

K 分布杂波中分布式目标的 Rao 检测

张晓利 关键 何友

(海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)

摘要: 该文针对高分辨雷达体制下, 点目标分裂成分布式目标所带来的检测问题, 提出了基于 Rao 检测的分布式目标自适应检测算法。将分布式目标建模为子空间信号, 目标不仅在距离维上扩展同时也在 Doppler 频率维上扩展。Rao 检测算法只需对 H_0 假设条件下的未知参数进行最大似然估计, 在构造检测器的过程中运用两步法检测策略, 有效地减少了计算量和复杂度。最后, 用 Monte Carlo 仿真了该算法的检测性能, 并与以前的检测器相比较验证了新提出的检测器对分布式目标在 K 分布杂波中的有效性。

关键词: 高分辨率雷达; Rao 检验; 分布式目标; 球不变随机过程

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)10-2496-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01502

Rao Test of Distributed Targets in K-distributed Clutter

Zhang Xiao-li Guan Jian He You

(Department of Electronic and Information Engineering,

Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: For the detection problem caused by point targets broken up into distributed targets in the high-range resolution radar system, an adaptive detection algorithm based on the Rao test is proposed. The distributed target, which is modeled as a subspace random signal, may be expanded both in range and also in Doppler frequency axes. The unknown parameters are estimated by maximum likelihood estimation only under hypothesis H_0 in Rao test. Moreover, the detector is obtained relying on the two-step design procedure. Because of these, both the computational burden and the complexity are cut down. Finally, performances of the proposed detector are assessed through Monte Carlo simulations and are shown to have better detection performance of distributed targets in K-distributed clutter compared with the existing similar detector.

Key words: High-range resolution radar; Rao test; Distributed target; Spherically invariant random process

1 引言

当高分辨雷达(HRR)具有将一个目标分辨成在不同距离单元内的多散射中心的能力时, 分布式目标的检测问题便产生了。近年来出现了大量有关这方面的文献。其中, 以美国海军研究实验室的 Gerlach 和意大利的 Conte, Maio 等学者为代表的专家对分布式目标检测问题进行了深入的研究, 研究内容主要集中在分布式目标的回波模型、杂波统计规律、检测器设计等方面。其中, 文献[1]在白噪声背景下, 假设分布式目标散射中心的空域分布密度为近似二项分布, 推导了依赖于散射点分布密度的广义似然比检测器(SDD-GLRT)。文献[2]在非高斯

背景下, 提出了具有恒虚警率(CFAR)特性的独立于散射点分布密度的广义似然比检测器(NSDD-GLRT)和 SDD-GLRT。文献[3]采用基于 GLRT 的“一步法”和“两步法”给出了具有 CFAR 性能的检测方案。“两步法”GLRT 在计算复杂度、实时性、检测性能、硬件实现等方面都要明显优于“一步法”GLRT。文献[4]采用杂波分组的思想处理非均匀高斯杂波中分布式目标的检测。文献[5]将 Rao 检验和 Wald 检验应用到复合高斯杂波中距离扩展的分布式目标的检测中, 利用杂波分组的思想, 得到了两个自适应检测器, 即自适应 Rao 检测器(ARAO-RX)和自适应 Wald 检测器(AWALD-RX)。文献[6]假设分布式目标是子空间信号, 总的干扰是高斯色噪声和杂波的叠加, 杂波也是子空间信号, 并且其所在的线性子空间是未知的; 采用 GLRT 检验理论, 在假设能够得到只含有高斯色噪声的辅助通道数据的前提下, 分别在均匀背景和非均匀背景下推导了“一

2009-11-24 收到, 2010-05-20 改回

国家自然科学基金(60672140, 60802088), 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0912)资助课题

通信作者: 张晓利 zxl_1239@163.com

步法” GLRT 和 “两步法” GLRT。仿真结果表明 “一步法” GLRT 的性能要好于 “两步法” GLRT，但是前者的计算量要远大于后者。文献[7]采用 GLRT 检验理论，研究了目标在距离和 Doppler 频率维同时扩展的情况，针对目标散射体被建模为确定性未知和高斯随机两种情况进行了深入的研究。当目标速度未知时速度估计误差造成方向矢量失配，文献[8]研究了此种情况引起的方向矢量失配对 GLRT 的影响。文献[9]在分析了宽带雷达目标回波特点的基础上，提出了一种基于顺序统计量的距离扩展目标检测器。

