

无参考数据的分布目标知识辅助检测

邹 鲲^{*①②} 廖桂生^① 李 军^① 李 伟^② 李天星^③

^①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

^②(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

^③(国家知识产权局专利审查协作中心 北京 100190)

摘 要: 该文利用待检测单元杂波协方差矩阵的先验信息, 基于贝叶斯方法, 研究无参考数据条件下的分布目标的知识辅助检测问题。首先针对非均匀场景, 假定各个距离单元杂波协方差矩阵依概率 1 不相等, 给出了广义似然比检验和最大后验-广义似然比检验两种检测器。然后针对均匀杂波场景, 给出了单步和双步广义似然比检验两种检测器。进一步利用计算机仿真分析了先验模型失配条件下的检测器性能。分析结果表明, 先验模型参数 u 较小时, 检测器性能与先验模型匹配程度密切相关。当 u 趋于无穷大时, 该文给出的几种检测算法性能趋于相同。

关键词: 分布目标检测; 知识辅助; 无参考数据; 贝叶斯方法

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)10-2487-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01149

Knowledge-aided Detection of Distributed Targets without Secondary Data

Zou Kun^{①②} Liao Gui-sheng^① Li Jun^① Li Wei^② Li Tian-xing^③

^①(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^③(Patent Examination Cooperation Center of the Patent Office, SIPO, Beijing 100190, China)

Abstract: With prior information of clutter covariance matrix of cells under test, knowledge aided detection methods for distributed targets without secondary data are researched based on Bayesian approach. First, for the heterogeneous clutter environment that the clutter covariance matrix of each cell is not the same with probability one, the Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT) and Maximum-A-Posterior (MAP) GLRT are proposed. Then, for the homogeneous clutter environment that the clutter covariance matrix of each cell is the same, the one step GLRT and two-step GLRT are proposed. Furthermore, the detection performance under the prior model mismatched condition is analyzed using computer simulation. The results show that, when the parameter u of prior information model is small, the detection performance of detectors is related to matching degree of prior information. And when the parameter u trends to infinity, all the detectors proposed in this paper have similar performance.

Key words: Distributed targets detection; Knowledge aided; Without secondary data; Bayesian approach

1 引言

雷达目标的检测一直是雷达信号处理领域的关键问题之一。随着雷达分辨率的提高, 待检测目标的尺寸可能超过一个分辨单元, 从而导致目标回波分布在多个距离单元中, 这样就构成了分布目标。对于低分辨率雷达, 如果探测多个具有相同的多普勒频率和方位的目标, 也需要考虑分布目标模型。近些年来针对分布目标的检测成为较为关注的问

题^[1]。Gerlach 等人^[2]给出了分布目标检测方法, 但这种方法并不是恒虚警检测, Conte 等人^[3]给出的分布目标检测方法是恒虚警检测, 其检测性能比 Gerlach 给出方法性能略差。He 等人^[4]给出了非高斯杂波下的分布目标的恒虚警检测。

为了估计待检测单元杂波统计特性, 需要一定数量的参考数据。参考数据的选取通常来自待检测单元附近的距离单元。要获得与待检测单元杂波统计特性一致的参考数据通常较为困难, 因此无参考数据的目标检测方法获得了较多的关注。Bandiera 等人^[5]给出了无参考数据的、针对稀疏分布目标的 CFAR 检测, Jian 等人^[6]针对稀疏分布目标, 给出了非高斯杂波下的、无参考数据的 CFAR 检测。然

2012-09-06 收到, 2013-06-05 改回

中国博士后科学基金(2012M521744), 国家自然科学基金(61271292)和陕西省自然科学基金(2011JQ8040)资助课题

*通信作者: 邹鲲 wyxzk@163.com

而目标的稀疏性通常是未知的,很难在检测前确定。文献[7]给出了利用先验信息,无参考数据的分布目标知识辅助检测方法,研究表明,利用杂波协方差矩阵的某些先验信息,可以不使用参考数据达到相同的检测性能。由此可见参考数据和杂波协方差矩阵的先验信息都可以用于待检测单元杂波协方差矩阵的估计。而本文主要讨论利用先验信息,而不使用参考数据实现分布目标的知识辅助检测。

