

文章编号: 1005-4642(2023)08-0048-08

学
生
园
地



采用声场成像的声源自适应降噪方法

江焯明^a, 郑煜^b, 王心华^c

(兰州大学 a. 物理科学与技术学院; b. 信息科学与工程学院;
c. 物理学国家级实验教学示范中心, 甘肃 兰州 730000)

摘 要:针对现有声音定位技术动态适应能力弱的问题, 基于由 21 个 MSM261S4030H0 组成的麦克风阵列群和声波接收时间差算法实现的声源定位技术, 提出声源自适应降噪方法. 该方法在声场成像的基础上, 通过能根据声源实际情况调整参量的异常值剔除和迭代修正复合式降噪过程, 兼顾定位的准确性和实时性, 实现 8 m 内的声源自适应定位.

关键词: 声音定位; 声场成像; 声源自适应; 复合降噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.19655/j.cnki.1005-4642.2023.08.007

当前, 将声源自身情况纳入定位算法的研究较少^[1-2], 在忽略“声源”这一辨识度最高的数据源后, 难以避免引发传统的声源定位和降噪算法的不足. 因此, 近年国内外一些高校已开始研究具备声源自适应定位的方法, 例如, 浙江大学提出的声场形态分量分析 (Sound field morphological component analysis, SFMCA) 模型和强化交替方向乘子 (Alternating direction method of multipliers, ADMM) 算法能够基于表征声学成分, 实现优于将混响视为一般高斯噪声的声学成像效果^[3]; 以色列理工学院提出了使用有监督的方法估计移动声源的位置和速度, 实现了对声源速度变化的高敏感性^[4]算法. 本文采用综合声场成像、异常值剔除和迭代修正的声源自适应降噪方法, 兼顾了定位的准确性与实时性.

1 传统声音定位技术

1.1 主流声音定位技术

目前, 声音定位技术主要可分成 4 类: 基于声波接收时间差的定位技术^[5], 基于声压幅度比的定位技术^[6], 基于最大输出功率的可控波束形成^[7], 高分辨率谱估计技术^[8]. 利用声波接收时间差 (Time delay of arrival, TDOA)^[9], 具有计算量小、原理简明、实时性强等显著特点, 因此在

实际应用中占有很大比例^[10]. 经过天津大学李昌禄等^[11]的实践总结, TDOA 算法的基本理论已经相对完善, 足以用于进行一般情况下的声音定位. 本文中麦克风阵列群的前端定位算法理论也基于 TDOA 算法.

1.2 传统声音降噪方法

传统声音降噪方法可分为物理降噪与数据降噪. 物理降噪主要包括吸声、隔声、减振和阻尼, 其核心是使用物理材料削弱噪声影响^[12], 但实际应用范围和效果非常有限. 数据降噪主要包括人工检查、归纳统计模型、分箱、聚类 and 回归, 其核心是对收集到的数据进行平滑处理^[13]. 经过数据降噪后的声音信息通常具备较高的实用价值.

1.3 基于最大输出功率波束形成的声场成像

声场成像是通过测量空间内声波到达各传感器的信号相位差异, 依据相控阵原理确定声源的位置^[14], 并测量声源的幅值, 获取空间声场分布云图——声像图^[15]的技术.

基于最大输出功率的波束形成实现声场成像的基本原理是: 先通过麦克风阵列采集远场声波信息, 再选定声源处的某一扫描平面构建网格, 通过波束成形分析将噪声热点还原至该平面, 最后叠加原始几何图形. 具体方法如下: 对 n 个麦克风接收到的 n 个信号进行傅里叶变换^[16], 获得频

收稿日期: 2023-02-20; 修改日期: 2023-05-23

基金项目: “中国高等教育”研究课题 (No. 21ZSLKJYYB11); 兰州大学学生创新创业行动计划项目 (No. 20220230012)

作者简介: 江焯明 (2002—), 男, 福建龙岩人, 兰州大学物理科学与技术学院 2020 级本科生. E-mail: jiangxm20@lzu.edu.cn

通信作者: 王心华 (1979—), 男, 青海海东人, 兰州大学物理科学与技术学院高级实验师, 博士, 研究方向为磁性纳米材料. E-mail: xhwang@lzu.edu.cn

率谱密度 P 的特性矩阵为

$$\mathbf{P}(f)^T = (\overline{P_1(f)} \quad \dots \quad \overline{P_n(f)}), \quad (1)$$

式中 f 为信号频率. 对式(1)进行互谱运算得到

$$\mathbf{C}_p = \langle \mathbf{P} \mathbf{P}^* \rangle, \quad (2)$$

互谱矩阵 \mathbf{C}_p 将包含各麦克风所接收到的信号相位和频率的相对关系. 以扫描平面中的各网格点为假想声源(对应图 1 中声场平面的像素点)并标号为 s , 计算与阵列几何中心相距 x_n 的第 n 个麦克风接收到的声音信号 $g_{(s,n)}$ 为

$$g_{(s,n)} = \frac{\exp[-2\pi i f \Delta t_{(s,n)}]}{4\pi |\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\xi}_s|}. \quad (3)$$

其中, $\Delta t_{(s,n)}$ 为声音信号在声源 s 与麦克风 n 间的传播时间差; $\boldsymbol{\xi}_s$ 为阵列几何中心与假想声源 s 的距离.

