DOI：10.20271/j.cnki.1673−9833.2026.4003

基于改进的反卷积波束形成声源定位方法

吴胜权，孙　晓

（湖南工业大学 机械工程学院，湖南 株洲 412007）

摘　要：针对传统反卷积算法在实际应用中存在的计算时间较长、分辨率有限等问题，提出了一种融合动量重启与自适应策略的改进型波束形成算法——DAMAS2-GFISTA，旨在提升计算效率的同时保持甚至增强声源成像的分辨能力。并通过在单声源与双声源场景下开展的数值仿真与实测对比，验证了所提算法的有效性与适用性。仿真结果显示，在声源靠近或存在相干干扰的情况下，所提算法能够实现更清晰的声源分离与成像重构，主瓣宽度较 CBF 压缩了约 70%。在相同迭代次数下，单双声源实验中，计算速度分别较 DAMAS2 提升约 1.64 倍和 1.37 倍，在多声源复杂场景下表现出更强的稳定性与计算优势。实际实验中，无论是单声源还是双声源条件下，该方法均展现出良好的定位精度与能量聚焦效果，能够在更短的计算时间内得到更加清晰准确的声源图像，验证了其在复杂声场环境下的实用性与优越性能。

关键词：波束形成；反卷积算法；快速迭代收缩阈值；声源成像；动量重启

中图分类号：TN912.3　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673−9833(2026)04−0017−09

引文格式：吴胜权，孙　晓 . 基于改进的反卷积波束形成声源定位方法 [J]. 湖南工业大学学报，2026，40(4)：17−25.

An Improved Deconvolution-Based Beamforming Method for Sound Source Localization

WU Shengquan，SUN Xiao

（School of Mechanical Engineering，Hunan University of Technology，Zhuzhou Hunan 412007，China）

Abstract：In view of the flaws of prolonged computation time and limited resolution in traditional deconvolution algorithms during practical applications, an improved beamforming algorithm—DAMAS2-GFISTA—has thus been proposed, which incorporates momentum restart and adaptive strategies. The effectiveness and applicability of the proposed algorithm can be verified based on numerical simulations and comparative measurements conducted in both single-source and dual-source scenarios. The simulation results show that the proposed algorithm can achieve clearer sound source separation and imaging reconstruction with sound sources in close proximity or in the presence of coherent interference. The main lobe width is compressed by about 70% compared to CBF. Furthermore, under the same number of iterations, the computational speed is increased by about 1.64 times and 1.37 times respectively compared to DAMAS2 method in the single and double sound source experiments, exhibiting an enhanced stability and computational efficiency in complex scenarios with multiple sound sources. In practical experiments, whether under single or dual sound source conditions, the proposed method is characterized with excellent positioning accuracy and energy focusing effect, so as to obtain clearer and more accurate sound source images in a shorter calculation time, thus

收稿日期：2025−09−24

基金项目：湖南省重点领域研发计划基金资助项目（2022GK2068）；湖南省自然科学基金省市联合基金资助项目（2021JJ50053）

作者简介：吴胜权，男，湖南工业大学硕士生，主要研究方向为声信号处理，E-mail：2952945921@qq.com

通信作者：孙　晓，男，湖南工业大学教授，硕士生导师，主要研究方向为机电控制及计算机应用技术，E-mail：sxbug@qq.com

verifying its practicality and superior performance in complex sound field environments.

Keywords：beamforming；deconvolution algorithm；rapid iterative shrinkage-threshold；sound source imaging；momentum restart

1 研究背景

麦克风阵列的波束形成测量技术因其测量速度快、计算效率高，适用于中长距离声源识别等优势，已被广泛应用于航空飞行器、高速列车、军事及智慧养殖等领域[1−7]。然而，传统波束形成方法存在空间分辨率不足、旁瓣抑制能力较差等问题[8−12]，导致虚假声源现象。

为抑制波束图中的旁瓣干扰，研究者提出了多种反卷积算法。文献 [13] 中引入了 CLEAN-PSF（clean-point spread function）方法，用于迭代去除点扩展函数（PSF）对成像结果的影响。随后，P. Sijtsma[14] 针对空间源存在相干性的情形对该方法进行了扩展，提出了一种 CLEAN-SC（CLEAN for spatially coherent sources）算法。在此基础上，文献 [15] 开发了具有更高分辨率的改进版本。然而 CLEAN 系列方法在实际应用中可能会误剔除真实存在的声源点，导致声场重建结果失焦，影响成像准确性。

为了克服上述问题，文献 [16] 提出了适用于非相干声源映射的反卷积方法 DAMAS（deconvolution approach for the mapping of acoustic sources）。该算法将波束形成图建模为真实声源分布与 PSF 的线性卷积组合，并且利用求解逆问题的方法抑制 PSF 造成的空间扩散效应。一些研究者基于 DAMAS 的基本思想，研究出一系列改进算法，引入了结构稀疏性假设和声学先验特性[17−20]，旨在获得更高分辨率、更强鲁棒性的声源估计结果。虽然这些方法在提升成像质量方面表现优异，但计算复杂度较高，限制了其在实时成像中的应用。并且，这些方法通常依赖于多个用户定义参数，参数的选择过程不仅复杂，而且对重建效果十分重要，一定程度上增加了实际部署的难度。针对此类问题，科研工作者们利用基于傅里叶变换的反卷积法加以解决，例如将 DAMAS2 及基于傅里叶变换的非负最小二乘算法（FFT-NNLS）分别与 DAMAS 和 NNLS 构建光谱，这一操作虽然降低了分辨率，但是却显著提高了原始的计算效率。

为解决上述问题，本文拟在反卷积声学建模的基础上，提出一种高效、稳健的迭代求解算法，即基于反卷积的贪婪快速迭代收缩阈值算法（DAMAS2-GFISTA）。期望该方法在保证精度的前提下，通过改进的迭代机制，加速收敛过程，抑制振幅振荡，从而获得高质量的声源重建结果。

