

分布式麦克风阵列多目标分区优化校准方法

刘志红,刘景轲,冯志鹏,赵耀,王智勇,张海蕊

(青岛理工大学 工业流体节能与污染控制教育部重点实验室;机械与汽车工程学院,山东 青岛 266520)

摘要:为提升语音分布式阵列的噪声抑制和有效语音信息的获取能力,针对阵列麦克风测量信号在时间和相位上的不同步及噪声污染问题,提出一种分区多目标优化的校准方法.首先,对麦克风所在位置分区,以麦克风初始位置为圆心,入射波波长为初始半径,以麦克风信噪比为权重优化半径自适应分区.其次,以每个麦克风的分区区域为搜索范围,设置阵列麦克风最大基线、阵列增益、信号幅相误差、输出波束的主瓣宽度和旁瓣抑制比为优化目标,构建阵列校准多目标优化函数,由鲁洛孔径提供最大基线优化方向.最后,引入多目标粒子群优化算法,对麦克风位置寻优,进行初始分布式阵列校准.经数值仿真和实验对现有方法进行性能对比,验证了该方法的有效性.

关键词:分布式阵列;阵列校准;性能校准;多目标粒子群算法;分区优化

中图分类号: TB52

文献标志码: A

文章编号: 1000-2367(2026)01-0107-07

分布式阵列作为一种特殊的声学无线传感网络^[1],因其结构灵活、构建简单、测量性能突出在雷达系统^[2]、无线通信^[3]声源定位^[4-5]和语音处理^[6]等领域广泛应用.然而其构型随机、孔径尺度大、麦克风信噪比差异显著,易引起阵列位置和测量同步误差,导致测量精度下降,尤其语音信息测量.复杂的语音环境和多样性的应用场景对分布式阵列提出更高要求.

有效的分布式阵列校准可提高分布式阵列声源定位精度,改善语音测量质量,提升其环境适应性.传统阵列的性能校准方法^[7]对分布式麦克风并不适用.现有分布式阵列的校准方法可分为3类,波达方向估计(direction of arrival, DOA),到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA).DOA通过构建基于代价函数的模型来求解节点与声源的相对位置^[8].但DOA主要适用于由多个麦克风组成的阵列节点,对于节点为单个麦克风时并不适用,且DOA测量值不包含距离信息,只能估计节点间的相对位置.TOA只获取声源到麦克风的TOA测量值估计节点位置^[9],且在节点为单个麦克风时依然适用,但TOA当声源未知时将无法使用.文献^[10]使用估计的TOA值转化为TDOA测量值通过粒子群进行寻优.文献^[11-12]利用TDOA通过计算节点间的时间差估计节点位置,解决了TOA对声源位置的依赖性,但其性能受限于严格的时间同步要求.鉴于以上单一校准方法的局限性.陈喆等^[13]利用声能衰减模型估计麦克风与声源之间的粗距离,然后应用到达时间差来搜索粗距离附近一定范围内的准确距离.最后,采用最小均方误差估计法确定麦克风的位置.该方法虽然精确地标定了麦克风的的空间位置,但是分布式阵列的随机性使其节点间性能差异大,阵列增益不稳定^[14],忽略了对其性能进行校准的重要性,同时对结构和性能等多个参数进行优化的算法主要有遗传算法^[15],退火算法^[16],粒子群算法^[17-18],以及蚁群算法^[19],傅里叶迭

收稿日期: 2024-10-15; **修回日期:** 2024-12-10.

基金项目: 国家自然科学基金(61871447);山东省自然科学基金(ZR2023MF018).

作者简介: 刘志红(1976—),女,山东济宁人,青岛理工大学副教授,博士,从事噪声控制研究,E-mail: lzhqingdao@163.com.

通信作者: 刘景轲(1999—),男,山东济宁人,青岛理工大学硕士研究生,从事噪声控制研究,E-mail: 1687343441@qq.com.

引用本文: 刘志红,刘景轲,冯志鹏,等.分布式麦克风阵列多目标分区优化校准方法[J].河南师范大学学报(自然科学版),2026,54(1):107-113.(Liu Zhihong, Liu Jingke, Feng Zhipeng, et al. Multi-objective partition optimization calibration method for distributed microphone arrays[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026, 54(1): 107-113. DOI: 10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.10.15.0003.)

代算法^[20]等,其中粒子群算法的原理简单,全局搜索能力强,参数少,收敛速度快,不需要问题的具体信息,如梯度等,这使得它适用于那些难以获得这些信息的复杂问题.MOPSO 的每个粒子可以独立更新,这使得算法具有很好的并行性,适合于对阵列中每个麦克风独立优化.

基于此,本文引入多目标优化思想,以麦克风位置为分区基准,依据入射波长和信噪比确定分区大小,以麦克风位置参数为自变量,构建性能优化和结构优化目标函数,利用多目标粒子群算法,将阵列性能和结构优化转化为多目标求解过程,并且经过数值仿真和实验验证了该方法的有效性.

