

## 基于贝叶斯的高斯杂波背景下MIMO雷达自适应检测算法

韩金旺<sup>①</sup> 张子敬<sup>①</sup> 刘 军<sup>\*②</sup> 赵永波<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(中国科学技术大学信息科学技术学院 合肥 230027)

**摘 要:** 对于集中式多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)雷达, 该文研究了高斯杂波背景下的目标检测问题。该文假设杂波的协方差矩阵是未知随机的, 且服从逆复Wishart分布, 基于贝叶斯方法和广义似然比检验准则设计了两种新型自适应检测器。该文提出的贝叶斯检测器具有两个显著的优点: (1)不需要训练数据; (2)杂波的先验知识体现在设计方案中, 从而提高了检测性能。仿真结果显示该文提出的贝叶斯检测器的检测性能优于目前常用的非贝叶斯检测器, 特别是在发射波形采样数较少时。另外, 该贝叶斯检测器在参数失配条件下的性能会有一定程度下降。

**关键词:** 多输入多输出雷达; 自适应检测; 贝叶斯; 逆复Wishart分布; 广义似然比检验

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2019)04-0501-09

DOI: 10.12000/JR18090

**引用格式:** 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.

**Reference format:** 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.

## Adaptive Bayesian Detection for MIMO Radar in Gaussian Clutter

HAN Jinwang<sup>①</sup> ZHANG Zijing<sup>①</sup> LIU Jun<sup>\*②</sup> ZHAO Yongbo<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** For collocated Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) radar, we investigate the target detection problem in Gaussian clutter with an unknown but random covariance matrix. An inverse complex Wishart distribution is chosen as prior knowledge for the random covariance matrix. We propose two detectors in the Bayesian framework based on the criteria of the Generalized Likelihood Ratio Test. The two main advantages of the proposed Bayesian detectors are as follows: (1) no training data are required; and (2) a prior knowledge about the clutter is incorporated in the decision rules to achieve detection performance gains. Numerical simulations show that the proposed Bayesian detectors outperform the current commonly used non-Bayesian counterparts, particularly when the sample number of the transmitted waveform is small. In addition, the performance of the proposed detector will decline in parameter mismatched situation.

**Key words:** Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) radar; Adaptive detection; Bayesian; Inverse complex Wishart distribution; Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT)

收稿日期: 2018-10-25; 改回日期: 2019-01-03; 网络出版: 2019-03-14

\*通信作者: 刘军 junliu@ustc.edu.cn

\*Corresponding Author: LIU Jun, junliu@ustc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61871469, 61571349), 陕西省自然科学基金(2018JM6051)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61871469, 61571349), The Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2018JM6051)

## 1 引言

近年来多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)雷达是雷达领域的一个研究热点<sup>[1-4]</sup>。根据天线配置, MIMO雷达分为两类: 一类是分布式MIMO雷达, 其特点是发射和接收天线被分置于不同的空间位置<sup>[5-9]</sup>, 另一类是集中式MIMO雷达<sup>[10-14]</sup>, 其将发射和接收天线集中放置。分布式

MIMO雷达的空间分集性可以有效减轻目标的雷达横截面积(Radar Cross Sections, RCSs)闪烁,从而可以提高检测性能<sup>[15,16]</sup>和估计精度<sup>[17]</sup>。集中式MIMO雷达发射相互独立或正交的波形,从而获得了波形分集性能,提高了系统自由度,因此可以获得更优异的性能,如更加灵活的波束形成性能<sup>[18]</sup>、更优的检测性能<sup>[19]</sup>和更好的干扰抑制性能<sup>[20]</sup>。

雷达的主要功能之一是目标检测。许多文献对分布式MIMO雷达在协方差相关性未知情况下的检测问题进行了研究<sup>[21-23]</sup>。为了估计未知的杂波协方差矩阵,一般要遵循如下假设:有充足的均匀的训练数据可用。实际中,由于杂波谱的快变性,往往无法得到充足的均匀性训练数据,由此会带来检测器的性能下降。可以采用一些方法来减轻性能损失,例如,利用杂波协方差矩阵的斜对称结构<sup>[24]</sup>。然而,由均匀性训练数据不足引起的问题不能被完全解决,因为这些方法仍然需要训练数据。

为了彻底解决均匀性训练数据不足的问题,一个可能的方法是不使用训练数据进行目标检测。集中式MIMO雷达可以直接使用自适应处理技术而不需要训练数据<sup>[25]</sup>。本文研究的检测问题主要针对集中式MIMO雷达。除非特别说明,以下将集中式MIMO雷达简称为MIMO雷达。

文献<sup>[20]</sup>从MIMO雷达参数估计和干扰抑制的角度,给出了一种基于广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)的检测器,文献<sup>[26]</sup>推导出这种检测器虚警概率和检测概率的闭集表达式并分析其性能,注意到这种检测器不需要训练数据,从而有效解决了均匀训练数据匮乏的问题。根据Rao和Wald准则,文献<sup>[26]</sup>设计了两个不需训练数据的自适应检测器。几种检测器各有优势,在信号匹配情况下,文献<sup>[20]</sup>中的GLRT检测器的检测性能最好。在信号失配情况下,与GLRT检测器相比,Rao检测器抑制失配信号的性能更好,而Wald检测器的鲁棒性更好。进一步地,文献<sup>[27]</sup>推导了一种参数可调的MIMO雷达检测器,从而可以灵活地调节选择性和鲁棒性。

需要指出的是,许多检测器将杂波协方差矩阵建模为未知确定的矩阵<sup>[20,26,27]</sup>,此方法的一个缺点是无法将协方差矩阵的先验信息应用到自适应检测算法中。贝叶斯方法将杂波协方差矩阵建模为未知随机的,并为其指定一个合适的先验分布,从而可以有效地利用协方差矩阵的先验知识。

