

非高斯杂波下基于子空间的 距离扩展目标检测器

简 涛^{1,2}, 廖桂生², 何 友¹, 丁 彪¹

(1. 海军航空工程学院信息融合研究所, 山东烟台 264001; 2. 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 在辅助数据缺失的非高斯杂波背景下, 采用两步法设计策略研究了距离扩展目标检测方法. 首先, 在杂波纹理分量已知的条件下, 对待检测数据进行高斯化, 利用高斯背景下杂波协方差矩阵和目标散射点幅度的合适估计, 建立检验统计量. 其次, 利用待检测数据在信号子空间正交补上的正交投影, 估计杂波纹理分量, 提出了基于子空间的距离扩展目标自适应检测器, 并证明了其对杂波纹理分量的恒虚警率(CFAR, Constant False Alarm Rate)特性. 仿真结果表明, 在典型非高斯背景下, 所提检测器的CFAR特性和检测性能均优于对比检测器; 另外, 阵元数、目标距离单元数或杂波尖峰的增加, 能不同程度改善检测性能.

关键词: 宽带雷达; 距离扩展目标; 正交补子空间; 恒虚警率; 辅助数据

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2017)06-1342-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.06.009

Range-Spread Target Detector Based on Subspace in Non-Gaussian Clutter

JIAN Tao^{1,2}, LIAO Gui-sheng², HE You¹, DING Biao¹

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

2. Key Laboratory for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: In non-Gaussian clutter environment, the range-spread target detection without secondary data is addressed, by utilizing two-step design procedure. Firstly, with known clutter texture component, the data under test is transformed into the Gaussian ones. And then the test statistic is derived by using the appropriate estimates of unknown clutter covariance matrix and target scatterer amplitudes. Secondly, by orthogonally projecting the data under test onto the orthogonal complement of signal subspace, the unknown clutter texture components are estimated. Consequently, the range-spread target detector based on subspace is proposed, and its constant false alarm rate (CFAR) property is also analyzed. It is showed that, under the classical non-Gaussian background, the proposed detector outperforms the compared ones, in terms of CFAR property and detection performance. In addition, its detection performance enhances to different extents, as the number of sensors, the number of target range cells or the clutter spikiness increases.

Key words: wideband radar; range-spread target; orthogonal complement subspace; constant false alarm rate; secondary data.

1 引言

由于雷达距离分辨率反比于带宽, 当雷达带宽增加到一定程度时, 目标散射点可能会同时出现在多个邻近距离单元中, 在径向距离维上呈现出扩展形式^[1]. 随着脉冲压缩等宽带技术的广泛应用, 宽带雷达场景

下的距离扩展目标检测问题正引起雷达信号处理界越来越多的关注^[2]. 距离扩展目标自适应检测常常依赖于辅助数据来实现^[3], 即利用与待检测单元空间相邻的距离单元, 获取只含纯杂波的辅助数据, 且假定辅助数据与待检测数据具有相同的背景杂波统计特性. 然而, 在日益复杂的杂波干扰环境下, 辅助数据的均匀性

收稿日期: 2015-07-30; 修回日期: 2016-11-16; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61102166, No. 61471379); 中国博士后科学基金(No. 2013M540733, No. 2014T70904); 山东省博士基金(No. BS2013DX003)

假设有时难以成立;在极端非均匀环境下,可能出现无辅助数据可用的情况^[4,5].另外,对传统窄带雷达来说,经典的高斯分布能较好的描述背景杂波统计特性,而随着雷达带宽的进一步增加,距离分辨率提高,杂波背景呈现出明显的非高斯特征^[6].相关研究表明,这种非高斯杂波在局部区域仍能满足中心极限定理条件,可用球不变随机向量进行建模^[7-9].

由于目标幅度和杂波协方差矩阵等未知参数的存在,目前许多距离扩展目标检测器均以广义似然比检验(GLRT, Generalized Likelihood Ratio Test)理论为基础^[1,5,9],需要获取未知参数的最大似然(ML, Maximum Likelihood)估计,然而在无辅助数据可用的情况下,可能会出现估计的协方差矩阵奇异的情况,加大了 GLRT 检测器的设计难度.文献[10]在估计的协方差矩阵可能秩缺损的条件下,推导了修正的 GLRT(MGLRT)距离扩展目标检测器,并在高斯杂波背景下获得了有界恒虚警率(CFAR, Constant False Alarm Rate)特性,但该检测器在非高斯杂波背景下并不适用.

针对以上问题,在辅助数据缺失环境下,本文采用两步法设计策略,研究了非高斯背景下的距离扩展目标自适应检测方法.首先,在杂波纹理分量已知的条件下,通过适当变换对观测数据进行高斯化,利用高斯背景下杂波协方差矩阵和目标散射点幅度的合适估计,建立 GLRT 统计量.接着,利用目标信号子空间的正交补降低观测数据中潜在目标信号的影响,基于待检测数据估计杂波纹理分量,进而将估计值代入已建立的 GLRT 中,提出了基于子空间的距离扩展目标自适应检测器(S-GLR),并证明了所提检测器对杂波纹理分量的 CFAR 特性.最后,通过仿真分析验证了所提方法的有效性.

