

基于分布式压缩感知的麦克风阵列声源定位

黄惠祥, 郭秋涵, 童峰

(厦门大学 水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 福建 厦门 361100)

摘要: 压缩感知-正交匹配追踪(CS-OMP)算法将声源定位问题转化为信号稀疏重构问题,能比传统定位算法获得更高的定位性能。但是CS-OMP算法在定位中没有考虑多个信号的相关性。将分布式压缩感知(DCS)理论引入麦克风阵列的声源定位中,考虑信号之间具有的共同稀疏性,利用分布式压缩感知-同步正交匹配追踪(DCS-SOMP)算法对信号进行联合重构,获取稀疏位置并对声源实现定位。仿真和实验结果表明,与传统定位算法和CS-OMP算法相比,DCS-SOMP算法在低信噪比环境下具有更好的定位性能和鲁棒性。

关键词: 麦克风阵列; 声源定位; 分布式压缩感知; 稀疏信号; 联合重构

中图分类号: TN912.34

文献标志码: A

文章编号: 1000-1093(2019)08-1725-07

DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2019.08.023

Microphone Array Sound Source Direction-of-arrival Estimation Based on Distributed Compressed Sensing

HUANG Huixiang, GUO Qiuhan, TONG Feng

(Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology of Ministry of Education, Xiamen University, Xiamen 361100, Fujian, China)

Abstract: Compressed sensing-orthogonal matching pursuit (CS-OMP) algorithm is to transform the sound source localization problem into a signal sparse reconstruction problem, which can obtain higher positioning performance than the traditional positioning algorithm. However, the CS-OMP algorithm does not consider the correlation of multiple signals in positioning. The distributed compressed sensing (DCS) theory is introduced into the sound source localization of microphone array. Considering the common sparsity between the signals, the distributed compressed sensing-simultaneous orthogonal matching pursuit (DCS-SOMP) algorithm is used to reconstruct the signals for constructing a sparse position and positioning the sound source. Simulated and experimental results show that the DCS-SOMP algorithm has better positioning performance and robustness in low SNR environment compared with the traditional positioning algorithm and CS-OMP algorithm.

Keywords: microphone array; sound source localization; distributed compressed sensing; sparse signal; joint reconstruction

收稿日期: 2018-10-16

基金项目: 福建省高校产学研合作项目(2015H6019); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(20720190102)

作者简介: 黄惠祥(1993—),男,硕士研究生。E-mail: 497242232@qq.com

通信作者: 童峰(1973—),男,教授,博士生导师。E-mail: ftong@xmu.edu.cn

0 引言

麦克风阵列目前被广泛应用于音频/视频会议系统、车载系统以及智能音箱等领域。麦克风阵列对声源方向上的语音进行增强,要求信号相对于麦克风阵列的位置是已知的,而基于麦克风阵列的声源定位技术为此提供了支持。传统麦克风阵列声源定位技术主要分为三大类:基于最大输出功率的可控波束形成定位算法^[1]、时延估计定位算法^[2]和基于高分辨率谱估计的定位算法^[3]。

可控波束形成定位算法需要做全局搜索,计算量大,同时对语音信号和噪声信号的频谱特性依赖性较强。时延估计定位算法^[4]运算量较小,易于算法的硬件实现。但是该算法受到噪声、混响、信号采样率等方面的影响,麦克风阵列各个阵元时延值精确获取的难度增大,导致算法的定位性能降低。基于联合可控响应功率和相位变换(SRP-PHAT)声源定位算法^[5]结合了可控响应功率和相位变换加权的优点,相对于时延估计定位算法有更好的性能,然而在混响和噪声强情况下,该算法可能会在错误的空间位置上产生波束峰值,定位效果下降。基于高分辨率谱估计的算法主要运用于窄带信号的处理,对于语音这种宽带信号会使算法运算量增加,不适用于实时实现。

2006年,Donoho等提出的压缩感知(CS)^[6]算法为信息获取提供了新的理论。该算法提出,对于可压缩信号,可以通过低于奈奎斯特标准的方式对其进行数据采集并精确重构该信号^[7]。随着CS理论的发展,近些年已经应用于声学领域对空间稀疏的声源进行定位研究^[8]。赵小燕等^[9]针对高混响低信噪比的环境提出了基于CS的定位算法,将声源定位问题转化为稀疏信号的重构问题,利用正交匹配追踪(OMP)算法对信号进行重构。曾帆等^[10]在CS框架下,利用麦克风阵列空间关系构造冲激响应组成混合矩阵,进行远场波达方向估计,在较低信噪比情况下相比SRP-PHAT算法和时延累加(DS)定位算法具有更高的方位估计分辨率。