由式(2)和式(3)计算自谱 \mathbf{A}_p 为

$$\mathbf{A}_{P(\boldsymbol{\xi}_s)} = \frac{1}{2} \frac{\mathbf{g}^* \mathbf{C}_p \mathbf{g}}{|\mathbf{g}|^4}, \quad (4)$$

最终取 \mathbf{A}_p 中匹配程度最高即元素最大值对应的网格点位置作为声源位置的测量值.

重复上述过程, 遍历扫描平面中所有的网格点, 即可得到声场图像. 图 1 为实际平面与声场平面的投影关系.

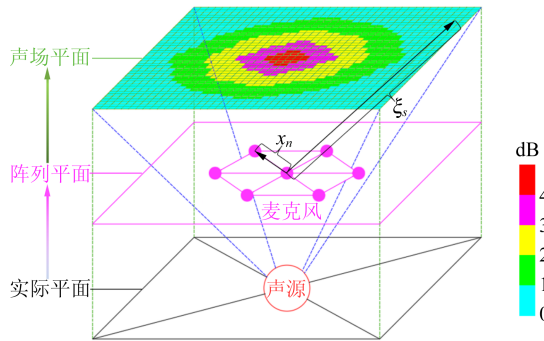


图 1 实际平面与声场平面的投影关系图

2 声源自适应降噪原理

2.1 基于声场成像的降噪原理

实际上, 对绘制出的声场图像可引入图像处理方法进行图像降噪^[17]. 对各像素点的 RGB 分量值, 先对比像素点间的分量梯度和有效面积信息, 再对每个色块进行平滑处理, 降低噪声块对目标的影响, 由此可得到更精确的声源位置信息与受噪声干扰更小的声场图像.

记相接像素点 RGB 分量梯度的最大和最小

有效值分别为 G_{\max} 和 G_{\min} , 有效面积阈值为 A_{eff} (最少像素点数量), 可接受的 RGB 分量之差与可接受的相对声强级数之差的比值的绝对值为 D_{sl} . 只有相接像素点的 RGB 分量梯度在 G_{\max} 和 G_{\min} 之间, 且声级相近, 像素点面积不小于 A_{eff} 的色块才被保留. 若相接的 RGB 分量为 a 和 b , 相对声强级数为正整数 S_a 和 S_b , 当同时满足:

$$\begin{aligned} a - S_a D_{sl} &\geq 0, a - S_a (D_{sl} + 1) < 0, \\ b - S_b D_{sl} &\geq 0, b - S_b (D_{sl} + 1) < 0, \end{aligned}$$

认为 a 和 b 声强级相近.

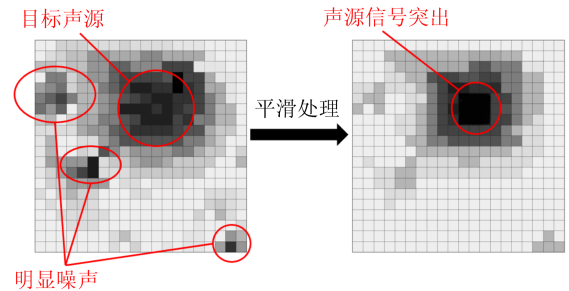
只要不出现与声源情况高度相仿的噪声, 该降噪算法就能将声源位置信息(声强级数最高的色块的几何中心坐标)从噪声中剥离. 考虑到声强分布信息并不总适合坐标化, 有必要在生成声强级色块前进行相应坐标值转化. 记四舍五入运算符号为 $[\]$, 初始 x 和 y 值分别为 x_0 和 y_0 , 则转化后对应值 x_t 和 y_t 应满足:

$$\lim_{Z \rightarrow \infty} \frac{n_{zx}}{Z} = x_0 - [x_0], \quad \lim_{Z \rightarrow \infty} \frac{n_{zy}}{Z} = y_0 - [y_0],$$

$$x_t = [x_0] + \frac{n_{zx}}{Z}, \quad y_t = [y_0] + \frac{n_{zy}}{Z},$$

其中, Z 不为 0, n_{zx} 和 n_{zy} 为取值与 Z 相关的整数.

基于声场成像的降噪效果如图 2 所示, “非同步”表示在同一时刻采集的声场图像与经降噪输出的声场图像间存在不完全对应关系, 但因采集足够快, 可近似认为二者完全对应. 图 2 表明: 若出现与声源高度相仿的噪声, 仅依靠上述降噪原理难以把目标声源从噪声中剥离, 此时需对目标声源提前采样并进行学习^[18].



(a) 采集的声场图像 (b) 经降噪输出的声场图像

图 2 基于声场成像的降噪效果图(非同步)

2.2 异常值剔除原理

在探测平面中构建坐标系 xOy , 记 D 为声源与 O 点间的距离, φ 为声源与 O 点连线沿顺时针偏离 y 轴正半轴的角度, 如图 3 所示.