2 问题描述

对于 N 个阵元的均匀接收线阵来说,假定目标的扩展范围为 K 个距离单元,相应的目标检测问题转换为在待检测数据 \mathbf{Z} 中判断一个目标存在与否,其二元假设检验可表示为:

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{Z} &= \mathbf{C} \\ H_1: \mathbf{Z} &= \mathbf{C} + \mathbf{p}\alpha^H \end{aligned} \quad (1)$$

其中,符号“ $(\cdot)^H$ ”表示共轭转置; $\mathbf{Z} = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_r, \dots, \mathbf{z}_K)$ 和 $\mathbf{C} = (\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_r, \dots, \mathbf{c}_K)$ 分别表示 $N \times K$ 维的待检测数据矩阵和纯杂波矩阵; \mathbf{z}_r 和 \mathbf{c}_r 分别表示距离单元 t 的 $N \times 1$ 维观测向量和杂波向量;假设 $K \geq N$, 则 \mathbf{Z} 的秩以概率 1 为 N ^[11]. $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_t, \dots, \alpha_K)^T$ 表示目标幅度向量,符号“ $(\cdot)^T$ ”表示转置; α_t 是距离单元 t 的未知目标复幅度,为了便于分析,假设单个距离单元最多只有一个散射点;对均匀线阵来说, $\mathbf{p} = (1, e^{j\varphi}, e^{j2\varphi}, \dots,$

$e^{j(N-1)\varphi})^T / \sqrt{N}$, 其中 φ 为常数.

假定杂波建模为球不变随机向量,向量 \mathbf{c}_t 可表示为非负纹理分量 τ_t 和复高斯散斑向量 $\boldsymbol{\eta}_t$ 的乘积:

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

式中,未知的纹理分量 τ_t 用来表征杂波功率在距离单元间的起伏; $\boldsymbol{\eta}_t$ 和 τ_t 相互独立,且 \mathbf{c}_t 在不同距离单元间独立; $\boldsymbol{\Sigma}$ 为 $\boldsymbol{\eta}_t$ 的 Hermitian 协方差矩阵,其秩为 r ,且满足 $1 \leq r \leq N$.需要说明的是,目前大部分检测问题中常常假定矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 为满秩矩阵,本文对其进行推广,同时包含满秩和秩缺损的情况,适用范围更广.

3 检测器设计

为了解决式(1)中的假设检验问题,首先需分析待检测数据 \mathbf{Z} 在不同假设下的统计特性.由于纹理分量 τ_t 未知,则距离单元 t 中的杂波服从方差为 τ_t 的条件高斯分布;在 α 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 未知的条件下, \mathbf{Z} 在不同假设下的联合条件概率密度函数(PDF, Probability Density Function)可表示为^[12]

$$\begin{aligned} f_i(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}, H_i) &= \frac{c}{\prod_{t=1}^K \|\tau_t \boldsymbol{\Sigma}\|_p} \delta(\boldsymbol{\Phi}_2^H (\mathbf{Z} - i\mathbf{p}\alpha^H)) \\ &\cdot \exp(-\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}^\dagger (\mathbf{Z} - i\mathbf{p}\alpha^H) \mathbf{T}^{-1} (\mathbf{Z} - i\mathbf{p}\alpha^H)^H)) \\ &= m_i(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}) \delta(\boldsymbol{\Phi}_2^H (\mathbf{Z} - i\mathbf{p}\alpha^H)) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $i=0,1$ 分别对应假设 H_0 和 H_1 ; c 为归一化常数; $\|\cdot\|_p$ 表示方阵所有正特征值的乘积; $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹; $(\cdot)^\dagger$ 表示矩阵的 Moore-Penrose 伪逆^[13]; 对于矩阵 \mathbf{A} , $\delta(\mathbf{A}) = \prod_{i,j} \delta(A_{ij})$, 其中 A_{ij} 表示矩阵 \mathbf{A} 第 i 行第 j 列的元素; $\boldsymbol{\Sigma}$ 列向量的零空间标准正交基构成 $N \times (N-r)$ 维矩阵 $\boldsymbol{\Phi}_2$ 的 $N-r$ 个列向量; 对角矩阵 $\mathbf{T} = \text{diag}\{\tau_1, \dots, \tau_r, \dots, \tau_K\}$.

由于参数 α, \mathbf{T} 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 未知,无法直接实现最优似然比检验.对于存在未知参数的似然比检验问题,一般可采用 GLRT 设计策略^[14],即

$$\frac{\sup_{\boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}} f_1(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}, H_1)}^{H_1}}{\sup_{\boldsymbol{\Sigma}, \mathbf{T}} f_0(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \mathbf{T}, H_0)}^{H_0}} > T \quad (4)$$

其中, T 表示检测阈值.值得注意的是,当 $\alpha = \mathbf{Z}^H \mathbf{p}$ 时, $\mathbf{Z} - \mathbf{p}\alpha^H$ 的零空间非空:这表明在 α 的某子空间中, H_1 假设下 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的 ML 估计的秩可能小于 N , 从而使得 $\sup_{\boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}} f_1(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T}, H_1) = \infty$. 此时,式(4)的分子项为无穷大, GLRT 无法实现.针对这一问题,可采用“Method of sieves”方法^[15]将参数空间 $(\boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T})$ 限制在一定的子空间中,从而获得唯一的 ML 估计,具体可对 $m_0(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \mathbf{T})$ 和 $m_1(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\Sigma}, \alpha, \mathbf{T})$ 进行最大化从而求解 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的合适估计.