Haupt等^[11]在2006年提出了将CS应用到多个观测信号中,但是仅考虑各个信号间的互相关,没有考虑单个信号的内相关。Baron等^[12]根据多个信号稀疏性的相关,提出了分布式压缩感知(DCS)理论,对多个信号的联合重构提升了稀疏信号的重建性能。Baron提出了3种联合稀疏模型(JSM),其中JSM2模型提出每个信号间具有相同的稀疏支撑集,

而只是非零系数不同^[12]。JSM2模型主要应用于水声多输入多输出通信和阵列信号处理与声源定位两个方面,周跃海等^[13]在DCS框架下,将稀疏长时延水声信道估计问题转化为JSM2模型的联合稀疏恢复问题,提高了稀疏长时延水声信道估计的性能。然而DCS理论在阵列信号处理与声源定位等方面的应用较少。

考虑声源定位中声源在空间域上的稀疏相关性,结合麦克风阵列的实际应用,本文以DCS的JSM2模型为框架,将声源定位问题转化为稀疏信号的联合重构问题。采用同步正交匹配追踪(SOMP)算法对信号进行重构,进而估计声源方位。在仿真和实测实验中,对DS算法、SRP-PHAT算法、压缩感知-正交匹配追踪(CS-OMP)算法和本文采用的分布式压缩感知-同步正交匹配追踪(DCS-SOMP)算法的声源定位效果进行了对比和评估,结果表明DCS-SOMP算法具有更好的定位性能。

1 基于DCS的方位估计算法

1.1 CS理论

考虑有限长一维离散时间信号 X ,可以看作 $N \times 1$ 维的列向量 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n, \dots, X_N]^T$,可用基矩阵 $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_n, \dots, \Psi_N]^T$ 线性表示为

$$X = S\Psi = \sum_{n=1}^N S_n \Psi_n, \quad (1)$$

式中:系数矢量 S 为 $N \times 1$ 维的列向量,显然 S 和 X 是同一个信号的等价表示,不同之处在于 X 是信号的时域表示,而 S 则是信号的 Ψ 域表示。若矢量 S 中的非0个数 $\|S\|_0$ 满足

$$\|S\|_0 = K \ll N, \quad (2)$$

则认为信号 X 在基矩阵 Ψ 上为 K 稀疏信号, K 为 X 信号的稀疏度,基矩阵 Ψ 为稀疏基。

在CS理论中,若信号在基矩阵上是稀疏的,则稀疏信号可以线性投影到低维空间,利用低维空间的采样信号,能够高概率地无损重构出高维的原始信号。通常利用一个平稳的、与基矩阵 Ψ 不相关的 $P \times N$ ($P \ll N$)维观测矩阵 Φ 对信号 X 进行线性变换,得到 $P \times 1$ 维的观测矢量 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_p, \dots, Y_p]^T$,可表示为

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi S = \Theta S, \quad (3)$$

式中: $\Theta = \Phi \Psi$ 为CS矩阵。当随机观测矩阵 Φ 满足 $P \geq CK \lg\left(\frac{N}{K}\right)$ 时(C 是1个与恢复精度有关的常

数) Θ 有较大概率满足有限等距性质 (RIP), 可以实现高概率的信号重构^[14]。通过范数 l_0 的最小化求解 S 的精确或者近似逼近 S , 即

$$\begin{aligned} \hat{S} = \operatorname{argmin} \| S \|_0, \\ \text{s. t. } \| Y - \Theta S \|_2 \leq \varepsilon, \end{aligned} \quad (4)$$

