

基于改进MVDR的麦克风阵列声源定位方法

刘光宇¹, 刘凤丽^{1*}, 郝永平²

¹沈阳理工大学机械工程学院, 辽宁 沈阳

²辽宁省先进制造技术与装备重点实验室, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年9月11日; 录用日期: 2026年10月13日; 发布日期: 2026年10月26日

摘 要

针对传统最小方差无畸变响应(MVDR)算法在低信噪比环境下易受协方差矩阵估计误差影响, 导致定位精度下降、主峰不稳定及旁瓣和伪峰增强的问题, 提出一种基于对角加载与动态权值优化的麦克风阵列声源定位方法(DL-DWO-MVDR)。该方法通过对协方差矩阵进行对角加载, 提高矩阵求逆稳定性; 同时依据帧能量构建动态权值, 使有效信息较强的帧在多帧空间谱融合中获得更高权重, 降低低质量帧干扰。通过单声源和双声源仿真, 对比DSB、传统MVDR与所提算法在不同信噪比和声源方位下的定位性能。结果表明, 所提算法主峰更集中稳定, 旁瓣和伪峰更低, 且具有更好的双声源分辨能力。实物实验中平均定位误差小于2°, 单帧定位时间低于1 s, 验证了方法的可行性。

关键词

最小方差无畸变响应, 声源定位, 动态权值优化, 对角加载

Microphone Array Sound Source Localization Method Based on Improved MVDR

Guangyu Liu¹, Fengli Liu^{1*}, Yongping Hao²

¹School of Mechanical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang Liaoning

²Liaoning Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology and Equipment, Shenyang Liaoning

Received: September 11, 2026; accepted: October 13, 2026; published: October 26, 2026

Abstract

To address the degradation in localization accuracy, unstable main peaks, and increased sidelobes

*通讯作者。

文章引用: 刘光宇, 刘凤丽, 郝永平. 基于改进 MVDR 的麦克风阵列声源定位方法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(10): 96-109. DOI: 10.12677/csa.2026.1610314

and spurious peaks of the conventional minimum variance distortionless response (MVDR) algorithm under low signal-to-noise ratio conditions, a microphone-array sound source localization method based on diagonal loading and dynamic weight optimization, termed DL-DWO-MVDR, is proposed. Diagonal loading is first applied to the covariance matrix to improve the numerical stability of matrix inversion. Dynamic weights are then constructed according to frame energy, allowing frames containing stronger effective information to contribute more to multi-frame spatial-spectrum fusion while reducing interference from low-quality frames. Single-source and dual-source simulations are conducted to compare the proposed method with delay-and-sum beamforming (DSB) and conventional MVDR under different signal-to-noise ratios and source directions. The results show that the proposed algorithm produces more concentrated and stable main peaks, lower side-lobes and spurious peaks, and better dual-source resolution. Physical experiments further demonstrate the feasibility of the method, with an average localization error of less than 2° and a single-frame localization time of less than 1 s.

Keywords

Minimum Variance Distortionless Response, Sound Source Localization, Dynamic Weight Optimization, Diagonal Loading

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

声源定位是指通过采集和分析声波信号,估计声源在空间中的方位、距离或位置的一类技术,在声学监测、故障诊断、目标探测以及噪声源识别等领域具有重要应用价值。随着传感器技术和阵列信号处理方法的发展,基于麦克风阵列的声源定位方法因具有非接触、成本较低、布置灵活和空间分辨能力较强等优点,逐渐成为声源定位研究中的重要方向。相较于单传感器系统,麦克风阵列能够利用多通道信号在时延、相位和能量等方面的差异信息,对声源入射方向进行估计,因此在复杂声学环境下具有更好的应用潜力。

波束形成技术是阵列声源定位中的重要方法,已广泛应用于噪声源识别与声场分析。Chiariotti 等系统综述了声波束形成在噪声源定位中的理论、方法及应用,指出其在工程声源识别中具有重要价值[1]。李孟丹等针对移动麦克风阵列中声源频率估计误差导致的定位不准问题,提出基于频谱校正理论的波束形成算法,提高了声源频率估计精度和定位效果[2]。Karimi 等将波束形成方法扩展至结构表面振动信号,并比较了常规波束形成、函数波束形成和 MVDR 等方法的定位性能[3]。上述研究表明,波束形成方法在声源定位中具有良好适用性,但在低信噪比和复杂声学环境下,其定位稳定性和空间分辨能力仍有待提高。

在众多波束形成算法中,最小方差无畸变响应(Minimum Variance Distortionless Response, MVDR)算法因具有较好的空间分辨能力和干扰抑制能力,被广泛应用于阵列信号处理与波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计研究中。然而, MVDR 算法依赖协方差矩阵估计及其逆运算,在低信噪比、快拍数不足或复杂传播环境下,容易受到矩阵估计误差影响,导致空间谱主峰不稳定、旁瓣和伪峰增强等问题。针对该问题, Dong 等结合扩展信号子空间与自适应对角加载策略,通过引入多径时延与幅度参数增强导向矢量表达能力,提高了复杂环境下算法的稳定性和抗噪性能[4]; Liu 等将 MVDR 算法引入 Hanbury Brown and Twiss 声源定位方法中,通过构造导向向量并计算 MVDR 方向权值,对相关函数进行加权处理,改善了低信噪比条件下的声源定位精度[5]; 李泳等提出可变对角加载 MVDR 方法,通过自适应调整加载强

度提升混响与强噪声环境下的鲁棒性[6]。范杰等人也分别围绕室内声源定位、麦克风阵列定位方法及实现问题开展了研究[7]。Singh 等人通过构建子互谱矩阵提出了虚拟阵列扩展方法,在不增加实际传感器数量的条件下提高了稳态噪声源定位的空间分辨率[8]。