1 分区多目标校准方法

1.1 自适应分区

因分布式阵列麦克风布置的随机性,易导致麦克风测量性能差异,阵列增益不稳定.因此提出麦克风信噪比为权重的自适应分区策略,在给定任意随机阵列构型条件下,对随机阵列麦克风位置进行优化,以减小麦克风测量差异,获得稳健的阵列输出.

以中心参考麦克风位置 M 为坐标系原点,以初始随机阵列麦克风构型位置为圆心,进行圆形分区,依据该麦克风 m 的测量信噪比,优化分区半径 R_m ,具体过程如下:首先,根据阵列测量理论,给定阵列孔径,以阵列测量入射波长为变量,设置分区半径取值范围,加权平均半波长 $R_{\max} = (\sum_{j=1}^n \omega_j \lambda_j) / 2n$,其中, ω_j 是第 j 个频率的权重, λ_j 是对应频率的波长,分区半径最小值 $R_{\min} = R_{\max} / 2$,以限制相邻麦克风间最小距离.其次,由麦克风信噪比为权重,优化分区半径 $R_m = (1 - \mu_m) R_{\max} + \mu_m R_{\min}$,其中, $\mu_m = 1 - 1 / (\text{SNR}_{m(x,y)})$ 为第 m 麦克风的信噪比权重系数,它表示为信噪比 S 的函数.随着麦克风位置的随机变化,得出不同的信噪比数值,依据信噪比越高,麦克风测量性能越好原则,自适应确定分区半径,实现阵列分区(附录图 S1).

1.2 优化参数和目标函数

1.2.1 结构参数

以任意两麦克风间距即基线作为结构参数构建变量,定义基线多样性和最大基线数量为阵列结构优化的参数.基线定义为任意两麦克风位置之间的距离.它是矢量既有大小又具有方向.为便于讨论,这里规定基线向量为单一方向即方向由一个麦克风指向另一个麦克风.,基线向量 \vec{B} 的大小 $B = |\vec{B}| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$.基线多样性表示基线的大小和方向均不同,在相同麦克风数量和孔径尺寸下,基线向量种类越多,阵列获取有效声源信息的能力越强,对多频段测量性能影响越显著,阵列性能越好.因此提出基线点距矢量图法,统计量化基线多样性.将阵列所有基线向量放在同一点距矢量极坐标图上,统计出基线多样性及其与阵列特性有关的数据,如附录图 S2(a).

采用 Simpson 丰富度指数评价基线多样性,为方便计算,将图 S2(a)均匀分区,每个区域包含相同的向量角度和长度范围,散点化图 S2(a)中的基线向量,散点位置继承向量图中的向量信息,见图 S2(b).图 S2(b)中分区个数为不同物种的数量,分区中点的数量为每个物种的数量,则这个种群的丰富度即基线多样性 $D = (\sum_{n=1}^N A_n (A_n - 1)) / (N(N - 1))$.

在基线多样性基础上,为保证最大基线的数量最多,引入鲁洛克斯三角形(简称“鲁洛三角”)为麦克风搜索方向.鲁洛三角定义为以等边三角形每个顶点为圆心,以边长为半径,经另外两顶点画圆弧,三段圆弧围成的曲边三角形.在鲁洛三角区域内,其顶点到相对曲边上任意一点的距离都是最长线段,且大小相等.与圆形区域相比,在相同麦克风数量时,鲁洛三角区域所得到的最大基线条数多.如图 1 中,以点 M 为待校准麦克风位置,点 A 和 B 为不与 M 点共线且距离最远的已校准麦克风位置,以点 A 和点 B 为顶点,以 AB 边长为半径,构建鲁洛三角形 ABC .若点 M 在三角形内,如图 1(a),以 MC 矢量 S 为点 M 位置的搜索方向;若点 M 不在三角形内,如图 1(b),则增大圆弧半径并延长至点 D ,构建新的鲁洛三角形 ADE ,使点 M 处于鲁洛三角弧线上,以 ME 矢量为点 M 位置的搜索方向.

1.2.2 性能参数

为进一步优化分布式阵列的性能,引入以下性能参数:阵列增益、幅相误差、主瓣宽度和旁瓣抑制比.在

声源识别应用中,阵列增益直接关联到声源检测的准确性和系统对噪声的抑制能力.可以通过波束形成后的信号功率与阵列输入端信号功率的比值来计算.阵列增益 $F_{AG}(x, y) = (|\omega^H s(f)|^2)/(P_{\text{noise}}(f))$,其中, ω 是波束形成权重向量, $s(f)$ 是在频率 f 下的信号向量. $P_{\text{noise}}(f)$ 是在频率 f 下的功率谱密度.