检测器的构造都需要一定的先验信息,如杂波的统计分布。而知识辅助的检测器^[8]是在一般检测器的基础上,利用其它额外的先验信息,从而进一步提高检测性能^[9]。先验信息来自雷达探测环境的历史记忆,其可以来自雷达自身对环境的感知,也可以来自其它传感器对探测环境的探测结果的分析。在贝叶斯理论分析框架下,采用先验分布描述这些先验信息。先验分布的选择一方面要求不至于产生复杂的检测器结构,另一方面要求能够与实际杂波统计特性较为吻合。共轭先验分布作为一种先验分布模型,可以简化检测器结构设计,因而获得了广泛的重视。文献[10]假定参考数据的杂波协方差矩阵满足逆的复 Wishart(Inverse Complex Wishart, ICW)分布,ICW 分布参数的选择与先验信息掌握情况有关。文献[11]则把所有的先验信息模型的参数采用无信息先验分布描述,从而提高了杂波协方差矩阵估计估计的稳健性。文献[12,13]将上述方法扩展到非高斯杂波环境中,利用杂波纹理分量和杂波协方差矩阵的先验信息,提高非高斯、非均匀杂波环境下的信号检测能力。

针对分布目标,本文研究了两种类型杂波环境下无参考数据的知识辅助检测方法,均假定待检测杂波协方差矩阵为随机矩阵,满足某种先验分布。对于非均匀杂波环境,假定各个距离单元的杂波协方差矩阵依概率 1 不相等,这与实测杂波统计分析的结果是一致的^[14,15],因此具有更强的实际应用价值。论文首先在第 2 节讨论了非均匀场景下的两种广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)检测方法;在第 3 节讨论均匀场景下的两种 GLRT 检测方法;在第 4 节对上述检测方法进行了计算机仿真,分析了不同场景模型下的检测性能;最后给出了全文的结论。

2 非均匀场景的知识辅助检测

在雷达信号处理问题中,假定一个相干处理间隔内共有 N_p 个脉冲,雷达天线采用阵列天线,共有 N_e 个阵元,那么对第 k 个距离单元的回波进行接收处理后,其基带信号可以表示长度为 $N=N_p N_e$ 的复

矢量 \mathbf{z}_k 。考虑分布目标模型,即目标分布在 K 个距离单元。目标的导向矢量是时间导向矢量与空间导向矢量的 Kronecker 乘积,本文假定目标导向矢量与距离单元无关,即为 N 维矢量 \mathbf{v} 。分布目标的检测问题就是判定 K 个距离单元内是否存在幅度未知的有用信号,可以表示为

$$\left. \begin{aligned} H_0: \mathbf{z}_k &= \mathbf{n}_k, \quad k=1,2,\dots,K \\ H_1: \mathbf{z}_k &= b_k \mathbf{v} + \mathbf{n}_k, \quad k=1,2,\dots,K \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 b_k 表示第 k 个距离单元有用信号的幅度,对于雷达而言,该幅度通常是未知的。杂波矢量 \mathbf{n}_k 假定为零均值,协方差矩阵为 \mathbf{R}_k 的复高斯(Complex Gaussian, CG)分布 N 维矢量,即 $\mathbf{n}_k \sim \text{CG}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$,符号 \sim 表示满足某种分布。假定各个距离单元的杂波矢量是统计独立的。需要指出的是,该杂波场景模型中假定各个距离单元杂波协方差矩阵依概率 1 不相等,该结论也得到了实测数据分析的验证^[14,15],相对其它非均匀场景模型^[12,13]具有更强的实用价值。本文假定 \mathbf{R}_k 满足一定的先验分布,即对杂波协方差矩阵具有一定的先验信息。先验分布选择为共轭先验分布^[10],这样更容易数学推导,即 $\mathbf{R}_k \sim \text{CW}^{-1}((u-N)\mathbf{R}, u)$:

$$f(\mathbf{R}_k) = \frac{|(u-N)\mathbf{R}|^u}{p(u, N) \|\mathbf{R}_k\|^{u+N}} \cdot \text{etr}(- (u-N)\mathbf{R}_k^{-1}\mathbf{R}), \quad u > N+1 \quad (2)$$

