doi:10.11887/j.cn.201501020

http://journal. nudt. edu. cn

KK 分布杂波下的距离扩展目标检测算法*

高彦钊1,2,占荣辉2,万建伟2

(1.信息工程大学 信息技术研究所,河南 郑州 450000;

2. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要:针对服从 KK 分布的大拖尾雷达杂波背景下的扩展目标检测问题,利用球不变随机变量表示了 KK 分布雷达杂波模型。在假设目标回波幅度已知的情况下,研究了基于 Neyman – Pearson 准则的距离扩展 目标最优积累检测器,并通过对目标幅度的最大似然估计,推导了广义最大似然比检验检测器模型。为了降 低这两种检测器中因计算第二类修正的贝塞尔函数而引入的运算复杂度,提出了一种基于顺序统计量的广 义似然比检测器。该检测器利用检测窗内幅度较大的距离单元回波作为目标回波进行判决。利用蒙特卡罗 仿真对这三种算法的性能进行了验证与比较,虽然最优积累检测器与广义似然比检测器具有更好的检测性 能,但实现困难,计算量大,而基于顺序统计量的广义似然比检测器则具有更高的实用性。

关键词:距离扩展目标检测;广义似然比检验;球不变随机变量;KK分布;顺序统计量

中图分类号:TN95 文献标志码: A 文章编号:1001-2486(2015)01-118-07

Range-spread target detection in KK-distributed clutter

GAO Yanzhao^{1,2}, ZHAN Ronghui², WAN Jianwei²

(1. Information Engineering Research Center, Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China;

2. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at the range-spread target detection problem in KK-distributed heavy-tailed radar clutter, the KK-distributed radar clutter was taken as a spherically invariant random vector. The Neyman-Pearson optimal integrator for the range-spread target detection with known target amplitude was derived firstly. Then by replacing the ideal target amplitude with the maximum likelihood estimates, the detector model in generalized likelihood ratio test (GLRT) was obtained. Both of the detectors are dependent on the modified Bessel function of the second kind, which makes the detectors computationally complicated, so a suboptimal generalized likelihood ratio detector based on order statistics (OS – GLRT) was proposed. The OS – GLRT takes some range unit echoes with largest amplitude in detection window as target echoes. The performance assessment conducted by Monte Carlo simulation validates that: the optimal integrator and GLRT have better performance, however, they are hard to applied, and the OS – GLRT is a more practical detector.

Key words: range-spread target detection; generalized likelihood ratio test; spherically invariant random variables; KK distribution; order statistics

对于低分辨雷达,目标回波通常表现为单一 的散射点形式,称之为点目标。随着高分辨雷达 技术的发展,目标的多个强散射中心投影到了不 同的径向距离单元中,形成了距离扩展目标。虽 然分辨率的增加降低了每个距离单元中的杂波功 率水平,但同时也将目标能量分散到不同的距离 单元中。所以传统的点目标检测算法无法充分利 用目标回波能量,从而造成检测性能的下降。

近年来,针对不同杂波分布背景下的扩展目标检测问题,已有不少研究,并得到了一些行之有

效的检测算法。高斯背景下的扩展目标检测是高 分辨雷达检测理论的基础^[1],并最早受到了关 注;文献[2]中首先设计出了高斯白噪声下的最 优以及次优接收机结构,奠定了扩展目标检测的 理论基础;文献[3]针对功率谱密度已知的高斯 白噪声下扩展目标检测问题进行了研究,提出了 平方率检测积累和 1/N 两种检测器,并指出高分 辨雷达可以显著改善检测性能;文献[4]提出了 一种 正交抑制 广义 似然 比检验 (Generalized Likelihood Ratio Test,GLRT)方法以解决高斯白噪

 ^{*} 收稿日期:2013 - 12 - 11
 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61471370,61002022)
 作者简介:高彦钊(1984—),男,河北平山县人,博士,E-mail:buaagaoyz@sina.com;
 万建伟(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:kermitwjw@139.com