相关研究表明^[7,16],在 Σ 未知的条件下, T 的 ML 估计推导过程一般涉及超越方程的求解,且无闭型表达式. 因此,本文拟采用两步法策略设计检测器:首先在 T 已知的条件下利用 $m_0(\mathbf{Z}|\Sigma, T)$ 和 $m_1(\mathbf{Z}|\Sigma, \alpha, T)$ 构建 GLRT 统计量,然后利用 T 的合适估计值代入检验统计量中获得最终的自适应检测器.

3.1 检测器构建

在 T 已知的前提下,式(1)的二元假设检验可等价表示为:

$$H_0: \mathbf{X} = \mathbf{N} \quad (5)$$

$$H_1: \mathbf{X} = \mathbf{N} + \mathbf{p}\mathbf{b}^H$$

式中, $\mathbf{X} = \mathbf{Z}\mathbf{T}^{-1/2}$, $\mathbf{N} = \mathbf{C}\mathbf{T}^{-1/2}$, $\mathbf{b} = \mathbf{T}^{-1/2} \alpha$, $\mathbf{T}^{-1/2} = \text{diag}\{\sqrt{\tau_1}, \dots, \sqrt{\tau_k}, \dots, \sqrt{\tau_K}\}$ 为 $K \times K$ 的对角阵.

根据式(2)可知, $\mathbf{N} = (\boldsymbol{\eta}_1, \dots, \boldsymbol{\eta}_k, \dots, \boldsymbol{\eta}_K)$, 表明在 T 已知的前提下,式(1)的二元假设检验可等价于高斯杂波背景下的检测问题.

基于 $m_0(\mathbf{Z}|\Sigma, T)$ 和 $m_1(\mathbf{Z}|\Sigma, \alpha, T)$ 的 GLRT 可表示为

$$\frac{\sup_{\Sigma, \mathbf{b}} m_1(\mathbf{Z}|\Sigma, \mathbf{b}, T)}{m_0(\mathbf{Z}|\Sigma, T)} >_{H_0} T_1 \quad (6)$$

式中, T_1 表示相应的检测阈值. 当 $K \geq N$ 时,对于式(4)的分母来说,由于 \mathbf{Z} 的秩以概率 1 为 N ^[11],因此没有必要对参数空间进行限制;通过调整 Σ 使 $m_0(\mathbf{Z}|\Sigma, T)$ 最大化,可得 H_0 假设下 Σ 的 ML 估计为^[17]

$$\hat{\Sigma}_0 = \mathbf{Z}\mathbf{T}^{-1}\mathbf{Z}^H/K \quad (7)$$

从式(4)可知,对于高斯化的数据 \mathbf{X} ,当 $\mathbf{b} = \mathbf{X}^H\mathbf{p}$ 时, $\mathbf{Z} - \mathbf{p}\alpha^H$ 的零空间非空,其秩不超过 $N-1$,此时式(4)的分子为无穷大,故式(6)分子的最大值应出现在 $\text{rank}(\mathbf{X} - \mathbf{p}\mathbf{b}^H) \leq N-1$ 的条件下. 因此,为了获得 H_1 假设下 Σ 的估计 $\hat{\Sigma}_1$,可将 Σ 的参数空间限制在如下的集合中^[10]

$$S_1 = \left\{ \Sigma, \mathbf{b} \mid k \leq N-1, \Sigma = \hat{\Psi}_1 \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{0}_{k, N-k} \\ \mathbf{0}_{N-k, k} & \mathbf{0}_{N-k, N-k} \end{bmatrix} \hat{\Psi}_1^H \right\} \quad (8)$$

其中, $\hat{\Psi}_1 \mathbf{A}_1 \hat{\Psi}_1^H$ 为 $\hat{\Sigma}_b = (\mathbf{X} - \mathbf{p}\mathbf{b}^H)(\mathbf{X} - \mathbf{p}\mathbf{b}^H)^H$ 的特征分解形式, $k = \text{rank}(\hat{\Sigma}_b)$, \mathbf{A}_1 是任意的 $k \times k$ 维矩阵,其中, \mathbf{b} 未知,而 \mathbf{X} 和 \mathbf{p} 已知.

