

K分布海杂波背景下基于最大特征值的雷达信号检测算法

赵文静^① 刘 畅^{①②} 刘文龙^① 金明录^{*①}

^①(大连理工大学信息与通信工程学院 大连 116024)

^②(电子科技大学通信与信息工程学院 成都 611731)

摘 要: 针对K分布海杂波背景下的恒虚警检测问题, 基于信息几何的矩阵CFAR检测器具有较好的检测性能, 但其计算复杂度较高, 从而影响其实际应用。该文根据奈曼-皮尔逊准则, 推导了似然比检测统计量与最大特征值之间的关系, 进而提出了基于最大特征值的矩阵CFAR检测方法(M-MED)。最后通过对所提方法的计算复杂度及仿真实验结果的分析表明了所提方法不仅计算复杂度低且具有较好的检测性能。

关键词: 恒虚警检测; K分布; 最大特征值

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)09-2235-07

DOI: 10.11999/JEIT171092

Maximum Eigenvalue Based Radar Signal Detection Method for K Distribution Sea Clutter Environment

ZHAO Wenjing^① LIU Chang^{①②} LIU Wenlong^① JIN Minglu^①

^①(School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

^②(School of Communication and Information Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Information geometry based matrix Constant False Alarm Rate (CFAR) detector is an efficient solution to the intractable issue of target detection for K-distributed sea clutter environment. However, most existing matrix CFAR detectors cost heavy computation complexity, which leads to a limitation in practical application. Based on the Neyman-Pearson criterion, the Likelihood Ratio Test (LRT) is analyzed, the relationship between LRT statistic and the Maximum Eigenvalue is derived, and Matrix CFAR Detection method based on the Maximum Eigenvalue (M-MED) is designed. Simulation results verify that the proposed method can achieve better detection performance with relatively lower computational complexity.

Key words: CFAR detection; K-distribution; Maximum eigenvalue

1 引言

海杂波背景下的目标检测问题无论在军事中还是民用中都占有重要的地位。然而, 海杂波对于目标检测性能造成严重的影响, 特别是由于海尖峰的出现, 使得微小慢动目标不能被准确检测、产生漏警等现象。因此, 对于海杂波统计特性的研究是非常必要且有意义的。对于传统的低分辨率雷达系统, 本文将高斯分布作为描述海杂波特性的有效模型。然而, 随着雷达技术的迅速发展, 特别是高分

辨率低入射角雷达系统, 海杂波的统计分布已经严重偏离了高斯分布。对此, 许多学者致力于寻求一种用于描述海杂波的统计特性更加精确的模型。通过大量的实验表明, K分布是一种比较合适的模型, 并且它能够更好地拟合真实数据^[1]。

随着高分辨率雷达的发展与应用, 关于K分布海杂波背景下的目标检测问题引起越来越多学者的高度关注。由于海杂波的统计特性逐渐偏离高斯分布, 基于高斯环境的检测方法的性能严重下降。因此, 针对复杂的海杂波背景一些新的检测机制被提出^[2-4]。在现有的检测方法中, 最经典的方法是利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)滤波器组的单元平均(Cell Averaging, CA)法, 记为FFT-CA。然而, 对于短脉冲序列情形, 由于海杂波的频谱扩展, 多普勒滤波器组的能量泄

收稿日期: 2017-11-20; 改回日期: 2018-05-21; 网络出版: 2018-07-12

*通信作者: 金明录 mljin@dlut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61401059)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61401059)

露及多普勒分辨率较低等现象,使得FFT-CA算法的性能严重下降。为了克服这些缺点,一类基于信息几何的矩阵CFAR方法被提出^[5-9]。通过仿真实验表明,矩阵CFAR方法的检测性能优于FFT-CA。尽管其检测性能较好,但是这类检测器的检测机制很大程度上依赖均值矩阵的估计。不仅如此,它具有较高的计算复杂度,这一缺点也严重地限制了其在实际中的应用。

因此,针对短脉冲序列和具有相关性的海杂波环境,本文试图寻找能够捕捉数据间相关性的统计量,从而设计一种计算复杂度低且检测性能较高的检测机制。在认知无线网络中,针对高斯白噪声下的相关信号的检测问题,一些基于特征值的频谱感知方法及修正方法被提出^[10,11]。由于特征值捕捉了信号间的相关性,使得这类检测方法的检测性能优于一些现有方法。另一方面,经典的广义似然比检测(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)方法被应用于各种雷达信号检测场景中^[12],如针对目标速度未知造成的方向矢量失配问题,一些学者提出了基于特征值分解的鲁棒GLRT方法,并给出多普勒频率的估计值和最大特征值的关系^[13]。因此,利用这些特性,我们采用最大特征值作为检验统计量,设计新的检测机制。本文的主要创新点如下:

