

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208827

基于空间平滑差分的鲁棒自适应波束形成*

郝旺身 刘雨曦 冀科伟 张二亮 董辛旻 李继康 赵露露

(郑州大学机械与动力工程学院 郑州 450001)

摘要: 针对当采样协方差矩阵中包含期望信号时,模型失配会使MVDR自适应波束形成算法性能大幅下降的问题,本文提出一种基于空间平滑差分算法(SSDA)的鲁棒自适应波束形成算法。该算法首先通过空间平滑差分算法获得源数目先验知识,再对MVDR空间功率谱进行波峰搜索得到期望信号,最后再从采样协方差矩阵中去掉期望信号协方差矩阵。仿真结果表明,在高信噪比输入的情况下,改进后的算法在去除期望信号后其输出信干噪比有了很大提升,比MVDR算法提高了2~3倍。

关键词: 鲁棒自适应波束形成;空间平滑差分;源数估计;协方差矩阵重构

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Robust adaptive beamforming based on spatial smoothing difference algorithm

Hao Wangshen Liu Yuxi Ji Kewei Zhang Erliang Dong Xinmin Li Jikang Zhao Lulu

(School of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: When the sampling covariance matrix contains the desired signal, the model mismatch will greatly reduce the performance of minimum variance distortion response (MVDR) adaptive beamforming algorithm. A robust adaptive beamforming algorithm based on spatial smoothing difference algorithm (SSDA) is proposed in this paper. The algorithm first obtains the prior knowledge of the number of sources through the spatial smoothing difference algorithm, then searches the wave crest of the MVDR spatial power spectrum to obtain the expected signal, and finally removes the expected signal covariance matrix from the sampling covariance matrix. The simulation results show that under the condition of high signal to noise ratio input, the output signal to interference plus noise ratio of the improved algorithm has been greatly improved after removing the expected signal, which is 2~3 times higher than that of MVDR algorithm.

Keywords: robust adaptive beamforming; spatial smoothing difference algorithm; source number estimation; covariance matrix reconstruction

0 引言

自适应波束形成被广泛应用于雷达、声呐、通信、麦克风阵列信号处理、医学影像等领域^[1-4]。自适应波束形成技术的目标是在保证期望信号较大增益的同时,自适应地使阵列零陷对准信号干扰位置,从而抑制或者降低干扰信号的强度,减少对期望信号的影响。自适应的实现是通过不同的准则来确定自适应权,常用的准则有最小均方误差准则(minimum mean square error criterion, MSE),最小噪声方差准则(minimum noise variance criterion, NV),最大似然比准则(maximum likelihood criterion, LH)和最大信噪

比准则(maximum signal to noise ratio criterion, SNR)等。理想情况下,自适应波束形成能获得最大输出信干噪比,但自适应波束形成对模型失配敏感,特别是训练数据中存在期望信号时,严重影响波束形成的性能。而在实际应用时,我们得到的采样信号中往往存在期望信号,在这种情况下,导向矢量的误差会让自适应波束形成器将期望信号方向当成干扰或噪声而抑制掉。为了解决这一问题,许多研究者鲁棒自适应波束形成方面做了相关研究^[5-10],很多鲁棒自适应波束形成算法被提出。其中对角加载(diagonal loading, DL)方法、基于特征子空间的波束形成算法、最差性能最优算法和协方差矩阵重构研究较多。对角加载鲁棒

收稿日期:2022-01-11

* 基金项目:国家自然科学基金(61873244)、国家重点研发项目(2016YFF0203100)、河南省重点科技攻关项目(202102210075)资助

波束形成算法是应对有限快拍情况下的最经典的算法,它的不足主要是对角加载因子没有统一确定的方法,通常根据经验取 10 倍于噪声功率值^[11]。基于特征子空间的算法能在提高系统输出信噪比的同时使算法的收敛速度和鲁棒性同时得到较大提高,但是算法的前提条件是需要知道干扰信号源的个数,并且当输入信噪比较低时,算法的性能下降严重^[12]。最差性能最优稳健波束形成器保证了算法在存在误差情况下仍有优良的性能,但该算法的缺点是凸优化计算量大,耗费的时间长^[13]。除此之外,还有一种基于干扰加噪声协方差矩阵重构和导向矢量估计的稳健波束形成算法,该算法通过空间谱波峰搜索得到期望信号来波方向,利用 Capon 空间谱在期望来波方向区域之外重构干扰加噪声协方差矩阵,从而将期望信号去除,并通过构建二次约束二次规划模型来进行期望信号导向矢量估计,在保证期望信号输出功率最大化的指导思想下建立优化模型,该算法在期望信号导向矢量失配情况下具有良好的稳健性^[14-15]。但在将期望信号去除过程中,为了去除 MVDR (minimum variance distortionless response) 功率谱中伪峰的影响,还需要对信号源数做预估计。

