

复合高斯背景下基于最优控制参数的自适应检测器

王智, 简涛[†], 何友

(海军航空大学 信息融合研究所, 山东 烟台 264001)

摘要: 在复合高斯杂波背景下, 针对检测器 α -AMF利用采样协方差矩阵(SCM)估计方法不具备完全自适应性以及控制参数 α 不匹配的问题, 首先, 结合归一化采样协方差矩阵(NSCM)估计方法, 提出 α -AMF的SCM-NSCM组合估计方法; 然后, 拟合出检测器最优控制参数的经验公式, 经验公式符合数值结果; 最后, 将 α -AMF与改进的 α -AMF的恒虚警率特性和检测性能进行对比分析. 研究表明, 在复合高斯环境下, 基于SCM-NSCM估计的 α -AMF受杂波尖峰的影响小于对比检测器, 对杂波归一化协方差矩阵结构的变化具有很强的鲁棒性; 在严重拖尾的非高斯环境中, 所提出的自适应检测器性能明显优于对比检测器.

关键词: 复合高斯背景; 自适应检测; 恒虚警率; 协方差矩阵估计; 控制参数; 球不变随机向量

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

Adaptive detector based on optimal control parameter in compound-Gaussian background

WANG Zhi, JIAN Tao[†], HE You

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: This paper addresses the problem that the detector α -AMF is not fully adaptive and the control parameter α is mismatched when using the sample covariance matrix(SCM) estimation in the compound-Gaussian background. Firstly, combined with the normalized sample covariance matrix(NSCM) estimation, a SCM-NSCM combination estimation method for the α -AMF is proposed. Then, the empirical formula of the optimal control parameter is simulated and it is consistent with the numerical results. Finally, the constant false alarm rate(CFAR) characteristics and the performance of the detectors are analyzed. The results show that the α -AMF based on SCM-NSCM estimation, which is less affected by the spikiness of clutter than the comparative detector, has strong robustness to the variation of the normalized covariance matrix of the clutters in the compound-Gaussian environment, and it exhibits better detection performance than the comparative detector in heavy-tailed clutter.

Keywords: compound-Gaussian background; adaptive detection; constant false alarm rate; covariance matrix estimation; control parameter; spherically invariant random vector

0 引言

海杂波背景下目标自适应检测问题一直是雷达信号处理领域研究的热点和难点. 实测数据表明, 在高分辨率或低掠地角条件下, 雷达会接收到类似于目标的尖峰, 这种含尖峰的杂波通常采用复合高斯分布^[1]进行建模, 检测器性能与杂波特性密切相关. 匹配滤波器(Matched filter, MF)是高斯杂波背景下的最优检测器^[2]. 当杂波幅度具有严重拖尾或累积脉冲数目较多时, 归一化匹配滤波器(Normalized

matched filter, NMF)检测器具有良好的检测性能^[3]. 文献[4]以MF和NMF为基础, 提出了 α -AMF(α 为控制参数), 并利用采样协方差矩阵(Sample covariance matrix, SCM)^[5]对杂波协方差矩阵进行估计, 得到自适应的 α -MF, 即 α -AMF(Adaptive matched filter), 通过调整 α 适应杂波特性.

雷达目标的自适应检测高度依赖于杂波向量的协方差矩阵估计, 当杂波环境与选取的协方差矩阵估计方法适用的环境不匹配时, 就会导致检测器检测性

收稿日期: 2017-04-25; 修回日期: 2017-11-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61471379, 61790551, 61102166); 国防科技基金项目(2012028); 装备发展部“十三五”预研项目(41413060101); 泰山学者工程专项经费项目.

责任编委: 李少远.

作者简介: 王智(1992—), 男, 博士生, 从事目标自适应检测技术的研究; 简涛(1980—), 男, 副教授, 博士, 从事雷达信号处理等研究.

[†]通讯作者. E-mail: work_jt@163.com

能下降. SCM是高斯背景下杂波协方差矩阵的最大似然估计(Maximum likelihood estimation, MLE)^[5],但在复合高斯杂波背景下SCM不再是MLE^[6]. 另一方面,文献[4]在杂波协方差矩阵已知的条件下获得了 α 的经验公式,而 α -AMF需要通过辅助数据对协方差矩阵进行估计,只有当辅助数据足够大时,杂波协方差矩阵的估计值才接近真实值. 实际海杂波环境复杂多变,寻求大量与待检测单元独立同分布的辅助数据非常困难. 同时,辅助数据量的增加必然导致运算量加大,使得检测器实时性变差,限制了其在雷达中的应用. 因此,在 α -AMF中运用原有控制参数的经验公式进行计算会导致检测器性能发生损失.