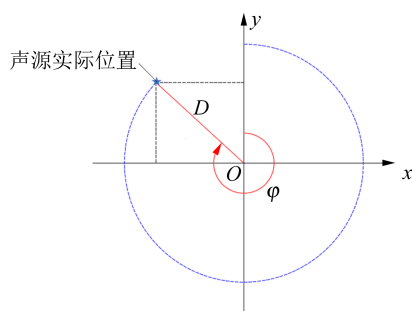
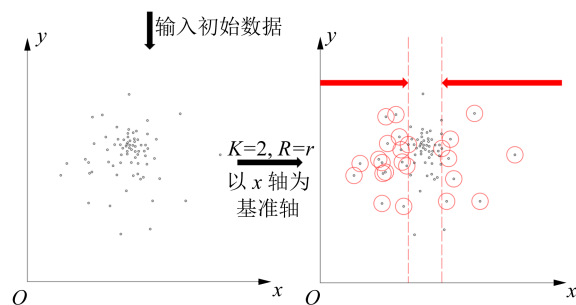


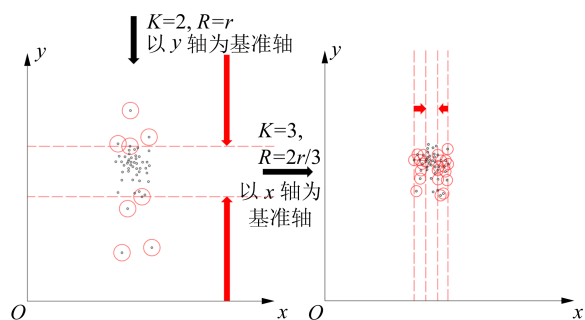
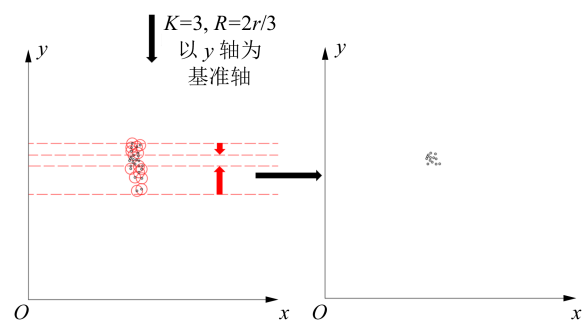
图 3 声源位置标定示意图

类比 K 最近邻算法 (K-nearest neighbors, KNN)^[19], 先以 x 轴为基准轴, 分别以由 TDOA 算法计算出的 x 极大值和极小值对应的声源坐标点为圆心, 绘制半径为 R (当待测声源距离变远或运动范围变大时, R 应增大, 实际上, 当长时间如 0.25 s 内没有新的合理坐标点输出时, 可逐次增大 R 以适应声源具体情况, 单次增幅通常在 1~10 cm, 增幅可随时间流逝而继续增大) 的判定圆, 若在圆内的其他声源坐标点少于 K (通常 $3 \leq K \leq 10$, 越近、运动越慢的声源对应 K 越大), 则删除该圆对应的坐标点, 依此反复进行, 直至左右两侧圆内均存在其他至少 K 个声源坐标点; 更换以 y 轴为基准轴, 重复上述筛选原理, 直至上下两侧圆内均存在其他至少 K 个声源坐标点, 标志完成了 1 轮异常值剔除。

图 4 为进行 2 轮上述剔除过程的示意图, 其中 r 表示图 4(b) 中的红圈 (判定圆) 半径; 红色箭头表示剔除平面 (于虚线处垂直纸面的平面) 沿坐标轴的前进方向与距离, 被虚线掠过的声源坐标点被判定为异常值。图 4 表明, 上述原理不仅让装置初步具备了根据声源信息自动调整参数的功能, 还从整体上显著提高了定位的准确性, 为后续的迭代修正提供高质量的输入数据, 进而让装置具备更灵活的声源信息动态适应能力。



(a) 生成初始数据图

(b) 第 1 次沿 x 轴(c) 第 1 次沿 y 轴(d) 第 2 次沿 x 轴(e) 第 2 次沿 y 轴

(f) 输出剩余的声源坐标点

图 4 异常值剔除过程示意图

2.3 迭代修正降噪原理

2.3.1 基于主成分分析的数据降维原理

迭代修正包括数据降维和动态修正。为减小动态修正的计算量, 保证定位实时性, 先对数据降维。由于各组数据点的 x 和 y 特殊性依赖于探测平面坐标系 xOy 的选取, 数据降维采用主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 的基本原理^[20]: 先以各组数据 $\sqrt{x^2 + y^2}$ 值为标记 (Label), 当输入 n_{xy} 组数据时, 以 Label 值排序并重新标号, 再取 2 次标号最靠近中间值的 N 组数据, 最后绘制面积最小且能完全覆盖这 N 个点的圆 (最小修正单元)。实际中 $n_{xy} \geq 6N$, 后续实验中取 $n_{xy} = 16$ 。取 $N = 2, n_{xy} = 16$ 时, 效果如图 5 所示。

