

# 复合高斯杂波中距离扩展目标的迭代近似 GLRT 检测器

顾新锋<sup>1</sup>, 简涛<sup>1</sup>, 何友<sup>1,\*</sup>, 郝晓琳<sup>2</sup>

1. 海军航空工程学院 信息融合技术研究所, 山东 烟台 264001
2. 烟台电力经济技术研究所, 山东 烟台 264001

**摘要:** 研究了结构化的复合高斯杂波(CGC)背景中距离扩展目标自适应检测问题。针对异质杂波背景中的近似广义似然比检验(AGLRT-HTG)检测器应用于 CGC 背景中时存在一定的信杂比损失问题, 结构化的复合高斯杂波采用自回归过程建模, 结合近似广义似然比检验(AGLRT)方法和迭代估计思想, 提出了 CGC 背景中距离扩展目标的迭代近似广义似然比检测器(RAGLRT-CGC)。从理论上分析了极限情况下 RAGLRT-CGC 虚警概率与检测门限关系的解析表达式。仿真结果表明, 在 CGC 背景中, RAGLRT-CGC 对不同多主散射点目标具有较好的鲁棒性, 并且检测性能明显优于 AGLRT-HTG。

**关键词:** 雷达杂波; 复合高斯杂波; 距离扩展目标; 检测; 自回归; 广义似然比检验

**中图分类号:** V243.2; TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6893(2013)05-1140-11

最近, 距离扩展目标的检测问题得到了广泛的关注<sup>[1]</sup>。这是因为随着脉冲压缩等技术的使用, 雷达具有较高的距离分辨率<sup>[2]</sup>, 目标被分解成多个散射点, 分布在不同的距离单元中, 形成距离扩展目标<sup>[3]</sup>。另一个原因是对于距离扩展目标, 如果仍采用传统的点目标检测方法(如 Kelly 检测器<sup>[4]</sup>), 由于目标的部分能量泄露到参考单元中, 非但不能体现雷达高分辨率的优势, 反而降低了目标的检测概率<sup>[5]</sup>。

文献[5]~文献[7]针对高斯杂波背景, 研究了不同的扩展目标检测方法。然而, 实测数据表明, 在低掠地角观测或采用高分辨率雷达条件下, 杂波具有明显的非高斯特性<sup>[8-9]</sup>。这种非高斯杂波可以采用复合高斯过程进行建模<sup>[10-12]</sup>, 即杂波向量可以由非负的随机变量(纹理分量)和高斯随

机向量(散斑分量)的乘积得到, 散斑分量的协方差矩阵称为杂波协方差矩阵结构。由于在高斯杂波背景中将设计的检测器应用于这种非高斯杂波背景时会出现严重的性能损失, 因此, 有必要研究非高斯杂波背景下距离扩展目标的检测问题。

由于在这种复合高斯杂波(Compound-Gaussian Clutter, CGC)背景中, 杂波的协方差矩阵结构的最大似然估计的解析表达式不存在, 通常采用两步法实现距离扩展目标的自适应检测。即先假设杂波协方差矩阵结构已知, 采用广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)、Rao 检验或 Wald 检验等方法得到非自适应检测器<sup>[13-16]</sup>, 然后利用辅助单元数据估计杂波的协方差矩阵结构, 再用估计值代替非自适应检测器中的真实协方差矩阵结构, 从而得到相应

收稿日期: 2012-06-26; 退修日期: 2012-09-14; 录用日期: 2012-10-11; 网络出版时间: 2012-10-18 10:28

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20121018.1028.006.html

基金项目: 国家自然科学基金(61032001, 61102166); 新世纪优秀人才支持计划(NCET-11-0872)

\* 通讯作者. Tel.: 0535-6635695 E-mail: ncif09@163.com

引用格式: Gu X F, Jian T, He Y, et al. Recursive asymptotic GLRT detector of range-spread target in compound Gaussian clutter. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(5): 1140-1150. 顾新锋, 简涛, 何友, 等. 复合高斯杂波中距离扩展目标的迭代近似 GLRT 检测器. 航空学报, 2013, 34(5): 1140-1150.

的自适应检测器<sup>[1, 14-16]</sup>。这些自适应检测器的一个共同特点是需要一定数量的不含目标的辅助单元数据,这些数据需要满足独立同分布条件,并且和被检测单元具有相同的协方差矩阵结构。例如,雷达采用  $N$  个相干脉冲检测目标时,要得到满意的检测性能,需要  $2N$  以上个满足上述条件的辅助单元数据。

在实际应用中,在合适的  $N$  值假设下,很难得到  $2N$  以上个匀质辅助单元,从而造成自适应检测器的性能严重下降<sup>[17-18]</sup>。此外,上述检测器除了考虑协方差矩阵的正定性和 Hermitian 以外,没有考虑协方差矩阵的其他特殊结构形式。实际上,对于雷达干扰回波可以采用阶数在  $1 \sim 5$  之间的低阶自回归(Autoregressive, AR)模型建模<sup>[19-21]</sup>。在点目标检测中,文献[22]利用 AR 模型检测确定信号,文献[23]利用 AR 模型检测复幅度信息未知的确定信号;最近,文献[24]研究了点目标的多通道 AR 模型检测。文献[21]进一步研究了采用 AR 模型建模的杂波背景下距离扩展目标的检测。确切地说,文献[21]提出了两种距离扩展目标检测器,一种是均匀杂波背景中的近似广义似然比检验(Asymptotic GLRT in Homogeneous, AGLRT-HMG)检测器,另一种是异质杂波背景中的 AGLRT(AGLRT in Heterogeneous, AGLRT-HTG)检测器。

虽然,文献[21]中指出,AGLRT-HTG 也适用于自回归过程建模的 CGC 背景,但 AGLRT-HTG 直接用于 CGC 背景中会存在一定的检测性能损失。为降低这种损失,本文考虑提出一种 CGC 背景中不需要辅助单元的基于 AR 模型的距离扩展目标近似广义似然比检测器。然而,遗憾的是,在 CGC 背景中,杂波未知参数(纹理分量和 AR 参数)的最大似然估计的解析表达式不存在。为此,本文借鉴 CGC 背景中协方差矩阵近似最大似然估计的迭代估计思路<sup>[20]</sup>,提出了一种 AR 参数的迭代估计方法,从而得到了 CGC 背景中距离扩展目标的迭代近似广义似然比检验(Recursive AGLRT-CGC, RAGLRT-CGC)检测器。在 CGC 背景中针对不同的目标模型对 RAGLRT-CGC 和 AGLRT-HTG 的检测性能进行了比较,并分析了不同参数变化对 RAGLRT-CGC 检测性能的影响。