为进一步提高复合高斯杂波环境中雷达目标检测性能,本文将 α -AMF的检验统计量表示为AMF与ANMF组合的形式,在AMF中采用SCM对杂波协方差矩阵进行估计,在ANMF中采用归一化采样协方差矩阵(Normalized sample covariance matrix, NSCM)^[7]进行估计,得到 α^* -AMF,并拟合出最优控制参数 α^* 的经验公式. 最后,通过仿真实验验证了 α^* -AMF的有效性.

1 问题描述

加性杂波背景下多脉冲相参雷达目标检测问题可以由以下二元假设检验表达:

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{z}_t &= \mathbf{c}_t, \quad t = 0, 1, \dots, k; \\ H_1: \begin{cases} \mathbf{z}_0 = a\mathbf{p} + \mathbf{c}_0, \\ \mathbf{z}_t = \mathbf{c}_t, \quad t = 1, 2, \dots, k. \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中: m 维复向量 \mathbf{z}_t 和 \mathbf{c}_t 分别为观测向量和杂波向量, m 为相干脉冲链的脉冲数, $t = 0$ 为待检测单元, $t = 1, 2, \dots, k$ 为 k 个辅助单元, a 为目标回波幅度, \mathbf{p} 为单位导向矢量. 为保证杂波协方差矩阵的估计值是非奇异的,需满足 $k > m$ ^[8].

杂波向量 \mathbf{c}_t 采用球不变随机向量(Spherically invariant random vector, SIRV)^[9]进行建模,有

$$\mathbf{c}_t = \sqrt{\tau_t} \boldsymbol{\eta}_t. \quad (2)$$

其中: τ_t 为单位均值的纹理分量,是一个具有有限均方值的非负随机变量; $\boldsymbol{\eta}_t$ 为散斑分量,是 m 维复高斯向量,均值为0,协方差矩阵为 $E[\boldsymbol{\eta}_t \boldsymbol{\eta}_t^H] = \mathbf{M}$,对角线上元素满足 $r_{nn} = \sigma^2$, $n = 1, 2, \dots, m$, σ^2 为杂波功率. 假设 $\boldsymbol{\eta}_t$ 与 τ_t 相互统计独立,且在不同距离单元之间也统计独立.

杂波协方差矩阵通常是未知的,利用SCM代替

真实协方差矩阵 \mathbf{M} ,得到 α -AMF的检测统计量^[4]为

$$\xi_{\alpha\text{-AMF}} = \frac{|\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z}_0|^2}{(\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{z}_0^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z}_0)^\alpha} \stackrel{H_1}{\geq} T(P_{f\alpha}), \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{SCM}} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \mathbf{z}_t \mathbf{z}_t^H = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \tau_t \boldsymbol{\eta}_t \boldsymbol{\eta}_t^H, \quad (4)$$

$$\alpha = \frac{m}{m+v}. \quad (5)$$

其中: $T(P_{f\alpha})$ 为给定虚警概率 $P_{f\alpha}$ 下的检测门限; $\hat{\mathbf{M}}$ 为杂波协方差矩阵的估计值; v 为Gamma分布的形状参数,反映了杂波功率水平的起伏, v 越小代表杂波尖峰越尖锐,杂波幅度分布的拖尾越长,当 v 趋于无穷时,杂波趋于高斯分布.

杂波协方差矩阵的估计对目标检测性能有重要的影响^[10],对于 α -AMF而言,选取与杂波环境相匹配的协方差矩阵估计方法显得尤为重要.

2 自适应检测器的组合形式

当杂波为高斯杂波,即 $v = +\infty$ 时,控制参数 $\alpha = 0$,检测器演变为AMF;当杂波非高斯性很强,即 v 趋于0时,则 $\alpha = 1$,检测器演变为ANMF. 因此, α -AMF的检验统计量可以表示为

$$\xi_{\alpha\text{-AMF}} = \xi_{\text{AMF}}^{1-\alpha} \xi_{\text{ANMF}}^\alpha, \quad (6)$$

$$\xi_{\text{AMF}} = \frac{|\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z}_0|^2}{\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p}}, \quad (7)$$

$$\xi_{\text{ANMF}} = \frac{|\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z}_0|^2}{(\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{z}_0^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z}_0)}, \quad (8)$$

即将 α -AMF表示为AMF与ANMF组合的形式. 可以看出,当检验统计量(7)和(8)中杂波协方差矩阵的估计值 $\hat{\mathbf{M}}$ 采用同一估计方法时,检验统计量(6)与检验统计量(3)是等价的.