声背景下的扩展目标检测问题,该方法同时具有 检测和辨识能力,但仅适用于相控阵雷达体制。

在高分辨或者低擦地角条件下,雷达杂波的 高斯假设不再成立^[5],近年来非高斯杂波下的扩 展目标检测已经成为研究热点。文献[6-12]研 究了 K 分布杂波背景下的扩展目标检测算法。 将 K 分布模型用球不变随机过程表示,可以有效 降低由第二类修正贝塞尔函数造成的检测器性能 分析难度。通过对包含目标散射中心的距离单元 的能量积累,可以显著改善检测器性能^[7-8]。针 对检测窗内存在无效距离单元带来的"塌陷损 失"问题,文献[9-11]研究了基于顺序统计量的 检测算法,并提出了有效距离单元数量的选择方 法。文献[12]则直接基于 K 分布模型研究了扩 展目标检测算法,并通过仿真分析得到了一些有 益的结论。文献[13-14] 基于 Pareto 杂波分布 模型研究并分析对比了最优检测器、GLRT 检测 器以及白化匹配滤波器(Whitening Matched Filter,WMF)检测器等扩展目标的检测算法。KK 分布最初是为更好地拟合海杂波尖峰而提出^[15]. 而现在已经成为重要的大拖尾雷达杂波模型^[16]。 文献[17]研究了 KK 分布杂波背景中的点目标检 测问题,并提出了最优检测器结构。该检测器是 在目标回波幅度已知的条件下,根据 Neyman -Pearson 准则,利用似然比检验获得。该算法在相 同信杂比(Signal Clutter Ratio, SCR)和虚警概率 条件下与广义似然比检验和 WMF 相比可以获得 更高的检测概率,但在恒定虚警概率条件下检测 门限随着信杂比的变化而变化。文献[18]利用 贝塞尔函数的等效表达式,提出了一种次优的检 测算法,有效降低了检测算法的计算量。

1 KK 分布

KK 分布是一种混合分布模型,其假设 Bragg/whitecap 散射中心与海尖峰散射中心均服 从 K 分布,即:

$$f(x;v,b) = \frac{b^{v+1}}{\Gamma(v)2^{(v-1)/2}} x^{v} K_{v-1}\left(\frac{bx}{\sqrt{2}}\right),$$

$$x \ge 0, v \ge 0, b \ge 0$$
(1)

其中,v为形状参数,b为尺度参数, $K_{v-1}(\cdot)$ 表示 阶数为v-1的第二类修正贝塞尔函数。将两部 分杂波模型加权求和,可以得到 KK 分布的概率 密度函数为^[15]:

$$f_{\rm KK}(x) = (1 - k_0)f_1(x; v_1, b_1) + k_0f_2(x; v_2, b_2)$$
(2)

其中, $f_1(x;v_1,b_1)$ 与 $f_2(x;v_2,b_2)$ 分别表示参数向

量为 $\theta_1 = (v_1, b_1) 与 \theta_2 = (v_2, b_2)$ 的 K 分布, 分别 称之为 K₁ 分量与 K₂ 分量。 k_0 表示两个分量在 混合分布中的权重, k_0 值越大, 表明杂波尖峰分 量越大, 如果 $k_0 = 0$,则 KK 分布退化为单一的 K 分布。与 KA 分布相比, KK 分布不仅可以更精确 地拟合海杂波尖峰, 而且具有闭合的表达式, 在海 杂波分析与抑制、检测算法的设计等实际应用中 具有更强的适应性。

2 问题描述

假设雷达接收到 N 个相干脉冲串, 扩展目标 检测问题即在每个脉冲的 K 个距离单元 z_k ($k = 1, 2, \dots, K$) 中判断目标是否存在的问题。忽略雷 达热噪声的影响, 仅考虑杂波干扰环境, 上述检测 问题可以表示为:

$$\begin{cases} H_0: z_k = c_k, & k = 1, 2, \cdots, K + R \\ H_1: \begin{cases} z_k = \alpha_k p + c_k, & k = 1, 2, \cdots, K \\ z_k = c_k, & k = K + 1, \cdots, K + R \end{cases}$$
(3)

式中, α_k 表示信号复幅度; $p = (1, e^{j_0}, e^{2j_0}, \cdots, e^{j(N-1)f_0})^{T}$ 表示信号导向矢量,其中, $(\cdot)^{T}$ 表示 转置, f_0 表示两个脉冲之间的回波信号相位差; 则 $\alpha_k p$ 表示距离单元 k 内目标散射点的 N 个相干 脉冲的回波信号;K 表示目标所占距离单元数,R表示不含目标的辅助单元数。