## 1 问题描述及杂波模型

假设数据从  $N$  个相干脉冲串得到,需要解决的问题是利用连续的  $K$  个距离单元数据判断目标存在与否,这可以通过以下的二元假设检验来表示:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k & (k = 0, 1, \dots, K) \\ H_1: \mathbf{z}_k = \alpha_k \mathbf{s} + \mathbf{c}_k & (k = 1, 2, \dots, K) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $H_0$  表示假设目标不存在;  $H_1$  表示假设目标存在;  $\mathbf{s} = [1 \quad e^{j2\pi f_d} \quad \dots \quad e^{j2\pi(N-1)f_d}]^T$  为  $N$  维信号矢量,  $f_d$  为归一化目标多普勒频率;  $\alpha_k$  为未知的确定性参数,反映目标和信道传播特性;  $\mathbf{z}_k$  和  $\mathbf{c}_k$  为  $N$  维复向量,分别为距离单元  $k$  接收到的总的回波数据和杂波数据;下标  $k$  为距离单元编号。

杂波向量  $\mathbf{c}_k$  采用复合高斯过程建模,则  $\mathbf{c}_k$  可以表示为<sup>[13]</sup>

$$\mathbf{c}_k = \sqrt{\tau_k} \boldsymbol{\eta}_k \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (2)$$

式中:  $\tau_k$  为纹理分量,是非负的随机变量,不同距离单元之间相互统计独立;  $\boldsymbol{\eta}_k = [\eta_k(1) \quad \eta_k(2) \quad \dots \quad \eta_k(N)]^T$  为散斑分量,是  $N$  维复高斯向量,不同距离单元之间也相互统计独立,并且独立于  $\tau_k$ 。复高斯向量  $\boldsymbol{\eta}_k$  采用  $P$  阶高斯 AR 过程建模,即  $\boldsymbol{\eta}_k$  的第  $n$  个分量可以表示为

$$\eta_k(n) = \sum_{l=1}^P a(l) \eta_k(n-l) + \omega_k(n) \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{a} = [a(1) \quad a(2) \quad \dots \quad a(P)]^T$  为  $P$  维 AR 参数向量,并假设  $N \gg P$ ;  $\omega_k(n)$  为均值为零、方差为  $\sigma_k^2$  的独立同分布的复高斯随机变量。在这里,假设  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_K^2 = \sigma^2$ 。式(3)两边都乘以  $\sqrt{\tau_k}$ ,杂波  $\mathbf{c}_k$  的第  $n$  个分量可以进一步表示为

$$c_k(n) = \sum_{l=1}^P a(l) c_k(n-l) + \sqrt{\tau_k} \omega_k(n) \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

当  $N \gg P$  时,在  $H_0$  和  $H_1$  假设下,  $\mathbf{z}_k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) 的概率密度函数可以近似表示为<sup>[13, 19]</sup>

$$f(\mathbf{z}_k | \mathbf{a}, \tau_k, H_0) = \frac{1}{(\tau_k \sigma^2 \pi)^{N \cdot P}} \cdot \exp \left[ -\frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{\tau_k \sigma^2} \right] \quad (5)$$

$$f(\mathbf{z}_k | \alpha_k, \mathbf{a}, \tau_k, H_0) = \frac{1}{(\tau_k \sigma^2 \pi)^{N-P}} \cdot \exp\left[-(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a})^H \cdot (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a}) / (\tau_k \sigma^2)\right] \quad (6)$$

式中:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_k = [z_k(P+1) \quad z_k(P+2) \quad \cdots \quad z_k(N)]^T \\ \mathbf{q} = [s(P+1) \quad s(P+2) \quad \cdots \quad s(N)]^T \\ \mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} z_k(P) & z_k(P-1) & \cdots & z_k(1) \\ z_k(P+1) & z_k(P) & \cdots & z_k(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_k(N-1) & z_k(N-2) & \cdots & z_k(N-P) \end{bmatrix} \\ \mathbf{S} = \begin{bmatrix} s(P) & s(P-1) & \cdots & s(1) \\ s(P+1) & s(P) & \cdots & s(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s(N-1) & s(N-2) & \cdots & s(N-P) \end{bmatrix} \end{cases}$$

式中:  $s(\cdot)$  和  $z_k(\cdot)$  分别为  $s$  和  $z_k$  中的对应元素。

## 2 检测器设计

### 2.1 RAGLRT-CGC 检测器

与异质杂波背景中距离扩展目标检测类似, 式(1)所表示的假设检验问题可以借助于 AGLRT 来解决。即对未知的参数采用最大似然方法估计得到, 再将估计值代入概率密度函数中, 得到的似然比作为检测统计量, 其检测规则可以表示为

$$\frac{\max_{\alpha, \mathbf{a}, \tau} f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \cdots, \mathbf{z}_K | \alpha, \mathbf{a}, \tau, H_1)}{\max_{\alpha, \tau} f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \cdots, \mathbf{z}_K | \alpha, \tau, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T \quad (N \gg P) \quad (7)$$

$$f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \cdots, \mathbf{z}_K | \mathbf{a}, \tau, H_0) = \frac{1}{\prod_{k=1}^K \tau_k^{N-P} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{\tau_k}\right] \quad (8)$$

$$f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \cdots, \mathbf{z}_K | \alpha, \mathbf{a}, \tau, H_1) = \frac{1}{\prod_{k=1}^K \tau_k^{N-P} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a})^H \cdot (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a}) / \tau_k\right\} \quad (9)$$

式中:  $\alpha = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \alpha_K]$ ;  $\tau = [\tau_1 \quad \tau_2 \quad \cdots \quad \tau_K]$ ;  $T$  为根据给定虚警概率设定的检测门限。

通过未知的参数  $\mathbf{a}$  和  $\tau$  最大化式(8)。这可以利用最大似然估计的方法得到, 即将  $\mathbf{a}$  和  $\tau$  的最大似然估计值代入式(8)。然而, 在  $\mathbf{a}$  和  $\tau$  都未知的情况下,  $\mathbf{a}$  和  $\tau$  最大似然估计的解析表达式不存在。为此, 借鉴文献[20]中获得协方差矩阵近似最大似然估计的迭代估计思路, 利用迭代方法获得  $\mathbf{a}$  和  $\tau$  的近似最大似然估计。具体过程如下:

首先, 假设  $\tau_k$  已知, 则在  $H_0$  假设下,  $\mathbf{a}$  的最大似然估计可以表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_0 = \left(\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k}{\tau_k}\right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k}{\tau_k}\right) \quad (10)$$