针对以上问题,在协方差矩阵重构算法基础上,本文引入空间平滑差分算法对信号源数预估计。空间平滑算法^[16]是通过求各子阵协方差的均值来实现的,通过对各子阵的数据协方差矩阵进行平滑处理以达到去相干的目的,但它无法区分相干信源和非相干信源数量,而空间平滑差分算法能很好地解决这一问题。本文将信号源数的估计分为两部分,先对非相干信号源数做出估计,再通过空间差分平滑算法去除协方差矩阵中的非相干信号源的相关信息,得到只含有相干信源信息的空间平滑差分矩阵,最后再对相干信源数进行估计。本文将空间平滑差分算法运用到协方差矩阵重构过程中,成功将期望信号从采样协方差矩阵中去除。最后通过仿真验证了算法的输出信噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) 性能,证明了所提波束形成算法成功去除了期望信号的影响,极大地改善了 MVDR 算法的性能。

1 接收信号模型

信号模型为阵列接收信号模型,如图 1 所示,假设阵列阵元间距 d 相等,其值都为半波长,阵列一共有 M 个阵元,则当信号源为 P 个远场的窄带信号,从角度 θ 入射到阵列时,阵列接收信号 $X(t)$ 可以表示为:

$$X(t) = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S}(t) \in C^{P \times 1}$ 为入射信号矢量, $\mathbf{N}(t) \in C^{M \times 1}$ 为噪声, $\mathbf{A}(\theta) \in C^{M \times P}$ 为阵列流矩阵,可以表示为 $\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \mathbf{a}(\theta_3), \dots, \mathbf{a}(\theta_P)]$, 其中 \mathbf{a} 为导向矢量, θ_p 为第 P 个信号的入射角度,则第 P 个信号源的导向矢量表达式如下:

$$\mathbf{a}(\theta_p) = [1, e^{-j2\pi d \sin(\theta_p)/\lambda}, \dots, e^{-j2\pi(M-1)d \sin(\theta_p)/\lambda}]^T \quad (2)$$

式中: λ 表示信号波长, e 为自然常数, j 为虚数单位, d 表示阵元间距, T 表示转置,此时 P 个远场窄带信号入射到 M 个麦克风传感器,每个接收阵元看成一个接收通道,每个接收通道对应一个加权值,阵列的输出为 $y(t)$:

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mathbf{w}_i^* x_i(t) = \mathbf{W}_{opt}^H X(t) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{W}_{opt} = [\mathbf{w}_1^*, \mathbf{w}_2^*, \mathbf{w}_3^*, \dots, \mathbf{w}_M^*]^T$, $(\cdot)^*$ 表示共轭转置, \mathbf{w}_M 为第 M 个麦克风对应的加权矢量。

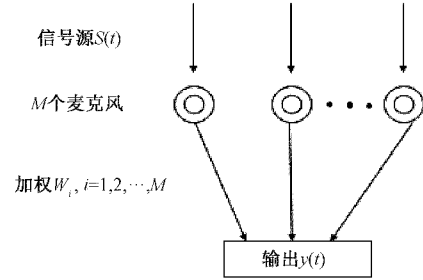


图 1 阵列信号模型

接收信号的协方差矩阵为:

$$\mathbf{R}_x = E[X(t)X^H(t)] = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H(\theta) + \mathbf{R}_n \quad (4)$$

式中: $\mathbf{R}_s = E[S(t)S^H(t)]$ 为信号协方差矩阵, E 为期望值, H 为共轭转置, $\mathbf{R}_n = E[N(t)N^H(t)]$ 为噪声协方差矩阵,假设噪声信号为平稳零均值高斯白噪声,方差为 σ^2 , 则 $\mathbf{R}_n = E[N(t)N^H(t)] = \sigma^2 \mathbf{I}_M$, \mathbf{I}_M 为单位矩阵,故信号协方差矩阵为:

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H(\theta) + \sigma^2 \mathbf{I}_M \quad (5)$$