此外,部分研究从空间谱构造和阵列结构扩展角度提升 DOA 估计性能。Xie 等提出基于对角对称加载(Diagonal-Symmetric Loading, DSL)的高分辨 DOA 估计方法,通过协方差矩阵特征结构与信源数估计提升空间谱分辨率[9]。倪世龙等基于圆形阵列与 MVDR 方法实现三维声源定位,通过引入俯仰角和对角加载策略,实现方位角-俯仰角联合估计,提高了三维定位能力[10]。

综上,现有研究主要从协方差矩阵修正、对角加载参数优化、空间谱构造以及阵列结构扩展等方面提升 MVDR 算法性能,在低信噪比和复杂声学环境下取得了一定效果。但这类方法多侧重于空间域或矩阵层面的改进,对声源信号在时间维度上的非平稳特性考虑不足。实际声源定位中,不同时间帧的信号质量往往存在差异,若采用等权融合方式,低质量噪声帧可能削弱目标方向主峰,影响定位稳定性。因此,引入动态权值机制,根据帧能量差异自适应调整不同时间帧对空间谱估计的贡献,具有一定必要性。

针对上述问题,本文提出一种基于对角加载与动态权值优化的最小方差无畸变响应(Diagonal Loading and Dynamic Weight Optimization Minimum Variance Distortionless Response, DL-DWO-MVDR)声源定位方法。该方法首先在传统 MVDR 算法中引入对角加载项,对协方差矩阵进行修正,以提高低信噪比条件下矩阵求逆的稳定性;在此基础上,根据帧能量构建动态权值,使有效信息较强的信号帧在多帧空间谱融合中占据更大权重,降低低质量帧对定位结果的影响,从而增强目标方向主峰突出程度并抑制旁瓣和伪峰。最后,通过仿真实验和实物实验对所提方法的定位精度与鲁棒性进行验证。

2. 理论基础

2.1. 波束形成概述

波束形成(Beamforming)是一种常用的阵列信号处理方法,其基本思想是利用多个空间分布的麦克风接收同一声源时存在的时延、相位和幅值差异,对各通道信号进行时延补偿和加权处理,使目标方向上的信号相干叠加,而非目标方向上的噪声和干扰得到抑制,从而实现声源增强与空间滤波[11]-[13]。在麦克风阵列声源定位中,波束形成不仅能够提高目标信号的信噪比,还可以通过扫描不同方向上的阵列输出,获得声源的空间方位信息。因此,波束形成是阵列声源定位中的关键方法之一。

常见的波束形成方法包括延时求和波束形成(Delay-and-Sum Beamforming, DSB)和自适应波束形成等。延时求和方法结构简单、实现方便,但主瓣较宽、旁瓣较高;MVDR 波束形成则具有更好的旁瓣抑制能力和更高的空间分辨率,因此在复杂噪声环境下应用较为广泛。MVDR 的基本思想是:在保证目标方向信号无失真的前提下,使阵列输出功率最小。也就是说,对目标方向上的信号尽量保留,而对其他方向上的噪声和干扰尽可能抑制,从而提高声源定位精度。

2.2. 阵列信号模型

阵列信号接收模型如图 1 所示,设阵列由 M 个麦克风组成,阵列中心为 O ,第 m 个麦克风为 M_m 。声源位于空间某一方向,其入射方向可用方位角 φ 和俯仰角 θ 表示。

某一时刻,各麦克风接收信号可组成向量:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_M(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

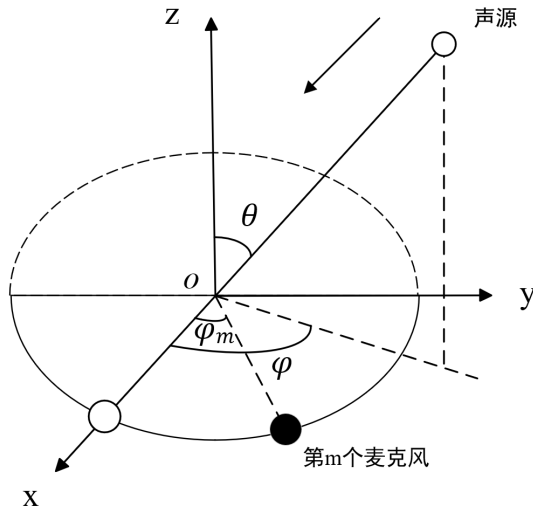


Figure 1. Spatial geometric model of microphone array sound source localization
图 1. 麦克风阵列声源定位空间几何模型

如果目标声源来自方向 (θ, ϕ) ，则阵列观测可以表示为：

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{a}(\theta, \phi) s(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2)$$

式中， $\mathbf{a}(\theta, \phi)$ 为阵列导向向量， $s(t)$ 为目标声源信号， $\mathbf{n}(t)$ 为噪声和干扰信号。导向向量反映了同一声波到达不同麦克风时的相位差关系，是后续波束形成和空间谱计算的基础。对于频域窄带信号，导向向量可写为：

$$\mathbf{a}(f, \theta, \phi) = \begin{bmatrix} e^{-j2\pi f \tau_1} \\ e^{-j2\pi f \tau_2} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi f \tau_M} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， f 为信号频率， τ_m 为声波到达第 m 个麦克风相对于参考麦克风的时延。通过构造不同方向下的导向向量，并进行空间谱搜索，即可获得声源方向估计结果。

2.3. 传统 MVDR 算法模型

MVDR 的数学目标是：

$$\min_w \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad (4)$$

约束条件为：

$$\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0, \phi_0) = 1 \quad (5)$$

式中 $\mathbf{R}$ 是阵列接收信号的协方差矩阵， (θ_0, ϕ_0) 是目标方向， $\mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)$ 是目标方向导向向量。这个式子的含义是：让输出功率 $\mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}$ 最小同时保证目标方向上的增益恒为 1，也就是目标信号无失真通过。

