

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107547

弹性网正则化广义逆波束形成算法改进*

徐中明, 李 怡, 张志飞, 贺岩松

(重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044)

摘要: 广义逆波束形成凭借其空间分辨率高, 抑制旁瓣能力强等优势得到广泛关注。为了提升一般广义逆波束形成的声源识别性能, 基于弹性网正则化波束形成既能保证声源识别结果的稳健性又能体现声源信号的稀疏性。然而, 在测量声源信号的过程中所产生的非相干噪声对声源结果产生不可避免的误差, 为抑制测量过程的干扰噪声, 结合对角降噪和特征值改进法重构波束形成正则化参数, 提出了一种改进弹性网正则化的广义逆波束形成, 以重构正则化参数区别干扰噪声和目标声源。进行了数值仿真和实验验证, 结果表明该算法在中高频时主瓣宽度误差低于 10 dB, 且比弹性网正则化波束形成具有更高的空间分辨率以及稳健性, 衰减旁瓣能力强。

关键词: 声源识别; 波束形成; 弹性网; 改进; 正则化参数

中图分类号: TH73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Generalized inverse beamforming with improved elastic net regularization

Xu Zhongming, Li Yi, Zhang Zhifei, He Yansong

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The generalized inverse beamforming has attracted wide attention due to its high spatial resolution and strong sidelobe suppression capabilities. To improve the sound source identification performance of GIB, a regularized beamforming method via elastic net is proposed, which can ensure the robustness and sparsity of the sound source identification results. However, the incoherent noise generated in the process of measuring the sound source signal may produce unavoidable errors. To suppress the interference noise in the measurement process, a generalized inverse beamforming method with improved elastic net regularization is proposed by combining diagonal denoising with improved eigenvalue method to reconstruct the regularization parameters of beamforming, which could distinguish the interference noise from the target sound source. Numerical simulation and experimental results both prove that the main lobe width error of the proposed algorithm is less than 10 dB at high frequencies, and it has higher spatial resolution and robustness, and strong sidelobe attenuation ability than elastic net regularized beamforming as well.

Keywords: sound source identification; beamforming; elastic net; improvement; regularization parameters

0 引 言

波束形成^[1-3] (beamforming, BF) 是基于声阵列的一种测量速度快, 分辨率高, 工程实际应用价值高的声源定位识别方法。主要的 BF 方法有传统波束形成、自适应^[4-5]、反卷^[6-9] 和广义逆波束形成^[10-12]。这些方法各有优缺点, 并有效的补充声全息和声强技术^[13-14] 的不足。

近年来, 广义逆波束形成由于其迭代次数少的特性得到广泛应用。但是由于声阵列测量误差无法避免, 直接求解广义逆波束形成所重构的声源易受其影响。因此, 在求解过程中通常需要与正则化方法结合从而降低测量误差对声源重构的影响。

对于广义逆波束形成, 通常是引入 L_2 范数最小化问题^[15-16], 也就是 Tikhonov 正则化来重构声源。但在实际工程中, 声源通常是稀疏的, 因此可以将波束形成转化为

L_1 范数最小化问题^[17-19]。然而单独求解 L_1 范数正则项容易受到干扰噪声的影响,因此再结合 L_2 范数正则化项,形成弹性网正则化波束形成法^[20-22],既能保证声源识别结果的稳健性又能体现声源的稀疏性。

在测量声源信号的过程中所出现的非相干噪声,亦对声源识别的结果产生影响。通常我们认为当传声器放置在同一声场中,每个通道的干扰噪声在长时间的平均后,将集中在互谱矩阵(cross-spectral matrix, CSM)的对角线上。因此,在 BF 中通常是用对角线去除法(diagonal removal, DR)将对角线设置为零来抑制噪声,但是这种方法会错估声源值以及产生声源负功率^[23]。针对这些问题,也提出了如广义奇异值分解^[24]、光谱减法^[25]和光谱估计法^[26]等,利用参考噪声来抑制干扰噪声的影响。而在无参考测量的情况下,Dougherty^[27]提出在 CSM 非负特性的条件下对对角元素进行线性优化,Hald^[28-29]在此基础上提出了对角降噪法(diagonal denoising, DD),它们都避免 DR 所导致的错估,但又会导致声源抑制效果降低。Sekihara 等^[30]提出的“预白化”法能在保证 CSM 半正定的限制下,提升抑制背景噪声的性能,以相同的原理 Fischer 等^[31]提出了特征值改进法能提供更高的声源识别定位精度。

基于上述原因,本文提出了一种改进弹性网正则化的广义逆波束形成方法,首先,通过对角降噪和特征值改进法所得的波束形成互谱矩阵作为先验信息,然后基于构建的波束形成正则化矩阵形成改进的弹性网波束形成法。进一步建立数值仿真模型,通过单极子和相干声源表明该方法的声源识别分辨率更高,定位更准确,最后再构建相应的实验,验证改进弹性网正则化波束形成方法的可行性和实用性。该方法能在保证声源结果稳定的基础上又充分体其稀疏性,并且由于其能有效抑制背景噪声,因此可应用于各种高噪声环境,例如鸣笛抓拍,工业机器噪声源探测等。

1 算 法

1.1 互谱波束形成

图 1 为波束形成传声器阵列分布示意图,由 M 个传声器(符号“·”表示)组成的阵列测量声压向量 $\mathbf{p}(\mathbf{x}_m)$,以及给定相应的频率 f ,假设有 S 个离散声源聚焦点,每个声源的强度为 $\mathbf{q}(\mathbf{x}_s)$,传统波束形成的输出结果为:

$$\mathbf{q}(\mathbf{x}_s) = \mathbf{p}(\mathbf{x}_m) \mathbf{G}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_s) \quad (1)$$

式中:自由场格林函数 $\mathbf{G}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_s) = e^{-j2\pi f r(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_s)/c}$ 表示从声源 s 到传声器 m 的传递向量, c 为声音在空气中的传播速度,通常取值 340 m/s。 $r(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_s)$ 表示第 m 个传声器到第 s 个声源的距离。式(1)可以简写为矩阵形式:

$$\mathbf{q} = \mathbf{G}^H \mathbf{p} \quad (2)$$

式中:格林函数 \mathbf{G} (大小 $[M, S]$) 是声源 s 到测量点的自由场传播, \mathbf{p} (大小 $[M, 1]$) 是传声器阵列测量的声压向量, \mathbf{q} (大小 $[S, 1]$) 是输出的声源强度,上标 H 表示共轭转置。

