

## 基于海杂波先验知识的雷达目标自适应Rao检测

薛健\*<sup>①</sup> 朱圆玲<sup>①</sup> 潘美艳<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710121)

<sup>②</sup>(西安电子工程研究所 西安 710100)

**摘要:** 针对非高斯非均匀海杂波背景下雷达海面目标检测性能改善的问题, 该文基于海杂波的先验知识提出了一种自适应Rao雷达目标检测方法。首先将海杂波的纹理分量和散斑协方差矩阵分别建模为逆高斯随机变量和逆复Wishart分布的随机矩阵, 然后基于Rao检验和未知参数估计, 设计了一种匹配海杂波特性的雷达目标自适应Rao检测方法。通过理论推导和实验验证了所提检测方法对杂波平均功率和协方差均值矩阵具有恒虚警特性。仿真数据和实测数据实验结果表明, 在非高斯非均匀环境下所提检测方法优于已有检测方法, 并且具有良好的鲁棒性。

**关键词:** 雷达目标; 自适应Rao检测; 海杂波; 先验知识

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2023)11-3839-09

DOI: 10.11999/JEIT221216

## Adaptive Rao Detection of Radar Targets Based on the Priors-Knowledge of Sea Clutter

XUE Jian<sup>①</sup> ZHU Yuanling<sup>①</sup> PAN Meiyan<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

<sup>②</sup>(Xi'an Electronic Engineering Research Institute, Xi'an 710100, China)

**Abstract:** An adaptive Rao detection method for radar targets is proposed based on the priori knowledge of sea clutter to improve the radar's target detection performance in non-Gaussian and nonhomogeneous sea clutter. First, the texture component and the speckle covariance matrix of sea clutter are modeled as an inverse Gaussian random variable and an inverse complex Wishart random matrix, respectively. Then, an adaptive Rao detection method for radar targets, with quite similar characteristics as sea clutter, is designed based on the Rao test and unknown parameter estimation. The detection method is verified by theoretical derivation and experiments in demonstrating constant false alarm characteristics for the mean power and covariance mean matrix of sea clutter. The experimental results of the simulated and experimental data reveal that the proposed detection method outperforms existing detection methods in non-Gaussian and nonhomogeneous sea clutter environments with good robustness.

**Key words:** Radar targets; Adaptive Rao detection; Sea clutter; Priors knowledge

### 1 引言

海面目标检测一直是雷达对海探测领域研究的热点<sup>[1]</sup>。非高斯非均匀海杂波的存在严重制约了雷达对海探测性能, 具体表现在: (1)高分辨雷达海杂波通常具有显著的非高斯特性, 此时传统基于高

斯模型的雷达目标自适应检测算法会出现严重的性能受损<sup>[2]</sup>; (2)杂波环境的非均匀性会导致用于估计杂波协方差矩阵的参考单元数据受限, 进而影响自适应检测算法的检测性能<sup>[3]</sup>。从基于统计模型的自适应检测角度出发, 解决前述问题的有效途径是海杂波统计特性的精确建模和匹配统计模型的自适应检测方法设计。

高斯模型适合描述幅度/功率均匀起伏的海杂波, 高斯杂波环境下的自适应相干检测器有广义似然比检验检测器(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)<sup>[4]</sup>和自适应匹配滤波器<sup>[5]</sup>。非高斯海杂波可以使用复合高斯模型<sup>[6]</sup>描述, 其将海杂波建

收稿日期: 2022-09-19; 改回日期: 2022-10-30; 网络出版: 2022-11-03

\*通信作者: 薛健 [jxue@xupt.edu.cn](mailto:jxue@xupt.edu.cn)

基金项目: 国家自然科学基金(62201455), 陕西省教育厅科研计划(22JK0566)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(62201455), The Scientific Research Program Funded by Shaanxi Provincial Education Department(22JK0566)

模为高斯散斑分量和随机纹理分量。伽马分布纹理下的复合高斯模型是最早提出的K分布模型<sup>[7]</sup>。逆伽马纹理对应的复合高斯模型是广义Pareto分布模型。近些年,有学者通过逆高斯分布描述非高斯海杂波的纹理,得到了逆高斯纹理复合高斯分布模型(Compound-Gaussian Distribution with Inverse Gaussian Texture, CG-IG分布)<sup>[8]</sup>。海杂波分布模型参数可以根据相应的估计方法和海杂波数据进行估计<sup>[9-11]</sup>。

雷达目标自适应相干检测器工作在具有相关性的杂波背景时需要利用参考单元数据估计杂波的协方差矩阵或者协方差矩阵结构。然而杂波背景的非均匀变化会导致可用的参考单元数量减小,进而影响检测器的检测性能。为了解决参考单元受限时检测器性能下降的问题,杂波协方差矩阵的先验知识被用于设计自适应相干检测算法。文献<sup>[12]</sup>通过将杂波散斑协方差矩阵建模为逆复Wishart分布,提出了广义Pareto杂波背景下的多输入多输出雷达目标贝叶斯检测算法。韩金旺等人<sup>[13]</sup>研究了基于协方差矩阵先验分布的集中式多输入多输出雷达目标检测算法。文献<sup>[14]</sup>研究了CG-IG海杂波背景下基于杂波先验知识的雷达目标检测算法,所提算法在参考单元数量不足的情况下具有检测性能优势。

在一些实测雷达海杂波数据集上的统计模型研究表明,CG-IG分布模型对海杂波的描述能力优于K分布和广义Pareto分布<sup>[8,15]</sup>。CG-IG海杂波背景下的传统自适应相干检测算法在非均匀环境下检测性能损失严重。文献<sup>[14]</sup>基于GLRT的检测器可以改善非均匀CG-IG海杂波背景下的目标检测性能,但是其计算复杂度较高。除了GLRT之外,在雷达目标检测方法设计中通常也采用Rao检验<sup>[16]</sup>,该检验具有次优性,并且其计算复杂度低于GLRT。因此,为了改善非均匀CG-IG海杂波背景下雷达目标检测性能,本文将杂波散斑协方差矩阵建模为服从逆复Wishart分布的随机矩阵,然后基于Rao检验和未知参数估计,设计了一种利用海杂波先验知识的自适应相干检测器。最后通过仿真和实测数据评估了检测性能和恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)特性。