2 理论基础

2.1 传统波束形成

传统的波束形成算法，利用每个麦克风通道上的相对时间延迟产生的相位差来同步多维声学信号。具体地说，如图 1 所示，具有 M 个通道的麦克风阵列测量未知声源所产生的声信号，扫描平面与阵列间的距离为 Z_0，且扫描平面被划分为 $N\times N$ 个网格点。由于时域中的时间延迟与频域中的等效，因此可以在频域中引入相应的相移因子，形成导向矢量，用于描述阵列指向任意网格点时的响应特性。

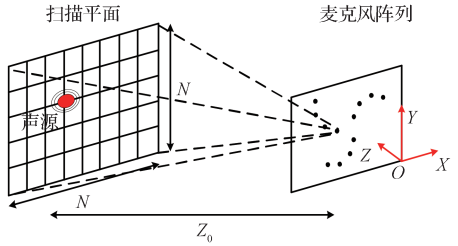


图 1 波束形成方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of beamforming methodology

对于第 n 个网格点，其导向矢量 $\boldsymbol{g}_n$ 定义为

$$\boldsymbol{g}_n = \left[\frac{r_n}{r_{1,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{1,n}-r_n)}{c}} \quad \frac{r_n}{r_{2,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{2,n}-r_n)}{c}} \quad \cdots \quad \frac{r_n}{r_{M,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{M,n}-r_n)}{c}}\right]^{\mathrm{T}}, \tag{1}$$

式中：r_n 为第 n 个网格点到坐标原点的距离；$r_{M,n}$ 为第 n 个网格点到第 M 个麦克风的距离；c 为空气中的声速，取 340 m/s；ω 为角频率，且 $\omega=2\pi f$，其中 f 为声波的频率；j 为虚数单位，表示复数形式。

根据导向矢量的定义，对于第 n 个网格点，加权导向矢量 $\boldsymbol{w}_n$ 可表示为

$$\boldsymbol{w}_n = \frac{1}{\|\boldsymbol{g}_n\|_2^2}\cdot \left[\frac{r_n}{r_{1,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{1,n}-r_n)}{c}} \quad \frac{r_n}{r_{2,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{2,n}-r_n)}{c}} \quad \cdots \quad \frac{r_n}{r_{M,n}}\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}\omega(r_{M,n}-r_n)}{c}}\right]^{\mathrm{T}}。 \tag{2}$$

在实际应用中，将接收到的多通道信号划分为多个时间帧，并在频域上转换为各个通道的频域表示。以此为基础，可以构造互谱矩阵（cross spectral matrix，CSM）$\boldsymbol{C}(f)$，该矩阵表示多个麦克风接收到的频域信号间的相关性，其定义如下：

$$\boldsymbol{C}(f)=\frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J}\boldsymbol{p}_j(f)\boldsymbol{p}_j(f)^{\mathrm{H}}\ , \tag{3}$$

式中：$(\cdot)^{\mathrm{H}}$ 为共轭转置；$\boldsymbol{p}_j(f)$ 为第 j 帧中各麦克风的频域信号向量，并且

$$\boldsymbol{p}_j(f)=\left[p_{j,1}(f)\quad p_{j,2}(f)\quad \cdots\quad p_{j,m}(f)\right]^{\mathrm{T}},\quad m=1,2,\cdots,M。 \tag{4}$$

基于加权导向矢量 $\boldsymbol{w}_n$ 和互谱矩阵 $\boldsymbol{C}(f)$，可得第 n 个扫描网格点在频率 f 下的声功率 $\boldsymbol{b}_n(f)$ 为

$$\boldsymbol{b}_n(f)=\boldsymbol{w}_n(f)^{\mathrm{H}}\boldsymbol{C}(f)\boldsymbol{w}_n(f)。 \tag{5}$$

对所有网格点形成频域表示后，声源的功率分布，即波束形成图，可表示为

$$\boldsymbol{B}=\left[\boldsymbol{b}_1\ \boldsymbol{b}_2\ \cdots\ \boldsymbol{b}_{N^2}\right]^{\mathrm{T}}。 \tag{6}$$

常规波束形成（conventional beam forming，CBF）因其计算效率高、实现简单，以及对噪声具有一定的鲁棒性，已被广泛应用于各个领域。

2.2　反卷积波束形成

依据 PSF 位移不变性假设，分布式光纤声学传感（DAS）获得的波束形成图 $\boldsymbol{B}$ 可视为 PSF 与真实稀疏源图像 $\boldsymbol{X}$ 的卷积结果：

$$\boldsymbol{B}=\boldsymbol{X}*\boldsymbol{P}_{\mathrm{psf}}。 \tag{7}$$

式中 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{psf}}$ 为点扩散函数矩阵。

基于卷积定理，式（7）可以被转换为频域中的 Hadamard 乘积形式，从而简化数值计算：

$$\boldsymbol{B}=\mathcal{F}^{-1}\left[\mathcal{F}(\boldsymbol{X})\circ\mathcal{F}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{psf}}\right)\right], \tag{8}$$

式中：$\circ$ 为哈达玛乘积；$\mathcal{F}$ 与 $\mathcal{F}^{-1}$ 分别为二维傅里叶变换和傅里叶反变换。

考虑到波束功率为非负量，最终可将图像重建问题表述为非负约束的最小二乘优化问题：

$$\min_{\boldsymbol{X}}\ \left\|\mathcal{F}^{-1}\left[\mathcal{F}(\boldsymbol{X})\circ\mathcal{F}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{psf}}\right)\right]-\boldsymbol{B}\right\|_F^2,\ \text{subjet to}\ \boldsymbol{X}\geqslant 0。 \tag{9}$$

式中，F 为 L_0 范数。

2.3　DAMAS2-GFISTA 算法

为了高效求解式（9）中的非负最小二乘反卷积问题，采用 GFISTA 框架。GFISTA 将传统的梯度方法与加速动量和动态重启机制结合，既保留了快速迭代阈值收缩算法（fast iterative shrinkage-thresholding algorithm，FISTA）每步计算简单的优势，又显著提升了收敛速度和稳定性。