贝叶斯方法已经应用到了一些场景,如多通道雷达的空时自适应处理<sup>[28,29]</sup>和高斯杂波背景<sup>[30]</sup>或复合高斯杂波背景<sup>[31]</sup>下的分布式MIMO雷达的自适应检测。对于分布式MIMO雷达,文献<sup>[30]</sup>针对距离

扩展目标推导了一种基于贝叶斯理论的GLRT检测器,雷达的检测性能得到了较大提高。文献<sup>[31]</sup>研究了随机纹理的复合高斯杂波背景下的分布式MIMO雷达检测问题。然而,目前还没有基于贝叶斯理论的集中式MIMO雷达检测器。

本文借鉴在分布式MIMO雷达中基于贝叶斯框架的GLRT检测器的理念,结合集中式MIMO雷达的特点,研究与设计集中式MIMO雷达的贝叶斯检测器。本文假设杂波协方差矩阵服从逆复Wishart分布,因为这种分布可以满足数学上的易处理性而且可以反映雷达工作的环境。根据GLRT准则,本文利用杂波协方差矩阵的先验分布设计了两种贝叶斯检测器。仿真结果显示相比传统的非贝叶斯检测器,本文的贝叶斯检测器具有更好的检测性能。

文中 $(\cdot)^T$ ,  $(\cdot)^*$ 和 $(\cdot)^H$ 分别表示转置、复共轭和复共轭转置,符号“ $\sim$ ”表示“服从分布于”, $\mathcal{W}^{-1}$ 表示逆复Wishart分布, $\Gamma(\cdot)$ 表示Gamma函数。 $\det(\cdot)$ 和 $\text{tr}(\cdot)$ 分别表示矩阵的行列式和矩阵的迹。 $|\cdot|$ 表示复数的模。 $j$ 表示虚数单位, $\mathbb{C}^{m \times n}$ 表示 $m \times n$ 维的复矩阵集合, $\mathbf{I}$ 表示单位阵。

## 2 问题阐述

假设MIMO雷达发射和接收天线数分别为 $M$ 和 $N$ ,令 $\mathbf{a}_t$ 与 $\mathbf{a}_r$ 分别表示发射和接收导向矢量,第 $m$ 个发射天线发射的波形记为 $s_m(k)$ , $k=1,2,\dots,K$ ,其中 $K$ 是样本数。这里定义

$$\mathbf{s}_k = [s_1(k) \ s_2(k) \ \dots \ s_M(k)]^T \quad (1)$$

在窄带模型下,目标位置处的基带信号可以表示为

$$\sum_{m=1}^M e^{-j2\pi f_0 \tau_m(\theta)} s_m(k) = \mathbf{a}_t^H \mathbf{s}_k, \quad k=1,2,\dots,K \quad (2)$$

其中, $f_0$ 是载频, $\tau_m(\theta)$ 是第 $m$ 个发射天线发射的信号到达目标所需的时间。发射导向矢量为

$$\mathbf{a}_t = [e^{j2\pi f_0 \tau_1(\theta)} \ e^{j2\pi f_0 \tau_2(\theta)} \ \dots \ e^{j2\pi f_0 \tau_M(\theta)}]^T \quad (3)$$

令 $x_n(k)$ 表示第 $n$ 个接收天线收到的信号,并且定义

$$\mathbf{x}_k = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_N(k)]^T, \quad k=1,2,\dots,K \quad (4)$$

接收导向矢量为

$$\mathbf{a}_r = [e^{j2\pi f_0 \tilde{\tau}_1(\theta)} \ e^{j2\pi f_0 \tilde{\tau}_2(\theta)} \ \dots \ e^{j2\pi f_0 \tilde{\tau}_N(\theta)}]^T \quad (5)$$

其中, $\tilde{\tau}_n(\theta)$ 是被目标反射的信号从目标位置到达第 $n$ 个接收阵元所需的时间。基于点目标假设,接收的数据矢量可以表示为

$$\mathbf{x}_k = \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k, \quad k=1,2,\dots,K \quad (6)$$

其中, $\alpha$ 是未知确定的复幅度,与目标散射系数和传播损耗有关, $\mathbf{v}_k$ 代表干扰和噪声。进一步地,矩阵形式的接收信号为

$$\mathbf{X} = \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} + \mathbf{V} \quad (7)$$

其中,

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1) \quad \mathbf{x}(2) \quad \cdots \quad \mathbf{x}(K)] \in \mathbb{C}^{N \times K} \quad (8)$$

$$\mathbf{S} = [\mathbf{s}(1) \quad \mathbf{s}(2) \quad \cdots \quad \mathbf{s}(K)] \in \mathbb{C}^{M \times K} \quad (9)$$

$$\mathbf{V} = [\mathbf{v}(1) \quad \mathbf{v}(2) \quad \cdots \quad \mathbf{v}(K)] \in \mathbb{C}^{N \times K} \quad (10)$$

与文献[19,20]相同, 这里假设 $\mathbf{V}$ 的各列相互独立且服从均值为零、协方差矩阵为 $\mathbf{R}$ 的高斯分布。

目标检测问题可以转化为式(11)的二元假设检验问题:

$$\left. \begin{array}{l} \text{H}_0: \mathbf{X} = \mathbf{V} \\ \text{H}_1: \mathbf{X} = \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} + \mathbf{V} \end{array} \right\} \quad (11)$$

其中,  $\text{H}_1$ 表示目标存在的假设,  $\text{H}_0$ 表示目标不存在的假设。

为解决上述假设检验问题, 所有已存在的方法是将协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 建模为未知确定的参数[20,26,27], 这种模型没有采用任何杂波的先验信息, 并且要求样本数满足 $K \geq N + 1$ 。本文采用贝叶斯方法, 即认为协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 是未知随机的矩阵, 并为其指定一个先验分布。