其中 $\text{CW}^{-1}(\mathbf{A}, u)$ 表示参数为 \mathbf{A} 和 u 的 ICW 分布^[7],该分布是协方差矩阵的共轭先验分布。 $\text{etr}(\mathbf{A}) = \exp(\text{trace}(\mathbf{A}))$, $\text{trace}(\mathbf{A})$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的迹。函数 $p(u, N)$ 是多元伽马函数:

$$p(u, N) = \pi^{N(N-1)/2} \prod_{l=1}^N \Gamma(u-N+l) \quad (3)$$

利用 ICW 分布的相关理论^[7,10]可知, $E[\mathbf{R}_k] = \mathbf{R}$, 其中 $E(\cdot)$ 表示期望。参数 u 越大, $E[(\mathbf{R}_k - \mathbf{R})^2]$ 越小。这说明采用非均匀模型式(2),各个距离单元的杂波协方差矩阵散布在 \mathbf{R} 附近,聚集的程度与参数 u 有关, u 越大,则各个距离单元的协方差矩阵越集中于 \mathbf{R} 附近,此时场景更趋于均匀非随机场景。需要指出的是,为了保证非均匀模型式(2)有定义, $u > N+1$ 。因此参数 \mathbf{R} 描述了杂波场景的先验信息,而参数 u 描述了对先验信息的掌握程度, u 越大,所掌握的先验信息越多。

2.1 GLRT(检测器 A)

在雷达信号检测中,基于 Neyman-Pearson 准则的检测器需要检验问题中不存在未知量。而在检验问题式(1)中,各个距离单元有用信号幅度 b_k 是未知的,为此可以采用广义似然比检验,即用 b_k 的最

大似然估计替代似然比中的未知参数，即

$$\lambda_A = \frac{\prod_{k=1}^K \max_{b_k} f(\mathbf{z}_k; b_k)}{\prod_{k=1}^K f(\mathbf{z}_k; 0)} \quad (4)$$

根据前面的假设检验模型可知， $\mathbf{z}_k | \eta b_k, \mathbf{R}_k \sim CN(\eta b_k \mathbf{v}, \mathbf{R}_k)$ ，即

$$f(\mathbf{z}_k; \eta b_k, \mathbf{R}_k) = \frac{1}{\pi^N \|\mathbf{R}_k\|} \exp\left(-(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H \cdot \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})\right), \quad \eta = 1, 0 \quad (5)$$

结合式(2)和式(5)可以得到^[16]

$$f(\mathbf{z}_k; \eta b_k) = \int f(\mathbf{z}_k; \eta b_k, \mathbf{R}_k) f(\mathbf{R}_k) d\mathbf{R}_k \propto \left[1 + (u - N)^{-1} (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H \cdot \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})\right]^{-(1+u)} \quad (6)$$

其中符号 \propto 表示正比于，进一步可以得到

$$\max_{b_k} f(\mathbf{z}_k; b_k) \propto \left[1 + (u - N)^{-1} \cdot \left(\mathbf{z}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_k - \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}}\right)\right]^{-(1+u)} \quad (7)$$

利用式(6)，式(7)，对似然比式(4)进行简单处理得到

$$\lambda_A = \prod_{k=1}^K \frac{1}{1 - \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{[u - N + \mathbf{z}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_k] \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}}} \quad (8)$$

2.2 MAP-GLRT

在这一节，将待检测单元杂波协方差矩阵的最大后验概率(Maximum-A-Posterior, MAP)估计代入到似然比中，可以得到 MAP-GLRT。利用前面的数学模型，可以得到

$$f(\mathbf{z}_k, \mathbf{R}_k; \eta b_k) = f(\mathbf{z}_k; \eta b_k, \mathbf{R}_k) f(\mathbf{R}_k) \propto \frac{1}{\|\mathbf{R}_k\|^{1+u+N}} \text{etr}\left(-\mathbf{R}_k^{-1} \left[(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right]\right), \quad \eta = 1, 0 \quad (9)$$

如果定义：

$$J(\mathbf{R}_k) = \frac{1}{\|\mathbf{R}_k\|^{1+u+N}} \cdot \text{etr}\left(-\mathbf{R}_k^{-1} \left[(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right]\right) \quad (10)$$

取对数：

$$\ln J(\mathbf{R}_k) = -(1 + u + N) \ln \|\mathbf{R}_k\| - \text{tr}\left(\mathbf{R}_k^{-1} \left[(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right]\right) \quad (11)$$

