

融入先验知识的 MIMO 声呐自适应检测方法

马治勋^{1,2}, 殷超然¹, 王天琪¹, 郝程鹏^{1,*}

(1. 中国科学院声学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049)

摘要: 为了提高多输入多输出声呐在高斯噪声和混响背景下的检测性能, 提出了一种融入先验知识的贝叶斯自适应检测方法。考虑一种高斯噪声和混响共存的干扰场景, 首先引入贝叶斯理论, 将未知混响协方差矩阵建模为逆复 Wishart 分布的随机矩阵; 其次, 联合利用两组训练数据, 设计一种两步式干扰协方差矩阵估计方法; 最后, 利用干扰协方差矩阵估计值代替其真实值, 得到基于贝叶斯框架的自适应匹配滤波器。仿真结果表明, 所提出的检测方法能够更准确地实现对干扰协方差矩阵的估计, 并且在训练数据不足时, 该方法具有稳健的检测性能。

关键词: 多输入多输出声呐; 自适应检测; 高斯背景; 逆复 Wishart 分布; 贝叶斯框架

中图分类号: TN 911.7

文献标志码: A

DOI: 10.12305/j.issn.1001-506X.2025.07.30

Adaptive detection method of MIMO sonar incorporating prior knowledge

MA Zhixun^{1,2}, YIN Chaoran¹, WANG Tianqi¹, HAO Chengpeng^{1,*}

(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to improve the detection performance of multiple-input multiple-output (MIMO) sonar in Gaussian noise and reverb background, an adaptive detection method incorporating priori knowledge is proposed. Considering an interference scenario in which Gaussian noise and reverb coexist, firstly, Bayesian theory is introduced to model the unknown reverb covariance matrix as a random matrix with inverse complex Wishart distribution. Secondly, two sets of training data are jointly exploited to devise a two-step estimation method of the interference covariance matrix. Finally, interference covariance estimate is used in place of its true value and the adaptive matched filter is obtained under the Bayesian framework. The simulation results show that the proposed detection method can achieve more accurate estimation of the interference covariance matrix and has a robust detection performance when the training data is insufficient.

Keywords: multiple-input multiple-output (MIMO) sonar; adaptive detection; Gaussian background; inverse complex Wishart distribution; Bayesian framework

0 引言

随着应用于通信中的多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 模式被引入声呐系统, MIMO 声呐成为近年来的研究热点^[1-4]。根据收发阵元位置与目标参数之间的关系, MIMO 阵列可分为两类: 一类是将发射和接收阵元放在不同的空间位置的分布式 MIMO 阵列^[5]; 另一类是发射和接收阵元集中放置的集中式 MIMO 阵列^[6]。MIMO 声呐可向往探测区域发射独立或正交的波形, 并在

接收端通过对回波信号匹配滤波获得多路输出^[7]。与传统相控阵相比, MIMO 阵列具有一系列优势, 如优异的目标探测性能^[8]、灵活的波形设计^[9]、精确的参数估计能力^[10]、更高的系统自由度和抗干扰能力^[11]。

未知特性目标的检测是 MIMO 阵列信号处理领域一个成熟但仍具有挑战性的研究课题。Liu 等^[12]提出了一种可调谐自适应检测器。该检测器可实现对不匹配信号的选择性或鲁棒性的灵活调整。黄广佳等^[13]采用了广义 Rao 方法降低计算量, 并运用粒子群算法优化了量化门限, 提高

收稿日期: 2024-08-23; 修回日期: 2024-10-12; 网络优先出版日期: 2024-11-20。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20241120.1305.015.html>

* 通讯作者。

引用格式: 马治勋, 殷超然, 王天琪, 等. 融入先验知识的 MIMO 声呐自适应检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(7): 2383-2388.

Reference format: MA Z X, YIN C R, WANG T Q, et al. Adaptive detection method of MIMO sonar incorporating prior knowledge[J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(7): 2383-2388.

