

# 利用块稀疏特性的压缩感知麦克风阵列声源定位

李剑汶 章宇栋 童 峰 黄惠祥

(厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 厦门, 361100)

**摘 要:** 与传统声源定位算法如相位变换加权、时延累加定位不同, 压缩感知麦克风阵列声源定位算法可将声源定位转化为稀疏重构问题从而获得较高的性能。但在实际应用环境下, 由于远场声源自身指向性、空间混响等原因, 声源方向向量往往呈现块稀疏度结构, 导致采用传统稀疏恢复算法如正交匹配追踪算法 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 等进行压缩感知定位性能下降。本文在压缩感知声源定位算法中引入块稀疏似零范数, 以压缩感知为基本框架, 采用块稀疏似零范数稀疏恢复进行声源方向向量的重构, 获取声源的方位。实验结果表明, 相较于传统声源定位算法和基于 OMP 的压缩感知声源定位算法, 本文算法具有更高的定位精度。

**关键词:** 麦克风阵列; 声源定位; 压缩感知; 块稀疏似零范数

**中图分类号:** TN912.3      **文献标志码:** A

## Microphone Array Direction of Arrival Estimation Based on Block Sparse Feature

Li Jianwen, Zhang Yudong, Tong Feng, Huang Huixiang

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

**Abstract:** Different from traditional direction of arrival (DOA) estimation algorithms such as steered response power phase transform (SRP-PHAT) algorithm and delay-and-sum (DS) algorithm, the compressed sensing (CS) microphone arrays DOA algorithm transforms the sound source localization into the reconstruction problem of sparse signal to achieve better performance. However, in practical application environment, the direction vector of the far-field sound source tends to exhibit block sparseness due to the sound source directivity, the spatial reverberation and other reasons, which leads to the performance degradation of traditional sparse recovery algorithms such as orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm. In this paper, the block approximated  $l_0$  is introduced into the microphone array CS DOA algorithm. Under the CS framework, the block approximated  $l_0$  sparse recovery is used to reconstruct the direction vector of the sound source to obtain DOA. Experimental results show that the proposed algorithm is capable of yielding higher positioning accuracy compared with traditional algorithms and traditional sparse recovery algorithm using OMP algorithm.

**Key words:** microphone array; direction of arrival(DOA); compressed sensing(CS); block approximated  $l_0$

## 引言

随着音/视频会议、语音增强和智能家居系统等领域需求的不断提升,麦克风阵列已成为语音信号研究领域的热点,而良好的声源定位技术是保证麦克风阵列具有较好工作性能的前提。传统的声源定位算法主要分为基于最大输出功率的可控波束形成的定位算法<sup>[1]</sup>、时延估计定位算法<sup>[2]</sup>和基于高分辨率谱估计的定位算法<sup>[3]</sup>三大类。

可控波束形成的定位算法对语音信号和噪声信号的频谱特性有较强的依赖性,运算量复杂,使得该算法的应用范围较小<sup>[4]</sup>;时延估计定位算法运算量较小,李芳兰等<sup>[5]</sup>用时延补偿构造可调波束形成器对声源方向进行估计,利用阵列的空间增益来提高麦克风阵列定位性能。但是,在混响及噪声较强的实际应用环境下,麦克风阵列获取精确时延值的难度较大,同时其定位精度会受到信号采样率影响<sup>[2]</sup>。基于高分辨率谱估计的定位算法主要针对窄带远场信号进行处理,然而目前大部分的语音信号主要为宽带自然语音信号,极大限制了该算法的应用范围<sup>[6]</sup>。

近年来,随着压缩感知领域的不断发展,压缩感知也逐渐被应用于麦克风阵列声源定位中。Wang等<sup>[7]</sup>针对语音信号子频带发生局部畸变的情况,利用最大相关熵准则对传统多任务贝叶斯压缩感知声源定位算法进行改进。仿真实验表明,改进后的算法与传统的多任务贝叶斯压缩感知声源定位算法相比,具有更高的定位准确率和鲁棒性。针对强混响、强噪声环境传统声源定位算法性能急剧下降的问题<sup>[8]</sup>,赵小燕等<sup>[9]</sup>提出了一种基于压缩感知的麦克风阵列声源定位算法。该算法以室内混响环境下的麦克风阵列接收信号的稀疏性建立模型,将不同位置的房间冲激响应作为特征来构建字典,通过正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法<sup>[10]</sup>重构稀疏信号,对目标声源进行定位。仿真实验表明,与基于联合控响应功率和相位变换(Steered response power phase transform, SRP-PHAT)声源定位算法<sup>[11]</sup>相比,该算法的定位准确率更高。但在实际远场环境下,由于声源指向性、混响等原因,麦克风阵列接收信号的稀疏度存在块稀疏特性,导致该算法的精度下降。

