节将基于两种协方差矩阵估计方法研究检测器的自适应实现问题.

3.1 基于 SCM 的自适应检测器

由于采样协方差矩阵(SCM, sample covariance matrix)是高斯背景下的 ML 估计^[8],这里首先考虑利用 SCM 获得协方差矩阵结构的估计,即

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}} = \frac{1}{R} \sum_{t=1}^R z_t z_t^H \quad (7)$$

令 $R \geq N$,这样能确保 $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}}$ 是以概率为 1 非奇异的^[9],当然也是正定和 Hermitian 的.

用 $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}}$ 代替式(4)中的 $\boldsymbol{\Sigma}$,可得基于 SCM 的自适应 MSDD 检测器(简称 AMSDD-SCM)的表达式为:

$$\lambda_{\text{AMSDD-SCM}} = -2(N-1) \sum_{t \in \Theta_{h_e}} \ln(1-\hat{w}_{t-\text{SCM}}) \quad (8)$$

其中, $\hat{w}_{t-\text{SCM}}$ 的定义如下:

$$\hat{w}_{t-\text{SCM}} = \frac{|\mathbf{p}^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}}^{-1} z_t|^2}{(z_t^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}}^{-1} z_t)(\mathbf{p}^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{SCM}}^{-1} \mathbf{p})}, \quad t = 1, \dots, K \quad (9)$$

接下来,将证明 AMSDD-SCM 检测器对协方差矩阵结构 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的 CFAR 特性.在 H_0 假设下,由于 $\lambda_{\text{AMSDD-SCM}}$ 的统计特性只与 h_0, K 及 $\hat{w}_{t-\text{SCM}}$ 有关,所以只需分析 $\hat{w}_{t-\text{SCM}}$ 的统计特性.

由于在 MSDD 检测器的设计过程中均假设纹理分量 τ_t 为未知的确定参量,而非随机变量^[5],可令 $\mathbf{d} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} \mathbf{p}$,且 $\mathbf{m}_t = \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} z_t / \sqrt{\tau_t}, t = 1, \dots, K+R$.需要指出的是,在 H_0 假设下, $\mathbf{m}_t, t = 1, \dots, K+R$ 是独立同分布(IID, independent and identically distributed)的零均值协方差矩阵为单位阵 \mathbf{I}_N 的复高斯向量,则 $\hat{w}_{t-\text{SCM}}$ 可以表示为:

$$\hat{w}_{t-\text{SCM}} = \frac{|\mathbf{d}^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{1,t}^{-1} \mathbf{m}_t|^2}{(\mathbf{m}_t^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{1,t}^{-1} \mathbf{m}_t)(\mathbf{d}^H \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{1,t}^{-1} \mathbf{d})} \quad (10)$$

其中,辅助数据白化后的加权采样协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{1,t}$ 可以表示为

$$\hat{\Sigma}_{1,t} = (\tau_t \Sigma^{1/2} \hat{\Sigma}_{SCM}^{-1} \Sigma^{1/2})^{-1} = \frac{1}{R\tau_t} \sum_{r=k+1}^{K+R} \tau_r m_r m_r^H \quad (11)$$

可以看出, $\hat{\Sigma}_{1,t}$ 只与 N 、 R 、 τ_t 及 τ_r 有关, 而与 Σ 无关. 可对 d 进行 Household 变换^[10], 采用一个酉变换 U 将 d 转向到单位向量 $e_1 = [1, 0, \dots, 0]^T$ 上去, 即

$$Ud = \|d\| e_1 \quad (12)$$

令 $x_t = Um_t$, $t = 1, \dots, K + R$, 则式(10)的 \hat{w}_{t-SCM} 可

$$\text{进一步表示为 } \hat{w}_{t-SCM} = \frac{|e_1^H \hat{\Sigma}_{2,t}^{-1} x_t|^2}{(x_t^H \hat{\Sigma}_{2,t}^{-1} x_t) (e_1^H \hat{\Sigma}_{2,t}^{-1} e_1)} \quad (13)$$

其中, $\hat{\Sigma}_{2,t} = U \hat{\Sigma}_{1,t} U^H$.