式中: ε 为与噪声有关的常量。CS 理论的核心问题是信号重构, 目前重构算法有贪婪追踪算法、凸松弛法、组合算法三大类^[15]。

1.2 CS 声源方位估计算法

处于远场室内环境的 M 元麦克风阵列, 第 m 个麦克风接收到的信号 $x_m(n)$ ($m=1, 2, \dots, M$) 为

$$x_m(n) = h_m(r_s, n) s(n) + \omega_m(n), \quad (5)$$

式中: $h_m(r_s, n)$ 为声源位置 r_s 到第 m 个麦克风的房间冲激响应; $s(n)$ 为声源信号; $\omega_m(n)$ 为第 m 个麦克风接收到的噪声信号; $*$ 为卷积运算。频域上第 m 个麦克风接收的信号可以表示为

$$X_m(k) = H_m(r_s, k) S(k) + W_m(k), \quad (6)$$

式中: $X_m(k)$ 、 $H_m(r_s, k)$ 、 $S(k)$ 、 $W_m(k)$ 分别为 $x_m(n)$ 、 $h_m(r_s, n)$ 、 $s(n)$ 、 $\omega_m(n)$ 的离散傅里叶变换。将 M 个麦克风信号用矢量表示为

$$\begin{aligned} X(k) &= \{X_1(k), X_2(k), \dots, X_M(k)\}^T, \\ H(r_s, k) &= \{H_1(r_s, k), H_2(r_s, k), \dots, H_M(r_s, k)\}^T, \\ W(k) &= \{W_1(k), W_2(k), \dots, W_M(k)\}^T, \end{aligned}$$

则 (6) 式可扩展为

$$X(k) = H(r_s, k) S(k) + W(k), \quad (7)$$

式中: $X(k)$ 为频域的麦克风阵列接收信号矢量; $H(r_s, k)$ 为声源位置 r_s 处的房间频域响应矢量; $W(k)$ 为频域的噪声矢量。

令声源的空间位置集为 $\{r_1, r_2, \dots, r_D\}$, 其中空间位置集个数 D 远大于目标声源个数, 则冗余的房间频域响应矩阵为

$$D(k) = \{H(r_1, k), H(r_2, k), \dots, H(r_D, k)\}, \quad (8)$$

称冗余的房间频域响应矩阵 $D(k)$ 为字典, 在字典扩展下的声源频域信号矢量可表示为 $\bar{S}(k) = \{\bar{S}_1(k), \bar{S}_2(k), \dots, \bar{S}_D(k)\}^T$, 则 (7) 式可以扩展为

$$X(k) = D(k) \bar{S}(k) + W(k). \quad (9)$$

由于目标声源的个数远远小于空间位置集个数 D , 扩展的频域声源信号矢量在空间位置集下具有稀疏性, 当声源为单声源时, 矢量 $\bar{S}(k)$ 中的非 0 元素个数只有 1 个。将冗余的房间频域响应 $D(k)$ 看作 CS 算法中的 CS 矩阵, 在观测矩阵满足 RIP 条件时, 能够高概率无损重构 $\bar{S}(k)$, 且声源位置和 $\bar{S}(k)$ 中的非 0 位置一一对应。

实际情况下, 为了获得更准确的声源位置, 往往综合利用多个频点的信息^[16], 离散傅里叶变换长度设置为 L , 则声源的频域信号矢量 $X(k)$ 包含 $L/2$ 个频点, 设置阈值 η ($0\% \leq \eta \leq 100\%$), 选取能量较高的 $\eta L/2$ 个频点叠加获得 $\bar{S} = \sum_{\eta L/2} \bar{S}(k)$, 则叠加后的 \bar{S} 中最大元素所对应的位置即为声源信号的空间位置。

在各类信号重构算法中, OMP 算法^[17] 的计算复杂度较低, 该算法的主要过程为: 计算观测矩阵和压缩采样信号的最大相关位置, 通过求解最小二乘问题得到信号的近似解; 在迭代次数小于稀疏度的情况下重复上述过程, 输出最大相关的索引集和重构后的信号。

1.3 DCS 声源方位估计算法

基于 DCS 的算法, 在经典 CS 算法基础上, 利用共同稀疏性可以提高稀疏恢复性能。麦克风阵列接收的多个信号间具有共同稀疏集, 但是由于信号传播导致的幅度衰减, 非 0 系数的值不同^[12], 符合 DCS 理论中的 JSM2 模型。因此可以利用这种稀疏相关的特性, 提高稀疏信号的无损恢复概率, 从而进一步提高对声源定位的能力。

在 JSM2 模型中, 第 i 个数据块的接收信号 X_i 在基矩阵下可线性表示为

$$X_i = S_i \Psi^T + W_i, \quad i=1, 2, \dots, I, \quad (10)$$

式中: I 表示数据块个数。联合 I 个数据块对信号稀疏重构, 建立如下优化问题:

$$\hat{S} = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^I \| S_i \|_0. \quad (11)$$

CS 矩阵 Θ 在满足 RIP 条件下, 对系数 S 联合重构后的结果在基矩阵 Ψ 上的表示最稀疏。对 S 的联合重构问题可以采用 SOMP 算法进行求解。联合稀疏重构实现声源定位的算法流程如下:

输入: I 个接收数据块 $X = [X_1, X_2, \dots, X_I]$, 观测矩阵 Φ , 稀疏度 K , 残差误差门限 $thres$.