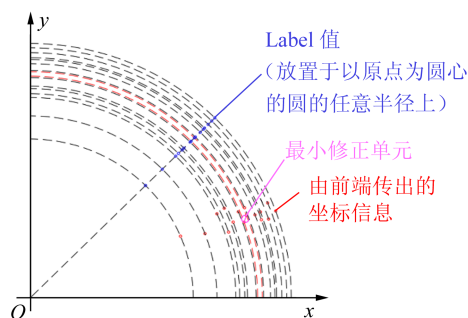


图 5 降维原理示意图

2.3.2 动态修正原理

动态修正是迭代修正的核心. 在得到首个最小修正单元后, 类比随机梯度下降 (Stochastic gradient descent, SGD) 搜寻局部最小值的思想^[21], 将该修正单元标号为 M_R (参考圆), 进行另 n_{xy} 组 x 和 y 值的收集与处理, 得出第 2 个最小修正单元, 标号为 M_C (修正圆). 若 M_C 的圆心落在 M_R 内 (或半径为 kM_R 的同心圆内), 则删除 M_R , 将 M_C 重新标号为 M_R , 重新测量 M_C , 完成 1 轮有效修正周期; 反之则保留 M_R , 删除 M_C , 重新测量 M_C , 完成 1 轮无效修正周期. 若前端输出数据无明显错误, 修正总趋势是使 M_R 圆心靠近声源坐标实际值.

在不更换硬件的前提下, 趋近程度需从累计参考圆数量 (总修正次数 $T \times 1$ 次修正的参考圆数 C) 与 k 值大小来判断. 具体而言, 在其他条件不变的情况下, 随着 T 或 C 的增大, 所得出的坐标测量值就越能稳定在真实值附近, 该稳定值称为极限值; 随着 k 的减小, 测量值趋近极限值所需的时间就越长, 但极限值也越靠近真实值.

显然, 新动态修正算法中 kM_R 半径长度就对应了传统梯度下降算法中的“步长 (Learning rate)”, M_C 为迭代样本, 声源运动轨迹 (由 M_R 和 M_C 圆心坐标拟合出的函数图像) 对应了传统梯度下降算法中的“假设函数 (Hypothesis function)”, M_C 圆心坐标与声源运动轨迹间存在的误差函数则对应了传统梯度下降算法中的“损失函数 (Loss function)”.

实际上, 可根据 M_C 的保留成功率推测声源的运动状态 (其他条件不变时, 定位快速运动声源时的 M_C 保留成功率相比定位静止或缓慢运动声源时显著偏低), 或结合声源与装置间的大致关系, 调整参量 n_{xy} , R^{-1} , K , N , T , C 和 k^{-1} , 保证装置对静止或近场 (0.5 m 内) 声源的高定位精度和对运动或远场声源的快速响应能力. 例如, 在定位静止近场声源时, 上述参量均应比定位运动近场声源时更大; 定位运动远场声源时, 上述参量均应比定位运动近场声源时更小, 但参量大小的调节一般不涉及数量级的调节, 调节过程与 2.2 中调节 R 相似.

图 6 为动态修正过程示意图, 其中参考圆的圆心迁移轨迹的终点为经动态修正后得到的声源位置的测量值. 结合动态修正过程中的参量调节

原理, 图 6 表明: 动态修正将声源实际情况纳入到精度保障体系. 概括而言, 动态修正对运动声源优先起到跟踪定位且保持定位实时性的效果, 对静止或者近场声源则优先起到提高定位精度的效果, 而对远场声源则兼顾了定位的精确性和实时性, 能够增强装置的动态适应能力, 从整体上兼顾定位的准确性和实时性, 实现声源自适应定位.

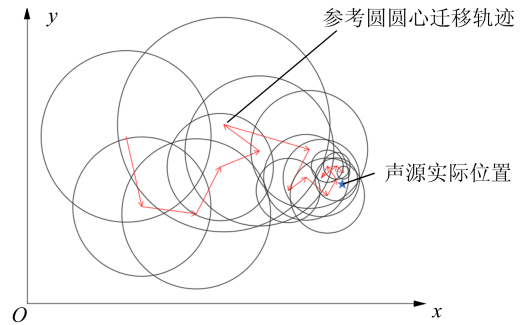


图 6 动态修正过程示意图

3 数值模拟与实验探究

参量设置如表 1 所示, $K_{i(j)}$ 和 $R_{i(j)}$ 中的 i 和 j 分别表示进行第 i 次以 j 轴为基准轴的异常值剔除时所设置的判定圆内所含其他数据点最少的数量 K 和判定圆的半径 R ; 参量 G 表示声场图像相接 RGB 分量的梯度可接受差值, 即 $G_{\max} - G_{\min}$; N 的奇偶设置用于同步输入数据的数量奇偶, 防止程序崩溃.

表 1 参量设置

环节	参量	数值
声场成像降噪	A_{eff}	9
	G	2.0 cm^{-1}
	Z	2
异常值剔除	$K_{1(x)}, K_{1(y)}$	5
	$R_{1(x)}, R_{1(y)}$	6.00 cm
	$K_{2(x)}, K_{2(y)}$	3
	$R_{2(x)}, R_{2(y)}$	5.00 cm
迭代修正	N	2(偶)/3(奇)
	C	15
	k	2.5

3.1 数值模拟

先在 Python3 中标定若干个数据点生成范围, 在程序生成足够多的数据点后, 进行多组声场成像降噪, 再以各组的声源色块中心坐标作为输

入数据,依次对其进行异常值剔除和迭代修正,结果如图 7 所示.

