

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311794

传声器阵列函数反卷积声源成像算法研究*

赵慎, 李伟, 覃业梅, 诸皓冉, 周开军

(湖南工商大学智能工程与智能制造学院 长沙 410205)

摘要:反卷积声源成像算法具有较高的空间分辨率,但动态范围不理想导致成像结果中存在虚假声源。针对此问题,提出函数反卷积声源成像算法,利用函数波束形成算法改进成像性能,通过对反卷积声源成像算法中的点扩散函数进行幂次运算,建立函数波束形成输出功率、升幂点扩散函数与声源分布之间的线性关系,形成函数反卷积声源成像算法方程组;进一步采用正约束的高斯-赛德尔迭代方法,求解声源分布信息。对单声源和非相干声源仿真与实验表明,与函数波束形成、反卷积声源成像算法相比,所提出算法可有效改善成像分辨率及动态范围。根据声学中心覆盖面积随幂指数的变化关系,建议算法中幂指数取值范围为6~14。

关键词:反卷积;空间分辨率;动态范围;函数波束形成;特征值分解

中图分类号: TH89 TB52 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Functional deconvolutional approach for the mapping of acoustic sources algorithm of microphone array

Zhao Shen, Li Wei, Qin Yemei, Zhu Haoran, Zhou Kaijun

(School of Intelligent Engineering and Intelligent Manufacturing, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China)

Abstract: The DAMAS algorithm has high spatial resolution. But, the unsatisfactory dynamic range leads to false acoustic sources in the imaging results. The F-DAMAS algorithm is proposed to solve this problem, which exploits the functional beamforming (FB) algorithm to improve the imaging performance. By powering the PSF in the DAMAS algorithm, the linear relationship among the output power of the FB algorithm, the powered PSF and the acoustic source distribution is established. And the equation group of the F-DAMAS is formed. Furthermore, the Gauss-Seidel iterative method with positive constraints is utilized to derive the acoustic source distribution. Compared with FB and DAMAS algorithms, simulations and experiments on mono and incoherent acoustic sources show that the proposed algorithm can effectively improve resolution and dynamic performance of the image. According to the relationship between the coverage area of the acoustic center and the change of the power index, it recommends that the value range of the power index in the algorithm is 6~14.

Keywords: deconvolution; spatial resolution; dynamic range; function beamforming; eigenvalue decomposition

0 引言

近年来,传声器阵列声源成像技术在航空航天、列车、发动机、气体泄漏等领域应用越来越广泛,基于传声器阵列声源成像的检测及定位技术,是当前的研究热点问题^[1]。国内外专家学者提出了诸多传声器阵列声源成像方法,主要基于波束形成算法进行预处理,并采用声像

清晰化算法进一步处理^[2]。传统波束形成(conventional beamforming, CBF)算法具有计算速度快、稳健性好等优点,但存在主瓣宽大、旁瓣覆盖范围广等问题,导致成像结果分辨率低^[3]。为改善成像性能,各种声像清晰化算法被提出,主要包括函数波束形成(functional beamforming, FB)算法、广义逆波束形成(generalized inverse beamforming, GIB)算法和反卷积波束形成算法等3大类^[4]。

FB 算法通过对 CBF 的互谱矩阵 (cross spectral matrix, CSM) 进行 v 幂次运算, 以减小主瓣宽度并抑制旁瓣, v 幂次越大, 成像结果的动态范围和空间分辨率性能越高^[5]。在工程应用中, 由于阵元误差、相位失配等因素导致实际阵列模型与理论模型不一致, 过高的幂次 v 会放大算法误差, 限制了 FB 算法空间分辨率的提升空间^[6]。GIB 利用较少求逆迭代运算即可得到声源分布信息, 其突出优点是空间分辨率高, 但旁瓣抑制能力和动态范围不足, 难以实现高精度的声源识别定位。黎术等^[7]和陈思等^[8]提出了 FB 与 GIB 结合的函数广义逆波束形成方法, 有效提升了成像结果的动态范围。反卷积波束形成算法具有较高的空间分辨率, 其中清除 (CLEAN) 算法、反卷积声源成像 (deconvolution approach for the mapping of acoustic sources, DAMAS) 算法及其改进算法更是当前研究热点。Sijtsma 等^[9]提出了 CLEAN 算法, 通过移除 CBF 中与主瓣峰值对应的阵列点扩散函数 (point spread function, PSF), 达到图像清晰化效果。当声源间距小于瑞利极限时, CLEAN 算法将会出现高旁瓣干扰和伪声源现象^[10]。为此, 王月等^[11]提出基于互谱矩阵函数的多声源识别方法, 即 CLEAN- v , 该算法动态范围和空间分辨率均表现出较好性能。DAMAS 算法基于高斯-赛德尔方法迭代求解, 获得接近实际声源的分布信息^[12], 由于需要多次反卷积迭代运算, PSF 的性能直接决定了声源识别的准确度^[13]。传声器阵列的布局 and 位置误差均会对 PSF 有较大影响, 即高频声源的 PSF 中有过多旁瓣、低频声源的 PSF 主瓣过宽, 限制了 DAMAS 算法的动态范围^[14]。