将杂波用球不变随机变量建模^[18],则第 k 个 距离单元中 N 维杂波向量 c_k 可以表示为

 $\boldsymbol{c}_{k} = \boldsymbol{\tau}_{k} \cdot \boldsymbol{\eta}_{k}, \ k = 1, \cdots, K + R$ (4)

式中, $\eta_k = [\eta_k(1), \eta_k(2), \dots, \eta_k(N)]^T$ 表示零均 值,归一化协方差矩阵为 Σ 的复高斯随机变 量,即

$$\boldsymbol{\Sigma} = E\{\boldsymbol{\eta}_k \boldsymbol{\eta}_k^{\mathrm{H}}\}, \ k = 1, \cdots, K + R \qquad (5)$$

其中,(・)^H表示共轭转置。 τ_k 表示纹理分量, 用于描述不同距离单元检测杂波功率水平的起 伏,其概率密度函数为 $f_\tau(\tau_k)$ 。假设两个分量在 不同距离单元之间相互独立,则对于 KK 分布杂 波,有

$$f_{\tau}(\tau_{k}) = (1 - k_{0}) \frac{b_{1}^{2v_{1}}}{2^{2v_{1}-1} \Gamma(v_{1})} \tau^{2v_{1}-1} e^{-b_{1}^{2} \tau_{k}^{2/4}} + k_{0} \frac{b_{2}^{2v_{2}}}{2^{2v_{2}-1} \Gamma(v_{2})} \tau^{2v_{2}-1} e^{-b_{2}^{2} \tau_{k}^{2/4}}$$
(6)

在许多情况下,目标散射中心仅仅能占据 K 个距离单元中的一部分,且包含散射中心的距离 单元回波幅度往往明显大于纯杂波距离单元^[7]。 如果将检测窗内存在的无效单元(即不包含目标 散射中心的距离单元)进行积累,会引起"塌陷损

$$\begin{cases} H_0: \boldsymbol{z}_k = \boldsymbol{c}_k, & k \in \boldsymbol{\Theta}_J \\ H_1: \boldsymbol{z}_k = \boldsymbol{\alpha}_k \boldsymbol{p} + \boldsymbol{c}_k, & k \in \boldsymbol{\Theta}_J \end{cases}$$
(7)

3 检测器设计

假设归一化协方差矩阵 Σ 与导向矢量 p 已 知, $z_k(k \in \Theta_I)$ 在 H_0 和 H_1 假设下的联合条件概 率密度函数分别为

$$\prod_{k \in \Theta_J} f(\boldsymbol{z}_k | \boldsymbol{\tau}_k, \boldsymbol{\alpha}_k, \boldsymbol{H}_i) = \prod_{k \in \Theta_J} \frac{c}{\boldsymbol{\tau}_k^{2N} | \boldsymbol{\Sigma} |} \exp\left[-\frac{q_i(k)}{\boldsymbol{\tau}_k^2} \right],$$

$$i = 0, 1$$
(8)

其中 $q_0(k) = \mathbf{z}_k^{\mathsf{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}_k, q_1(k) = (\mathbf{z}_k - \alpha_k \boldsymbol{p})^{\mathsf{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{z}_k - \alpha_k \boldsymbol{p}), | \cdot |$ 表示取行列式, *c* 是 PDF 归一化常数。则 $\mathbf{z}_k (k \in \boldsymbol{\Theta}_J)$ 的概率密度函数可以表示为

$$\prod_{k \in \Theta_{J}} f(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{\alpha}_{k}, \boldsymbol{H}_{i}) = \prod_{k \in \Theta_{J}} E_{\tau} \{ f(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{\tau}_{k}, \boldsymbol{\alpha}_{k}, \boldsymbol{H}_{i}) \}$$

$$= \prod_{k \in \Theta_{J}} \int_{0}^{\infty} f(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{\tau}_{k}, \boldsymbol{\alpha}_{k}, \boldsymbol{H}_{i}) \cdot f_{\tau}(\boldsymbol{\tau}_{k}) d\boldsymbol{\tau}_{k}$$

$$= \prod_{k \in \Theta_{J}} \int_{0}^{\infty} \frac{c}{\boldsymbol{\tau}_{k}^{2N} |\boldsymbol{\Sigma}|} \exp\left[-\frac{q_{i}(k)}{\boldsymbol{\tau}_{k}^{2}}\right] \cdot f_{\tau}(\boldsymbol{\tau}_{k}) d\boldsymbol{\tau}_{k}$$
(9)

$$h_{c}(p) = \int_{0}^{\infty} \frac{1}{\tau_{k}^{2N}} \exp\left[-\frac{p}{\tau_{k}^{2}}\right] \cdot f_{\tau}(\tau_{k}) \,\mathrm{d}\tau_{k} \qquad (10)$$