首先对要求解的 $\boldsymbol{X}$ 初始化，假设 $\boldsymbol{X}(0)=0$，$\boldsymbol{Y}(1)=\boldsymbol{X}(0)$，迭代次数为 $d_{\max}$，加速因子 $t=1$。接着对辅助变量 $\boldsymbol{Y}_k$ 进行一次傅里叶变换与反傅里叶变换，计算当前估计值相对于观测值 $\boldsymbol{B}$ 的残差梯度 $\nabla f(\boldsymbol{Y}_k)$：

$$\nabla f(\boldsymbol{Y}_k)=\mathcal{F}^{-1}\left[\mathcal{F}(\boldsymbol{Y}_k)\circ\mathcal{F}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{psf}}\right)\right]-\boldsymbol{B}。 \tag{10}$$

对梯度沿非负梯度方向做一次更新，然后根据非负性可得：

$$\boldsymbol{X}_k=\max\left\{0,\ \boldsymbol{Y}_k-\tau\nabla f(\boldsymbol{Y}_k)\right\}, \tag{11}$$

式中：τ 为梯度下降步长，由文献 [21] 可知，$\tau\in[1/L,\ 2/L]$（L 为 Lipschitz 常数）时的算法性能更好，因此本文 τ 选取 $1.3/L$。

为了避免 FISTA 在最优解附近来回震荡，通过动量与梯度更新方向的内积 Δ_k 来判断是否需要重启动量，Δ_k 表达式为

$$\Delta_k=\left\langle\boldsymbol{Y}_k-\boldsymbol{X}_k,\ \boldsymbol{X}_k-\boldsymbol{X}_{k-1}\right\rangle, \tag{12}$$

若 $\Delta_k>0$，说明加速因子 t 与当前下降方向相冲突，需清空加速因子 t：

$$t_{k+1}=1,\ \boldsymbol{Y}_{k+1}=\boldsymbol{X}_k, \tag{13}$$

否则，继续按照 FISTA 迭代方式进行加速：

$$t_{k+1}=\left(1+\sqrt{1+4t_k^2}\right)\Big/2\ ; \tag{14}$$

$$\boldsymbol{Y}_{k+1}=\boldsymbol{Y}_k+\frac{t_k-1}{t_{k+1}}\left(\boldsymbol{X}_k-\boldsymbol{X}_{k-1}\right)。 \tag{15}$$

重启之后，加速因子 t 重置为 1。

每次迭代末尾，检查当前解与前一解之间的相对变化是否足够小，以判断算法是否已收敛：

$$\left\|\boldsymbol{X}_k-\boldsymbol{X}_{k-1}\right\|_F\leqslant G\left\|\boldsymbol{X}_0\right\|_F。 \tag{16}$$

式中 G 为收敛阈值，一般为 10^{-3}~10^{-6}。

当式（16）满足时，说明解已趋于稳定，无需继续迭代，即可终止算法。

3　实验验证

为了充分评估所提出的 DAMAS2-GFISTA 算法的性能，本研究分别设计了单声源实验与双声源实验。在仿真实验中，对算法 CBF、DAMAS、DAMAS2、FFT-NNLS、FFT-FISTA 进行了对比，主要性能评估指标包括波束形成图和算法运行时间，用以评估不同算法在空间分辨率和算法计算效率方面的表现。模拟过程中，声速设为 340 m/s，基于螺旋麦克风阵列的优异性能，选择 64 通道的螺旋状阵列进行模拟，其阵列形状如图 2 所示。声源与阵列之间

的测量距离设定为 3 m，扫描平面尺寸为 4 m × 4 m，网格间距为 0.01 m。仿真实验参数设置如下：单声源频率为 3 kHz，双声源频率为 4 kHz；采样频率为 192 kHz，采样时长为 0.02 s。为全面评估算法性能，迭代次数设置为 50 次。

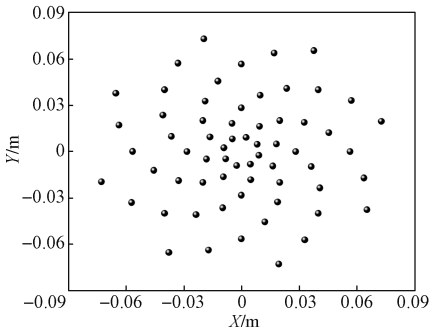


图 2　麦克风阵列示意图

Fig. 2　Schematic diagram of the microphone array

3.1　单声源仿真

本节拟针对单声源位于（0, 0）m、工作频率为 3 000 Hz 的情形，分别采用 CBF、DAMAS、FFT-NNLS、FFT- FISTA、DAMAS2 以及本文提出的 DAMAS2-GFISTA 算法进行仿真实验。实验所得 6 种不同算法的成像质量与计算效率结果对比如图 3 和表 1 所示，图 3 中 S_{PL} 为声压级（sound pressure level）。

从图 3 所示图像结果来看，CBF 算法的仿真结果图中的主瓣最宽，空间分辨率最低；DAMAS 算法耗时过长，在迭代次数为 50 次时，图像未显示完全；FFT-NNLS 算法的仿真结果图显示，基于频域非负最小二乘优化进一步降低了旁瓣能量；FFT-FISTA 算法在 NNLS 算法的基础上引入加速机制，故仿真结果图保持了相似成像效果的同时，提高了算法运算速度；DAMAS2 算法采用二次反卷积框架，仿真结果极大压缩了主瓣宽度，几乎完全消除了旁瓣，实现了最高分辨率；而 DAMAS2-GFISTA 算法仿真结果图中，不仅保留了 DAMAS2 算法的超高分辨率优势，并且通过动量重启与自适应步长机制显著加速了迭代过程，在保证成像质量的同时，显著提升了计算效率。