输出: 重构信号 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_I]$, 稀疏位置集 Ω , 残差 r .

1) 初始化: 残差 $r'_i = X_i$, 上标 t 表示迭代次数, 初始化 $t = 0$, 下标表示第 i 个数据块; 稀疏位置集 $\Omega = \emptyset$; 原子集 $Phit_i = \emptyset$; 第 i 个数据块对应的重构信号 $Y_i = \emptyset$.

2) 选取观测矩阵 Φ 中的原子 φ_i 与残差 r'_i 做内积, 并求出 I 个数据块对应的内积和, 计算内积和的最大值, 保存最大值位置 λ_i 的索引和对应的原子

$\varphi_{i \lambda_i}$, 即是 φ_i 对应的第 λ_i 列。 λ_i 的计算公式表示为

$$\lambda_i = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^l |\langle \varphi_i, r_i' \rangle|, \quad (12)$$

$$\Omega = \Omega \cup \lambda_i,$$

$$Phit_i = Phit_i \cup \varphi_{i \lambda_i}.$$

3) 采用最小二乘法求出信号的近似解:

$$\beta_i = [(\varphi_{i \lambda_i})^T \varphi_{i \lambda_i}]^{-1} \varphi_{i \lambda_i} X_i, \quad (13)$$

保存各个数据块的信号近似解: $Y_i = Y_i \cup \beta_i$, 并求残差:

$$r_i' = X_i - Phit_i Y_i. \quad (14)$$

4) 收敛判断: 如果残差 $r_i' < \text{thres}$, 或者迭代次数 $t < K$, 则返回第 2 步继续迭代, 否则停止迭代并输出结果。

在上述迭代过程中可以看出, 联合稀疏重构算法在 OMP 基础上, 利用每个数据块具有相同稀疏位置的特性, 对数据块之间相同的稀疏部分进行叠加, 以进一步提高找出信号稀疏位置的能力。特别地, 当 $l=1$ 时, 联合稀疏重构的 SOMP 算法退化经典 OMP 算法。

2 数值仿真

为了评估 DCS-SOMP 算法的定位性能, 本文进行了仿真和实验评估分析, 在仿真实验中比较了 DS 算法、SRP-PHAT 算法、CS-OMP 算法和本文 DCS-SOMP 算法在不同信噪比和混响时间下的定位情况, 同时对比了 CS-OMP 算法和 DCS-SOMP 算法在选取不同频点数和不同联合估计数据块个数情况下的定位性能。在实际场景的实验中, 对比了 4 种算法在不同信噪比下的定位效果。

2.1 仿真设置

仿真实验中麦克风阵列直径为 65 mm, 阵列拓扑结构为圆形阵列, 阵元数为 7, 包括圆周 6 个阵元以及几何中心 1 个阵元, 将声源可能存在的空间按照 15° 间隔划分为 24 个空间域集, 目标声源数目为 1。语音信号选取 TIMIT 标准语音信号, 信号时间长度为 5 s, 语音信号采样率为 32 kHz, 处理帧长为 128 个点, 每帧信号采用汉明窗加窗处理, 做 128 点离散傅里叶变换。实验通过对语音信号叠加不同程度的高斯白噪声后形成不同信噪比的语音信号, 通过房间混响产生工具^[18] 获取不同混响程度下的房间冲激响应与语音信号并进行卷积, 形成不同混响情况下的语音信号。

采用样条插值法进行均方根误差 (RMSE) 性能

评估^[19], 计算公式为

$$\varepsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\theta_T - \bar{\theta}_T)^2}, \quad (15)$$