(1)针对复合高斯杂波背景,根据奈曼皮尔逊准则,推导分析了广义似然比检测统计量与最大特征值之间的关系,提出了基于最大特征值的矩阵CFAR检测算法(M-MED)。

(2)通过对算法计算复杂度的比较分析,及基于海杂波的K分布生成数据和实测数据的仿真实验,表明了本文方法M-MED不仅克服了现有矩阵CFAR检测器计算复杂度高的缺点,同时还取得较优的检测性能。

本文的主要结构安排如下:第2节主要介绍了检测模型,第3节从奈曼-皮尔逊准则角度推导了基于最大特征值的检测统计量,第4节比较并分析了算法的计算复杂度,第5节通过仿真实验对本文方法M-MED的性能进行了分析,最后给出了结论。

2 问题描述

不失一般性,雷达信号CFAR检测问题可以表示为式(1)所示的二元假设检验模型:

$$\begin{aligned} H_0: & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{y} = \mathbf{c} \\ \mathbf{y}_l = \mathbf{c}_l, l = 1, 2, \dots, N \end{array} \right\} \\ H_1: & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{y} = \mathbf{s} + \mathbf{c} \\ \mathbf{y}_l = \mathbf{c}_l, l = 1, 2, \dots, N \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y}$ 表示 M 维接收信号矢量, N 表示参考单元的个数。在零假设 H_0 下,接收信号矢量中只含有海杂波 $\mathbf{c}$, 在另一假设 H_1 下,接收信号中除了海杂波外,还含有回波信号 $\mathbf{s}$, 并且假设接收信号 $\mathbf{s}$ 与杂波 $\mathbf{c}$ 是统计独立的。回波信号矢量可以表示为 $\mathbf{s} = a\mathbf{p}$, 其中 $a = A \exp(j\theta)$ 表示目标信号的复幅度, a 为复常数或随机变量,反应了目标的反射系数及信道传播衰减效应。 $\mathbf{p}$ 为多普勒矢量,可以表示为

$$\mathbf{p} = [1 \exp(j2\pi f_d/f_r) \cdots \exp(j2\pi(M-1)f_d/f_r)]^T \quad (2)$$

其中, f_d 表示目标信号的多普勒频率, f_r 为脉冲重复频率, M 为在一个相干处理周期(Coherent Processing Interval, CPI)内发送的脉冲个数。在该文中,假设杂波向量 $\mathbf{c}$ 服从 K 分布,杂波 $\mathbf{c}$ 的每一个分量可以表示为两个相互独立的随机变量的乘积, $\mathbf{c} = \sqrt{\tau}\mathbf{x}$ 。其中,慢变分量 $\mathbf{x}$ 表示 M 维零均值复高斯向量,称为散斑分量。快变分量 τ 为实的、非负随机变量,称为纹理分量。假设 τ 服从伽玛分布,用于调节高斯变量并表示局部杂波功率随时间、空间的变化。

3 基于最大特征值的检测方法

由于海杂波具有较强的时域相关性,利用协方差矩阵可以较好地捕捉数据间的相关性。但是如何提取协方差矩阵中的信息,是一个值得考虑的问题。本文主要利用样本协方差矩阵的最大特征值提取原始数据中的主要信息,并设计一种新的矩阵CFAR检测方法。对于任一信号检测问题,根据奈曼-皮尔逊准则,似然比检测方法是最优的。因此,本文对复合高斯杂波环境下的似然比检测方法进行分析。在纹理分量 τ 已知的条件下,根据第2节中检测模型的介绍,两种假设检验 H_0, H_1 下接收数据 $\mathbf{y}$ 服从的分布分别可以表示为

$$p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \tau, H_0) = \frac{1}{\pi^M |\tau \mathbf{M}_x|} \exp \left(-\frac{1}{\tau} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} \right) \quad (3)$$

$$p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \tau, H_1) = \frac{1}{\pi^M |\tau \mathbf{M}_x|} \exp \left(-\frac{1}{\tau} (\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \cdot \mathbf{M}_x^{-1} (\mathbf{y} - a\mathbf{p}) \right) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{M}_x$ 表示杂波的散斑分量 $\mathbf{x}$ 的统计协方差矩阵。