在工业漏气漏电、违规鸣笛等复杂声场环境中, 声源成像的分辨率和动态范围决定着检测结果的有效性和准确性。为此, 本文提出函数反卷积声源成像 (functional deconvolution approach for the mapping of acoustic sources, F-DAMAS) 算法, 将 FB 算法与 DAMAS 算法相结合, 对 PSF 进行幂指数运算, 并用 FB 结果替换 CBF 输出结果, 得到由 FB 输出功率、升幂 PSF 与声源分布构成的线性方程组; 基于声源功率非负的物理特性, 实施正约束高斯-赛德尔迭代求解, 得到声源分布信息, 可有效发挥 FB 算法动态范围好、DAMAS 算法空间分辨率高的特点。

1 算法原理

1.1 FB 算法

FB 算法基于 CBF 算法, 将声源平面按网格划分, 通过波束扫描计算网格点上的声功率, 如图 1 所示。

记传声器数为 M , 快拍数为 K , 声源数为 I , 阵列接收信号的频域模型为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{G}\mathbf{S} + \mathbf{n} \quad (1)$$

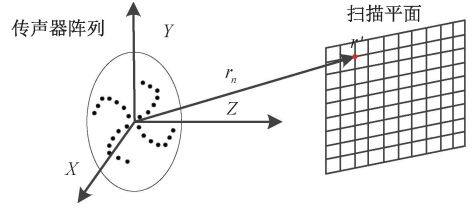


图 1 声源定位示意图

Fig. 1 Diagram of source localization

其中, \mathbf{P} 为 $M \times K$ 维阵列接收信号; \mathbf{S} 为 $I \times K$ 维声源信号; \mathbf{n} 为 $M \times K$ 维背景噪声; $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_m(\mathbf{r}')]$ 为声源位置 \mathbf{r}' 的 $M \times I$ 维阵列流形矩阵^[15], 且:

$$\mathbf{g}_m(\mathbf{r}') = \frac{\exp(-j2\pi f \|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_m\|/c)}{4\pi \|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_m\|} \quad (2)$$

其中, $\|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_m\|$ 为声源 i 与传声器 m 之间的距离; c 为声速。CSM^[16] 表示为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{P}\mathbf{P}^H = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\delta^2 \mathbf{G}\mathbf{G}^H + \delta^2 \mathbf{I}) \quad (3)$$

其中, 标量 δ^2 为噪声方差; \mathbf{I} 为单位矩阵; 上标 H 表示共轭转置运算。

对 CSM 进行特征值分解, 并记 $f(\cdot)$ 为互谱指数函数^[17-18]:

$$f(\mathbf{C}) = \mathbf{C}^{v-1} = \mathbf{U}f(\boldsymbol{\Sigma})^{v-1}\mathbf{U}^H = \sum_{m=1}^M \sigma_m^{v-1} \mathbf{u}_m \mathbf{u}_m^H \quad (4)$$

其中, v 表示指数函数的幂次; $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_M]$ 为 CSM 的特征向量构成的酉矩阵, 含有声源位置矢量信息; $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M)$ 为 CSM 的特征值构成的对角矩阵, 含有声源功率信息。FB 输出为:

$$\mathbf{B}_{\text{FB}}(\mathbf{r}) = \frac{1}{M^2} \left[\sum_{m=1}^M \sigma_m^{v-1} (\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m)^2 \right]^v \quad (5)$$

其中, \mathbf{W}_r 为扫描位置 \mathbf{r} 处的方向向量。当扫描位置与声源位置一致时, $|\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m| = 1$, 输出 $\sigma_m |\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m|^{2v} = \sigma_m$, 表现为峰值输出保持不变; 当不一致时, $|\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m| < 1$, 输出 $\sigma_m |\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m|^{2v} < \sigma_m$, 表现为非峰值受到抑制。从本质上看, $|\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m|$ 是 PSF 中的元素, 表示声源点能量扩散到各方向的分量。因此, 提高 v 值可增加峰值与非峰值间的比值, 从而改善成像的动态范围。

1.2 DAMAS 算法

DAMAS 算法基于反卷积理论, 将 CBF 输出表示为声源功率分布与 PSF 的卷积, 建立 CBF 输出、PSF 及声源分布间的线性方程组为:

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{B} = [b_1, b_2, \dots, b_N]^T$ 为 N 维 CBF 输出, N 为扫描网格点数目; $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_{n,n}]$ 为 $N \times N$ 维 PSF 矩阵^[19]; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 为声源功率分布向量。PSF 矩阵一般不满秩, 可利用高斯-赛德尔迭代法求解 \mathbf{x} 。由于声源功率