## 2 检测问题描述及信号模型介绍

假设雷达发射和接收 $N$ 个相参脉冲,待检测单元回波表示为 $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$ , $(\cdot)^T$ 表示转置操作。雷达回波数据具有包含目标和未包含目标两种情况,所以海杂波背景下的雷达目标检测问题可以使用如下的二元假设检验描述<sup>[17]</sup>:

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

其中, $H_0$ 假设表示待检测单元只包含海杂波, $H_1$ 假设表示待检测单元包含海杂波和目标回波, $\mathbf{c}$ 表示待检测单元海杂波向量, $\mathbf{s}$ 表示待检测单元目标回波向量, $\mathbf{z}_k$ 表示参考单元第 $k$ 个距离单元的回波, $\mathbf{c}_k$ 表示参考单元第 $k$ 个距离单元的海杂波。

在一个雷达相干处理间隔内,目标信号 $\mathbf{s}$ 被建模为 $\mathbf{s} = \alpha \mathbf{p}$ ,其中, $\alpha$ 表示目标复幅度, $\mathbf{p}$ 表示 $N$ 维目标导向矢量,其元素为 $\mathbf{p} = [1, e^{j2\pi f_d}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_d}]^T$ , $f_d$ 表示目标的归一化多普勒频率。海杂波向量 $\mathbf{c}$ 被建模为球不变随机向量,如式(2)所示

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{u} \quad (2)$$

其中, $\tau$ 表示纹理分量, $\mathbf{u}$ 表示散斑分量,其协方差矩阵可以计算为 $\mathbf{R} = E(\mathbf{u}\mathbf{u}^H)$ , $(\cdot)^H$ 表示共轭转置操作。假设海杂波的纹理分量 $\tau$ 和散斑分量 $\mathbf{u}$ 互相独立,在纹理分量 $\tau$ 给定的条件下海杂波向量 $\mathbf{c}$ 的条件协方差矩阵为 $\mathbf{M} = E(\mathbf{c}\mathbf{c}^H | \tau) = \tau \mathbf{R}$ 。

从式(2)可知,海杂波的非高斯性由纹理分量 $\tau$ 控制。海杂波纹理分量先验分布的确定通常依赖于对实测雷达海杂波数据的统计建模分析。不同的纹理分布对应于不同非高斯特性的海杂波数据。文献<sup>[8]</sup>通过对实测雷达海杂波数据的研究发现,在一些情况下CG-IG分布模型在建模非高斯海杂波方面具有优势。因此本文将逆高斯分布作为海杂波纹理分量 $\tau$ 的先验分布,其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)<sup>[18]</sup>为

$$f(\tau; \lambda, \mu) = \sqrt{\frac{\mu\lambda}{2\pi}} \tau^{-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda(\tau - \mu)^2}{2\mu\tau}\right) \quad (3)$$

其中, $\lambda$ 表示形状参数, $\mu$ 表示尺度参数。

海杂波散斑分量是一个复高斯向量,所以根据Jeffreys先验<sup>[19]</sup>可知,复Wishart分布是其协方差矩阵逆的先验分布。根据复Wishart分布的统计特性<sup>[20]</sup>可以得到,散斑协方差矩阵可以看作服从逆复Wishart分布的随机矩阵。因此,为了减少对参考单元数据的需求,本文利用逆复Wishart分布建模海杂波散斑协方差矩阵 $\mathbf{R}$ ,PDF为<sup>[21]</sup>

$$f(\mathbf{R}) = \frac{|\mathbf{R}|^{-(v+N)} |v\boldsymbol{\Sigma}|^v \text{etr}\{-v\mathbf{R}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}\}}{\pi^{N(N-1)/2} \prod_{i=1}^N \Gamma(v-i+1)} \quad (4)$$

其中, $\text{etr}\{\cdot\}$ 表示矩阵迹的指数, $\boldsymbol{\Sigma}$ 表示均值矩阵, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数, $v$ 表示自由度。逆复Wishart分布为散斑协方差矩阵的共轭先验分布,可以从物理上表示海杂波环境的非均匀性,也易于数学推导处理。

### 3 基于海杂波先验知识的自适应Rao检测方法

#### 3.1 基于Rao检验的自适应贝叶斯检测器

首先定义一个未知参数列向量为  $\boldsymbol{\theta} = [\alpha_{\text{Re}}, \alpha_{\text{Im}}]^T$ , 其中  $\alpha_{\text{Re}}$  表示目标幅度的实部,  $\alpha_{\text{Im}}$  表示目标幅度的虚部。在假设  $\tau$  和  $\mathbf{R}$  已知的情况下, Rao 检验可以表示为

$$J^{-1}(\boldsymbol{\theta}_0) \frac{\partial \ln f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_0} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrless}} \zeta_{\text{RAO}} \quad (5)$$

其中,  $\boldsymbol{\theta}_0$  表示  $\boldsymbol{\theta}$  在  $H_0$  假设下的值,  $J(\boldsymbol{\theta})$  表示一个  $2 \times 2$  维的费舍尔信息矩阵, 其元素为  $[J(\boldsymbol{\theta})]_{m,n} = -E \left[ \frac{\partial \ln f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{M}, \tau; H_1)}{\partial \boldsymbol{\theta}(m) \partial \boldsymbol{\theta}(m)} \right]$ ,  $1 \leq m, n \leq 2$ ,  $\zeta_{\text{RAO}}$  是和虚警概率 (Probability of False Alarm, PFA) 有关的检测门限,  $f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)$  表示待检测单元回波数据向量  $\mathbf{z}$  在  $H_1$  下的条件 PDF:

$$f(\mathbf{z} | \alpha, \mathbf{R}, \tau; H_1) = (\pi\tau)^{-N} |\mathbf{R}|^{-1} \cdot \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{z} - \alpha \mathbf{p})^H \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \alpha \mathbf{p})}{\tau} \right\} \quad (6)$$

接着计算式(6)中关于未知参数  $\alpha_{\text{Re}}$  和  $\alpha_{\text{Im}}$  的导数, 结果如下所示:

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)}{\partial \alpha_{\text{Re}}} = 2 \text{Re} \left\{ \tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \alpha \mathbf{p}) \right\} \quad (7)$$

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)}{\partial \alpha_{\text{Im}}} = 2 \text{Im} \left\{ \tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \alpha \mathbf{p}) \right\} \quad (8)$$

其中,  $\text{Re}$  和  $\text{Im}$  分别表示取实部和虚部操作。在  $H_0$  假设下不存在目标, 所以  $\boldsymbol{\theta}_0 = 0$ 。此时, 得到式(7)中  $f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)$  关于  $\boldsymbol{\theta}$  的导数为

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}, \mathbf{R}, \tau; H_1)}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_0} = 2 \left[ \text{Re} \left\{ \tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \right\}, \text{Im} \left\{ \tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \right\} \right]^T \quad (9)$$

根据式(7)和式(8), 可以得到式(5)中费舍尔信息矩阵  $J(\boldsymbol{\theta})$  为

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} 2\tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} & 0 \\ 0 & 2\tau^{-1} \mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式(5)中, 当  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_0$  时, 费舍尔信息矩阵  $J(\boldsymbol{\theta}_0)$  的逆矩阵可以给出为

$$J^{-1}(\boldsymbol{\theta}_0) = \begin{bmatrix} \tau(2\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p})^{-1} & 0 \\ 0 & \tau(2\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p})^{-1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

将式(9)和式(11)代入式(5), 通过化简后可以得到非自适应的Rao检测器如式(12)

$$(\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p})^{-1} \tau^{-1} |\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}|^2 \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrless}} \zeta'_{\text{RAO}} \quad (12)$$

式(12)中, Rao检测器是在假设海杂波的  $\tau$  和  $\mathbf{R}$  已知情况下设计的非自适应检测方法。实际中,  $\tau$  和  $\mathbf{R}$  往往是未知的, 需要通过待检测单元数据和参考单元数据估计。在  $H_0$  假设下, 目标幅度为  $\alpha = 0$ 。因此, 根据式(3)和式(6), 待检测单元的纹理分量的最大后验分布为

$$f(\tau | \mathbf{R}, \mathbf{z}; H_0) \propto \tau^{-(3/2+N)} \cdot \exp \left\{ -\left[ \frac{\lambda\tau}{2\mu} + \frac{\mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}}{\tau} \right] \right\} \quad (13)$$

令式(13)关于  $\tau$  的导数为0, 可以得到纹理分量  $\tau$  的最大后验估计结果为

$$\hat{\tau}_0 = \frac{\mu}{\lambda} \left[ -(N+3/2) + \sqrt{(N+3/2)^2 + \frac{2\lambda}{\mu} \mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}} \right] \quad (14)$$

接下来采用文献[14]中的散斑协方差矩阵最大后验估计, 其表达式为

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{v}{v+N+K} \boldsymbol{\Sigma} + \frac{1}{v+N+K} \times \sum_{k=1}^K \left\{ \left[ \frac{N+3/2}{\hat{\tau}_k} + \frac{\lambda}{2\mu} - \frac{\mathbf{z}_k^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}_k}{\hat{\tau}_k^2} \right] \times \left[ \left( N + \frac{3}{2} \right)^2 + \frac{2\lambda}{\mu} \left( \frac{\mu\lambda}{2} + \mathbf{z}_k^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}_k \right) \right]^{-1/2} + \hat{\tau}_k^{-1} \right\} \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \quad (15)$$

其中,  $\hat{\tau}_k = \mu\lambda^{-1} \left[ -(N+3/2) + \sqrt{(N+3/2)^2 + 2\lambda\mu^{-1} \mathbf{z}_k^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}_k} \right]$ 。

将式(14)和式(15)代入式(12)中, 可以得到基于海杂波先验知识的自适应Rao检测器 (Knowledge-based Adaptive RAO detector, KA-RAO)

$$\hat{\tau}_0^{-1} (\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{p})^{-1} |\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}|^2 \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrless}} \zeta''_{\text{RAO}} \quad (16)$$

其中,  $\zeta''_{\text{RAO}}$  表示修正的检测门限。需要指出的是, 式(16)中KA-RAO的检验统计量不同于文献[14]中检测器GLRTD-TSPI的检验统计量。

#### 3.2 CFAR特性分析

本小节通过理论推导分析提出的KA-RAO检测器的CFAR特性。首先假设散斑协方差矩阵  $\mathbf{R}$  已知, KA-RAO的检验统计量可以重写为

$$\omega = |\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}|^2 \frac{\lambda}{\mu} \left[ -(N+3/2) + \sqrt{(N+3/2)^2 + \frac{2\lambda}{\mu} \mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}} \right]^{-1} (\mathbf{p}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p})^{-1} \quad (17)$$

在  $H_0$  假设下, 待检测单元的回波向量为  $\mathbf{z} = \mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{u}$ 。此时式(17)可以化简为

$$\omega = \frac{\frac{\tau\lambda}{\mu} |(\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p})^H (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{u})|^2}{\left[ -(N+3/2) + \sqrt{(N+3/2)^2 + 2\lambda\tau\mu^{-1} (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{u})^H (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{u})} \right] \left( (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p})^H (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p}) \right)} \quad (18)$$

利用Householder变换, 式(18)可以进一步化简为

$$\omega = \tilde{\tau} \lambda |\mathbf{g}^H \mathbf{n}|^2 \left[ -(N+3/2) + \sqrt{(N+3/2)^2 + 2\lambda\tilde{\tau} \mathbf{n}^H \mathbf{n}} \right]^{-1} \quad (19)$$

式(18)中,  $\mathbf{U}$  表示一个Householder矩阵, 其可以将非零列向量  $\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p}$  变换为  $\mathbf{U} \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p} = |\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p}| \mathbf{g} = |\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{p}| [1, 0, \dots, 0]^T$ ;  $\mathbf{n} = \mathbf{U} \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{u}$ , 其是均值为0, 协方差矩阵为单位阵的复高斯向量, 即  $\mathbf{n} \sim CN(0, \mathbf{I})$ ,  $\mathbf{I}$  表示  $N \times N$  的单位阵;  $\tilde{\tau} = \tau/\mu$ , 其PDF根据式(3)给出为

$$f(\tilde{\tau}) = \mu f_{\tau}(\tilde{\tau}\mu) = \sqrt{\lambda/2\pi\tilde{\tau}}^{-3/2} \cdot \exp\left(-(\tilde{\tau})^{-1} \lambda (\tilde{\tau} - 1)^2\right) \quad (20)$$