通过计算麦克风与参考麦克风在一定频率范围下的相位差,并寻求所有麦克风相位差绝对值最小化,以及平均绝对偏差最小化来减少相位

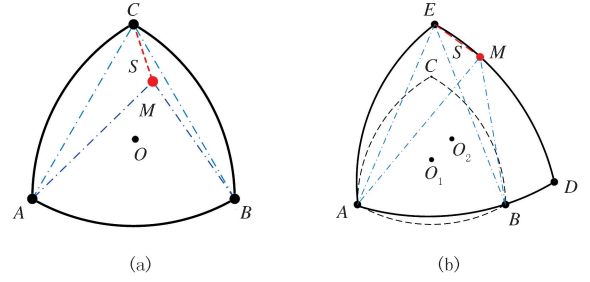


图1 鲁洛三角形内麦克风搜索方向

Fig.1 Microphone search direction in the Ruleau triangle

差波动幅度.幅相误差 $F_p(x, y) = \mu_1 \sqrt{(\sum_{f=1}^{N_f} \sum_{m=1}^{N_m} (\Delta p_m(f))^2)/(N_f \times N_m)} + \mu_2 \sum_{f=1}^{N_f} \sum_{m=1}^{N_m} (\Delta p_m(f))^2$, 其中, μ_1 和 μ_2 分别为相位差绝对值和平均绝对偏差对于 F_p 的权重值, N_f 为入射频率个数, N_m 为麦克风个数, $\Delta p_m(f)$ 为第 m 个麦克风在第 f 频率下和参考麦克风的相位差.利用声源位置信息来模拟声波传播并估算不同麦克风接收信号幅值 $F_a(x, y) = 10^{(10 \lg(P/P_0) - 20 \lg(4\pi r^2/c))/20}$.

主瓣宽度 $F_{MW} = MW(x, y)$ 和旁瓣抑制比 $F_{SL} = SL(x, y)$ 是衡量阵列波束形成性能的 2 个重要参数,主瓣宽度使用波束模式中主瓣的 3 dB 宽度,主瓣宽度越窄,声源识别精度越好.旁瓣抑制比越高,对干扰信号的抑制能力越强.

1.2.3 目标函数

在上述基础上,在分布式阵列优化过程中,同时对结构和性能进行寻优,构建性能优化目标,即性能目标函数为 $F_1 = F_p - F_a - F_{AG} + F_{MW} - F_{SL}$,以基线多样性和最大基线构建结构目标函数 $F_2 = \sum_{m=1}^{\frac{m(m-1)}{2}} S - D$. 目标函数 $F = \begin{cases} F_{1, \min} \\ F_{2, \min} \end{cases}$.优化过程中,最小化适应度函数 F ,以适应性能和结构优化的需求.

1.3 多目标粒子群优化算法

为获取最优校准构型,引入粒子群算法,对目标函数优化.算法中每个粒子为一个多维向量,该向量包含一组待优化麦克风的空位置元素,待优化麦克风 m 空间位置为 (x_m, y_m) ,即每个粒子为一个多位置元素向量,第 i 个粒子的位置 $X_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{i(d/2)}, y_{i(d/2)})$, d 为待优化麦克风个数的 2 倍.为方便计算,简化后 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(D-1)}, x_{iD})$.收敛速度与方向等受初始值的影响比较大.设置基础位置向量为粒子初始值.第 i 个粒子的速度 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{i(D-1)}, v_{iD})$,速度为粒子下一步要移动的方向和距离,速度更新公式为 $v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (x_{id, \text{pbest}}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (x_{id, \text{gbest}}^k - x_{id}^k) + c_3 r_3 (x_{id}^1 - x_{id}^k)$,其中, k 是迭代次数,惯性部分由自身上次迭代的速度 v_{id}^k 和惯性加权因子 ω 构成,使用线性变化的惯性加权系数 $\omega = \omega_{\max} - \frac{k}{K}(\omega_{\max} - \omega_{\min})$,会随着迭代次数增加由最大值减小到最小值.在满足搜索初期的全局搜索能力的情况下也能满足搜索后期的局部收敛能力.

个体认知部分由个体加权因子 c_1 和粒子此次迭代位置与此粒子历史最优位置的距离及方向 $x_{id, \text{pbest}}^k - x_{id}^k$ 构成,全局认知部分由全局加权因子 c_2 和粒子此次迭代位置与群体所有粒子历史最优位置的距离及方向 $x_{id, \text{gbest}}^k - x_{id}^k$ 构成,由于本算法分区紧凑,为避免粒子频繁超出边界,本算法相比于传统粒子群多目标算法加入修正部分,修正部分由修正加权因子和粒子此次迭代位置与此初始位置的距离及方向 $x_{id}^1 - x_{id}^k$ 构成.位置更新公式即: $x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}$.

1.4 校准阵列筛选及方法流程

多目标粒子群优化算法的最终输出结果为有多个最优解的 Pareto 精英解集,在面对复杂的多目标优化问题时,为从这些解中提取最具实用价值和研究意义的目标解,提出一种分阶段的筛选策略.首先采用一种

基于目标值分布的阈值筛选法来初步缩小解集范围,设 η_1 和 η_2 分别为校准前阵列对于目标函数的目标值,在精英解集中选择目标值均大于 η_1 和 η_2 的解从而保证候选解的目标值都优于校准前阵列.