一个合适的先验分布要能反映雷达的工作环境, 并且在数学上易处理, 考虑以上两点, 本文认为杂波协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 服从逆复Wishart分布[32], 即

$$\mathbf{R} \sim \mathcal{W}^{-1}(L, L\mathbf{R}_0) \quad (12)$$

其中,  $L$ 是自由度,  $\mathbf{R}_0$ 是 $N \times N$ 维的正定矩阵, 并且 $L \geq N$ 。协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的概率密度函数为

$$f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R}) = \frac{\det^{L+N}(\mathbf{R}^{-1})}{G(L, L\mathbf{R}_0)} \exp[-\text{tr}(\mathbf{R}^{-1}L\mathbf{R}_0)] \quad (13)$$

其中,  $\det$ 表示矩阵的行列式,

$$G(L, L\mathbf{R}_0) = \pi^{N(N-1)/2} \det^{-L}(L\mathbf{R}_0) \cdot \prod_{n=1}^N \Gamma(L - n + 1) \quad (14)$$

在实际应用中, 矩阵 $\mathbf{R}_0$ 可以通过地理信息系统、数字地形高程模型和综合脉冲孔径雷达SIAR成像等手段获取[33,34]。自由度 $L$ 决定了协方差矩阵结构 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{R}_0$ 的距离,  $L$ 越大表明先验信息越有价值。

### 3 MAP-GLRT检测器

这一部分将推导出MAP-GLRT(Maximum A Posteriori GLRT)检测器, 接收信号在假设 $\text{H}_1$ 和 $\text{H}_0$ 下的概率密度函数分别表示为

$$f(\mathbf{X}|\mathbf{R}, \text{H}_0) = \frac{1}{\pi^{NK} \det^K(\mathbf{R})} \exp[-\text{tr}(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{T}_0)] \quad (15)$$

$$f(\mathbf{X}|\alpha, \mathbf{R}, \text{H}_1) = \frac{1}{\pi^{NK} \det^K(\mathbf{R})} \exp[-\text{tr}(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{T}_1)] \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{T}_0$ 和 $\mathbf{T}_1$ 分别定义为

$$\mathbf{T}_0 = \mathbf{X}\mathbf{X}^H \quad (17)$$

$$\mathbf{T}_1 = (\mathbf{X} - \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S})(\mathbf{X} - \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S})^H \quad (18)$$

实际上, 逆复Wishart分布是式(15)和式(16)的共轭先验分布。也就是说, 如果先验分布是逆复Wishart分布, 则式(15)和式(16)是后验概率密度函数(Probability Density Function, PDF), 这是易处理性的基础。

根据奈曼皮尔逊(Neyman-Pearson, NP)准则, 最优的检测器可以通过似然比检验获得。然而, 由于存在未知参数, 使得无法采用似然比检验推导出最优检测器。因此, 这里采用广义似然比检验设计检测器。广义似然比检验可以描述问题为

$$\Lambda = \max_{\alpha} \frac{\max_{\mathbf{R}} [f(\mathbf{X}|\alpha, \mathbf{R}, \text{H}_1) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})]_{\text{H}_1}}{\max_{\mathbf{R}} [f(\mathbf{X}|\mathbf{R}, \text{H}_0) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})]_{\text{H}_0}} \stackrel{\text{H}_1}{\geq} \eta \quad (19)$$

其中,  $\eta$ 表示检测门限。首先, 需要分别计算 $\mathbf{R}$ 在 $\text{H}_0$ 和 $\text{H}_1$ 假设下的最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)估计, 分别记为 $\hat{\mathbf{R}}_0$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_1$ , 即

$$\hat{\mathbf{R}}_0 = \arg \max_{\mathbf{R}} [f(\mathbf{X}|\mathbf{R}, \text{H}_0) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})] \quad (20)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_1 = \arg \max_{\mathbf{R}} [f(\mathbf{X}|\alpha, \mathbf{R}, \text{H}_1) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})] \quad (21)$$

将式(15)和式(13)代入到式(20)中, 并取对数得

$$\hat{\mathbf{R}}_0 = \arg \max_{\mathbf{R}} \{ (K + L + N) \ln [\det(\mathbf{R}^{-1})] - \text{tr}[(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)\mathbf{R}^{-1}] \} \quad (22)$$

利用式(23), 式(24)代数不等式

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \geq \left( \prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} \quad (23)$$

$$a \ln(x) - Nx^{1/N} \leq a(N \ln(a) - N) \quad (24)$$

从而得到

$$\begin{aligned} & (K + L + N) \ln [\det(\mathbf{R}^{-1})] - \text{tr}[(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)\mathbf{R}^{-1}] \\ & \leq (K + L + N) \ln \{ \det[(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)\mathbf{R}^{-1}] \} \\ & \quad - (K + L + N) \ln [\det(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)] \\ & \quad - N \det^{1/N}[(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)\mathbf{R}^{-1}] \\ & \leq (K + L + N) \{ N \ln(K + L + N) - N \\ & \quad - \ln [\det(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)] \} \end{aligned} \quad (25)$$

进一步地, 等式在式(26)情况下成立

$$\mathbf{R} = \frac{1}{K+L+N} (\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0) \quad (26)$$

则 $\mathbf{R}$ 在 $H_0$ 假设下的MAP估计值为

$$\hat{\mathbf{R}}_0 = \frac{1}{K+L+N} (\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0) \quad (27)$$

采用与上述类似的计算方法,可以得到 $H_1$ 假设下 $\mathbf{R}$ 的MAP估计值为

$$\hat{\mathbf{R}}_1 = \frac{1}{K+L+N} (\mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0) \quad (28)$$

将式(27)和式(28)代入式(19)中并化简,则GLRT检测器可表示为

$$A_1 = \max_{\alpha} \frac{\det(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)_{H_1}}{\det(\mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0)_{H_0}} \stackrel{\geq}{\approx} \eta_1 \quad (29)$$

注意到式(29)的分子与 $\alpha$ 无关,因此式(29)检验不等式可以表示为

$$A_1 = \frac{\det(\mathbf{T}_0 + L\mathbf{R}_0)_{H_1}}{\min_{\alpha} \det(\mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0)_{H_0}} \stackrel{\geq}{\approx} \eta_1 \quad (30)$$