通过拉格朗日乘子法，可以得到 MVDR 的最优权值：

$$\mathbf{w}_{\text{MVDR}} = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0, \phi_0) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)} \quad (6)$$

从式中可以看出,传统 MVDR 的核心在于协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的求逆运算。因此,一旦 $\mathbf{R}$ 存在数值不稳定问题,算法性能便会明显下降。

3. DL-DWO-MVDR 算法设计

3.1. 声信号预处理

在麦克风阵列声源定位过程中,原始声信号容易受到环境噪声、混响以及采集设备噪声的影响,若直接用于后续空间谱估计,可能会降低协方差矩阵估计的稳定性。因此,在进行处理之前,需要对多通道声信号进行预处理。由于声信号在短时间内可近似看作平稳信号,将连续信号划分为若干短时帧,有利于后续进行频域分析。为减小信号截断带来的频谱泄漏,在分帧过程中采用汉宁窗进行加窗处理,帧长为 25 ms。随后,对加窗后的各帧信号进行快速傅里叶变换,将时域信号转换为频域信号。预处理后单帧声信号如图 2 所示。

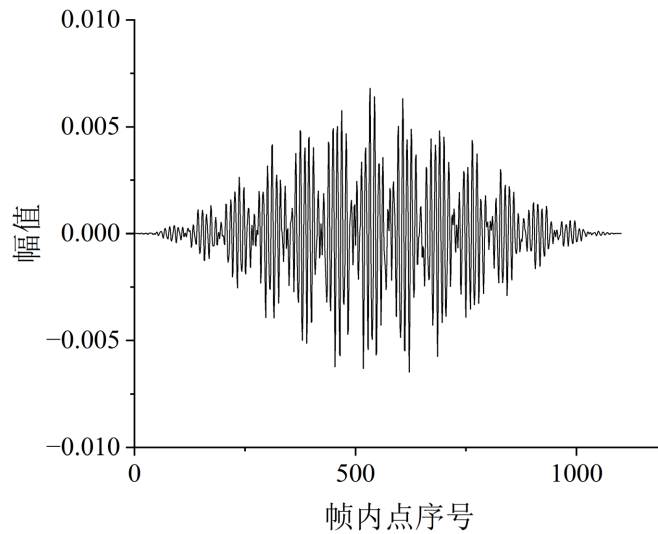


Figure 2. Single-frame acoustic signal after preprocessing

图 2. 预处理后单帧声信号

3.2. 对角加载改进原理

对角加载的基本思想是在协方差矩阵对角线上加入正的加载项,以改善矩阵条件数,提高矩阵求逆的数值稳定性。传统 MVDR 算法对协方差矩阵估计精度较为敏感,当信噪比较低或采样数据有限时,协方差矩阵可能出现病态问题,导致权值计算不稳定,进而影响定位精度。

引入对角加载后,修正后的协方差矩阵可表示为:

$$\mathbf{R}_{DL} = \hat{\mathbf{R}} + \lambda \mathbf{I} \quad (7)$$

式中, $\hat{\mathbf{R}}$ 为估计得到的协方差矩阵, λ 为对角加载量, $\mathbf{I}$ 为 $M \times M$ 单位矩阵, M 为麦克风数量。此时,改进后的 MVDR 权值可表示为:

$$\mathbf{w}_{DL-MVDR} = \frac{\mathbf{R}_{DL}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0, \phi_0) \mathbf{R}_{DL}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{a}(\theta_0, \phi_0)$ 为目标方向对应的导向向量, (θ_0, ϕ_0) 表示声源入射方向。

为避免固定加载量在不同信号强度条件下适应性不足, 本文采用迹归一化方式确定对角加载量:

$$\lambda = \alpha \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{R}})}{M} \quad (9)$$

式中, α 为对角加载系数, $\text{tr}(\hat{\mathbf{R}})$ 为协方差矩阵的迹。通过该方式可以使加载量随接收信号能量变化而自适应调整。由表 1 可知, 对角加载因子 α 对算法性能具有明显影响。当 α 较小时, 加载项对协方差矩阵的修正作用有限, 矩阵条件数改善不明显, 因此算法仍容易受到协方差矩阵估计误差影响; 随着 α 增大, 矩阵稳定性逐渐提升, 定位误差降低, 主旁瓣比提高。当 α 继续增大时, 加载项在协方差矩阵中的比例增加, 使空间谱估计逐渐趋向于传统波束形成形式, 降低了 MVDR 算法的空间分辨能力, 导致定位性能下降。因此, 需要在矩阵稳定性和空间分辨能力之间进行折中, 本文选择 $\alpha = 0.01$ 作为后续实验参数。

Table 1. Comparison of localization performance under different diagonal loading factors

表 1. 不同对角加载因子下的定位性能对比

对角加载因子 α	平均定位误差/°	主旁瓣比/dB
0.003	5.92	9.88
0.005	4.38	11.64
0.010	2.74	15.46
0.020	3.41	13.08
0.050	4.76	12.55

3.3. 动态权值优化

在对角加载 MVDR 算法的基础上, 为进一步提高其在非平稳噪声环境下的鲁棒性与空间分辨能力, 本文引入基于帧能量与信噪比联合约束的动态权值优化策略。该方法通过对不同时间帧的贡献程度进行自适应调节, 使高质量信号帧在空间谱估计中占据更大权重, 从而提升主瓣集中性并抑制噪声帧干扰。

首先, 定义第 k 帧的短时能量为:

$$E_k = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=0}^{N-1} |x_m(k, n)|^2 \quad (10)$$