对于 KK 分布,将式(6)代入式(10)可得

$$h_{c}(p) = (1 - k_{0}) \frac{b_{1}^{N+v_{1}} p^{(v_{1}-N)/2}}{\Gamma(v_{1}) 2^{v_{1}+N-1}} K_{N-v_{1}}(b_{1}\sqrt{p}) + k_{0} \frac{b_{2}^{N+v_{2}} p^{(v_{2}-N)/2}}{\Gamma(v_{2}) 2^{v_{2}+N-1}} K_{N-v_{2}}(b_{2}\sqrt{p})$$
(11)

则式(9)可以表示为

$$\prod_{k \in \Theta_J} f(\boldsymbol{z}_k | \boldsymbol{\alpha}_k, \boldsymbol{H}_i) = \frac{c^J}{|\boldsymbol{\Sigma}|^J} \prod_{k \in \Theta_J} h_c(\boldsymbol{q}_i(k)), \ i = 0, 1$$
(12)

3.1 最优积累检测器

为简化分析,假设目标幅度 $\alpha_k (k \in \Theta_j)$ 已知 并且为固定常量。在 Θ_j 已知的条件下,根据 Neyman-Pearson 准则,最优检测器是 $H_1 与 H_0$ 两 种假设下雷达回波的联合概率密度的比值。由式 (12)可得似然比方程为

$$\lambda_{\text{opt}} = \frac{\prod\limits_{k \in \Theta_J} h_C(q_1(k))}{\prod\limits_{k \in \Theta_J} h_C(q_0(k))}$$
(13)

等式两边取对数,可得最优积累检测器的检

$$\lambda_{\text{opt}} = \sum_{k \in \Theta_J} \ln(h_C(q_1(k))) - \sum_{k \in \Theta_J} \ln(h_C(q_0(k)))$$
(14)

由此可将最优判决准则表示为

$$\lambda_{\text{opt}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} G_{\text{opt}} \tag{15}$$

其中,G_{opt}为检测门限,由设定的虚警概率决定,且 随着信杂比与目标回波能量在不同距离单元中分 布的变化而变化,可以通过数值仿真的方法得到。

3.2 GLRT 检测器

在实际的雷达工作场景中,目标散射中心回 波幅度 $\alpha_k (k \in \Theta_I)$ 通常是未知的,在回波数据中 进行扩展目标检测时,需要首先对 $\alpha_k (k \in \Theta_I)$ 进 行估计。假设 $\alpha_k (k \in \Theta_I)$ 在各个脉冲间保持不 变,在杂波协方差矩阵已知时,GLRT 检测器可以 通过式(16)得到。

$$\lambda_{\text{GLRT}} = \frac{\max_{\alpha_k} \prod_{k \in \Theta_J} h_C(q_1(k))}{\prod_{k \in \Theta_J} h_C(q_0(k))} \underset{H_0}{\overset{}{\geq}} G_{\text{GLRT}} \quad (16)$$

其中, G_{GLRT} 为检测门限。目标散射中心回波幅度 $\alpha_k(k \in \Theta_j)$ 的最大似然估计量可以通过最大化 $h_c(q_1(k))$ 得到,即

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{k} = \frac{\boldsymbol{p}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{z}_{k}}{\boldsymbol{p}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{p}}$$
(17)

将式(17)代入式(16)可以得到 GLRT 检测器为

$$\lambda_{\text{GLRT}} = \sum_{k \in \Theta_J} \ln(h_c(\hat{q}_1(k))) - \sum_{k \in \Theta_J} \ln(h_c(q_0(k)))$$
(18)