2 问题描述

2.1 信号模型

分布式目标的信号模型大都采用多主散射点 (MDS) 来建模，即分布式目标在每个距离分辨单元内的回波是该分辨单元内有限个孤立的强散射点回波的矢量和。假设分布式目标在距离和 Doppler 频率维同时扩展，则分布式目标在第 t ($t=1,2,\dots,H$) 个距离分辨单元中回波的第 n 次采样可以表示为

$$s_t(n) = \sum_{k=1}^{N_t} a_{t,k} \exp\{j2\pi(n-1)f_{t,k}\}, \quad n=1,2,\dots,N \quad (1)$$

其中 H 是待检测的分布式目标所占据的距离单元总数； t 是距离单元编号； N_t 是第 t 个距离单元内分布式目标的散射点总数目； $a_{t,k}$ 是第 t 个距离单元内第 k 个散射点的幅度； $f_{t,k}=f_d(t,k)/f_r$ 为无量纲的数字频率， $f_d(t,k)$ 表示第 t 个距离单元内的第 k 个散射中心的 Doppler 频率， f_r 为归一化频率。

式(1)可以等价地表示为

$$s_t = \mathbf{U}_t \mathbf{b}_t, \quad t = 1,2,\dots,H \quad (2)$$

式(2)表明分布式目标可用子空间模型表示，即目标的回波处在由酉矩阵 \mathbf{U}_t 的列向量张成的信号子空间 $\langle \mathbf{U}_t \rangle$ 上，酉矩阵 \mathbf{U}_t 称为模式矩阵； $N_t \times 1$ 维的列向量 \mathbf{b}_t 称为位置矢量。

2.2 杂波模型

一个球不变随机变量的雷达杂波可以用如下的乘积模型来表示

$$c_t = \sqrt{\tau_t} x_t, \quad t = 1,2,\dots,H \quad (3)$$

其中散斑分量 x_t 是短相关时间的快起伏分量，有 $x_t \sim CN(\mathbf{0}, \mathbf{M}_x)$ ；纹理分量 τ_t 代表了检测单元内的杂波功率水平，服从 Gamma 分布。上述乘积模型中的复高斯散斑分量与 Gamma 分布的纹理分量合成的结果就是 K 分布杂波。本文采用 SIRP 模型仿真 K 杂波作为 HRR 杂波的统计模型。

2.3 检测问题描述

设观测模型为

$$z_t = s_t + c_t, \quad t = 1,2,\dots,H \quad (4)$$

由式(4)可以将分布式目标的检测问题归结为如下的二元假设检验：

$$\left. \begin{aligned} H_0 : z_t = c_t, \quad t = 1, \dots, H \\ H_1 : z_t = s_t + c_t, \quad t = 1, \dots, H \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中 z_t 是基带复数据观测矢量。 s_t 是分布式目标的有用信号矢量，用式(2)表示。 c_t 是 HRR 杂波，用式(3)表示。在上述观测模型中，已知的数据有 $N \times 1$ 维的复基带数据观测矢量 z_t ， $N \times N_t$ 维的模式矩阵 \mathbf{U}_t ，即分布式目标所在的子空间。问题就是构造出检验统计量对式(5)的二元假设检验作出判决。

3 构建检测器

目前大多数文献对于式(5)的假设检验作出判决采用的是 GLRT 准则。然而 GLRT 不具有最优性能，本文用 Rao 检验(与 GLRT 有相同的渐进性能)对式(5)进行判决。一般而言 Rao 检验，与 GLRT 相比，易于计算。因为它不需要用估计 H_1 假设下的未知参数，只需估计 H_0 假设下的未知参数。本文用两步法推导基于 Rao 检验的检测器，步骤如图 1 所示。