结合优化算法中目标函数值构建校准阵列优选公式 $F_{(x,y)} = \theta_1(\eta_1 - F_{1(x,y)}) + \theta_2(\eta_2 - F_{2(x,y)})$,其中, θ_1 、 θ_2 分别为结构目标和性能目标在优选公式中的权重值.在解集中依据优选准则筛选符合 F_{\max} 的解,该解即为校准阵列构型.算法流程如图 2 所示.

2 数值仿真分析

2.1 确定校准阵列

为验证该方法及其关键算法的有效性,通过 MATLAB 进行数值仿真分析.给定待校准麦克风数量 10,孔径为 $5\lambda_{\max}$,随机生成阵列构型.阵列中麦克风初始位置由文献[13]中提到的分布式阵列麦克风位置标定方法确定.声源频率为 200~1 000 Hz,空间中存在信噪比为 20 dB 的高斯白噪声,声速 340 m/s.粒子群规模 $N=100$,迭代次数 $K=100$,pareto 解集容量 $A=50$, $\omega_{\max}=0.9$, $\omega_{\min}=0.1$, $c_1=2$, $c_2=2$, $c_3=1.2$,对麦克风初始位置进行校准.

阵列校准前后麦克风位置如图 3 所示.除参考麦克风以外,其余待校准麦克风均在优化区域内找到最优位置.对校准前后阵列计算基线多样性和最大基线.校准后阵列基线分布相较于校准前阵列更加均匀,重叠度更小,Simpson 丰富度指数提高 0.04,这表明基线的多样性得到提高.散点距离中心点更远,最大基线长度提升 0.18 m,说明最大基线更大.该算法能使基线多样性和最大基线均有所提高.

2.2 校准性能验证

将文献[13]中方法的校准结果与本文所提方法校准结果在下文进行性能对比,来验证本文方法的有效性,因为本文校准方法是在文献[13]所提供校准结果上的再次校准,因此将文献[13]结果简称校准前阵列,本文校准结果简称校准后阵列.

2.2.1 幅相误差

为进一步验证算法对性能优化的有效性,对校准后阵列的频率特性进行深入分析,通过接收不同频率信号,对优化后的阵列输出信号不经过相位补偿进行叠加求和,并与优化前阵列进行对比,以分析声源频率对校准结果的影响.如图 4 所示,在 200~1 000 Hz 频率范围内,阵列输出信号频率不变,在 200 Hz 时,校准前后阵列的输出信号幅值均比较低.但随着频率的增加,校准前后阵列输出信号的幅值差由 0.66 Pa 逐渐增大为 2.18 Pa.这一现象归因于频率越高,波长越短,从而使得麦克风在优化区域内能够实现更精确的幅相校正.在 500~800 Hz 频段内,优化幅值均保持为 1.3 Pa 左右.但在测试频段内,校准后阵列的输出幅值均高于校准前阵列.

2.2.2 阵列增益

为探讨算法对阵列增益优化增强的有效性,计算校准前后阵列在不同频率下的阵列增益,并进行对比(图 5).仿真表明,在 200~500 Hz 的频率范围内,两个阵列均展现出较好的增益性能.在 600 Hz 左右,校准

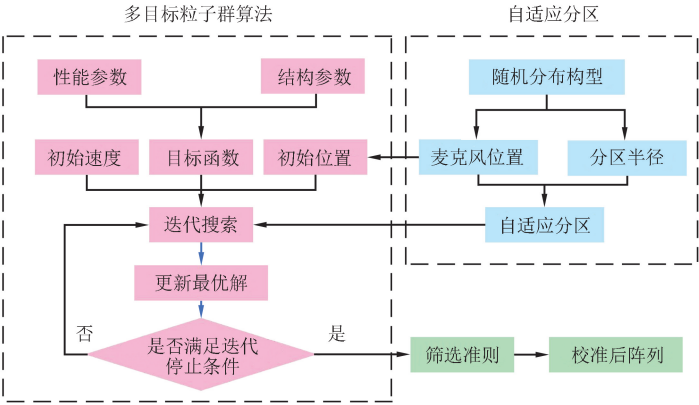


图2 校准方法流程图
Fig.2 Calibration method flow chart

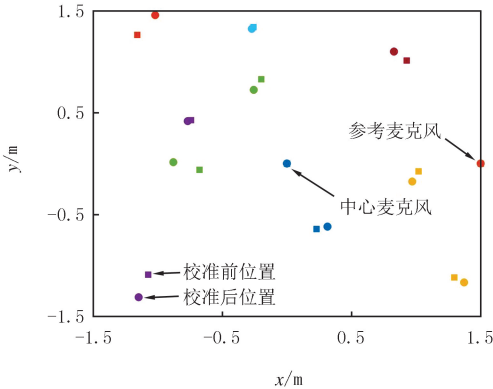


图3 校准前后阵列位置对比
Fig.3 Comparison of array positions before and after calibration

前的阵列出现负增益现象,最低值达到 -21.75 dB ,这是由于未校准的阵列在该频率下存在相位不匹配或幅度不一致的问题.阵列经过校准后,阵列增益得到显著提升,最低值达到 -5 dB .并且在 $600\sim1\,000\text{ Hz}$ 的整个频率范围内,校准前后阵列增益逐渐回升,校准后在 $1\,000\text{ Hz}$ 处达到 10.19 dB .而校准前阵列在 600 Hz 后的回升速度较慢, $1\,000\text{ Hz}$ 处仅达到 5.43 dB ,与本文方法的差距扩大至 4.76 dB .

