

文章编号: 2095-4980(2019)01-0124-07

基于 AR 模型的距离扩展目标自适应检测器

顾新锋, 严树强, 徐正峰

(中国卫星海上测控部, 江苏 江阴 214431)

摘要: 针对非高斯杂波背景中扩展目标的检测问题, 将自回归(AR)模型与广义杂波分组模型相结合, 提出了基于 AR 的广义杂波分组模型。并在该杂波模型背景下, 利用近似广义似然比检测(AGLRT)原理, 结合迭代估计方法, 提出了广义杂波背景下迭代近似广义似然比检测器(RAGLRT-GCC)。该检测器不需要利用辅助距离单元估计杂波协参数就可以实现目标的自适应检测。RAGLRT-GCC 利用了杂波分组信息, 有效提高了对稀疏扩展目标的检测性能。仿真结果表明, 在相同检测概率下, RAGLRT-GCC 性能优于现有的复合高斯杂波背景下迭代近似广义似然比检测器(RAGLRT-CG)。

关键词: 复合高斯杂波; 球不变随机向量; 杂波分组; 广义似然比检验

中图分类号: TN957

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201901.0124

Adaptive detector of range-spread target based on AR model

GU Xinfeng, YAN Shuqiang, XU Zhengfeng

(China Satellite Maritime Tracking and Control Department, Jiangyin Jiangsu 214431, China)

Abstract: For the problem of range-spread detection in non-Gaussian clutter, the Autoregressive(AR) model and the generalized clutter-clustered model are combined and a generalized clutter-clustered model based on AR is established. Moreover, a Regressive Approximate Generalized Likelihood Ratio Test detector based on the Generalized Clutter-Clustered(RAGLRT-GCC) is proposed. The RAGLRT-GCC is an adaptive detector and it does not need secondary range cells to estimate the parameters of clutter. The RAGLRT-GCC makes full use of the clutter-clustered information and it improves the detection performance for sparse scatterer targets of the detector. The simulation results also show that the detection performance of the RAGLRT-GCC is better than that of the Regressive Approximate Generalized Likelihood Ratio Test detector based on Compound Gaussian(RAGLRT-CG) at the same detection probability.

Keywords: Compound-Gaussian clutter; Spherically Invariant Random Vector(SIRV); clutter-clustered; Generalized Likelihood Ratio Test

进行雷达目标检测时, 需要根据杂波的特点建立合适的模型, 再根据建立的杂波模型设计检测器。对于低距离分辨率雷达, 杂波可采用高斯模型, 该模型下的检测器已得到广泛研究^[1-3]。实测数据表明, 随着雷达分辨率的提高, 或在低仰角情况下, 杂波表现出非高斯特性, 可采用复合高斯杂波模型^[4-5]。当雷达距离分辨率较高时, 雷达会接收到幅值较大的尖峰, 这种含尖峰的复合高斯杂波可采用球不变随机向量(SIRV)进行建模^[6-7]; 另外, 目标的不同散射点回波会分布在不同的距离单元, 形成距离扩展目标。

SIRV 由距离上变化较慢的纹理分量和单元内变化较快的散斑分量的乘积得到, 其中, 纹理分量代表杂波的功率水平, 散斑分量可用高斯随机向量表示^[8]。在 SIRV 杂波背景下的距离扩展目标自适应检测器一般采用两步法来实现, 先杂波协方差矩阵结构已知的假设推导得到检测器, 再利用被检测单元附近的单元回波信号估计协方差矩阵结构, 代入检测器从而得到自适应检测器^[9]。

两步法自适应检测器需要满足一定条件的辅助单元数据, 这些数据是独立同分布的, 并且和被检测的扩展目标单元具有相同的协方差矩阵结构。如, 雷达采用 N 个相干脉冲进行目标检测时, 要得到较好的检测性能, 需要 $2N$ 以上个辅助数据单元。对于两步法检测器, 理论分析表明, N 越大, 越有利于对微弱目标的检测, 以及需

收稿日期: 2017-12-21; 修回日期: 2018-03-12

要更多的脉冲数进行积累,这样很难得到 $2N$ 以上个满足条件的辅助数据单元,从而造成自适应检测器的性能下降甚至无法有效检测目标^[10-11]。两步法自适应检测器只考虑协方差矩阵的正定性、Hermitian 性和斜对称特性,而不考虑协方差矩阵的其他特殊结构。