其中, M 为麦克风数量, N 为单帧采样点数, $x_m(k, n)$ 表示第 k 帧中第 m 个麦克风的第 n 个采样点。

为了进一步描述不同时间帧中有效声源信息强度, 本文根据帧能量对信噪比进行估计。由于低能量帧通常主要由背景噪声构成, 因此采用能量序列的低分位值作为噪声参考:

$$E_n = P_{20}(E_k) \quad (11)$$

其中, $P_{20}(\cdot)$ 表示 20% 分位值, E_n 表示估计噪声能量。

则第 k 帧对应的信噪比估计值为:

$$\text{SNR}_k = 10 \log_{10} \frac{E_k}{E_n} \quad (12)$$

考虑到不同时间帧之间信噪比范围存在差异, 进一步对帧级信噪比进行归一化处理:

$$\eta_k = \frac{\text{SNR}_k - \text{SNR}_{\min}}{\text{SNR}_{\max} - \text{SNR}_{\min}} \quad (13)$$

其中, $SNR_{\max}$ 和 $SNR_{\min}$ 分别表示所有时间帧中的最大和最小信噪比估计值。经过归一化后:

$$0 \leq \eta_k \leq 1 \quad (14)$$

因此, η_k 可以作为当前时间帧有效声源信息强度的评价指标。

基于归一化信噪比估计结果, 本文构建动态融合权值:

$$w_k = \frac{\eta_k^\gamma}{\sum_{i=1}^K \eta_i^\gamma} \quad (15)$$

其中, K 表示参与融合的总帧数, γ 为权值调节因子, 用于控制不同质量时间帧之间的权重差异。本实验设置 $\gamma = 1.5$ 。

当时间帧具有较高信噪比时, 其对应的 η_k 较大, 因此获得更高融合权值; 而低信噪比帧的权值被自动降低, 从而减少噪声对空间谱估计的影响。

在传统 MVDR 算法中, 空间协方差矩阵通常采用等权方式估计:

$$R_{xx} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k x_k^H \quad (16)$$

该方法默认所有时间帧具有相同统计特性, 难以适应非平稳噪声环境。为此, 本文引入动态权值对协方差矩阵进行优化:

$$R_{xx} = \sum_{k=1}^K w_k x_k x_k^H \quad (17)$$

进一步, 为提高协方差矩阵在时变环境下的稳定性, 采用加权递推更新方式:

$$R_{xx}(k) = \mu R_{xx}(k-1) + (1-\mu) w_k x_k x_k^H \quad (18)$$

其中, μ 为平滑因子, 用于调节历史统计信息与当前观测信息之间的比例关系。当 μ 较大时, 历史数据占比增加, 协方差矩阵更加平滑, 能够提高算法对随机噪声扰动的鲁棒性; 当 μ 较小时, 当前帧信息占比增加, 算法具有更快的环境响应能力, 但容易受到瞬态噪声影响。因此, 需要在稳定性和响应速度之间进行折中。本文实验中设置 $\mu = 0.9$ 。

最终, 将动态加权后的协方差矩阵代入对角加载 MVDR 算法实现空间谱估计优化:

$$R_{DL} = R_{xx} + \alpha I \quad (19)$$

图 3 给出了声源信号在不同时间帧下的帧能量与动态权值变化关系。由图可见, 归一化融合权值与帧能量总体保持一致的变化趋势。当帧能量升高时, 相应时间帧的融合权值同步增大; 而在低能量区间, 融合权值明显降低, 部分帧甚至接近于零。说明所构建的动态权值机制能够根据不同时间帧中有效声源信息的强弱进行自适应赋权, 使高质量帧在后续协方差矩阵估计和多帧空间谱融合中占据更大比重, 同时减弱低质量噪声帧对定位结果的干扰, 从而有助于提高空间谱主峰的稳定性并抑制旁瓣和伪峰。

3.4. DL-DWO-MVDR 算法流程

基于上述对角加载和动态权值优化思想, 本文构建 DL-DWO-MVDR 声源定位算法流程, 如图 4 所示。首先对麦克风阵列采集的多通道声信号进行分帧加窗和频域变换, 得到各通道频域观测信号; 然后根据帧能量构建动态权值, 并计算加权协方差矩阵; 在此基础上引入对角加载项, 得到稳健修正后的协方差矩阵; 最后根据 MVDR 空间谱进行方位角搜索, 并以空间谱峰值对应角度作为声源定位结果。

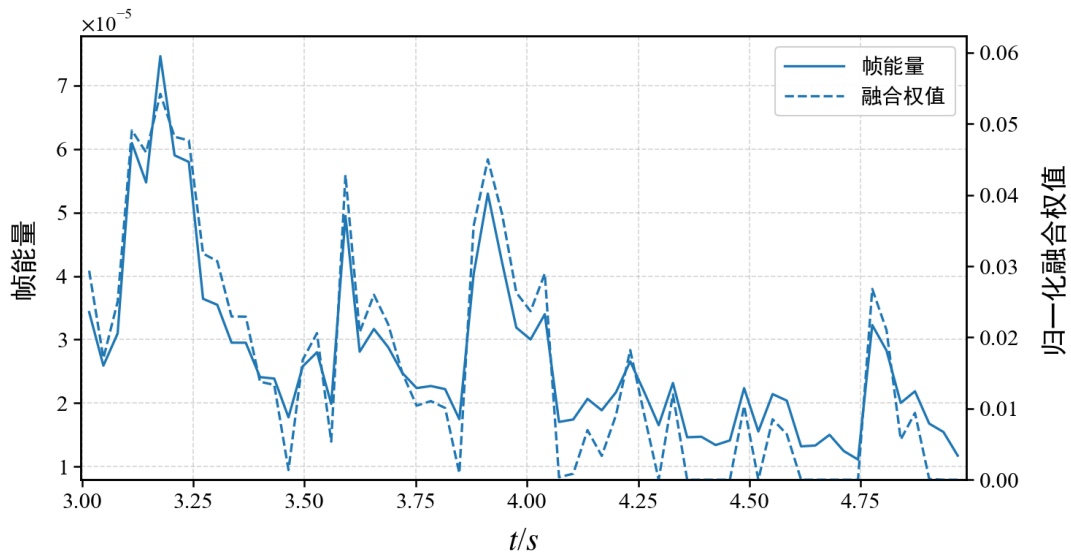


Figure 3. Results of frame-energy-based dynamic weight optimization
图 3. 基于帧能量的动态权值优化结果