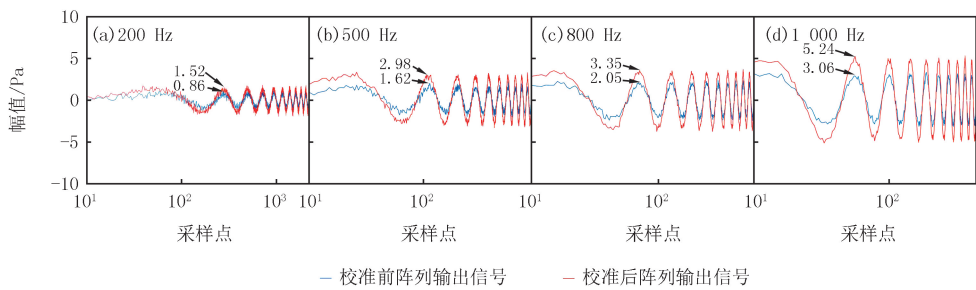


图4 校准前后阵列输出信号对比
Fig.4 Comparison of array output signals before and after calibration

2.2.3 声源识别

为探讨算法在声源识别时算法的有效性,使用波束形成技术对校准前后的阵列进行仿真,针对 2 个 $1\,000\text{ Hz}$ 的单频声源进行识别.声源之间的距离为 0.4 m .见附录图 S3 所示,校准后的阵列有效地消除了旁瓣,有较小的主瓣宽度和较高的声压级.仿真表明,校准后阵列空间分辨率要高于校准前阵列.

2.3 关键影响因素

考虑到在现实环境中,信噪比往往是变化的,噪声水平可能会显著影响麦克风阵列捕捉信号的质量和精确度.通过在不同信噪比条件下进行仿真,可以检验所提出校准方法在面临不同噪声挑战时的鲁棒性,设

SNR 检测范围为 $-5\sim30\text{ dB}$,模拟不同噪声强度对麦克风阵列校准精确度的影响.在每一个信噪比等级下,根据频率变化对校准前后阵列的平均幅值差进行详细的量化比较.并验证随信噪比变化时,校准前后阵列输出信号在 $1\,000\text{ Hz}$ 时幅值差的极差分布情况.仿真结果(附录图 S4)表明,随着信噪比的提高,校准前后阵列的输出平均幅值差随频率变化均有提升,在信噪比到达 20 dB 后,算法性能提升变化平缓.该算法优化幅值差的极差随信噪比增加而显著减小并趋向收敛.这反映出在较高信噪比的条件下,性能更加稳定.而在较低信噪比的情形下,尽管噪声干扰较大,但该方法依然表现出一定的优化效果,能够在一定程度上克服噪声对麦克风阵列校准的不利影响,从而确保在不同噪声背景下的麦克风阵列依然能够维持相对较高的校准精度.

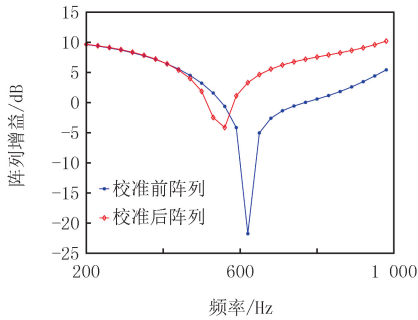


图5 校准前后阵列增益对比
Fig.5 Comparison of array gain before and after calibration

3 实验

为验证校准后阵列的性能,在半消声室进行声源识别实验.半消声室空间为 $11\times9\times5\text{ m}$,截止频率 50 Hz ,本底噪声 18 dB .实验设备采用 LMS Test. Lab 声学平台和 APM 声学成像系统.麦克风型号为 GRAS1/4 inch 40 PL,灵敏度为 $9\sim16.45\text{ mV/Pa}$,频率响应范围 $10\sim20\text{ kHz}$.搭建阵列中心距地面 1.5 m ,扬声器型号为 XMYX06YM,实验环境温度为 $22\text{ }^{\circ}\text{C}$,相对湿度为 45% .