其次, 假设  $\mathbf{a}$  已知, 则在  $H_0$  假设下,  $\tau_k$  的最大似然估计可以表示为

$$\hat{\tau}_{0,k} = \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{(N-P)\sigma^2} \quad (k=1, 2, \cdots, K) \quad (11)$$

然后, 用式(11)所示的  $\tau_k$  的估计值  $\hat{\tau}_{0,k}$  代替式(10)中的  $\tau_k$ , 即可得到  $\mathbf{a}_0$  的迭代估计表达式为

$$\hat{\mathbf{a}}_0^{(m+1)} = \left[\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k}{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})}\right]^{-1} \cdot \left[\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k}{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})}\right] \quad (12)$$

式中: 初始化估计值为  $\hat{\mathbf{a}}_0^{(0)} = \mathbf{0}_{P \times 1}$ 。最后, 用式(11)中  $\tau_k$  的估计值  $\hat{\tau}_{0,k}$  代替式(10)中的  $\tau_k$ , 将经过  $N_{it}$  次迭代后  $\mathbf{a}$  的估计值  $\hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})}$  代替  $\mathbf{a}$  可得到式(8)的近似最大值, 即

$$\max_{\alpha, \tau} f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \cdots, \mathbf{z}_K | \mathbf{a}, \tau, H_0) \cong [(N-P)\pi\epsilon]^{-K(N-P)} \cdot$$

$$\prod_{k=1}^K [(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})]^{-K(N-P)} \quad (13)$$

在  $H_1$  假设下, 通过参数  $\alpha$  最大化式(9)相当于最小化如下的二次型函数:

$$J(\alpha_k) = [\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})]^H \cdot [\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})] \quad (14)$$

当  $\hat{\alpha}_k = \frac{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})}$  时, 式(14)达到最小值, 即

$$\min_{\alpha_k} J(\alpha_k) = J(\hat{\alpha}_k) = (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a}) \quad (15)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{u}}_k = \mathbf{H} \mathbf{u}_k$ ,  $\tilde{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{H} \mathbf{Z}_k$ , 其中  $\mathbf{H}$  为投影矩阵, 表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})^H}{(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})^H(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})} \quad (16)$$

实际上,矩阵  $\mathbf{H}$  是独立于  $\mathbf{a}$  的,并可以进一步表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{\boldsymbol{\varphi}\boldsymbol{\varphi}^H}{\boldsymbol{\varphi}^H\boldsymbol{\varphi}} \quad (17)$$

式中:  $\boldsymbol{\varphi} = [1 \quad e^{j2\pi f_d} \quad \dots \quad e^{j2\pi(N-P-1)f_d}]^T$ 。

$$\text{将 } \hat{\alpha}_k = \frac{(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})^H(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\mathbf{a})}{(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})^H(\mathbf{q} - \mathbf{S}\mathbf{a})} \quad (k = 1, 2, \dots, K)$$

代入式(9),可得:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K \mid \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}, H_1) = & \frac{1}{\prod_{k=1}^K \tau_k^{N-P} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \cdot \\ & \exp\left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K \frac{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\mathbf{a})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\mathbf{a})}{\tau_k}\right] \end{aligned} \quad (18)$$

与式(13)类似,式(18)的近似最大值可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}} f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K \mid \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}, H_1) \cong & [(N-P)\pi e]^{-K(N-P)} \cdot \\ & \prod_{k=1}^K [(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})]^{-K(N-P)} \end{aligned} \quad (19)$$

式中:  $\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})}$  为在  $H_1$  假设下经过  $N_{it}$  次迭代后  $\mathbf{a}$  的估计值,其迭代表达式为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_1^{(m+1)} = & \left[ \sum_{k=1}^K \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{z}}_k}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})} \right]^{-1} \cdot \\ & \left[ \sum_{k=1}^K \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})} \right] \end{aligned} \quad (20)$$

式中:  $\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)}$  为在  $H_1$  假设下第  $m$  次迭代后  $\mathbf{a}$  的估计值,初始化估计值为  $\hat{\mathbf{a}}_1^{(0)} = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 。将式(19)和式(13)代入式(7),式(7)的检测规则可以等效地表示为(检测统计量经过严格的单调递增函数变换后可得到等效的检测统计量)

$$\lambda_{\text{RAGLRT-CGC}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_1 \quad (21)$$

式中:  $T_1$  为修正后的检测门限;  $\lambda_{\text{RAGLRT-CGC}}$  为检测统计量,其表达式为

$$\lambda_{\text{RAGLRT-CGC}} = 2(N-P-1) \cdot \sum_{k=1}^K \ln \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})^H(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})} \quad (22)$$

式(21)表示的检测器采用了近似的广义似然比检验和迭代估计方法,因此称之为 CGC 背景中

的迭代近似广义似然比检验检测器,简称为 RAGLRT-CGC。需要指出的是, RAGLRT-CGC 不需要对散斑分量的 AR 模型误差功率  $\sigma^2$  进行估计,这是因为在将  $\mathbf{a}$  的估计值和  $\boldsymbol{\tau}$  的估计值代入概率密度函数中时,  $\sigma^2$  通过分子和分母被约去了。不妨令  $\sigma^2 = 1$ , 这时,  $\tau_k$  表示距离单元  $k$  杂波的 AR 模型误差功率。从式(22)可以看出, RAGLRT-CGC 的检测统计量相当于对  $\tau_k$  分别在  $H_0$  和  $H_1$  假设下的估计值比值的对数积累。此外,在  $H_1$  假设下,首先将信号投影到噪声子空间  $\mathbf{H}$  得到不含信号的观测向量。当  $N \gg P$  时, RAGLRT-CGC 的计算复杂度为  $O((N_{it} + 1)KPN^2)$ 。

## 2.2 与 AGLRT-HMG 和 AGLRT-HTG 的比较

为了便于比较,下面给出均匀杂波背景中的检测器 AGLRT-HMG 和异质杂波背景中的检测器 AGLRT-HTG 的检测统计量表达式,分别如式(23)和式(24)所示。

$$\lambda_{\text{AGLRT-HMG}} = \frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_0)^H(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_0)}{\sum_{k=1}^K (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1)^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_1)} \quad (23)$$

$$\lambda_{\text{AGLRT-HTG}} = \sum_{k=1}^K \ln \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_{0,k})^H(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\mathbf{a}}_{0,k})}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_{1,k})^H(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k\hat{\mathbf{a}}_{1,k})} \quad (24)$$