了目标的检测性能。张顺生等^[14]将子空间模型引入目标检测,基于广义似然比检验(generalized likelihood ratio test, GLRT)构建了距离和角度失配条件下的自适应检测器。在分布式混合阶高斯模型下,通过寻找振幅和残差协方差子空间的极大似然估计值,Wang 等^[15]提出了一种分布式 GLRT。Zeng 等^[16]提出了基于高杂波噪声比(clutter-noise ratio, CNR)近似或凸松弛的方法,获得次优杂波功率估计器,以降低 GLRT 的计算复杂度。Zhu 等^[17]提出的受惩罚的线性化两步 GLRT (penalized-linearized two step GLRT, PL-2sGLRT)在 GLRT 中引入模型阶数选择(model order selection, MOS)准则来估计信号数量,并通过联合使用发射域和收发域的数据来估计信号的未知参数。Liu 等^[18]基于 Rao 准则,利用干扰协方差矩阵的斜对称结构设计了一种斜对称 Rao 检测器,摆脱了对训练数据的依赖。Guan 等^[19]结合空间、时间和波形维度,提出基于线性约束最小方差(linearly constrained minimum variance, LCMV)准则的空时-波形联合自适应检测(space-time-waveform joint adaptive detection, STWJAD)方法,实现了有效的自适应处理和检测。通过降低模型维度和优化稀疏重构(sparse reconstruction, SR)方案, Hu 等^[20]提出了一种低复杂度的稀疏重构空时自适应处理(space-time adaptive processing, STAP)策略。该策略实现了高效的谱重建,具有较好干扰抑制性能。Wu 等^[21]提出了一种加权稀疏算法,克服了因浅水环境中的混响具有高度非均匀性而导致目标检测性能下降的缺点。该方法的目标参数估计精度和混响抑制性能均优于传统的稀疏 STAP 和稀疏直接数据域方法。

传统 MIMO 声呐目标检测器通常需要使用足够的辅助数据来估计混响协方差矩阵。在实际环境中,由于混响具有快速变化的谱特性,要获得足够的均匀辅助数据并不容易,这就导致了协方差矩阵估计质量和目标探测性能的下降^[21]。解决上述问题的一个比较有效的方法是利用待测区域的先验信息。

有研究证明,基于贝叶斯方法的检测器可以有效利用背景的先验知识。De 等^[22]提出一种贝叶斯方法,基于 GL-RT 准则,利用一步法和两步法分别设计了两种检测器,提升了在小训练数据样本下的检测性能。Hao 等^[23]将干扰协方差矩阵建模为一个服从逆复 Wishart 分布的随机矩阵,设计了两种基于 GLRT 准则的贝叶斯检测器,实现了对不匹配信号的剔除。针对非均匀背景下的目标探测问题,Gao 等^[24]将干扰协方差矩阵建模为未知的随机量,并提出了一种知识辅助的 GLRT 探测器。Liu 等^[25]将逆复 Wishart 分布作为干扰协方差矩阵的先验分布,提出了 3 种贝叶斯自适应探测器。Han 等^[26]基于贝叶斯方法和 GL-RT 准则,设计了两种新的检测器。Yin 等^[27]提出了一种基于贝叶斯方法的协方差矩阵结构分类器,所提出的分类器即使在辅助数据量较小的情况下也能确保出色的性能,进而提高了目标检测的性能。在训练数据难以获取的情况下,借助贝叶斯框架,Li 等^[28]提出了两种基于 Rao 和 Wald

检验准则的自适应检测器。

本文针对 MIMO 声呐在高斯噪声和混响背景下的目标检测问题,基于贝叶斯框架和 GLRT 准则,借助两组训练数据,提出了一种融入先验知识的 MIMO 声呐目标自适应检测方法,即双训练贝叶斯自适应匹配滤波器(double-trained Bayesian adaptive matched filter, DTB-AMF)。在混响协方差矩阵的估计阶段,DTB-AMF 检测器通过将混响协方差矩阵指定为逆复 Wishart 分布,更好地反映混响的实际特性,充分利用了混响的先验信息。该检测器还分别利用被动模式下的训练数据和传统训练数据集求解噪声协方差矩阵和混响协方差矩阵的最大后验估计,双训练数据的引入能够更准确地实现高斯噪声和混响共同作用下的干扰协方差矩阵的估计^[7]。仿真结果证明,当训练数据不足时,DTB-AMF 检测器具有稳健的目标检测性能。

1 问题阐述

1.1 信号模型

考虑一个配备有 M 个阵元的收发合置式 MIMO 声呐。MIMO 声呐的时域导向矢量、发射导向矢量和接收导向矢量分别由 $s(\omega)$ 、 $s_t(\nu)$ 和 $s_r(\nu)$ 表示^[7],详细定义如下。

时域导向矢量 $s(\omega)$ 可表示为

$$s(\omega) = [1, e^{j2\pi\omega}, \dots, e^{j2\pi(P-1)\omega}]^T \quad (1)$$

发射导向矢量 $s_t(\nu)$ 定义为

$$s_t(\nu) = [1, e^{j2\pi(1+\beta)\nu}, \dots, e^{j2\pi(1+\beta)(M-1)\nu}]^T \quad (2)$$