由于海杂波具有非平稳性,即在局部上是均匀的,而全局是非均匀的^[11],此时采用SCM必定会导致检测器检测性能下降. 在SIRV建模的非高斯杂波中,可以采用NSCM代替SCM对杂波协方差矩阵进行估计. NSCM将杂波功率作为归一化因子,此时杂波协方差矩阵与纹理分量统计特性无关,其表达式为

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{NSCM}} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \left(\frac{m}{\mathbf{z}_t^H \mathbf{z}_t} \right) \mathbf{z}_t \mathbf{z}_t^H = \frac{m}{k} \sum_{t=1}^k \frac{\boldsymbol{\eta}_t \boldsymbol{\eta}_t^H}{\boldsymbol{\eta}_t^H \boldsymbol{\eta}_t}. \quad (9)$$

对于不同的检测方法和协方差矩阵估计方法,当二者适用的环境相匹配时,能够获得更好的检测效果. AMF检测器是高斯杂波背景下的最优检测器;ANMF在严重托尾的杂波环境中具有良好的性能. SCM是高斯背景下的MLE;在非高斯杂波中通常采用NSCM对协方差矩阵进行估计. 为使杂波协方

差估计方法与检测方法相匹配,本文在式(7)中采用SCM对杂波协方差矩阵进行估计,在式(8)中采用NSCM进行估计,得到改进后的自适应检测器 α^* -AMF(α^* 为控制参数).

由于 α^* -AMF检测性能的好坏与 α^* 的选取密切相关,为进一步提高检测器的检测性能,本文将确定最优控制参数 α^* 的表达式.

3 最优控制参数的确定

选择最优控制参数实质上是评定检测器的检测性能,当检测效果最佳时对应的控制参数便认为是最优控制参数. ROC 曲线下面积可以用于衡量检测器的性能^[12],面积越大意味着检测器性能越好. 当检测概率低于0.5时,对于大多数雷达而言不足以形成一个稳定的目标轨迹. 因此,选取ROC曲线下且检测概率大于0.5的面积区域评定 α^* -AMF的检测性能,该区域可通过检测概率在SCR间隔上的加权积分来表示. 设 $P_d(\rho, \alpha^*)$ 为 α^* -AMF的检测概率,则有^[4]

$$\Phi(\alpha^*) = \int_{\rho_1}^{\rho_2} \omega(P_d(\rho, \alpha^*))P_d(\rho, \alpha^*)d\rho, \quad (10)$$

$$\omega(P_d(\rho, \alpha^*)) = \frac{(P_d(\rho, \alpha^*)/0.5)^{30}}{1 + (P_d(\rho, \alpha^*)/0.5)^{30}}, \quad (11)$$

$$\rho = \text{SCR} = 10 \lg \left(\frac{|a|^2 \mathbf{p}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{p}}{m} \right). \quad (12)$$

其中: $\Phi(\cdot)$ 为加权积分函数,表示ROC曲线下的面积; $\omega(\cdot)$ 为权值函数,用于筛选 $P_d > 0.5$ 的部分; ρ 为杂波白化后的SCR.

当给定 $P_{f\alpha}$ 、 m 、 k 和 v 时,使式(10)取最大值的 α^*_{opt} 即为该条件下最优控制参数,即

$$\alpha^*_{\text{opt}} = \arg \max_{\alpha^* \in [0,1]} \{\Phi(\alpha^*)\}. \quad (13)$$

由于 α^* -AMF在复合高斯背景下的检测门限 T 和检测概率 P_d 不能通过简单的表达式表示,式(13)也得不到具体的数值表达式. 在此,通过Monte Carlo方法分析 T 与 α^* 和 v 的变化关系,并寻求 α^* 的经验公式. 仿真中, $\rho_1 = -10 \text{ dB}$, $\rho_2 = 20 \text{ dB}$, α^* 以0.05为间隔从0取到1, v 以对数的形式等间隔地从 10^{-1} 取到 10^2 . 单位均值纹理分量的Gamma分布模型^[13]为

$$f(\tau|v) = \frac{v^\nu}{\Gamma(\nu)} \tau^{\nu-1} e^{-\nu\tau}, \quad \tau \geq 0, \nu > 0, \quad (14)$$

其中 $\Gamma(\cdot)$ 为Gamma函数.