其中, \hat{q}_1 表示将 $\hat{\alpha}_k$ 代入 q_1 表达式得到的估计值。

3.3 OS - GLRT 检测器

最优检测器与 GLRT 检测器的检测统计量综 合利用了 KK 分布杂波的两个分量(纹理分量与 高斯分量)的统计特性,理论上具有很好的检测 性能。但是考虑到:1)这两种检测器中均包含第 二类修正贝塞尔函数,增加了算法的计算量;2) 包含目标散射中心的距离单元的数量和位置(即 集合 Θ_I)通常是未知的,且随着目标相对位置的 变化而变化^[20],这两种算法实用性较差。如果仅 利用高斯分量的统计特性,并利用最大似然估计 值取代真实的纹理分量 $\tau_k(k \in \Theta_I)$,可以避免修 正贝塞尔函数引入的高计算量,同时基于 OS 理 论的 GLRT 检测算法可以在一定程度上改善集合 Θ_I 的不确定性对检测性能的影响。

利用式(8),在忽略 KK 分布纹理分量 $\tau_k(k)$

· 121 ·

 $\in \Theta_I$)统计特性的条件下,GLRT 检测器可以通过 式(19)得到。

$$\lambda_{\text{OS-GLRT}} = \frac{\max_{\tau} \max_{k \in \Theta_{J}} \prod_{k \in \Theta_{J}} f(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{\tau}_{k}, \boldsymbol{\alpha}_{k}, \boldsymbol{H}_{1})}{\max_{\tau} \prod_{k \in \Theta_{J}} \prod_{f(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{\tau}_{k}, \boldsymbol{H}_{0})} \prod_{H_{0}} \boldsymbol{\zeta}_{\text{OS-GLRT}}} \boldsymbol{\zeta}_{\text{OS-GLRT}}$$
(19)

将式(8)中不同条件下的联合概率密度代入式 (19),可得

$$\lambda_{\text{OS-GLRT}} = \frac{\max_{\tau} \max_{k \in \Theta_J} \prod_{\tau_k^{2N}} \exp\left[-\frac{q_1(k)}{\tau_k^2}\right]}{\max_{\tau} \prod_{k \in \Theta_J} \frac{1}{\tau_k^{2N}} \exp\left[-\frac{q_0(k)}{\tau_k^2}\right]} \quad (20)$$

将式(17)中的 $\alpha_k(k \in \Theta_J)$ 的最大似然估计结果 代入式(20),则 $H_0 与 H_1$ 条件下, $\tau_k(k \in \Theta_J)$ 的最 大似然估计值为

$$\begin{cases} H_0: \ \hat{\tau}_k = \frac{1}{2N} q_0(k) \\ H_1: \ \hat{\tau}_k = \frac{1}{2N} q_1(k) \end{cases}$$
(21)

将式(17)与式(21)代入式(20),可以得到 GLRT 检测器的表达式为

$$\lambda_{\text{OS-GLRT}} = -2(N-1) \sum_{k \in \Theta_J} \ln \left[1 - \frac{|\boldsymbol{p}^{\text{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{z}_k|^2}{(\boldsymbol{z}_k^{\text{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{z}_k) (\boldsymbol{p}_k^{\text{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{p}_k)} \right]$$
(22)

由式(22)可以看出,因为没有考虑 KK 分布 纹理分量的统计特性,而是用纹理分量的最大似 然估计来代替,所以得到的检测统计量与文献 [5]中 K 分布下 OS - GLRT 的检测统计量相同, 降低了由第二类修正贝塞尔函数的计算量。令

$$w_{k} = \frac{|\boldsymbol{p}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{z}_{k}|^{2}}{(\boldsymbol{z}_{k}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{z}_{k})(\boldsymbol{p}_{k}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{p}_{k})}$$
(23)

则 w_k 可以看作是 z_k 经过匹配滤波器的归一化能 量输出^[5]。如上所述,包含目标散射中心回波的 距离单元幅度通常都明显大于纯杂波距离单元幅 度。据此,可以利用雷达回波中幅度较大的距离 单元对扩展目标进行检测。对统计量 w_k 按降序 排列

$$w_{(1)} \ge w_{(2)} \ge \cdots \ge w_{(k)} \ge \cdots \ge w_{(K)}$$
(24)

利用前 *J* 个统计量 *w*_(k)(*k* = 1,2,…, *J*)可以 得到 OS – GLRT 检测器表达式

$$\lambda_{\text{OS-GLRT}} = -2(N-1) \sum_{k=1}^{J} \ln(1 - w_{(k)}) \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrsim}} G_{\text{OS-GLRT}}$$
(25)