非负,在高斯-赛德尔迭代中引入正约束,即:

$$\mathbf{x}_n^{(i)} = \max\left(\mathbf{b}_n - \left[\sum_{n'=1}^{n-1} \mathbf{A}_{nn'} \mathbf{x}_{n'}^{(i)} + \sum_{n'=n+1}^N \mathbf{A}_{nn'} \mathbf{x}_{n'}^{(i-1)} \right], 0\right) \quad (7)$$

DAMAS 算法可有效抑制旁瓣干扰和减小主瓣宽度,以此提升空间分辨率。

1.3 F-DAMAS 算法

与 FB 算法相比, DAMAS 算法空间分辨率较高,但受 PSF 限制,其动态范围相对较差。F-DAMAS 算法结合两类算法的优势,得到改善的输出结果。将式(5)中的 FB 输出进一步表示为:

$$\mathbf{B}_{\text{FB}}(\mathbf{r}) = \sum_{m=1}^M \sigma_m \text{psf}^v(\mathbf{r}/\mathbf{r}') \quad (8)$$

其中:

$$\text{psf}^v(\mathbf{r}/\mathbf{r}') = \left(\sum_{m=1}^M \frac{(\mathbf{W}_r^H \mathbf{u}_m)^2}{M^2} \right)^v \quad (9)$$

式(9)为 F-DAMAS 算法中的升幂 PSF,表示位置 \mathbf{r}' 处的单位强度声源在扫描位置 \mathbf{r} 处的波束输出。由此可见, F-DAMAS 算法可建立 FB 输出、升幂 PSF 及声源分布之间的线性关系,即函数反卷积声源成像算法方程组为:

$$\mathbf{B}_{\text{FB}} = \mathbf{A}^{\circ v} \mathbf{x} \quad (10)$$

其中, $\circ v$ 为 Hadamard 幂。

由 DAMAS 算法变换为 F-DAMAS 算法的原理如图 2 所示。

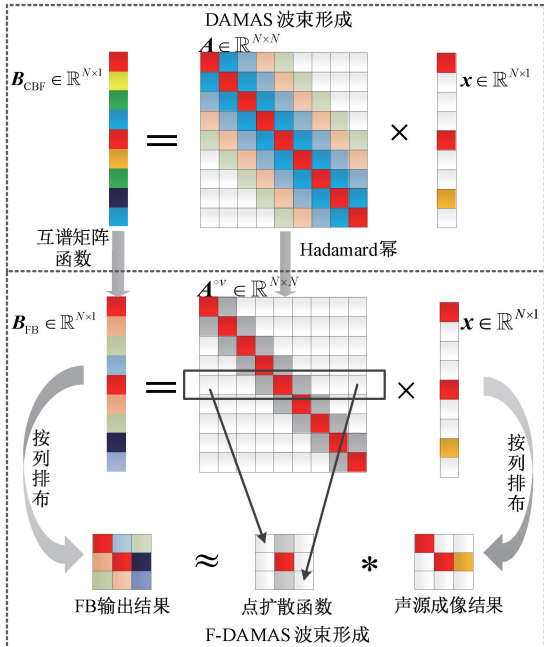


图2 算法模型示意图

Fig. 2 Diagram of the algorithm model

与 DAMAS 算法相比, F-DAMAS 将 CBF 结果替换成动态范围高的 FB 输出,其 PSF 为原 DAMAS 中 PSF 的 v

次幂。由于原 DAMAS 中 PSF 对角元素恒为 1,而非对角元素为纯小数,故对其进行幂指数运算,使得对角元素保持不变、非对角线元素减小。且幂指数 v 越大,升幂后的 PSF 对角线与非对角线元素的比值越大,越趋于对角化。因此, F-DAMAS 算法比 DAMAS 算法具有更好的动态范围和空间分辨率。

对式(10)进行反卷积运算,得到声源功率分布向量,具体迭代过程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1^{(i)} = \max\left(\mathbf{b}_1 - \sum_{n'=n+1}^N \mathbf{A}_{1n'}^v \mathbf{x}_{n'}^{(i-1)}, 0\right) \\ \mathbf{x}_n^{(i)} = \max\left(\mathbf{b}_n - \left[\sum_{n'=1}^{n-1} \mathbf{A}_{nn'}^v \mathbf{x}_{n'}^{(i)} + \sum_{n'=n+1}^N \mathbf{A}_{nn'}^v \mathbf{x}_{n'}^{(i-1)} \right], 0\right) \\ \mathbf{x}_N^{(i)} = \max\left(\mathbf{b}_N - \sum_{n'=1}^{N-1} \mathbf{A}_{Nn'}^v \mathbf{x}_{n'}^{(i)}, 0\right) \end{cases} \quad (11)$$