为了简便,令 $q_0 = \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y}$, $q_1 = (\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \cdot \mathbf{M}_x^{-1} (\mathbf{y} - a\mathbf{p})$, 设 $p_{\tau}(\tau)$ 为纹理分量 τ 的概率密度函数,则可以得到 H_0, H_1 下接收向量 $\mathbf{y}$ 的分布函

数:

$$p_y(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0) = E_\tau(p_y(\mathbf{y}|\tau, \mathbf{H}_0)) \\ = \int_0^\infty \frac{1}{\pi^M |\tau \mathbf{M}_x|} \exp\left(-\frac{1}{\tau} q_0\right) p_\tau(\tau) d\tau \quad (5)$$

$$p_y(\mathbf{y}|\mathbf{H}_1) = E_\tau(p_y(\mathbf{y}|\tau, \mathbf{H}_1)) \\ = \int_0^\infty \frac{1}{\pi^M |\tau \mathbf{M}_x|} \exp\left(-\frac{1}{\tau} q_1\right) p_\tau(\tau) d\tau \quad (6)$$

为了方便, 令 $h_{2M}(q_i) = \int_0^\infty \tau^{-M} \exp\left(-\frac{q_i}{\tau}\right) p_\tau(\tau) d\tau$, $i = 0, 1$, 式(5), 式(6)可以写为

$$p_y(\mathbf{y}|\mathbf{H}_i) = \frac{1}{\pi^M |\mathbf{M}_x|} h_{2M}(q_i), \quad i = 0, 1 \quad (7)$$

基于以上分析, 似然比检测可以表示为

$$\Lambda(\mathbf{y}) = \frac{p_y(\mathbf{y}|\mathbf{H}_1)}{p_y(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0)} = \frac{h_{2M}(q_1)}{h_{2M}(q_0)} > \eta \quad (8)$$

将 q_1, q_0 的表达式代入式(8)中, 则有

$$\frac{h_{2M}\left(\text{tr}\left((\mathbf{y} - a\mathbf{p})(\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \mathbf{M}_x^{-1}\right)\right)}{h_{2M}\left(\text{tr}\left(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}\right)\right)} > \eta \quad (9)$$

对式(9)进行整理, 得到

$$h_{2M}\left(\text{tr}\left((\mathbf{y} - a\mathbf{p})(\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \mathbf{M}_x^{-1}\right)\right) \\ > \eta \cdot h_{2M}\left(\text{tr}\left(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}\right)\right) \quad (10)$$

对于函数 $h_{2M}(q)$, 其定义域与值域都为 $(0, \infty)$, 由于函数 $h_{2M}(q)$ 是单调递减的, 满足一一对应性, 则函数 $h_{2M}(q)$ 一定存在反函数。对关系式(10)两端取反函数, 则有

$$\text{tr}\left((\mathbf{y} - a\mathbf{p})(\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \mathbf{M}_x^{-1}\right) \\ < h_{2M}^{-1}\left(\eta \cdot h_{2M}\left(\text{tr}\left(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}\right)\right)\right) \quad (11)$$

对关系式(11)两边同时取相反数, 并加上相同项 $\text{tr}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1})$, 进而有式(12)关系成立,

$$\text{tr}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}) - \text{tr}\left((\mathbf{y} - a\mathbf{p})(\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \mathbf{M}_x^{-1}\right) \geq \eta_T \quad (12)$$

其中, $\eta_T = \text{tr}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}) - h_{2M}^{-1}(\eta \cdot h_{2M}(\text{tr}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1})))$ 表示依赖于数据的门限。

对关系式(12)展开并进行整理, 则有

$$-a^2 \mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p} + a \mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} + a \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p} \geq \eta_T \quad (13)$$

由于矩阵 $\mathbf{M}_x$ 是HPD矩阵, 则其逆矩阵 $\mathbf{M}_x^{-1}$ 也是HPD矩阵, 满足 $(\mathbf{M}_x^{-1})^H = \mathbf{M}_x^{-1}$ 。根据这一性质及2范数的定义, 对式(13)左端进行合并整理得到

$$-\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p} \left\| a - \frac{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \right\|^2 \\ + \frac{(\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y})(\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y})^H}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \geq \eta_T \quad (14)$$