对于雷达的干扰杂波可以采用阶数在 1~5 之间的低阶 AR 模型建模^[12]。在点目标检测中,文献[13]假设目标信号强度已知,利用 AR 模型设计检测器;文献[14]利用 AR 模型设计检测器检测幅度信息未知的信号;文献[15]研究了多通道 AR 模型的点目标检测器;文献[12]进一步研究了利用 AR 模型建模距离扩展目标检测器,一种是均匀杂波环境下的近似广义似然比检测器(Approximate Generalized Likelihood Ratio Test-Homogeneous, AGLRT-HMG),另一种是异质杂环境下的近似广义似然比检测器(Approximate Generalized Likelihood Ratio Test-Heterogeneous, AGLRT-HTG)。

文献[12]中指出,AGLRT-HTG 既适用于 SIRV 建模的复合高斯杂波环境,也适用于 GCC 环境,但 AGLRT-HTG 直接用于 GCC 杂波环境时会存在一定的性能损失。并且,对于稀疏距离扩展目标,AGLRT-HTG 还会出现一定的“坍塌损失”。为此,本文结合广义杂波分组模型和稀疏距离扩展目标模型,研究了广义杂波分组背景下基于 AR 模型的距离扩展目标自适应检测器;借鉴协方差矩阵的迭代估计思路,提出了一种 GCC 杂波环境基于 AR 参数的迭代估计方法,从而得到 RAGLRT-GCC。

1 基于 AR 的 GCC 模型

由于 GCC 模型研究不同距离单元杂波纹理分量的分组特性,而 AR 模型与协方差矩阵结构模型类似,考虑研究不同脉冲回波之间的相关性。这 2 种模型相互补充,可以将这 2 种模型相结合,对杂波进行建模,并且这也是对自回归高斯模型和自回归 SIRV 模型的推广。

杂波向量采用复合高斯过程建模,则杂波可以表示为:

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

式中: τ_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;散斑分量 $\boldsymbol{\eta}_k = [\eta_k(1), \eta_k(2), \dots, \eta_k(N)]^T$ 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 τ_k 。

复高斯向量 $\boldsymbol{\eta}_k$ 采用 P 阶高斯 AR 过程建模,确切地, $\boldsymbol{\eta}_k$ 的第 n 个分量可以表示为:

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

式中: $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha(1), \alpha(2), \dots, \alpha(P)]^T$ 为 P 维 AR 参数向量;并假设 $N \gg P$, $w_k(n), n=P+1, P+2, \dots, N$ 是方差为 σ_k^2 的独立高斯白过程。假设 $\sigma_{P+1}^2 = \dots = \sigma_K^2 = \sigma^2$, 式(2)两边都乘以 $\sqrt{\tau_k}$, 杂波 $\mathbf{c}_k$ 可以进一步表示为:

$$\mathbf{c}_k(n) = \sum_{l=1}^P \alpha(l) \mathbf{c}_k(n-l) + \sqrt{\tau_k} \cdot \mathbf{w}_k(n), n=P+1, P+2, \dots, N \quad (3)$$

τ_k 采用广义杂波分组模型,将 K 个被检测单元分为 G 组,每组包含 $h_g (g=1, 2, \dots, G)$ 个具有相同纹理分量的单元,则 $\sum_{g=1}^G h_g = K$ 。令

$$H_g = \begin{cases} 0, & g=1 \\ \sum_{i=1}^{g-1} h_i, & g=2, 3, \dots, G \end{cases} \quad (4)$$

式中 H_g 表示前 $g-1$ 组杂波所占的距离单元个数。各单元的纹理分量可以表示为:

$$\tau_k = S_g, H_g + 1 < k \leq H_g + h_g, g=1, 2, \dots, G \quad (5)$$

当 $N \gg P$ 时,在 H_0 和 H_1 假设下, $\mathbf{z}_k (k=1, 2, \dots, K)$ 的概率密度函数可近似表示为^[16]:

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

$$f(\mathbf{z}_k | \alpha_k, \mathbf{a}, \tau_k, H_0) = \frac{1}{(\tau_k \sigma^2 \pi)^{N-P}} \exp \left[-\frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a})}{\tau_k \sigma^2} \right] \quad (7)$$