此外，对比图 3a 和 3f 可以得知，DAMAS2-GFISTA 算法仿真结果图中的主瓣宽度较 CBF 的压缩了约 70%。

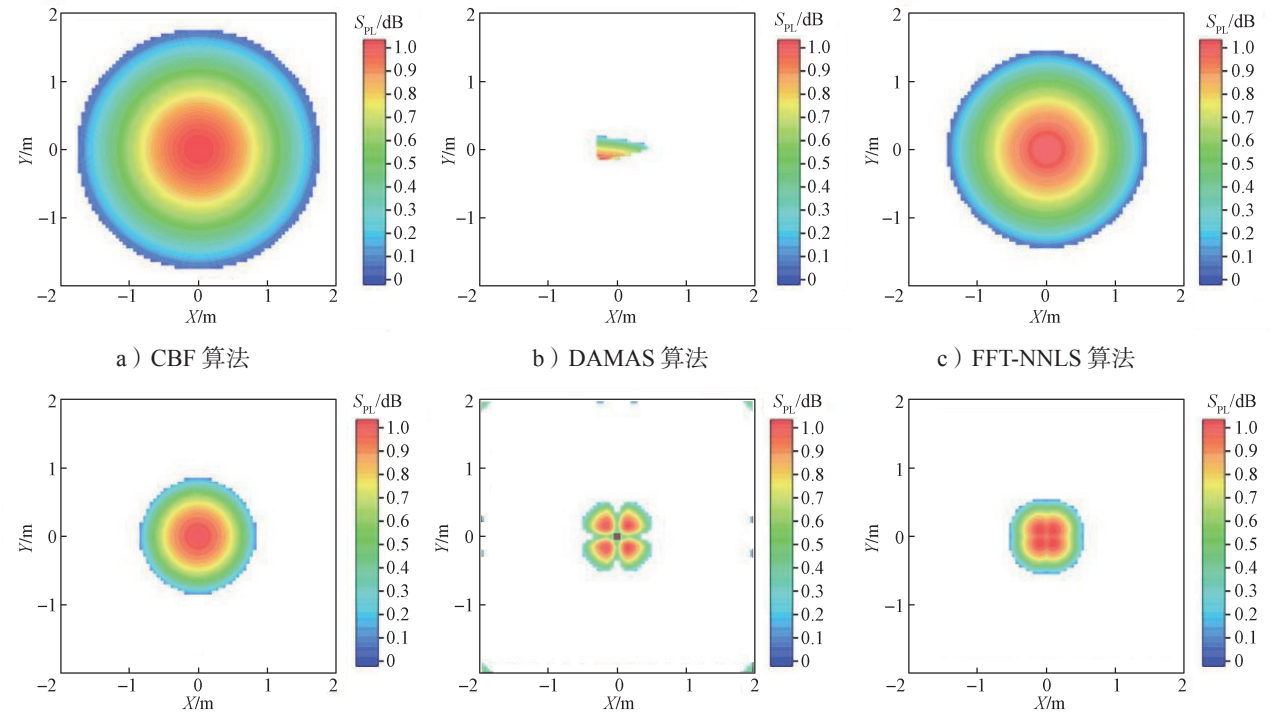


图 3　不同反卷积算法的单声源仿真结果图

Fig. 3　Simulation result diagram of single sound source under different deconvolution algorithms

从表 1 所示的时间指标看，CBF 算法由于无反卷积计算，仅耗时 0.26 s；传统 DAMAS 算法在 50 次迭代下耗时高达 33.57 s，效率最低；DAMAS2 算法改用频域实现大幅加速至 4.04 s；FFT-NNLS 算法与 FFT-FISTA 算法分别耗时 4.65 s 与 4.32 s，属于效率较高的频域稀疏反卷积方法；而本文提出的 DAMAS2-GFISTA 算法，仅用 0.88 s 即完成了相同迭代次数的计算，在所有反卷积方法中表现最优，达成

了分辨率与效率的平衡。

表 1　单声源下不同反卷积算法在相同迭代次数下的计算时间与标准差

Table 1　Computing time and standard deviation of single sound source of different deconvolution algorithms with the same number of iterations

算　法	迭代次数	时间 /s	标准差 /s
CBF	–	0.26	0.01
DAMAS	50	33.57	1.68
FFT-NNLS	50	4.65	0.24
FFT-FISTA	50	4.32	0.23
DAMAS2	50	4.04	0.16
This work	50	0.88	0.03

3.2　双声源仿真

基于图 3 所示的单声源仿真实验结果，在距离麦克风阵列 Z=3 m 的 x–y 平面上设置两个独立的声源，位置分别为 (−2, 0) m 和 (2, 0) m，比较 6 种典型的声源成像算法，包括 CBF、DAMAS、FFT-NNLS、FFT-FISTA、DAMAS2 以及本文提出的 DAMAS2-GFISTA 算法，在双声源条件下的性能表现，所得结果见图 4 和表 2。

由图 4a 可以得知，传统波束形成方法 CBF 算法的成像结果存在严重的主瓣重叠，无法有效区分两个声源，旁瓣干扰也较为显著，空间分辨率极低，表明该算法在处理多源声场时性能受限。图 4b 与图 4c 显示，DAMAS 算法和 FFT-NNLS 算法虽然能够识别出两个声源，但是其主瓣宽度均较大、源点边界较模糊，分辨能力仍然有限。相较之下，图 4d 中的 FFT-FISTA 算法因利用加速非负优化迭代，故在较短的时间内实现了更优的主瓣收敛，两个声源逐渐清晰可辨。

图 4e 展示了 DAMAS2 算法的实验结果，其通过二次反卷积构造获得了更窄的主瓣、更加准确的声源定位效果，但仍存在覆盖区域稍宽、轮廓不够锐利的现象。图 4f 显示的 DAMAS2-GFISTA 算法结果最为优越，其通过引入动量重启与自适应步长策略，不仅在保持 DAMAS2 算法超高分辨率优势的基础上，进一步缩小了主瓣宽度，同时有效抑制了旁瓣，两个声源呈现出良好的分离度和清晰边界，图像聚焦性和稳定性显著提升。

结合表 2 中的数据可知，DAMAS 算法在一定程度上能够识别出双声源，但是在 50 次迭代下的平均计算时间高达 59.30 s，效率极低；FFT-NNLS 算法和 FFT-FISTA 算法分别耗时 4.46 s 和 4.31 s，能够较好地平衡算法精度与效率；DAMAS2 算法虽然进一步提升了成像质量，但是其计算耗时仍达 1.95 s；而本文提出的 DAMAS2-GFISTA 算法，在保证与 DAMAS2 算法相当的成像分辨率的基础上，计算时间缩短至 1.65 s，显示出其在复杂声场条件下的高效性与适应性。整体来看，DAMAS2-GFISTA 算法是一种兼具高分辨率与快速求解能力的高性能声源成像方法。