同理,接收导向矢量 $s_r(\nu)$ 表示为

$$s_r(\nu) = [1, e^{j2\pi(1+\beta)\nu}, \dots, e^{j2\pi(1+\beta)(M-1)\nu}]^T \quad (3)$$

式中: $\omega = f_d/f_s$ 表示归一化多普勒频率。其中, $f_d = \beta f_i$ 为多普勒频率, $\beta = 2v_0/c$ 表示多普勒系数, v_0 是目标与声呐之间的相对径向速度, f_i 为载频, c 为水中声速, f_s 为采样频率, P 为时域维度。 $\nu = d \cdot \sin \theta/\lambda$ 表示归一化空间频率。其中, d 为阵元间距, θ 为目标波达角度, λ 为波长。与雷达不同的是,在声呐信号模型中, β 不可以被忽略,因为水声传播的速度不满足 $c \gg v_0$ 的条件^[29]。 $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置。

综上,MIMO 声呐的空时导向矢量 $v(\omega, \nu)$ ^[7] 可表示为

$$v(\omega, \nu) = s(\omega) \otimes s_t(\nu) \otimes s_r(\nu) \quad (4)$$

式中: \otimes 表示克罗内克积。

根据以上参数和待测场景中的信号组成,回波数据可以表示为

$$z = \eta \alpha v(\omega, \nu) + x_r + n \quad (5)$$

式中: $\eta \in \{0, 1\}$ 表示目标的有无; α 表示目标强度,是一个未知的确定性参数。 x_r 表示回波信号中的混响分量, n 定义为回波信号中的高斯噪声分量。 z 的数据维度为 $N \times 1$,其中 $N = M^2 P$ ^[7]。为书写简便,用 v 表示 $v(\omega, \nu)$ 的简略形式。

1.2 假设检验构建

假设待检测单元的向量表示为 $z \in \mathbf{C}^{N \times 1}$,传统的训练数据由临近待检测单元的 K_1 个矢量数据构成,记作 $\mathbf{R} = [r_1, r_2, \dots, r_{K_1}] \in \mathbf{C}^{N \times K_1}$ 。第二组训练数据由 MIMO 声呐在被动模式下获得的 K_2 个矢量数据构成,其中只包含高斯

噪声成分, 表示为 $\mathbf{H}=[\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{K_z}] \in \mathbf{C}^{N \times K_z}$ 。主、被动模式下 MIMO 声呐数据的采样示意图如图 1 所示。

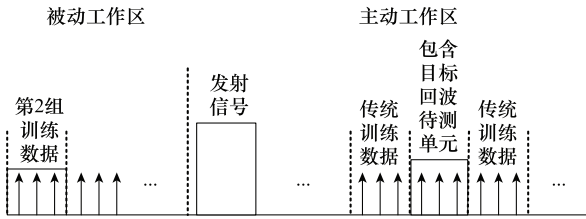


图 1 主、被动模式下 MIMO 声呐数据采样示意图
Fig. 1 Diagram of data sampling of MIMO sonar under active mode and passive mode

由此, 目标检测问题可以考虑为存在目标的 H_1 和不存在目标的 H_0 两种假设:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{z} = \mathbf{x} \\ \mathbf{r}_a = \mathbf{m}_a, \mathbf{h}_b = \mathbf{n}_b \\ a \in \Omega_1, b \in \Omega_2 \end{array} \right. \\ H_1 \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{z} = \alpha \mathbf{v} + \mathbf{x} \\ \mathbf{r}_a = \mathbf{m}_a, \mathbf{h}_b = \mathbf{n}_b \\ a \in \Omega_1, b \in \Omega_2 \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (6)$$

式中: \mathbf{x} 和 \mathbf{m}_a 代表包含混响和高斯噪声在内的干扰分量, 干扰分量为独立同分布, 且服从均值为 $\mathbf{0}$ 、协方差矩阵为 \mathbf{M} 的复高斯分布, 并且 $\mathbf{M} = \sigma_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{M}_c$, \mathbf{M} 的维度为 $N \times N$. $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 为噪声协方差矩阵, σ_n^2 为高斯噪声的功率, \mathbf{M}_c 为混响协方差矩阵; $\mathbf{n}_b \sim \text{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$, \mathbf{n}_b 为零均值的高斯噪声向量; $\Omega_2 = \{1, 2, \dots, K_z\}$, $z=1, 2$; 在 H_0 和 H_1 假设中, \mathbf{R} 的概率密度函数(probability density function, PDF)定义为

$$f(\mathbf{R} | \sigma_n^2, \mathbf{M}_c) = \frac{1}{\pi^{NK_z} \det^{K_z}(\mathbf{M})} \cdot \exp[-\text{tr}(\mathbf{M}^{-1} \mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger)] \quad (7)$$