由于 U 和 $\hat{\Sigma}_{1,t}$ 均与 Σ 无关, 因此 $\hat{\Sigma}_{2,t}$ 依然与 Σ 无关; 而且酉变换 U 对随机高斯向量 x_t , $t = 1, \dots, K + R$ 的统计特性没有任何影响, 在 H_0 假设下, x_t , $t = 1, \dots, K + R$ 依然是 IID 的零均值协方差矩阵为 I_N 的高斯向量. 由式(13)可知, 在 H_0 假设下 \hat{w}_{t-SCM} 与真实协方差矩阵结构 Σ 无关, 即 $\lambda_{AMSDD-SCM}$ 的统计特性只与 h_0 、 K 、 R 及 τ_t , $t = K + 1, \dots, K + R$ 有关, 其对 Σ 具有 CFAR 特性. 但需要注意的是, $\lambda_{AMSDD-SCM}$ 对杂波纹理分量 τ_t 不具有 CFAR 特性.

3.2 基于 RE 的自适应检测器

由于 AMSDD-SCM 检测器对杂波纹理分量 τ_t 不具有 CFAR 特性, 本小节将利用迭代估计方法获得协方差矩阵结构的迭代估计 (RE, recursive estimation)^[11]. 在 RE 估计器中, 纹理分量 τ_t 看作是未知的确定参量, 这与本文的假设吻合. 其中, RE 的具体迭代过程如下^[11]

$$A(i+1) = \frac{1}{R} \sum_{t=k+1}^{K+R} \frac{N z_t z_t^H}{z_t^H \hat{\Sigma}_{RE}(i) z_t} \quad (14)$$

$$\hat{\Sigma}_{RE}(i+1) = \frac{NA(i+1)}{\text{tr}\{A(i+1)\}} \quad (15)$$

其中, $i = 0, 1, \dots, N_u$, N_u 表示迭代次数, $\text{tr}\{\cdot\}$ 表示矩阵的迹, 方程(15)能保证每次迭代时所得到的估计协方差矩阵满足 $\text{tr}\{\hat{\Sigma}_{RE}(i+1)\} = \text{tr}\{\Sigma\} = N$ 的限制.

迭代过程采用归一化采样协方差矩阵作为式(14)的初始化矩阵, 即

$$\hat{\Sigma}_{RE}(0) = \frac{1}{R} \sum_{t=k+1}^{K+R} \frac{N z_t z_t^H}{z_t^H z_t} \quad (16)$$

值得一提的是, RE 估计器对于纹理分量和协方差矩阵结构均是自适应的, 这在文献[11]中已经得到了验证. 因此, 用 RE 估计矩阵代替式(11)中的 Σ , 可得基于 RE 的自适应 MSDD 检测器 (简称 AMSDD-RE), 其检测统计量可以表示为:

$$\lambda_{AMSDD-RE} = -2(N-1) \sum_{t \in \Theta_s} \ln \left[1 - \frac{|p^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} z_t|^2}{(z_t^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} z_t) (p^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} p)} \right] \quad (17)$$

其中, $\hat{\Sigma}_{RE}$ 表示经过 N_u 次迭代并进行迹归一化后获得

的 RE 估计矩阵

$$\hat{\Sigma}_{RE} = \frac{N \hat{\Sigma}_{RE}^{(N_u)}}{\text{tr}\{\hat{\Sigma}_{RE}^{(N_u)}\}} \quad (18)$$

由于 DT 在本质上与 MSDD 具有一致性, 因此, 采用相同的协方差矩阵估计方法获得的自适应 ADT (adaptive DT) 检测器与 AMSDD 也具有相同的 CFAR 特性. 换言之, 基于 SCM 的 ADT 检测器 (ADT-SCM) 只对杂波协方差矩阵结构是 CFAR 的, 而其检测阈值仍受到杂波功率水平起伏的影响; 而基于 RE 的 ADT 检测器 (ADT-RE) 对杂波协方差矩阵结构和纹理分量均具有自适应特性. 与式(17)类似, 利用协方差矩阵的 RE 估计 $\hat{\Sigma}_{RE}$ 代替未知矩阵 Σ , 所得 ADT-RE 检测器的表达式为:

$$\lambda_{ADT-RE} = \sum_{k=K-h_0+1}^K \hat{u}^{(k)} \quad (19)$$

其中, $\hat{u}^{(k)}$ 是

$$\hat{u}_t = -2(N-1) \ln(1 - \hat{w}_{t-RE}), t = 1, \dots, K \quad (20)$$

的升序序列, 其中, \hat{w}_{t-RE} 可以表示为

$$\hat{w}_{t-RE} = \frac{|p^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} z_t|^2}{(z_t^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} z_t) (p^H \hat{\Sigma}_{RE}^{-1} p)}, t = 1, \dots, K \quad (21)$$