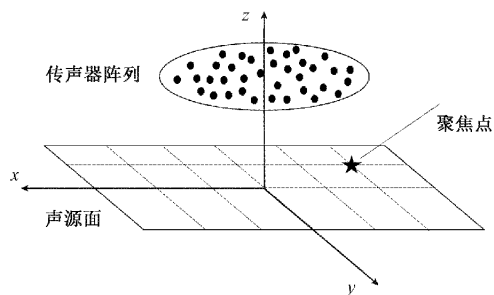


图 1 波束形成传声器阵列分布

Fig. 1 Layout of beamforming microphone array

根据“延时求和”波束形成理论,互谱波束形成(cross beamforming, CBF)算法是其一种扩展,并且能够在源估计中保留相位信息。因此,式(2)进行互功率谱计算^[23]:

$$\mathbf{Q}_{CBF} = \mathbf{q}\mathbf{q}^H = \mathbf{G}^H \mathbf{p}\mathbf{p}^H \mathbf{G} = \mathbf{G}^H \mathbf{C}_{CBF} \mathbf{G} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{C}_{CBF} = \mathbf{p}\mathbf{p}^H$ (大小 $[M, M]$) 是传声器测量的声压信号的互谱矩阵。 \mathbf{Q}_{CBF} 通过互谱计算能抑制不同通道的非相干噪声。

1.2 对角降噪

为了从声源中抑制噪声污染,通过长时间平均,会使非相干噪声污染集中在 CSM 的对角线上,非对角线的噪声贡献几乎为 0。因此,被噪声污染的 CSM \mathbf{C}_{CBF} 可以表示如下:

$$\mathbf{C}_{CBF} \approx \mathbf{C}_{DD} + \text{diag}(\mathbf{d}) \quad (4)$$

式中: \mathbf{C}_{DD} 表示抑制噪声后的互谱矩阵, $\text{diag}(\mathbf{d})$ 表示对角矩阵,是一个 M 维的向量。因此,对角降噪^[28]就是在保持矩阵 \mathbf{C}_{CBF} 半正定时,对角线上的噪声可减少向量 \mathbf{d} ,表达式如下:

$$\max \sum_{m=1}^M d_m, \text{subject to } \mathbf{C}_{DD} \approx \mathbf{C}_{CBF} - \text{diag}(\mathbf{d}) \geq 0 \quad (5)$$

式中: ≥ 0 表示矩阵 \mathbf{C}_{DD} 具有半正定性。为了理解这一步的原理,假设矩阵 $\mathbf{C}_{CBF} = \mathbf{U}\mathbf{V}\mathbf{U}^H$ 的最小特征值 $\delta \geq 0$,将所有特征值减去仍然可以得到一个半正定矩阵,则 $\mathbf{U}(\mathbf{V} - \delta\mathbf{I})\mathbf{U}^H = \mathbf{U}\mathbf{V}\mathbf{U}^H - \delta\mathbf{U}\mathbf{U}^H = \mathbf{C}_{CBF} - \delta\mathbf{I}$,由此可见对角降噪法就是从 \mathbf{C}_{CBF} 的对角线上减掉特征值 δ 并保持其半正定性。并且式(5)具有典型的半正定程序的形式,可以使用凸优化方法有效求解^[32]。

根据式(3),对角降噪后的互谱波束形成输出为:

$$\mathbf{Q}_{DD} = \mathbf{G}^H \mathbf{C}_{DD} \mathbf{G} \quad (6)$$

式中: \mathbf{Q}_{DD} 为去噪波束形成结果。

1.3 特征值改进法

在 CBF 中最常用的降噪方法是背景噪声消除法。这是假设所采集的信号可以分解为两个不相干且稳定的分量,即假设噪声之间都是不相干且稳定的,那么 M 个传声器信号的互谱矩阵可以如下表示

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}_s + \mathbf{C}_n \quad (7)$$

式中: \mathbf{C} 是采集信号的互谱矩阵; \mathbf{C}_s 表示目标声源信号; \mathbf{C}_n 是背景干扰噪声信号。本节提出一种基于预白化法改进特征值的降噪算法(modified eigenvalue, ME)。将 \mathbf{C}_n 特征分解为:

$$\mathbf{C}_n = \mathbf{X}_n \mathbf{A}_n \mathbf{X}_n^H \quad (8)$$

式中: \mathbf{X}_n 是 \mathbf{C}_n 的特征向量,且 $\mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^H = \mathbf{I}$; \mathbf{A}_n (大小 $[M, M]$) 是对角矩阵,对角线上的元素为 \mathbf{C}_n 的特征值。即 $\mathbf{A}_{i,n} = \lambda_{i,n}$ ($i = 1, 2, \dots, M$)。构造一个逆矩阵 $\mathbf{A}_n^{-1/2}$, 其对角元素为 $1/\sqrt{\lambda_{i,n}}$ ($\lambda_{i,n} \geq 0$), 截断 $\lambda_{i,n} = 0$ 所对应的特征向量 \mathbf{X}_n 。但在实际应用中,截断矩阵 $\mathbf{A}_n^{-1/2}$ 系数的变化导致选取困难,增加计算繁琐程度^[33]。因此,选择 1.2 节的对角降噪法,使矩阵 \mathbf{C}_n 的特征值全部为非负,重构结果为:

$$\max \sum_{m=1}^M d_m, \text{ subject to } \mathbf{C}_n^* \approx \mathbf{C}_n - \text{diag}(\mathbf{d}) \geq 0 \quad (9)$$

得到重构噪声互谱矩阵 \mathbf{C}_n^* 特征值分解得 \mathbf{A}_n , 求得逆矩阵 $\mathbf{A}_n^{-1/2}$, 就可得到如下关系式:

$$\mathbf{A}_n^{-1/2} \mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^{-1/2} = \mathbf{I} \quad (10)$$

将式(8)代入式(10),可得:

$$\mathbf{A}_n^{-1/2} \mathbf{X}_n^H \mathbf{C}_n \mathbf{X}_n \mathbf{A}_n^{-1/2} = \mathbf{I} \quad (11)$$

定义 $\mathbf{P}_n = \mathbf{X}_n \mathbf{A}_n^{-1/2}$ 为预白化项,式(11)可简化为 $\mathbf{P}_n^H \mathbf{C}_n \mathbf{P}_n = \mathbf{I}$, 将其带入式(7),可以得到表达式:

$$\hat{\mathbf{C}} = \hat{\mathbf{C}}_s + \mathbf{I} \quad (12)$$

式中: $\hat{\mathbf{C}} = \mathbf{P}_n^H \mathbf{C} \mathbf{P}_n$, $\hat{\mathbf{C}}_s = \mathbf{P}_n^H \mathbf{C}_s \mathbf{P}_n$ 分别为预白化后的声场信号和目标源的互谱矩阵。为了得到更准确的目标声源 $\hat{\mathbf{C}}_s$, 对 $\hat{\mathbf{C}}$ 进行特征值分解:

$$\hat{\mathbf{C}} = \hat{\mathbf{X}} \hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{X}}^H \quad (13)$$