由于参数 a 是未知的, 可以根据式(6)利用最大似然估计方法对其进行估计。由于参数 a 与纹理分量 τ 是相互独立的, 因此, 可以根据式(4)对 a 进行估计。为了使式(4)达到最大, 对对数似然函数求导, 则有式(15)成立:

$$\frac{\partial \ln(p_y(\mathbf{y}|\tau, \mathbf{H}_1))}{\partial a} = -\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} + a \mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p} = 0 \quad (15)$$

从而得到

$$\hat{a} = \frac{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \quad (16)$$

另一方面, 由于向量 $\mathbf{p}$ 也是未知的, 利用最大似然估计方法对其估计, 根据信号与杂波是相互独立的, 使式(6)最大等价于使得式(4)最大。进一步, 等价于式(17)取得最大值

$$-(\mathbf{y} - a\mathbf{p})^H \mathbf{M}_x^{-1} (\mathbf{y} - a\mathbf{p}) \quad (17)$$

对式(17)进行整理得到

$$-\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} - \mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p} \left\| a - \frac{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \right\|^2 \\ + \frac{(\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y})(\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y})^H}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \quad (18)$$

将 a 的估计值式(16)代入式(18)中, 由于 $-\mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y}$ 是已知的, 为了使式(18)取得最大值, 从而等价于式(19)取最大值:

$$\frac{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \quad (19)$$

根据广义Rayleigh商的定义, 式(19)表示的是矩阵束 $(\mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}, \mathbf{M}_x^{-1})$ 的广义Rayleigh商。当以向量 $\mathbf{p}$ 为特征向量时, 式(19)也表示矩阵束 $(\mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}, \mathbf{M}_x^{-1})$ 对应的广义特征值。根据Rayleigh-Ritz定理, 取广义Rayleigh商的最大值, 则有

$$\max \left(\frac{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{y} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{p}} \right) = \lambda_{\max}(\mathbf{y} \mathbf{y}^H \mathbf{M}_x^{-1}) \quad (20)$$

值得注意的是, 这里求解的参数 a 和 $\mathbf{p}$ 的估计值和文献[13]中的结果一致。分别将 a 和 $\mathbf{p}$ 的估计值式(16), 式(20)代入式(14)中, 得到与最大特征值相关的检测准则:

$$\lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H\mathbf{M}_x^{-1}) \geq \eta_T \quad (21)$$

由于杂波的散斑分量的统计协方差矩阵是未知的, 故不能直接基于式(21)进行检测。为此, 根据HPD矩阵特征值的性质, 说明式(21)中的特征值求解只与接收矢量有关。

矩阵特征值性质^[14]: 假设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in C^{M \times M}$ 是两个HPD矩阵, 则乘积矩阵 $\mathbf{AB}$ 的有序特征值 $(\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M)$ 满足

$$\lambda_M(\mathbf{A})\lambda_i(\mathbf{B}) \leq \lambda_i(\mathbf{AB}) \leq \lambda_1(\mathbf{A})\lambda_i(\mathbf{B}) \quad (22)$$

根据以上性质, 有

$$\lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H\mathbf{M}_x^{-1}) \leq \lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) \cdot \lambda_{\max}(\mathbf{M}_x^{-1}) \quad (23)$$

因为特征值是有界的, 则存在一个正数 β , 满足

$$\lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H\mathbf{M}_x^{-1}) = \beta \cdot \lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) \cdot \lambda_{\max}(\mathbf{M}_x^{-1}) \quad (24)$$

令 $w(\mathbf{M}_x) = \beta \cdot \lambda_{\max}(\mathbf{M}_x^{-1})$, 式(24)可以写为

$$\lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) \geq \frac{\eta_T}{w(\mathbf{M}_x)} \quad (25)$$

即

$$\lambda_{\max}(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) \geq \eta'_T \quad (26)$$

式(26)给出了一种基于接收数据最大特征值的检测方法, 但是由于式(26)检测门限 η'_T 是依赖于数据的, 在实际检测场景中很难得到, 只能依靠经验数据设定。因此, 将最大特征值作为统计量应用到矩阵CFAR检测问题中, 则有如式(27)所示基于最大特征值的改进方法, 检测统计量可以表示为

$$\lambda_{\max}^{\text{cut}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_{\max}^{(i)} \quad (27)$$