其中, $G_{\text{OS-GLRT}}$ 为 OS – GLRT 检测器的检测门限。

4 性能分析

本节通过 Monte-Carlo 仿真方法对三种 KK

分布下的扩展目标检测算法进行分析。仿真中, 假设高斯分量具有 Lorentzian 型功率谱密度,其 归一化协方差矩阵 Σ 采用指数相关结构进行建 模,即矩阵 Σ 的第(*i*, *j*)个元素可以表示为^[21]

 $[\boldsymbol{\Sigma}]_{i,j} = \gamma^{|i-j|}, 1 \leq i, j \leq N$ (26) 其中, γ 表示杂波的一阶相关系数。

杂波的纹理分量由式(6)给出,产生服从参 数为 $v_1 = 3$, $v_2 = 2$, $b_1 = 1$, $b_2 = 1$.5, $k_0 = 0$.2的KK 分布杂波。KK分布模型参数通过基于粒子群优 化算法的估计方法进行估计^[16]。目标采用确定 的多主散射(Multiple Dominant Scatters, MDS)模 型^[22]。假设所有 K 个距离单元都存在杂波分量, 只有 J 个距离单元有信号分量,且一个距离单元 最多只有一个散射点。用 $\varepsilon_k(k = 1, 2, ..., J)$ 表示 距离单元 k 中的目标散射点能量占目标在 J 个距 离单元中总能量的比例,本文中主要考虑三种典 型的 MDS 目标模型,不同的目标模型的 $\varepsilon_k(k = 1, 2, ..., J)$ 值如表 1 所示。

表1 不同 MDS 模型的 ε_k 值

Tab. 1	The	values	of	$\boldsymbol{\varepsilon}_k$	for	different	MDS	Models
--------	-----	--------	----	------------------------------	-----	-----------	-----	--------

距离单元	1	2		J
模型1	1/J	1/J	1/J	1/J
模型2	0.5	0. 5∕(<i>J</i> −1)	0. 5∕(<i>J</i> −1)	0. 5∕(<i>J</i> −1)
模型3	0.9	0. 5∕(<i>J</i> −1)	0. 5∕(<i>J</i> −1)	0. 5∕(<i>J</i> − 1)

每个距离单元的 SCR 定义为

$$SCR = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2} \boldsymbol{p}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{p}$$
(27)

其中, $\sigma_s^2 = E(|\alpha|^2)$ 表示目标回波的平均功率, $\sigma_c^2 = E(|c|^2) = 8((1 - k_0)v_1/b_1^2 + k_0v_1/b_1^2)$ 表示 KK 杂波的平均功率。KK 分布概率密度函数的复杂 性使得很难得到虛警概率 P_F 与检测概率 P_D 的理论 解。在仿真中,两者均采用 Monte-Carlo 方法计算, 考虑到计算精度,估计每一个 P_F 与 P_D 的 Monte-Carlo 仿真次数分别是 100/ P_F 与10 000。假设 $P_F =$ 10⁻⁴, K = 12, J = 5, N = 5, $f_0 = 0.4$, $\gamma = 0.99$ 。

图1~3 给出了三种扩展目标检测器在不同 MDS 模型下的检测性能曲线。从图中可以看出, 目标回波能量在各个距离单元中分布越平均,这 三种检测算法的检测性能越好,这与文献[5]中 的仿真结果是一致的。从三个检测器的检测统计 量及式(18)与式(25)中可以看出,检测统计量表 示为检测窗口各个距离单元回波的乘积或对数和 形式。在目标回波能量总和确定的情况下,不难 推知,能量均匀分布时得到的乘积或对数和检测 统计量最大;反之,目标回波能量越集中,检测统 计量越小,在相同信杂比条件下,必然会带来检测 损失。从图中可以看出,最优积累检测器受目标 回波能量分布的影响最大,在目标回波能量分布 不均匀时,有较大的检测损失。