显然,

$$\begin{aligned} & \mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0 \\ &= \mathbf{X}\mathbf{X}^H - \alpha^* \mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H - \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H \\ & \quad + |\alpha|^2 \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H + L\mathbf{R}_0 \\ &= \mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0 + (\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t) \\ & \quad \cdot \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right) \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right)^H \end{aligned} \quad (31)$$

其中,

$$\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} = \mathbf{I} - \mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t} \quad (32)$$

$\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}$ 是向 $\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t$ 的列空间进行投影的正交投影矩阵,即

$$\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t} = \frac{\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \quad (33)$$

使用等式 $\det(\mathbf{I} + \mathbf{A}\mathbf{B}) = \det(\mathbf{I} + \mathbf{B}\mathbf{A})$ ,则

$$\begin{aligned} & \det(\mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0) \\ &= \det(\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0) \\ & \quad \cdot \det \left[ \mathbf{I} + (\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t) (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \right. \\ & \quad \cdot \left. \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right) \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right)^H \right] \\ &= \det(\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0) (1 + \gamma) \end{aligned} \quad (34)$$

其中,

$$\begin{aligned} \gamma &= \left( \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right) \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right)^H \\ & \quad \cdot \left( \mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0 \right)^{-1} \\ & \quad \cdot \left( \alpha \mathbf{a}_r - \frac{\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right) \end{aligned} \quad (35)$$

现在需要计算 $1 + \gamma$ 的值,其对 $\alpha$ 求导数并令结果为0,有

$$\hat{\alpha} = \frac{\mathbf{a}_r^H (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{(\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t) \mathbf{a}_t^H (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (36)$$

因此,可以得到

$$\begin{aligned} & \min_{\alpha} (1 + \gamma) \\ &= 1 + \frac{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \\ & \quad \cdot (\mathbf{I} - \mathbf{Z}) \mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \end{aligned} \quad (37)$$

其中,

$$\mathbf{Z} = \frac{\mathbf{a}_r \mathbf{a}_r^H (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1}}{\mathbf{a}_r^H (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (38)$$

将式(37)代入式(34),得

$$\begin{aligned} & \min_{\alpha} \det(\mathbf{T}_1 + L\mathbf{R}_0) \\ &= \det(\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0) \min_{\alpha} (1 + \gamma) \\ &= \det(\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0) \\ & \quad \cdot \det \left[ \mathbf{I} + (\mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \right. \\ & \quad \cdot \left. \frac{(\mathbf{I} - \mathbf{Z}) \mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right] \\ &= \det \left[ \mathbf{X}\mathbf{P}_{S^H \mathbf{a}_t}^{\perp} \mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0 \right. \\ & \quad \left. + \frac{(\mathbf{I} - \mathbf{Z}) \mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right] \\ &= \det \left( \mathbf{X}\mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0 - \frac{\mathbf{Z}\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \right) \\ &= \det(\mathbf{X}\mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0) \det(\mathbf{I} - \mathbf{U}) \end{aligned} \quad (39)$$

其中,

$$\mathbf{U} = \frac{(\mathbf{X}\mathbf{X}^H + L\mathbf{R}_0)^{-1} \mathbf{Z}\mathbf{X}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{X}^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S}\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \quad (40)$$

现在, 需要计算 $\det(\mathbf{I} - \mathbf{U})$ 的值, 注意到它可以写为

$$\det(\mathbf{I} - \mathbf{U}) = 1 - \frac{\omega}{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (41)$$

其中,

$$\begin{aligned} \omega &= \mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \\ &\cdot \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H \right) \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r \end{aligned} \quad (42)$$

注意到

$$\begin{aligned} \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H &= \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right) \\ &- \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right) \end{aligned} \quad (43)$$

将式(43)和式(42)代入式(41), 得到

$$\det(\mathbf{I} - \mathbf{U}) = \frac{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r}{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (44)$$

将式(44)代入式(39), 可以得到

$$\begin{aligned} &\min_{\alpha} \det(\mathbf{T}_1 + L \mathbf{R}_0) \\ &= \det \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right) \\ &\cdot \frac{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r}{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r} \end{aligned} \quad (45)$$

将式(45)代入式(30), 最终得到GLRT检测器, 记为MAP-GLRT:

$$\Lambda_2 = \frac{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r}{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_2 \quad (46)$$

其中,  $\eta_2$ 表示式(19)中门限的修正值。

#### 4 BAMF检测器

这一部分采用两步法来设计基于贝叶斯方法的BAMF(Bayesian AMF)检测器。首先, 假设协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 是已知的, 则GLRT可以表示为

$$\Delta = \frac{\max_{\alpha} f(\mathbf{X}|\alpha, \mathbf{R}, H_1)}{f(\mathbf{X}|\mathbf{R}, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \delta \quad (47)$$

其中,  $\delta$ 表示检测门限。

式(47)取对数, 并对 $\alpha$ 求导得到

$$\partial \ln f(\mathbf{X}|\alpha, \mathbf{R}, H_1) / \partial \alpha = \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} (\mathbf{X} - \alpha \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r \quad (48)$$

令式(48)为0, 则得到 $H_1$ 假设下 $\alpha$ 的最大似然估计为

$$\hat{\alpha}_1 = \frac{\mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (49)$$

将式(49)代入式(47), 经过化简, 得到 $\mathbf{R}$ 已知情形下的GLRT检测器为

$$\Delta_1 = \frac{\left| \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \delta_1 \quad (50)$$

为了得到一个完全自适应的AMF检测器, 需要求出 $H_1$ 假设下 $\mathbf{R}$ 的MAP估计, 即

$$\hat{\mathbf{R}}_1 = \arg \max_{\mathbf{R}} [f(\mathbf{X}|\hat{\alpha}_1, \mathbf{R}, H_1) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})] \quad (51)$$