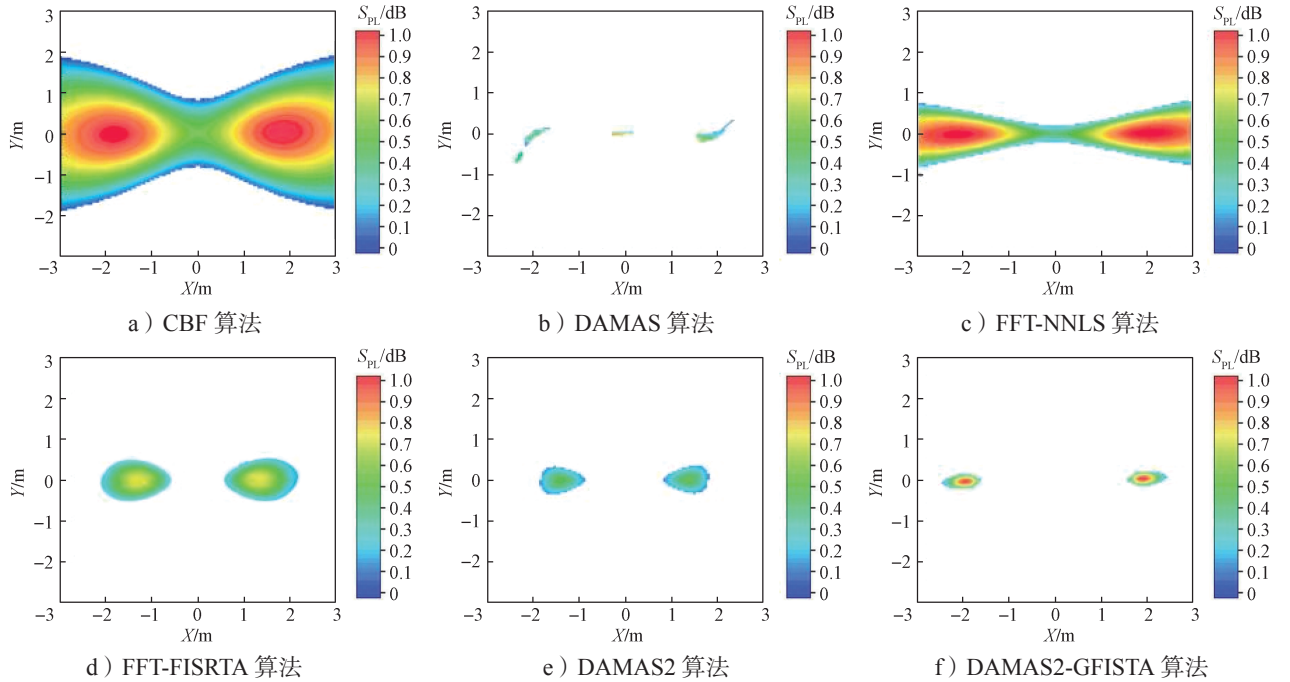


图 4　不同反卷积算法的双声源仿真结果图

Fig. 4　Simulation results of dual sound sources under different deconvolution algorithms

表 2 双声源下不同反卷积算法在相同迭代次数下的计算时间与标准差

Table 2 Computing time and standard deviation of dual sound source of different deconvolution algorithms with the same number of iterations

算 法	迭代次数	时间 /s	标准差 /s
CBF	–	0.19	0.008
DAMAS	50	59.30	2.960
FFT-NNLS	50	4.65	0.230
FFT-FISTA	50	4.31	0.220
DAMAS2	50	1.95	0.078
This work	50	1.65	0.058

4 实验测试

4.1 实验设置

为了进一步评估所提算法在实际应用中的有效性与鲁棒性，本节将基于真实环境进行实验验证。实验选址于室外空旷区域，以尽可能减少混响及边界反射对测试结果的干扰。实验设置与前述仿真一致，分为两组测试场景：单声源实验与双声源实验。两组实验均采用扬声器作为声源，分别布置于距麦克风阵列 3 m 处的预定位置。所使用的麦克风阵列为由 64 个传感器构成的螺旋结构，具有良好的空间采样能力。声场扫描平面设为 2 m × 2 m，采样频率设为 192 kHz，以保证对高频声源的充分捕捉。实验过程中采集的阵列数据由各类波束形成与反卷积算法（包括 CBF、DAMAS、FFT-NNLS、FFT-FISTA、DAMAS2 算法）进行处理与成像。

将所有算法均在最大迭代次数为 50 次的条件下运行，为了有效抑制该环境噪声对成像结果的影响，所有采集信号均经过了截止频率为 500 Hz 的高通滤波处理，且最终声源成像结果均以相对于峰值声压级 −6 dB 的等高线进行显示，此举能有效凸显主声源并抑制背景噪声及旁瓣的视觉干扰。成像结果统一采用最大声压级减去 6 dB 的等值面进行截断显示，以抑制背景噪声的干扰。通过对各算法在实际测量条件下的声源定位精度、主瓣宽度、旁瓣抑制能力以及计算耗时等指标进行比较，进一步验证了所提出算法在保证高空间分辨率的同时，具备更优的收敛效率与计算性能，体现出其在复杂真实声场环境下的良好适应性与工程实用价值。

4.2 数据获取

为进一步验证所提算法在实际声场中的适用性与稳健性，本节拟设计并开展两组典型声源实验，分别针对单声源与相干双声源情形进行测试。在单声源实验中，将一个频率为 3 kHz 的点声源置于扫描平面的中心区域，声源与麦克风阵列之间的距离为 Z_0=3 m。实验过程中，将成像结果与同步采集的现场视频图像进行融合展示，从而实现对声源位置与辐射特性的可视化表达。