由于互谱矩阵 \mathbf{C} 为 Hermitian 矩阵,且 \mathbf{P}_n 可逆,同理可得 $\hat{\mathbf{C}}$ 具有半正定性,也是 Hermitian 矩阵。因此,式(12)可特征分解为:

$$\hat{\mathbf{X}} \hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{X}}^H = \hat{\mathbf{X}}_s \hat{\mathbf{\Lambda}}_s \hat{\mathbf{X}}_s^H + \mathbf{I} = \hat{\mathbf{X}}_s (\hat{\mathbf{\Lambda}}_s + \mathbf{I}) \hat{\mathbf{X}}_s^H \quad (14)$$

由式(14)可得,互谱矩阵 $\hat{\mathbf{C}}$ 和 $\hat{\mathbf{C}}_s$ 的特征向量相等,即 $\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{X}}_s$ 。并通过 $\hat{\mathbf{\Lambda}}_s = \hat{\mathbf{\Lambda}} - \mathbf{I}$ 计算并保留目标声源中特征值大于 0 的部分,然后利用 $\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{X}}_s$ 重建互谱矩阵 $\hat{\mathbf{C}}_s = \hat{\mathbf{X}}_s \hat{\mathbf{\Lambda}}_s \hat{\mathbf{X}}_s^H$ 。最后,可以通过预白化项 \mathbf{P}_n 恢复实际信号的互谱矩阵,表达式为:

$$\mathbf{C}_s = (\mathbf{P}_n^{-1})^H \hat{\mathbf{C}}_s \mathbf{P}_n^{-1} \quad (15)$$

为了进一步提高目标声源互谱矩阵的精确度,本小节所提出的特征值改进法就是使特征向量权重相等,也就意味着在矩阵 \mathbf{A}_n 中的特征值全部相同^[31],表达式为:

$$\bar{\mathbf{A}}_n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \lambda_{i,n} \mathbf{I} \quad (16)$$

由此,就可以得到改进后的预白化项 $\bar{\mathbf{P}}_n = \mathbf{X}_n \bar{\mathbf{A}}_n^{-1/2}$, 从而计算出目标声源信号的互谱矩阵为:

$$\bar{\mathbf{C}}_s = (\bar{\mathbf{P}}_n^{-1})^H \hat{\mathbf{C}}_s \bar{\mathbf{P}}_n^{-1} = \mathbf{X}_n \bar{\mathbf{A}}_n^{1/2} \hat{\mathbf{C}}_s \bar{\mathbf{A}}_n^{1/2} \mathbf{X}_n^H \quad (17)$$

最后,再将 $\bar{\mathbf{C}}_s$ 带入式(3),特征值改进后的波束形成输出结果为:

$$\mathbf{Q}_{ME} = \mathbf{G}^H \bar{\mathbf{C}}_s \mathbf{G} \quad (18)$$

式中: \mathbf{Q}_{ME} 作为 1.4 节的先验波束形成结果。

1.4 改进弹性网正则化波束形成

上述方法是基于传统波束形成理论,其分辨率和成像精确度较低,因此为了进一步提高算法的稳定高效性,在本节提出了改进的弹性网正则化波束形成算法。假设在聚焦平面上有 S 个声源由 M 个传声器组成的阵列进行信号采集,那么目标声源和传声器阵列之间的关系可以表示为:

$$\mathbf{p} = \mathbf{G} \mathbf{q}, \mathbf{p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}, \mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times S}, \mathbf{q} \in \mathbb{C}^{S \times 1} \quad (19)$$

式(9)与式(2)相似, \mathbf{q} 是声源强度分布向量,格林函数 \mathbf{G} 是声源和传声器之间的传递函数, \mathbf{p} 是传声器阵列所采集的声压信号向量。

式(19)通常是病态的,无法通过直接求逆求解出声源强度 \mathbf{q} 。该方程最普遍的求解方式是通过 L_2 范数正则化法(Tikhonov 正则化法)求解,表达式为:

$$F_{L_2}(\mathbf{q}) = \arg \min \{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G} \mathbf{q}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{q}\|_2^2 \} \quad (20)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数, $\alpha > 0$ 表示正则化参数,可以通过 L 曲线法和广义交叉验证法求解。式(20)为一般广义逆波束形成(generalized inverse beamforming, GIB)的求解式。由于该方法所重建的声场精度较低,并且在实际工程问题中,传声器的数目是小于或等于声源点,即 $M \leq S$, 也意味着声源信号具有一定的稀疏性,因此可将式(20)转换为 L_1 范数求解,得:

$$F_{L_1}(\mathbf{q}) = \arg \min \{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G} \mathbf{q}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{q}\|_1 \} \quad (21)$$

式中: $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数, $\beta > 0$ 为正则化参数,其取值与信噪比相关,当信噪比较大时, β 取值较小,当信噪比较小时, β 取值偏大。因此,控制正则化参数 β 的大小可以适当控制解的稀疏性。但单独引入 L_1 范数时声源识别结果容易受到噪声影响,降低重建结果的稳健性。通过引入 L_2 范数正则项,可以防止声源识别结果超调过大,从而保证收敛结果更稳健。事实上, L_1 范数和 L_2 范数正则项是互补的,在充分结合两者优势的情况下,提出了弹性网正则化波束形成法^[18](elastic net regularization

beamforming, ENBF), 可以将式(19)的求解结果表示如下:

$$F_{ENBF}(\mathbf{q}) = \operatorname{argmin} \{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{q}\|_1 + \alpha \|\mathbf{q}\|_2^2 \} \quad (22)$$

该方法通过 L_1 范数得到声源强度的稀疏解并利用 L_2 范数保证求解过程的稳健性。在式(21)中正则化参数 α 和 β 的取值至关重要, 它们决定不同约束项在声源重建结果中的贡献量, 进而影响声源识别精确度。 α 的取值在传递矩阵 $\mathbf{G}\mathbf{G}^H$ 最大特征值的 0.1%~5% 之间, 并且经过数值仿真实验表明 β 的最优取值区间为 (0.1%~10%) α 。