图1 最优积累检测器检测性能曲线









detector for different MDS models

式(14)中最优积累检测器的检测统计量是 在精确已知目标回波能量的条件下得到的,所以 在设定虚警概率的条件下可以得出:1)检测门限 随着信杂比的变化而变化;2)在相同信杂比条件 下,检测门限随着目标回波能量分布的变化而变 化。图 4 给出了设定虚警概率为10⁻⁴条件下, MDS 模型不同时检测门限随信杂比变化曲线。



图 4 取优积条型圆晶型侧门限与后东比天东面线 Fig. 4 Threshold versus SCR of the optimal accumulation detector

考虑到不同 MDS 模型下最优积累检测器的 接收机工作曲线(Receiver Operation Curve, ROC) 范围不同(如图 1 所示),图4 给出的检测门限位于 不同的信杂比范围内。从图中可以看出,不同 MDS 模型下检测门限随信杂比变化而变化的趋势 大致相同,都不具有单调性:在信杂比小于0dB 时, 检测门限随着信杂比的升高而增大;而信杂比大于 0dB 时,检测门限随着信杂比的增大而减小。从式 (14)中可以看出,最优积累检测器检测统计量是 q₁ 与 q₀ 的函数。当检测窗口距离单元中仅有纯杂 波时,q₁ 随信杂比的升高先增大后减小,而检测统 计量是关于 q₁ 的单调递减函数,从而造成了检测 门限随信杂比先升后降的情况。

当目标回波能量均匀分布时,以 MDS 模型 1 为例,图 5 对三种检测器在不同信杂比下的检测 性能进行了比较。



Fig. 5 Detection performance of the three detectors in MDS model 1

从图 5 中可以看出,最优积累检测器的检测 性能最好,GLRT 检测器次之,OS - GLRT 检测 器性能相对较差。从三种检测器的比较来看, GLRT 检测器与最优积累检测器性能相差较大, 而 OS - GLRT 检测器与 GLRT 检测器性能相差刻 相对较小,这说明目标回波能量估计精确与否对 检测算法性能的影响较大,而纹理分量的统计特 性对检测算法性能的影响较小。当目标回波能量 分布不均匀时,图 6 对 MDS 模型 3 下的三种检测 器检测性能进行了比较。



图 6 三种检测器在 MDS 模型 3 下的检测性能比较 Fig. 6 Detection performance of the three detectors in MDS model 3

从图 6 中可以看出, OS - GLRT 检测器在大部分信杂比范围内检测性能最好, 而最优积累检测器在大部分信杂比范围内检测性能最差。这说明 OS - GLRT 检测器受目标回波能量分布的影响最小, 具有较好的稳定性。

表 2 中列出了三种检测算法进行 10 000 次 Monte-Carlo 仿真实验需要的时间。

表 2 三种检测算法运行时间

Tab. 2 Runtime of the three detectors for 10000 trials

检测算法	最优积累	GLRT	OS – GLRT
运行时间/s	34.4354	40.34	12.94

从表中可以看出, OS - GLRT 检测器因为不 需要计算第二类修正的贝塞尔函数, 计算量最小, 需要的运行时间最短; 而 GLRT 检测器因为需要 对杂波纹理分量进行估计, 所以运行时间比最优 积累检测器更长。考虑到目标回波能量在各个单 元的分布通常是未知的, 而 GLRT 检测算法计算 量大, 所以 OS - GLRT 检测算法对 KK 分布杂波 下扩展目标检测具有更好的实用性。

图 7~9 给出了 OS – GLRT 检测器在杂波一 阶相关系数 γ、两个脉冲之间的回波信号相位差 f_0 、积累脉冲个数N不同时的检测性能曲线。



图 7 OS - GLRT 检测器在 γ 不同时的检测性能曲线





图 8 OS – GLRT 检测器在 f_0 不同时的检测性能曲线

Fig. 8 Performance of the OS – GLRT detector for different f_0





Fig. 9 Performance of the OS – GLRT detector for different N

从图中可以看出,参数 γ 与 f_0 的变化对OS – GLRT 检测器的检测性能影响很小,而积累脉冲 个数越多,OS – GLRT 检测器检测性能越好。

5 结论

针对 KK 分布杂波背景下的扩展目标检测问题展开研究,提出并对比分析了最优积累检测器、 GLRT 检测器与 OS - GLRT 检测器三种检测算 法。最优积累检测器在同等条件下检测性能最 优,但需要目标回波幅度的先验信息,且在恒虚警 条件下检测门限随信杂比与目标回波能量在不同 距离单元中的分布变化而变化;GLRT 检测器通 过对目标回波幅度的最大似然估计得到,但检测 统计量中包含第二类修正贝塞尔函数,计算量大; OS – GLRT 检测器忽略了 KK 杂波纹理分量的统 计特性,用各个距离单元纹理分量的最大似然估 计来代替,计算量小、受目标回波能量分布影响 小,且不受杂波一阶相关系数等参数的影响,具有 更强的实用性。