在传统压缩感知理论<sup>[12]</sup>中,稀疏信号的稀疏分布特性较为理想,但在实际麦克风阵列远场声源定位等应用场景中,由于远场声源自身的指向性不够尖锐、混响等影响因素,压缩感知麦克风阵列声源定位中声源方向向量稀疏性呈现一定的块稀疏结构。此时,采用本质上是 $l_1$ 范数优化的OMP算法或其他基于常见 $l_0, l_1$ 范数的稀疏恢复方法将由于 $l_0, l_1$ 范数本身无法很好地描述块稀疏特性,从而导致稀疏恢复性能下降。

文献<sup>[13]</sup>基于块稀疏分布规律特性<sup>[14]</sup>,提出了一种能够识别块稀疏结构的块稀疏似零范数。基于块稀疏似零范数(Block approximated  $l_0$ , BALO)的压缩感知恢复算法是通过引入块稀疏似零范数约束项,推导出复数域块稀疏似零范数恢复迭代算法,对块稀疏似零范数进行梯度下降迭代并将梯度解投影至空间解来获得稀疏估计解<sup>[14]</sup>。

本文针对麦克风阵列实际应用,在压缩感知算法的基础上,考虑到远场声源自身的指向性不够尖锐、混响等因素,引入块稀疏似零范数进行声源方向向量重构,进而获取目标声源方位。实验结果表明:该方法相比于传统的声源定位算法和基于OMP的压缩感知声源定位算法具有更高的定位精度。

## 1 算 法

### 1.1 压缩感知定位算法

对于室内远场环境,令 $M$ 元麦克风阵列的第 $m$ 个麦克风的接收信号为 $x_m(n)$ ( $m=1, 2, \dots, M$ ),则

$$x_m(n) = h_m(\mathbf{r}_s, n) * s(n) + \omega_m(n) \quad (1)$$

式中: $n$ 表示时间坐标; $h_m(\mathbf{r}_s, n)$ 表示声源位置 $\mathbf{r}_s$ 到第 $m$ 个麦克风的房间传输响应; $s(n)$ 表示声源位于 $\mathbf{r}_s$ 。

处的语音信号; $\omega_m(n)$ 表示第 $m$ 个麦克风接收到的噪声信号。麦克风信号在频域下可表示为

$$X_m(k) = H_m(\mathbf{r}_s, k)S(k) + W_m(k) \quad (2)$$

式中 $X_m(k)$ ,  $H_m(\mathbf{r}_s, k)$ ,  $S(k)$ ,  $W_m(k)$ 分别为 $x_m(n)$ ,  $h_m(\mathbf{r}_s, n)$ ,  $s(n)$ ,  $\omega_m(n)$ 的离散傅里叶变换, 可用矢量表示为

$$\begin{cases} X(k) = H(\mathbf{r}_s, k)S(k) + W(k) \\ X(k) = \{X_1(k), X_2(k), \dots, X_M(k)\}^T \\ H(\mathbf{r}_s, k) = \{H_1(\mathbf{r}_s, k), H_2(\mathbf{r}_s, k), \dots, H_M(\mathbf{r}_s, k)\}^T \\ W(k) = \{W_1(k), W_2(k), \dots, W_M(k)\}^T \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X(k)$ 为频域的麦克风接收信号矢量; $H(\mathbf{r}_s, k)$ 为声源位置 $\mathbf{r}_s$ 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 $\{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_I\}$ , 其中空间位置集个数 $I$ 远大于目标声源个数, 则冗余的房间频域响应矩阵为

$$D(k) = \{H(\mathbf{r}_1, k), H(\mathbf{r}_2, k), \dots, H(\mathbf{r}_I, k)\} \quad (4)$$

将冗余的房间频域响应矩阵 $D(k)$ 称为字典, 式(3)可改写为

$$X(k) = D(k)\bar{S}(k) + W(k) \quad (5)$$

式中 $\bar{S}(k) = \{\bar{s}_1(k), \bar{s}_2(k), \dots, \bar{s}_I(k)\}^T$ 表示字典 $D(k)$ 下扩展的频域声源信号矩阵。因为目标声源的个数远小于空间位置集的个数 $I$ , 故扩展的频域声源信号矢量 $\bar{S}(k)$ 在空间位置集下具有稀疏性, 且在单声源情况下, 矢量 $\bar{S}(k)$ 中的非零元素仅有一个。利用OMP算法可以求解 $\bar{S}(k)$ , 则 $\bar{S}(k)$ 中的非零元素所对应的空间位置即为目标声源的方向。