具体的检测机制如图1所示, 首先估计每一个单元内的协方差矩阵, 然后计算每一个协方差矩阵的特征值, 并按大小顺序排序, 得到每一个单元内的最大特征值, 分别记为 $\lambda_{\max}^{\text{cut}}, \lambda_{\max}^{(1)}, \dots, \lambda_{\max}^{(N)}$, 其中, $\lambda_{\max}^{\text{cut}}$ 表示检测单元内的最大特征值。其次, 计算所有参考单元内的最大特征值的算数平均值, 表示为 $\lambda_{\text{ave}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_{\max}^{(i)}$ 。最后根据式(27)进行检测

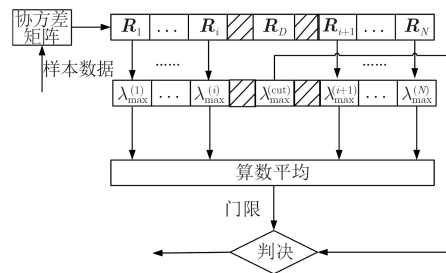


图1 基于最大特征值的CFAR检测器的检测机制

判决, 其中参数 η 表示门限因子, 用于确定虚警概率。如果检测单元内的最大特征值大于门限值, 则判断为目标存在, 否则判断为不存在, 并分别用 H_1, H_0 表示。为了方便, 将基于最大特征值的矩阵CFAR检测方法, 记为M-MED。

4 计算复杂度分析

该节分析并比较了本文方法M-MED与现有几种几何算法的计算复杂度。为了方便, 将基于Kullback-Leibler散度, Log-Determinant散度, Log-Euclidean距离, Riemannian距离, Bhattacharyya距离和Hellinger距离的矩阵CFAR检测器分别简记为KLD, LD, LE, REM, Bha和HEL。不失一般性, 令一次乘法或一次加法作为一次基本计算量, 一种算法中的所有加法和乘法的次数之和作为该算法的基本运算量^[15]。现有几何方法的检测性能主要受两个关键步骤的影响: 均值矩阵 $\bar{\mathbf{R}}$ 的估计、均值矩阵 $\bar{\mathbf{R}}$ 和检测单元内的协方差矩阵 $\mathbf{R}_D$ 之间不相似性的度量。表1给出了本文算法M-MED与现有矩阵CFAR方法的计算复杂度对比分析结果, 其中 M 表示脉冲序列的长度, N 为参考单元的个数, 迭代次数为 n_t 。此外, $\checkmark$ 和 $\times$ 分别表示该算法是否采用此种运算。根据表1的结果可知, 现有几何算法有较高的计算复杂度。以本文方法M-MED和计算量较小的KLD方法为例, 当参考单元个数 $N = 16$, 脉冲串长度 $M = 8$, 迭代次数为 $n_t = 30$ 时, M-MED只需要 N 次加法运算, KLD算法比M-MED算法增加了3个量级, 即使考虑了特征

表1 不同方法的计算复杂度比较

算法	协方差矩阵	指数运算	对数运算	幂运算	特征值分解 $O(M^3)$	基本运算量
本文M-MED	$\checkmark$	$\times$	$\times$	$\times$	$\checkmark$	N
KLD	$\checkmark$	$\times$	$\times$	$\times$	$\times$	$O(M! + (N+3)M^3 + 2M^2 + M)$
REM	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$O(n_t((N+2)M^3 + 3NM^2) + M^3 + 2M^2 + 2M - 1)$
LD	$\checkmark$	$\times$	$\times$	$\times$	$\times$	$M! + (N+4)M^3 + 2M^2 + M$
LE	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\times$	$\checkmark$	$(N+2)M^2 + 2M - 1$
Bha	$\checkmark$	$\times$	$\times$	$\times$	$\times$	$O(n_t((N+1)M^3 + (2N+1)M^2) + 3M! + 2M^2 + 3)$
HEL	$\checkmark$	$\times$	$\times$	$\times$	$\times$	$O(n_t(3NM! + (N+3)M^3 + 4NM^2) + 3M! + 2M^2 + 4)$

值分解运算, M-MED算法也比KLD算法减少了2个量级。类似地, 与经典的REM算法相比, REM的计算复杂度也比本文方法M-MED增加了3个量级。造成现有几何方法计算复杂度较高的主要原因是: (1)需要采用迭代方法计算均值矩阵(2)计算均值矩阵及距离都需要求解矩阵的逆矩阵, 这也限制了其实际应用。进一步地, 从计算复杂度方面也说明了本文算法M-MED具有更多的优点。