式中: $\mathbf{u}_k = [z_k(P+1), z_k(P+2), \dots, z_k(N)]^T$; $\mathbf{q} = [s(P+1), s(P+2), \dots, s(N)]^T$; α_k 是标量,反映信道传播及目标特性;

$$\mathbf{Z}_k = \begin{pmatrix} \mathbf{z}_k(P) & \mathbf{z}_k(P-1) & \cdots & \mathbf{z}_k(1) \\ \mathbf{z}_k(P+1) & \mathbf{z}_k(P) & \cdots & \mathbf{z}_k(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{z}_k(N-1) & \mathbf{z}_k(N-2) & \cdots & \mathbf{z}_k(N-P) \end{pmatrix}; \quad \mathbf{S} = \begin{pmatrix} \mathbf{s}(P) & \mathbf{s}(P-1) & \cdots & \mathbf{s}(1) \\ \mathbf{s}(P+1) & \mathbf{s}(P) & \cdots & \mathbf{s}(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{s}(N-1) & \mathbf{s}(N-2) & \cdots & \mathbf{s}(N-P) \end{pmatrix}。$$

2 检测器设计

假设数据来自 N 个相干脉冲串, 利用连续的 K 个距离单元数据判别目标有无, 可以采用二元假设检验来表示, 即

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k, & k=0,1,\dots,K \\ H_1: \mathbf{z}_k = \alpha_k \mathbf{s} + \mathbf{c}_k, & k=1,2,\dots,K \end{cases} \quad (8)$$

式中: H_0 表示目标不存在; H_1 表示目标存在; $\mathbf{s} = [1, e^{j2\pi f_d}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_d}]^T$ 表示 N 维信号, f_d 为目标归一化多普勒频率; 下标 k 代表 τ_k 距离单元的编号; $\mathbf{z}_k$ 表示距离单元 k 接收到的总的回波数据。

与异质杂波背景中距离扩展目标检测类似, 式(8)所表示的假设检验问题可以借助于 AGLRT 来解决。即未知的参数利用近似最大似然估计得到, 再将估计值代入到概率密度函数中, 得到的似然比作为检测统计量, 其检测规则可以表示为:

$$\frac{\max_{\mathbf{S}, \mathbf{a}} \prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_1, \tau_k, \alpha_k)}{\max_{\mathbf{S}, \mathbf{a}} \prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_0, \tau_k)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T \quad N \gg P \quad (9)$$

式中: $\mathbf{a} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]$; $\mathbf{S} = [S_1, S_2, \dots, S_G]$; $\mathbf{a} = [a(1), a(2), \dots, a(P)]$; T 是根据给定虚警概率设定的检测门限。在 H_0 假设下, $\mathbf{z}_k$ 的近似联合概率密度函数可以表示为:

$$\prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_0, \tau_k) = \frac{1}{\prod_{g=1}^G S_g^{(N-P)h_g} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \exp \left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{g=1}^G \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{1}{S_g} (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a}) \right] \quad (10)$$

在 H_1 假设下, $\mathbf{z}_k$ 的近似联合概率密度函数可以表示为:

$$\prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_1, \tau_k, \alpha_k) = \frac{1}{\prod_{g=1}^G S_g^{(N-P)h_g} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \exp \left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{g=1}^G \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{1}{S_g} (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k \mathbf{q} + \alpha_k \mathbf{S} \mathbf{a}) \right] \quad (11)$$

通过未知的参数 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{S}$ 最大化式(9), 可以利用最大似然估计的方法得到, 即将 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{S}$ 的最大似然估计值代入到式(9)。然而, 在 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{S}$ 都未知的情况下, $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{S}$ 最大似然估计的解析表达式都不存在。为此, 借鉴文献[17]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 $\mathbf{S}$ 的近似最大似然估计。具体过程如下:

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

$$\hat{\mathbf{a}}_0 = \left(\sum_{g=1}^G \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k}{S_g} \right)^{-1} \left(\sum_{g=1}^G \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k}{S_g} \right) \quad (12)$$

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

$$\hat{S}_{0,g} = \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{h_g (N-P) \sigma^2}, \quad g=1,2,\dots,G \quad (13)$$