对于迭代次数 N_u 有限的情况, 求解 AMSDD-RE 的虚警概率与检测阈值的解析表达式存在较大的困难. 而当 $N_u \rightarrow \infty$ 时, RE 迭代过程(14)的收敛解 $\hat{\Sigma}_{RE}^{(\infty)}$ 是存在且唯一的^[12]. 关于收敛解 $\hat{\Sigma}_{RE}^{(\infty)}$ 统计特性的研究表明^[13], 对于较大的 R 值, $\hat{\Sigma}_{RE}^{(\infty)}$ 的分布是自由度为 $RN/(N+1)$ 的渐进 Wishart 分布. 因此, 对于较大的 R 值, \hat{w}_{t-RE} 在 H_0 假设下的渐进 PDF 可以表示为

$$f_w(x) = \frac{(R-N+1)(N-1)}{(R-1)} \cdot \frac{{}_2F_1(d, d; g; x)}{(1-x)^{R-N}}, 0 < x < 1 \quad (22)$$

其中, $d = RN/(N+1) - N + 2$, $g = RN/(N+1) + 2$; ${}_2F_1$ 为超几何函数^[14]. 由式(22)可知, \hat{u}_t 在 H_0 假设下的渐进 PDF 可以表示为

$$f_u(x) = \frac{1}{2(N-1)} \exp\left[\frac{-x}{2(N-1)}\right] \cdot f_w\left(1 - \exp\left[\frac{-x}{2(N-1)}\right]\right) \quad (23)$$

而 \hat{u}_t 在 H_0 假设下的渐进概率分布函数为:

$$F_u(x) = \int_0^{\exp\left[\frac{-x}{2(N-1)}\right]} f_w(1-y) dy, x > 0 \quad (24)$$

根据式(23)和式(24), 第 k 个有序统计量 $\hat{u}^{(k)}$ 的渐进 PDF 可以表示为^[15]

$$f_k(x) = \frac{K!}{(k-1)! (K-k)!} F_u^{k-1}(x) [1 - F_u(x)]^{K-k} f_u(x) \quad (25)$$

由式(19)和式(25)可进一步研究 AMSDD-RE 在 H_0 假设下的渐进统计特性, 从以上分析可以看出, 对于较大的 R 值, AMSDD-RE 的虚警概率与杂波协方差矩阵结

构和纹理分量的统计特性无关,保证了检测器的 CFAR 特性.需要说明的是,RE 估计器对检测性能的改善是以增加运算量为代价的.由式(7)可知,SCM 估计器的运算量为 $O(4RN^2)$;而根据式(14)和式(16),RE 估计器的运算量为 $O(4(N_{ii}+1)RN^2)$.当然,RE 估计器具有很快的收敛速度,这使得它在获得满意检测性能的同时计算量也是可以接受的.相关分析表明^[11],在 $N_{ii} \geq 3$ 时,RE 估计器的误差可以忽略,考虑到计算复杂度的问题,后续的仿真实验中将采用 $N_{ii} = 3$.

4 性能分析

本节从 CFAR 特性和检测性能两方面对自适应检测器进行了比较分析.

仿真中杂波协方差矩阵结构 Σ 利用指数相关结构进行建模,其第 i 行第 j 列的元素为:

$$[\Sigma]_{i,j} = \gamma^{|i-j|}, 1 \leq i, j \leq N \quad (26)$$

其中, γ 表示杂波的一阶相关系数.

纹理分量的分布 f_{τ} 采用 Γ 分布建模

$$f_{\tau}(x) = (L/b)^L x^{L-1} e^{-(L/b)x} / \Gamma(L), x \geq 0 \quad (27)$$

式中, L 用来控制与正态统计量偏离的程度, L 越小, f_{τ} 函数的拖尾越长,杂波就会出现更多的尖峰; b 是均值,不失一般性,令 $b = 1$.所有 K 个距离单元都有杂波分量,而只有 h_0 个距离单元有信号分量,且一个距离单元最多只有一个等效散射点. K 个距离单元内每个距离单元的平均目标功率为 σ_s^2 , 平均杂波功率为 σ_c^2 , σ_s^2 / σ_c^2 是 K 个距离单元内每个距离单元的平均信杂比.有目标散射点的距离单元 ($t \in \Theta_{h_0}$) 回波用方差为 $\sigma_s^2 K / h_0$ 的零均值复圆高斯随机变量建模.虚警概率 P_{fa} 和检测概率 P_d 均采用 Monte Carlo 仿真方法计算.为了减小计算负担,假设 $P_{fa} = 10^{-4}$.