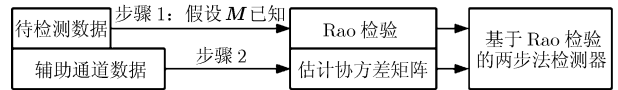


图 1 检测器构造步骤

为方便起见，做如下假设： $\mathbf{b}_{R,t}$ 、 $\mathbf{b}_{I,t}$ 分别表示 \mathbf{b}_t ($t=1 \dots H$) 的实部和虚部； $\boldsymbol{\theta}_r = [\mathbf{b}_{R,1}, \mathbf{b}_{I,1}, \dots, \mathbf{b}_{R,H}, \mathbf{b}_{I,H}]^T$ 是列矢量； $\boldsymbol{\theta}_s = [\tau_1, \dots, \tau_H]^T$ 是列矢量； $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}_r^T, \boldsymbol{\theta}_s^T]^T$ 。在此假设下的 Rao 检验为

$$\left. \frac{\partial \ln f(z_1, \dots, z_H, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)}{\partial \boldsymbol{\theta}_r} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_0} \left[\mathbf{I}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_0) \right]_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_r} \quad (6)$$

$$\left. \frac{\partial \ln f(z_1, \dots, z_H, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)}{\partial \boldsymbol{\theta}_r} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_0} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \gamma$$

其中 γ 是检测门限； $f(z_1, \dots, z_H | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)$ 是 H_1 假设下的 PDF； $\partial/\partial \boldsymbol{\theta}_r = [\partial/\partial \mathbf{b}_{R,1}, \partial/\partial \mathbf{b}_{I,1}, \dots, \partial/\partial \mathbf{b}_{R,H}, \partial/\partial \mathbf{b}_{I,H}]^T$ 表示 $\boldsymbol{\theta}_r$ 的梯度算子； $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$ 是 $\boldsymbol{\theta}$ 在 H_0 假设下的最大似然估计； $\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_s)$ 是 Fisher 信息矩阵，可以写成 $\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_r}(\boldsymbol{\theta}) & \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_s}(\boldsymbol{\theta}) \\ \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_s, \boldsymbol{\theta}_r}(\boldsymbol{\theta}) & \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_s, \boldsymbol{\theta}_s}(\boldsymbol{\theta}) \end{bmatrix}$ ，则 $[\mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\theta})]_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_r} = [\mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_r}(\boldsymbol{\theta}) - \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\theta}_s}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_s, \boldsymbol{\theta}_s}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{I}_{\boldsymbol{\theta}_s, \boldsymbol{\theta}_r}(\boldsymbol{\theta})]^{-1}$ 。

下面给出 PDF 和计算与 $\boldsymbol{\theta}_r$ 有关的梯度算子。由假设可知 H 个分辨单元内的 $N \times H$ 维的观测矩阵

$\mathbf{Z}=(z_1, z_2, \dots, z_H)$ 的联合条件 PDF

$$f(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x) = \prod_{t=1}^H \frac{1}{(\pi\tau_t)^N |\mathbf{M}_x|} \cdot \exp \left[-\frac{(z_t - \mathbf{U}_t \mathbf{b}_t)^H \mathbf{M}_x^{-1} (z_t - \mathbf{U}_t \mathbf{b}_t)}{\tau_t} \right]$$

其中 $|\cdot|$ 表示矩阵的行列式。对其求导可得

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)}{\partial b_{R,t}} = 2 \operatorname{Re} \left\{ \mathbf{U}_t^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_t} (z_t - \mathbf{U}_t \mathbf{b}_t) \right\}$$

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)}{\partial b_{I,t}} = 2 \operatorname{Im} \left\{ \mathbf{U}_t^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_t} (z_t - \mathbf{U}_t \mathbf{b}_t) \right\}$$

其中 $\operatorname{Re}\{\cdot\}$ 和 $\operatorname{Im}\{\cdot\}$ 分别表示自变量的实部和虚部。那么,

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}_x)}{\partial \boldsymbol{\theta}_r} = \left[2 \operatorname{Re} \left\{ \mathbf{U}_1^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_1} (z_1 - \mathbf{U}_1 \mathbf{b}_1) \right\}, \right. \\ \left. 2 \operatorname{Im} \left\{ \mathbf{U}_1^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_1} (z_1 - \mathbf{U}_1 \mathbf{b}_1) \right\}, \dots, \right. \\ \left. 2 \operatorname{Re} \left\{ \mathbf{U}_H^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_H} (z_H - \mathbf{U}_H \mathbf{b}_H) \right\}, \right. \\ \left. 2 \operatorname{Im} \left\{ \mathbf{U}_H^H \frac{\mathbf{M}_x^{-1}}{\tau_H} (z_H - \mathbf{U}_H \mathbf{b}_H) \right\} \right]^T \quad (7)$$