式中:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{a}}_0 = \left( \sum_{k=1}^K \mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k \right)^{-1} \left( \sum_{k=1}^K \mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k \right) \\ \hat{\mathbf{a}}_1 = \left( \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \right)^{-1} \left( \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k \right) \\ \hat{\mathbf{a}}_{0,k} = \left( \mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k \right)^{-1} \left( \mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k \right) \\ \hat{\mathbf{a}}_{1,k} = \left( \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \right)^{-1} \left( \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k \right) \end{cases}$$

对比式(22)~式(24),不难发现, RAGLRT-CGC 与 AGLRT-HTG 具有相似的检测器结构形式,而 RAGLRT-CGC 的 AR 参数估计值的表达式形式与 AGLRT-HMG 相似。这是因为 CGC 与 HTG 的相同之处是不同距离单元杂波功率水平不同,需要分别对每个距离单元进行处理后再进行积累;而 CGC 与 HMG 的相同之处是所有距离单元具有相同的协方差矩阵结构,即所有距离单元具有相同的 AR 参数。

由于 HMG 背景是 CGC 背景假设所有纹理  
© 航空学报编辑部 http://hkxb.buaa.edu.cn



分量都相等情况下的特例,因此,RAGLRT-CGC也适用于HMG背景。而HMG背景和CGC背景都是HTG背景的特例,因此,AGLRT-HTG可适用于3种杂波背景,但在HMG背景和CGC背景下会存在一定的检测性能损失。

特别地,当 $K=1$ 即目标为点目标时,AGLRT-HMG、RAGLRT-CGC和AGLRT-HTG是一致的,都可以等效地表示为

$$\frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)} \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{T} \quad (25)$$

式中: $\hat{\mathbf{a}}_0 = (\mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k)^{-1} (\mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k)$ ;  $\hat{\mathbf{a}}_1 = (\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k)^{-1} (\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k)$ 。

### 2.3 虚警概率分析

与AGLRT-HMG和AGLRT-HTG类似,在有限 $N$ 值情况下RAGLRT-CGC的虚警概率的闭型表达式不存在。因此,作为近似的情况,考虑 $N \rightarrow \infty$ 时检测器的虚警概率。

在 $H_0$ 假设下,当 $N \rightarrow \infty$ 时,有 $\hat{\mathbf{a}}_0 \rightarrow \mathbf{a}$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_1 \rightarrow \mathbf{a}$ 。存在 $(N-P) \times (N-P)$ 维的正交矩阵 $\mathbf{B}$ ,满足 $\mathbf{B}\boldsymbol{\varphi} = (\boldsymbol{\varphi}^H \boldsymbol{\varphi})^{1/2} [0 \dots 0 \ 1]^T$ 。则有

$$\mathbf{H}' = \mathbf{B}\mathbf{H}\mathbf{B}^H = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

令 $\mathbf{y}_k = \mathbf{B}(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})$ ,则 $\mathbf{y}_k$ 的元素 $y_k(1), y_k(2), \dots, y_k(N-P)$ 为独立同分布的零均值复圆高斯随机变量,并且有

$$(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a}) = \sum_{n=1}^{N-P} |y_k(n)|^2 \quad (27)$$

$$(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a}) = \sum_{n=1}^{N-P-1} |y_k(n)|^2$$

$$(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H \mathbf{B}^H \mathbf{H}' \mathbf{B} (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a}) = \sum_{n=1}^{N-P-1} |y_k(n)|^2 \quad (28)$$

从而有

$$\frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})} = 1 + \frac{|y_k(N-P)|^2}{\sum_{n=1}^{N-P-1} |y_k(n)|^2} \quad (29)$$

令

$$v_k = \frac{|y_k(N-P)|^2/2}{\sum_{n=1}^{N-P-1} |y_k(n)|^2/(2N-2P-2)} \quad (30)$$

$$w_k = 2(N-P-1) \ln \left( 1 + \frac{v_k}{N-P-1} \right) \quad (31)$$

式中: $v_k$ 服从参数为 $(2, 2N-2P-2)$ 的 $F$ 分布,即 $v_k \sim F(2, 2N-2P-2)$ ,从而,容易得到 $w_k$ 的概率密度函数为

$$f_w(w_k) = \frac{1}{2} e^{-w_k/2} U(w_k) \quad (32)$$

式中: $U(\cdot)$ 为单位阶跃函数。由式(32)可知, $w_k \sim \chi^2(2)$ 。结合式(22)、式(30)和式(31)可知在 $N \rightarrow \infty$ 的极限情况下,RAGLRT-CGC的检测统计量可表示为

$$\lambda_{\text{RAGLRT-CGC}} = \sum_{k=1}^K w_k \quad (33)$$

由于 $z_1, z_2, \dots, z_K$ 之间是相互统计独立的,则 $w_1, w_2, \dots, w_K$ 之间也相互统计独立,因此,检测统计量 $\lambda_{\text{RAGLRT-CGC}} \sim \chi^2(2K)$ ,检测器虚警概率可表示为

$$P_{\text{fa}} = e^{-T/2} \sum_{m=0}^{K-1} \frac{1}{m!} \left( \frac{T}{2} \right)^m \quad (34)$$

图1和图2分别给出了 $N$ 取不同值时,检测统计量的累积分布函数( $F(x)$ )曲线以及虚警概率与检测门限的关系曲线,其中, $N = \infty$ 对应的曲线是利用卡方分布函数计算得到的,其他曲线采用Monte Carlo方法仿真得到,仿真次数为100 000,AR模型阶数取 $P=1$ ,距离单元数 $K=10$ 。从图1可以看出, $N$ 越大,仿真的概率分布函数曲线就越接近于极限情况下的理论计算值,图2表明,虚警概率与检测门限的关系也具有类似的变化趋势。

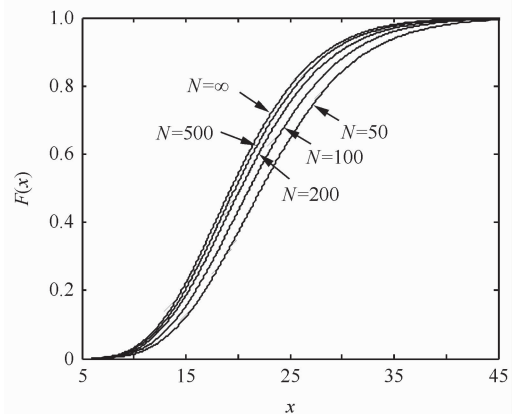
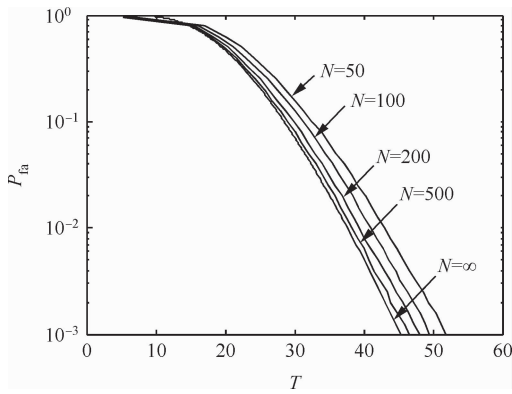