式中: $\det(\cdot)$ 表示矩阵的行列式, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, $(\cdot)^\dagger$ 表示矩阵的共轭转置。

对于上述假设检验问题, 可以充分利用混响的先验知识。与将混响协方差矩阵建模为确定但未知的模型相比, 贝叶斯框架的引入可以获得更高的性能增益^[25]。

假设混响协方差矩阵 \mathbf{M}_c 是未知的, 其在贝叶斯框架中是随机的, 并被分配给一个先验分布。逆复 Wishart 分布是协方差矩阵 \mathbf{M}_c 广泛采用的先验分布, 它更能反映实际混响环境特性并且具有易处理的特点^[30]。

$$\mathbf{M}_c \sim \tau \omega^{-1}(L, L\mathbf{M}_0) \quad (8)$$

式中: \mathbf{M}_0 是 $N \times N$ 维的正定矩阵; L 代表自由度, 并且满足 $L \geq N$ 。协方差矩阵 \mathbf{M}_c 的 PDF 定义为

$$f_{\mathbf{M}_c}(\mathbf{M}_c) = \frac{\det^{L+N}(\mathbf{M}_c^{-1})}{G(L, L\mathbf{M}_0)} \exp[-\text{tr}(\mathbf{M}_c^{-1} L\mathbf{M}_0)] \quad (9)$$

其中,

$$G(L, L\mathbf{M}_0) = \pi^{N(N-1)/2} \det^{-L}(L\mathbf{M}_0) \cdot \prod_{n=1}^N \Gamma(L-n+1) \quad (10)$$

参数 L 可以衡量先验信息的可靠性。具体来说, L 越大, \mathbf{M}_c 和 \mathbf{M}_0 之间的距离就越小^[30]。

2 检测器设计

为了解决式(6)中的假设检验问题, 在本节中推导出 DTB-AMF 检测器。在 H_0 和 H_1 条件下, 待检测数据 \mathbf{z} 的 PDF 分别为

$$f(\mathbf{z} | \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_0) = \frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{M})} \cdot \exp[-\text{tr}(\mathbf{M}^{-1} \mathbf{T}_0)] \quad (11)$$

$$f(\mathbf{z} | \alpha, \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_1) = \frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{M})} \cdot \exp[-\text{tr}(\mathbf{M}^{-1} \mathbf{T}_1)] \quad (12)$$

式中: \mathbf{T}_0 和 \mathbf{T}_1 分别定义为

$$\mathbf{T}_0 = \mathbf{z} \mathbf{z}^\dagger \quad (13)$$

$$\mathbf{T}_1 = (\mathbf{z} - \alpha \mathbf{v})(\mathbf{z} - \alpha \mathbf{v})^\dagger \quad (14)$$

综上, GLRT 准则可以表示为

$$\frac{\max_{\alpha, \sigma_n^2, \mathbf{M}_c} f(\mathbf{z} | \alpha, \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_1)}{\max_{\sigma_n^2, \mathbf{M}_c} f(\mathbf{z} | \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (15)$$

式中: η 为检测门限。

根据以上原理, 采用了两步法设计 DTB-AMF 检测器。该方法首先假定干扰协方差矩阵 \mathbf{M} 是已知的。因此, 式(15)可以重写为

$$\frac{\max_{\alpha} f(\mathbf{z} | \alpha, \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_1)}{f(\mathbf{z} | \sigma_n^2, \mathbf{M}_c, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_1 \quad (16)$$

式中: η_1 为式(15)修正后的检测门限。

步骤 1 估计 α 的值

对式(12)取对数, 并将对数式对 α 求其最大化, 可以得到 α 的估计值为

$$\tilde{\alpha} = \frac{\mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}}{\mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v}} \quad (17)$$

将式(17)代入式(16), 经过计算得到式(16)的进一步表达形式

$$\frac{|\mathbf{z}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v}|^2}{\mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_2 \quad (18)$$

式中: η_2 为式(16)修正后的检测门限。

步骤 2 估计干扰协方差矩阵 \mathbf{M}

由上述可知, 干扰协方差矩阵由噪声协方差矩阵和混响协方差矩阵两部分组成。定义

$$\hat{\mathbf{M}} = \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} + \hat{\mathbf{M}}_c \quad (19)$$