其中,  $\arg \max_{\mathbf{R}} [\cdot]$ 表示使得表达式最大化的 $\mathbf{R}$ 的值。将式(13), 式(16)和式(49)代入式(51)并取对数, 得到

$$\begin{aligned} &\ln [f(\mathbf{X}|\hat{\alpha}_1, \mathbf{R}, H_1) f_{\mathbf{R}}(\mathbf{R})] \\ &= -NK \ln \pi - (K + L + N) \ln [\det(\mathbf{R})] \\ &- \ln [G(L, L \mathbf{R}_0)] - \text{tr} \left( \mathbf{X}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} + L \mathbf{R}^{-1} \mathbf{R}_0 \right) \\ &- \frac{\left| \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r} \end{aligned} \quad (52)$$

式(52)对 $\mathbf{R}$ 求导并令结果等于0, 经过化简, 得到

$$\begin{aligned} &(K + L + N) \mathbf{R} \\ &= \mathbf{X} \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 + \frac{\left| \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2 \mathbf{a}_r \mathbf{a}_r^H}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t (\mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r)^2} \\ &- \left[ \mathbf{a}_r \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{X}^H \right. \\ &\left. + \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{X}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r \mathbf{a}_r^H \right] \\ &/ \left[ \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r \right] \end{aligned} \quad (53)$$

式(53)等号两边都右乘 $\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r$ 得

$$\begin{aligned} (K + L + N) \mathbf{a}_r &= \mathbf{X} \mathbf{X}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r + L \mathbf{R}_0 \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r \\ &- \frac{\mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{X}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \\ &= \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_r \end{aligned} \quad (54)$$

则 $\mathbf{R}$ 在 $H_1$ 假设下的MAP估计为

$$\hat{\mathbf{R}}_1 = \frac{\mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0}{K + L + N} \quad (55)$$

将式(55)代入式(50)并化简, 最终得到BAMF检测器为

$$\Delta_2 = \frac{\left| \mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2}{\mathbf{a}_r^H \left( \mathbf{X} \mathbf{P}_{S^H a_t}^\perp \mathbf{X}^H + L \mathbf{R}_0 \right)^{-1} \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \delta_2 \quad (56)$$

其中,  $\delta_2$ 是式(47)中门限的修正值。



## 5 仿真实验

这一节, 将提出的检测器与传统的非贝叶斯检测器进行检测性能比较。因为MAP-GLRT检测器与BAMF检测器的闭集形式的虚警概率(Probability of False Alarm,  $P_{fa}$ )和检测概率(Probability of Detection,  $P_d$ )表达式无法得到, 所以采用蒙特卡罗方法评估检测性能。检测门限和检测概率分别通过 $100/P_{fa}$ 与 $10^4$ 次独立实验得到。在以下仿真中, 发射和接收阵元数设置为 $M = N = 8$ , 阵元间距为半波长。假设 $\mathbf{R} \sim \mathcal{W}^{-1}(L, L\mathbf{R}_0)$ , 其中 $L = 10$ ,  $\mathbf{R}_0$ 采用指数相关的协方差矩阵, 即第 $(m, n)$ 个元素是

$$\mathbf{R}_0(m, n) = \sigma_c^2 \rho^{|m-n|} \quad (57)$$

这里 $\rho = 0.9$ 表示1阶迟滞相关系数,  $\sigma_c^2$ 为杂波功率, 信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)定义为

$$\text{SCR} = |\alpha|^2 \mathbf{a}_r^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{a}_r \mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \quad (58)$$

为了对比, 这里给出传统的非贝叶斯GLRT检测器<sup>[20]</sup>:

$$t_{\text{GLRT}} = 1 - \frac{\mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{a}_r}{\mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{P}_{\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (59)$$

Rao检测器<sup>[26]</sup>:

$$t_{\text{Rao}} = \frac{\left| \mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (60)$$

Wald检测器<sup>[26]</sup>:

$$t_{\text{Wald}} = \frac{\left| \mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{P}_{\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \right|^2}{\mathbf{a}_t^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{a}_t \mathbf{a}_r^H (\mathbf{X} \mathbf{P}_{\mathbf{S}^H \mathbf{a}_t} \mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{a}_r} \quad (61)$$

图1给出了 $K$ 取不同值时的接收器特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线, 其中,  $L = 10$ ,  $\text{SCR} = 10$  dB。仿真参数设置为(a):  $K = 1.5N$ ; (b):  $K = 2N$ ; (c):  $K = 6N$ 。本文提出的贝叶斯检测器的性能明显优于传统的非贝叶斯检测器, 尤其是在样本数 $K$ 较小时, 这是因为贝叶斯检测器使用了杂波协方差矩阵的先验知识。随着 $K$ 的增大, 所有检测器的性能都有所提高, 与此同时, 本文的贝叶斯检测器相对其他检测器的性能增益在逐渐降低。当发射波形采样数足够大(例如,  $K = 6N$ )时, 几种检测器的性能是相当的。这是预料之中的, 因为在此情形下即使不采用先验信息估计的协方差矩阵也足够可靠了。