与 DAMAS 算法的求解过程类似,通过引入正约束的高斯-赛德尔迭代方法,迭代过程中,判断 \mathbf{x}_n 的数值,若为负值,则将其设定为 0 以保证解的合理性。当满足设定迭代次数后,完成 F-DAMAS 算法的求解。

2 仿真分析

为保证仿真性能尽量接近真实场景,选择传声器阵列声源成像中普遍应用的多臂螺旋结构进行仿真^[20],阵元间距 ≤ 0.02 m、阵列孔径 0.15 m、阵元数为 64,阵元位置如图 3 所示。

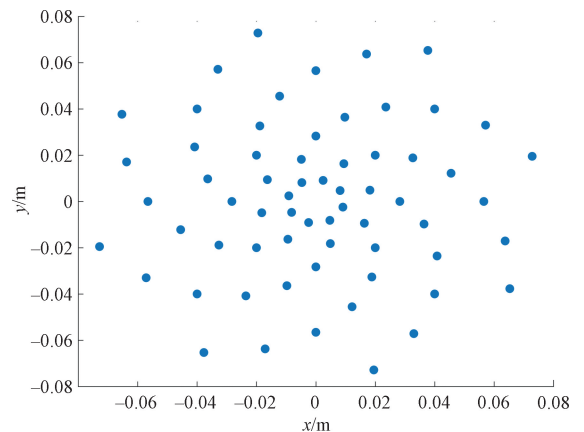


图3 64通道多臂螺旋传声器阵列

Fig. 3 64-channel multi-arm spiral microphone array

从有效评估的角度出发,考虑单声源、非相干声源场景,根据声学传播理论^[21],仿真各阵元接收的声信号,并计算 CSM。基于 CBF、FB、DAMAS 及 F-DAMAS 算法得到的成像图,对比算法性能,仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值及范围
声源声压幅值/Pa	1
声源 z 方向距离/m	0.8
波束扫描网格总数	14 641 (121×121)
网格尺寸/m	0.01
信噪比/dB	20
声速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	340
动态范围/dB	(-50, 0)
FB 指数参数 v	16
DAMAS 迭代次数	200
F-DAMAS 指数参数 v	6
F-DAMAS 迭代次数	100

2.1 单声源仿真识别

设定单极子点声源位于 $(x, y) = (0, 0)$ m 处, 声源信号频率分别选取 6、10 kHz, 对 CBF、FB、DAMAS 及 F-DAMAS 4 种算法的输出归一化处理后, 成像结果如图 4 所示。

4 种算法成像结果的声源均位于视场中心 $(0, 0)$ m 处, 与仿真设置一致。对于同一算法, 频率越高, 空间分辨率越高。图 4(a)、(b) CBF 算法的成像结果中, 声源覆盖范围宽、成像分辨率低; 声源频率为 10 kHz 时, 真实声源周围分布约 -30 dB 的虚假声源。与之相比, 图 4(c)~(h) 所示的基于 FB、DAMAS 与 F-DAMAS 算法成像图中, 旁瓣抑制性能好、主瓣宽度小, 空间分辨率高。综合对比可知, 图 4(h) 中声源覆盖范围最小, 表明 F-DAMAS 算法在 DAMAS 算法基础上, 利用高阶次幂指数函数锐化了主瓣, 提高了空间分辨率。

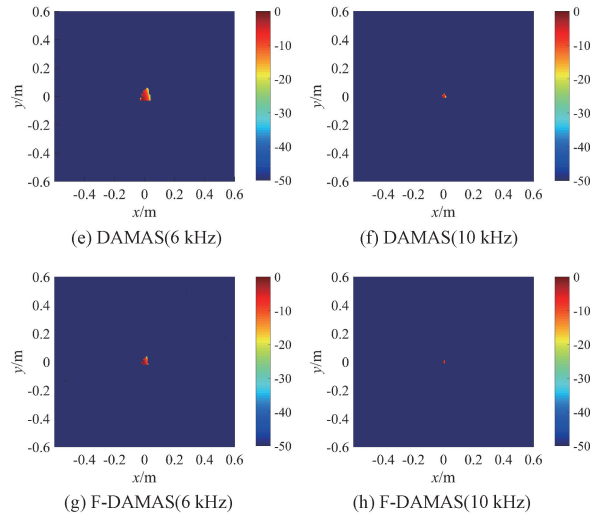
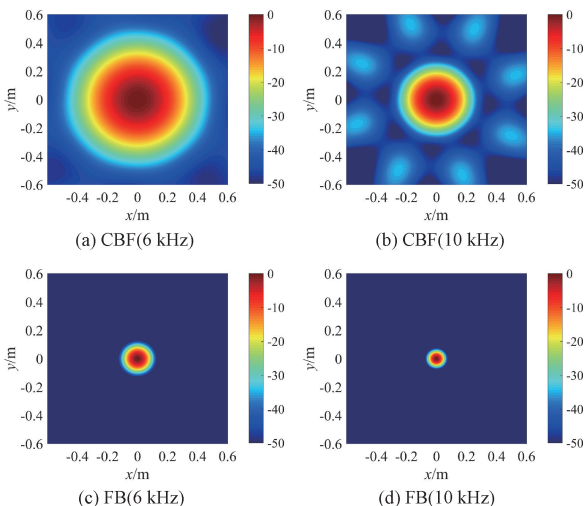