参考文献(References)

- [1] 陈远征. 末制导雷达扩展目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2009.
 CHEN Yuanzheng. Study on detection method of distributed target for terminal guidance radar [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. (in Chinese)
- [2] Van Trees H L. Detection estimation and modulation theory[M]. New York: Wiley, 1971.
- [3] Hughes P K. A high resolution radar detection strategy [J].
 IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, 19(5): 663-667.
- [4] Maio A D, Farina A, Gerlach K. Adaptive detection of range spread targets with orthogonal rejection [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43 (2): 738 -752.
- [5] He Y, Jian T, Su F, et al. Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3): 1312 – 1328.
- [6] 顾新峰, 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 [J]. 航空学报, 2013, 34(5): 1140-1150.
 GU Xinfeng, JIAN Tao, HE You, et al. Recursive asymptotic

GLRT detector of range-spread target in compound Gaussian clutter[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34 (5): 1140 – 1150. (in Chinese)

- [7] Gerlach K. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 926 – 934.
- [8] 何友,顾新峰,简涛.非高斯杂波背景中距离扩展目标的 自适应积累检测器[J].中国科学:信息科学,2013, 43(4):488-501.
 HE You, GU Xinfeng, JIAN Tao. Adaptive integrator for range-spread target detection in non-Gaussian clutter [J].

Science China: Information Science, 2013, 43 (4): 488 – 501. (in Chinese)

[9] 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 Fengzhou, LIU Hongwei, WU Shunjun. Order-statisticbased detector for range spread target [J]. Journal of Electronics & Information Technology. 2009, 31(10): 2488 – 2492. (in Chinese)

- [10] 顾新峰, 简涛, 何友, 等. 非高斯杂波背景下的两个距离 扩展目标检测器[J]. 宇航学报, 2012, 33(5): 648 -654.
 GU Xinfeng, JIAN Tao, HE You, et al. Two detectors of range-spread target in non-Gaussian clutter[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(5): 648 - 654. (in Chinese)
- [11] Jian T, He Y, Su F, et al. Cascaded detector for rangespread target in non-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1713 – 1725.
- [12] Dong Y. Optimal coherent radar detection in a K-distributed clutter environment[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(5): 283 - 292.
- [13] Weinberg G V. Coherent multi-look radar detection for targets in Pareto distributed clutter [R]. Defence Science and Technology Organization, 2012.
- [14] Weinberg G V. Coherent CFAR detection in compound Gaussian clutter with inverse gamma texture [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2013:105.
- [15] Dong Y H. Distribution of X-Band high resolution and high grazing angle sea clutter [R]. Defense Science and Technology Organization, 2006.
- [16] Gao Y, Zhan R, Wan J, et al. CFAR target detection in ground SAR image based on KK distribution [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2013, 139: 721 – 742.
- [17] Weinberg G V. Coherent multi-look radar detection for targets in KK-distributed clutter[J]. Digital Communication, 2012.
- [18] Weinberg G V. Suboptimal coherent radar detection in a KKdistributed clutter environment [J]. International Scholarly Research Network Signal Processing, 2012.
- [19] Nitzberg R. Effect of a few dominate specular reflectors target model upon target detection [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1978, 14 (4): 670 -673.
- [20] 关键,张晓利,黄勇,等.一种距离扩展目标的稳健检测算法.信号处理,2011,27(12):1878-1883.
 GUAN Jian, ZHANG Xiaoli, HUANG Yong, et al. A robust detection method for range-spread targets [J]. Signal Processing, 2011, 27(12):1878-1883. (in Chinese)
- [21] Gini F, Greco M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter [J]. Signal Processing, 2002, 82(12): 1847-1859.
- [22] Alfano G, De Maio A, Farina A. Model-based adaptive detection of range-spread targets[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2004, 151(1): 2-10.