为进一步评估算法在相干声源场景下的成像能力，设置双声源实验组。两个声源都发出频率为 4 kHz 的相同信号，沿 x 轴方向间隔 1 m 均匀布置，整体仍位于距阵列 Z_0=3 m 处。其他实验条件与单声源情形保持一致，包括阵列结构、采样设置以及信号播放方式等。实验装置设置见图 5。



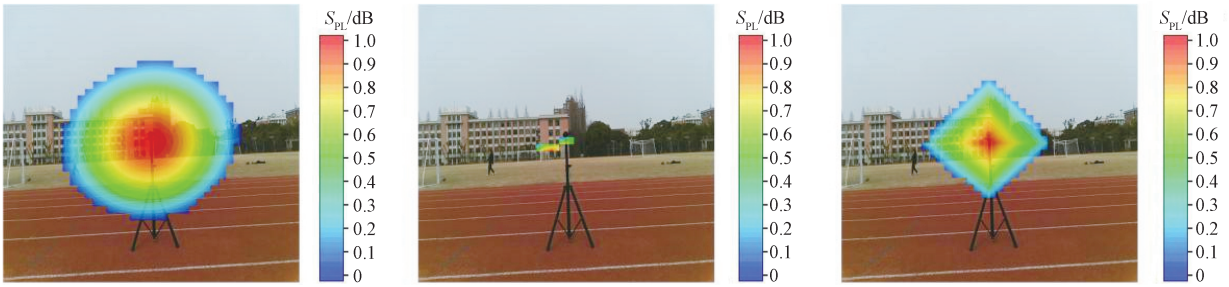
a）单声源实验布置 b）双声源实验布置

图 5 实验装置设置示意图

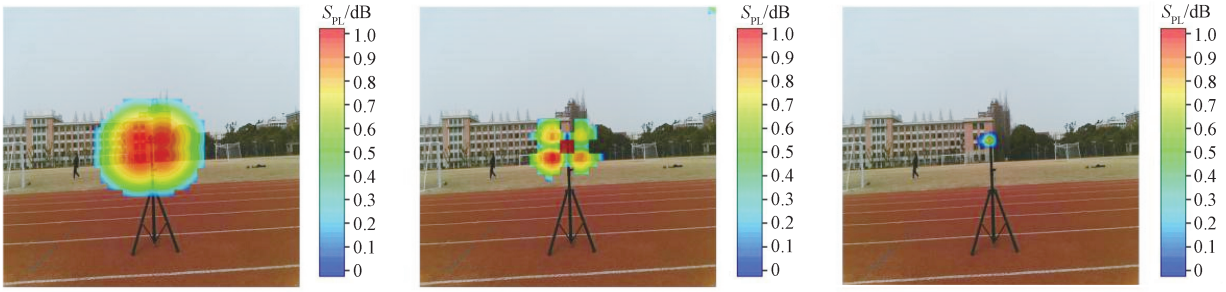
Fig 5 Experimental setup schematic diagram

4.3 结果与讨论

图 6 为单点声源的 6 种定位算法实验结果对比。由图可看出，传统 CBF 算法的主瓣最宽、旁瓣明显，定位精度较差；FFT-NNLS 算法提升了主瓣的能量集中度，但分辨率改善有限。FFT-FISTA 算法引入动量加速，在精度与效率间取得了更好的平衡。DAMAS2 算法实现了最优主瓣压缩和旁瓣抑制，但出现能量不集中的现象。本文所提出的方法（图 6f）结合高分辨率和自适应策略，在保持性能优势的同时显著提升了分辨效率。



a）CBF 算法 b）DAMAS 算法 c）FFT-NNLS 算法



d）FFT-FISRTA 算法　　e）DAMAS2 算法　　f）DAMAS2-GFISTA 算法

图 6　不同反卷积算法的单声源实验结果图

Fig. 6　Experimental results of the single sound source localization under different deconvolution algorithms

表 3 给出了 6 种不同算法下单声源实验的迭代时间与标准差。

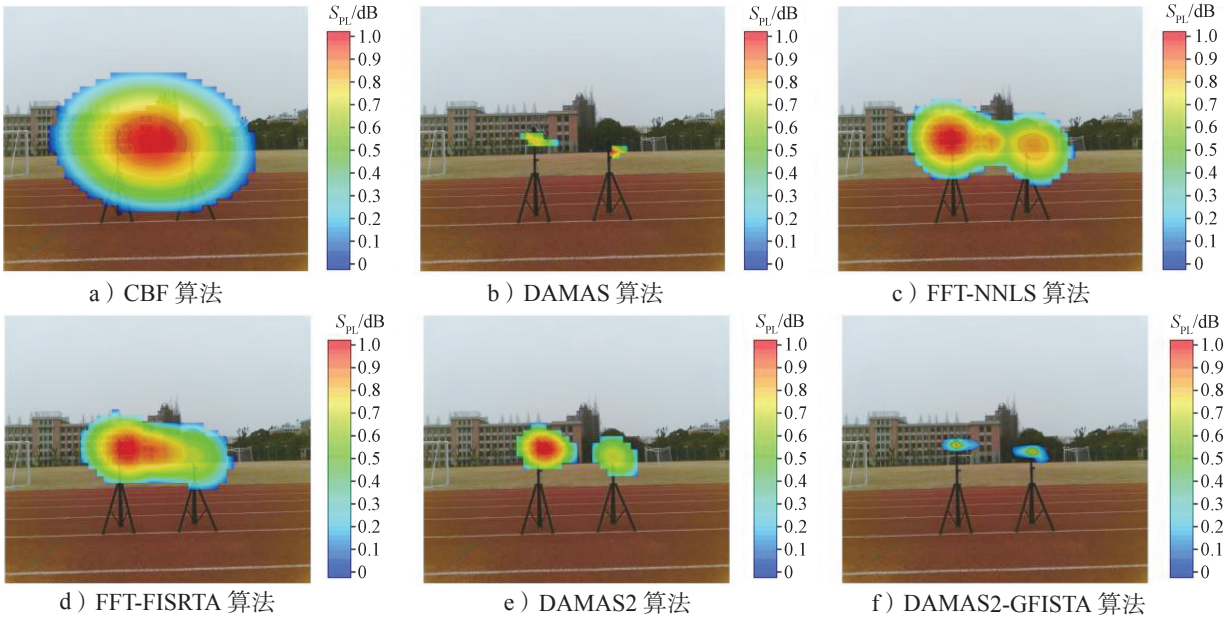
表 3　单声源不同算法实验的迭代时间与标准差

Table 3　Experimental iteration time and standard deviation of different algorithms using a single-source source