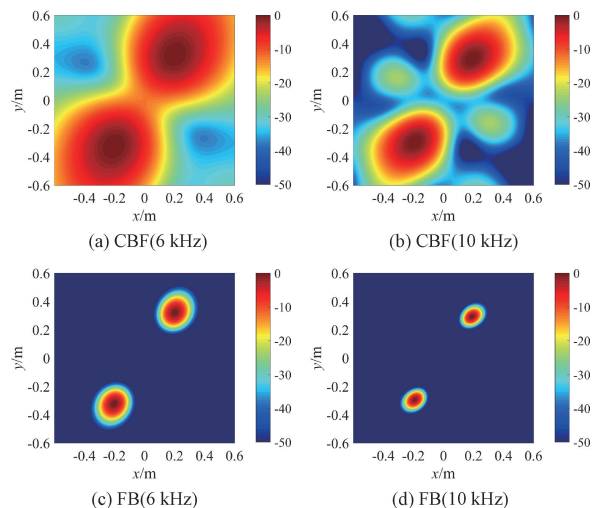
图 4 单极子声源成像图

Fig. 4 Imaging of the monopole acoustic source

2.2 非相干声源仿真识别

为对比 4 种算法的非相干声源成像性能, 设定等强度非相干声源, 位于 $(0.2, 0.3)$ 、 $(-0.2, -0.3)$ m。仿真 6、10 kHz 两种声源频率, 成像效果如图 5 所示。

如图 5(a) 所示, CBF 算法成像的声源中心覆盖范围宽、成像分辨率低, 当声源距离较近时, 无法有效分辨; 同时, 图 5(b) 中出现两个约 -20 dB 的虚假声源。图 5(c)、(d) 较好地呈现出声源位置, 且在 $(-50, 0)$ dB 内无旁瓣, 表明 FB 算法的动态范围好; 与图 5(e)~(h) 所示的 DAMAS、F-DAMAS 成像结果相比, FB 算法的空间分辨率存在不足。图 5(e)、(f) 中存在少量虚假声源, 分析可知, 由于多声源叠加作用导致声源聚焦点对应的阵列 PSF 相关性增大, 使得 DAMAS 算法迭代求解结果的动态范围不理想^[13]。



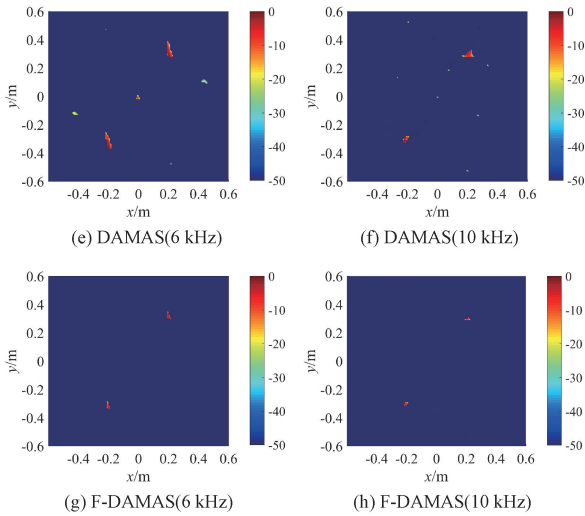


图5 非相干声源成像图

Fig. 5 Imaging of incoherent acoustic sources

由图5(g)、(h)可知,F-DAMAS相比FB算法的成像分辨率更高,具备分辨近距离双声源的能力;且在(-50, 0) dB范围内,F-DAMAS算法成像结果不存在DAMAS算法成像中的虚假声源,表明F-DAMAS能够有效抑制旁瓣,提升动态范围。

2.3 迭代次数与幂指数参数性能仿真

为进一步定量研究F-DAMAS与DAMAS算法的动态范围,不失一般性,考虑10 kHz单极子点声源场景,在不同幂指数、迭代次数条件下进行仿真,动态范围结果如图6所示。根据仿真结果可知,当迭代次数一定时,幂指数 v 越大,F-DAMAS算法动态范围越高。当 v 一定时,随着迭代次数的增加,动态范围总体呈上升趋势。在迭代次数小于200时,动态范围随迭代次数增加显著提升;在迭代次数大于600时,动态范围趋于稳定。