2 改进的算法模型

2.1 空间平滑差分算法

首先空间平滑算法是利用均匀线阵的平移不变性将阵列划分为多个子阵列,每个子阵列有重叠部分且阵元数相等,在 M 个麦克风阵列,将其划分为 L 个子阵列,每个子阵列包含的阵元数为 $M-L+1$,则等效 $M-L+1$ 阶子阵列协方差矩阵 \mathbf{R}_f 为:

$$\mathbf{R}_f = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L \mathbf{F}_p \mathbf{R}_x \mathbf{F}_p^T \quad (6)$$

式中: $\mathbf{F}_p = [\mathbf{0}_{(M-L+1) \times (p-1)}, \mathbf{I}_{M-L+1}, \mathbf{0}_{(M-L+1) \times (L-p)}]$, 然后对阵列进行平滑可得阵列平滑协方差矩阵 \mathbf{R}_{ft} 为:

$$\mathbf{R}_{ft} = \frac{\mathbf{R}_f + \mathbf{R}_b}{2} = \frac{1}{2L} \sum_{p=1}^L \mathbf{F}_p (\mathbf{R}_x + \mathbf{J}_M \mathbf{R}_x^* \mathbf{J}_M) \mathbf{F}_p^T \quad (7)$$

式中: $\mathbf{R}_b = \frac{1}{2L} \sum_{p=1}^L \mathbf{F}_p (\mathbf{R}_x + \mathbf{J}_M \mathbf{R}_x^* \mathbf{J}_M) \mathbf{F}_p^T$, 矩阵 \mathbf{J}_M 为 $M \times M$ 阶置换矩阵。

空间差分矩阵 \mathbf{R}_d 的定义为:

$$\mathbf{R}_d = \mathbf{R}_x - \mathbf{J}_M \mathbf{R}_x^* \mathbf{J}_M \quad (8)$$

假设用 \mathbf{R}_s 表示信号源中的相关信号协方差矩阵,用 \mathbf{R}_{nr} 表示信号源中的非相关信号协方差矩阵,非相关信号协方差矩阵 \mathbf{R}_{nr} 为 Toeplitz 矩阵,且 $\mathbf{R}_{nr} = \mathbf{J}_M \mathbf{R}_{nr}^* \mathbf{J}_M$, 故可得:

$$\mathbf{R}_d = (\mathbf{R}_r + \mathbf{R}_{nr} + \sigma^2 \mathbf{I}_M) - \mathbf{J}_M (\mathbf{R}_r + \mathbf{R}_{nr} + \sigma^2 \mathbf{I}_M^T) \mathbf{J}_M = \mathbf{R}_r - \mathbf{J}_M \mathbf{R}_r \mathbf{J}_M \quad (9)$$

可以看到上式中的空间差分矩阵不包含非相关信源的信息,然后对上式进行前向平滑可得空间平滑差分矩阵 \mathbf{R}_{sd} :

$$\mathbf{R}_{sd} = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L \mathbf{F}_p \mathbf{R}_d \mathbf{F}_p^T = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L \mathbf{F}_p (\mathbf{R}_r - \mathbf{J}_M \mathbf{R}_r^T \mathbf{J}_M) \mathbf{F}_p^T = \mathbf{R}_f - \mathbf{R}_b \quad (10)$$

此时已经得到信号协方差矩阵 \mathbf{R}_s 和空间平滑差分矩阵 \mathbf{R}_{sd} , 为了得到非相关信号源数和相干信号源数,使用特征值的二阶统计量估计,即 SORTE (the second order statistic of eigenvalues)信源估计法,它利用特征值二阶统计量的方差信息来构造信源数估计判决函数, SORTE 函数为:

$$\text{SORTE}(K) = \begin{cases} \frac{\delta_{K-1}}{\delta_K}, & \delta_K > 0 \\ +\infty, & \delta_K = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: δ_K 为特征值的方差,其表达式为:

$$\delta_K = \frac{1}{M-K} \sum_{i=K}^{M-1} (\Delta\lambda_i - \frac{1}{M-K} \sum_{j=K}^{M-1} \Delta\lambda_j)^2$$