(1) 估计 $\hat{\sigma}_n^2$ 的值

$\hat{\sigma}_n^2$ 的估计值可以通过第 2 个训练集 \mathbf{H} 得出, 定义其最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)^[31-33]为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{NK_2} \sum_{i=1}^{K_2} \mathbf{h}_i^\dagger \mathbf{h}_i \quad (20)$$

(2) 估计 \mathbf{M}_c 的值

计算 \mathbf{M}_c 的估计值可以借助于传统的训练集, 通过求解 \mathbf{M}_c 最大后验(maximum A posteriori, MAP)估计得到。

$$\hat{\mathbf{M}}_c = \underset{\mathbf{M}_c}{\text{argmax}} [f(\mathbf{R} | \hat{\sigma}_n^2, \mathbf{M}_c) f_{\mathbf{M}_c}(\mathbf{M}_c)] \quad (21)$$

式中: $\text{argmax}_{\mathbf{M}_c}[\cdot]$ 定义为使得等式右边取最大值时 \mathbf{M}_c 的值。

将式(9)、式(12)、式(17)和式(20)代入式(21),得到

$$f(\mathbf{R}|\hat{\sigma}_n^2, \mathbf{M}_c) f_{\mathbf{M}_c}(\mathbf{M}_c) = \frac{1}{\pi^{NK_1} \det^{K_1}(\det(\hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{M}_c))} \cdot \exp[-\text{tr}((\hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{M}_c)^{-1} \mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger)] \cdot \frac{\det^{L+N}(\mathbf{M}_c^{-1})}{G(L, \mathbf{L} \mathbf{M}_0)} \cdot \exp[-\text{tr}(\mathbf{M}_c^{-1} \mathbf{L} \mathbf{M}_0)] \quad (22)$$

对式(22)取对数得到

$$\begin{aligned} \ln[f(\mathbf{R}|\hat{\sigma}_n^2, \mathbf{M}_c) f_{\mathbf{M}_c}(\mathbf{M}_c)] = & -NK_1 \ln \pi - K_1 \ln[\det(\hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{M}_c)] - \\ & (L+N) \ln[\det(\mathbf{M}_c)] - \text{tr}[\mathbf{R}^\dagger (\hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{M}_c)^{-1} \mathbf{R}] - \\ & \text{tr}(\mathbf{L} \mathbf{M}_c^{-1} \mathbf{M}_0) - \ln[G(L, \mathbf{L} \mathbf{M}_0)] \end{aligned} \quad (23)$$

然后,关于 \mathbf{M}_c 对式(23)求导,经过化简计算,并令其表达式为 0,得到

$$-(K_1 + L + N) \mathbf{M}_c^{-1} + \mathbf{M}_c^{-1} (\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}) \mathbf{M}_c^{-1} = 0 \quad (24)$$

由式(24)可得到 \mathbf{M}_c 的 MAP 估计为

$$\hat{\mathbf{M}}_c = \frac{\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}}{K_1 + L + N} \quad (25)$$

将式(20)、式(25)代入式(18),可以得到 DTB-AMF 检测器最终的表达式

$$\frac{|\mathbf{z}^\dagger (\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}|^2}{\mathbf{v}^\dagger (\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta_3 \quad (26)$$

式中: η_3 为式(18)修正后的检测门限。

DTB-AMF 算法实现步骤如算法 1 所示。

算法 1 DTB-AMF 算法

输入 待检测单元数据 \mathbf{z} ; 两组训练数据 \mathbf{R}, \mathbf{H} ; 门限阈值 η
输出 H_0 或 H_1

步骤 1 假设干扰协方差已知,计算 $\tilde{\alpha}$, $\tilde{\alpha} = \frac{\mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}}{\mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v}}$

步骤 2 干扰协方差矩阵由混响协方差矩阵和噪声协方差矩阵组成,首先借助第 2 组训练数据估计噪声功率 σ_n^2 ,

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{NK_2} \sum_{i=1}^{K_2} \mathbf{h}_b^H \mathbf{h}_b$$

步骤 3 借助传统辅助数据获得混响协方差矩阵的

MAP 估计, $\hat{\mathbf{M}}_c = \frac{\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}}{K_1 + L + N}$

步骤 4 将上述各参数代入:

$$\frac{|\mathbf{z}^\dagger (\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}|^2}{\mathbf{v}^\dagger (\mathbf{R} \mathbf{R}^\dagger + \mathbf{L} \mathbf{M}_0 + K_1 \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta_3$$