以 $P_{f\alpha} = 10^{-3}$, $m = 8$, $k = 16$ 为例, T 与 α^* 和 v 的变化关系曲线如图1所示. 由图1可见:当给定 v 时, α^* 由1递减至0,检测门限依次递增;当给定 α^* 时, v 越小,杂波尖峰程度越高,检测门限也越高;当 α^* 趋于1时, T 对 v 的鲁棒性逐渐增强;当 $\alpha^* = 1$ 时, T 与

v 无关. 对于不同的 $P_{f\alpha}$ 、 m 和 k , α^* -AMF的检测门限也会随之改变.

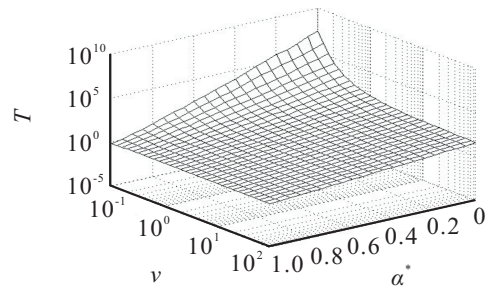


图1 T 与 α^* 和 v 的变化关系

为使协方差矩阵估计损失不小于3 dB,一般要求辅助数据数量 k 大于2倍的相干脉冲数 m ^[14]. 考虑到计算量,以 $m = 4$ 和 16 、 $k/m = 2$ 和 4 为例,分析 α^* 随 v 的变化趋势. α^* -AMF的最优控制参数如图2所示.

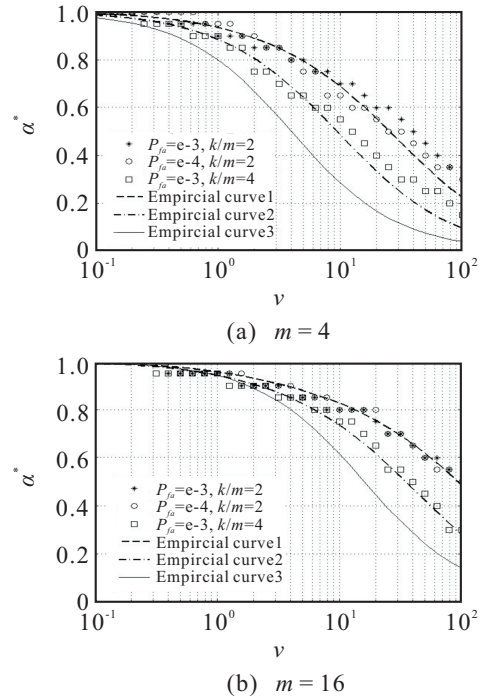


图2 α^* -AMF的最优控制参数

通过图2可以得出:在 m 和 k 相同的情况下, $P_{f\alpha}$ 的改变对 α^* 影响不大;当 v 从0变化至无穷大时, α^* 逐渐由1减小至0,即 v 与 α^* 成反比关系; m 越大,随着 v 的增加, α^* 的减小越慢;在 m 相同的情况下, k 越大,随着 v 的增加, α^* 减小越快,并且逐步趋近经验曲线3(式(5)的经验曲线).

根据以上结论并在式(5)的基础上,本文拟合出 α^* 的经验公式

$$\alpha^* = \frac{m}{\left[1 + \frac{\lg(1+v)}{8}\right]m + \left[1 - \left(\frac{m}{k}\right)^{\frac{k-m}{2k+m}}\right]v}. \quad (15)$$

图2中的虚线是最优控制参数 α^* 的经验曲线,可以看出经验公式(15)符合数值结果.