其中, $K=1, 2, \dots, M-1$, λ 为特征值, $\Delta\lambda_i = \lambda_i - \lambda_{i-1}$, $i=1, 2, \dots, M-1$, 设 P 个信源中有 u 个非相关信号, C 组 Z 个相关信号,令 $q = u + C$, 则信源估计的判决函数为:

$$\tilde{q} = \arg \min_{k=1, \dots, M-3} \{\text{SORTE}(K)\} \quad (12)$$

分别对信号协方差矩阵 \mathbf{R}_x 和空间平滑差分矩阵 \mathbf{R}_{sd} 做特征值分解,最后求得总的信号源数 \tilde{P} 。

2.2 协方差矩阵重构

MVDR 波束形成核心思想是设计一个权矢量 \mathbf{w} , 保证期望信号的无失真通过,同时最大限度地抑制干扰和噪声,表达成对应的数学公式即是:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{i+n} \mathbf{w} \\ \text{s. t. } \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta) = 1 \end{cases} \quad (13)$$

其中, \mathbf{R}_{i+n} 为干扰和噪声协方差矩阵,式(13)可以通过拉格朗日乘子法求解 $\tau\omega$:

$$\omega = \frac{\mathbf{R}_{i+n}^{-1} \mathbf{a}(\theta)}{\mathbf{a}(\theta)^H \mathbf{R}_{i+n}^{-1} \mathbf{a}(\theta)} \quad (14)$$

同时可以得到 MVDR 波束形成的功率表达式为:

$$P_{\text{mvdr}}(\theta) = E\{|y(t)|^2\} = E\{|\tau\omega^H X|^2\} = \tau\omega^H \mathbf{R}_x \omega \quad (15)$$

当我们不知道期望信号和干扰信号的先验信息(信号数量、来波方向、信号功率等)时,可以根据下式可得估计干扰噪声协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_{i+n}$:

$$\tilde{\mathbf{R}}_{i+n} = \int_{\Omega} p_{\text{mvdr}}(\theta) d(\theta) d^H(\theta) d(\theta) = \tilde{\mathbf{R}} - \tilde{\mathbf{R}}_s = \tilde{\mathbf{R}} - \int_{\Omega} p_{\text{mvdr}}(\theta) d(\theta) d^H(\theta) d(\theta) \quad (16)$$

式中: $\tilde{\mathbf{R}}$ 为采样协方差矩阵, $\tilde{\mathbf{R}}_s$ 为信号协方差矩阵的估计,

积分区域 Ω 表示的是存在期望信号的区间,它可能不止一个,通过在信号源附近划分一个个包含期望信号的小区间得到,它和 Ω 构成整个搜索空间,考虑到式(16)的积分运算计算量较大,为了减少计算量,运用稀疏信号模型来简化运算。通常情况下,信号源的数目相对于整个搜索空间来说是稀疏的,即信号源的数目远远小于空间搜索点数,故式(16)可以简化为:

$$\tilde{\mathbf{R}}_{i+n} = \tilde{\mathbf{R}} - \sum_{i=1}^k p_{\text{mvdr}}(\theta_i) d(\theta_i) d^H(\theta_i) \quad (17)$$

对 MVDR 的空间功率谱进行波峰搜索,得到的空间功率谱峰值集合为 $\{P_1, P_2, P_3, \dots, P_i\}$ 以及对应的波峰角度集合 $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_i\}$, 但是因为伪峰的影响,峰值集合的波峰值数目往往大于真实的信号源数目,因此通过前面空间平滑差分算法求得的信号源数目先验知识,得真实信号源的峰值集合为 $\{P_1, P_2, P_3, \dots, P_{\tilde{P}}\}$ 以及对应的角度 $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_{\tilde{P}}\}$ 。将得到的波峰值及对应的角度带入得到估计重构的协方差矩阵为:

$$\tilde{\mathbf{R}}_{i+n} = \tilde{\mathbf{R}} - \sum_{i=1}^{\tilde{P}} p_{\text{mvdr}}(\theta_{\tilde{P}}) d(\theta_i) d^H(\theta_i) \quad (18)$$

2.3 导向矢量估计

期望信号真实的导向矢量往往很难获得,因为实际信号的来波方向不一定完全落在划分的来波方向网格点上,真实的导向矢量往往和我们求得的导向矢量有一定误差,因此有必要对期望信号的导向矢量进行估计,以提高波束形成的性能。为了尽可能利用原导向矢量中包含的信号信息,通过在原导向矢量的基础上构建一个新的导向矢量 \mathbf{e} , 而不是完全舍弃原来的导向矢量,将导向矢量 $\mathbf{a} + \mathbf{e}$ 的估计转化为一个二次约束二次规划模型:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{e}} (\mathbf{a} + \mathbf{e})^H \tilde{\mathbf{R}}_{i+n}^{-1} (\mathbf{a} + \mathbf{e}) \\ & \text{subject to } \mathbf{a}^H \mathbf{e} = 0 \\ & (\mathbf{a} + \mathbf{e})^H \tilde{\mathbf{R}}_{i+n}^{-1} (\mathbf{a} + \mathbf{e}) \leq \mathbf{a}^H \tilde{\mathbf{R}}_{i+n}^{-1} \mathbf{a} \end{aligned} \quad (19)$$