3 性能分析

本节采用蒙特卡罗仿真分析 DTB-AMF 检测器的目标检测性能。考虑一个配备均匀线阵的收发合置式 MIMO 声呐,阵元数为 $M=8$,阵元间距为 $\lambda/2$ 。发射信号时域维度 $P=5$,信号频率 $f_s=10$ kHz。声速 $c=1500$ m/s,设置训练样本数量 K_2 为 100。

\mathbf{M}_c 由式(8)给出,其中,

$$\mathbf{M}_0(i, j) = \sigma_c^2 \rho^{|i-j|} \quad (27)$$

\mathbf{M}_0 是指数相关复高斯模型的混响协方差矩阵, σ_c^2 为混响功率, ρ 为 1 阶迟滞相关系数。信号混响噪声比(signal-to-reverb-plus-noise ratio, SRNR)定义为

$$\text{SRNR} = |\alpha|^2 \mathbf{v}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v} \quad (28)$$

首先分析辅助数据不足的情况下 DTB-AMF 检测方法和 3 种传统非贝叶斯检测方法的检测性能。在仿真中,预设 $L=N+1, \rho=0.9, K_1=N+1$,虚警概率(probability of false alarm, P_{fa})为 10^{-3} 。

图 2 给出了不同检测方法的检测概率(probability of detection, P_d)随着 SRNR 变化的曲线。结果表明,SRNR 的增大使得 4 种检测方法的 P_d 都呈现升高的趋势。不难看出,与传统非贝叶斯检测方法相比,所提出的 DTB-AMF 检测方法有着更显著的检测性能。当 SRNR=15 dB 时,DTB-AMF 有着 0.9 的检测概率,远远大于 AMF(0.18)、自适应正交抑制波束形成检测器(adaptive beamformer orthogonal rejection test, ABORT)(0.22)、GLRT(0.28)的检测概率。仿真结果表明,所提出的检测器能够有效克服训练数据不足带来的检测性能损失。

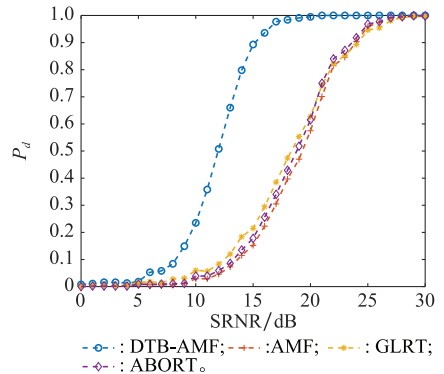


图 2 $K_1=N+1$ 时 P_d 随 SRNR 的变化曲线
Fig. 2 P_d versus SRNR when $K_1=N+1$

在其他参数保持不变的情况下,将训练数据的数量 K_1 增加到 $2N$ 。从图 3 可以看出,随着 K_1 的增加,所有检测的性能都有所提高,并且检测器之间的检测性能差异在缩小。当 $P_d=0.9$ 时,DTB-AMF 仍有着较好的性能,优于其他 3 种非贝叶斯检测器约 3 dB 的增益。

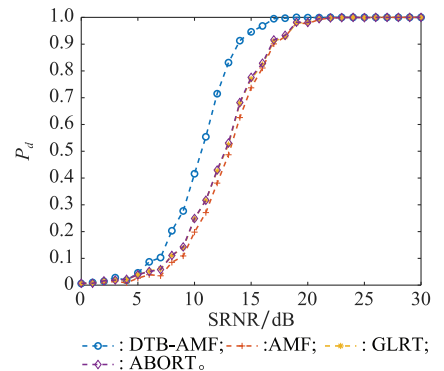


图 3 $K_1=2N$ 时 P_d 随 SRNR 的变化曲线
Fig. 3 P_d versus SRNR when $K_1=2N$

当训练数据量 K_1 达到 $6N$ 时, 此时训练数据中包含的信息已经足够用来合理地估计协方差矩阵。因此, 图 4 结果显示, 这 4 种检测方法的检测性能基本相同。