5 仿真实验及结果分析

该节主要通过仿真实验验证本文算法M-MED的有效性。在本文的仿真实验环境中, 假设脉冲重复频率为1000 Hz, 参考单元个数 $N = 16$ 。虚警概率为 10^{-3} , 信杂比的变化范围是-10 dB到20 dB。假设海杂波服从K分布, 并且由球不变随机过程生成。本文主要考虑短脉冲序列条件下无杂波谱展宽和有杂波谱展宽两种环境, 且由海杂波谱的3 dB带宽调节。第1个场景中, 假设3 dB带宽为40 Hz, 第2个场景假设发生杂波谱展宽现象, 令3 dB带宽为80 Hz。

首先, 在无杂波谱展宽的环境下, 比较了本文算法M-MED与现有几种基于信息几何方法的检测性能。为了方便, 文中只显示了本文算法M-MED与现有矩阵CFAR方法中最优的KLD方法及经典的REM方法的检测性能, 基于其他矩阵方法有类似的性能。假设在一个CPI内发送脉冲个数分别为7, 8个的条件下, 检测概率随着信杂比提高的变化曲线如图2所示。从图2中可知, 在不存在杂波谱展宽情况, 本文算法M-MED的检测性能略低于KLD方法, 但是优于其他几何检测方法。此外, 当发送脉冲个数增加时, 本文算法M-MED性能有所提高。

其次, 比较了短脉冲条件下不存在杂波谱展宽和存在杂波谱展宽环境下的检测概率随信杂比变化曲线, 假设在一个CPI内雷达发送8个脉冲。如图3所示, 当3 dB带宽增加时, 对比不同方法的检测性能

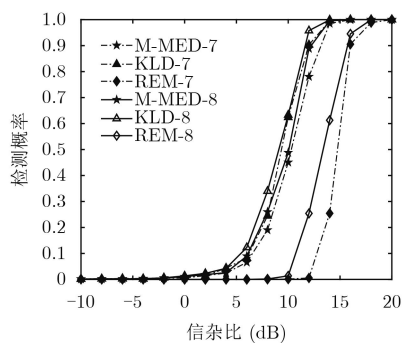


图2 短脉冲序列、无杂波谱展宽场景下的检测性能比较

都能提高, 但是本文方法M-MED的检测性能提高更多, 进一步说明本文方法M-MED不受杂波环境的影响。其主要原因是: 一方面, 本文方法M-MED与现有几何方法主要利用的是接收数据的协方差矩阵, 而不是经过FFT变换的数据, 从而克服了杂波谱展宽带来的影响。另一方面, 根据随机信号的“较大带宽对应于较小的相关性”, 当杂波谱扩展时, 接收数据间的相关系数变小及相关时间变短。因此, 信号存在与不存在两种情况对应的协方差矩阵差异较大, 从而最大特征值也存在较大差异, 故以最大特征值作为检验统计量可以获得较优的检测性能。

此外, 比较了短脉冲条件下(8个脉冲)存在杂波谱展宽和长脉冲序列下(16个脉冲)不存在杂波谱展宽环境下的检测性能, 其中杂波谱3 dB带宽为80 Hz。如图4所示, 本文算法M-MED优于现有的几何方法。特别地, 当信杂比在2 dB到8 dB时, M-MED的检测性能比最优的几何检测器KLD提高约0.8 dB, 其余的几何方法都低于本文M-MED方法。例如, 在信杂比为10 dB时, M-MED的检测性能达到0.83, 而REM方法需要在信杂比为13.8 dB时才能达到相同的检测概率, 即M-MED方法比REM方法提高约3.8 dB。此外, 在一个CPI内发送16个脉冲的检测场景下, 与8个脉冲场景相比, 不