图1 检测统计量的累积分布函数( $K=10, P=1$ )  
Fig. 1 Cumulative distribution functions of detection statistics ( $K=10, P=1$ )

图 2 虚警概率与检测门限的关系( $K=10, P=1$ )Fig. 2 Probability of false alarm vs detection threshold ( $K=10, P=1$ )

### 3 性能分析

本节对 RAGLRT-CGC 的性能进行分析。由于在假设的 CGC 背景下,在有限的  $N$  值条件下,得不到检测器虚警概率和检测概率表达式的闭型解,我们采用 Monte Carlo 方法对检测器的性能进行分析,计算检测概率和检测门限的仿真次数分别为  $100/P_d$  和  $100/P_{fa}$ ,为了减少计算量,设置虚警概率  $P_{fa} = 10^{-4}$ ,  $K=10$ 。

仿真中,杂波协方差矩阵结构  $\Sigma$  采用指数相关结构进行建模,矩阵  $\Sigma$  第  $i$  行第  $j$  列的元素可

表示为

$$[\Sigma]_{i,j} = \gamma^{|i-j|} \quad (1 \leq i, j \leq N) \quad (35)$$

式中: $\gamma$  为杂波的一阶相关系数。

纹理分量采用  $\Gamma$  分布建模:

$$f_\tau(x) = \frac{(L/b)^L}{\Gamma(L)} x^{L-1} e^{-(L/b)x} \quad (x \geq 0) \quad (36)$$

式中: $\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数; $b$  为纹理分量均值; $L$  用来控制与正态统计量偏离的程度, $L$  越小,杂波的尖峰就越强。不失一般性,令  $b=1$ ,即把杂波功率归一化为一个定值,而此时距离单元中杂波的分布等效为  $K$  分布。

目标采用确定的多主散射 (Multiple Dominant Scatters, MDS) 模型<sup>[21]</sup>。用  $\epsilon_k$  表示距离单元  $k$  中的目标散射点能量占目标在  $K$  个距离单元总能量的比例,这里考虑 3 种典型的 MDS 目标模型,不同目标模型的  $\epsilon_k$  值如表 1 所示,其中,

$$\sum_{k=1}^K \epsilon_k = 1 \quad (37)$$

信杂比 (Signal to Clutter Ratio, SCR) 定义为

$$\text{SCR} = \frac{\sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 (\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p})}{\sigma_c^2} \quad (38)$$

式中: $\sigma_c^2$  为每个距离单元的杂波平均功率水平。

表 1  $K=10$  时 3 种 MDS 目标模型的  $\epsilon_k$  值Table 1 Values of  $\epsilon_k$  for three MDS target models with  $K=10$ 

Model number	Cell number									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
M1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
M2	0.4	0.3	0.2	0.1	0	0	0	0	0	0
M3	0.75	0.25	0	0	0	0	0	0	0	0

#### 3.1 RAGLRT-CGC 与 AGLRT-HMG 的性能比较

图 3 针对目标模型 1(M1)、目标模型 2(M2) 和目标模型 3(M3) 这 3 种不同的目标模型,分析了 RAGLRT-CGC 在均匀杂波背景下的检测性能,并与 AGLRT-HMG 进行比较,参数设置为  $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ 。仿真结果表明,在均匀杂波背景下,AGLRT-HMG 的检测性能与 MDS 目标模型无关,而 RAGLRT-CGC

的检测性能随着目标能量向少数距离单元的集中而下降。这是因为 AGLRT-HMG 是各距离单元能量的直接积累,而 AGLRT-HMG 是各距离单元能量的对数积累,与目标回波能量的分布有关,分布越均匀,积累效果越好。另一方面,AGLRT-HMG 的检测性能优于 RAGLRT-CGC,这是因为 AGLRT-HMG 是针对均匀杂波设计的,而 RAGLRT-CGC 是针对 CGC 设计的,虽然也适用于均匀杂波,但会存在一定的检测性能损失。

图4针对M1,在CGC背景下分析了杂波纹理分量参数 $L$ 的变化对AGLRT-HMG和RAGLRT-CGC检测性能的影响。仿真结果表明,在CGC背景下,RAGLRT-CGC的检测性能明显优于AGLRT-HMG,并且 $L$ 越小,即杂波尖峰越强,这种优势越明显。这是因为AGLRT-HMG在CGC背景中对杂波纹理分量不具备恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)特性,需要

根据不同的纹理分量参数设置不同的检测门限,在相同虚警概率情况下, $L$ 越小,即尖峰越强,需要设置的检测门限就越高,从而使得目标检测概率下降。而对于RAGLRT-CGC,一方面,其检测统计量与纹理分量无关,检测门限不受杂波纹理分量参数的影响;另一方面,RAGLRT-CGC检测统计量可以看做对每个距离单元回波分别处理后再进行对数积累,在杂波平均功率相同的情况下,出现尖峰的距离单元尖峰越强,其他距离单元的杂波就越弱,这就相当于提高了其他距离单元的实际信杂比,从而提高了目标的检测概率。

### 3.2 RAGLRT-CGC与AGLRT-HTG的性能比较

图5针对不同的目标模型,在CGC背景下,对RAGLRT-CGC和AGLRT-HTG的检测性能进行了比较。参数设置为 $K=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, N=6, 10, 15$ 。根据仿真结果,可以得出以下结论:①RAGLRT-CGC和AGLRT-HTG的检测性能都随着 $N$ 的增加而提高;②在CGC背景下,对于不同的目标,RAGLRT-CGC的检测性能都要优于AGLRT-HTG;③RAGLRT-CGC的检测性能受不同目标模型的影响较小,而随着目标散射点的能量向少数距离单元集中时,AGLRT-HTG的检测性能急剧下降。这是因为AGLRT-HTG需要对每个距离单元单独进行AR参数估计,突出了目标能量分布的不均衡性,而RAGLRT-CGC是对所有距离单元整体进行AR参数估计,提高了估计精度。