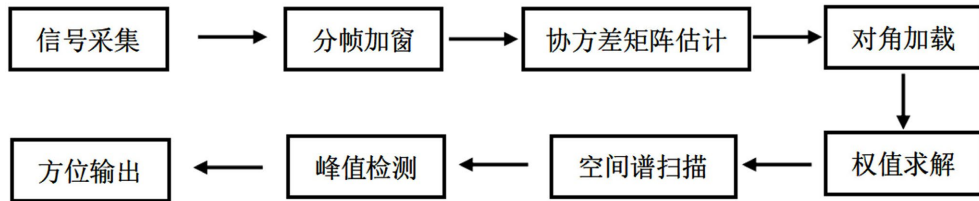


Figure 4. Flowchart of the DL-DWO-MVDR algorithm
图 4. DL-DWO-MVDR 算法流程图

4. 仿真实验设计与结果分析

为验证所提算法在声源方位估计中的有效性, 本文首先通过仿真实验对算法性能进行分析。实验主要从关键参数选取、空间谱特性以及不同信噪比条件下的定位误差三个方面展开。通过与 DSB 算法和传统 MVDR 算法进行对比, 分析所提算法在主峰分辨能力、旁瓣抑制能力以及低信噪比环境下定位稳定性方面的改进效果。

4.1. 仿真实验设置

仿真实验采用麦克风阵列接收单声源信号进行方位角定位分析。声源信号经阵列接收后加入不同强度的高斯白噪声, 用于模拟不同信噪比条件下的声学环境。实验中对方位角范围进行空间谱扫描, 并将空间谱峰值对应的角度作为声源方位估计结果。基于相同的圆形六元阵列结构, 在信噪比 $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$ 的情况下对 DSB 算法、传统 MVDR 算法和本文所提 DL-DWO-MVDR 算法进行比对。评价指标主要包括空间谱主峰形态、旁瓣与伪峰抑制效果以及不同信噪比下的方位角定位误差。定位误差定义为估计方位角与真实方位角之间的绝对差值, 即:

$$\Delta\theta = |\hat{\theta} - \theta_0| \quad (20)$$

式中, $\hat{\theta}$ 为算法估计方位角, θ_0 为真实声源方位角。

4.2. 仿真分析

在相同实验条件下对方位角为 300° 的声源进行检测,图5给出了三种算法的方位角空间谱对比结果。从图中可以看出,DSB算法的空间谱主峰较宽,旁瓣水平相对较高,在非真实声源方向附近仍存在较明显的谱峰波动,说明其空间分辨能力较弱。传统MVDR算法相比DSB算法具有更强的主峰聚焦能力,空间谱峰值更加集中,但在部分角度范围内仍存在一定伪峰和旁瓣。相比之下,本文所提DL-DWO-MVDR算法在真实声源方向附近能够形成更尖锐的主峰,同时有效降低旁瓣和伪峰幅值。这说明对角加载处理提高了协方差矩阵求逆的稳定性,动态权值优化增强了有效信号帧对空间谱形成的贡献,进而改善了空间谱质量。由此可见,DL-DWO-MVDR算法在方位角估计中具有更好的峰值分辨能力和旁瓣抑制能力。