从式(19)和式(20)可以看出,  $H_0$  假设下KA-RAO检测器的检验统计量不依赖于尺度参数  $\mu$  和散斑协方差矩阵  $\mathbf{R}$ 。因此, 当散斑协方差矩阵已知

时, 提出的KA-RAO检测器对尺度参数(杂波平均功率)  $\mu$  和散斑协方差矩阵  $\mathbf{R}$  具有CFAR特性。

### 4 性能评估

本节通过蒙特卡罗仿真实验评估提出KA-RAO检测器的性能。KA-RAO的对比对象有GLRT-IG, ANMF [22], GLRT- $\bar{R}$ 和GLRTD-TSPI [23]。实验中计算检测门限时采用  $100/P_{fa}$  次独立重复实验, 虚警概率为  $P_{fa} = 10^{-4}$ ; 计算检测概率(Probability of Detection, PD)时采用10 000次独立重复实验, 信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)定义为  $SCR = |\alpha \mathbf{p}|^2 / \mu N$ 。参数设置为:  $N = 6, f_d = 0.3, \Sigma = \rho^{|a-b|}, 1 \leq a, b \leq N, \rho$  设置为0.95。

图1评估了不同形状参数下KA-RAO和传统检测器的检测性能曲线, 其中  $K = 16, \nu = 16, \mu = 1, \lambda = 0.1, 2, 5, 20$ 。从图1可以看到, 提出的KA-RAO

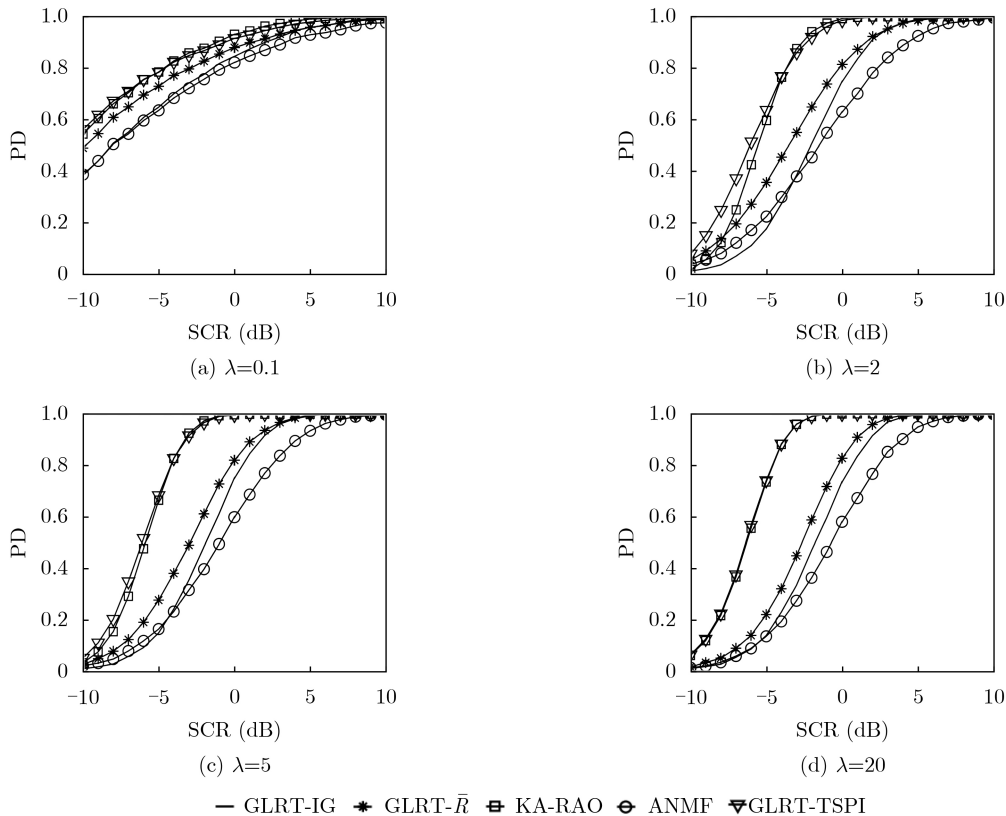


图1 不同形状参数下检测器性能对比图

检测器在不同形状参数下检测性能优于GLRT-IG, GLRT- $\bar{R}$ 和ANMF的检测性能。同时, 从有效检测区域( $PD \geq 0.8$ )来看, 在尖峰海杂波(小形状参数的情况)背景下, KA-RAO的检测概率略高于GLRTD-TSPI; 当海杂波趋于高斯时(大形状参数的情况), KA-RAO和GLRTD-TSPI的检测性能接近。提出的KA-RAO联合使用了海杂波纹理和散斑协方差矩阵的先验分布, 所以相比使用部分先验知识的传统检测器来说, 其具有性能优势。此外KA-RAO的计算复杂度比GLRTD-TSPI的计算复杂度低。

图2给出了不同参考单元数量下KA-RAO和传统检测器的检测概率曲线, 其中  $K = 8, 12, 18, 24$ ,  $\nu = 16$ ,  $\mu = 1$ ,  $\lambda = 5$ 。从图2可以看出, 不同参考单元数量下, 提出的KA-RAO检测器的检测概率高于GLRT-IG, GLRT- $\bar{R}$ 和ANMF的检测概率, 并且在有效检测区域KA-RAO和GLRTD-TSPI的性能接近。随着参考单元数量的增加, 检测器之间的性能差异逐渐减小。这是因为当参考单元数量增加时, 所有检测器从参考单元数据中获取的散斑协方差矩阵信息增加, 这种情况下先验知识的作用会减小。