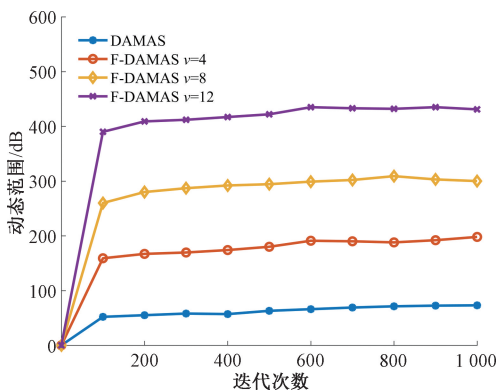


图6 动态范围变化曲线

Fig. 6 Dynamic range curve

结合理论分析,波束扫描方向向量和声源方向向量存在相位失配,导致CSM、PSF的幂次运算出现误差。当幂指数 v 较小时,失配引起的误差不明显;而当幂指数 v 较大时,该误差导致成像结果存在偏差^[4]。幂指数 v 的取值直接影响F-DAMAS算法的分辨率性能。为评估 v 与分辨率的关系,定义函数Sca为:

$$Sca = \pi \bar{r}_{-10\text{ dB}}^2 \quad (12)$$

该函数表示归一化成像图中(-10, 0) dB内声学中心覆盖面积。其中, $\bar{r}_{-10\text{ dB}}$ 表示声学中心(-10, 0) dB范围内半径平均值。Sca值越小,则空间分辨率越高,声源能量越集中。

将成像扫描平面按照0.04 m×0.04 m的网格进行划分,采用数值计算方法仿真Sca值。为评估相位失配最大时的情形,设置点声源位于(0.02, 0.02) m处的非网格点上,“★”表示点声源位置,“·”表示划分网格点位置,如图7所示。

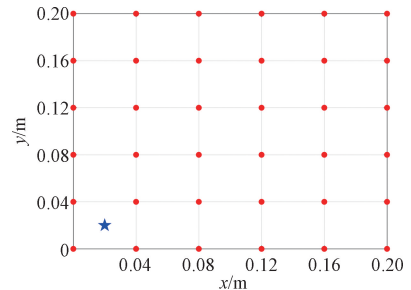


图7 声源位于非网格点上示意图

Fig. 7 Diagram of source located on non-grid points

图8为Sca随声源频率、幂指数 v 变化情况。对于给定的 v ,声源频率越高,Sca越小。当 $v < 6$ 时,Sca随 v 提高而减小,相位失配误差的影响未显现;当 $6 < v < 14$ 时,Sca基本保持不变;当 $v > 14$ 时,Sca随 v 提高而增大,表明相位失配误差导致声源定位结果出现偏差,限制了F-DAMAS空间分辨率的提升。根据仿真结果,F-DAMAS中的幂指数合理值取为6~14,以兼具高动态范围及高空间分辨率性能。

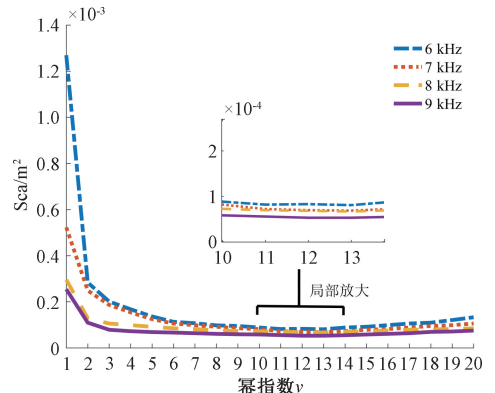


图8 Sca变化曲线

Fig. 8 Sca change curve

3 实验验证

实验采用与仿真中相同布局的传声器阵列,传声器为 SPH0641LU4H-1 型 MEMS 麦克风,阵列实物如图 9(a)所示。设计 FPGA 采集 64 路麦克风音频数据,并通过 USB 接口上传给上位机,上位机基于 MATLAB 软件计算波束输出及归一化处理形成声像。用放置于阵列前方 0.8 m 两个小型扬声器模拟非相干双声源,且分别位于(0.2, 0.3)、(-0.2, -0.3) m 处。考虑与仿真条件一致,分别在 6、10 kHz 两种频率情形下进行实验,实物配置如图 9(b)所示。

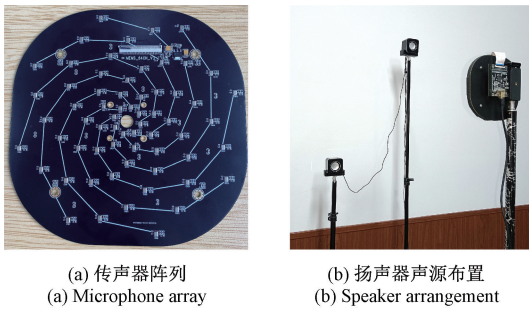


图 9 实验设置

Fig. 9 Experimental settings

音频信号采样频率设置为 192 kHz,数据位宽为 16 bit,单次实验采样时长 5 s。利用 8 192 点快拍数据计算 CSM,并取 10 拍 CSM 的平均值以减小误差。成像视场为 1.2 m×1.2 m,扫描间隔为 0.01 m×0.01 m 的网格。FB 算法的幂指数取 $v = 16$, DAMAS 算法迭代次数取为 200, F-DAMAS 算法的迭代次数取为 100、幂指数取 $v = 6$ 。成像结果如图 10 所示。