图6针对M1,在CGC背景下分析了杂波纹理分量参数 $L$ 变化对AGLRT-HTG和RAGLRT-CGC

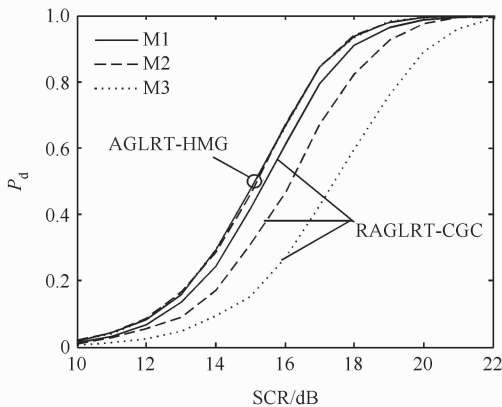


图3 均匀杂波背景下RAGLRT-CGC与AGLRT-HMG对不同目标模型的检测性能( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

Fig. 3 Detection performances of RAGLRT-CGC and AGLRT-HMG for different target models in homogeneous clutter environment ( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

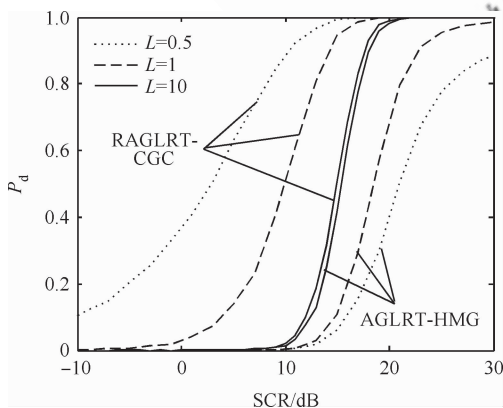
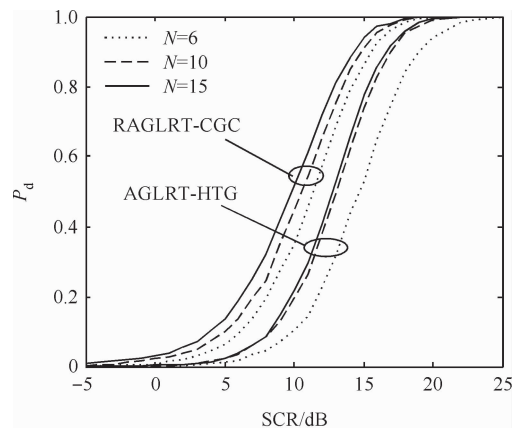


图4 CGC背景下RAGLRT-CGC与AGLRT-HMG对M1的检测性能( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, L=0.5, 1, 10$ )

Fig. 4 Detection performances of RAGLRT-CGC and AGLRT-HMG for M1 in CGC environments ( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, L=0.5, 1, 10$ )



(a) M1

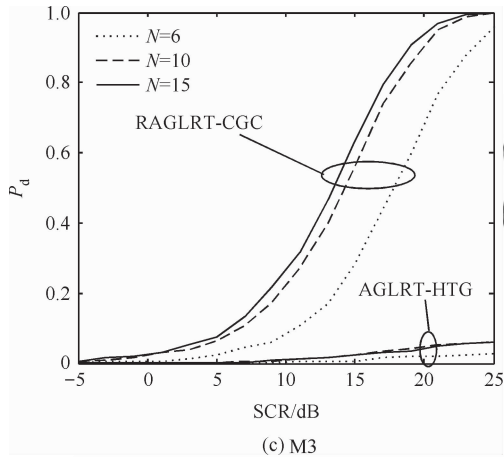
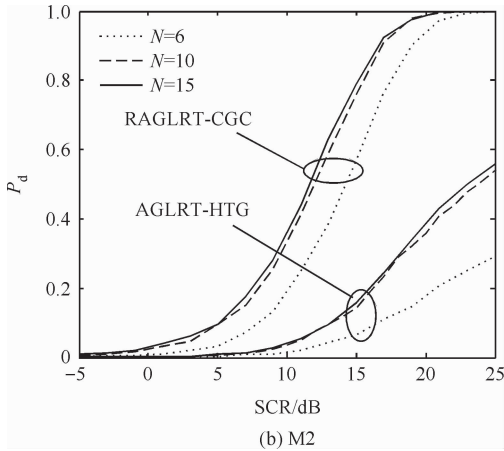


图5 CGC背景下RAGLRT-CGC与AGLRT-HTG对不同目标模型的检测性能( $K=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

Fig. 5 Detection performances of RAGLRT-CGC and AGLRT-HTG for different target models in CGC environment ( $K=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

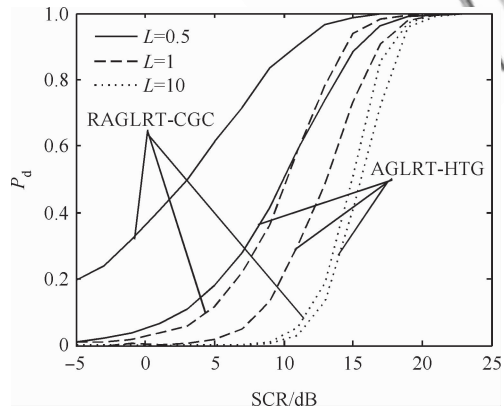


图6 CGC背景下RAGLRT-CGC与AGLRT-HTG对M1的检测性能( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, L=0.5, 1, 10$ )

Fig. 6 Detection performances of RAGLRT-CGC and AGLRT-HTG for M1 in CGC environments ( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, L=0.5, 1, 10$ )

检测性能的影响。结果表明,AGLRT-HTG与RAGLRT-CGC的检测性能都随着参数 $L$ 的减小而得到改善,并且 $L$ 越小,RAGLRT-CGC相对于AGLRT-HTG的优势就越明显。

### 3.3 RAGLRT-CGC与ANSDD的性能比较

在CGC背景下,文献[13]假设杂波协方差矩阵结构已知,提出了不依赖于散射点密度(Non-Scatterer Density Dependent, NSDD)的GLRT检测器。NSDD是非自适应检测器,要实现自适应检测,需要利用辅助单元数据估计杂波协方差矩阵结构,这里,协方差矩阵结构估计采用归一化协方差矩阵<sup>[8]</sup>,再用估计矩阵代替NSDD中的真实协方差矩阵,即可得到自适应NSDD(Adaptive NSDD, ANSDD)检测器,其检测统计量可表示为

$$\lambda_{\text{ANSDD}} = -2(N-1) \sum_{k=1}^K \ln \left( 1 - \frac{|\mathbf{s}^H \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{(\mathbf{s}^H \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{s}) (\mathbf{z}_k^H \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}_k)} \right) \quad (39)$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{N}{K} \sum_{k=K+1}^{K+R} \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\mathbf{z}_k^H \mathbf{z}_k} \quad (40)$$