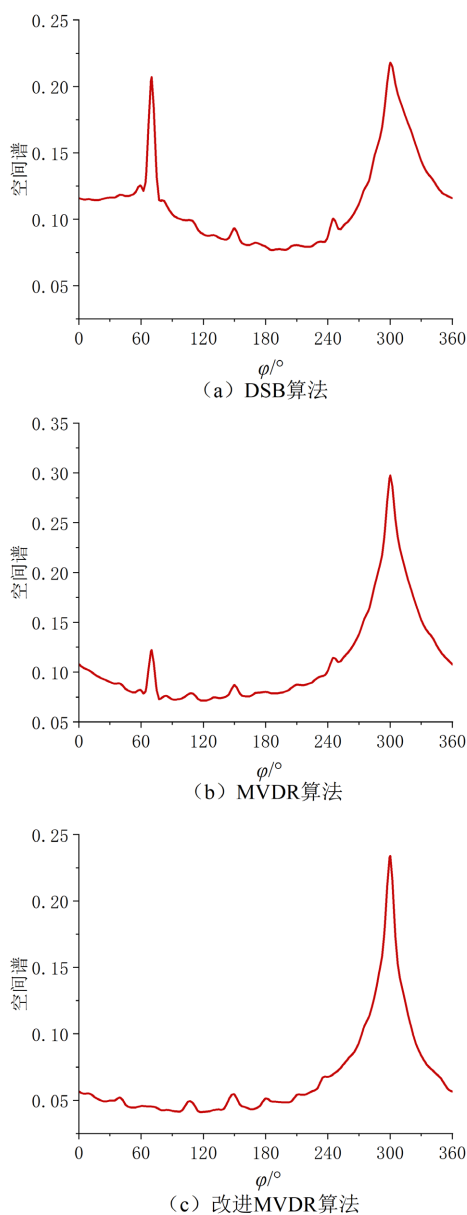
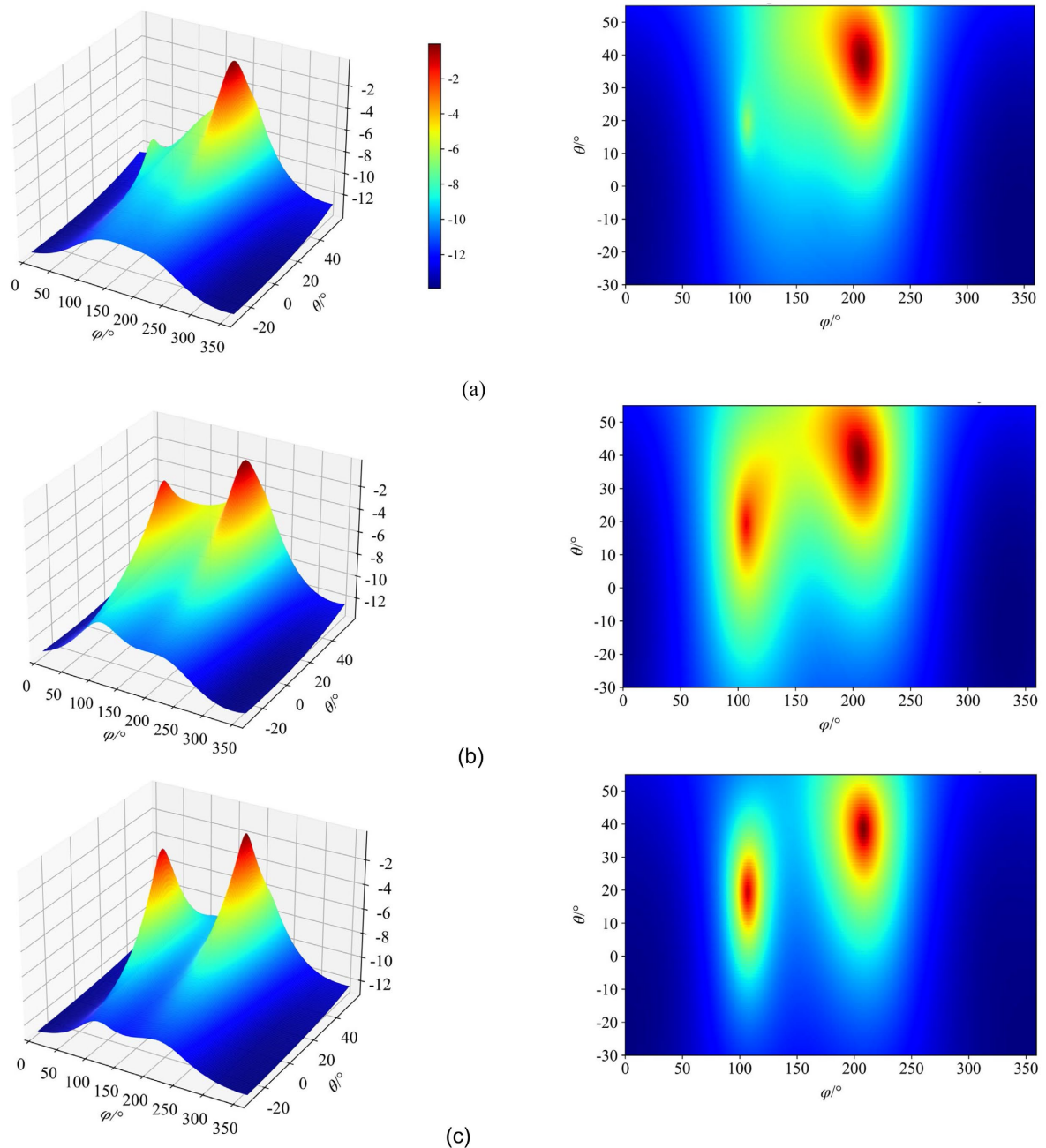


Figure 5. Comparison of spatial spectra of different algorithms at 300° azimuth

图 5. 300° 方位角下不同算法的空间谱对比

单声源实验采用二维空间谱曲线比较不同算法的主峰位置及旁瓣抑制效果；双声源实验结合三维空间谱图和二维投影图分析多目标分辨能力。为验证所提算法在双声源条件下的分辨能力，设置两个不同位置 and 不同强度的近场声源。声源 1 位于方位角 100° 、俯仰角 20° 、距离 1.20 m 处；声源 2 位于方位角 200° 、俯仰角 40° 、距离 1.10 m 处。两声源相对幅值设置为 $1:1.2$ ，以模拟强弱声源同时存在的情况。



(a) DSB; (b) MVDR; (c) DL-DWO-MVDR.

Figure 6. Spatial spectrum comparison of different localization algorithms under the two-source condition

图 6. 双声源条件下不同定位算法的空间谱对比

图 6 给出了 DSB、传统 MVDR 和 DL-DWO-MVDR 算法在双声源条件下的空间谱定位结果。图中色

标表示归一化空间谱幅值，单位为 dB，数值越接近 0 表示该方向的声源响应越强，反之则响应弱。DSB 算法仅在第二声源方向形成较明显的主峰，第一声源对应峰值较弱，且主瓣范围较宽，两个声源之间缺乏清晰的谱谷。传统 MVDR 能够在两个真实声源方向附近形成独立峰值，但主峰仍存在一定展宽，非目标区域的残余响应较为明显。相比之下，DL-DWO-MVDR 在两个声源方向均形成了更加集中、清晰的空间谱峰，主瓣宽度减小，双峰之间的分离程度提高，同时背景响应和伪峰得到进一步抑制。结果表明，所提算法提高了协方差矩阵求逆的稳定性，增强了高质量信号帧在空间谱融合中的贡献，在双声源条件下具有更好的目标分辨能力和空间谱稳定性。

综上，仿真实验结果表明，本文所 DL-DWO-MVDR 算法能够在保持 MVDR 空间分辨能力的基础上，提高低信噪比条件下协方差矩阵估计的稳定性。相比 DSB 算法和传统 MVDR 算法，所提算法在空间谱主峰聚焦、旁瓣抑制以及不同信噪比下的定位误差控制方面均表现出更好的性能。该结果验证了对角加载与动态权值优化相结合的有效性，为后续实物实验提供了理论和仿真依据。