4 性能分析

利用 Monte Carlo 仿真对 α^* -AMF 和 α -AMF 的恒虚警率 (Constant false alarm rate, CFAR) 特性及检测性能进行分析。仿真中, $m = 8, k = 16, \sigma^2 = 1$, 纹理分量采用 Gamma 分布模型, 杂波归一化协方差矩阵采用指数相关结构^[15]进行建模, 有

$$\Sigma_{i,j} = \gamma^{|i-j|}, 1 \leq i, j \leq m, \quad (16)$$

其中 γ 表示杂波的一阶相关系数。

首先, 从不同的尖峰程度和不同的归一化协方差矩阵结构两个方面, 分析 α -AMF 和 α^* -AMF 的 CFAR 特性, 仿真结果如图 3 和图 4 所示。

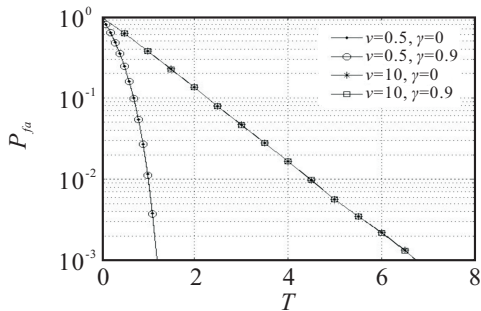


图 3 α -AMF 的 CFAR 特性

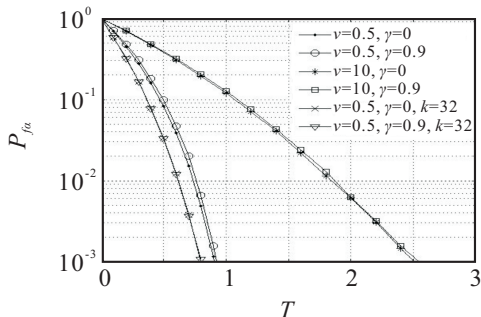


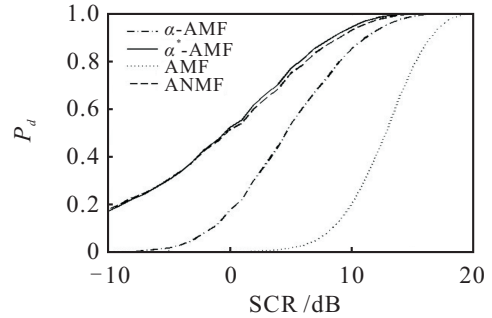
图 4 α^* -AMF 的 CFAR 特性曲线

从图 3 可见: 在 v 相同的条件下, 不同 γ 对应的曲线完全重合; 而在 γ 相同的条件下, 不同 v 对应的曲线相差甚远。这表明 α -AMF 对杂波归一化协方差矩阵结构具有 CFAR 特性, 但对杂波功率水平的起伏不具有自适应特性。

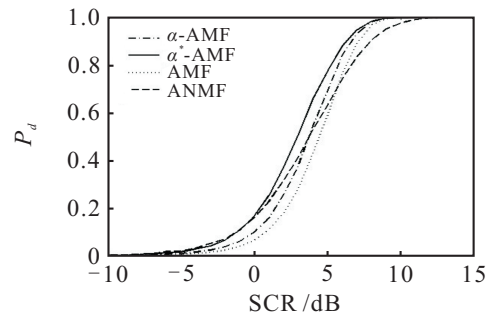
由图 4 可见: α^* -AMF 对杂波归一化协方差矩阵和杂波功率水平的起伏均不具有 CFAR 特性。但是, γ 的变化对 α^* -AMF 的 CFAR 特性影响非常小, 并且当 k 增大时, α^* -AMF 对杂波归一化协方差矩阵的 CFAR 特性得到明显改善。另一方面, 在同一 P_{fa} 条件下, 当 v 发生改变时, 图 4 中曲线间的差异相比图 3 明显减小, 表明 α^* -AMF 受到杂波功率水平的起伏的影响远小于 α -AMF。

将 α^* -AMF 与 α -AMF 的检测性能进行对比分析, 并以 AMF 和 ANMF 作参照。仿真中, AMF 采用 SCM

对杂波协方差矩阵进行估计, ANMF 采用 NSCM 进行估计。给定 $P_{fa} = 10^{-3}, \gamma = 0$, 考查 4 种自适应检测器的 ROC 曲线, 如图 5 所示。



(a) $v = 0.5$



(b) $v = 10$

图 5 4 种自适应检测器的 ROC 曲线

由图 5(a) 可见, 在严重拖尾 ($v = 0.5$) 的杂波环境中, 相比于 α -AMF 和 AMF, α^* -AMF 与 ANMF 都表现出了更好的检测性能, 说明在该环境中采用 SCM 估计使得 α -AMF 检测性能发生损失。当杂波趋于高斯杂波 ($v = 10$) 时, 如图 5(b) 所示, 4 种自适应检测器的检测性能比较接近, 但 α^* -AMF 的检测性能更好。当 $P_d > 0.5$ 时, α -AMF 的性能优于 ANMF, 这与 $v = 0.5$ 时的情况正好相反, 进一步表明了当选取的协方差估计方法与杂波环境不匹配时, 会导致检测器性能下降。