将式(18)得到的重构的干扰噪声协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_{i+n}$ 和式(19)得到的估计的期望信号导向矢量 $\mathbf{a} + \mathbf{e}$ 代入式(14)可得基于空间平滑差分的鲁棒自适应波束形成的权矢量 $\tilde{\mathbf{w}}$:

$$\tilde{\mathbf{w}} = \frac{\tilde{\mathbf{R}}_{i+n}^{-1} (\mathbf{a} + \mathbf{e})}{(\mathbf{a} + \mathbf{e})^H \tilde{\mathbf{R}}_{i+n}^{-1} (\mathbf{a} + \mathbf{e})} \quad (20)$$

上述的权矢量 $\tilde{\mathbf{w}}$ 由于使用了重构的干扰噪声协方差矩阵和优化的导向矢量,去除了期望信号的影响,使得其在输出信干噪比和抗干扰性能上有了较大提升。

总结以上过程,基于空间平滑差分的鲁棒自适应波束形成算法流程如图 2 所示。

3 仿真实验

为了验证所提算法在的性能,在计算机上对算法进行了仿真验证,将该算法(reconstruct based on spatial

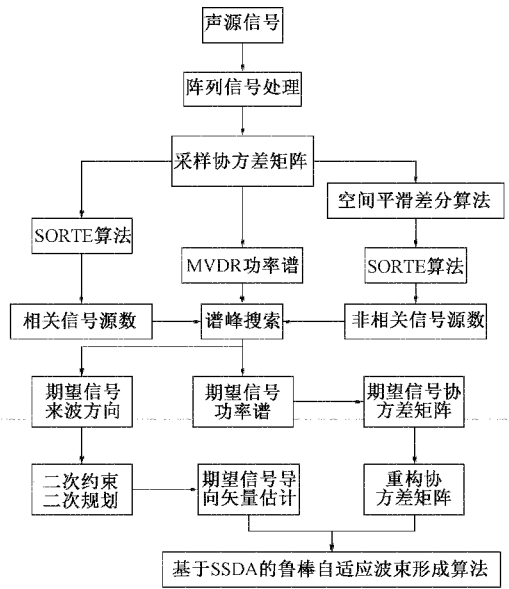


图2 算法流程

smoothing difference algorithm, SSDA-reconstruct)与采样矩阵求逆算法(diagonal loading sample matrix inversion algorithm, SMI),对角加载算法(sample matrix inversion algorithm, LSMI),特征子空间算法(eigen-subspace algorithm, Eig),最差性能最优算法(worst-case performance optimization algorithm, Worst)和最优波束形成器(optimal beamformer, Optimal)进行对比,需要验证的关键问题是在高信噪比情况下,算法能否有效地去除采样协方差矩阵中的期望信号成分,提高算法的输出信干噪比。除此之外,还对算法在导向矢量存在误差和低频快拍情况下的性能进行了仿真验证,对于每个仿真实验,都做了500次蒙特卡罗试验。

1) 仿真实验1:不同输入信噪比下波束形成算法性能

在不同输入信噪比下波束形成算法性能仿真实验中,仿真参数为:32个等间距线性麦克风阵列,间距为半波长,120°方向入射的期望信号,积分区域 Ω 设置为116°~124°,30°方向和60°方向入射的两个干扰信号,干噪比为20 dB,信号和噪声的功率都为1,实验快拍数设置为50,输入SNR范围为-10~30 dB,从图3仿真结果可以看到,在输入信噪比的值比较低时,具体在输入SNR在-10~-5 dB时,除了SMI波束形成算法性能较差外,其他不同波束形成算法之间的输出SINR(signal to interference plus noise ratio)性能差距不是很大,SSDA-reconstruct算法的优势比较小,但随着输入SNR的提高,SSDA-reconstruct算法的性能相比于其他波束形成算法,其性能有了质的提升,从图3中还可以看出,SSDA-reconstruct算法其性能最接近于最优波束形成算法,其次是最差性能最优算法,最差性能最优算法在大于20 dB时性能有小幅提高,而对角加载算法和特征子空间算法性能较为接近,其性能都随着输入SNR的增加