通过计算, 可得 Fisher 信息矩阵为

$$\mathbf{I}_{\theta_r, \theta_r}(\boldsymbol{\theta}) = 2 \operatorname{diag} \left[\frac{\mathbf{U}_1^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_1}{\tau_1}, \frac{\mathbf{U}_1^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_1}{\tau_1}, \dots, \right. \\ \left. \frac{\mathbf{U}_H^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_H}{\tau_H}, \frac{\mathbf{U}_H^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_H}{\tau_H} \right]$$

$$\mathbf{I}_{\theta_r, \theta_s}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{0}_{2H, H}$$

其中 $\mathbf{0}_{n,m}$ 表示 $n \times m$ 维零矩阵; $\operatorname{diag}(\delta_1, \dots, \delta_n)$ 表示 $n \times n$ 维对角矩阵, 其对角线元素为 $\delta_1, \dots, \delta_n$ 。则

$$\left[\mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \right]_{\theta_r, \theta_r} = \frac{1}{2} \operatorname{diag} \left[\frac{\tau_1}{\mathbf{U}_1^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_1}, \frac{\tau_1}{\mathbf{U}_1^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_1}, \dots, \right. \\ \left. \frac{\tau_H}{\mathbf{U}_H^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_H}, \frac{\tau_H}{\mathbf{U}_H^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_H} \right] \quad (8)$$

在 H_0 假设下 $\boldsymbol{\theta}$ 的最大似然估计为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0 = [\mathbf{0}_{1,2H}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{s,0}^T]^T$, 其中 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{s,0}$ 表示 H 维列矢量^[10]:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{s,0} = \arg \max_{\theta_s} f(\mathbf{Z} | \tau_0; H_0) \\ = \frac{1}{N} \left[z_1^H \mathbf{M}_x^{-1} z_1, \dots, z_H^H \mathbf{M}_x^{-1} z_H \right]^T$$

其中 $\arg \max_{\theta_s}(\cdot)$ 表示 θ_s 取最大值时的标号。

将式(7), 式(8)和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$ 代入式(6), 经过数学运算可以得到

$$\sum_{t=1}^H \frac{z_t^H \mathbf{Q} z_t}{z_t^H \mathbf{M}_x^{-1} z_t} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_1 \quad (9)$$

其中 $\mathbf{Q}_t = \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_t (\mathbf{U}_t^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U}_t)^{-1} \mathbf{U}_t^H \mathbf{M}_x^{-1}$; γ_1 是由式(6)门限经修改后的门限, 且 $\gamma/\gamma_1=4N$ 。将式(9)称为广义 Rao 检测器, 简记为 GRAO。为了进一步分析, 对其进行如下变换(为了书写方便, 暂时略去观测数据的距离门编号 t)。令 $\mathbf{y} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{z}$, 其中下三角矩阵 \mathbf{L} 是散斑分量 \mathbf{x} 的归一化协方差矩阵 \mathbf{M}_x 的 Cholesky 分解因子, 即 $\mathbf{M}_x = \mathbf{L} \mathbf{L}^H$ 。式(5)的假设检验等价于

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{y} = \sqrt{\tau} \mathbf{L}^{-1} \mathbf{x} \\ H_1: \mathbf{y} = \mathbf{q} + \sqrt{\tau} \mathbf{L}^{-1} \mathbf{x} \end{cases}$$

其中 $\mathbf{q} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{s} = (\mathbf{L}^{-1} \mathbf{U}) \mathbf{b} = \mathbf{U}_q \mathbf{b}$ 是白化滤波器 \mathbf{L}^{-1} 输出的信号矢量。 \mathbf{q} 仍然是一个子空间信号, 在由 $\mathbf{U}_q = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{U}$ 确定的信号子空间上, 信号子空间 \mathbf{U}_q 上的投影矩阵为 $\mathbf{P}_q = \mathbf{U}_q (\mathbf{U}_q^H \mathbf{U}_q)^{-1} \mathbf{U}_q^H = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{U} (\mathbf{U}^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^H (\mathbf{L}^{-1})^H$, 则式(10)成立

$$\sum_{t=1}^H \frac{z_t^H \mathbf{Q} z_t}{z_t^H \mathbf{M}_x^{-1} z_t} = \sum_{t=1}^H \frac{\mathbf{y}_t^H \mathbf{P}_q \mathbf{y}_t}{\mathbf{y}_t^H \mathbf{y}_t} \quad (10)$$