图3研究了自由度参数对KA-RAO检测概率的影响, 其中  $K = 12$ ,  $\nu = 12, 24, 48, 96$ ,  $\mu = 1$ ,  $\lambda = 5$ 。图3显示KA-RAO的检测概率随着信杂比的增大而增加, 并且同一信杂比下, 检测概率随着自

由度参数的增加而增大。这是因为自由度参数  $\nu$  越大, 散斑协方差矩阵  $R$  越接近于先验矩阵  $\Sigma$ , 先验信息越准确。

实际中待检测目标的归一化多普勒频率是未知的, 检测器中采用的目标归一化多普勒频率估计值会影响检测器的检测性能。因此在图4研究了目标归一化多普勒频率失配对提出KA-RAO检测器和已有检测器GLRTD-TSPI的检测概率的影响。失配角计算公式为  $\cos^2\theta = |\hat{p}^H R^{-1} p|^2 (\hat{p}^H R^{-1} \hat{p})^{-1} (p^H R^{-1} p)^{-1}$  [13],  $p$  表示使用真实值的导向矢量,  $\hat{p}$  表示使用估计值的导向矢量。图4(a)中  $K = 12$ ,  $\nu = 12$ ,  $\mu = 1$ ,  $\lambda = 5$ ,  $A - SCR = 15$  dB。从图4(a)可以看出, 在不同失配角度下KA-RAO的检测概率大于GLRTD-TSPI的检测概率。这说明了在对目标多普勒频率的鲁棒性方面, KA-RAO优于GLRTD-TSPI。为了进一步对比目标多普勒频率失配的影响, 图4(b)画出了不同失配角度下检测器的检测概率等高线图, 其中  $K = 12$ ,  $\nu = 12$ ,  $\mu = 1$ ,  $\lambda = 5$ 。从图4(b)可以看到, 在同一失配角度和检测概率下, KA-RAO所需信杂比小于GLRTD-TSPI所需信杂比。图4(b)进一步说明, KA-RAO比GLRTD-TSPI更具有鲁棒性。

为了评估检测器在实测雷达海杂波数据下对目标的检测性能, 本文在实测的雷达海杂波数据中添

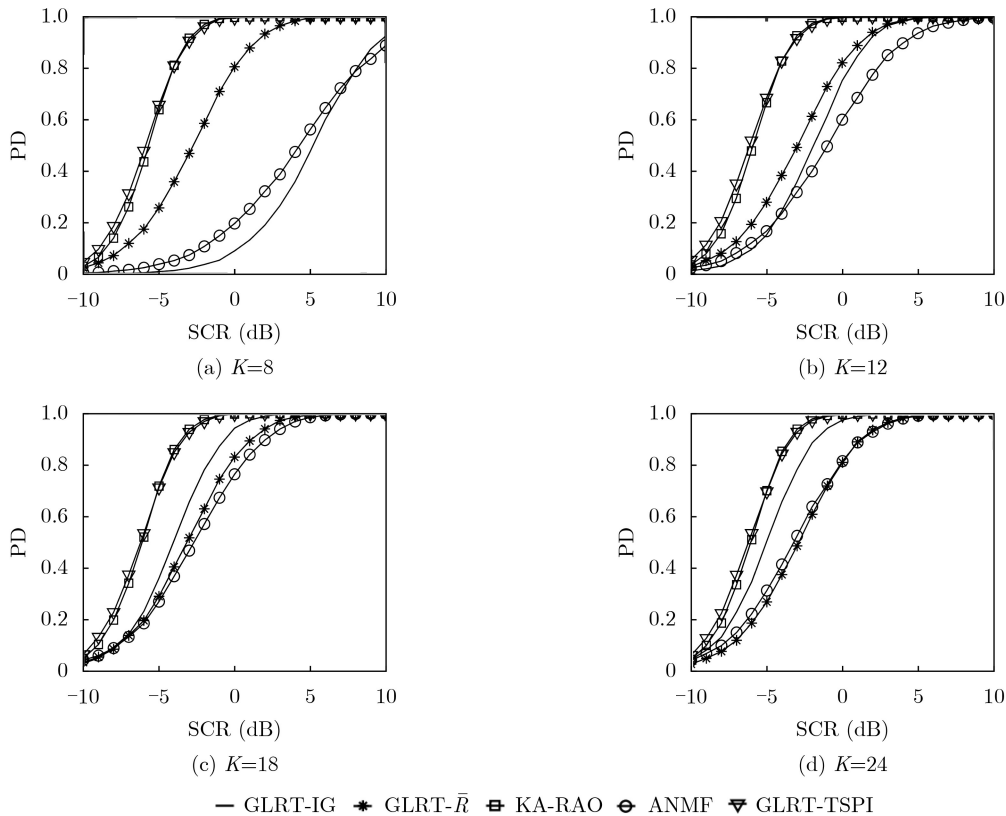


图 2 不同参考单元数量下检测器性能对比图

加了不同信杂比的仿真目标回波。仿真目标回波向量  $\mathbf{s}$  采用秩一模型描述, 即  $\mathbf{s} = \alpha \mathbf{p}$ , 其中目标幅度  $\alpha$  可以根据式(21)计算。图5采用南非实测雷达海杂

波数据[24]评估了检测器的检测性能。采集海杂波数据的雷达位于  $34^{\circ}36'56.52''\text{S}$ ,  $20^{\circ}17'17.46''\text{E}$ , 其高于平均海平面67 m。图5采用的数据集是 TFA17\_014, 其参数为: 载波频率是6.9 GHz, 脉冲重复频率是5 kHz, 距离分辨率是15 m, 浪高2.35 m, 8小时平均风速6.28 m/s, 擦地角  $0.501^{\circ} \sim 0.56^{\circ}$ , 海况4级。从图5(a)可以看出, 实测海杂波具有较大的起伏。图5(b)显示实测海杂波数据可以使用CG-IG分布拟合。图5(c)和图5(d)是通过在实测海杂波数据中加入不同信杂比的目标之后得到的检测器检测概率曲线。从图5(c)和图5(d)可以看出, 所有检测器的检测概率随着信杂比的增加而增大, 并且KA-RAO检测器优于其他检测器。不同于仿真数据中的结果, 在实测海杂波数据中KA-RAO