然后, 将式(13)中 S_g 的估计值 $\hat{S}_{0,g}$ 代替式(12)中的 S_g , 即可得到 $\mathbf{a}$ 的迭代估计过程为:

$$\hat{\mathbf{a}}_0^{(m+1)} = \left(\sum_{g=1}^G \frac{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k}{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})}{h_g}} \right)^{-1} \left(\sum_{g=1}^G \frac{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k}{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})}{h_g}} \right) \quad (14)$$

初始化估计值为 $\hat{\mathbf{a}}_0^{(0)} = \mathbf{0}_{P \times 1}$ 。将经过 N_{it} 次迭代后 $\mathbf{a}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})}$ 代替式(13)和式(10)中的 $\mathbf{a}$, 再将 S_g 的估计值 $\hat{S}_{0,g}$ 代替式(4)~(10)中的 S_g , 可得到式(10)的近似最大值:

$$\max_{S, \mathbf{a}} \prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_0, \tau_k) = \left(\frac{\pi e}{N-P} \right)^{-K(N-P)} \prod_{g=1}^G \left[\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})}{h_g} \right]^{-(N-P)h_g} \quad (15)$$

在 H_1 假设下, 通过参数 $\mathbf{a}$ 最大化式(11)相当于最小化如下的二次型函数:

$$J(\alpha_k) = (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a}))^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a} - \alpha_k (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})) \quad (16)$$

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(16)达到最小值, 即

$$\min_{\alpha_k} J(\alpha_k) = J(\hat{\alpha}_k) = (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a}) \quad (17)$$

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:

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H}{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})} \quad (18)$$

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

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{\boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^H}{\boldsymbol{\varphi}^H \boldsymbol{\varphi}} \quad (19)$$

式中 $\boldsymbol{\varphi} = [1, e^{j2\pi f_d}, \dots, e^{j2\pi(N-P-1)f_d}]^T$ 。将 $\hat{\alpha}_k = \frac{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{a})}{(\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})^H (\mathbf{q} - \mathbf{S} \mathbf{a})}$, $k=1, 2, \dots, K$ 代入到式(11)可得

$$\prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_1, \tau_k, \alpha_k) = \frac{1}{\prod_{g=1}^G S_g^{(N-P)h_g} (\sigma^2 \pi)^{K(N-P)}} \exp \left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{g=1}^G \sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{1}{S_g} (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{a}) \right] \quad (20)$$

与式(10)类似, 式(20)的近似最大值可表示为:

$$\max_{S, \mathbf{a}, \mathbf{a}} \prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k | H_1, \tau_k, \alpha_k) \cong \left(\frac{\pi e}{N-P} \right)^{-K(N-P)} \prod_{g=1}^G \left[\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})}{h_g} \right]^{-(N-P)h_g} \quad (21)$$

式中 $\hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})}$ 是经过 N_{it} 次迭代后的估计值, 其迭代过程可表示为:

$$\hat{\mathbf{a}}_1^{(m+1)} = \left(\sum_{g=1}^G \frac{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k}{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})}{h_g}} \right)^{-1} \left(\sum_{g=1}^G \frac{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k}{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} \frac{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})}{h_g}} \right) \quad (22)$$

式中: 初始化估计值为 $\hat{\mathbf{a}}_1^{(0)} = \mathbf{0}_{M \times 1}$; $\hat{\mathbf{a}}_1^{(m)}$ 表示第 m 次迭代后的估计值。将式(21)和式(15)代入式(9), 式(9)的检测规则可以等效(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)的表示为:

$$\lambda_{\text{RAGLRT-GCC}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_1 \quad (23)$$

式中 T_1 为修正后的检测门限, 检测统计量:

$$\lambda_{\text{RAGLRT-GCC}} = 2(N-P-1) \sum_{g=1}^G h_g \ln \left(\frac{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_{it})})}{\sum_{k=H_g+1}^{k=H_g+h_g} (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_{it})})} \right) \quad (24)$$

式(23)表示的检测器是在 GCC 杂波背景中, 采用了近似的广义似然比检验和迭代估计方法得到, 因此, 称之为 GCC 杂波背景中的迭代近似广义似然比检验检测器(RAGLRT-GCC)。需要指出的是, RAGLRT-GCC 不需要对散斑分量的 AR 模型误差功率 σ^2 进行估计, 这是因为在 $\mathbf{a}$ 的估计和 $\mathbf{S}$ 的估计值代入到概率密度函数时, σ^2 通