式中: T 为目标声源的方位估计次数; θ_T 为算法估计的目标声源角度; $\bar{\theta}_T$ 为目标声源的实际角度。

2.2 仿真结果与分析

分别选取信噪比 $SNR = 13.41 \text{ dB}, 7.39 \text{ dB}, 3.88 \text{ dB}$, 混响时间 $RT_{60} = 0.2 \text{ s}, 0.4 \text{ s}, 0.6 \text{ s}$ 。不同信噪比和不同混响时间下 CS-OMP 算法和 DCS-SOMP 算法的定位精度分别如图 1 和图 2 所示。

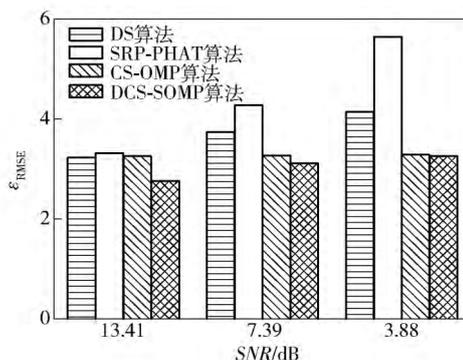


图 1 不同信噪比不同算法的 RMSE

Fig. 1 RMSEs of different algorithms for different SNRs

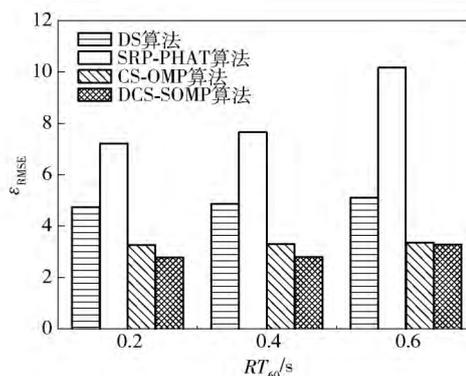


图 2 不同混响时间不同算法的 RMSE

Fig. 2 RMSEs of different algorithms at different reverberation times

从图 1 中可以看出: 信噪比较大情况下 4 类算法的定位性能相差不大, 本文算法的 RMSE 最低, 定位性能最优; 信噪比降低后, SRP-PHAT 算法的定位效果下降最明显, RMSE 增长最快, 其他 3 类算法的定位效果有一定降低, 但本文算法相比于其他 3 类算法仍然具有最优的定位性能。从图 2 中可以看出, 随着混响时间的增加, 本文算法相对于传统 DS 算法和 SRP-PHAT 算法的定位性能具有明显的提升, 与 CS-OMP 算法相比定位效果也有一定改善, 体

现了本文算法具有更强的稳健性。综合来看,DCS-SOMP 算法在低信噪比高混响环境下,相对于其他 3 类算法具有更好的定位效果和鲁棒性。

本文进一步比较了属于 CS 算法的 CS-OMP 算法与 DCS-SOMP 算法在不同频点阈值 η 和不同数据块个数 l 下的定位性能。在不同频点阈值下,本文算法和 CS-OMP 算法的 RMSE 对比如图 3(a) 所示。由图 3(a) 可见:在不同频点阈值下,本文算法相对于 CS-OMP 算法的 RMSE 均有所减小,不同的频点阈值对于声源定位性能有一定影响,在频点阈值较低时,用于定位的频点数较少,因此定位性能较差,频点阈值增加定位偏差逐渐减小;当选取的阈值增大到 25% 以上时,由于选取的频点数已经包括信号的大部分能量,再增大频点阈值,对定位性能提升不明显。