弹性网正则化波束形成方法正则化项对于源强分布的“惩罚”对象是无差别的, 它无法区分“惩罚”对象是目标声源、干扰噪声等, 这将会对声源识别结果造成一定的偏差^[34], 因此, 需要构造一种能区别“惩罚”对象的正则化矩阵, 从而提出改进弹性网正则化波束形成法(improved elastic net regularized beamforming, IENBF), 式(22)改写为:

$$F_{IENBF}(\mathbf{q}) = \operatorname{argmin} \{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{q}\|_1 + \alpha \|\mathbf{L}\mathbf{q}\|_2^2 \} \quad (23)$$

式中: \mathbf{L} 表示是正则化矩阵, 当 $\mathbf{L} = \mathbf{I}$ (\mathbf{I} 是单位矩阵) 时, 该方程就是一般弹性网正则化波束形成法。而为了改进算法, 将 2.3 节经过重构的波束形成输出结果 \mathbf{Q}_{ME} 作为先验信息, 则正则化矩阵 \mathbf{L} ^[16] 可以表示为:

$$\mathbf{L}^{-1} = \operatorname{diag} \left(\frac{\sqrt{\operatorname{Diag}(\mathbf{Q}_{ME})}}{\sqrt{\|\operatorname{Diag}(\mathbf{Q}_{ME})\|_\infty}} \right) \quad (24)$$

式中: $\operatorname{diag}(\cdot)$ 表示将向量对角化, $\operatorname{Diag}(\cdot)$ 表示提取矩阵的对角元素组成一组向量, $\|\cdot\|_\infty$ 表示无穷范数。波束形成正则化矩阵 \mathbf{L} 是对标准正则化过程的改进, 从式(24)中可知, 正则化矩阵 \mathbf{L} 中含有先验波束形成输出结果 \mathbf{Q}_{ME} , 通过无穷大范数将矩阵 \mathbf{L} 进行归一化, 则最大值被设置为 1 且对应于源强区域的峰值, 而非声源区域峰值对应值则小于 1。因此, 通过正则化矩阵 \mathbf{L} 能有效区别“惩罚”对象, 提高声源识别定位的准确性。在选取合适的参数 α 和 β 后, 可通过 MATLAB 的工具箱 Convex optimization toolbox^[35] 对式(23)求解。

2 数值仿真分析

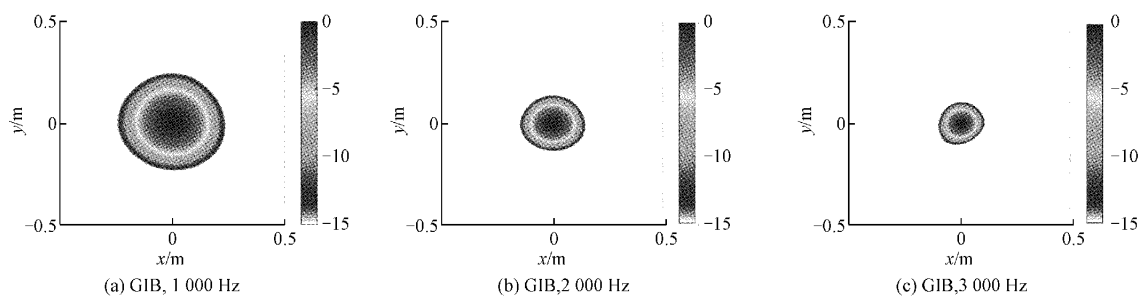
为了验证改进弹性网正则化波束形成算法的性能, 将通过不同实验来进行比较一般广义逆、弹性网正则化和改进弹性网正则化波束形成这 3 种不同波束形成方法的声源识别仿真。假设噪声源、传声器布置方式如图 1 所示, 声源平面虚拟为大小 1 m×1 m 的平面, 并离散为 81×81 的网格, 间距 0.012 5 m, 并在距离声源面 1 m 的测量平面上布置 36 通道的伪随机传声器阵列, 其直径为 0.65 m。噪声源幅值设为 100 dB, 分析频率为 1 000、2 000 和 3 000 Hz, 为了便于对比分析, 将仿真计算所得的声源结果都进行了归一化处理, 其动态显示范围为 15 dB。

为了分析重建声源的分辨率, 本文引入主瓣宽度影响因子 Res, 其定义为:

$$\operatorname{Res} = 20 \log_{10} \left(\frac{|R_{-15 \text{ dB}}|}{|L|} \right) \quad (25)$$

式中: $R_{-15 \text{ dB}}$ 表示从重建声源最大声压值处向周围向下衰减 -15 dB 下所输出的主瓣宽度, L 表示离散声源面中网格离散的最小间距。由影响因子 Res 可以看出, 其越小声源的分辨率越高, 旁瓣衰减效果更好。

首先, 图 2 是单声源 (0, 0, 0.5) m 在信噪比为 15 dB 时, 进行一般广义逆波束形成、弹性网正则化波束形成和改进弹性网波束形成在不同频率下的声源识别仿真结果。显见, 这三种波束形成方法都能识别出噪声源的位置, 并且随着频率的增大, 识别精度也在提高。图 2(a)、(d)、(g) 中, 在 1 000 Hz 时, GIB 和 ENBF 的声源识别结果分辨率均比较低且主瓣较宽, 声源识别定位准确度较差, 而 iENBF 主瓣宽度有明显的降低, 定位精度提高。这表明在选取合适的正则化参数后, iENBF 能够有效的减小主瓣宽度, 从而提高分辨率, 并且从图 2(j)、(k)、(l) 所展示的声压幅值对比图中也可以看出, iENBF 声源识别定位更精准, 还能使幅值更趋于真实值。