5. 实物实验设计与结果分析

为了验证本文提出的 DL-DWO-MVDR 算法在实际声学环境中的性能，本研究采用直径 7 cm、重量 7.1 g 的 M260 环形六麦克风阵列，通过信号转接板接入 PC 端，实现多通道音频采集与实时处理。实验在普通室内实验室环境下进行，房间尺寸约为 $6.55\text{ m} \times 4.51\text{ m} \times 4.32\text{ m}$ ，实验过程中门窗保持关闭，以减少外界噪声干扰。实验环境背景噪声声压级约为 40 dB (A)，混响时间约为 0.45 s。声源采用扬声器播放的白噪声信号作为目标声源。白噪声具有宽频带随机特性，能够在较宽频率范围内提供均匀能量分布，适用于麦克风阵列定位算法性能测试。采样率设置为 16 kHz，量化位数为 16 bit，每次采集时长为 1 s，并对采集到的多通道信号进行分帧处理，其中单帧信号长度设置为 25 ms。每个测试角度下重复采集 10 组数据，以降低偶然误差对实验结果的影响。该实验旨在评估算法在低信噪比和实际噪声的室内环境下的定位精度、旁瓣抑制能力以及处理延迟。实物整体调试及实现如图 7 所示。



Figure 7. Physical experimental platform
图 7. 实物实验平台

本文将 DL-MVDR 和 DWO-MVDR 作为消融对比算法。其中，DL-MVDR 表示仅采用对角加载改进的 MVDR 算法，主要用于提高协方差矩阵求逆稳定性；DWO-MVDR 表示仅采用动态权值优化的 MVDR 算法，用于增强有效信号帧对空间谱估计的贡献。通过算法对比，分析对角加载和动态权值优化各自及

联合使用时对定位性能的影响。

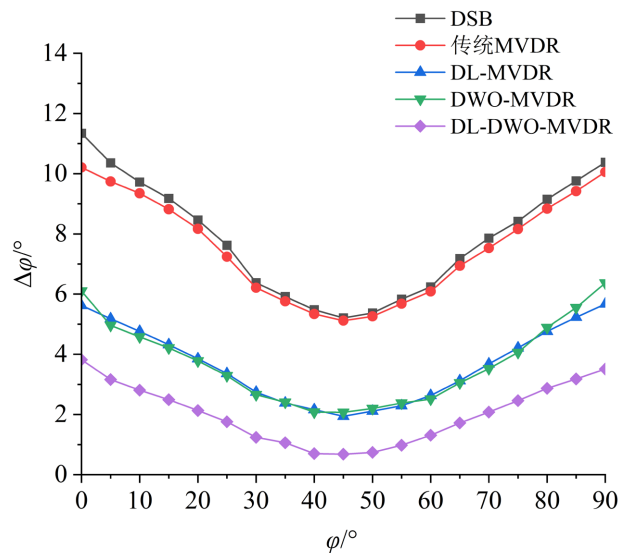


Figure 8. Comparison of localization errors of different algorithms under different azimuth angles
图 8. 不同方位角下各算法定位误差对比

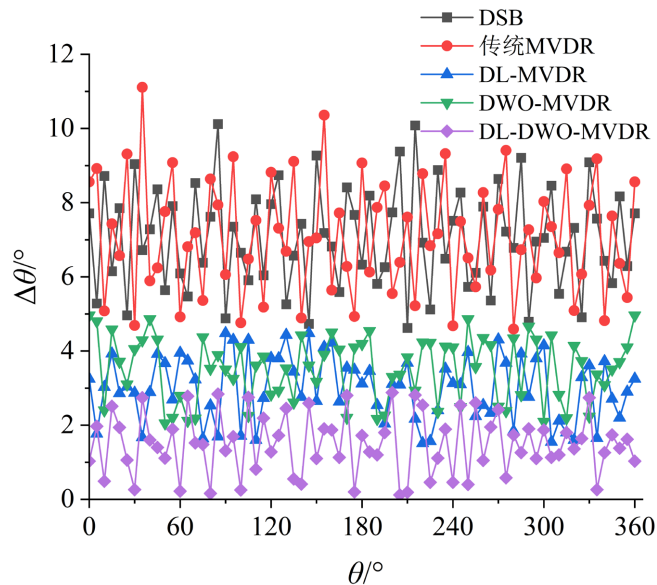


Figure 9. Comparison of average localization errors of different algorithms under different elevation angles
图 9. 不同俯仰角下各算法平均定位误差对比

图 8 给出了俯角为 50° 时, 不同方位角条件下各算法的定位误差对比结果。由图可知, 在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 范围内, DSB 算法和传统 MVDR 算法误差整体较大, 在 $5^\circ \sim 10^\circ$ 范围内波动明显, 说明其在全方位角条件下定位稳定性较弱。DL-MVDR 和 DWO-MVDR 算法的误差有所降低, 平均误差约为 3° , 表明对角加载和动态权值优化均能在一定程度上改善算法的定位性能。相比之下, DL-DWO-MVDR 算法在各方位角下均保持较低误差, 平均误差达到 2° 以下且左右且波动幅度较小, 说明两种改进策略结合后能够进一步提升

全方位角定位精度和稳定性。

在方位角为 100° 的情况下, 图 9 给出了不同仰角条件下各算法的平均定位误差对比结果。可以看出, 各算法误差整体呈现先减小后增大的趋势, 在 $30^\circ \sim 60^\circ$ 范围内误差较小, 而在仰角两端区域误差相对增大。这可能与边界仰角下阵列空间分辨能力下降有关。对比不同算法可知, DSB 和传统 MVDR 算法误差较高, DL-MVDR 与 DWO-MVDR 算法有所改善, 而 DL-DWO-MVDR 算法在各仰角下均取得最低误差, 表明本文算法对不同空间入射角具有更好的适应性和定位稳定性。