注意到

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}_1 &= \arg \sup_{\Sigma \in S_1} m_1(\mathbf{Z}|\Sigma, \mathbf{b}, T) \\ &= \arg \sup_{\Sigma \in S_1} \frac{1}{\|\Sigma\|_p^K} \exp(-\text{tr}(\Sigma^\dagger \hat{\Sigma}_b)) \end{aligned} \quad (9)$$

根据文献[10]中的引理 1 可知,

$$\hat{\Sigma}_1 = \hat{\Sigma}_b/K \quad (10)$$

根据高斯杂波背景下的 MGLRT 的相关结论^[10],对

于给定的 $N \times K$ 维矩阵 \mathbf{X} 和任意的 $K \times 1$ 维向量 \mathbf{b} ,在 $\text{rank}(\mathbf{X} - \mathbf{p}\mathbf{b}^H) \leq N-1$ 的条件下, $\hat{\mathbf{b}} = \arg \min_{\mathbf{b}} \|\hat{\Sigma}_b\|_p$ 的解可以表示为 $\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{X}^H\mathbf{p}$,进一步根据 $\mathbf{T}^{-1/2}$ 的可逆性可知,

$$\hat{\alpha} = \mathbf{Z}^H\mathbf{p} \quad (11)$$

将式(7)、式(10)和式(11)代入式(6)可得, T 已知条件下的检验统计量可以表示为

$$\lambda_1 = \frac{\|\mathbf{Z}\mathbf{T}^{-1}\mathbf{Z}^H\|}{\|(I - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\mathbf{Z}\mathbf{T}^{-1}\mathbf{Z}^H(I - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\|_p} \quad (12)$$

3.2 纹理分量估计

接下来,需对未知纹理分量 T 进行估计. 由于无辅助数据可用, T 的估计只能依赖于待检测数据 \mathbf{Z} , 由于待检测数据可能包含目标信号,可利用观测矩阵在信号子空间正交补上的投影数据进行杂波纹理分量估计^[18],即

$$\hat{\tau}_i = \frac{1}{N} |(\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\mathbf{z}_i|^2 = \frac{1}{N} \mathbf{z}_i^H (\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H) \mathbf{z}_i \quad (13)$$

其中, $\mathbf{p}\mathbf{p}^H$ 表示目标信号子空间上的幂等投影矩阵;而 $\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H$ 表示与目标信号子空间正交的正交投影矩阵,因此也是幂等的. 值得一提的是,投影矩阵 $\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H$ 能去除观测向量 \mathbf{z}_i 中的目标信号成分,使得 $(\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\mathbf{z}_i$ 保留了观测向量 \mathbf{z}_i 中的杂波信息,从而保证纹理分量估计值 $\hat{\tau}_i$ 中不包含任何的目标信息^[19,20].

将式(13)代入到式(12)中,可得基于子空间的距离扩展目标检测器 S-GLR 为

$$\lambda_{S\text{-GLR}} = \frac{\|\mathbf{Z}\hat{\mathbf{T}}^{-1}\mathbf{Z}^H\|}{\|(I - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\mathbf{Z}\hat{\mathbf{T}}^{-1}\mathbf{Z}^H(I - \mathbf{p}\mathbf{p}^H)\|_p} >_{H_0} T_s \quad (14)$$

其中, T_s 表示相应的检测阈值, $\hat{\mathbf{T}} = \text{diag}\{\hat{\tau}_1, \dots, \hat{\tau}_i, \dots, \hat{\tau}_K\}$.

4 CFAR 特性分析

在 H_0 假设下,由式(2)和式(13)可知,

$$\hat{\tau}_i = \tau_i w_i \quad (15)$$

其中, $w_i = \boldsymbol{\eta}_i^H (\mathbf{I} - \mathbf{p}\mathbf{p}^H) \boldsymbol{\eta}_i / N$, 很明显, w_i 与纹理分量 τ_i 无关. 式(15)的矩阵形式可进一步表示为

$$\hat{\mathbf{T}} = \mathbf{T}\mathbf{W} = \mathbf{T}^{1/2}\mathbf{W}\mathbf{T}^{1/2} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{W} = \text{diag}\{w_1, \dots, w_2, \dots, w_K\}$.

由式(16)可知,在 H_0 假设下有

$$\mathbf{Z}\hat{\mathbf{T}}^{-1}\mathbf{Z}^H = \mathbf{C}\mathbf{T}^{-1/2}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{T}^{-1/2}\mathbf{C}^H = \mathbf{N}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{N}^H \quad (17)$$

注意到,散斑分量矩阵 $\mathbf{N} = (\boldsymbol{\eta}_1, \dots, \boldsymbol{\eta}_k, \dots, \boldsymbol{\eta}_K)$ 与纹理分量矩阵 \mathbf{T} 相互独立,且 \mathbf{W} 与 \mathbf{T} 无关,故 $\mathbf{N}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{N}^H$ 与纹理分量无关,即表明在 H_0 假设下式(14)中的 $\mathbf{Z}\hat{\mathbf{T}}^{-1}\mathbf{Z}^H$ 与杂波纹理分量矩阵 \mathbf{T} 无关,因此 S-GLR 检测器对杂波纹理分量具有 CFAR 特性. 需要说明的是, S-GLR 对散斑分量依然是非自适应的,这一点将在后续性能分析中进行验证.

与目前大部分非高斯背景下的自适应检测器^[1,7-9]相比,S-GLR 检测器具有如下特点:首先,它无需辅助数据,且重点考虑估计协方差矩阵可能奇异的非高斯杂波背景,而大部分已有检测器均需利用辅助数据实现自适应检测;其次,与基于散射点信息的检测器^[1,9]相比,S-GLR 无需估计目标散射点个数,在一定程度上简化了算法实现过程;另外,在无需辅助数据的情况下,S-GLR 检测器虽然对杂波协方差矩阵不具有 CFAR 特性,但能保持对杂波纹理分量的自适应性,下文简称部分 CFAR 特性.