事实上, 式(9)是对目标所占据的几个距离单元分别做检测, 然后对各距离单元输出的统计量进行非相参积累, 形成最终的检验统计量, 与门限进行比较。各个距离单元的检验统计量的计算是通过“白化”后信号向信号子空间投影的能量和“白化”后信号总能量之比来确定的。由式(10)可以看出, 检验统计量是独立于检测单元的杂波功率水平, 所设计的检测器对于杂波功率水平具有 CFAR 特性。

像现有的雷达目标检测文献一样, 假设可以获得与被检测的主通道邻近的 HK 个辅助通道的观测 $z_t (t=H+1, \dots, H(K+1))$ 。该辅助通道数据不包含有用的目标信号, 并且和待检测的主通道杂波散斑分量有相同的协方差矩阵。则辅助通道数据的归一化采样协方差矩阵(NSCM) $\mathbf{S} = \frac{N}{HK} \sum_{t=H+1}^{H(K+1)} \frac{z_t z_t^H}{z_t^H z_t}$ 是

主通道杂波散斑分量的协方差矩阵 \mathbf{M}_x 的最大似然估计。按照“两步法”的设计方法, 用 \mathbf{S} 代替式(9)给出的 GRAO 中的主通道杂波散斑分量的协方差矩阵 \mathbf{M}_x , 得到距离扩展目标的自适应 Rao 检测器(A-GRAO)为

$$\sum_{t=1}^H \frac{z_t^H \mathbf{Q}' z_t}{z_t^H \mathbf{S}^{-1} z_t} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_1 \quad (11)$$

其中 $\mathbf{Q}'_t = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{U}_t (\mathbf{U}_t^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{U}_t)^{-1} \mathbf{U}_t^H \mathbf{S}^{-1}$ 。

4 仿真分析

由于本文所提出检测器的检测概率没有解析表达式, 本节采用 Monte Carlo 仿真对其检测性能进行分析, 并与以前的检测器进行比较。

4.1 仿真参数设置

在 Monte Carlo 仿真中的参数设置为: 各个散射点的幅度服从自由度为 $2m$ 的 χ^2 起伏的独立同分布的随机矢量; $H=4, H=3, H=2$ 时各散射点的归一化无量纲的数字频率 $f_{i,k}$ 的取值分别见表 1-表 3。在表中同时给出了出现在各个距离分辨单元内的散射点总数目 N_i 的值。

表 1 $H=4$ 时散射点归一化频率

单元编号	1	2	3	4
归一化频率	[0.2, 0.3]	[0.3]	[0.2, 0.3, 0.4]	[0.3, 0.4]
散射点数	2	1	3	2

表 2 $H=3$ 时散射点的归一化频率

单元编号	1	2	3
Doppler 频率	[0.1, 0.2]	[0.1, 0.2, 0.3]	[0.2, 0.3]
散射点数	2	3	2

表 3 $H=2$ 时散射点的归一化频率

单元编号	1	2
Doppler 频率	[0.1, 0.2]	[0.1, 0.2, 0.3]
散射点数	2	3

K 分布杂波的形状参数为 v , 尺度参数为 b , 杂波的平均功率为 $\sigma^2 = E(\tau) = v/c^2$, 其中 $c = b\sqrt{\pi}/2$ 。信杂比 SCR(dB)定义为

$$SCR(dB) = 10 \lg \left(\frac{\sum_{t=1}^H \mathbf{s}_t^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{s}_t}{NH\sigma^2} \right)$$