使用图 5 中校准后和校准前阵列构型进行实验,选择同频双声源进行识别,测试频率为 $1\,000\text{ Hz}$,环境信噪比为 20 dB ,采样频率设置为 48 kHz .声源与阵列同高,水平布放,声源间距为 0.4 m ,声源视为点声源.阵列中心设为阵列分布区域原点,两声源坐标为 $(1.1,0.5)$, $(1.5,0.5)$.麦克风固定在抗震支架上,安装误差小于 $\pm1\text{ mm}$.实验现场搭建见附录图 S5(a),实验测试将阵列分布区域划分 9 个区,根据校准前后不同区域内麦克风位置进行布置,依次采集各区数据.第 6 区的麦克风测试搭建现场见附录图 S5(b).

将实验采集数据导入 APM 成像(附录图 S6).为验证校准方法对低频和高频声源识别的优化效果,对 500 Hz 以及 2 000 Hz 的单频双声源进行实验验证,阵列性能评价结果经量化后数据见附录表 S1.综合图 S6 和表 S1 的分析结果,在 1 000 Hz 时,实验结果与仿真相比声像面积有所增大,位置误差也略有提升.这主要是由于实验尽管在半消声室内进行,但仍不可避免地受到少量背景噪声、边界反射、麦克风摆放误差以及麦克风本底噪声的影响.这些实际因素限制了校准后阵列在实验中的测试性能,使其略低于仿真结果.在 500 Hz 时,可以看出使用鲁洛三角来提高阵列最大基线能有效提升阵列对低频声源识别的效果.并且经校准方法优化后,有效提高了阵列的基线多样性,使得阵列对 2 000 Hz 的高频声源识别时也有较高的分辨率.实验结果验证了该方法的有效性和可靠性.

本文方法需要声源的先验信息,并针对静态声源进行优化.适用范围有限.下一步研究将提升方法对声信息相近声源的鲁棒适配能力.并研究对运动声源的性能优化方法,使之适用于智能语音应用中的动态声源以及多声源识别.

4 总 结

提出了一种基于麦克风信噪比的自适应分区策略,解决了分布式麦克风阵列在实际应用中面临的噪声抑制和性能差异大的问题.通过多目标粒子群优化算法改变麦克风的位置优化了阵列麦克风的最大基线、阵列增益、信号幅相误差、输出波束的主瓣宽度和旁瓣抑制比,提升了阵列的整体性能和环境适应性.数值仿真和半消声室实验的结果表明,所提方法相比现有方法能够有效地改善分布式阵列测量质量.证明了该方法具有良好的鲁棒性和适用性.校准后阵列在声源识别和信号增强方面的显著提升,进一步证实了仿真结果的准确性和算法的实用性.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.10.15.0003).

参 考 文 献

[1] 曾鹏,于海斌,梁英,等.分布式无线传感器网络体系结构及应用支撑技术研究[J].信息与控制,2004,33(3):307-313.
ZENG P,YU H B,LIANG Y,et al.On the architecture and application supporting technology of distributed wireless sensor network[J].Information and Control,2004,33(3):307-313.

[2] LUO Y K,CHEN S X,ZHOU L,et al.Evaluating railway noise sources using distributed microphone array and graph neural networks [J].Transportation Research Part D:Transport and Environment,2022,107:103315.

[3] LIU H,MCLACHLAN D,WANG D M.Overview of wireless microphones:part I:system and technologies[J].IEEE Transactions on Broadcasting,2015,61(3):494-504.

[4] 李超,刘志红,马鸣,等.扩展声源全变分规则化二维稀疏 DOA 估计方法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2023,42(3):111-119.
LI C,LIU Z H,MA M,et al.A two-dimensional sparse DOA estimation method based on total variation for spatially extended sources[J].Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2023,42(3):111-119.

[5] 刘延善,王会康,万众,等.一种基于分布式融合策略的声定位方法[J].电声技术,2022,46(4):79-82.
LIU Y S,WANG H K,WAN Z,et al.Distributed acoustic localization method based on fusing information[J].Audio Engineering,2022,46(4):79-82.

[6] 李德龙.基于分布式传声器阵列的室内目标录音[J].电声技术,2022,46(1):14-17.
LI D L.Indoor target recording based on distributed microphone array[J].Audio Engineering,2022,46(1):14-17.

[7] 高自跑,柳小勤,王大海.麦克风阵列幅相误差校准的最小二乘系统辨识研究[J].机械科学与技术,2023,42(7):1109-1113.
GAO Z P,LIU X Q,WANG Z H.Study on least squares system identification for gain-phase errors calibration of microphone array[J].Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering,2023,42(7):1109-1113.

[8] ZHAO Z,WANG Z Y,XU Z Y.A geometric solution to microphone array position calibration and its confidence interval analysis[J].Applied Acoustics,2024,224:110108.

[9] ZHAYIDA S,BURGESS S,KUANG Y B,et al.TOA-based self-calibration of dual-microphone array[J].IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,2015,9(5):791-801.

[10] KOVALYOV A,PATEL K,PANAHI I.Joint calibration and synchronization of two arrays of microphones and loudspeakers using particle swarm optimization[J].IEEE Open Journal of Signal Processing,2021,2:535-544.

[11] 陈晓辉,孙昊,张恒,等.基于声源阵列的空间麦克风定位方法研究[J].计算机应用研究,2020,37(5):1437-1439.