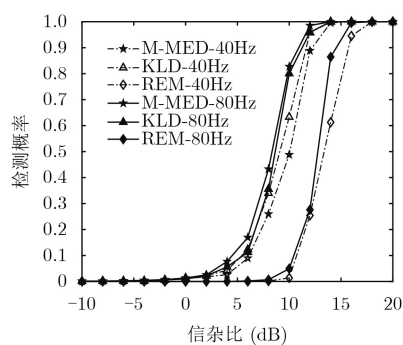


图3 短脉冲序列条件下无杂波谱展宽、有杂波谱展宽场景下的检测性能比较

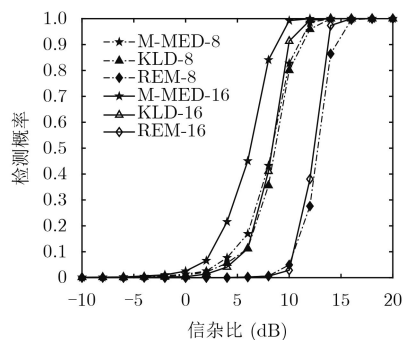


图4 杂波谱宽度为80 Hz, 短脉冲序列和长脉冲序列条件下的检测性能比较

同算法的检测性能都有提高,但是本文方法M-MED性能提高较大且优于其他方法。主要原因是由于当发送的脉冲个数增加时信号间的相关性提高,而最大特征值可以很好地捕捉这种相关性,并且检测单元(含有信号)内的协方差矩阵的最大特征值与只含有杂波的单元内的最大特征值相比,差异性更加明显。因此,基于以上分析,得出本文算法M-MED与现有几何方法相比更加鲁棒。

本文假设海杂波服从K分布,其形状参数的变化反映了海杂波的尖锐状态。对于高分辨力海杂波,形状参数取值范围是 $0.1 \leq \nu < \infty$ 。在尺度参数不变,形状参数不同的条件下,通过仿真实验分析了K分布形状参数对算法性能的影响。在该文中,形状参数分别取0.2、0.5、1和2 4种情况。对本文方法M-MED与KLD方法进行了比较分析,结果如图5所示。随着形状参数的逐渐变小,不同方法的检测性能均下降,其主要原因是形状参数越小表明海杂波的拖尾越严重,海尖峰更加明显,这些因素对检测性能有较大的影响。当形状参数为0.2时,两种方法的性能下降比较明显,但此时本文方法M-MED的性能优势更加明显。

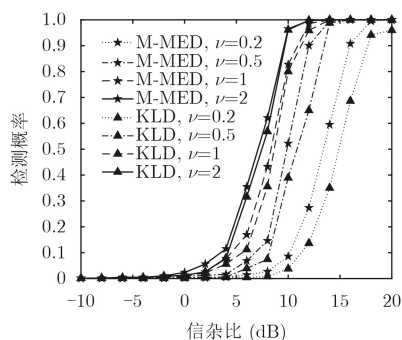


图5 形状参数对检测性能的影响

最后,为了进一步验证本文方法M-MED的有效性,采用加拿大McMaster大学提供的IPIX海杂波数据^[16],对本文方法M-MED及现有矩阵CFAR方法的性能进行了比较分析。主要采用的是#17文件(19931107_135603_starea.cdf),实验结果如图6所示。从仿真结果可知,基于最大特征值方法的检测性能仍优于现有的几何检测方法,并且性能优势比较明显。

6 结束语

本文研究了K分布海杂波背景下的雷达信号检测问题。根据奈曼皮尔逊检测准则,分析了似然比检测方法并设计了基于最大特征值的检测算法。本文方法M-MED不需要任何先验信息,并且M-MED比现有几何方法具有更低的计算复杂度。最

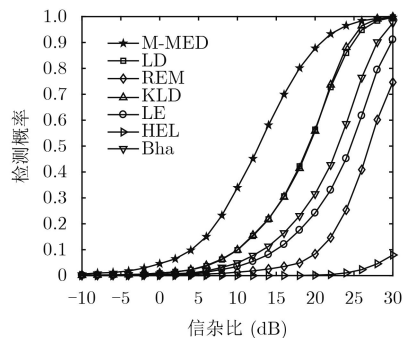


图6 基于实测数据的检测性能比较

后,针对是否存在杂波谱展宽两种检测环境进行了仿真实验,结果表明与现有的矩阵CFAR方法相比,本文算法M-MED在杂波谱展宽下具有较好的检测性能,在没有杂波谱展宽且短脉冲下,其性能略逊于KLD方法,优于其他方法;但在长脉冲下,其性能明显优于KLD和其他方法。基于实测数据的仿真实验也表明了本文方法M-MED的检测性能优于现有的几何方法,并且性能优势比较明显。