图2给出了 $P_d$ 关于SCR的曲线图, 其中 $L = 10$ ,

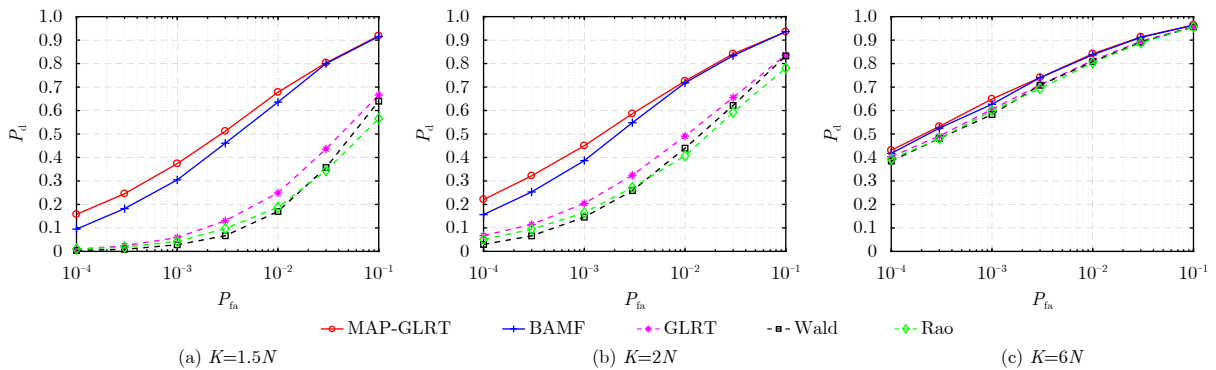


图 1  $K$  取不同值时的ROC曲线

Fig. 1 ROC curves for different  $K$

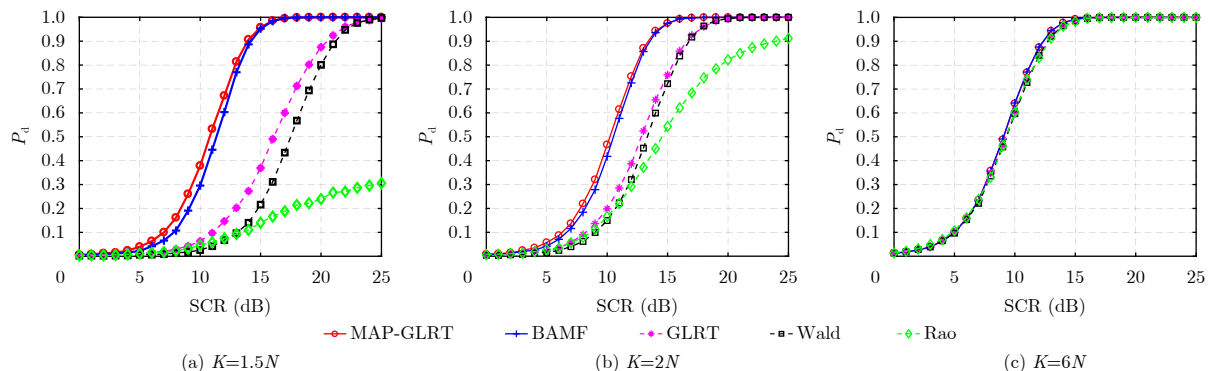


图 2  $K$  取不同值时 $P_d$ 关于SCR的曲线

Fig. 2  $P_d$  versus SCR for different  $K$

$P_{fa} = 10^{-3}$ 。仿真参数设置为(a):  $K = 1.5N$ ; (b):  $K = 2N$ ; (c):  $K = 6N$ 。可以看到, 与图1类似, 当发射波形样本数较小时本文的检测器具有较大的性能优势, 当样本数足够大时5种检测器的性能几乎是相同的。上述仿真结果说明, 当样本数较小时利用协方差矩阵  $\mathbf{R}$  的先验知识是十分有效的策略。

图3显示了自由度  $L$  取不同值时MAP-GLRT检测器与BAMF检测器的ROC曲线, 仿真参数设置为  $K = 1.5N$  和  $SCR = 10$  dB。可以看到, 检测性能随着  $L$  的增大而增强, 这是因为  $L$  越大, 协方差矩阵的离差越小, 表明获得的先验信息越有价值。

注意到上述仿真均假设逆复 Wishart 分布的参数 (即  $L$  和  $\mathbf{R}_0$ ) 是完全已知的。实际上, 这些参数是未知的, 可以使用文献[32]中的方法进行估计, 这就不可避免地产生估计误差, 接下来研究贝叶斯检测器在参数  $L$  和  $\mathbf{R}_0$  失配情况下的检测性能。首先, 假设  $L$  是确定已知的而  $\mathbf{R}_0$  存在失配, 图4仿真了这种情况下检测器的ROC曲线。这里采用两个1阶迟滞相关系数  $\rho_a$  和  $\rho_n$  去仿真这种失配, 其中  $\rho_a$  和  $\rho_n$  分别用在实际的  $\mathbf{R}_0$  和名义上的  $\mathbf{R}_0$  中。仿真参数设置为: 真实的1阶迟滞相关系数  $\rho_a = 0.90$ ,

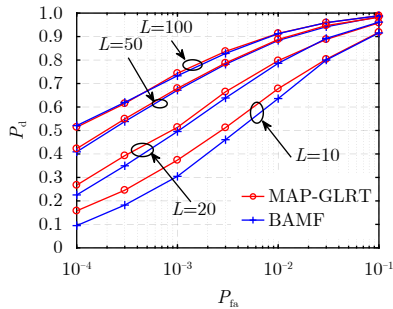


图3  $L$  取不同值时检测器的ROC曲线  
Fig. 3 ROC curves for different  $L$

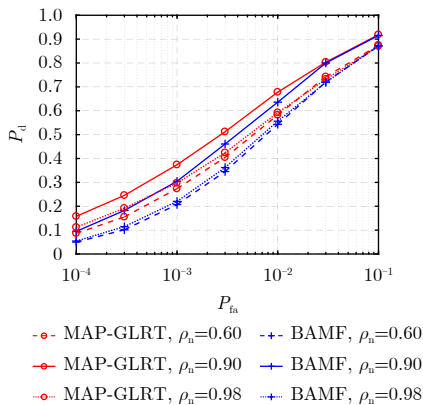


图4 1阶迟滞相关系数失配时检测器的ROC曲线  
Fig. 4 ROC curves when one-lag correlation coefficient is mismatched

设定的1阶迟滞相关系数分别为  $\rho_n = 0.60, \rho_n = 0.90, \rho_n = 0.98$ , 其他参数设置为  $M = N = 8, K = 1.5N$  和  $L = 10$ 。图4显示1阶迟滞相关系数的失配导致了检测器性能的下降。