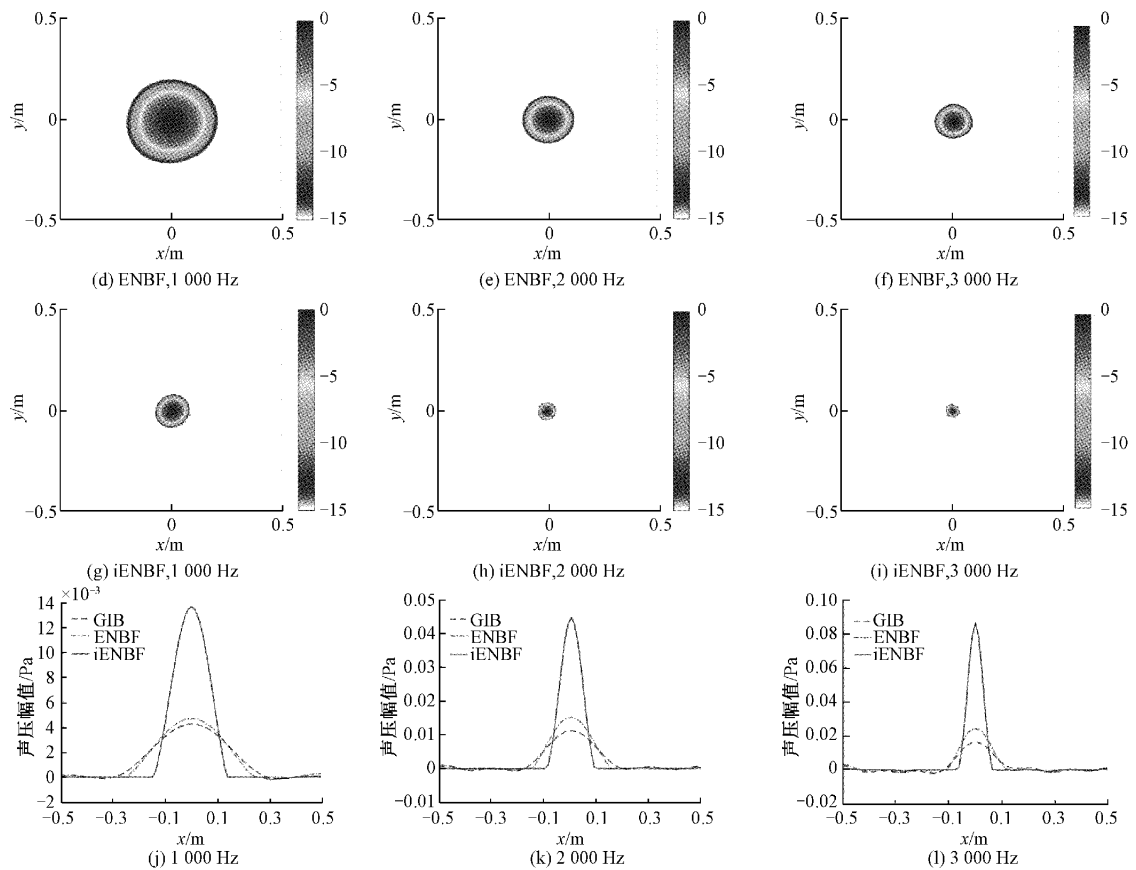
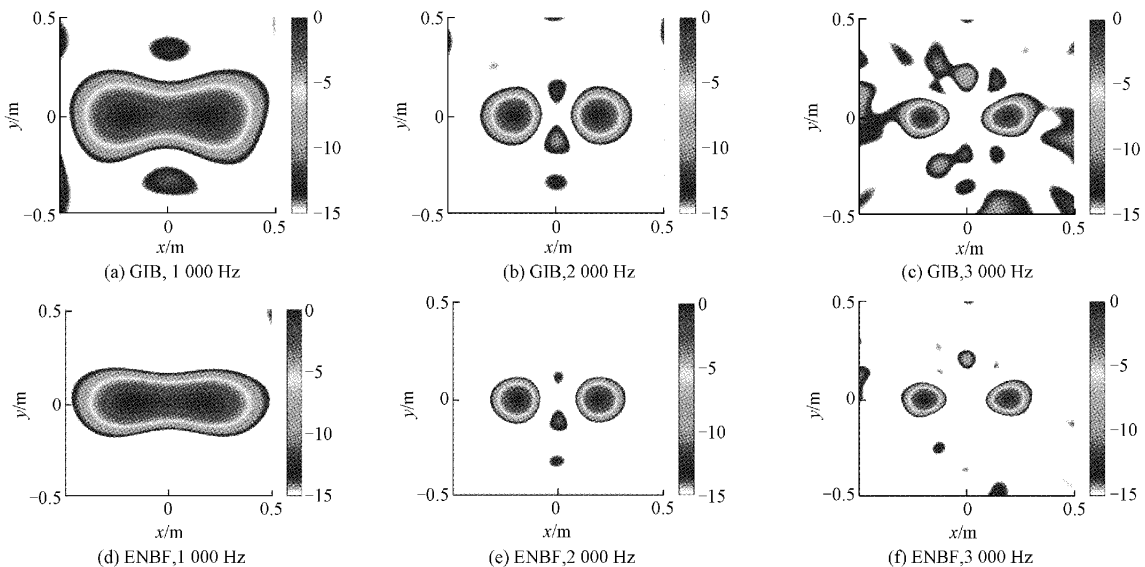


图 2 单极子声源仿真结果

Fig. 2 Monopole source simulation results

其次,进行了相干声源仿真实验。假设具有相等强度、辐射相同频率声波的声源分别位于 $(0.2, 0, 0.5)$ m, $(-0.2, 0, 0.5)$ m 处,其结果如图 3 所示。如图 3(a)、(d)所示,在 1 000 Hz 时,GIB 和 ENBF 法均无法有效分离相干声源,定位误差大,且存在旁瓣干扰,而 iENBF 在 1 000 Hz 时能有效分离相干声源,表明其

具有更宽的频率识别范围。并且随着频率的增大,如图 3(c)、(f)、(i)所示,iENBF 能更有效的定位相干声源的位置,并在此基础上,还能有效的抑制旁瓣干扰,降低主瓣宽度从而提高分辨率。声压幅值对比图 3(j)、(k)、(l)亦能证明 iENBF 衰减旁瓣能力强,主瓣宽度更小,幅值更接近真实值。