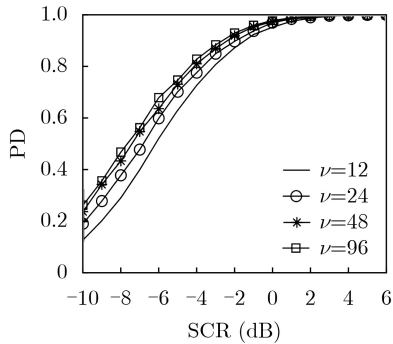
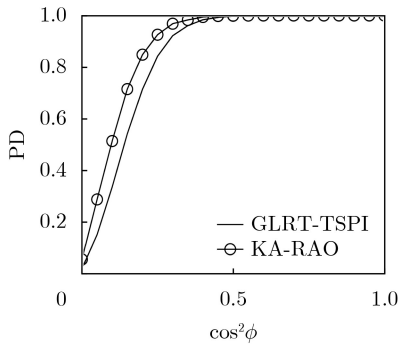
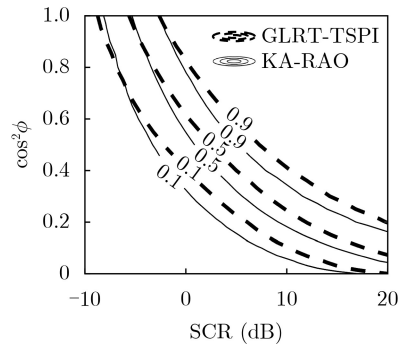


图3 不同自由度参数下KA-RAO的检测概率曲线图

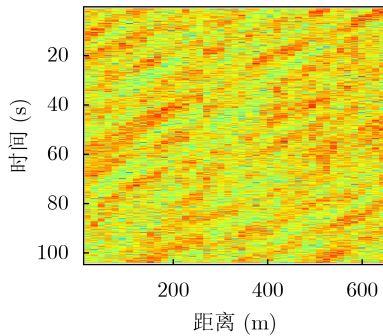


(a) 不同失配角度下检测器的检测概率曲线

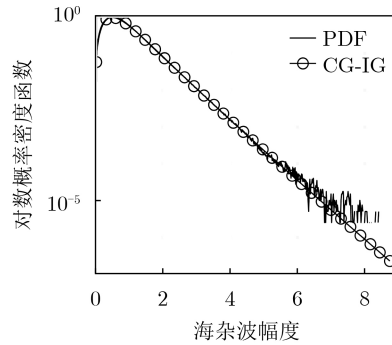


(b) 不同失配角度下检测器的检测概率等高线

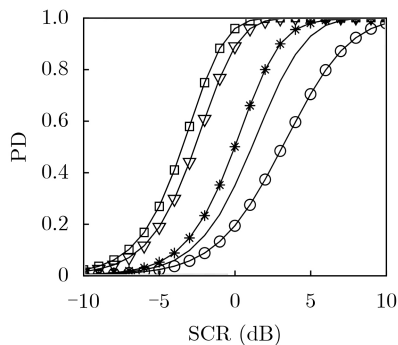
图4 目标归一化多普勒频率失配对提出检测器性能的影响



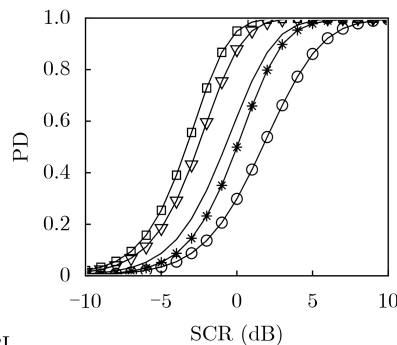
(a) 南非TFA17\_014海杂波数据功率谱图



(b) 南非TFA17\_014海杂波数据幅度分布拟合结果图



(c)  $K=12$ 时检测器的检测概率曲线图



(d)  $K=18$ 时检测器的检测概率曲线图

图5 实测海杂波数据幅度特性分析及检测器的检测概率曲线图

优于GLRTD-TSPI。这是因为在仿真数据中检测器是在完全匹配的情况下工作的，而实测数据和所采用的模型之间会存在失配。在失配环境中，KA-RAO强于GLRTD-TSPI。

为了进一步评估提出检测器在实测雷达海杂波数据下的检测性能，在图6采用南非数据集中的TFC15-005数据和仿真目标研究了检测器的检测性能。所采用实测海杂波数据的相关参数为：载频9 GHz，脉冲重复频率5 kHz，浪高3.23 m，8小时平均风速8.13 m/s，擦地角 $0.853^\circ \sim 1.27^\circ$ ，海况5级。从图6(a)可以看出，该组实测海杂波数据具有更大的功率起伏。图6(b)显示CG-IG分布可以拟合所采用的实测海杂波数据。图6(c)和图6(d)显示，所有检测器的检测概率随着信杂比的增加而增

大，并且KA-RAO检测器优于其他检测器。这是因为KA-RAO通过利用海杂波先验知识改进了对目标的检测性能。

图7研究了KA-RAO的CFAR特性。图7(a)显示了不同尺度参数下KA-RAO检测器的虚警概率，其中 $K = 12, \nu = 12, \mu = 1, 2, \dots, 10, \lambda = 5$ 。从图7(a)可以看出，KA-RAO的虚警概率不随尺度参数的变化而变化，几乎保持在设定的虚警概率值处。该实验结果说明KA-RAO对尺度参数具有近似CFAR特性。图7(b)显示了不同散斑协方差均值矩阵下KA-RAO的虚警概率曲线，其中 $K = 12, \nu = 12, \mu = 1, \lambda = 5, \rho$ 从0.1变化到0.99。从图7(b)可以看出不同散斑协方差均值矩阵下KA-RAO检测器的虚警概率几乎保持恒定。这种现象说明KA-RAO