有一定幅度的下降,而性能较差的SMI算法的性能下降幅度较大。从表1可以看到,在高信噪比输入下,SSDA-reconstruct算法输出SINR比MVDR算法提高了30 dB以上,比Optimal算法也只低1 dB左右,可以认为所提算法成功去除了期望信号成分,提高了算法在高SNR情况下的性能,达到了预期目标。

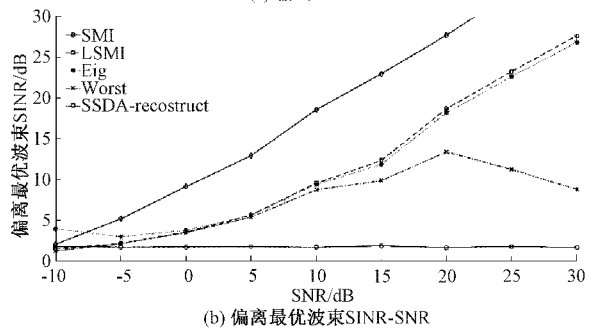
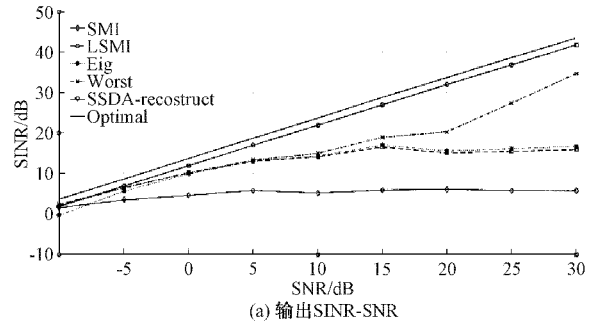


图3 输出SINR与输入SNR的变化曲线

表1 算法输出SINR(dB)-输入SNR(dB)

SNR	-10	-5	0	5	10	15	20	25	30
SMI	1.5	3.4	4.5	5.8	5	5.9	6	5.8	5.7
LSMI	2.1	6.4	10	13	14	16.5	15	15.4	16
Eig	-0.4	5.6	9.9	13	14.3	17	15.5	16.1	17
Worst	2.3	6.4	10	13	15	19	20	27	34
SSDA-r	1.8	6.9	12	17	22	27	32	37	42
Optimal	3	8	13	18	23	28	33	38	43

2) 仿真实验2:不同导向矢量误差角度下波束形成算法性能

在不同导向矢量误差角度下波束形成算法性能仿真实验中,仿真参数为:32个等间距线性麦克风阵列,间距为半波长,120°方向入射的期望信号,积分区域 Ω 设置为116°~124°,30°方向和60°方向入射的两个干扰信号,干噪比为20 dB,信号和噪声的功率都为1,实验快拍数设置为50,输入SNR为0 dB,误差角度范围为-2°~2°,从图4可以看到,除了SMI算法性能下降趋势幅度较大外,其他算法随失配量的变化程度比较小,对导向矢量的失配都有一定的鲁棒性,这是因为SMI算法在导向矢量存在误差时会期望信号当成干扰而极大地抑制了期望信号的输出。同

时,在导向矢量失配量在 $-2^\circ \sim 2^\circ$ 时,SSDA-reconstruct 的性能比较稳定,且最接近于最优波束形成,优于其他波束形成算法,输出 SINR 始终保持在较高水平。在表 2 中,SSDA-reconstruct 算法在误差较大时其 SINR 比 MVDR 算法提高了 10 dB 左右,与 Optimal 算法的差距在 1 dB 以内。其原因是 SSDA-reconstruct 算法在对协方差矩阵进行重构后,根据重建后的协方差矩阵对导向矢量进行了约束优化,从而极大地增加了算法在导向矢量失配情况下的鲁棒性。