在仿真中设定虚警概率为 $P_{fa} = 10^{-4}$ 。

4.2 仿真结果及分析

图 2 仿真了距离和 Doppler 频率维同时扩展的

A-GRAO 的检测概率与信杂比曲线, 其中 $H=4$ 。仿真参数含义为: N 是采样数; K 是辅助通道数; m 是 χ^2 起伏目标的自由度。为了进行比较, 同时也仿真了仅在距离维扩展的 ARAO-RX^[5] 和仅在 Doppler 频率维扩展的 MSD^[10]。在仿真 ARAO-RX 的性能时, 假设 $H=4$, 其导向矢量为 $\mathbf{p} = [1, e^{j2\pi f_d}, \dots, e^{j(N-1)2\pi f_d}]^T$, f_d 是所有散射点的归一化 Doppler 频率, 在仿真中设 $f_d=0.1$ 。在仿真 MSD 的性能时, 假设目标能量都集中在一个距离单元, 每个距离单元内的杂波能量也相应地提高了 H 倍; 频率维扩展为 2 维子空间, 在仿真中取表 1 的距离单元编号为 1 的那组数据。从图 2 可以看出, A-GRAO 的性能要明显好于 ARAO-RX 与 MSD 的性能。事实上, 目标建模为在距离维和 Doppler 维上的扩展更加符合实际情况, 减少了由于引入模型引起的误差, 所以会提高检测概率, 当然这也是以增加计算量为代价的。下面将分析杂波和目标参数对 A-GRAO 检测性能的影响。

从图 3 和图 4 中可以看出增加相干积累数 N 和增加距离分辨单元数 H 都可以明显改善 A-GRAO 的检测性能。仿真中杂波的平均功率为 1。 N 对检测性能的影响非常明显, 随着 N 的减少, 检测性能显著下降。在目标总能量相同的情况下, 目标占据的距离单元总数越多, 检测概率越高; 也就是说, 雷达的分辨率越高, 检测概率也就越高。

图 5 分析了不同的 MDS 模型对 A-GRAO 检测性能的影响。MDS 模型如表 4 所示, 其中标明每个距离单元中的目标能量与目标总能量之比。目标的总能量为所有散射点的能量和, 即 $\varepsilon = \sum_{t=1}^H \varepsilon_t$ 。每个散射点的能量为 $\varepsilon_t = \mathbf{s}_t^H \mathbf{M}_x^{-1} \mathbf{s}_t$ 。从图 5 的仿真结果可以看出, 当距离分辨单元总数相同时, 目标能量在不同距离单元中的不同分布对检测概率的影响相对于其它参数的影响来说是很小的。

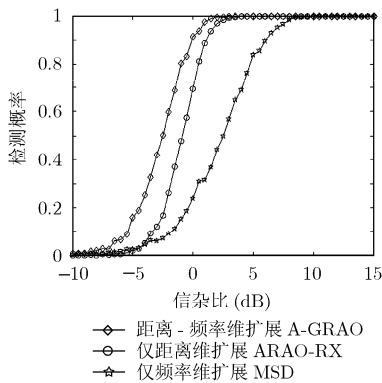


图 2 A-GRAO、ARAO-RX 和 MSD 的检测概率与信杂比曲线, $N=8, K=8, v=2, m=1$

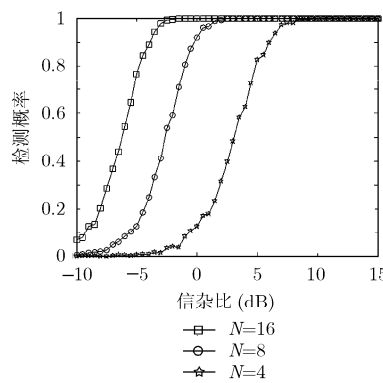


图 3 A-GRAO 的检测概率与信杂比曲线, $H=4, K=8, v=2, m=1, N$ 为参数

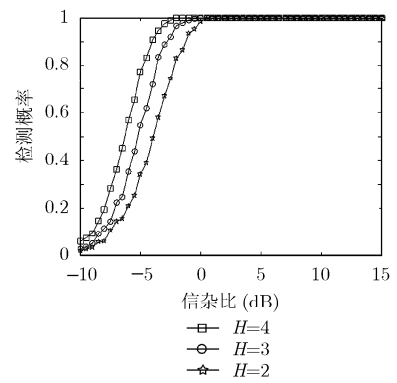
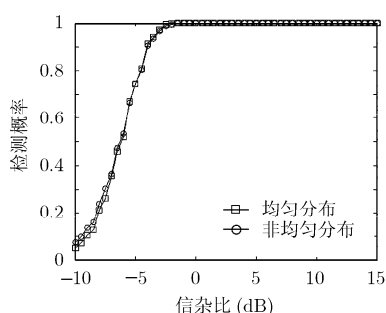