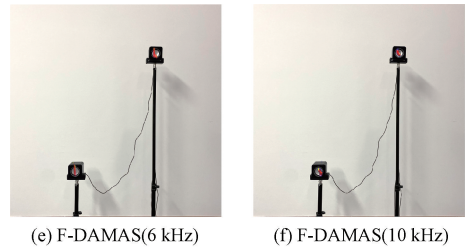
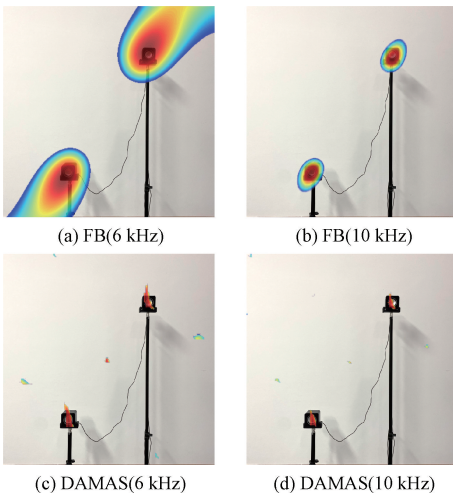


图 10 非相干声源实验结果

Fig. 10 Experimental results of incoherent acoustic sources

由图 10(a)~(d)可见,DAMAS 算法的分辨率远高于 FB 算法,但存在虚假声源,如图 10(c)中(0, 0)、(-0.5, -0.1)、(0.5, 0.1) m,图 10(d)中(-0.45, -0.08)、(0.45, 0.08) m 等位置。相较于 DAMAS 算法的成像图,在图 10(e)、(f)中,F-DAMAS 算法消除了非声源处的虚假声源,成像结果具有更好的动态范围和空间分辨率。

表 2 为 3 种算法的 Sca、动态范围及虚假声源的性能统计。在两种频率情形下,3 种算法的分辨率、动态范围均表现出类似的关系。以 10 kHz 为例,F-DAMAS 算法的 Sca 值远小于 FB 和 DAMAS 的 Sca 值,表明 F-DAMAS 算法的分辨率最好;从动态范围来看,F-DAMAS 算法的性能介于 FB 和 DAMAS 之间,且远高于 50 dB,在显示动态区间内不存在虚假声源,可达到较好的成像效果。

表 2 算法性能统计

Table 2 Algorithm performance statistics

声源频率/kHz	定位算法	Sca/m ²	动态范围 /dB	(-50~0) dB 范围内虚假声源
6	FB	0.007 70	115.5	无
	DAMAS	0.001 40	28.8	少量
	F-DAMAS	0.000 19	72.3	无
10	FB	0.003 50	133.6	无
	DAMAS	0.000 27	41.0	少量
	F-DAMAS	0.000 13	97.1	无

4 结 论

本文提出 FB 与 DAMAS 相结合的 F-DAMAS 算法,兼具两种算法在动态范围、空间分辨率方面的各自优势。模拟仿真表明,F-DAMAS 可有效减小主瓣宽度,提升动态范围。根据声学覆盖面积和幂指数之间的关系,为获得较好的成像效果,F-DAMAS 算法中的幂指数取值建议为 6~14 之间。对非相干双声源成像仿真和实验表明,F-DAMAS 算法可解决 DAMAS 算法动态范围不理想、FB 算法空间分辨率不足等问题。

与 DAMAS 算法相比, F-DAMAS 算法迭代次数少, 但仍需大维数矩阵的迭代运算, 存在较高计算代价的局限性。进一步将探究 FB 结合 DAMAS2 的算法, 基于 FFT 降低迭代运算代价。