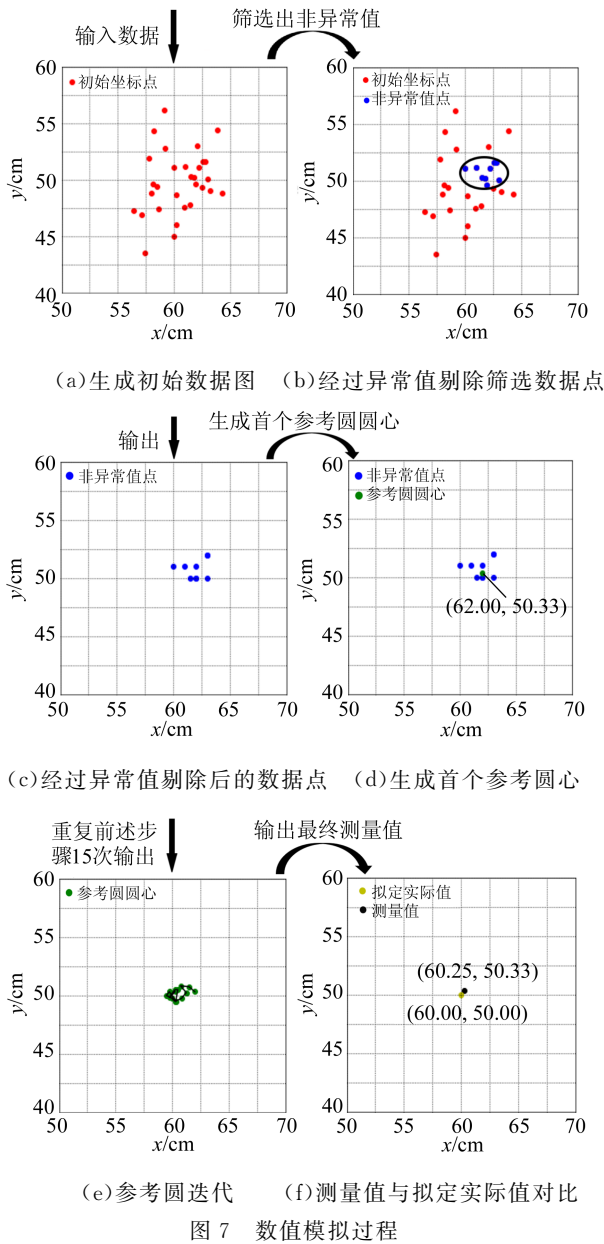


图 7 表明:模拟结果(60.25,50.33)与拟定实际值(60.00,50.00)相距约 0.41 cm,接近后者到原点距离的 0.5%,定位准确性较好,初步具备了进行实际应用的基础.然而,由于模拟过程在 PC 端进行,模拟平台的硬件性能较高,无法体现出算法的实时性优势.

3.2 实验探究

搭建由 Maix Bit 和 Sipeed6+1 Mic Array 构成的三麦克风阵列群(包括 21 个 MSM261S4030H0 麦克风)定位装置,以蓝牙音箱为声源,见图 8.

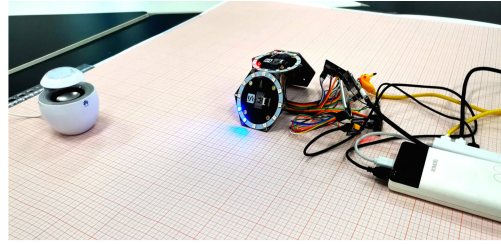


图 8 实验装置及环境图

数值模拟输出的数据为声源的坐标 (x, y) ,出于实用性考虑,实验按图 3 将 (x, y) 转换为极坐标 (D, φ) ,定义 L 为测量点与实际点间的距离差, $\delta = \frac{L}{D} \times 100\%$,输出时间 t 定义为采用新方法后输出第 1 个测量值或未采用新方法(原始方法:文献[11]定位方法)时输出第 1 个 $\delta < 25\%$ 的测量值所消耗的时间.

3.2.1 对静止声源的定位

定位前设置参量如表 2 所示.

表 2 静止声源的定位参量设置

环节	参量	数值
声场成像降噪	A_{eff}	9
	G	2.5 cm^{-1}
	Z	4
异常值剔除	$K_{1(x)}, K_{1(y)}$	6
	$R_{1(x)}, R_{1(y)}$	10.00 cm
	$K_{2(x)}, K_{2(y)}$	4
	$R_{2(x)}, R_{2(y)}$	6.00 cm
迭代修正	N	2(偶)/3(奇)
	C	50
	k	3.0

使用 TDOA 算法对 6 个静止声源(序号 1~6)进行 6 次定位得到平均值如表 3 所示,其中 D' 表示声源与 O 点间的实际距离, φ' 表示声源与 O 点连线沿顺时针偏离 y 轴正半轴的实际角度.