对 \mathbf{R}_k 取导数，并令导数为零。

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{R}_k} \ln J(\mathbf{R}_k) = -(1 + u + N) \mathbf{R}_k^{-1} + \mathbf{R}_k^{-1} \left[(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right] \mathbf{R}_k^{-1} = 0 \quad (12)$$

由此可以得到 \mathbf{R}_k 的 MAP 估计：

$$\widehat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{1 + u + N} \left[(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right] \quad (13)$$

代入到式(9)可以得到

$$f(\mathbf{z}_k, \widehat{\mathbf{R}}_k; b_k) \propto \left\|(\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v}) (\mathbf{z}_k - \eta b_k \mathbf{v})^H + (u - N) \mathbf{R}\right\|^{-(1+u+N)} \quad (14)$$

结合式(7)及其相应的推导过程可以发现，MAP-GLRT 与 GLRT 具有相同的检测结构。

3 均匀场景的知识辅助检测

对于均匀场景，假定各个距离单元杂波协方差矩阵是相同的，即 $\mathbf{n}_k \sim CG(\mathbf{0}, \mathbf{R}_0)$ ，且 $\mathbf{R}_0 \sim CW^{-1}((u - N)\mathbf{R}, u)$ ，若 u 趋于无穷大时， $\mathbf{R}_0 = \mathbf{R}$ ，即该场景模型退化为均匀非随机场景。由此可见，本文给出的非均匀杂波场景和均匀杂波场景，在 u 趋于无穷大时，都等价于均匀非随机场景。对于均匀场景模型，本文考虑两种检测策略，即单步广义似然比检验(1S-GLRT)和双步广义似然比检验(2S-GLRT)。

3.1 1S-GLRT(检测器 B)

单步广义似然比检验是将待检测数据全部用于似然比检验，定义如下：

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_0 &= [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K] \\ \mathbf{Z}_1 &= [\mathbf{z}_1 - b_1 \mathbf{v}, \mathbf{z}_2 - b_2 \mathbf{v}, \dots, \mathbf{z}_K - b_K \mathbf{v}] \\ \mathbf{b} &= [b_1, b_2, \dots, b_K]^T \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

可以得到似然比为

$$\lambda_B = \frac{\max_b \int f(\mathbf{Z}_1; \mathbf{R}_0) f(\mathbf{R}_0) d\mathbf{R}_0}{\int f(\mathbf{Z}_0; \mathbf{R}_0) f(\mathbf{R}_0) d\mathbf{R}_0} \quad (16)$$

其中

$$f(\mathbf{Z}_\eta; \mathbf{R}_0) \propto \frac{1}{\pi^{NK} \|\mathbf{R}_0\|^K} \text{etr}\left(-\mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{Z}_\eta \mathbf{Z}_\eta^H\right), \quad \eta=1, 0 \quad (17)$$

利用式(2)，可以得到

$$\int f(\mathbf{Z}_\eta; \mathbf{R}_0) f(\mathbf{R}_0) d\mathbf{R}_0 \propto \frac{1}{\|\mathbf{Z}_\eta \mathbf{Z}_\eta^H + (u-N)\mathbf{R}\|^{K+u}} \quad (18)$$

由此可以得到似然比为

$$\lambda_B = \frac{\max_b \|\mathbf{Z}_1 \mathbf{Z}_1^H + (u-N)\mathbf{R}\|^{-(K+u)}}{\|\mathbf{Z}_0 \mathbf{Z}_0^H + (u-N)\mathbf{R}\|^{-(K+u)}} \quad (19)$$

利用矩阵理论可知^[6]:

$$\|\mathbf{Z}_\eta \mathbf{Z}_\eta^H + (u-N)\mathbf{R}\| \propto \|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \mathbf{Z}_\eta^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_\eta\| \quad (20)$$

似然比可以表示为

$$\lambda_B = \frac{\max_b \|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \mathbf{Z}_1^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_1\|^{-(K+u)}}{\|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \mathbf{Z}_0^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0\|^{-(K+u)}} \quad (21)$$

修改对应的检测门限, 可以得到

$$\lambda_B = \frac{\|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \mathbf{Z}_0^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0\|}{\|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \min_b \mathbf{Z}_1^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_1\|} \quad (22)$$