CHEN X H,SUN H,ZHANG H,et al.Microphone spatial positioning method based on sound source array[J].Application Research of Computers,2020,37(5):1437-1439.

[12] 吴朝晖,蔡振宇,朱嘉俊,等.基于 TDOA 的双微型麦克风阵列位置校准算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2024,52(3):41-46.

WU Z H,CAI Z Y,ZHU J J,et al.Dual-mini microphone array position calibration algorithm based on TDOA[J].Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition),2024,52(3):41-46.

[13] CHEN Z,LI Z L,WANG S W,et al.A microphone position calibration method based on combination of acoustic energy decay model and TDOA for distributed microphone array[J].Applied Acoustics,2015,95:13-19.

[14] WU G Z,ZHANG M,GUO F C.Self-Calibration direct position determination using a single moving array with sensor gain and phase errors[J].Signal Processing,2020,173:107587.

[15] 赵化良,刘志红,李超,等.随机声阵列分区编码多目标优化构型[J].噪声与振动控制,2023,43(6):44-50.

ZHAO H L,LIU Z H,LI C,et al.Multi-objective optimization configuration of random acoustic array partition coding[J].Noise and Vibration Control,2023,43(6):44-50.

[16] 刘子敬,陈曦,施庆展,等.基于遗传模拟退火算法的子阵级自适应波束形成[J].电讯技术,2024,64(9):1480-1485.

LIU Z J,CHEN X,SHI Q Z,et al.Subarray adaptive beamforming based on genetic simulated annealing algorithm[J].Telecommunication Engineering,2024,64(9):1480-1485.

[17] 王维博,冯全源.粒子群算法在阵列天线方向图综合中的应用[J].西安电子科技大学学报,2011,38(3):175-180.

WANG W B,FENG Q Y.Application of PSO algorithm in pattern synthesisfor antenna arrays[J].Journal of Xidian University,2011,38(3):175-180.

[18] 张大桂,周志峰,张怡,等.基于粒子群优化的 TDOA 声源定位方法[J].电子科技,2023,36(9):21-28.

ZHANG D G,ZHOU Z F,ZHANG Y,et al.TDOA sound source localization method based on particle swarm optimization algorithm[J].Electronic Science and Technology,2023,36(9):21-28.

[19] PATHAK N,MAHANTI G K,SINGH S K,et al.Synthesis of thinned planar circular array antennas using modified particle swarm optimization[J].Progress in Electromagnetics Research Letters,2009,12:87-97.

[20] 黄伟,吴宏刚,陈客松.一种基于迭代 FFT 算法的直线稀疏阵列优化方法[J].现代雷达,2012,34(5):62-65.

HUANG W,WU H G,CHEN K S.An optimum method of thinned linear arrays based on iterative FFT algorithm[J].Modern Radar,2012,34(5):62-65.

Multi-objective partition optimization calibration method for distributed microphone arrays

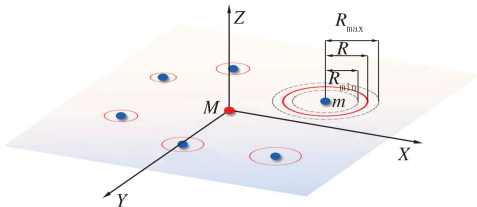
Liu Zhihong, Liu Jingke, Feng Zhipeng, Zhao Yao, Wang Zhiyong, Zhang Hairui

(Key Laboratory of Industrial Fluid Energy Conservation and Pollution ControlMinistry of Education;
School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China)

Abstract: To enhance the noise suppression and the effective speech acquisition capabilities of distributed microphone arrays, a partitioned multi-objective optimization calibration method is proposed to address issues of signal asynchrony in timing and phase, as well as noise contamination. First, the microphones are partitioned into regions based on their initial positions, with the initial radius determined by the incident wave’s wavelength and adaptively optimized using the signal-to-noise ratio of each microphone as the weight. Second, the partitioned area of each microphone is used as the search range to optimize objectives such as maximum baseline, array gain, signal amplitude and phase error, main lobe width, and side lobe suppression ratio, forming a multi-objective optimization function for array calibration. The Reuleaux aperture is introduced to guide the optimization of the maximum baseline direction. Finally, a multi-objective particle swarm optimization algorithm is employed to optimize microphone positions for initial calibration of the distributed array. Numerical simulations and experimental comparisons validate the effectiveness of the proposed method.