5 性能分析

本节首先分析检测器的 CFAR 特性,接着进行检测性能评估,并与无需辅助数据的现有检测器进行对比分析.

仿真中,采用 Γ 分布对纹理分量进行建模^[16],其对应的 PDF 可表示为

$$f_{\tau}(x) = \frac{(L/p)^L}{\Gamma(L)} x^{L-1} e^{-(L/p)x}, x \geq 0 \quad (18)$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 表示 Gamma 函数, p 是分布均值,体现了杂波的平均功率水平; L 表征与正态统计量偏离的程度, L 越小,PDF 函数的拖尾越长,杂波就会出现更多的尖峰.

不失一般性,杂波协方差矩阵 Σ 采用 Toeplitz 矩阵,具体利用指数相关结构进行建模,则矩阵的第 i 行第 j 列的元素为 $\gamma^{|i-j|}$,其中 γ 表示杂波的一阶相关系数.假设所有距离单元都有杂波分量,而只有 h_0 个距离单元有目标信号分量. K 个距离单元内每个距离单元平均目标功率为 σ_s^2 ,平均杂波功率为 σ_c^2 ,则 σ_s^2/σ_c^2 是单个单元的平均信杂比.含目标散射点的距离单元回波用方差为 $\varepsilon_i \sigma_s^2 K$ 的独立零均值复高斯随机变量建模,其中 ε_i 表示距离单元 i 的目标散射点能量占目标总能量的比例.本文考虑几种典型的散射点分布模型, ε_i 的具体取值如表 1 所示.其中,Model 1 中的目标能量在 h_0 个距离单元内均匀分布;Model 2 和 Model 3 有一个距离单元具有最强的能量,而其它的距离单元能量均匀分布;Model 4 等价于点目标的情况.

表 1 不同散射点分布模型的 ε_i 值

单元编号	1	2	...	h_0
Model 1	$1/h_0$	$1/h_0$	$1/h_0$	$1/h_0$
Model 2	0.9	$0.1/(h_0-1)$	$0.1/(h_0-1)$	$0.1/(h_0-1)$
Model 3	0.99	$0.01/(h_0-1)$	$0.01/(h_0-1)$	$0.01/(h_0-1)$
Model 4	1	0	0	0

由于难以获取虚警概率 P_{fa} 和检测概率 P_d 的闭型解析表达式,二者均采用 Monte Carlo 方法计算,仿真次数分别为 $100/P_{fa}$ 和 1000. 输出信杂比 (SCR) 定

义为^[1,8-10]:

$$SCR = \sigma_s^2 \mathbf{p}^H \Sigma^{-1} \mathbf{p} / \sigma_c^2 \quad (19)$$

首先,分析检测器的 CFAR 特性.在不同杂波功率水平(即不同的 p 值)、不同杂波尖峰程度(即不同的 L 值)和不同杂波相关性(即不同的 γ 值)条件下,考虑检测阈值随虚警概率的变化情况.图 1 和图 2 分别给出了 MGLRT^[10] 和 S-GLR 的检测阈值与虚警概率的关系曲线.从图 1 中可以看出,MGLRT 对应的曲线在不同杂波条件下均存在不同程度的起伏,其检测阈值在杂波功率增加的情况下急剧上升,即其在非高斯背景下不具有 CFAR 能力.值得注意的是,MGLRT 检测器在高斯背景下的有界 CFAR 能力^[10]在非高斯环境下也已丧失.另外,从图 2 中可以看出,S-GLR 对杂波纹理分量具有 CFAR 特性,但其检测阈值在不同杂波相关性下略有不同,因此 S-GLR 在非高斯背景下具有部分 CFAR 特性,这与之前的理论分析结论是一致的.