利用式(23)^[6]:

$$\min_b \mathbf{Z}_1^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_1 = \left(\mathbf{Z}_0 - \frac{\mathbf{v} \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right)^H \cdot \mathbf{R}^{-1} \left(\mathbf{Z}_0 - \frac{\mathbf{v} \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right) \quad (23)$$

最终可以得到似然比结构为

$$\lambda_B = \frac{\|\mathbf{I} + (u-N)^{-1} \mathbf{Z}_0^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0\|}{\left\| \mathbf{I} + (u-N)^{-1} \cdot \left(\mathbf{Z}_0 - \frac{\mathbf{v} \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right)^H \mathbf{R}^{-1} \left(\mathbf{Z}_0 - \frac{\mathbf{v} \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}_0}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right) \right\|} \quad (24)$$

3.2 2S-GLRT(检测器 C)

两步广义似然比检验, 则是在构造似然比时, 首先假定杂波协方差矩阵是已知的, 获得似然比结构后, 再将杂波协方差矩阵的估计值代入。依据本文给出的假设检验模型, 杂波协方差估计值为先验均值 \mathbf{R} 。似然比结构为

$$\lambda_C = \frac{\max_b f(\mathbf{Z}_1; \mathbf{R}_0)}{f(\mathbf{Z}_0; \mathbf{R}_0)} \quad (25)$$

利用式[17]容易得到

$$\lambda_C = \sum_{k=1}^K \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \quad (26)$$

需要指出的是, 对于均匀非随机杂波场景, 即各个距离单元的杂波协方差矩阵均为 \mathbf{R} , 且已知, 那么 GLRT 也是检测器 C。

4 计算机仿真

本文针对非均匀杂波场景和均匀杂波场景, 共给出了 3 种不同的检测器结构, 见式(8), 式(24), 式(26)。仿真参数中, 设定 $N=8$, $K=8$, 虚警率设定为 10^{-3} , 矩阵 $\mathbf{R}_{ij} = r^{|i-j|}$, 其中 $r=0.3$ 。图 1 给出了检测器检测性能随参数 u 的变化关系, 假定目标的信杂比(Signal Clutter Ratio, SCR)为 5 dB。可以看出, 随着参数 u 的增大, 3 种检测器的检测性能趋于相同。这是因为本文给出的杂波场景模型在 u 趋于无穷大时是等价的。对于非均匀场景模型, 当参数 u 为无穷大时, 各个距离单元的杂波协方差矩阵相同, 且等于 \mathbf{R} 的非随机矩阵。对于均匀场景模型, 当参数 u 为无穷大时, 杂波协方差矩阵也是非随机矩阵 \mathbf{R} 。对于检测器 A 而言, 其在非均匀杂波环境中检测性能优于其它检测器, 如图 1 (b)所示。对于检测器 B 而言, 如图 1 (a)所示, 其在均匀杂波环境中的检测性能最好。这两种检测器随着 u 的增大, 模型逐渐趋于杂波协方差矩阵非随机场景, 模型的失配带来了检测性能的下降。而对于检测器 C 而言, 随着 u 的增大, 检测性能逐渐增强。这是因为检测器 C 所假定的场景模型就是杂波协方差矩阵非随机场景, 因此随着 u 的增大, 场景模型匹配程度增强, 检测性能也就越好。由此可见, 杂波场景模型的匹配程度对检测器性能的影响较为重要, 当检测器所假定的场景模型与当前场景模型匹配程度较高时, 可以获得较好的检测性能。