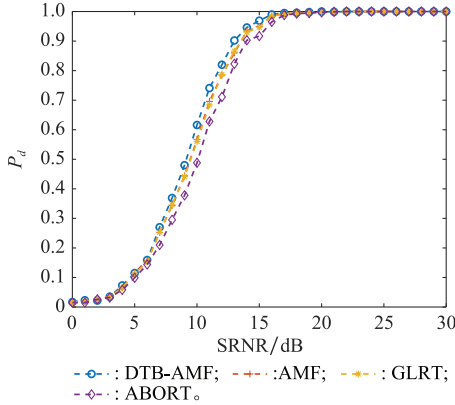


图 4 $K_1 = 6N$ 时 P_d 关于 SRNR 的曲线

Fig. 4 P_d versus SRNR for $K_1 = 6N$

图 5 给出了不同的自由度 L 对 DTB-AMF 检测方法性能的影响。保持其他所有参数不变, 预设 $K_1 = N + 1$ 。结果显示, 当 L 增加时, 检测器的性能随之提高。这与 L 越大、混响协方差矩阵的估计值和真实值之间的差距越小的理论相吻合。

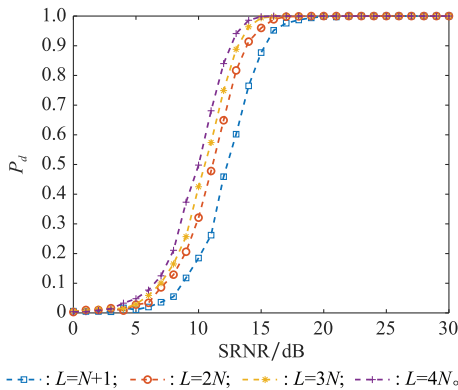


图 5 L 取不同值时 P_d 随 SRNR 的变化曲线

Fig. 5 P_d versus SRNR with different L

4 结束语

本文研究了 MIMO 声呐下高斯噪声和混响共存的干扰场景中的目标检测问题。本文关注于干扰成分的先验知识, 并提出了基于两个训练数据集和贝叶斯框架的自适应 DTB-AMF 检测器。结果表明, 在训练数据较少的情况下, 所提出的检测方法性能稳健且明显优于其他传统非贝叶斯检测器。考虑到实际背景通常是不均匀的, 更进一步的研究工作可能会将提出的框架扩展到非均匀背景下的目标检测问题中。

参考文献

[1] YAN L, PIAO S C, XU F. Orthogonal waveform separation in

multiple-input and multiple-output imaging sonar with fractional Fourier filtering[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2021, 15(5): 471–484.

[2] KERSTENS R, JANSEN W, STECKEL J. Radial velocity estimation for multiple objects using in-air sonar with MIMO virtual arrays[J]. IEEE Access, 2023, 11: 16700–16710.

[3] 周飞, 俞健. 基于加权循环算法的高分辨率成像波形设计[J]. 舰船科学技术, 2024, 46(10): 126–131.

ZHOU F, YU J. High resolution imaging waveform design based on weighted cycle algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2024, 46(10): 126–131.

[4] 刘伟焯, 杨益新, 刘雄厚. 基于相关干扰抑制的 MIMO 声呐波形设计[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(9): 1510–1518.

LIU W Y, YANG Y X, LIU X H. MIMO sonar waveform design based on correlation interference suppression[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(9): 1510–1518.

[5] HAIMOVICH A M, BLUM R S, CIMINI L J. MIMO radar with widely separated antennas[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(1): 116–129.

[6] LI J, STOICA P. MIMO radar with colocated antennas[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(5): 106–114.

[7] 陈世进, 闫晟, 郝程鹏, 等. 一种适用于多输入多输出声呐的稳健空时自适应检测方法[J]. 声学学报, 2022, 47(6): 777–788.

CHEN S J, YAN S, HAO C P, et al. A robust space-time adaptive detection method for multiple-input multiple-output sonar[J]. Acta Acustica, 2022, 47(6): 777–788.

[8] CHENG Z Y, HE Z S, WANG Z L, et al. Detection performance analysis for distributed MIMO radar[J]. Journal of Radars, 2017, 6(1): 81–89.

[9] YU X X, YAO X, YANG J, et al. Integrated waveform design for MIMO radar and communication via spatio-spectral modulation[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2022, 70: 2293–2305.

[10] XU F, MORENCY M W, VOROBYOV S A. DOA estimation for transmit beamspace MIMO radar via tensor decomposition with Vandermonde factor matrix[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2022, 70: 2901–2917.

[11] WU Z X, ZHU S Q, XU J W, et al. Interference suppression method with MR-FDA-MIMO radar[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(5): 6250–6264.

[12] LIU J, ZHOU S H, LIU W J, et al. Tunable adaptive detection in colocated MIMO radar[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2018, 66(4): 1080–1092.