现在, 假设  $\mathbf{R}_0$  是精确估计的而参数  $L$  存在失配。图5仿真了这种情形下检测器的ROC曲线。仿真参数设置为: 真实自由度  $L_a = 10$ , 名义上的自由度分别为  $L_n = 2, L_n = 10$  和  $L_n = 100$ , 其他参数设置为  $M = N = 8, K = 1.5N, SCR = 10$  dB 和  $\rho = 0.9$ 。仿真结果表明自由度的失配会导致检测性能的下降。图4和图5的仿真结果表明本文的贝叶检测器对参数  $L$  和  $\mathbf{R}_0$  比较敏感, 所以实际中需要尽可能精确地估计这两个参数。

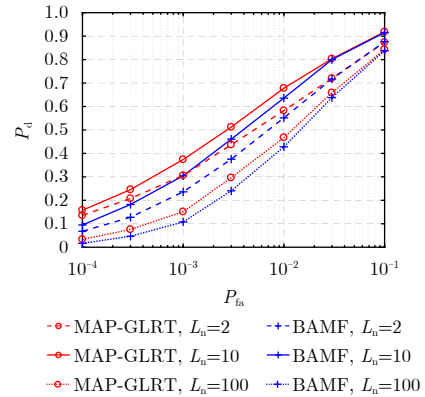


图5 自由度  $L$  失配时检测器的ROC曲线  
Fig. 5 ROC curves when  $L$  is mismatched

## 6 结束语

本文研究了协方差矩阵未知的高斯杂波背景下MIMO雷达的自适应检测问题, 杂波的协方差矩阵被建模为服从逆复 Wishart 分布的随机矩阵, 然后基于贝叶斯方法和广义似然比检验准则设计了MAP-GLRT检测器与BAMF检测器, 这两个检测器不需要训练数据。研究结果表明利用协方差矩阵的先验信息可以有效提高检测器的检测性能, 尤其是在发射波形采样数较少时。在1阶迟滞相关系数或自由度失配时, 贝叶斯检测器的检测性能会有所下降。

## 参考文献

- [1] LI Jian and STOICA P. MIMO Radar Signal Processing[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2009.
- [2] TANG Bo, NAGHSH M M, and TANG Jun. Relative entropy-based waveform design for MIMO radar detection in the presence of clutter and interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(14): 3783–3796. doi: 10.1109/TSP.2015.2423257.

- [3] 周伟, 刘永祥, 黎湘, 等. MIMO-SAR技术发展概况及应用浅析[J]. 雷达学报, 2014, 3(1): 10–18. doi: [10.3724/SP.J.1300.2013.13074](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2013.13074).  
ZHOU Wei, LIU Yongxiang, LI Xiang, *et al.* Brief analysis on the development and application of multi-input multi-output synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(1): 10–18. doi: [10.3724/SP.J.1300.2013.13074](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2013.13074).
- [4] 王珽, 赵拥军, 胡涛. 机载MIMO雷达空时自适应处理技术研究进展[J]. 雷达学报, 2015, 4(2): 136–148. doi: [10.12000/JR14091](https://doi.org/10.12000/JR14091).  
WANG Ting, ZHAO Yongjun, and HU Tao. Overview of space-time adaptive processing for airborne MIMO radar[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(2): 136–148. doi: [10.12000/JR14091](https://doi.org/10.12000/JR14091).
- [5] HAIMOVICH A M, BLUM R S, and CIMINI L J. MIMO radar with widely separated antennas[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(1): 116–129. doi: [10.1109/MSP.2008.4408448](https://doi.org/10.1109/MSP.2008.4408448).
- [6] ZHOU Shenghua, LIU Hongwei, ZHAO Yongbo, *et al.* Target spatial and frequency scattering diversity property for diversity MIMO radar[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(2): 269–276. doi: [10.1016/j.sigpro.2010.07.004](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2010.07.004).
- [7] TANG Bo and TANG Jun. Joint design of transmit waveforms and receive filters for MIMO radar space-time adaptive processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(18): 4707–4722. doi: [10.1109/TSP.2016.2569431](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2569431).
- [8] TANG Bo, ZHANG Yu, and TANG Jun. An efficient minorization maximization approach for MIMO radar waveform optimization via relative entropy[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(2): 400–411. doi: [10.1109/TSP.2017.2771726](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2771726).
- [9] 金镇, 谢良贵, 文树梁. 分布式MIMO雷达单脉冲测角[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 474–479. doi: [10.3724/SP.J.1300.2014.13077](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2014.13077).  
JIN Zhen, XIE Lianggui, and WEN Shuliang. Distributed MIMO radar monopulse angular estimation[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(4): 474–479. doi: [10.3724/SP.J.1300.2014.13077](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2014.13077).
- [10] LI Jian and STOICA P. MIMO radar with colocated antennas[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(5): 106–114. doi: [10.1109/MSP.2007.904812](https://doi.org/10.1109/MSP.2007.904812).
- [11] AUBRY A, DE MAIO A, and HUANG Yongwei. MIMO radar beampattern design via PSL/ISL optimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(15): 3955–3967. doi: [10.1109/TSP.2016.2543207](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2543207).
- [12] CUI Guolong, YU Xianxiang, CAROTENUTO V, *et al.* Space-time transmit code and receive filter design for colocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(5): 1116–1129. doi: [10.1109/TSP.2016.2633242](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2633242).
- [13] CUI Guolong, LI Hongli, and RANGASWAMY M. MIMO radar waveform design with constant modulus and similarity constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(2): 343–353. doi: [10.1109/TSP.2013.2288086](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288086).
- [14] 梁浩, 崔琛, 余剑. 十字型阵列MIMO雷达高精度二维DOA估计[J]. 雷达学报, 2016, 5(3): 254–264. doi: [10.12000/JR16016](https://doi.org/10.12000/JR16016).  
LIANG Hao, CUI Chen, and YU Jian. Two-dimensional DOA estimation with high accuracy for MIMO radar using cross array[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(3): 254–264. doi: [10.12000/JR16016](https://doi.org/10.12000/JR16016).
- [15] HE Qian, LEHMANN N H, BLUM R S, *et al.* MIMO radar moving target detection in homogeneous clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1290–1301. doi: [10.1109/TAES.2010.5545189](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5545189).
- [16] 程子扬, 何子述, 王智磊, 等. 分布式MIMO雷达目标检测性能分析[J]. 雷达学报, 2017, 6(1): 81–89. doi: [10.12000/JR16147](https://doi.org/10.12000/JR16147).  
CHENG Ziyang, HE Zishu, WANG Zhilei, *et al.* Detection Performance analysis for distributed MIMO radar[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(1): 81–89. doi: [10.12000/JR16147](https://doi.org/10.12000/JR16147).
- [17] HE Qian, BLUM R S, and HAIMOVICH A M. Noncoherent MIMO radar for location and velocity estimation: More antennas means better performance[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(7): 3661–3680. doi: [10.1109/TSP.2010.2044613](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2044613).
- [18] FUHRMANN D R and SAN ANTONIO G. Transmit beamforming for MIMO radar systems using signal cross-correlation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(1): 171–186. doi: [10.1109/TAES.2008.4516997](https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4516997).
- [19] BEKKERMAN I and TABRIKIAN J. Target detection and localization using MIMO radars and sonars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(10): 3873–3883. doi: [10.1109/TSP.2006.879267](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.879267).
- [20] XU Luzhou, LI Jian, and STOICA P. Target detection and parameter estimation for MIMO radar systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 927–939. doi: [10.1109/TAES.2008.4655353](https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655353).
- [21] DE MAIO A, LOPS M, and VENTURINO L. Diversity-integration tradeoffs in MIMO detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(10): 5051–5061. doi: [10.1109/TSP.2008.928693](https://doi.org/10.1109/TSP.2008.928693).
- [22] CUI Guolong, KONG Lingjiang, YANG Xiaobo, *et al.* The Rao and Wald tests designed for distributed targets with