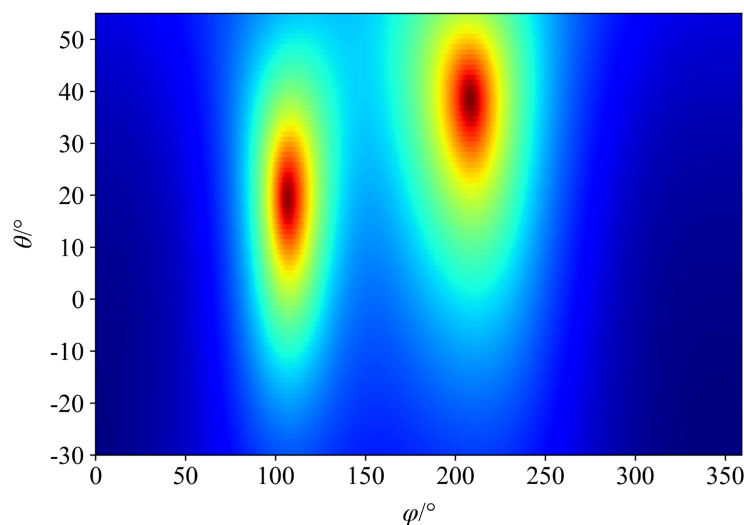


Figure 10. Spatial spectrum of the dual-source experiment
图 10. 双声源实验空间谱

为验证所提算法在实际环境下的双声源分辨能力, 实物实验采用与双声源仿真相同的声源空间布置。图 10 给出了实物双声源条件下 DL-DWO-MVDR 算法的二维空间谱。两个声源方向附近均形成了相互独立的空间谱峰, 且双峰之间具有较明显的谱谷, 非目标区域响应相对较低。定位峰值与真实声源位置基本一致, 表明所提算法在该实验工况下能够有效区分两个空间位置不同的声源, 具有较好的双声源分辨能力和空间谱稳定性。

6. 结论

本文针对传统 MVDR 算法在低信噪比条件下易受噪声、协方差矩阵求逆不稳定及空间谱伪峰影响的问题, 提出了基于对角加载与动态权值优化的 DL-DWO-MVDR 声源定位方法。该方法利用对角加载改善协方差矩阵的数值稳定性, 并依据帧能量进行动态赋权, 增强高质量信号帧对空间谱估计的贡献。仿真结果表明, 所提算法在不同信噪比、方位角和俯仰角条件下均具有较低的定位误差和更小的误差波动; 消融对比进一步说明, 对角加载与动态权值优化均能改善传统 MVDR 性能, 二者结合后效果更为明显。在双声源条件下, 所提算法能够形成较为集中且相互分离的双峰, 并有效抑制旁瓣、背景响应及伪峰。实物实验中, 算法平均定位误差小于 2° , 单次定位时间低 1 s, 验证了其可行性。后续仍需在强混响、更多声源、移动声源及非平稳噪声环境下进一步检验算法性能。

参考文献

- [1] Chiariotti, P., Martarelli, M. and Castellini, P. (2019) Acoustic Beamforming for Noise Source Localization—Reviews, Methodology and Applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **120**, 422-448.

- <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.09.019>
- [2] 李孟丹, 杨志坚, 丁康, 等. 基于频谱校正理论的移动麦克风阵列波束形成算法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(17): 334-342.
- [3] Karimi, M. and Maxit, L. (2023) Acoustic Source Localisation Using Vibroacoustic Beamforming. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **199**, Article 110454. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2023.110454>
- [4] Dong, S., Liu, F., Sun, Y. and Hua, Z. (2026) Improved MVDR Algorithm Based on Extended Signal Subspace and Diagonal Loading. *Journal of Physics: Conference Series*, **3193**, Article 012002. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/3193/1/012002>
- [5] Liu, M., Qu, S. and Zhao, X. (2023) Minimum Variance Distortionless Response—Hanbury Brown and Twiss Sound Source Localization. *Applied Sciences*, **13**, Article 6013. <https://doi.org/10.3390/app13106013>
- [6] 李泳, 徐赋民, 张二亮. 混响环境下可变对角加载波束形成性能研究[J]. 机械设计与制造, 2025(8): 67-71+75.
- [7] 范杰. 基于麦克风阵列的室内声源定位算法研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 成都: 四川师范大学, 2025.
- [8] Singh, R. and Mimani, A. (2024) Virtual Augmentation of the Beamforming Array Based on a Sub-Cross-Spectral Matrix Computation for Localizing Stationary Signal Noise Sources. *Acoustics Australia*, **52**, 225-246. <https://doi.org/10.1007/s40857-024-00322-2>
- [9] Xie, Y., Wang, B. and Chen, F. (2021) An Efficient DOA Estimation Algorithm Based on Diagonal-Symmetric Loading. *Mathematical Problems in Engineering*, **2021**, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2021/4432040>
- [10] 倪世龙. 基于声发射信号的圆形阵列 MVDR 来波方向估计及三维定位方法[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2025.
- [11] 吴奇炜. 基于麦克风阵列的声源定位方法研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2025.
- [12] Jeong, I., Huh, H., Park, B., Lee, A., Jung, I. and Lee, S. (2026) MicGraphNet: Microphone Graph Network for Cross-Correlation-Based Time Delay Estimation for Accurate Sound Source Localization. *Measurement*, **258**, Article 119552. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.119552>
- [13] Salvati, D. and Canazza, S. (2013) Adaptive Time Delay Estimation Using Filter Length Constraints for Source Localization in Reverberant Acoustic Environments. *IEEE Signal Processing Letters*, **20**, 507-510. <https://doi.org/10.1109/lsp.2013.2253319>