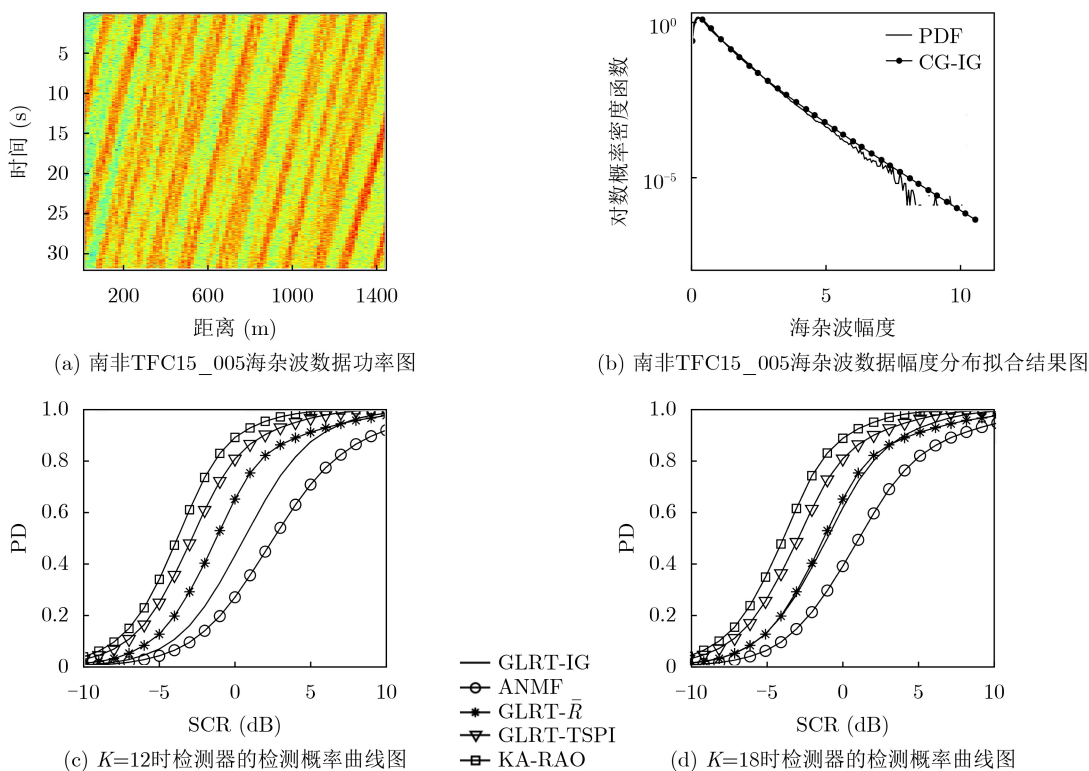


图6 实测海杂波数据TFC15-005幅度特性分析及检测器的检测概率曲线图

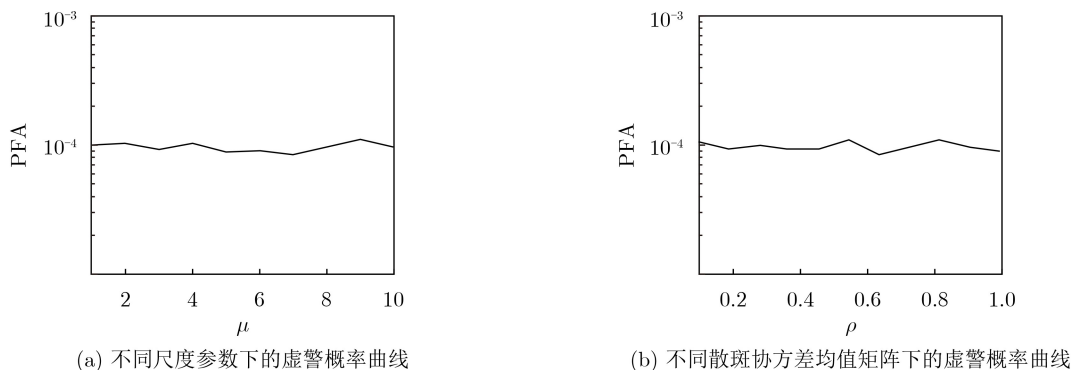


图7 KA-RAO检测器的虚警概率曲线

检测器对散斑协方差均值矩阵具有近似CFAR特性。

## 5 结束语

通过研究非高斯非均匀海杂波背景下的雷达目标检测问题,提出了一种基于海杂波先验知识的自适应贝叶斯Rao检测器。所提KA-RAO检测器分别利用了描述海杂波纹理分量的逆高斯分布和描述散斑协方差矩阵的逆复Wishart分布。通过理论证明和实验验证了所提检测器对杂波平均功率和散斑协方差矩阵具有CFAR特性。基于仿真数据和实测海杂波数据的性能评估试验表明,提出的KA-RAO检测器优于传统检测器GLRT-IG, GLRT- $\bar{R}$ 和ANMF;与GLRTD-TSPI检测器相比,KA-RAO检测器具有良好的鲁棒性。此外,提出的KA-RAO检测器对尺度参数和散斑协方差均值矩阵具有CFAR特性。