图 4 A-GRAO 的检测概率与信杂比曲线, $N=16, K=8, v=2, m=1, H$ 为参数

表 4 $H=4$ 时各距离单元的能量

MDS 模式	距离分辨单元编号			
	1	2	3	4
均匀分布	0.25	0.25	0.25	0.25
非均匀分布	0.1	0.4	0.4	0.1

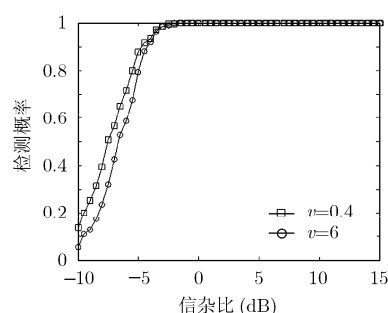
图 6 是分析杂波的形状系数 v 对 A-GRAO 检测性能的影响。由图 6 可见杂波越尖锐 (v 越小), 检测概率越高, 原因是 v 越小, 杂波的非高斯特征越明显, 所设计的 A-GRAO 就能充分发挥作用。即 A-GRAO 具有在强非高斯杂波中检测微弱目标的能力。

图 5 A-GRAO 的检测概率与信杂比曲线, $H=4, N=16, K=8, v=2, m=1$

能力。文献[2,4]给出的两个距离扩展的分布式目标的检测器具有相类似的结果。

5 结束语

本文用子空间模型对分布式目标建模更符合实际情况; Rao 检验不需要估计 H_1 假设下的未知参数, 减少了计算负担。GRAO 具有对杂波功率水平的 CFAR 特性。经仿真验证: A-GRAO 具有良好的检测性能; 在增加相干积累数和增加距离分辨单元数的情况下都可以改善其检测性能; K 分布越尖锐, A-GRAO 检测概率越高; 在目标所占的距离单元数目一定的情况下, 目标能量在各个距离单元之间的分布在对检测概率的影响有限。

图 6 A-GRAO 的检测概率与信杂比曲线, $H=4, K=8, N=16, m=1, v$ 为参数

参考文献

- [1] Gerlach K, Steiner M J, and Lin F C. Detection of a spatially distributed target in white noise[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1997, 4(7): 198-200.
- [2] Gerlach K. Spatially distributed targets detection in non-Gaussian Clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(3): 926-934.
- [3] Conte E, De Maio A, and Ricci G. GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(7): 1336-1348.
- [4] Conte E, De Maio A, and Ricci G. CFAR detection of distributed targets in non-Gaussian disturbance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 612-621.
- [5] Conte E and De Maio A. Distributed target detection in compound-Gaussian noise with Rao and Wald tests[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(2): 568-582.
- [6] Bandiera F, De Maio A, and Greco A S, et al. Adaptive radar detection of distributed targets in homogeneous and partially homogeneous noise plus subspace interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1223-1237.
- [7] Bon N, Khenchaf A, and Garelo R. GLRT subspace detection for range and doppler distributed targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 678-695.
- [8] 陈远征, 范红旗, 付强. 复合高斯杂波下距离扩展目标的 OM-GLRT[J]. *信号处理*, 2008, 24(5): 718-721.
Chen Yuan-zheng, Fan Hong-qi, and Fu Qiang. Order-statistic-based detector for range spread target[J]. *Signal Processing*, 2008, 24(5): 718-721.
- [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 Feng-zhou, Liu Hong-wei, and Wu Shun-jun. OM-GLRT of range spread targets in compound Gaussian clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(10): 2488-2492.
- [10] Gini F and Farina A. Vector subspace detection in compound-Gaussian clutter. Part I: Survey and new results. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* [J]. 2002, 38(4): 1295-1311.

张晓利: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理。

关键: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理、恒虚警目标检测、侦察图像处理等。

何友: 男, 1956 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达自适应检测方法、多传感器信息融合、多目标跟踪等。