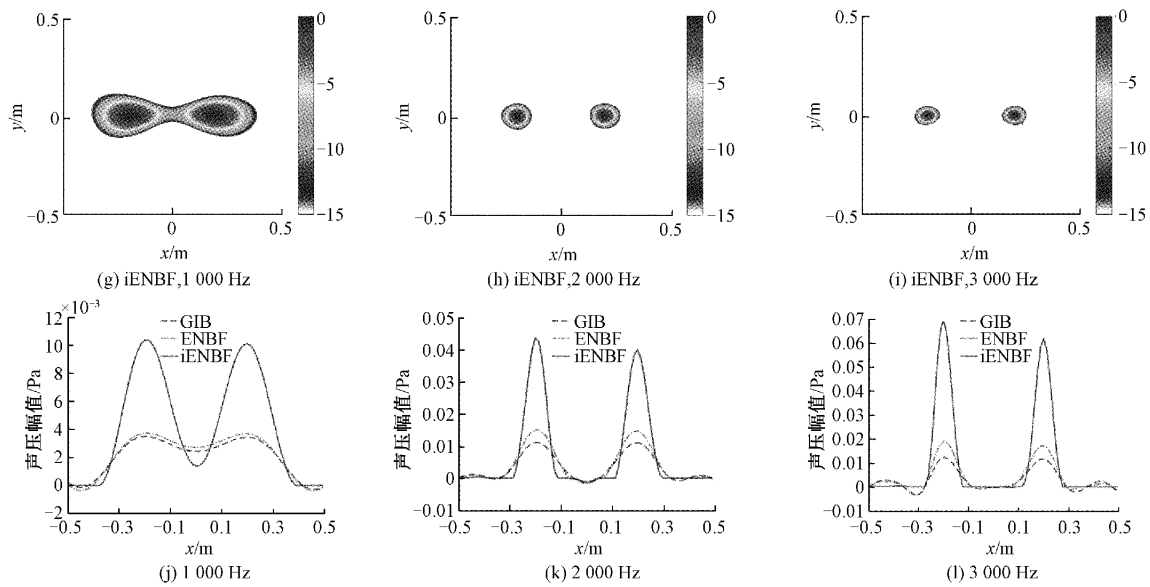


图3 相干声源仿真结果

Fig. 3 Simulation results of coherent sound source

图4表示在信噪比为15 dB时,一般广义逆波束形成、弹性网正则化波束形成和改进弹性网正则化波束形成在频率范围为100~6 000 Hz时的主瓣宽度误差曲线。从图4可以看出,随着频率的增加,影响因子 Res 随之减小,即GIB、ENBF和iENBF都能有效提高声源的分辨率,其中iENBF误差曲线最平缓,且 Res 值在中高频时低于10 dB,表明其在保持稳健性的同时还具有更高的重建精度,声源识别定位更精确。

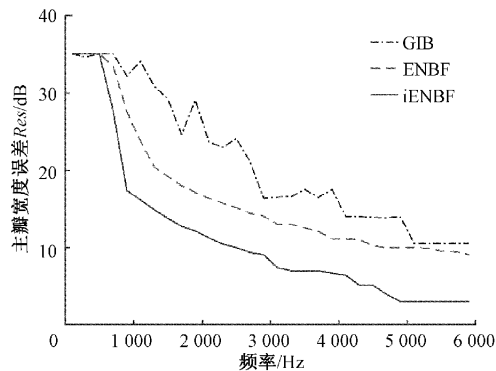


图4 单极子声源主瓣宽度误差曲线

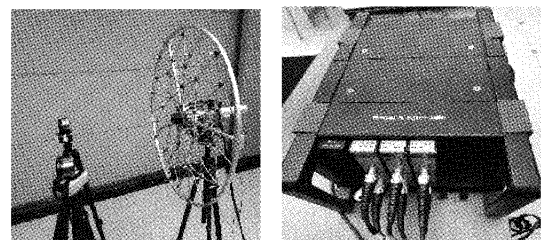
Fig. 4 Error curve of main lobe width of monopole sound source

3 实验验证

数值仿真结果表明改进弹性网正则化波束形成声源识别方法能够消除旁瓣,降低主瓣宽度,提高分辨率从而准确进行声源定位,为了进一步验证该算法的可行性和实用性,进行了相应的声源识别实验。

试验采用如图5所示的B&K公司半径为0.65 m的

36通道 combo 阵列,集成 Brüel&Kjær4951 型传声器,声源采用受稳定信号激励的小型音响模拟单极子和相干声源,根据实验的需求将传声器阵列摆放在距离声源0.5 m处。各通道的信号通过 PULSE 3560D 型采集器传输到软件 PULSE Labshop 中进行 FFT 分析,得到声压频谱值。然后,设定声源面离散为 81×81 的网格点,网格间距为0.012 5 m,构建感知矩阵,分别基于弹性网正则网波束形成和改进弹性网波束形成方法重构源强分布并形成成像结果。



(a) 36通道传声器阵列 (b) 数据采集前端
(a) 36-channel microphone array (b) Data acquisition system

图5 实验测试设备

Fig. 5 Experimental test equipment

图6为单极子声源成像图,图6(a)、(d)所示,在1 000 Hz时,GIB和ENBF法重建声场图中目标声源主瓣较宽,分辨率较低,并且存在大量旁瓣,干扰声源识别定位真的准确性,而iENBF法在低频时依旧有良好的空间分辨率,并且能有效抑制旁瓣。从图中亦可看出,随着频率的增加,这3种波束形成法主瓣宽度均降低,且iENBF能更有效的抑制旁瓣,减小背景噪声的影响,并且声源定位准确。图7为相干声源在1 000 Hz、2 000 Hz和

3 000 Hz 的实验结果图,这 3 种算法的声源成像图亦能表明 iENBF 对声源的定位更精确,旁瓣衰减效果好,主瓣宽度更小,同样符合上述规律。这些声源成像的实验