参考文献

- [1] MERINO-MARTÍNEZ R, SIJTSMA P, SNELLEN M, et al. A review of acoustic imaging methods using phased microphone arrays [J]. CEAS Aeronautical Journal, 2019, 10(1): 197-230.
- [2] 杨洋, 褚志刚. 高性能波束形成声源识别方法研究综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(24): 166-183.
- YANG Y, CHU ZH G. A review of high-performance beamforming methods for acoustic source identification [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(24): 166-183.
- [3] YARDIBI T, BAHR C, ZAWODNY N, et al. Uncertainty analysis of the standard delay-and-sum beamformer and array calibration [J]. Journal of Sound and Vibration, 2010, 329(13): 2654-2682.
- [4] 褚志刚, 段云场, 沈林邦, 等. 函数波束形成声源识别性能分析及应用 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(4): 67-76.
- CHU ZH G, DUAN Y Y, SHEN L B, et al. Performance analysis and application of functional beamforming sound source identification [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(4): 67-76.
- [5] DOUGHERTY R P. Functional beamforming [C]. Proceedings on CD of the 5th Berlin Beamforming Conference. Berlin: Berlin Beamforming Conference, 2014: 1-25.
- [6] MERINO M R, SNELLEN M, SIMONS D G. Functional beamforming applied to imaging of flyover noise on landing aircraft [J]. Journal of Aircraft, 2016, 53(6): 1830-1843.
- [7] 黎术, 徐中明, 贺岩松, 等. 基于函数广义逆波束形成的声源识别 [J]. 机械工程学报, 2016, 52(4): 1-6.
- LI SH, XU ZH M, HE Y S, et al. Sound source identification based on functional generalized inverse beamforming [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(4): 1-6.
- [8] 陈思, 张志飞, 徐中明, 等. 基于高阶矩阵函数的广义逆波束形成改进算法 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(10): 98-103.
- CHEN S, ZHANG ZH F, XU ZH M, et al. Modified algorithm for generalized inverse beamforming based on high-order matrix function [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(10): 98-103.
- [9] SIJTSMA P. CLEAN based on spatial source coherence [J]. International Journal of Aeroacoustics, 2009, 6(4): 357-374.
- [10] 王月, 杨超, 王岩松, 等. 基于压缩聚焦网格点的快速反卷积算法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(6): 250-255.
- WANG Y, YANG CH, WANG Y S, et al. Fast deconvolution algorithm based on compressed focus grid points [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6): 250-255.
- [11] 王月, 杨超, 王岩松, 等. 基于互谱矩阵函数的多声源识别方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(2): 277-281.
- WANG Y, YANG CH, WANG Y S, et al. Multi-source identification method based on cross-spectral matrix function [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(2): 277-281.
- [12] 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, 2005, 294(4): 856-879.
- [13] DOUGHERTY R P. Extensions of DAMAS and benefits and limitations of deconvolution in beamforming [C]. 11th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference, Monterey, CA, 2005.
- [14] SARRADJ E. A fast signal subspace approach for the determination of absolute levels from phased microphone array measurements [J]. Journal of Sound and Vibration, 2010, 329: 1553-1569.
- [15] 鄢社锋. 优化阵列信号处理: 快速优化算法与应用 [J]. 电子学报, 2022, 50(4): 766.
- YAN SH F. Optimal array signal processing: Fast optimization algorithms and applications [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(4): 766.
- [16] 徐中明, 李怡, 张志飞, 等. 弹性网正则化广义逆波束形成算法改进 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 243-252.
- XU ZH M, LI Y, ZHANG ZH F, et al. Generalized inverse beamforming with improved elastic net

- regularization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 243-252.
- [17] DOUGHERTY R P. Cross spectral matrix diagonal optimization[C]. Proceedings on CD of the 6th Berlin Beamforming Conference, 2016.
- [18] DOUGHERTY R P. Functional beamforming for aeroacoustic source distributions[C]. Proceedings of the 20th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference, 2014.
- [19] 吴宇, 贺银芝, 沈哲, 等. 波束形成改进算法在风洞内声源识别中的应用[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(S1): 20-25.
- WU Y, HE Y ZH, SHEN ZH, et al. Application of improved beamforming algorithm in sound source identification at wind tunnel [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(S1): 20-25.
- [20] 戴金洲, 牛锋, 沙硕, 等. 机动车鸣笛抓拍系统校准技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 182-188.
- DAI J ZH, NIU F, SHA SH, et al. Study on the calibration technology for the vehicle honking detection system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 182-188.
- [21] 黄琳森, 徐中明, 张志飞, 等. 快速迭代收缩阈值声源识别算法及其改进[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 257-265.

HUANG L S, XU ZH M, ZHANG ZH F, et al. A fast iterative shrinkage threshold sound source identification algorithm and its improvement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 257-265.

作者简介



赵慎, 2005 年于国防科技大学获得学士学位, 2007 年于国防科技大学获得硕士学位, 2015 年于国防科技大学获得博士学位, 现为湖南工商大学讲师, 主要研究方向为阵列信号处理、导航时空信息安全。

E-mail: zhaoshen_nudt@163.com

Zhao Shen received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology (NUDT) in 2005, received his M. Sc. degree from NUDT in 2007, and received his Ph. D. degree from NUDT in 2015. He is currently a lecturer at Hunan University of Technology and Business. His main research interests include array signal processing and navigation space-time information security.



李伟(通信作者), 2021 年于湖南工商大学获得学士学位, 现为湖南工商大学智能工程与智能制造学院硕士研究生, 主要研究方向为阵列声成像。

E-mail: lw18273049115@163.com

Li Wei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University of Technology and Business in 2021. He is currently a master student at Hunan University of Technology and Business. His main research interest includes array acoustic imaging.