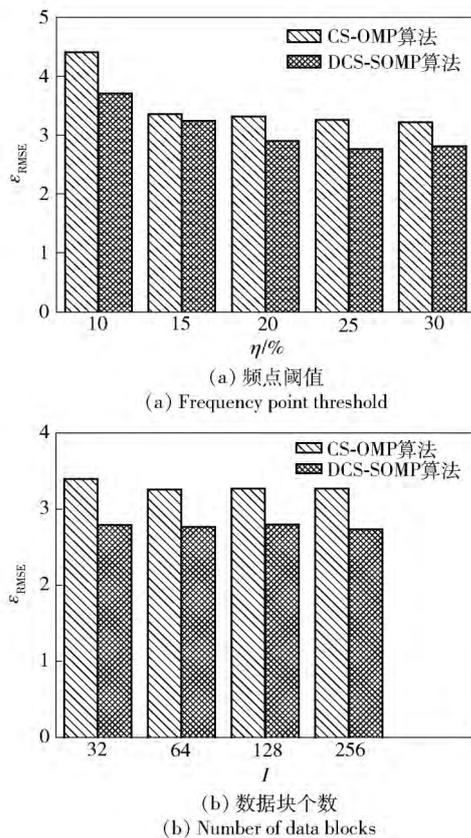


图 3 不同频点阈值和数据块个数的 RMSE

Fig. 3 RMSEs of different frequency thresholds and number of data blocks

选取不同的数据块个数,CS-OMP 算法分别对每个数据块做稀疏重构后叠加估计,DCS-SOMP 算法对所有数据块做联合稀疏重构,不同数据块个数下的 RMSE 如图 3(b) 所示。由图 3(b) 可见,随着数据块个数的增加,CS-OMP 算法的 RMSE 有一定

减小,但是再增加数据块个数,定位性能改善不明显,而对于本文算法影响不大。不同数据块个数下,本文算法的定位性能仍然优于 CS-OMP 算法。

综上所述,随着频点阈值和联合估计数据块个数的增加,本文算法相对于 CS-OMP 算法的定位性能均不再明显改善,但是两种算法的计算量正比于阈值和数据块个数,选择更大的频点阈值和数据块个数将导致更大的计算量。综合考虑计算量和定位性能,后续的实验中选取频点阈值 η 为 25%,联合估计数据块个数 l 为 64。

3 实际环境实验

3.1 实验设置

实验地点为厦门大学艺术学院音乐厅,房间尺寸为 30 m × 20 m × 6 m,结构为正常音乐厅结构,采用吸声设计,房间混响时间 RT_{60} 通过赛宾公式^[20]来近似估算约为 1.85 s。实验采用七元麦克风圆形阵列采集板进行语音信号的采集,阵列直径 70 mm,语音信号采集采样率为 32 kHz。实验采集的语音信号为 TIMIT 标准语音信号,信号时间长度为 3.6 s,播放采样率为 16 kHz,播放设备为 Marshall Kilburn 移动式无线蓝牙音箱。设置声源以 15° 间隔分别放置在环绕一周的 24 个不同方向,进行麦克风阵列声源定位测试。实验中播放的语音信号为 3 段音量不同、内容相同的 TIMIT 语音信号,麦克风阵列采集到的 3 段语音信号信噪比分别为 11.30 dB、6.55 dB、-0.23 dB。实验比较了 DS 算法、SRP-PHAT 算法、CS-OMP 算法和本文 DCS-SOMP 算法的定位性能。实验参数如表 1 所示。

表 1 实验参数表

Tab. 1 Experimental parameter table

参数	数值
采样率/kHz	16
快速傅里叶变换长度/点	128
信号处理帧长/点	128
加窗	汉明窗
联合估计数据块个数/个	64
频点阈值/%	25

3.2 实验结果与讨论

不同信噪比下采用不同算法计算得到的 RMSE 如图 4 所示。由图 4 可见:与仿真结果类似的是,4 类算法在高信噪比情况下定位性能相差不大,以本文算法的定位效果最好;随着信噪比的降低,定位

性能也逐渐降低,但是 DCS-SOMP 算法仍然具有更低的 RMSE 值,即更好的定位性能。与仿真结果不同的是,DS 算法在信噪比降低情况下定位性能下降明显,原因在于仿真情况下时延值是根据预设的声源与麦克风阵列之间相对的位置来获取,时延值更精确。而实际测试中随着信噪比的降低,获取的时延精度下降,因此定位性能下降明显。本文算法考虑语音信号的频点信息,取能量较高的频点做定位,并联合多个数据块的空间域信息,提高了对噪声信号的抗干扰能力,具有更好的鲁棒性。

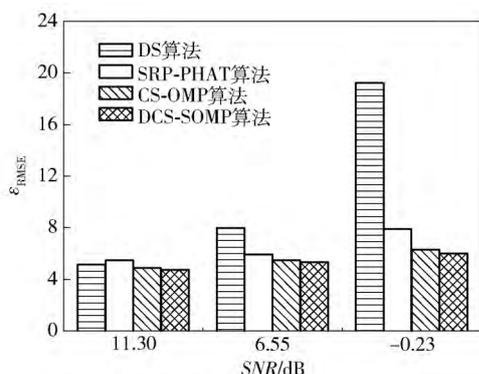
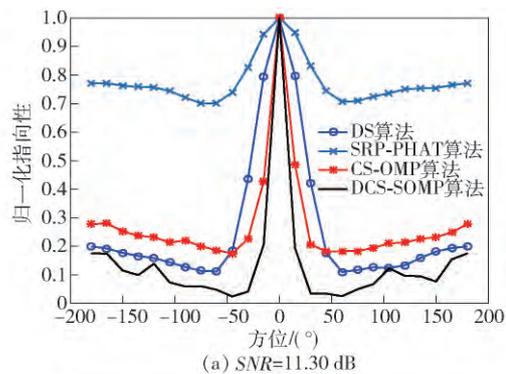