结果与仿真结果保持一致,验证了数值仿真的正确性,同时也表明了基于改进弹性网正则化波束形成方法的可行性和实用性。

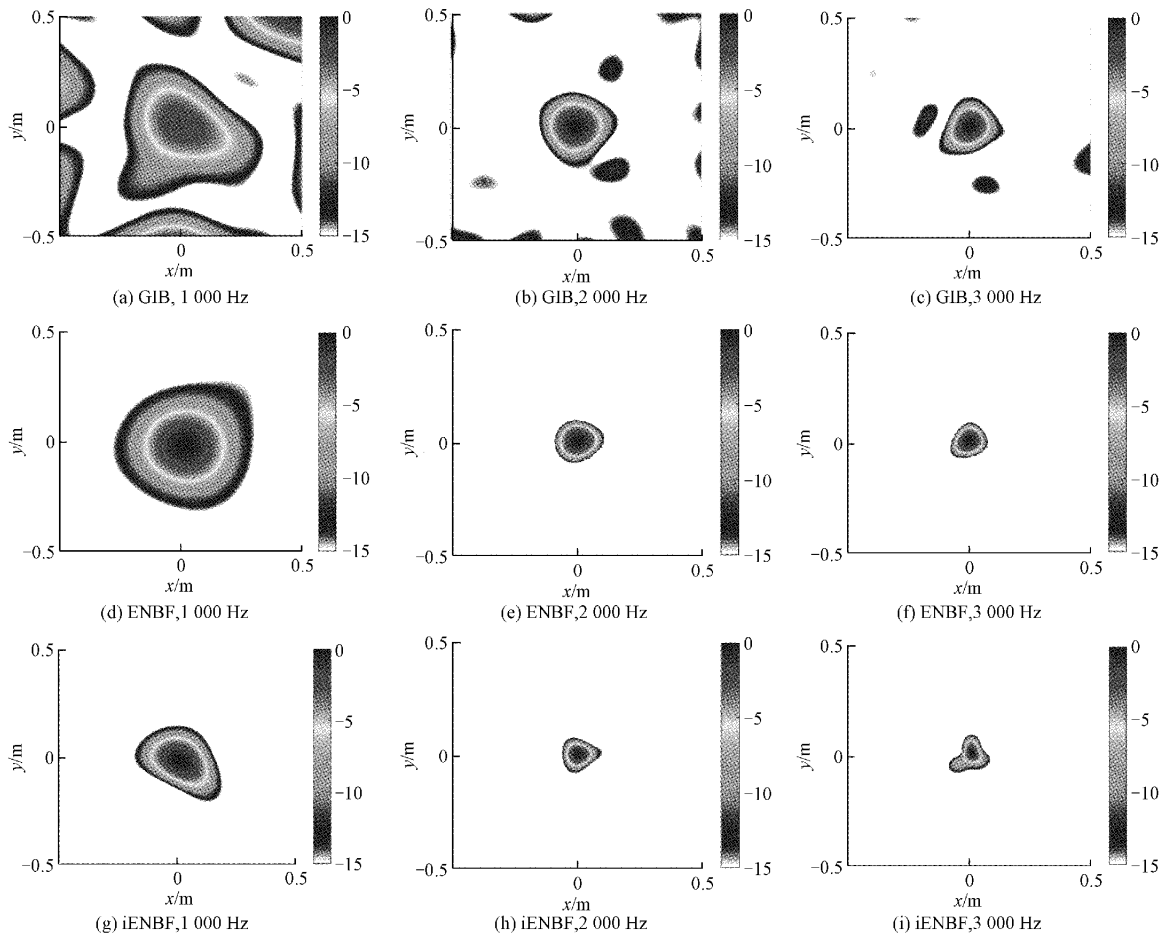
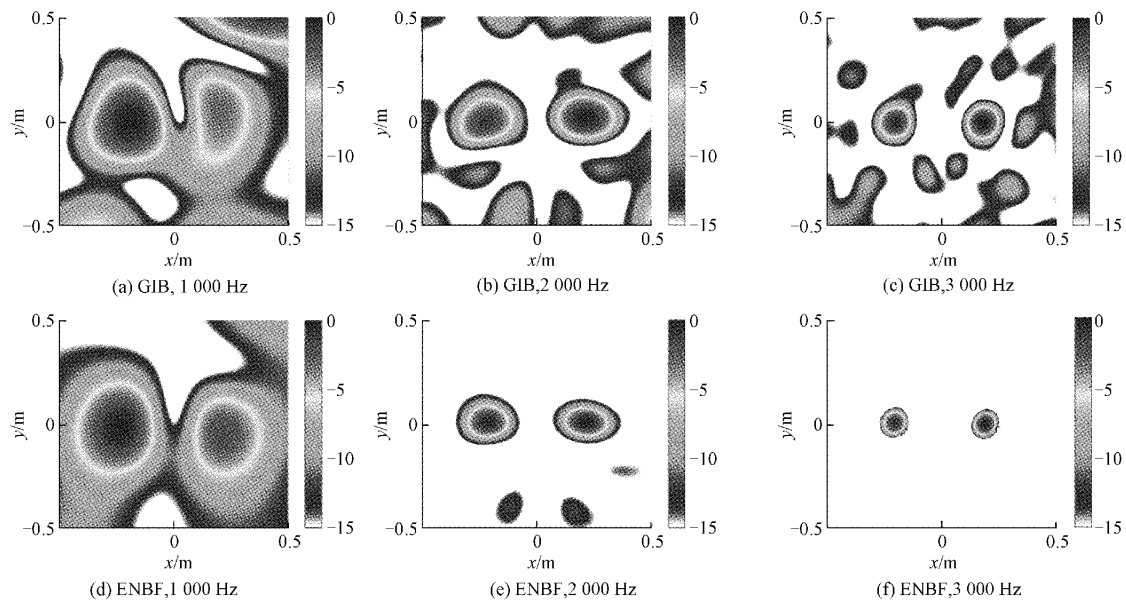


图 6 单极子声源实验结果

Fig. 6 Experimental results of the monopole sound source



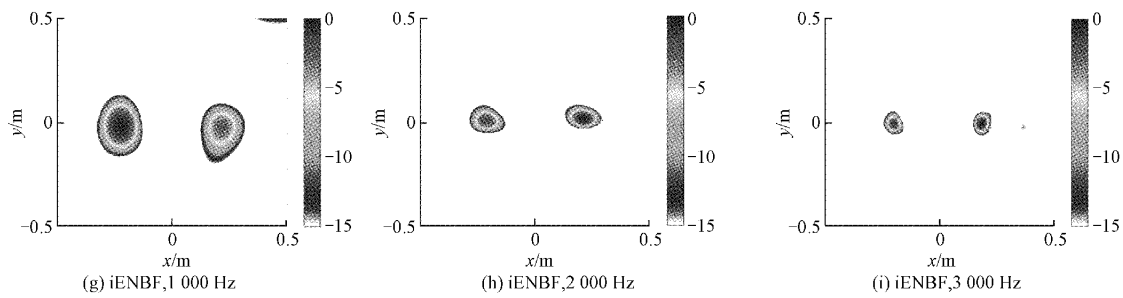


图7 相干声源实验结果

Fig. 7 Experimental results of the coherent sound source

4 结 论

为了提升基于弹性网波束形成方法的声源识别性能,本文对弹性网正则化波束形成方法进行了改进,通过数值仿真和实验验证了改进算法的优势,得到相对于弹性网波束形成,改进弹性网正则化波束形成方法能进一步提高空间分辨率,抑制旁瓣污染,声源识别定位更清晰准确;改进弹性网正则化波束形成方法引入波束形成正则化矩阵 L ,从而进一步减小主瓣宽度,并提高重建声源的稳健性;改进弹性网正则化波束形成方法对实际声源可实现有效识别,该方法具有可行性和实用性。