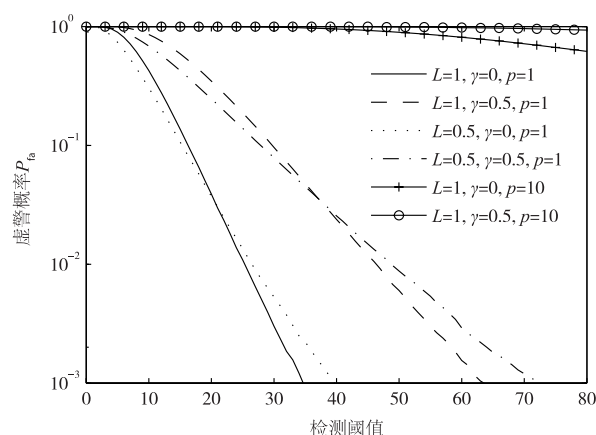


图 1 $K=15, N=4, L=0.5, 1, \gamma=0, 0.5, p=1, 10$ 时, MGLRT 的 CFAR 特性曲线

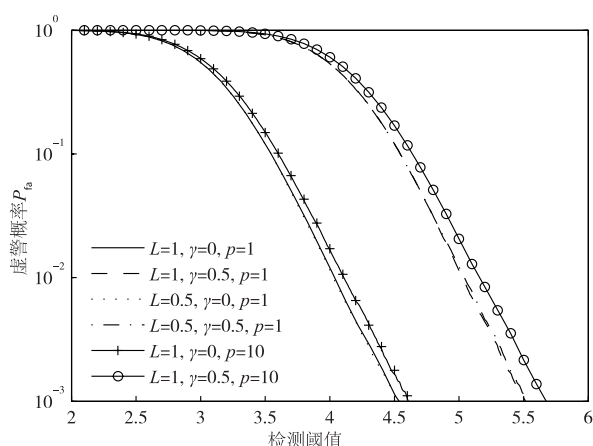


图 2 $K=15, N=4, L=0.5, 1, \gamma=0, 0.5, p=1, 10$ 时, S-GLR 的 CFAR 特性曲线

为了对比分析高斯化前后的观测数据特性,在 $L=0.5, \gamma=0$ 的条件下,针对某纯杂波单元单个阵元所对应的基带仿真数据,图 3 和图 4 分别给出了高斯化前后的实虚部幅度,其中 Monte Carlo 仿真次数为 1000 次.

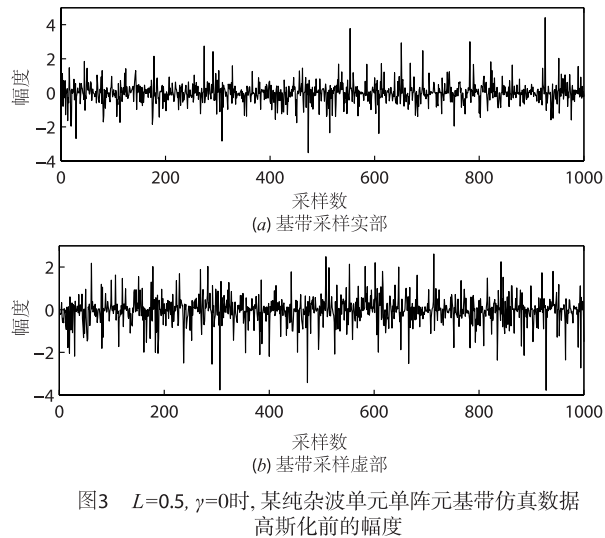


图3 $L=0.5, \gamma=0$ 时,某纯杂波单元单阵元基带仿真数据高斯化前的幅度

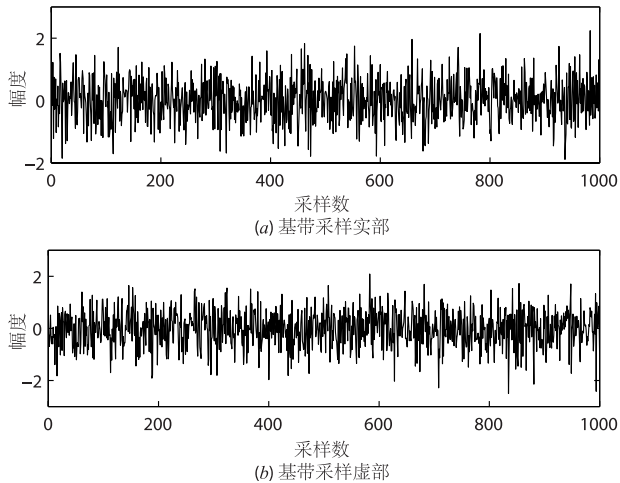


图4 $L=0.5, \gamma=0$ 时,某纯杂波单元单阵元基带仿真数据高斯化后的幅度

对比图3和图4可知,高斯化前的数据中含有较多的杂波尖峰,非高斯特征明显,而高斯化后的数据起伏均匀,为后续的目标检测提供了有利条件。

由前述分析可知,不同于大部分已有自适应检测器依赖于辅助数据的特点,S-GLR 无需辅助数据;因此,本文主要与无需辅助数据的 MGLRT^[10] 和二进制积累器 BI^[21] 进行对比分析。其中二进制积累器通过点目标检测器完成对单个距离单元散射点的检测,当针对某单元进行散射点检测时,其余 $K-1$ 个单元作为“辅助数据”;若所有 K 个单元中至少有 M 个检测出散射点^[21],则判定目标存在。由于缺乏散射点个数的先验信息,为了保证检测器的鲁棒性,一般采用 $M=1$ 。图5比较了典型非高斯背景下 S-GLR、MGLRT 和二进制积累器 ($M=1$) 的检测性能。可以看出,S-GLR 的检测性能优于 MGLRT,而二进制积累器几乎无法正常工作,可能的原因是,距离扩展目标的多散射点在第一级散射点检

测过程中“污染”了“辅助数据”,降低了矩阵估计精度,导致检测性能恶化。另外,在较低信杂比情况下,具有部分 CFAR 特性的 S-GLR 检测器相对于 MGLRT 的优势更加明显。而值得一提的是,随着杂波功率水平的增加,MGLRT 的检测性能会进一步恶化。