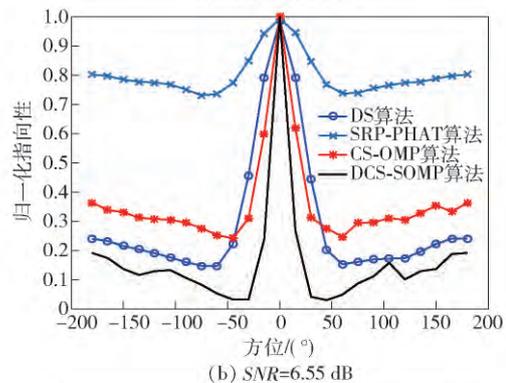
图 4 不同定位算法的 RMSE
Fig. 4 RMSEs of different algorithms

本文还对比了不同信噪比下各种算法的定位指向性,结果如图 5 所示。由图 5 可以看出:在不同信噪比下,SRP-PHAT 算法的定位指向性尖锐程度最低;随着信噪比的降低,DS 算法的定位指向性效果降低最明显,定位效果的降低也最明显。对比 DS 算法和 CS-OMP 算法可以看出,尽管在 11.3 dB 和 6.55 dB 信噪比情况下,DS 算法都具有相对较低的旁瓣能量,但是 CS-OMP 算法具有更高的指向性尖锐程度,因此具有更好的定位精度。DS 算法的指向性尖锐程度较差,定位精度也因此较差。该现象也能够解释 DS 算法的 RMSE 值要比 CS-OMP 算法的更高。

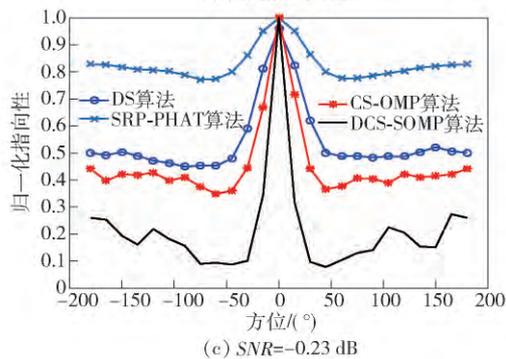
随着信噪比降低,4 种算法的旁瓣能量都有提升。对比不同信噪比下的旁瓣能量可以看出,高信噪比情况下 DS 算法、CS-OMP 算法和本文算法的旁瓣能量相差不大,但是低信噪比下,DS 算法和 CS-OMP 算法的旁瓣能量有明显提升,而本文算法的旁瓣能量增加不大,与其他两类算法的旁瓣能量差值增大,具有更好的旁瓣抑制能力。同时可以看出,在不同信噪比情况下,本文算法都具有更尖锐的指向性。由此可见,相对于其他 3 类算法,本文算法具有更强的旁瓣抑制能力和更尖锐的指向性。



(a) SNR=11.30 dB



(b) SNR=6.55 dB



(c) SNR=-0.23 dB

图 5 定位指向性结果

Fig. 5 Result of positioning directionality

4 结论

本文将 DCS 理论引入麦克风阵列的声源定位中,采用 DCS-SOMP 算法对接收信号联合稀疏重构,进而实现声源定位。结果表明:在不同信噪比和混响时间下,DCS-SOMP 算法相对于 CS-OMP 算法、DS 算法和 SRP-PHAT 算法,都具有更高的定位精度和定位指向性;同时在不同频点阈值和不同数据块个数情况下,DCS-SOMP 算法都比 CS-OMP 算法有更好的定位效果。综上所述,利用信号间的稀疏相关性进行联合稀疏重构,能够在低信噪比高混响环境下表现出更好的定位性能和鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] WAX M, KAILATH T. Optimum localization of multiple sources