过分子和分母被约去了。令 $\sigma^2=1$, 则 S_g 表示第 g 组杂波的 AR 模型误差功率。从式(24)可以看出, RAGLRT-GCC 的检测统计量相当于对 S_g 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-GCC 的计算复杂度为 $O((N_{it}+1)KPN^2)$ 。

当杂波为均匀杂波时, 即所有距离单元具有相同的纹理分量, 这时, $G=1$, $h_1=k$, 由式(12)可得

$$\hat{\mathbf{a}}_0 = \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k \right) \quad (25)$$

即参数 $\mathbf{a}$ 在 H_0 假设下的估计值可以直接求得, 不需要进行迭代估计。同样, 在 H_1 假设下, $\mathbf{a}$ 的估计值可表示为:

$$\hat{\mathbf{a}}_1 = \left(\sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k \right) \quad (26)$$

将 $G=1$, $h_1=k$ 代入式(24)得

$$\lambda_{\text{RAGLRT-GCC}} = 2K(N-P-1) \ln \left(\frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)}{\sum_{k=1}^K (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)} \right) \quad (27)$$

这表明, 当 $G=1$, $h_1=k$ 时, RAGLRT-GCC 等价于均匀杂波背景中的 AGLRT-HMG, 其检测统计量为:

$$\lambda_{\text{AGLRT-HMG}} = \frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0)}{\sum_{k=1}^K (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1)} \quad (28)$$

另外, 当 $G=K$ 时, 即每个组只包含一个距离单元, 这时杂波等价于 SIRV 建模的复合高斯杂波, 根据式(24)可得到不考虑分组的复合高斯杂波背景下 RAGLRT(RAGLRT-CG)检测器, 其检测统计量可以表示为:

$$\lambda_{\text{RAGLRT-CG}} = 2(N-P-1) \sum_{k=1}^K \ln \left(\frac{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_k)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(N_k)})}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_k)})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(N_k)})} \right) \quad (29)$$

式中:

$$\hat{\mathbf{a}}_0^{(m+1)} = \left(\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{Z}_k}{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})} \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{Z}_k^H \mathbf{u}_k}{(\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})^H (\mathbf{u}_k - \mathbf{Z}_k \hat{\mathbf{a}}_0^{(m)})} \right) \quad (30)$$

$$\hat{\mathbf{a}}_1^{(m+1)} = \left(\sum_{k=1}^K \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{Z}}_k}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})} \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_k^H \tilde{\mathbf{u}}_k}{(\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})^H (\tilde{\mathbf{u}}_k - \tilde{\mathbf{Z}}_k \hat{\mathbf{a}}_1^{(m)})} \right) \quad (31)$$

需要说明的是, RAGLRT-CG 可以作为一个独立的检测器, 并且, 当 $G=K$ 时, RAGLRT-CG 与 RAGLRT-GCC 等价; 当 $G < K$ 时, RAGLRT-CG 也能应用, 但与 RAGLRT-GCC 相比, 会存在一定的信杂比损失, 这将在接下来的仿真实验中得到验证。

3 检测器性能分析

由于 RAGLRT-CG 是 $G=K$ 时 RAGLRT-GCC 的特例, 即不考虑分组情况下的检测器。在分析 RAGLRT-GCC 的性能时与 RAGLRT-CG 进行比较, 分析分组对检测器性能的影响。

本节采用多主散射点(Multiple Dominant Scatters, MDS)目标模型对检测器的性能进行仿真分析, MDS 模型见表 1 所示。

为了便于分析, 主要利用 Model 1 和 Model 5 进行分析。在有限的 N 值情况下, 很难得到 RAGLRT-GCC 检测统计量的解析表达式, 因此, 检测门限和检测概率 P_d 都采用 Monte Carlo 仿真方法得到。为了降低计算量, 虚警概率设置为 $P_{fa}=10^{-3}$, 目标信杂比(signal to clutter ratio, SCR)定义为:

表 1 MDS 目标模型

Table 1 MDS target model

	1	2	3	4	5	...	K
model 1	1/K	1/K	1/K	1/K	1/K	1/K	1/K
model 2	2/5	3/10	1/5	1/10	0	0	0
model 3	1/4	1/4	1/2	0	0	0	0
model 4	3/4	1/4	0	0	0	0	0
model 5	1/2	0	0	0	0	0	0

$$\text{SCR} = \frac{\varepsilon}{N\sigma_c^2} \frac{\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p}}{\mathbf{p}^H \mathbf{p}} = \frac{1}{N\sigma_c^2} \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 (\mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p}) \quad (32)$$