算　法	迭代次数	时间 /s	标准差 /s
CBF	–	0.42	0.021
DAMAS	50	58.34	3.500
FFT-NNLS	50	3.44	0.210
FFT-FISTA	50	3.11	0.190
DAMAS2	50	2.89	0.140
This work	50	1.76	0.070

表 3 所示运行时间数据表明，CBF 算法的平均耗时仅为 0.42 s，但是其定位精度最低；DAMAS 算法的平均耗时为 58.34 s，虽然精度有所提升但是其运算效率较低；FFT-NNLS 算法和 FFT-FISTA 算法的处理时间分别为 3.44 s 和 3.11 s，实现了精度与效率的良好平衡；DAMAS2 算法在优化分辨率的同时耗时约为 2.89 s；而本文所提出的 DAMAS2-GFISTA 算法，仅需要 1.76 s 即可以完成相同迭代次数的定位任务，证明其在单点声源定位中同时具备卓越的分辨率和高效的计算性能。

图 7 展示了 6 种算法在双声源分辨任务中的性能表现。其中，CBF 算法由于主瓣严重重叠且旁瓣水平较高，无法有效区分两个声源；DAMAS 算法通过反卷积处理在一定程度上实现了双峰分离，但这种算法的运算时间较长；FFT-NNLS 算法实现了双声源分辨，但分辨率提升有限，且旁瓣抑制效果不足；FFT-FISTA 算法的双声源效果与 FFT-NNLS 算法的较为接近；DAMAS2 算法在主瓣压缩和旁瓣抑制方面表现最优，但是存在能量分布离散的问题。而本文所提出的算法通过融合 DAMAS2 算法的高分辨能力和 GFISTA 算法的自适应重启策略，不仅实现了最小主瓣宽度和最优旁瓣抑制效果，还大幅度提升了计算效率，使双声源定位精度和能量集中度达到最佳水平。



a）CBF 算法　　b）DAMAS 算法　　c）FFT-NNLS 算法

d）FFT-FISRTA 算法　　e）DAMAS2 算法　　f）DAMAS2-GFISTA 算法

图 7　不同反卷积算法的双声源实验结果图

Fig. 7　Experimental results of dual sound source separation performance under different deconvolution algorithms

6 种算法在双声源分辨实验中，运行 50 次的迭代时间和标准差见表 4。

表 4 双声源不同算法实验的迭代时间与标准差

Table 4 Experimental iteration time and standard deviation of different algorithms for dual-source scenarios

算 法	迭代次数	时间 /s	标准差 /s
CBF	–	0.42	0.021
DAMAS	50	57.50	3.450
FFT-NNLS	50	3.63	0.240
FFT-FISTA	50	3.26	0.230
DAMAS2	50	3.11	0.160
This work	50	2.26	0.095

表 4 中给出的平均运行时间进一步验证了各算法的效率差异：CBF 算法运行用时仅 0.42 s，但无法满足分辨需求；DAMAS 算法运行耗时 57.50 s，效率最低；FFT-NNLS 算法与 FFT-FISTA 算法运行分别用时 3.63 s 和 3.26 s，实现了精度与速度的折中；DAMAS2 算法运行用时 3.11 s；而本文所提出的方法运行仅需 2.26 s 即完成相同迭代次数的处理，在双声源定位任务中再次证明了其优越的空间分辨能力和优异的计算性能。

5 结语

本文提出了一种基于贪婪快速迭代收缩阈值算法的改进波束形成声源识别方法DAMAS2-GFISTA，建立了其完整的计算框架，并进行了系统的性能评估。最后，通过数值仿真与室外实测实验，对单声源与双声源两种典型场景下的成像性能进行了系统对比。实验结果表明，该方法在定位精度和计算效率方面均优于现有的 CBF、DAMAS、FFT-NNLS、FFT-FISTA 及 DAMAS2 等算法。单声源实验中，所提出的算法显著提升了能量聚焦度并有效压缩了主瓣宽度；在双声源情形下，所提方法能够准确分离相互靠近的声源，成像结果稳定清晰。相同迭代次数的耗时对比结果也显示，DAMAS2-GFISTA 在保持高分辨率的同时大幅减少了迭代计算时间，验证了其在多源复杂声场环境下的实用性与高效性。

本研究也存在一定的局限性：实验针对的主要目标是弱相干声源场景，对于强相干声源的适用性尚未充分验证，而强相干声源引起的 PSF 畸变可能影响反卷积过程的稳定性与成像质量。

在工程应用方面，本文所提算法在智慧养殖等领域的特殊声源实时定位中具有明确的应用前景。可被用于智慧养殖场内，实时对场内动物激烈打斗进行精确定位，使得养殖人员能够及时制止。后续将聚焦于开发面向特定场景的实时处理模块，并进一步优化算法在强相干声源与高动态环境下的鲁棒性。

参考文献：

[1] SUN H Y，DEMANET L. Beyond Correlations：Deep Learning for Seismic Interferometry[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems，2023，34(7)：3385−3396.

[2] 杨德生，王志强，李保国，等 . 用于运动车辆的声学成像系统研制与校准 [J]. 声与振动杂志，2011，330：2457−2469.
YANG Desheng，WANG Zhiqiang，LI Baoguo，et al. Development and Calibration of an Acoustic I-Maging System for Moving Vehicles[J]. Journal of Sound and Vibration，2011，330：2457−2469.