式中: $\mathbf{z}_k (k=K+1, K+2, \dots, K+R)$ 为与被检测单元邻近的不含目标的 $R$ 个辅助距离单元回波。

图7针对不同的目标模型,对RAGLRT-CGC和ANSDD的检测性能进行了比较,参数设置为 $K=10, N=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, R=20$ 。结果表明,RAGLRT-CGC和ANSDD的检测性能都随着目标能量的集中而下降。RAGLRT-CGC不需要辅助数据单元,并且对于不同的目标模型,其检测性能和鲁棒性都优于参考单元数为 $R=20$ 时的ANSDD。图8针对M1,对RAGLRT-CGC与ANSDD采用不同辅助距离单元数时的检测性能进行了比较。结果表明,当 $R=10$ 时ANSDD几乎无法检测目标,随着 $R$ 的增大,ANSDD的检测性能得到改善,但 $R=40$ 时检测性能仍不如RAGLRT-CGC。图9给出针对不同的杂波纹理分量参数,对RAGLRT-CGC和ANSDD的性能比较结果,同样,RAGLRT-CGC的性能优于ANSDD。



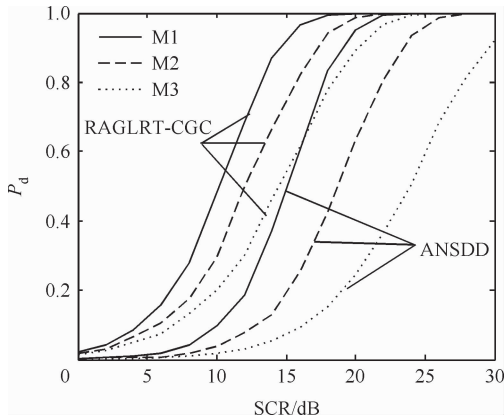


图7 CGC背景下RAGLRT-CGC与ANSDD对不同目标模型的检测性能( $K=10, N=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, R=20$ )

Fig. 7 Detection performances of RAGLRT-CGC and ANSDD for different target models in CGC environment ( $K=10, N=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, R=20$ )

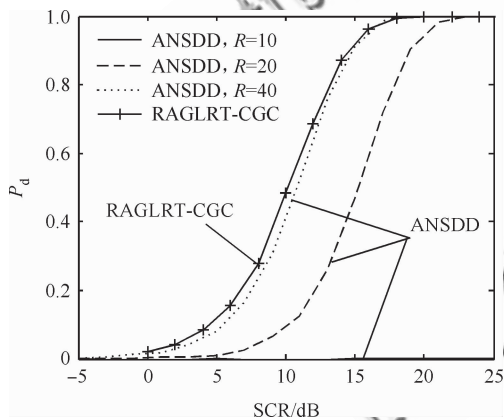


图8 CGC背景下RAGLRT-CGC与ANSDD在不同辅助单元数情况下对M1的检测性能( $K=10, N=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

Fig. 8 Detection performances of RAGLRT-CGC and ANSDD with different numbers of secondary data for M1 in CGC environment ( $K=10, N=10, L=1, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1$ )

最后,图10和图11分析了参数 $P$ 和 $N_{it}$ 的变化对RAGLRT-CGC检测性能的影响。图10分析了AR模型阶数对检测器性能的影响,由图10可知,当 $N$ 较小, $P$ 较大时,RAGLRT-CGC存

在较大的信杂比损失,但这一损失随着 $N$ 的增大而减小,这是因为当 $N$ 较小时,式(7)所要求的条件( $N \gg P$ )不能满足。图11分析了迭代次数对检测性能的影响,结果表明,迭代次数对RAGLRT-CGC的检测性能的影响较小,因此,在实际应用时取 $N_{it}=1$ 。

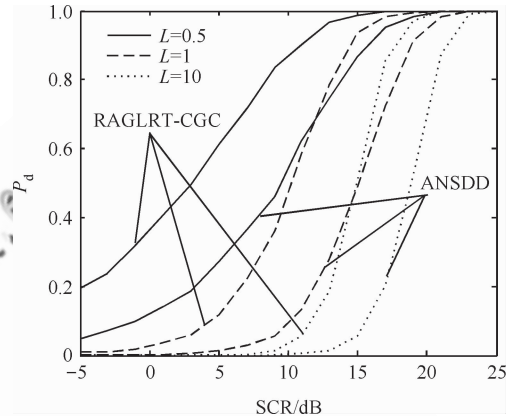


图9 CGC背景下RAGLRT-CGC与ANSDD对M1的检测性能( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, R=20, L=0.5, 1, 10$ )

Fig. 9 Detection performances of RAGLRT-CGC and ANSDD for M1 in different clutter environments ( $K=10, N=10, \gamma=0.8, P=1, N_{it}=1, R=20, L=0.5, 1, 10$ )

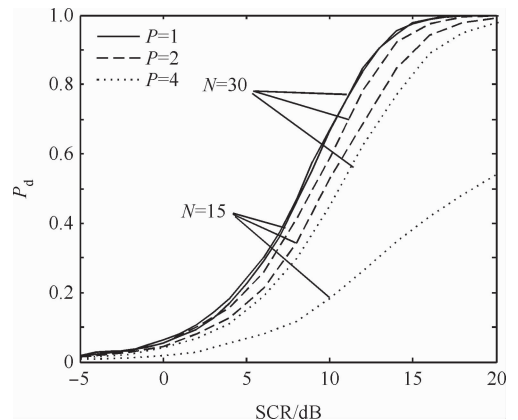


图10 不同参数 $P$ 时RAGLRT-CGC的检测性能( $K=10, \gamma=0.8, L=1, N_{it}=1$ )

Fig. 10 Detection performances of RAGLRT-CGC for different  $P$  ( $K=10, \gamma=0.8, L=1, N_{it}=1$ )