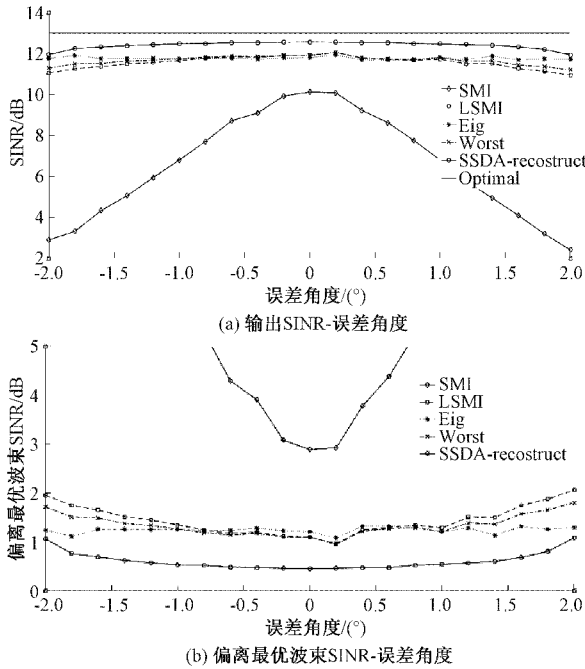


图 4 输出 SINR 与误差角度的变化曲线

表 2 算法输出 SINR(dB)-误差角度 (°)

角度	-2	-1.5	-1	-0.5	0	0.5	1	1.5	2
SMI	2.9	4.6	6.8	9	10	8.8	6.8	4.5	2.4
LSMI	11	11.4	11.7	11.8	11.9	11.7	12	11.4	11
Eig	12	12	11.7	11.7	11.8	11.7	11.8	12	12.7
Worst	11	11.5	12	12	12	12	11.8	11.5	11
SSDA-r	12	12.4	12.5	12.6	12.7	12.6	12.5	12.4	12
Optimal	13	13	13	13	13	13	13	13	13

3) 仿真实验 3: 不同快拍数下波束形成算法性能

在不同快拍数下波束形成算法性能仿真实验中,仿真参数为:32 个等间距线性麦克风阵列,间距为半波长,120° 方向入射的期望信号,积分区域 Ω 设置为 $116^\circ \sim 124^\circ$,30° 方向和 60° 方向入射的两个干扰信号,干噪比为 20 dB,信号和噪声的功率都为 1,仿真实验输入 SNR 为 0 dB,快拍数范围为 10~100,从图 5 可以看出,LSMI,Eig 和 Worst 在快拍数较多的时候能达到较好的性能,但它们受快拍数的影响较大,在低快拍时性能下降幅度较大,而 SSDA-

reconstruct 在不同快拍数下均有良好的性能,在低快拍情况下也保持良好性能。从表 3 可以看到,MVDR 算法在低快拍时性能下降剧烈,其输出 SINR 比 SSDA-reconstruct 算法低了接近 20 dB。因此可以得到 SSDA-reconstruct 算法适合应用于一些低快拍场景,比如对实时性要求较高的应用领域。

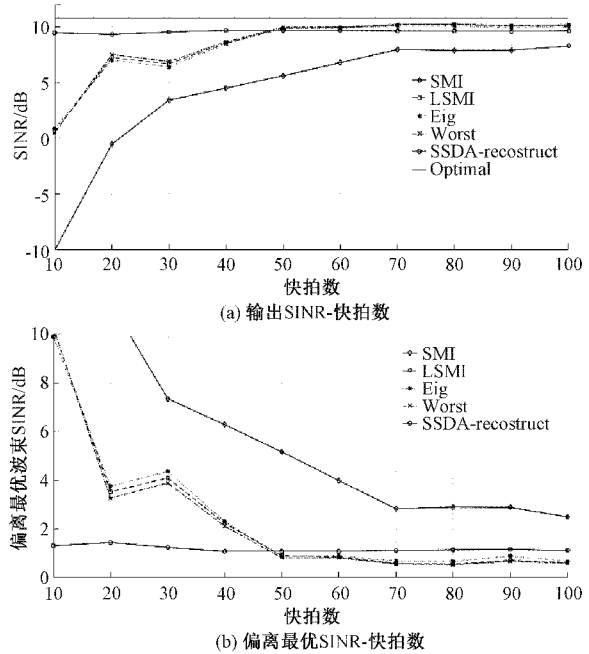


图 5 输出 SINR 与快拍数的变化曲线

表 3 算法输出 SINR(dB)-快拍数

快拍	10	20	30	40	50	60	70	80	90
SMI	-10	-0.5	4	4.5	5.6	6.8	8	8	8
LSMI	0.6	7	6.7	8.5	10	10	10	10.2	10
Eig	1	7	6.4	8.5	9.9	9.9	10	10	9.9
Worst	0.5	7.5	7	8	10	10	10	10	10
SSDA-r	9.4	9.3	9.5	9.7	9.7	9.7	9.6	9.6	9.6
Optimal	11	11	11	11	11	11	11	11	11