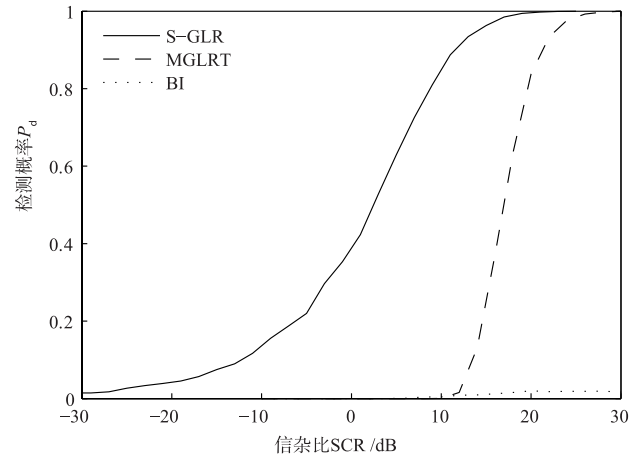


图5 $K=15, N=4, L=0.5, \gamma=0, h_0=3, P_{fa}=10^{-4}$, Model 1时, S-GLR、MGLRT与BI的检测性能曲线

另外,图6至图8分析了不同目标和杂波参数变化对 S-GLR 检测性能的影响。其中,图6分析了表1中不同的散射点分布模型对 S-GLR 检测性能的影响。可以看出,目标能量均匀分布时,S-GLR 的检测性能最好,目标能量越集中,目标越接近于点目标,坍塌损失越大,检测性能越差。图7给出了目标距离单元数变化时 S-GLR 的检测性能曲线。可以看出,随着目标所占距离单元数的增加,S-GLR 的检测性能相应提高,但检测性能的改善程度随着散射点个数的增加有所减弱。最后,图8在 $N=2, 4, 8, L=0.3, 0.5, 1$ 和 $\gamma=0, 0.5$ 等不同参数条件下,分析了 S-GLR 的检测性能。结果表明,随着阵元数的增加,检测性能得到改善,但改善程度有所减弱;而随着 L 值的减小,杂波尖峰增加,检测性能得到提高;另外,不同杂波一阶相关系数对应的曲线几乎完全重合,

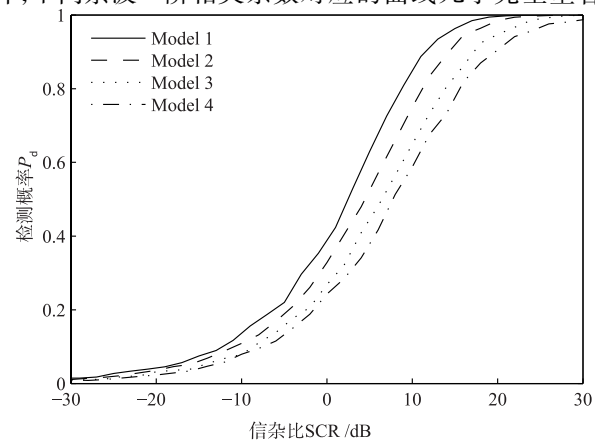


图6 $K=15, N=4, L=0.5, \gamma=0, h_0=3, P_{fa}=10^{-4}$, Model.1至Model.4对应的S-GLR检测性能曲线

表明了 S-GLR 对不同的杂波相关性具有很好的鲁棒性。

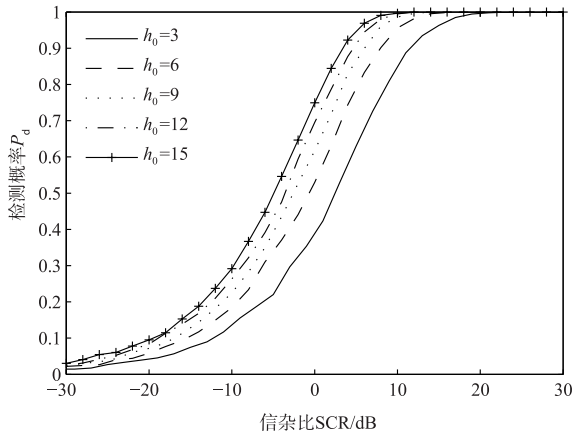


图 7 $K=15, N=4, L=0.5, \gamma=0, P_{fa}=10^{-4}$, Model 1 时, $h_0=3, 6, 9, 12, 15$ 对应的 S-GLR 检测性能曲线

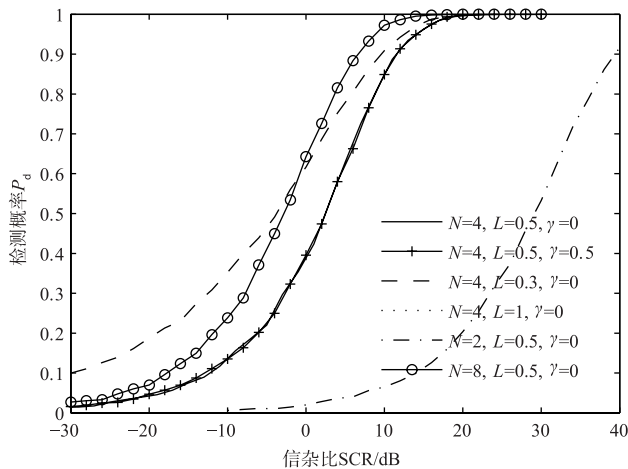


图 8 $K=15, N=2, 4, 8, L=0.3, 0.5, \gamma=0, 0.5, P_{fa}=10^{-4}$, Model 1 时, S-GLR 检测性能曲线