输入信杂比定义为^[4]:

$$SCR = \sigma_s^2 \mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p} / \sigma_c^2 \quad (28)$$

首先从不同的杂波尖峰(即不同的 L)和不同的协方差矩阵结构(即不同的 γ)两个方面,分析 AMSDD-SCM 和 AMSDD-RE 的 CFAR 特性;由于 ADT 与 AMSDD 的 CFAR 特性是一致的,这里不再对 ADT 展开 CFAR 特性分析.图 2 给出了 $L = 0.1, 1$ 和 $\gamma = 0, 0.9$ 时 AMSDD-SCM 和 AMSDD-RE ($N_{ii} = 3$) 的检测阈值与虚警概率的关系曲线.由图可知,AMSDD-SCM 只对杂波协方差矩阵结构具有 CFAR 特性,而 AMSDD-RE 对杂波协方差矩阵结构和杂波尖峰均具有完全自适应特性,这与前面的理论分析结论是一致的.

接下来分析 AMSDD-SCM 和 AMSDD-RE 两种自适应检测器的收敛速度及检测性能.图 3 给出了不同辅助距离单元数 ($R = 16, 32, 64$) 对应的 AMSDD-SCM、AMS-

DD-RE ($N_{ii} = 3$) 和 MSDD 的检测性能曲线.由图可知,随着 R 的增大,AMSDD-SCM 和 AMSDD-RE 越来越接近 MSDD.当 $R = 16N = 32$ 时,AMSDD-SCM 相对于 MSDD 的检测性能损失已小于 1dB,而当 $R \geq 32N = 64$ 时,AMSDD-SCM 具有与 MSDD 几乎相同的检测性能.当 $R \geq 16N = 32$ 时,AMSDD-RE 具有与 MSDD 几乎相同的检测性能.另外,在收敛特性方面,与 AMSDD-SCM 相比,AMSDD-RE 具有更快的收敛速度,且在相同条件下,AMSDD-RE 的检测性能更好.当然,当 $R \rightarrow \infty$ 时,AMSDD-RE 和 AMSDD-SCM 最终都将演变为 MSDD.

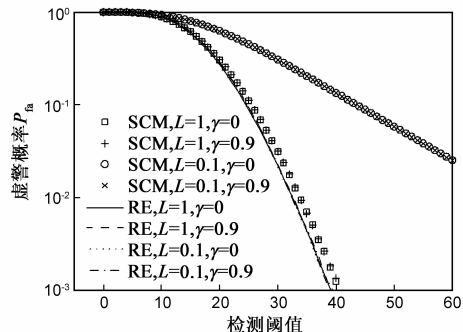


图2 $K=15, R=6, h_0=3, N=2, L=0.1, 1, \gamma=0, 0.9$ 时, AMSDD-SCM 和 AMSDD-RE ($N_{ii}=3$) 的检测阈值与虚警概率的关系曲线

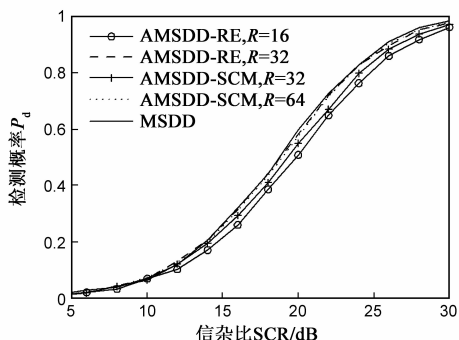


图3 $P_{fa} = 10^{-4}, K=15, h_0=h_e=3, R=16, 32, 64, N=2, L=1, \gamma=0$ 时, AMSDD-SCM、AMSDD-RE ($N_{ii}=3$) 及 MSDD 的检测性能曲线

综合以上的实验结果来看,对于自适应检测器 AMSDD 和 ADT 来说,与采用 SCM 估计器相比,采用 RE 估计器能使检测器获得更好的 CFAR 特性和检测性能.