4 结 论

本文提出了一种基于 SSDA 改进的鲁棒自适应波束形成算法。在干扰噪声协方差矩阵重构过程中,在对 MVDR 波束形成的空间功率谱进行谱峰搜索后,由于伪峰的存在,使得不能正确地找出期望信号进而精确地重构干扰噪声协方差矩阵,故引入 SSDA 算法预先对期望信号数目进行估计,在得到期望信号的数目条件下,正确地重构了干扰噪声协方差矩阵,并根据得到的干扰信号信息来优化导向矢量的估计。最后通过数值仿真与其他算法做了对比,结果显示该算法在保持较高输出 SINR 和干扰信号的抑制方面都有较理想的效果,验证了该算法的正确性和有效性。对于

当干扰和期望信号很靠近时,如何有效地去除采样协方差矩阵中的期望信号成分是未来研究工作的重点。

参考文献

- [1] 肖志涛,王家豪,耿磊,等.几种自适应波束形成方法的对比[J].电讯技术,2019,59(1):61-69.
- [2] 李阳.一种小尺寸极化阵列及其高精度定位波束形成[J].电讯技术,2018,58(6):631-637.
- [3] 郑驰超.特征空间最小方差波束形成与相关系数特征值加权相融合的超声成像算法[J].声学学报,2016,41(1):25-29.
- [4] 苏婷,王莹莹,张石.基于多线接收的延时乘累加超声波束形成算法[J].东北大学学报(自然科学版),2019,40(6):771-776.
- [5] 陶震.基于导向矢量失配估计的鲁棒波束域自适应波束形成算法[J].国外电子测量技术,2017,36(7):23-26,42.
- [6] 张骅.MVDR波束抗干扰算法研究与迭代实现[J].电子测量技术,2013,36(9):37-40.
- [7] 毕杨,王英民,王奇.宽带聚焦波束形成算法优化[J].电子测量与仪器学报,2016,30(6):951-958.
- [8] 郭云舟,贾维敏,金伟,等.基于协方差矩阵锥化和导向矢量估计的鲁棒自适应波束形成算法[J].电光与控制,2020,27(10):57-61.
- [9] 陈峰,杨德森,桂晨阳,等.一种无需信源数目的方位估计方法[J].哈尔滨工程大学学报,2020,41(10):1414-1418.
- [10] 程永杰,刘帅,张雪,等.基于高斯-勒让德积分的鲁棒波束形成算法[J].系统工程与电子技术,2021,43(11):3144-3150.
- [11] 金桐之,王安国,冷文.一种基于可变加载的低复杂度稳健自适应波束形成算法[J].南开大学学报(自然科学版),2020,53(1):76-80.
- [12] WANG Y, BAO Q, CHEN Z. Multiple mainlobe interferences suppression based on sub-space matrix filtering and covariance matrix reconstruction [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(3):1-8.
- [13] 陈刚,王俊.外辐射源雷达中基于最差性能最优的稳健失配滤波算法(英文)[J].Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(7): 1074-1085.
- [14] 阳辉,刘湘伟,嵇海洋,等.一种基于协方差矩阵重构的波束形成算法[J].太赫兹科学与电子信息学报,2021,19(6):1002-1007,1013.
- [15] YUJIE G. Robust adaptive beamforming based on interference covariance matrix reconstruction and steering vector estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(7):3881-3885.
- [16] 张贺勇,王新宇,杨杰,等.基于空间平滑的单次快拍DOA估计方法[J].火力与指挥控制,2021,46(6):105-109,114.

作者简介

郝旺身,讲师,硕士生导师,博士,主要研究方向为信号处理、波束形成、故障诊断。

E-mail:hws@zzu.edu.cn

刘雨曦,硕士研究生,主要研究方向为信号处理、波束形成。

E-mail:1406247976@qq.com

冀科伟,硕士研究生,主要研究方向为信号处理、波束形成。

E-mail:1186737193@qq.com

张二亮,教授,博士,主要研究方向为信号处理、波束形成、液压与控制。

E-mail:erliang.zhang@zzu.edu.cn

董辛旻,副教授,博士,主要研究方向为信号处理、波束形成、故障诊断。

E-mail:289326660@qq.com

李继康,硕士研究生,主要研究方向为信号处理、波束形成。

E-mail:1607271147@qq.com

赵露露,硕士研究生,主要研究方向为信号处理、波束形成。

E-mail:1837676335@qq.com