参考文献

- [1] 褚志刚, 杨洋, 倪计民. 波束形成声源识别技术研究进展[J]. 声学技术, 2013, 32(5): 430-435.
- CHU ZH G, YANG Y, NI J M. Review of beamforming based sound source identification techniques [J]. Technical Acoustics, 2013, 32(5): 430-435.
- [2] 李兵, 杨殿阁, 邵林. 基于波束形成和双目视觉的行驶汽车噪声源识别[J]. 汽车工程, 2008, 30(10): 889-892.
- LI B, YANG D G, SHAO L. Noise sources measurement and identification for moving automobiles[J]. Automotive Engineering, 2008, 30(10): 889-892.
- [3] CHRISTENSEN J J, HALD J. Beamforming[R]. B&K Technical Review, 2004, (1): 1-48.
- [4] 鲍骏, 郭爱煌. 波束成形在水声定位中的应用[J]. 电子测量技术, 2014, 37(11): 42-45.
- BAO J, GUO AI H. The application of beamforming in acoustic positioning [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(11): 42-45.
- [5] 张书仙, 李璐, 潘点飞. 基于数字波束形成的多目标测控[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(8): 73-77.
- ZHANG SH X, LI T, PAN D F. Multi-target TT&C method based on digital beamforming [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(8): 73-77.
- [6] CHO Y T, ROAN M J. Adaptive near-field beamforming techniques for sound source imaging[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2009, 125(2): 944-957.
- [7] 杨洋, 褚志刚, 江洪, 等. 反卷积 DAMAS2 波束形成声源识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1779-1786.
- YANG Y, CHU ZH G, JIANG H, et al. Research on DAMAS2 beamforming sound source identification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1779-1786.
- [8] 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): 856-879.
- [9] CHU N, ZHAO H, YU L, et al. Fast and high-resolution acoustic beamforming: A convolution accelerated deconvolution implementation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70, DOI: <https://doi.org/10.1109/tim.2020.3043869>.
- [10] SUZUKI T. L_1 generalized inverse beam-forming algorithm resolving coherent/incoherent, distributed and multipole sources [J]. Journal of Sound & Vibration, 2011, 330(24): 5835-5851.
- [11] SIMARD P, ANTONI. Acoustic source identification: Experimenting the L_1 minimization approach[J]. Applied Acoustics, 2013, 74(7): 974-986.
- [12] 徐中明, 黎术, 贺岩松, 等. 光滑 L_0 范数广义逆波束

- 形成[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1276-1281.
- XU ZH M, LI SH, HE Y S, et al. Smoothed L0 norm generalized inverse beamforming[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6): 1276-1281.
- [13] WILLIAMS E G. Regularization methods for near-field acoustical holography [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2001, 110(4): 1976-1988.
- [14] 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.
- [15] CHARTRAND R, YIN W. Iteratively reweighted algorithms for compressive sensing [C]. IEEE International Conference on Acoustics, IEEE, 2008: 3885-3888.
- [16] PADOIS T, GAUTHIER P A, BERRY A. Inverse problem with beamforming regularization matrix applied to sound source localization in closed wind-tunnel using microphone array [J]. Journal of Sound & Vibration, 2014, 333(25): 6858-6868.
- [17] PENG J, HAMPTON J, DOOSTAN A. A weighted L_1 minimization approach for sparse polynomial chaos expansions[J]. Journal of Computational Physics, 2014, 267(5): 92-111.
- [18] CANDES E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted L_1 minimization [J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5-6): 887-905.
- [19] BAI B, LI X. Acoustic sources mapping based on the non-negative $L_{1/2}$ regularization [J]. Applied Acoustics, 2020, 169, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107456>.
- [20] ZOU H, HASTIE T. Regularization and variable selection via the elastic net [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2005, 67(2): 301-320.
- [21] 张文林, 张连海, 牛铜, 等. 基于正则化的本征音说话人自适应方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(12): 1950-1957.
- ZHANG W L, ZHANG L H, NIU T, et al. Regularization based eigenvoice speaker adaptation method [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(12): 1950-1957.
- [22] 黎术, 徐中明, 贺岩松, 等. 基于弹性网正则化的广义逆波束形成[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1170-1176.
- LI SH, XU ZH M, HE Y S, et al. Generalized inverse beamforming via elastic net regularization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1170-1176.
- [23] DOUGHERTY R P. Beamforming in acoustic testing [M]. Springer Berlin Heidelberg: Aeroacoustic Measurements, 2002, 62-67.
- [24] KOOP L, EHRENFRIED K. Microphone-array processing for wind-tunnel measurements with strong background noise [C]. 14th Aiaa/ceas Aeroacoustics Conference, DLR, 2008.
- [25] BAHR C J, HORNE W C. Advanced background subtraction applied to aeroacoustic wind tunnel testing [C]. 21st AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference, 2015.
- [26] BLACODON D. Array processing for noisy data: Application for open and closed wind tunnels [J]. AIAA Journal, 2015, 49(1): 55-66.
- [27] DOUGHERTY R. Cross spectral matrix diagonal optimization [C]. 6th Berlin Beamforming Conference, 2016.
- [28] HALD J. Cross-spectral matrix diagonal reconstruction [J]. Inter Noise & Noise Con Congress & Conference Proceedings, 2016: 253(3), 3766-3777.
- [29] HALD J. Removal of incoherent noise from an averaged cross-spectral matrix [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(2): 846-854.
- [30] SEKIHARA K, HILD K E, DALAL S S. Performance of prewhitening beamforming in MEG dual experimental conditions [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2008, 55(3): 1112-1121.
- [31] FISCHER J R, DOOLAN C J. A modified eigenvalue background noise removal method applied on several numerical and experimental test cases [C]. 25th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference, 2019.
- [32] VANDENBERGHE L, BOYD S. Semidefinite programming [J]. Siam Review, 1996, 38(1): 49-95.
- [33] FISCHER J, DOOLAN C. The evaluation of methods for improving beamforming maps in noisy environment [C]. 7th Berlin Beamforming Conference, 2018.

- [34] LI S, XU Z M, HE Y S, et al. Functional generalized inverse beamforming based on the double-layer microphone array applied to separate the sound sources[J]. Journal of Vibration & Acoustics, 2016, 138(2): 021013.
- [35] GRANT M, BOYD S. The CVX Users' Guide Release 2.2, version 2.2 [EB/OL]. [2020-01-28]. <http://cvxr.com/cvx/doc/CVX.pdf>.

作者简介



徐中明(通信作者),1983年于重庆大学获得学士学位,1992年于清华大学获得硕士学位,2002年于日本东京大学获得博士学位,现为重庆大学机械与运载工程学院教授/博士生导师,主要研究方向为振动噪声控制。

E-mail: xuzm@cqu.edu.cn

Xu Zhongming (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University in 1983, received his M. Sc. degree from Tsinghua University in 1992, and received his Ph. D. degree from Tokyo University in 2002. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing University. His main research interests include noise and vibration control.



李怡,2018年于四川农业大学获得学士学位,现为重庆大学机械与运载工程学院硕士研究生,主要研究方向为振动噪声控制。

E-mail: 20183202043t@cqu.edu.cn

Li Yi received her B. Sc. degree from Sichuan Agricultural University in 2018. She is currently a master student at Chongqing University. Her main research interests include noise and vibration control.