[3] 王世元 . 声学成像技术在机械设备缺陷检测中的应用 [J]. 电声技术，2024，48(10)：36−38.
WANG Shiyuan. Application of Acoustic Imaging Technology in Mechanical Equipment Defect Detection[J]. Audio Engineering，2024，48(10)：36−38.

[4] 曾仕霖，曾庆宁，龙向前，等 . 基于三元线性麦克风阵列的语音增强算法 [J]. 声学技术，2025，44(4)：575−582.
ZENG Shilin，ZENG Qingning，LONG Xiangqian，et al. Speech Enhancement Algorithm Based on Ternary Linear Microphone Array[J]. Technical Acoustics，2025，44(4)：575−582.

[5] HADDAD K. Noise Source Identification with a Spherical Microphone Array：Application to a Realistic Environment[C]//INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings. Ottawa：Inter-Noise，2009：1582−1591.

[6] 熊 伟，贺 强，彭 志 . 基于斐波那契阵列的聚焦式声学相机用于多运动声源估计 [J]. 声与振动杂志，2020，478：115351.
XIONG Wei，HE Qiang，PENG Zhi. Fibonacciarray-Based Focused Acoustic Camera for Multiple Moving Sound Source Estimation[J]. Journal of Sound and Vibration，2020，478：115351.

[7] 梁家碧，邵 剑，李 群，等 . 一种用于声源定位的改进的广义互相关时延估计算法 [J]. 光通信技术，2024，48(6)：28−33.
LIANG Jiabi，SHAO Jian，LI Qun，et al. Improved Generalized Cross-Correlation Time Delay Estimation Algorithm for Sound Source Localization[J]. Optical Communication Technology，2024，48(6)：28−33.

[8] MCLASKEY G C，GLASER S D，GROSSE C U. Beamforming Array Techniques for Acoustic Emission Monitoring of Large Concrete Structures[J]. Journal of

Sound and Vibration，2010，329(12)：2384−2394.

[9] VAN V，BUCKLEY K M. Beamforming：A Versatile Approach to Spatial Filtering[J]. IEEE ASSP Magazine，1988，5(2)：4−24.

[10] 黄尔平，陈光远，凌　元，等 . 一种基于 FFT 的快速多波束形成算法设计 [J]. 信息记录材料，2024，25(4)：76−78.
HUANG Erping，CHEN Guangyuan，LING Yuan，et al. Design of a Fast Multi-Beam Forming Algorithm Based on FFT[J]. Information Recording Materials，2024，25(4)：76−78.

[11] 张　晢，夏秀渝 . 一种基于 MVDR 的改进型麦克风阵列语音增强算法 [J]. 四川大学学报 (自然科学版)，2024，61(5)：80−87.
ZHANG Xi，XIA Xiuyu. An Improved Speech Enhancement Algorithm for Microphone Arrays Based on MVDR[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition)，2024，61(5)：80−87.

[12] 殷光耀 . 基于波束成形的麦克风阵列优化研究 [D]. 上海：上海工程技术大学，2021.
YIN Guangyao. Optimization of Microphone Array Geometry Based on Beamforming[D]. Shanghai：Shanghai University of Engineering Science，2021.

[13] 赵书艺 . 球面阵波束形成的 CLEAN-SC 反卷积及其高分辨率声源识别算法研究 [D]. 重庆：重庆大学，2019.
ZHAO Shuyi. Study on CLEAN-SC Deconvolution of Spherical Array Beamforming and Its High Resolution Sound Source Identification Algorithm[D]. Chongqing：Chongqing University，2019.

[14] SIJTSMA P. CLEAN Based on Spatial Source Coherence[J]. International Journal of Aer-Oacoustics，2007，6(4)：357−374.

[15] SIJTSMA P，MERINO-MARTINEZ R，MALGOEZAR A M，et al. High-Resolution CLEAN-SC：Theory and Experimental Validation[J]. International Journal of Aeroacoustics，2017，16(4/5)：274−298.

[16] BROOKS T F，HUMPHREYS W M. A Deconvolution Approach for the Mapping of Acoustic Sources (DAMAS) Determined from Phased Microphone Arrays[J]. Journal of Sound and Vibration，2006，294(4/5)：856−879.

[17] 杨　洋，倪计民，褚志刚 . 基于反卷积 DAMAS2 波束形成的发动机噪声源识别 [J]. 内燃机工程，2014，35(2)：59−65.
YANG Yang，NI Jimin，CHU Zhigang. Engine Noise Source Identification Based on DAMAS2 Beamforming[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering，2014，35(2)：59−65.

[18] 陈才慧 . 基于傅里叶变换的快速迭代收缩阈值反卷积声源识别算法研究 [D]. 重庆：重庆大学，2018.
CHEN Caihui. Research on Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Deconvolution Algorithm for Sound Source Identification Based on Fourier Transform[D]. Chongqing：Chongqing University，2018.

[19] 徐敏玉，邢　涛，刘建鉴县，等 . 林区气体压力管道泄漏超声定位自适应反卷积波束成形算法研究 [J/OL]. 森林工程：1−17.（2025−07−09）[2025−10−19]. https://link.cnki.net/urlid/23.1388.S.20250709.1147.002.
XU Minyu，XING Tao，LIU Jianjianxian，et al. Research on Adaptive Deconvolution Beamforming Algorithm for Ultrasonic Localization of Gas Pressure Pipeline Leaks in Forest Areas[J/OL]. Forest Engineering：1−17.（2025−07−09）[2025−10−19]. https://link.cnki.net/urlid/23.1388.S.20250709.1147.002.

[20] 靳姬鲁，罗雪琴，黄公平，等 . 含可控干扰抑制约束的环形差分麦克风阵列设计 [J]. 信号处理，2025，41(9)：1467−1477.
JIN Jilu，LUO Xueqin，HUANG Gongping，et al. Design of Annular Differential Microphone Array with Controllable Interference Suppression Constraints[J]. Journal of Signal Processing，2025，41(9)：1467−1477.

[21] O'DONOGHUE B，CANDÈS E. Adaptive Restart for Accelerated Gradient Schemes[J]. Foundations of Computational Mathematics，2015，15(3)：715−732.

（责任编辑：廖友媛）