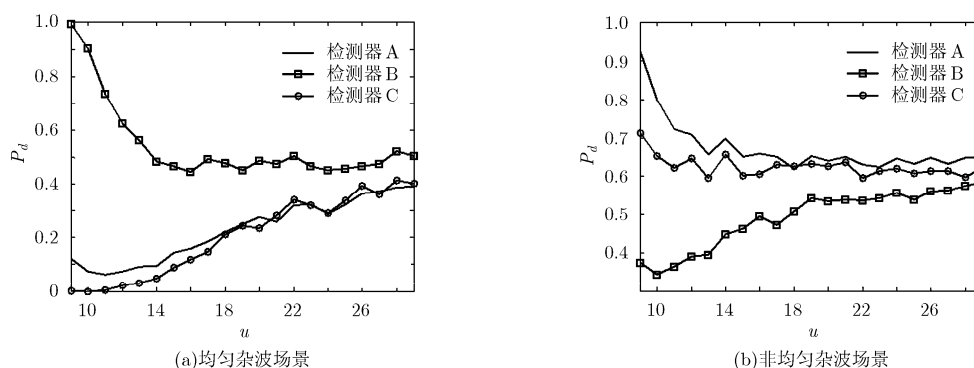


图 1 SCR=5 dB 的检测概率与参数 u 的关系

模型参数是否匹配也会对检测性能产生影响。检测器 A 和检测器 B 都含有先验模型参数 u ，知识辅助检测器依赖于此参数才能进行检测。然而在实际条件下，检测器所包含的参数 u 可能与实际杂波场景模型参数不匹配，这种不匹配也会导致检测性能的变化。假定杂波模型参数 $u=20$ ，本文分析检测器中先验模型参数选择与检测性能之间的关系。首先分析均匀杂波模型中先验模型参数与检测性能的关系，如图 2 所示。首先可以看出检测器 C 不包含先验模型参数，其检测性能不受参数 u 的影响。而检测器 A 和检测器 B 随着参数 u 相对误差的增加，虚警率和检测概率同时增大或减小，即检测性能下降。但检测器 B 的检测概率始终高于检测器 A，且当参数 u 高估时，检测器 B 的虚警率低于检测器 A。

再分析均匀杂波模型中先验模型参数与检测性能的关系，如图 3 所示。同样，检测器 A 和检测器 B 随着参数 u 相对误差的增加，虚警率和检测概率同时增大或减小，即检测性能下降。但检测器 A 的检测概率始终高于检测器 B，检测器 A 的虚警率始终低于检测器 B。

由此可见，当先验模型参数出现失配的情况，知识辅助检测器的检测性能会变差(虚警率增加或检测概率降低)，其中参数 u 的高估(先验模型参数大于杂波模型参数)会导致检测概率和虚警率的偏低，反之，参数 u 的低估(先验模型参数小于杂波模型参数)会导致检测概率和虚警率的偏高。

5 结论

本文研究了无需参考数据的分布目标知识辅助检测方法，先验信息采用杂波协方差矩阵的先验分布描述。分别给出了非均匀杂波场景和均匀杂波场景的检测算法，其中非均匀杂波场景假定各个距离单元杂波协方差矩阵依概率 1 不相等。利用计算机仿真分析了先验信息模型参数及其误差对检测性能的影响。分析结果表明，先验模型参数 u 较小时，检测器性能与先验模型匹配程度密切相关。当 u 趋于无穷大时，本文给出的几种检测算法性能趋于相同。对于检测器 A 和检测器 B，受到先验模型参数 u 的误差的影响，检测性能均会变差，其表现为检测概率和虚警率的同时增大或减小。