6 结论

在辅助数据缺失的非高斯杂波背景下,本文采用两步法设计策略,提出了基于子空间的距离扩展目标自适应检测器 S-GLR. 首先,在杂波纹理分量已知的条件下,对观测数据进行高斯化,并建立 GLRT 统计量;接着,利用待检测数据在信号子空间正交补上的正交投影,估计杂波纹理分量,最终建立自适应检测器 S-GLR. 研究表明,S-GLR 对杂波纹理分量具有 CFAR 特性;在典型的非高斯杂波背景下,S-GLR 的检测性能优于已有的 MGLRT 和二进制积累器;随着阵元数、目标距离单元数及杂波尖峰的增加,S-GLR 的检测性能得到提高,且对不同的杂波相关性具有很好的鲁棒性。

参考文献

[1] 简涛,何友,苏峰,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, He You, Su Feng, 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)

[2] 顾新锋,简涛,何友,等. 局部均匀背景中距离扩展目标的 GLRT 检测器及性能分析[J]. 电子学报,2013,41(12):2367-2373.

Gu Xinfeng, Jian Tao, He You, et al. GLRT detector of range-spread target in local homogeneous background and its performance analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(12): 2367-2373. (in Chinese)

[3] 杜文韬,廖桂生,杨志伟,等. 极化辅助的非均匀场景空时自适应处理方法[J]. 电子学报,2014,42(3):523-528.

Du Wentao, Liao Guisheng, Yang Zhiwei, et al. Polarization aided adaptive processing for ground moving target indication in heterogeneous clutter [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(3): 523-528. (in Chinese)

[4] 邹鲲,廖桂生,李军,等. 非高斯杂波下知识辅助检测的认知方法[J]. 电子学报,2014,42(6):1047-1054.

Zou Kun, Liao Guisheng, Li Jun, et al. Cognitive method for knowledge aided detection in non-Gaussian clutter [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(6): 1047-1054. (in Chinese)

[5] Jian T, He Y, Su F, et al. Adaptive detection of range-spread targets without secondary data in multichannel autoregressive process [J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(5): 1686-1694.

[6] 王平波,蔡志明. 有色非高斯背景下微弱信号的 Rao 有效成绩检验[J]. 电子学报,2007,35(3):534-538.

Wang Pingbo, Cai Zhiming. The Rao efficient scores test of weak signals in colored non-Gaussian background [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(3): 534-538. (in Chinese)

[7] He Y, Jian T, Su F, et al. Adaptive detection application of covariance matrix estimation for correlated non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 2108-2117.

[8] Shuai X, Kong L, Yang J. AR-model-based adaptive detection of range-spread targets in compound Gaussian clutter [J]. Signal Processing, 2011, 91: 750-758.

[9] Moya J C, De Maio A. Experimental performance analysis of distributed targets coherent radar detector [J]. IEEE transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2216-2238.

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

[11] Haykin S, Steinhardt A. Adaptive Radar Detection and Es-

- timation [M]. New York: Wiley, 1992.
- [12] Miller K S. Multidimensional Gaussian Distributions [M]. New York: Wiley, 1964.
- [13] 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).
- [14] Harry L. Van Trees. 检测、估计和调制理论—卷 I 检测、估计和线性调制理论 [M]. 毛士艺, 周荫清, 张其善, 译. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [15] Grenander U. Abstract Inference [M]. New York: Wiley, 1981.
- [16] Gini F, Greco M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter [J]. Signal Processing, 2002, 82(12): 1847 – 1859.
- [17] Goodman N R. Statistical analysis based on a certain multivariate complex Gaussian distribution [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1963, 34(1): 152 – 177.
- [18] Scharf L L, Friedlander B. Matched subspace detectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 2146 – 2157.
- [19] Jin Y, Friedlander B. A CFAR adaptive subspace detector for second-order Gaussian signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(3): 871 – 884.
- [20] Dai F Z, Liu H W, Shui P L, et al. Generalized adaptive subspace detector for range-Doppler spread target with high resolution radar [J]. Science China Series F, 2011, 54(1): 172 – 181.
- [21] 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. (in Chinese)

作者简介



简涛 男, 1980 年 8 月出生, 湖北天门人, 副教授, 硕士生导师, 曾获全国优秀博士学位论文提名奖, 主要从事雷达信号处理、目标检测与识别等研究工作。

E-mail: work_jt@163.com



廖桂生 男, 1963 年出生, 广西桂林人, 教授, 博士生导师, 长江学者特聘教授, 主要从事雷达信号处理相关领域的研究工作。

E-mail: liaogs@xidian.edu.cn



何友 男, 1956 年出生, 吉林磐石人, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理和多传感器信息融合等。

E-mail: heyouhjhy@126.com

丁彪 男, 1981 年出生, 山东日照人, 讲师, 主要研究方向为雷达信号处理。