式中 σ_c^2 为杂波平均功率水平。

图1为在目标模型 model 1 和 model 5 下 RAGLRT-GCC 与 RAGLRT-CG 的性能比较曲线图, 参数设置为 $K=10, L=1, \gamma=0.8, N=6, 10, \mathbf{h}=[5 \ 5]$ 。从图1可以看出, 当 $N=10$ 时, RAGLRT-GCC 对 model 1 和 model 5 的检测性能曲线几乎是重合的, 而 RAGLRT-CG 没有利用杂波分组信息, 对 model 5 的检测存在一定的“坍塌损失”。RAGLRT-GCC 利用了杂波的分组信息, 当 $N=6, P_d=0.8$ 时, 相对于 RAGLRT-CG, RAGLRT-GCC 对 model 1 和 model 5 的检测信杂比改善分别为 1 dB 和 4 dB; 而当 $N=10$ 时, 这一改善分别为 0.5 dB 和 1.5 dB。这表明, 当 N 较小时, 利用杂波分组信息可以有效提高检测器的性能, 但性能改善随着 N 的增大而减小。

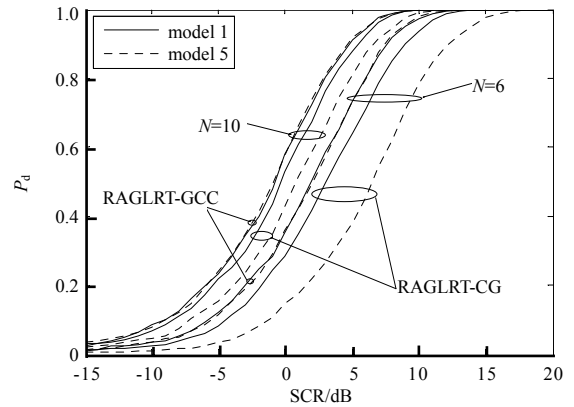


Fig.1 P_d vs. SCR RAGLRT-GCC and RAGLRT-CG for model 1 and model 5, $K=10, L=1, \gamma=0.8, \mathbf{h}=[5 \ 5], N=6, 10$

图1 $K=10, L=1, \gamma=0.8, \mathbf{h}=[5 \ 5]$ 时, $N=6, 10$ 对应的 RAGLRT-GCC 和 RAGLRT-CG 对 model 1 和 model 5 的检测性能曲线

4 结论

针对协方差矩阵结构相同, 相邻距离单元杂波功率水平可能相同的复合高斯杂波环境中距离扩展目标的检测问题, 将杂波的多个脉冲回波采用低阶 AR 模型建模, 结合不同距离单元纹理分量的 GCC 模型, 提出了基于 AR 的 GCC 模型, 并针对该模型利用 AGLRT 原理设计检测器。由于纹理分量参数和 AR 参数都未知时, 未知参数的最大似然估计解析表达式不存在, 借鉴杂波协方差矩阵迭代估计的思路, 提出 GCC 背景下距离扩展目标的 RAGLRT-GCC 检测器。当每个距离单元分为一个组时, 杂波模型等价于 SIRV 建模的复合高斯杂波模型, RAGLRT-GCC 等价于 RAGLRT-CG。该检测器直接利用被检测单元数据估计杂波参数, 不需要辅助距离单元就可以实现目标的自适应检测, 并且在杂波分组情况下, 其检测性能优于 RAGLRT-CG。仿真结果还表明, RAGLRT-GCC 利用了杂波分组信息, 有效提高了对稀疏扩展目标的检测性能。

参考文献:

- [1] 秦文利, 郑娜娥, 顾帅楠. MIMO 雷达弱目标检测前跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(4): 595–600. (QIN Wenli, ZHENG Na'e, GU Shuainan. A weak target tracking before detecting algorithm for MIMO radar[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(4): 595–600.)
- [2] 何友, 关键, 孟祥伟, 等. 雷达目标检测与恒虚警处理[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2011. (HE You, GUAN Jian, MENG Xiangwei, et al. Radar target detection and CFAR processing[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2011.)
- [3] 陈潜, 刘俊豪, 王海涛. 频域切变 Radon-Fourier 变换算法及其对微弱目标的检测[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2016, 14(2): 299–305. (CHEN Qian, LIU Junhao, WANG Haitao. Frequency shear Radon-Fourier transform and detection for high-speed weak targets[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2016, 14(2): 299–305.)
- [4] WARD K D, BAKER C J, WATTS S. Maritime surveillance radar. Part 1: radar scattering from the ocean surface[J]. IEE Proceedings F—Radar and Signal Processing, 1990, 137(2): 51–62.
- [5] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 复合高斯杂波协方差矩阵估计的失配性能分析[J]. 电子学报, 2011, 39(4): 963–966. (JIAN Tao, HE You, SU Feng, et al. Mismatch analysis of covariance matrix estimator for compound Gaussian clutter[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(4): 963–966.)
- [6] 简涛, 何友, 苏峰, 等. SIRV 杂波下距离扩展目标 CFAR 检测器[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2740–2744. (JIAN Tao, HE You, SU Feng, et al. Range-spread target CFAR detection under SIRV clutter[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2740–2744.)
- [7] CONTE E, LOPS M, RICCI G. Adaptive detection schemes in compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1058–1069.
- [8] BISCEGLIE M D, GALDI C. Random walk based characterization of radar backscatter from the sea surface[J]. IEE Proceedings—Radar, Sonar and Navigation, 1998, 145(4): 216–225.
- [9] GU Xinfeng, HAO Xiaolin, LIU Tongling. Range-spread target adaptive detector for non-Gaussian clutter[J]. Science

- Discovery, 2017,5(1):48-52.
- [10] MELVIN W L. Space-time adaptive radar performance in heterogeneous clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000,36(2):621-633.
- [11] RICHMOND C D. Performance of a class of adaptive detection algorithms in non-homogeneous environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000,48(5):1248-1262.
- [12] ALFANO G,DE M A,FARINA A. Model-based adaptive detection of range-spread targets[J]. IEE Proceedings-Radar,Sonar and Navigation, 2004,151(1):2-10.
- [13] KAY S M. Asymptotical optimal detection in unknown colored noise via autoregressive modeling[J]. IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Process, 1983,31(4):927-940.
- [14] WANG Pu,LI Hongbin,HIMED B. Parametric Rao tests for multichannel adaptive detection in partially homogeneous environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011,47(3):1850-1862.
- [15] SHEIKHI A,NAYEBI M M,AREF M R. Adaptive detection algorithm for radar signal in autoregressive interference[J]. IEE Proceedings-Radar,Sonar and Navigation, 1998,145(5):309-314.
- [16] HAYKIN S,STEINHARDT A. Adaptive radar detection and estimation[M]. New York:Wiley, 1992.
- [17] GINI F,GRECO M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter[J]. Signal Processing, 2002,82(12):1847-1859.

作者简介:



顾新锋(1983-),男,江苏省江阴市人,博士,工程师,主要研究方向为航天测控、信号处理、嵌入式系统开发与应用.email:y6ckgxf@126.com.

严树强(1979-),男,湖北省谷城市人,硕士,工程师,主要研究方向为航天测控、信号处理.

徐正峰(1977-),男,江苏省江阴市人,硕士,工程师,主要研究方向为航天测控、信号处理.

2019 全国微波光子雷达技术研讨会

微波光子雷达利用光子技术实现宽带微波毫米波信号的产生、分配、控制和处理,能够有效提升雷达系统的目标分辨率、作用距离、响应速度等关键性能,有助于实现侦察、干扰、探测、通信的一体化,近年来受到了国内外同行的广泛关注。美国海军实验室做出了“光子学照亮雷达未来”的评价,而俄罗斯、欧盟等都在开展实用化微波光子雷达相关的研究。基于这种形势,在多位院士的提议下,中国电子学会拟于 2019 年 4 月 27-28 日在南京举办“2019 全国微波光子雷达技术研讨会”。

会务组联系方式:

中国电子学会学术交流中心项目负责人 张杰 电话: 010-68600752

参会及招商联系人: 骆小姐 电话 010-83687508 手机 13521652196 邮箱 ly_job@163.com
报到事宜组委会另行通知

更多详情登录网站: <http://www.iaeej.com>

中国电子学会
2019 年 2 月 16 日