表 3 未采用新方法定位静止声源的实验数据

序号	D'/cm	$\varphi'/(^{\circ})$	D/cm	$\varphi/(^{\circ})$	L/cm	t/s
1	45.00	0.00	40.30	5.56	6.26	2.9
2	50.00	53.13	56.60	49.89	7.25	3.8
3	95.00	90.00	115.21	86.14	21.40	10.9
4	28.28	135.00	26.94	131.88	2.01	2.0
5	57.74	210.00	52.84	213.56	5.98	2.8
6	29.15	300.96	27.47	305.60	2.84	1.4

添加声场成像降噪、异常值剔除和迭代修正算法后,对与表 3 中相同的声源再次进行定位测试,得到数据如表 4 所示, δ 与 t 的对比结果如图 9 所示.

表 4 采用新方法定位静止声源的实验数据

序号	D'/cm	$\varphi'/(^{\circ})$	D/cm	$\varphi/(^{\circ})$	L/cm	t/s
1	45.00	0.00	44.58	358.98	0.90	3.7
2	50.00	53.13	51.83	52.18	2.02	3.9
3	95.00	90.00	98.36	90.43	3.44	4.3
4	28.28	135.00	28.31	133.55	0.72	3.4
5	57.74	210.00	57.02	209.20	1.08	3.7
6	29.15	300.96	28.62	302.01	0.75	3.4

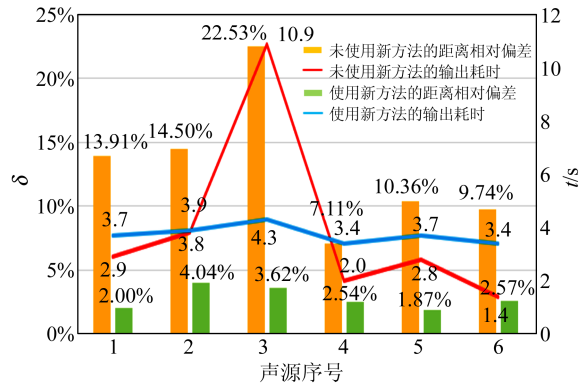


图 9 使用新方法前后的 δ 与 t 对比

对静止声源的定位结果表明:采用新方法可将 δ 削减至原先的 1/3 以下,而 t 与未采用新方法时相比增幅并不显著,且能够稳定在 3.4~4.3 s,定位准确性与实时性得到兼顾.同时,定位距离愈远,新方法的高精度特性愈显著,定位实时性优势也愈明显, δ 和 t 在探测范围内与 D' 无明显关联,推测原因是新方法对占总数据量比例不小的偏差数据进行剔除与修正,使测量值不会受到偏差值的明显影响.

3.2.2 对运动声源的定位

定位前先按表 5 调节参量.使用未采用新方法的 TDOA 算法对沿指定运动轨迹运动的声源进行 6 次定位(输出 1 次与 $y=x+20$ 的直线距离不超过 5 cm 或与 $y=-2x-25$ 的直线距离不超过 12 cm 的测量值记为完成 1 次定位),得到数据如表 6 所示, L_T 为 6 次测量点与运动轨迹间的距离差之和, t_T 为输出 6 个测量点的总耗时.添加声场成像降噪、异常值剔除和迭代修正算法,对与

表 6 中相同的声源再次进行定位,得到数据如表 7 所示.

表 5 运动声源的定位参量设置

环节	参量	数值
声场成像降噪	A_{eff}	4
	G	5.0 cm^{-1}
	Z	4
异常值剔除	$K_{1(x)}, K_{1(y)}$	4
	$R_{1(x)}, R_{1(y)}$	10.00 cm
	$K_{2(x)}, K_{2(y)}$	3
	$R_{2(x)}, R_{2(y)}$	6.00 cm
迭代修正	N	4(偶)/5(奇)
	C	10×3
	k	5.0

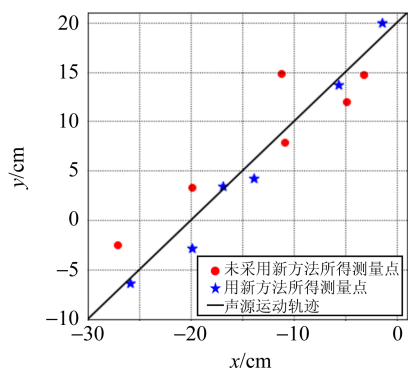
表 6 未采用新方法定位运动声源的实验数据

运动轨迹	D/cm	$\varphi/(^{\circ})$	L_T/cm	t_T/s
$y=x+20$	27.29	264.72	14.29	185.3
	18.60	322.80		
	20.22	279.43		
	13.00	337.65		
	15.13	347.38		
	13.42	305.77		
$y=-2x-25$	50.45	156.98	36.55	232.1
	43.67	179.34		
	25.62	210.67		
	9.80	270.08		
	40.13	163.97		
	25.18	190.42		