[13] 黄广佳, 程旭, 饶彬, 等. 基于广义 Rao 检验的单/多比特 MIMO 雷达运动目标检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 46(1): 105–112.

HUANG G J, CHENG X, RAO B, et al. One/multi-bit MIMO radar detection of a moving target based on generalized Rao test[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 46(1): 105–112.

[14] 张顺生, 李鑫, 黄栋冰, 等. 距离角度失配条件下的 FDA-MIMO 雷达运动目标检测算法[J]. 信号处理, 2024, 40(1): 197–206.

ZHANG S S, LI X, HUANG L B, et al. Moving target detection algorithm for FDA-MIMO radar under range angle mi-

- smatch conditions[J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(1): 197–206.
- [15] WANG P, LI H B. Target detection with imperfect waveform separation in distributed MIMO radar[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2020, 68: 793–807.
- [16] ZENG C C, WANG F Z, LI H B, et al. Target detection for distributed MIMO radar with nonorthogonal waveforms in cluttered environments[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 5448–5459.
- [17] ZHU J J, ZHU S Q, XU J W, et al. Simultaneous detection and discrimination of mainlobe deceptive jammers in FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 7499–7513.
- [18] LIU J, HAN J W, LIU W J, et al. Persymmetric Rao test for MIMO radar in Gaussian disturbance[J]. *Signal Processing*, 2019, 165: 30–36.
- [19] GUAN J, MU X Q, HUANG Y, et al. Space-time-waveform joint adaptive detection for MIMO radar[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 1807–1811.
- [20] HU Z Y, WANG W, DONG F Y. A low-complexity MIMO radar STAP strategy for efficient sea clutter suppression[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4024105.
- [21] WU M, HAO C P, HU Q, et al. Sparsity-based processing to enhance the reverberation suppression for FDA-MIMO sonars[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(2): 1556–1569.
- [22] DE MAIO A, FARINA A, FOGLIA G. Knowledge-aided Bayesian radar detectors and their application to live data[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 170–183.
- [23] HAO C P, SHANG X Q, BANDIERA F, et al. Bayesian radar detection with orthogonal rejection[J]. *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics Communications and Computer Sciences*, 2012, 95-A(2): 596–599.
- [24] GAO Y C, LI H B, HIMED B. Knowledge-aided range-spread target detection for distributed MIMO radar in nonhomogeneous environments[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2017, 65(3): 617–627.
- [25] LIU J, HAN J W, ZHANG Z J, et al. Bayesian detection for MIMO radar in Gaussian clutter[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2018, 66(24): 6549–6559.
- [26] HAN J W, ZHANG Z J, LIU J, et al. Adaptive Bayesian detection for MIMO radar in Gaussian clutter[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(4): 501–509.
- [27] YIN C R, HAO C P, ORLANDO D, et al. Learning strategies for the interference covariance structure based on a Bayesian approach[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1182–1186.
- [28] LI P, HUANG B, WANG W Q. Knowledge-aided Bayesian detection of distributed target for FDA-MIMO radar in Gaussian clutter[J]. *IEEE Trans. on Radar Systems*, 2021, 2: 344–354.
- [29] 郝程鹏, 闫晨, 张宇轩. 主动声呐空时自适应处理技术[M]. 北京: 科学出版社, 2023.
HAO C P, YAN S, ZHANG Y X. Space-time adaptive processing technology for active sonar[M]. Beijing: Science Press, 2023.
- [30] 殷超然. 主动声呐混响背景分类与自适应目标检测算法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2023.
YIN C R. Research on reverberation background classification and adaptive target detection of active sonar systems[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2023.
- [31] YAN L J, ADDABBO P, HAO C P, et al. New ECCM techniques against noiselike and/or coherent interferers[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(2): 1172–1188.
- [32] YAN L J, ADDABBO P, ZHANG Y X, et al. A sparse learning approach to the detection of multiple noise-like jammers[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(6): 4367–4383.
- [33] YAN L J, HAO C P, ORLANDO D, et al. Parametric space-time detection and range estimation of point-like targets in partially homogeneous environment[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(20): 1228–1242.

作者简介

马治勋(1991—),男,助理研究员,硕士,主要研究方向为水声信号处理、自适应目标检测。

殷超然(1996—),男,助理研究员,博士,主要研究方向为统计信号处理、自适应目标检测。

王天琪(1997—),女,助理研究员,博士,主要研究方向为目标检测、水声信号处理。

郝程鹏(1975—),男,研究员,博士,主要研究方向为水声信号处理、信号检测与估计。