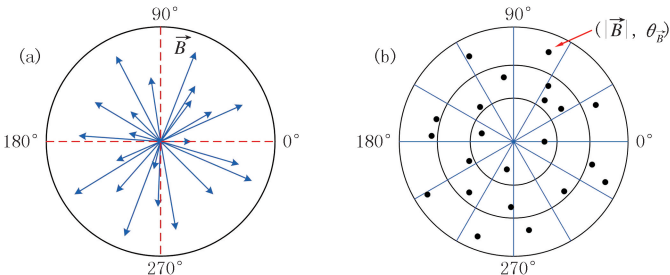
Keywords: distributed array; array calibration; performance calibration; multi-objective particle swarm optimization; partition optimization

[责任编辑 杨浦 刘洋]



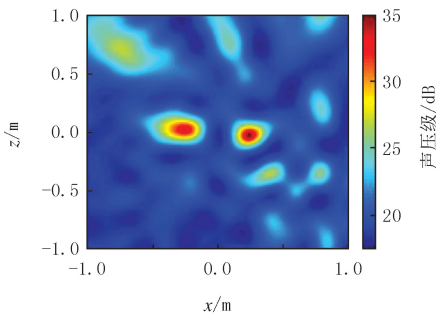
图S1 麦克风优化范围示意图

Fig.S1 Schematic diagram of microphone optimization range

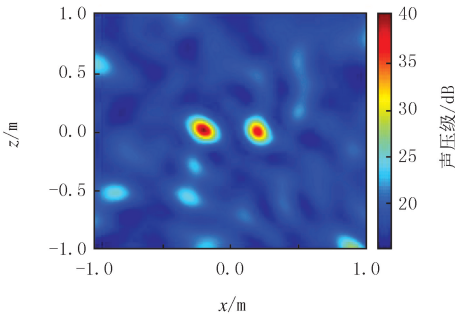


图S2 基线多样性计算模型

Fig.S2 Baseline diversity calculation model



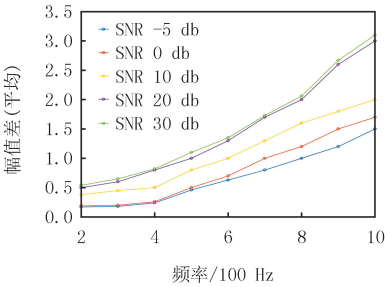
(a) 校准前



(b) 校准后

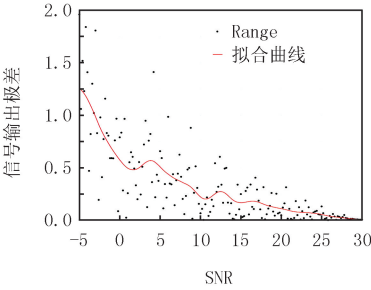
图S3 校准前后声源识别效果对比(1 000 Hz)

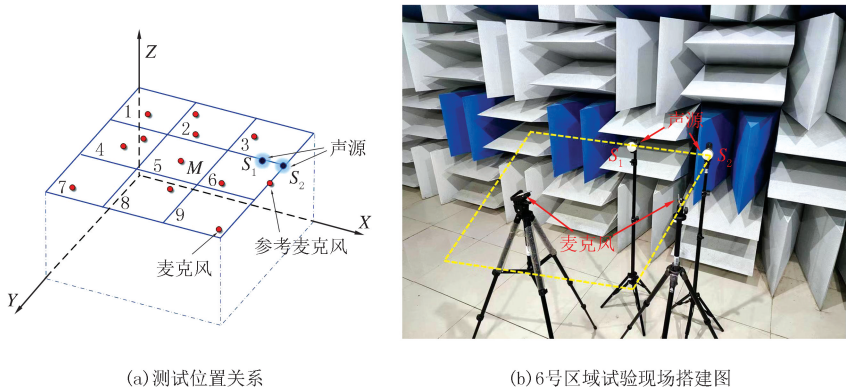
Fig.S3 Comparison of sound source recognition effect before and after calibration(1 000 Hz)



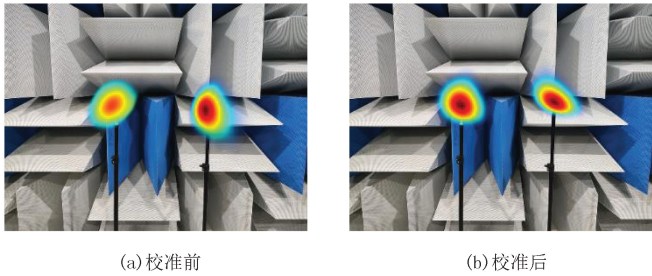
图S4 信噪比变化影响

Fig.S4 Influence of signal-to-noise ratio change





图S5 测试位置关系和试验现场搭建图
Fig.S5 Test position relationship and test site construction diagram



图S6 双声源识别图(1 000 Hz)
Fig.S6 Dual sound source identification diagram(1 000 Hz)

表 S1 双声源识别实验结果分析

Tab. S1 Analysis of experimental results of dual sound source identification

声源频率/Hz	聚焦面积/m ²				偏移距离/m			
	校准前		校准后		校准前		校准后	
	声源 1	声源 2	声源 1	声源 2	声源 1	声源 2	声源 1	声源 2
500	0.044	0.041	0.039	0.038	0.013	0.011	0.012	0.011
1 000	0.023	0.02	0.022	0.015	0.006	0.007	0.003	0.005
2 000	0.019	0.019	0.017	0.018	0.006	0.005	0.005	0.005