## 参 考 文 献

- [1] 刘宁波, 姜星宇, 丁昊, 等. 雷达大擦地角海杂波特性与目标检测研究综述[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(10): 2771–2780. doi: [10.11999/JEIT200451](https://doi.org/10.11999/JEIT200451).  
LIU Ningbo, JIANG Xingyu, DING Hao, *et al.* Summary of research on characteristics of radar sea clutter and target detection at high grazing angles[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(10): 2771–2780. doi: [10.11999/JEIT200451](https://doi.org/10.11999/JEIT200451).
- [2] BANDIERA F, ORLANDO D, and RICCI G. Advanced Radar Detection Schemes Under Mismatched Signal Models[M]. Cham: Springer, 2009: 1–105. doi: [10.1007/978-3-031-02532-7](https://doi.org/10.1007/978-3-031-02532-7).
- [3] LIU Jun, HAN Jinwang, ZHANG Zijing, *et al.* Bayesian detection for MIMO radar in Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(24): 6549–6559. doi: [10.1109/TSP.2018.2879038](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2879038).
- [4] KELLY E J. An adaptive detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, AES-22(2): 115–127. doi: [10.1109/TAES.1986.310745](https://doi.org/10.1109/TAES.1986.310745).
- [5] ROBEY F C, FUHRMANN D R, KELLY E J, *et al.* A CFAR adaptive matched filter detector[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1): 208–216. doi: [10.1109/7.135446](https://doi.org/10.1109/7.135446).
- [6] WARD K D. Compound representation of high resolution sea clutter[J]. *Electronics Letters*, 1981, 17(16): 561–563. doi: [10.1049/el:19810394](https://doi.org/10.1049/el:19810394).
- [7] WATTS S. Radar detection prediction in sea clutter using the compound  $K$ -distribution model[J]. *IEE Proceedings F (Communications, Radar and Signal Processing)*, 1985, 132(7): 613–620. doi: [10.1049/ip-f-1.1985.0115](https://doi.org/10.1049/ip-f-1.1985.0115).
- [8] MEZACHE A, SOLTANI F, SAHED M, *et al.* Model for non-Rayleigh clutter amplitudes using compound inverse Gaussian distribution: An experimental analysis[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 142–153. doi: [10.1109/TAES.2014.130332](https://doi.org/10.1109/TAES.2014.130332).
- [9] 水鹏朗, 田超, 封天. 逆高斯纹理复合高斯杂波对异常样本稳健的三分位点估计方法[J]. 电子与信息学报, 待发表. doi: [10.11999/JEIT211483](https://doi.org/10.11999/JEIT211483).  
SHUI Penglang, TIAN Chao, and FENG Tian. Outlier-robust tri-percentile parameter estimation method of compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian textures[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, To be publish. doi: [10.11999/JEIT211483](https://doi.org/10.11999/JEIT211483).
- [10] SHUI Penglang, ZOU Pengjia, and FENG Tian. Outlier-robust truncated maximum likelihood parameter estimators of generalized Pareto distributions[J]. *Digital Signal Processing*, 2022, 127: 103527. doi: [10.1016/j.dsp.2022.103527](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103527).
- [11] FENG Tian and SHUI Penglang. Outlier-robust tri-percentile parameter estimation of compound-Gaussian clutter with lognormal distributed texture[J]. *Digital Signal Processing*, 2022, 120: 103307. doi: [10.1016/j.dsp.2021.103307](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103307).
- [12] KONG Lingjiang, LI Na, CUI Guolong, *et al.* Adaptive Bayesian detection for multiple-input multiple-output radar in compound-Gaussian clutter with random texture[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(4): 689–698. doi: [10.1049/iet-rsn.2015.0241](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2015.0241).
- [13] 韩金旺, 张子敬, 刘军, 等. 基于贝叶斯的高斯杂波背景下MIMO雷达自适应检测算法[J]. 雷达学报, 2019, 8(4): 501–509. doi: [10.12000/JR18090](https://doi.org/10.12000/JR18090).  
HAN Jinwang, ZHANG Zijing, LIU Jun, *et al.* Adaptive Bayesian detection for MIMO radar in Gaussian clutter[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(4): 501–509. doi: [10.12000/JR18090](https://doi.org/10.12000/JR18090).
- [14] XUE Jian, XU Shuwen, LIU Jun, *et al.* Bayesian detection for radar targets in compound-Gaussian sea clutter[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4020805. doi: [10.1109/LGRS.2022.3140727](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3140727).
- [15] OLLILA E, TYLER D E, KOIVUNEN V, *et al.* Compound-Gaussian clutter modeling with an inverse Gaussian texture distribution[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(12): 876–879. doi: [10.1109/LSP.2012.2221698](https://doi.org/10.1109/LSP.2012.2221698).
- [16] SUN Mengru, LIU Weijian, LIU Jun, *et al.* Complex parameter Rao, Wald, gradient, and Durbin tests for multichannel signal detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 117–131. doi: [10.1109/TSP.2021.3132485](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3132485).
- [17] LIU Weijian, ZHANG Zhaojian, LIU Jun, *et al.* Detection of a rank-one signal with limited training data[J]. *Signal*



- Processing*, 2021, 186: 108120. doi: [10.1016/j.sigpro.2021.108120](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108120).
- [18] SHUI Penglang, SHI Lixiang, YU Han, *et al.* Iterative maximum likelihood and outlier-robust bipercetile estimation of parameters of compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(11): 1572–1576. doi: [10.1109/LSP.2016.2605129](https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2605129).
- [19] SVENSSON L and LUNDBERG M. On posterior distributions for signals in Gaussian noise with unknown covariance matrix[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(9): 3554–3571. doi: [10.1109/TSP.2005.853102](https://doi.org/10.1109/TSP.2005.853102).
- [20] TAGUE J A and CALDWELL C I. Expectations of useful complex Wishart forms[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 1994, 5(3): 263–279. doi: [10.1007/BF00980709](https://doi.org/10.1007/BF00980709).
- [21] 许述文, 王喆祥, 水鹏朗. 海杂波背景下雷达目标贝叶斯检测算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(2): 15–26. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2021.02.003](https://doi.org/10.19665/j.issn1001-2400.2021.02.003).
- XU Shuwen, WANG Zhexiang, and SHUI Penglang. Knowledge-based adaptive detection of radar targets in sea clutter background[J]. *Journal of Xidian University*, 2021, 48(2): 15–26. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2021.02.003](https://doi.org/10.19665/j.issn1001-2400.2021.02.003).
- [22] CONTE E, LOPS M, and RICCI G. Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(2): 617–625. doi: [10.1109/7.381910](https://doi.org/10.1109/7.381910).
- [23] XUE Jian, XU Shuwen, and SHUI Penglang. Knowledge-based target detection in compound Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[J]. *Digital Signal Processing*, 2019, 95: 102590. doi: [10.1016/j.dsp.2019.102590](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2019.102590).
- [24] HERSELMAN P L and BAKER C J. Analysis of calibrated sea clutter and boat reflectivity data at C- and X-band in South African coastal waters[C]. Proceedings of the IET International Conference on Radar Systems 2007, Edinburgh, UK, 2007: 1–5. doi: [10.1049/cp:20070616](https://doi.org/10.1049/cp:20070616).
- 薛 健: 男, 副教授, 研究方向为地海杂波抑制、雷达目标检测等.
- 朱圆玲: 女, 硕士生, 研究方向为雷达目标检测.
- 潘美艳: 女, 工程师, 研究方向为杂波智能抑制、雷达目标识别等.

责任编辑: 于 青