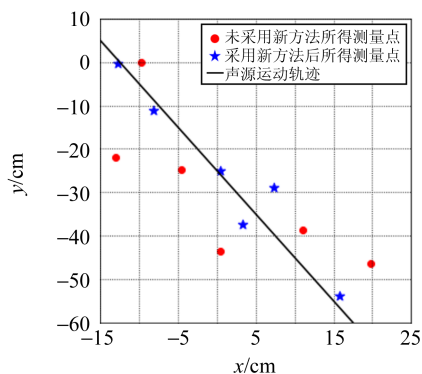
表 7 采用新方法定位运动声源的实验数据

运动轨迹	D/cm	$\varphi/(^{\circ})$	L_T/cm	t_T/s
$y=x+20$	26.68	256.10	5.42	19.8
	17.26	281.35		
	14.87	337.48		
	20.02	355.78		
	20.10	261.81		
	14.56	286.73		
$y=-2x-25$	12.74	268.53	10.28	22.6
	56.22	163.73		
	13.74	216.53		
	37.42	175.00		
	29.89	165.91		
	25.00	178.94		

通过 Python3 对比表 6 和表 7 中测量点的位置,并分别绘制对应的声源实际运动轨迹,结果如图 10 所示。



(a) $y = x + 20$



(b) $y = -2x - 25$

图 10 测量点与实际运动轨迹对比

对运动声源的定位结果表明:采用新方法可将 L_T 削减至未采用新方法时的约 $1/3$,且前者的线性关系比后者更加优越,测量点相对运动轨迹的偏离程度并不会随着声源与 O 点间的距离增大而明显增大,与实际轨迹贴合程度更高。此外,采用新方法后 t_T 大幅缩减至未采用新方法时的约 $1/10$,定位实时性得到大幅提升。

综上所述,对运动声源的定位结果不仅体现了新方法对离散程度较大的数据的修正能力,还验证了新方法具备声源自适应能力。

4 分析与讨论

4.1 实验条件对定位准确性的影响

1) 受实验空间的限制,观测信号中常伴随着回声,而且在定位运动声源时,运动小车自身也会

产生噪声,均会造成待测声音信号质量与可信度下降。

2) 实验室的环境噪声大多没有空间指向性,也很难存在规律,包含能量不固定,会弱化待测声音信号的清晰度,干扰定位结果。

3) 受空气介质黏性、热传导、对流等影响,待测声音信号能量会在传播过程中发生衰减,其清晰度也会下降^[22],对声音定位结果产生影响。

4.2 算法参量对定位准确性的限制

1) 声场成像降噪。实际应用中,参量被预先设置,可能导致 Z, G, A_{eff} 等参量的选取不适合于实际声源情况,但可在定位过程中由算法自动调节以消除这一限制。例如,若期望的定位精度越高,或声源面积(体积)越小,则 $Z^{-1}, G, A_{\text{eff}}$ 应相对减小,反之则应增大。

2) 异常值剔除。受装置性能与实时性要求限制,在 1 次异常值剔除过程中难有充足的数据输入,因此 R 不宜过小, K 也不宜过大,否则可能导致所有数据都被剔除。同时,在对运动声源进行定位时, R 和 K 的限制相对定位静止声源时更加宽松,可能导致异常值剔除效果下降。此外,算法会保留严重聚集的异常值。

3) 迭代修正。受定位实时性要求与数据可靠性的限制,参量 C 只能提供有限的修正效果,过小的 k 也可能导致修正失败。与异常值剔除相似,可以使 k 随着累积有效修正周期数的增大而减小,或者根据声源大致位置和运动情况由算法调整。

4.3 前端输入数据对定位准确性的影响

拾音单元信噪比越高,灵敏度越高,总谐波失真越低,频率响应曲线越平直,指向性越好,声音定位的准确性越高。实验采用 MSM261S4030H0 麦克风在上述性能指标中可能存在不足,进而影响了前端输入数据的可靠性。

此外,在对声源进行定位时,提供给麦克风阵列性能优异且适配的前端算法才能有效解决在接收声音信号时由空间距离和周边环境带来的低识别率问题^[23-24],而传统 TDOA 定位算法可能导致测量所得的声源位置和声强信息的先天缺陷,进而影响定位结果。

5 结束语

经理论分析、数值模拟和实验探究,基于声场

成像的声源自适应降噪方法具备出色的动态适应能力,拥有良好的定位准确性提高效果和定位实时性保障效果.同时,本文还探究了环境、算法、硬件等因素对以上 2 种效果可能存在的影 响机理,并且提出了利用算法本身在定位过程中自动调整参量大小的想法,使研究具备了良好的后续推进潜力.

参考文献:

- [1] Liaquat M U, Munawar H S, Rahman A, et al. Localization of sound sources: A systematic review [J]. *Energies*, 2021,14(13):3910.
- [2] Liaquat M U, Munawar H S, Rahman A, et al. Sound localization for Ad-Hoc microphone arrays [J]. *Energies*, 2021,14(12):3446.
- [3] Chu N, Ning Y, Yu L, et al. Acoustic source localization in a reverberant environment based on sound field morphological component analysis and alternating direction method of multipliers [J]. *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*, 2021,70:6503413.
- [4] Eran Z, Israel C. Single-sensor localization of moving acoustic sources using diffusion kernels [J]. *Applied Acoustics*, 2022,197:108918.
- [5] 林岳松,杜巍,郭云飞. 被动声传感器网时延概率定位算法[J]. *传感技术学报*, 2009, 22(9): 1324-1327.
- [6] 杨洋,王秀芹. 基于声压幅度比的多声源分离定位决策研究[J]. *高技术通讯*, 2017,27(1):46-52.
- [7] 杨东勇,顾东袁,傅晓婕. 一种基于 RSSI 相似度的室内定位算法[J]. *传感技术学报*, 2009, 22(2): 264-268.
- [8] 陈奎,徐钊. OFDM 联合时延和到达角度的定位算法[J]. *传感技术学报*, 2009, 22(7): 988-992.
- [9] 罗丽,马尚昌,汤志亚,等. 基于 MSP430F169 单片机的声音定位系统[J]. *微型机与应用*, 2016, 35(4): 80-84.
- [10] 吴晓,靳世久,李一博,等. 基于麦克风阵列声音信号定位方法的研究[J]. *传感技术学报*, 2010, 23(5): 682-686.
- [11] 李昌禄,郭威辰,苏寒松. 基于 TDOA 的声音定位系统[J]. *实验室研究与探索*, 2014, 33(6): 118-121.
- [12] 郭英洁. 地铁车辆隔音降噪结构分析[J]. *建设科技*, 2016, 23(44): 118-119.
- [13] 张兴会. 数据仓库与数据挖掘技术[M]. 北京:清华大学出版社, 2011: 4-5, 74-79, 82.
- [14] Valin J M, Michaud F, Rouat J. Robust localization and tracking of simultaneous moving sound sources using beamforming and particle filtering [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55(3): 216-228.
- [15] Hand D, Mannila H, Smyth P. Principles of data mining [M]. Cambridge: MIT Press, 2001.
- [16] Kim K M, Yang I S, Chun S Y, et al. Passive-range estimation using dual focused beamformers [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2002, 27(3): 638-641.
- [17] 翁健. 基于全卷积神经网络的全向场景分割研究与算法实现[D]. 济南:山东大学, 2017.
- [18] 黄郁展. 噪声情况下声音的检测、分类与定位[D]. 成都:电子科技大学, 2021.
- [19] Ehsani R, Drabls F. Robust distance measures for kNN classification of cancer data [J]. *Cancer Informatics*, 2020, 19: 1-9.
- [20] Karl P F R S. LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space [J]. *Philosophical Magazine*, 1901, 2(11): 559-572.
- [21] Yi D Y, Ji S M, Bu S Y. An enhanced optimization scheme based on gradient descent methods for machine learning [J]. *Symmetry*, 2019, 11(7): 942.
- [22] 赵其昌. 声波在室外传播时的发散与吸收[J]. *演艺科技*, 2013(7): 26-29.
- [23] Zhang Y, Pan X. Bernoulli filter for super-distance speech tracking in outdoor environments using a circle microphone array [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1169: 012030.
- [24] Wang Z Y, Zhao X Y, Rong H J, et al. Microphone array-based sound source localization using convolutional residual network [J]. *Journal of New Media*, 2022, 4(3): 145-153.

2004.
[12] 王彦,梁大开,欧启标,等. 测量液体折射率与浓度

的光纤光栅传感器[J]. 传感器与微系统,2007,26
(7):24-26,30.

Liquid mass fraction sensor based on spiral fiber

XU Mingyuan^a, HUANG Wanling^a, QIN Yan^a, ZHAO Gaiqing^{a,b},
YU Yunjin^a, CHEN Yuzhi^{a,c}

(a. College of Physics and Optoelectronic Engineering; b. College Physics Experiment Teaching Center;
c. Shenzhen Key Laboratory of Sensor Technology, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: A liquid mass fraction measuring device based on spiral fiber was designed, where uncoated bare fiber was prepared in the middle of the transmission fiber. When the bare fiber entered NaCl solution with different mass fraction, the transmission loss of incident light in the fiber increased with the increasing liquid mass fraction. Thus, the corresponding relationship between the transmission light intensity and the mass fraction was established. In this paper, the influence of radius of curvature and turns on the sensitivity and resolution of the proposed sensor was studied. After the optimization of structural parameters, the results showed that the sensitivity of the designed spiral fiber sensor was obtained to be 0.626 mV per 1% for NaCl solution detection, and the mass fraction resolution reached 1.1×10^{-3} , while the detection repeatability also has good performance.

Key words: liquid mass fraction; refractive index; fiber optic sensing

[编辑:任德香]

(上接 55 页)

Adaptive noise reduction method for sound sources based on acoustic imaging

JIANG Xuanming^a, ZHENG Yu^b, WANG Xinhua^c

(a. School of Physical Science and Technology; b. School of Information Science and Engineering;
c. National Demonstration Center for Experimental Physics Education,
Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Aiming at the dilemma of weak dynamic adaptability of existing sound localization technology, a sound source adaptive noise reduction method based on a microphone array group composed of 21 MSM261S4030H0 and TDOA algorithm was proposed. On the basis of acoustic imaging, the new method which could balance the accuracy and real-time performance of localization by adjusting parameters according to the specific situation of the sound source in a composite noise reduction process that included removing outliers and iterative correction. The adaptive sound location of the sound source within 8 meters was achieved.

Key words: sound localization; acoustic imaging; sound source self-adaptive; composite noise reduction

[编辑:任德香]