- polarization MIMO radar in compound-Gaussian clutter[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2012, 31(1): 237–254. doi: [10.1007/s00034-010-9250-0](https://doi.org/10.1007/s00034-010-9250-0).
- [23] ZHANG Tianxian, CUI Guolong, KONG Lingjiang, *et al.* Adaptive Bayesian detection using MIMO radar in spatially heterogeneous clutter[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(6): 547–550. doi: [10.1109/LSP.2013.2255272](https://doi.org/10.1109/LSP.2013.2255272).
- [24] LIU Jun, LI Hongbin, and HIMED B. Persymmetric adaptive target detection with distributed MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 372–382. doi: [10.1109/TAES.2014.130652](https://doi.org/10.1109/TAES.2014.130652).
- [25] LI Jian, XU Luzhou, STOICA P, *et al.* Range compression and waveform optimization for MIMO radar: A Cramér-Rao bound based study[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(1): 218–232. doi: [10.1109/TSP.2007.901653](https://doi.org/10.1109/TSP.2007.901653).
- [26] LIU Weijian, WANG Yongliang, LIU Jun, *et al.* Adaptive detection without training data in colocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(3): 2469–2479. doi: [10.1109/TAES.2015.130754](https://doi.org/10.1109/TAES.2015.130754).
- [27] LIU Jun, ZHOU Shenghua, LIU Weijian, *et al.* Tunable adaptive detection in colocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(4): 1080–1092. doi: [10.1109/TSP.2017.2778693](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2778693).
- [28] ZHU Xumin, LI Jian, and STOICA P. Knowledge-aided space-time adaptive processing[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 1325–1336. doi: [10.1109/TAES.2011.5751261](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.5751261).
- [29] WANG Yikai, XIA Wei, and HE Zishu. CFAR knowledge-aided radar detection with heterogeneous samples[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(5): 693–697. doi: [10.1109/LSP.2017.2688386](https://doi.org/10.1109/LSP.2017.2688386).
- [30] GAO Yongchan, LI Hongbin, and HIMED B. Knowledge-aided range-spread target detection for distributed MIMO radar in nonhomogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(3): 617–627. doi: [10.1109/TSP.2016.2625266](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2625266).
- [31] 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).
- [32] DE MAIO A, FARINA A, and FOGLIA G. Knowledge-aided Bayesian radar detectors & their application to live data[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 170–183. doi: [10.1109/TAES.2010.5417154](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5417154).
- [33] BILLINGSLEY J B, FARINA A, GINI F, *et al.* Statistical analyses of measured radar ground clutter data[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(2): 579–593. doi: [10.1109/7.766939](https://doi.org/10.1109/7.766939).
- [34] MELVIN W L and SHOWMAN G A. An approach to knowledge-aided covariance estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(3): 1021–1042. doi: [10.1109/TAES.2006.248216](https://doi.org/10.1109/TAES.2006.248216).

### 作者简介



韩金旺(1993–), 男, 河北石家庄人, 西安电子科技大学硕士生, 研究方向为MIMO雷达信号处理。  
E-mail: [jwhan0828@163.com](mailto:jwhan0828@163.com)



刘军(1983–), 男, 现为中国科学技术大学信息技术学院副教授, 中国电子学会高级会员。研究方向为雷达信号处理和机器学习。  
E-mail: [junliu@ustc.edu.cn](mailto:junliu@ustc.edu.cn)



张子敬(1967–), 男, 西安电子科技大学教授, 博士生导师, IEEE会员。研究方向为雷达目标检测、雷达极化信息处理、多速率滤波器组设计等。  
E-mail: [zjzhang@xidian.edu.cn](mailto:zjzhang@xidian.edu.cn)



赵永波(1972–), 男, 现为西安电子科技大学教授, 中国电子学会高级会员。研究方向为新体制雷达系统和MIMO雷达。  
E-mail: [ybzha@xidian.edu.cn](mailto:ybzha@xidian.edu.cn)