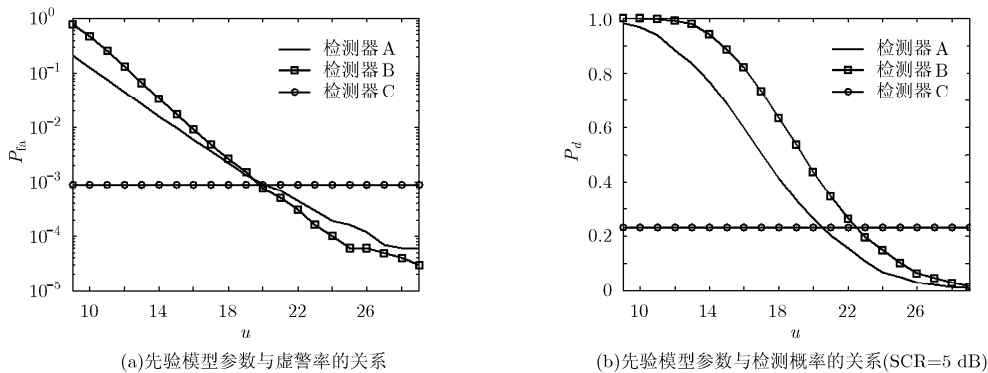


图 2 均匀杂波模型($u=20$)中先验模型参数 u 与检测性能的关系

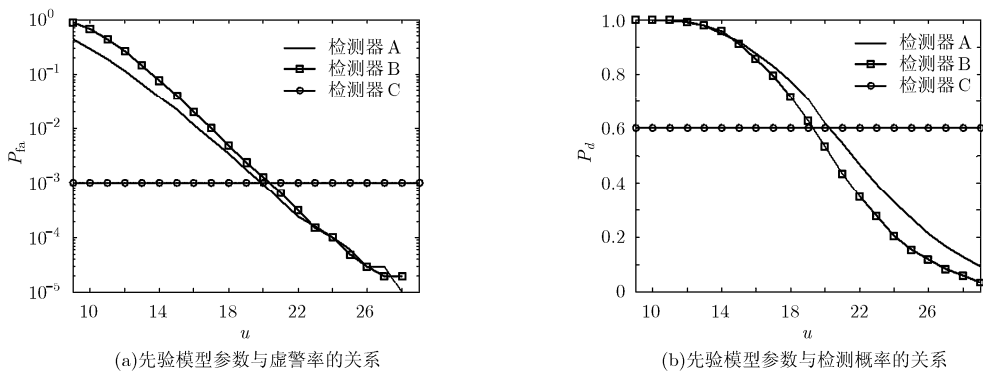


图 3 非均匀杂波模型中先验模型参数与检测性能的关系

参 考 文 献

- [1] 简涛, 何友, 苏峰, 等. 高距离分辨率雷达目标检测研究现状与进展[J]. 宇航学报, 2010, 31(12): 2623-2628.
Jian Tao, He You, Su Feng, *et al.* Overview of high range resolution radar target detection[J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(12): 2623-2628.
- [2] Gerlach K and Steiner M J. Adaptive detection of range distributed targets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(7): 1844-1851.
- [3] Conte E, Maio A D, and Ricci G. GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(7): 1336-1348.
- [4] He You, Jian Tao, Su Feng, *et al.* Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1312-1328.
- [5] Bandiera F, Orlando D, and Ricci G. CFAR detection of extended and multiple point-like targets without assignment of secondary data[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2006, 13(4): 240-243.
- [6] Jian Tao, He You, Su Feng, *et al.* Adaptive detection of sparsely distributed target in non-Gaussian clutter radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5(7): 780-787.
- [7] Bandiera F, Besson O, and Ricci G. Adaptive detection of distributed targets in compound-Gaussian noise without secondary data: a Bayesian approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(12): 5698-5708.
- [8] Gini F and Rangaswamy M. Knowledge-based Radar Detection, Tracking, and Classification[M]. New York: John Wiley & Sons, 2008, Chapter 6.
- [9] Wu Y, Tang J, and Peng Y. On the essence of knowledge aided clutter covariance estimate and its convergence[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(1): 569-585.
- [10] Besson O, Tournet J Y, and Bidon S. Knowledge-aided Bayesian detection in heterogeneous environments[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, 14(5): 355-358.
- [11] Bidon S, Besson O, and Tournet J Y. Knowledge-aided STAP in heterogeneous clutter using a hierarchical Bayesian algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1863-1879.
- [12] 谢洪森, 邹鲲. 一种非均匀场景复合高斯杂波下的自适应检测器[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2433-2437.
Xie Hong-sen and Zou Kun. An adaptive detector in compound Gaussian clutter of nonhomogenous environments[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2011, 33(10): 2433-2437.
- [13] 谢洪森, 邹鲲, 杨春英, 等. 非均匀非高斯杂波的协方差矩阵估计[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 919-925.
Xie Hong-sen, Zou Kun, Yang Chun-ying, *et al.* Covariance cmatrix estimation of the nonhomogeneous and non-Gaussian Clutter[J]. *Signal Processing*, 2011, 27(6): 919-925.
- [14] Moya J C, Menoyo J G, and Lopze A A. Small target detection in high resolution heterogeneous sea clutter: an empirical analysis[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1880-1888.
- [15] Moya J C and Maio A D. Experimental performance analysis of distributed targets coherent radar detector[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2216-2238.
- [16] Bidon S, Besson O, and Tournet J Y. A Bayesian approach to adaptive detection in nonhomogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(1): 205-217.
- 邹 鲲: 男, 1976 年生, 讲师, 从事雷达信号处理、统计信号检测及其在雷达、导航方面的应用研究.
- 廖桂生: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为空时自适应处理、天基预警和阵列信号处理等.
- 李 军: 男, 1972 年生, 副教授, 研究方向为信号处理技术在无线通信中的应用.