进一步分析基于 RE 的自适应检测器在目标散射点个数失配条件下的检测性能.在 $h_0 = 3$ 、和 $h_e = 2, 3$ 的条件下,图 4 给出了 MSDD、DT、AMSDD-RE 和 ADT-RE 的检测性能曲线.从图中可以看出,当 $h_e = 2$ 时,DT 和 ADT-RE 均优于相应的 MSDD 和 AMSDD-RE 检测器;而目标散射点个数失配时 ($h_e = 2$) 的 ADT-RE 甚至略好于匹配条件下 ($h_e = 3$) 的 MSDD, 表现了很好的鲁棒性.

5 小结

在复合高斯杂波背景下,本文基于辅助数据和不同协方差矩阵估计方法,利用有序统计检测理论,研究

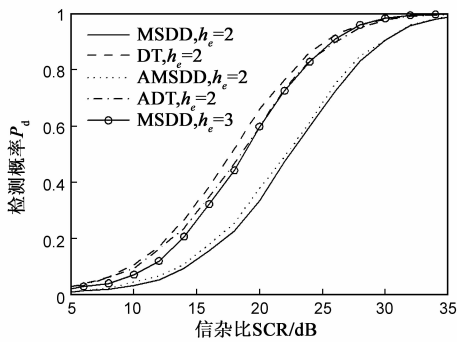


图4 $P_{fa}=10^{-4}, K=15, R=32, h_0=3, h_e=2, 3, N=2, N_e=3, L=1, \gamma=0$ 时, MSDD、DT、AMSDD-RE和ADT-RE的检测性能曲线

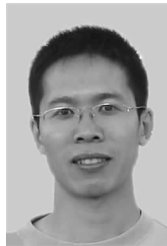
了距离扩展目标的自适应检测问题,建立了 AMSDD 检测器和基于动态阈值的 ADT 检测器,并从理论上分析了检测器的 CFAR 特性. 研究表明,当 $R \rightarrow \infty$ 时, AMSDD 和 ADT 将演变成相应的 MSDD 和 DT. 对于自适应检测器 AMSDD 和 ADT 来说,与采用 SCM 估计器相比,采用 RE 估计器能使检测器获得更好的 CFAR 特性和检测性能,且引起的额外计算量是可以接受的. 另外, ADT-RE 检测器具有很好的鲁棒性,其在目标散射点个数失配时的检测性能甚至略好于匹配条件下的 MSDD.

参考文献

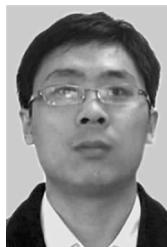
- [1] Wehner D R. High-Resolution Radar [M]. Boston: Artech House, 1995.
- [2] 何友, 关键, 彭应宁, 等. 雷达自动检测与恒虚警处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
He You, Guan Jian, Peng Ying-ning, et al. Radar Automatic Detection and Constant False Alarm Processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. (in Chinese)
- [3] 简涛, 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, 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)
- [4] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926 - 934.
- [5] 简涛, 等. 非高斯杂波下修正的 SDD-GLRT 距离扩展目标检测器 [J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2662 - 2667.
JIAN Tao, 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)
- [6] 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)

- [7] Kelly E J. An adaptive detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 115 - 127.
- [8] He You, Jian Tao, Su Feng, et al. CFAR assessment of covariance matrix estimators for non-Gaussian clutter [J]. Science China: Information Sciences, 2010, 53(11): 2343 - 2351.
- [9] Haykin S, Steinhardt A. Adaptive Radar Detection and Estimation [M]. New York: Wiley, 1992.
- [10] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
Zhang Xianda. Matrix Analysis and Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [11] Gini F, Greco M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter [J]. Signal Processing, 2002, 82(13): 1847 - 1859.
- [12] 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.
- [13] Pascal F, Forster P, Ovarlez J P, et al. Theoretical analysis of an improved covariance matrix estimator in non-Gaussian noise [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. IEEE, 2005. 69 - 72.
- [14] 沈永欢, 等. 数学手册 [M]. 北京: 科学出版社, 1992.
Shen Yonghuan, et al. Mathematics Handbook [M]. Beijing: Science Press, 1992. (in Chinese)
- [15] Papoulis A, Pillai S U. Probability, Random Variables and Stochastic Processes [M]. New York: McGraw-Hill, 2002.

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, 博士. 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.
E-mail: iamjiantao@yahoo.com.cn



苏峰 男, 1977年5月出生于山东泰安, 现为海军航空工程学院讲师, 博士. 主要研究方向为雷达信号检测与信号处理、目标跟踪等.