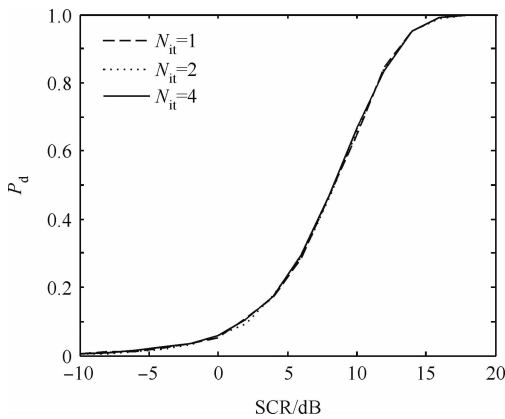


图 11 不同参数  $N_{it}$  时 RAGLRT-CGC 的检测性能 ( $K=10$ ,  $\gamma=0.8$ ,  $P=1$ ,  $L=1$ )

Fig. 11 Detection performances of RAGLRT-CGC for different  $N_{it}$  ( $K=10$ ,  $\gamma=0.8$ ,  $P=1$ ,  $L=1$ )

## 4 结 论

1) RAGLRT-CGC 的检测性能与目标模型有关,目标回波能量分布越均匀,检测性能越好。

2) 纹理分量参数越小,即杂波尖峰越强,在相同的信杂比条件下,RAGLRT-CGC 对目标的检测概率就越高。

3) RAGLRT-CGC 的检测性能随着  $N$  的增大而得到改善,并且 AR 参数的估计只需要一次迭代就可以满足要求。

4) 在 CGC 背景下 RAGLRT-CGC 的检测性能优于 AGLRT-HMG 和 AGLRT-HTG; 与 ANSDD 相比,RAGLRT-CGC 不需要辅助单元数据,并且在一定条件下检测性能优于 ANSDD。

## 参 考 文 献

[1] He Y, Jian T, Su F, et al. Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1312-1328.

[2] Wehner D R. *High-resolution radar*. Boston: Artech House, 1995: 15-21.

[3] van Trees H L. *Detection, estimation and modulation theory*. New York: Wiley, 1971.

[4] Kelly E J. An adaptive detection algorithm. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, 22(2): 115-127.

[5] Gerlach K, Steiner M J. Adaptive detection of range distributed targets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(7): 1844-1851.

[6] Conte E, de Maio A, Ricci G. GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(7): 1336-1348.

[7] Gerlach K, Steiner M J. Fast converging adaptive detection of Doppler-shifted range-distributed targets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(9): 2686-2690.

[8] Gini F, Greco M V, Diani M, et al. Performance analysis of two adaptive radar detectors against non-Gaussian real sea clutter data. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(4): 1429-1439.

[9] Conte E, de Maio A, Galdi C. Statistical analyses of real clutter at different range resolutions. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 903-918.

[10] Rangaswamy M, Weiner D, Ozturk A. Non-Gaussian random vector identification using spherically invariant random processes. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(1): 111-124.

[11] Conte E, Longo M. Characterization of radar clutter as a spherically invariant random process. *IEEE Proceedings F: Communications, Radar and Signal Processing*, 1987, 134(2): 191-197.

[12] Rangaswamy M, Weiner D, Ozturk A. Computer generation of correlated non-Gaussian radar clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(1): 106-116.

[13] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(3): 926-934.

[14] Conte E, de Maio A, Ricci G. CFAR detection of distributed targets in non-Gaussian disturbance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 612-621.

[15] Conte E, de Maio A. Distributed target detection in compound-Gaussian noise with Rao and Wald tests. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(2): 568-582.

[16] Bon N, Khenchaf A, Garello R. GLRT subspace detection for range and Doppler distributed targets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 678-696.

[17] Melvin W L. Space-time adaptive radar performance in heterogeneous clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(2): 621-633.

- [18] Richmond C D. Performance of a class of adaptive detection algorithms in nonhomogeneous environments. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(5): 1248-1262.
- [19] Haykin S, Steinhardt A. Adaptive radar detection and estimation. New York: Wiley, 1992.
- [20] Gini F, Greco M V. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter. *Signal Processing*, 2002, 82(12): 1847-1859.
- [21] Alfano G, de Maio A, Farina A. Model-based adaptive detection of range-spread targets. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2004, 151(1): 2-10.
- [22] Kay S M. Asymptotical optimal detection in unknown colored noise via autoregressive modeling. *IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Process*, 1983, 31(4): 927-940.
- [23] Sheikhi A, Nayebi M M, Aref M R. Adaptive detection algorithm for radar signal in autoregressive interference. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 1998, 145(5): 309-314.
- [24] Wang P, Li H B, Himed B. Parametric Rao tests for multichannel adaptive detection in partially homogeneous environment. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1850-1862.

#### 作者简介:

顾新锋 男, 博士研究生。主要研究方向: 信号处理, 高分辨率雷达目标检测。

Tel: 0535-6635695

E-mail: gxf1983@126.com

简涛 男, 博士, 讲师。主要研究方向: 雷达信号检测与信号处理。

E-mail: iamjiantao@163.com

何友 男, 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 雷达信号检测与处理, 多传感器信息融合等。

Tel: 0535-6635695

E-mail: ncif09@163.com

## Recursive Asymptotic GLRT Detector of Range-spread Target in Compound Gaussian Clutter

GU Xinfeng<sup>1</sup>, JIAN Tao<sup>1</sup>, HE You<sup>1</sup>\* , HAO Xiaolin<sup>2</sup>

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

2. Yantai Electricity and Economy Technical Institute, Yantai 264001, China

**Abstract:** This paper addresses the adaptive detection of range-spread targets in a structured compound-Gaussian clutter (CGC). In view of the fact that the asymptotic generalized likelihood ratio test in a heterogeneous environment (AGLRT-HTG) suffers a signal to clutter ratio loss in a CGC environment, the structured CGC is modeled as an autoregressive process and a recursive AGLRT in the compound-Gaussian clutter (RAGLRT-CGC) environment is proposed by using the method of asymptotic generalized likelihood ratio test (AGLRT) and the idea of recursive estimation. The analytical formula relating false alarm probability to detection threshold for limit cases is deduced. The simulation results show that the RAGLRT-CGC is robust to different multiple dominant scattered targets and the detection performance of RAGLRT-CGC is obviously better than the AGLRT-HTG.

**Key words:** radar clutter; compound-Gaussian clutter; range-spread target; target detection; autoregressive; generalized likelihood ratio test

**Received:** 2012-06-26; **Revised:** 2012-09-14; **Accepted:** 2012-10-11; **Published online:** 2012-10-18 10:28

**URL:** www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20121018.1028.006.html

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China (61032001, 61102166); Program for New Century Excellent Talents in University (NCET-11-0872)

\* **Corresponding author.** Tel.: 0535-6635695 E-mail: ncif09@163.com