5 结论

在 SIRV 建模的复合高斯背景下, 本文提出了 α -AMF 的 SCM-NSCM 组合估计方法, 拟合出最优控制参数 α^* 的经验公式, 并对 α^* -AMF 和 α -AMF 的 CFAR 特性和检测性能进行了对比分析。研究结果表明: α^* -AMF 受到杂波尖峰程度的影响小于 α -AMF, 对杂波归一化协方差矩阵的改变具有很强的鲁棒性; 在复合高斯杂波环境中, α^* -AMF 比 α -AMF 的检测性能更好。

参考文献 (References)

[1] Gini F, Greco M V. Suboptimum approach to adaptive coherent radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic

- Systems, 1999, 35(3): 1095-1104.
- [2] Robey F C, Fuhrmann D R, Kelly E J, et al. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(1): 208-216.
- [3] Gini F. Suboptimum coherent radar detection in a mixture of K -distributed and Gaussian clutter[J]. IEE Proc of Radar, Sonar and Navigation, 1997, 144(1): 39-48.
- [4] Shui P L, Liu M, Xu S W. Shape-parameter-dependent coherent radar target detection in K -distributed clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(1): 451-465.
- [5] Kelly E J. An adaptive detection algorithm[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 115-127.
- [6] Jian T, He Y, Su F, et al. Adaptive detection of sparsely distributed target in non-Gaussian clutter[J]. IET Radar Sonar Navigation, 2011, 5(7): 780-787.
- [7] Conte E, Lops M, Ricci G. Adaptive matched filter detection in spherically invariant noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1996, 3(8): 248-250.
- [8] Jian T, He Y, Su F, et al. Adaptive range-spread target detection based on modified generalised likelihood ratio test in non-Gaussian clutter[J]. IET Radar Sonar Navigation, 2011, 5(9): 970-977.
- [9] He Y, Jian T, Su F, et al. Adaptive detection application of covariance matrix estimation for correlated non-Gaussian clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 2108-2117.
- [10] 谢洪森, 邹鲲, 杨春英, 等. 海杂波协方差矩阵估计及其对目标检测性能的影响[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(10): 2174-2178.
(Xie H S, Zou K, Yang C Y, et al. Sea clutter covariance matrix estimation and its impact on signal detection performance[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(10): 2174-2178.)
- [11] 夏晓云. 海杂波背景下运动目标自适应检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学电子工程学院, 2014.
(Xia X Y. Adaptive detection methods of moving targets in sea clutter[D]. Xi'an: School of Electronic Engineering, Xidian University, 2014.)
- [12] Bowyer K, Kranenburg C, Dougherty S. Edge detector evaluation using empirical ROC curves[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 84(1): 77-103.
- [13] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926-934.
- [14] Conte E, Maio A D, Ricci G. GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2001, 49(7):1336-1348.
- [15] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 非高斯杂波下自适应雷达目标检测新方法[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 579-586.
(Jian T, He Y, Su F, et al. A novel adaptive radar target detector for non-Gaussian clutter[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(3): 579-586.)

(责任编辑: 郑晓蕾)

下 期 要 目

- 偏最小二乘线性模型及其非线性动态扩展模型综述 孔祥玉, 等
- 基于不平衡数据样本特性的新型过采样SVM分类算法 黄海松, 等
- 基于进化个体模糊适应值估计的交互式遗传算法 郭广颂, 等
- 带有噪声递推估计的自适应集合卡尔曼滤波 姜浩楠, 等
- 基于改进PSO算法的机动通信保障任务分配方法 滑 楠, 等
- 考虑状态约束的航天器编队分布式姿态协同跟踪控制 王文佳, 等
- 一种无模型自适应积分终端滑模控制方法 侯明冬, 等
- 考虑灾害实时扩散的室内火灾疏散路径选择模型 刘 毅, 等
- 基于内发动机机制的移动机器人自主路径规划方法 张晓平, 等
- 慢旋非合作目标快速绕飞避碰控制 李学辉, 等
- 基于迭代学习的部分非正则多智能体编队控制 曹 伟, 等
- 装备精确保障任务规划建模与混沌蝙蝠算法求解 王坚浩, 等