致谢 特别感谢王首勇教授、王俊教授、程永强副教授、刘俊凯博士和赵兴刚博士在K分布海杂波、信息几何和矩阵CFAR检测方面的有益讨论与指导。

参考文献

- [1] WARD K D, WATTS S, and TOUGH R JA. Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance[M]. London, United Kingdom: 2006: 101–134.
- [2] WANG Bing, CUI Guolong, YI Wei, *et al.* Constant false alarm rate performance prediction for non-independent and non-identically distributed gamma fluctuating targets[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(5): 992–1000. doi: [10.1049/iet-rsn.2014.0563](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2014.0563).
- [3] CHEN Xiaolong, GUAN Jian, BAO Zhonghua, *et al.* Detection and extraction of target with micro-motion in spiky sea clutter via short-time fractional Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1002–1018. doi: [10.1109/TGRS.2013.2246574](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2246574).
- [4] 陈小龙, 关键, 董云龙, 等. 稀疏域海杂波抑制与微动目标检测方法[J]. *电子学报*, 2016, 44(4): 860–867. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.015).
- CHEN Xiaolong, GUAN Jian, DONG Yunlong, *et al.* Sea clutter suppression and micromotion target detection in sparse domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(4): 860–867. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.015).
- [5] ARNAUDON M, BARBARESCO F, and YANG Le. Riemannian medians and means with applications to radar signal processing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in*

- Signal Processing*, 2013, 7(4): 595–604. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2261798](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2261798).
- [6] CHENG Yongqiang, HUA Xiaoqiang, WANG Hongqiang, *et al.* The geometry of signal detection with applications to radar signal processing[J]. *Entropy*, 2016, 18(381): 1–17. doi: [10.3390/e18110381](https://doi.org/10.3390/e18110381).
- [7] 赵兴刚, 王首勇. 一种基于KL分离度的改进矩阵CFAR检测方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4): 934–940. doi: [10.11999/JEIT150711](https://doi.org/10.11999/JEIT150711).
ZHAO Xinggang and WANG Shouyong. An improved matrix CFAR detection method base on KL divergence[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(4): 934–940. doi: [10.11999/JEIT150711](https://doi.org/10.11999/JEIT150711).
- [8] HUA Xiaoqiang, CHENG Yongqiang, WANG Hongqiang, *et al.* Geometric means and medians with applications to target detection[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(6): 711–720. doi: [10.1049/iet-spr.2016.0547](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2016.0547).
- [9] 赵兴刚, 王首勇. 基于K-L散度和散度均值的改进矩阵CFAR检测器[J]. 中国科学: 信息科学, 2017, 47(2): 247–259. doi: [10.1360/N112016-00105](https://doi.org/10.1360/N112016-00105).
ZHAO Xinggang and WANG Shouyong. Improved matrix CFAR detector based on K-L divergence and divergence mean (in Chinese)[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2017, 47(2): 247–259. doi: [10.1360/N112016-00105](https://doi.org/10.1360/N112016-00105).
- [10] ALI S S, LIU Chang, LIU Jialong, *et al.* On the eigenvalue based detection for multiantenna cognitive radio system[J]. *Mobile Information Systems*, 2016, 2016: 1–8. doi: [10.1155/2016/3848734](https://doi.org/10.1155/2016/3848734).
- [11] LIU Chang, LI Husheng, WANG Jie, *et al.* Optimal eigenvalue weighting detection for multi-antenna cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(4): 2083–2096. doi: [10.1109/TWC.2016.2632711](https://doi.org/10.1109/TWC.2016.2632711).
- [12] LIU Jun, LI Hongbin, and BRAHAM H. Two target detection algorithms for passive multistatic radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(22): 5930–5939. doi: [10.1109/TSP.2014.2359637](https://doi.org/10.1109/TSP.2014.2359637).
- [13] 陈远征, 陈建军, 付强. 复合高斯杂波下基于GLRT的扩展目标检测[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(6): 1327–1331. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00832](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00832).
CHEN Yuanzheng, CHEN Jianjun, and FU Qiang. Detection of range spread target based on GLRT in compound-Gaussian clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(6): 1327–1331. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00832](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00832).
- [14] 王松贵, 吴密霞, 贾忠贞. 矩阵不等式[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 96–103.
WANG Songgui, WU Mixia, and JIA Zhongzhen. Matrix Inequalities [M]. Beijing: Science Press, 2006: 96–103.
- [15] WATKINS D. Fundamentals of Matrix Computation [M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2010: 71–105.
- [16] IPIX radar file, IPIX radar dataset files in Dartmouth [OL]. <http://soma.ece.cmastar.ca/ipix/dartmouth/cdfhowto.html>, 1993.
- 赵文静: 女, 1990年生, 博士生, 研究方向为信息几何及雷达目标检测.
- 刘 畅: 男, 1988年生, 博士生, 研究方向为认知无线电频谱感知技术、统计信号处理、随机矩阵理论等.
- 刘文龙: 男, 1973年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为MIMO及SM系统检测问题等.
- 金明录: 男, 1958年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号与通信系统基础理论与技术.