- by passive arrays [J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing*, 1983, 31(5): 1210 – 1217.
- [2] BECHLER D, KROSCHEL K. Reliability criteria evaluation for TDOA estimates in a variety of real environments [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Philadelphia, PA, US: IEEE, 2005: iv/985 – iv/988 Vol. 4.
- [3] KRIM B H, VIBERG M. Two decades of array signal processing research: the parametric approach [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 4(13): 67 – 94.
- [4] SILVERMAN H F, KIRTMAN S E. A two-stage algorithm for determining talker location from linear microphone array data [J]. *Computer, Speech, and Language*, 1992, 2(6): 129 – 152.
- [5] DIBIASE J H. A high-accuracy, low-latency technique for talker localization in reverberant environments using microphone arrays [D]. Providence, RI, US: Brown University, 2000.
- [6] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory* 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [7] 李坤, 马彩文, 李艳 等. 压缩感知重构算法综述 [J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(增刊 1): 225 – 232.
LI S, MA C W, LI Y, et al. Survey on reconstruction algorithm based on compressive sensing [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(S1): 225 – 232. (in Chinese)
- [8] 宁方立, 卫金刚, 刘勇 等. 压缩感知声源定位方法研究 [J]. *机械工程学报*, 2016, 52(19): 42 – 52.
NING F L, WEI J G, LIU Y et al. Study on sound sources localization using compressive sensing [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(19): 42 – 52. (in Chinese)
- [9] 赵小燕, 周琳, 吴镇扬. 基于压缩感知的麦克风阵列声源定位算法 [J]. *东南大学学报(自然科学版)* 2015, 45(2): 203 – 207.
ZHAO X Y, ZHOU L, WU Z Y. Compressed sensing-based sound source localization algorithm for microphone array [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science)*, 2015, 45(2): 203 – 207. (in Chinese)
- [10] 曾帆, 黄惠祥, 董峰. 采用压缩感知的麦克风阵列远场声源方位估计 [J]. *兵器装备工程学报* 2018, 39(5): 134 – 138.
ZENG F, HUANG H X, TONG F. Far field compressed sensing microphone array DOA estimation [J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering* 2018, 39(5): 134 – 138. (in Chinese)
- [11] HAUPT J, NOWAK R. Signal reconstruction from noisy random projections [J]. *IEEE Transactions Information Theory*, 2006, 52(9): 4036 – 4048.
- [12] BARON D, WAKIN M B, DUARTE M F, et al. Distributed compressed sensing: TREE-0612 [R]. Houston, TX, US: Rice University, 2006.
- [13] 周跃海, 曹秀岭, 陈东升 等. 长时延扩展水声信道的联合稀疏恢复估计 [J]. *通信学报*, 2016, 37(2): 165 – 172.
ZHOU Y H, CAO X L, CHEN D S, et al. Jointing sparse recovery estimation algorithm of underwater acoustic channels with long time delay spread [J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(2): 165 – 172. (in Chinese)
- [14] ROMBERG J, TAO T. Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489 – 509.
- [15] NEEDELL D, TROPP J. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3): 301 – 321.
- [16] 章宇栋, 黄惠祥, 董峰. 面向多声源的压缩感知麦克风阵列的波达方向估计 [J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2018, 57(2): 291 – 296.
ZHANG Y D, HUANG H X, TONG F. Direction of arrival estimation of compressed sensing microphone arrays for multiple sound sources [J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2018, 57(2): 291 – 296. (in Chinese)
- [17] TROPP J, GILBERT A C. Signal recovery from partial information via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655 – 4666.
- [18] ALLEN J, BERKLEY D. Image method for efficiently simulating small-room acoustics [J]. *Journal Acoustic Society of America*, 1979, 65(4): 943 – 950.
- [19] GANGULY A, REDDY C, HAO Y, et al. Improving sound localization for hearing aid devices using smartphone assisted technology [C]// *Proceedings of IEEE International Workshop on Signal Processing Systems*. Dallas, TX, US: IEEE, 2016: 165 – 170.
- [20] 张武威. 关于室内混响时间的计算问题 [J]. *电声技术*, 2005, 29(3): 17 – 20, 27.
ZHANG W W. On the calculation of reverberation time in audition room [J]. *Audio Engineering*, 2005, 29(3): 17 – 20, 27. (in Chinese)