文献[9]通过仿真证明了理想环境下采用OMP的压缩感知方法能有效地通过麦克风阵列对单声源进行定位。但在实际环境中, 由于声源指向性不够尖锐、混响等原因, 声源方向向量可能呈块稀疏分布特性, 如图1所示。图1(a)为经典稀疏模型, 图1(b)为呈现块稀疏分布特性的稀疏模型。在实际应用场景中, 由于声源存在一定的波束宽度, 同时考虑到混响等因素, 声源方向的邻近角度也会不同程度存在语音声信号能量, 即声源方向向量在具有稀疏性的同时呈现块稀疏的分布特性。考虑到传统压缩感知声源定位算法以声源方向向量具有理想稀疏特性为前提, 块稀疏特性的存在会影响传统压缩感知定位算法的定位性能。

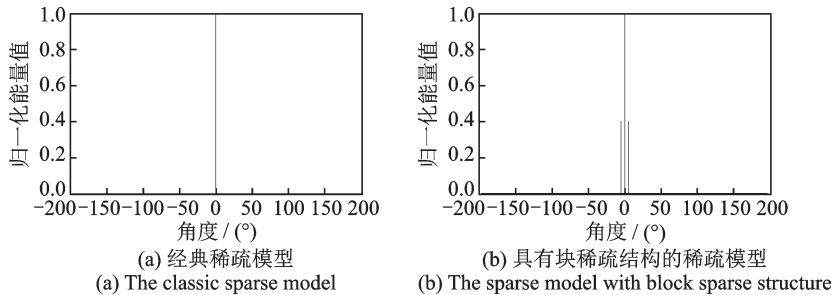


图1 稀疏模型结构示意图

Fig.1 Illustration of sparse model structure

## 1.2 块稀疏似零范数稀疏估计算法

对于源信号向量 $S$ , 其块稀疏度 $\|s\|_{2,0}$ 定义为

$$\|s\|_{2,0} = |\text{supp}(\|s[l]\|)| \quad 1 \leq l \leq L \quad (6)$$

式中: $\|s\|$ 表示对向量 $s$ 求欧式范数, $\text{supp}$ 表示对应向量的支持集, $|\text{supp}(\cdot)|$ 表示支持集的个数。式(6)表示源信号向量非零稀疏块的个数,且 $n=Ld$ ,其中 $d$ 为块长度,并假设共有 $L$ 个块。用 $s[l]$ 表示第 $l$ 个块,则

$$s = \begin{bmatrix} \underbrace{s_1 \cdots s_d}_{s^T[1]} \cdots \underbrace{s_{(l-1)d+1} \cdots s_{ld}}_{s^T[l]} \cdots \underbrace{s_{n-d+1} \cdots s_n}_{s^T[L]} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

若满足 $\|s\|_{2,0} \leq \kappa$ ,称 $S$ 为块稀疏度为 $\kappa$ 的信号。

由式(5)可得,源信号向量的块稀疏信号恢复可表示为

$$\min \|S\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|X - DS\| < \epsilon \quad (8)$$

式中 $\epsilon$ 是与噪声能量有关的非负实数。BAL0算法则首先对信道进行分块并对所分块进行块稀疏识别,最后对所选稀疏块进行抽头估计。

考虑到源信号向量的复数域情况,定义一个计算块稀疏的函数为

$$\|s\|_{2,0} \approx \tanh\left(\frac{s_{L \times 1} \otimes I_{d \times 1}}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中: $s_{L \times 1} = [\|s[1]\|, \dots, \|s[l]\|, \dots, \|s[L]\|]^T$ ;  $I_{d \times 1}$ 表示大小为 $d \times 1$ 的全1矩阵; $\otimes$ 表示求克罗内克乘积。采用两步策略解决块稀疏优化问题:首先,采用复数梯度下降法搜索最小块稀疏解;然后再将最小块稀疏解投影到最小二范数的可行集空间。采用复数梯度下降法求第 $j$ 步最小块稀疏可解得

$$\tilde{s}_{j+1} = s_j - \frac{\mu_0}{2\sigma_j^2} s_j \circ \left[ I_{n \times 1} - \tanh^2\left(\frac{s_{j,L \times 1} \otimes I_{d \times 1}}{2\sigma_j^2}\right) \right] \quad (10)$$

式中: $s_{j,L \times 1} = [\|s_j[1]\|, \dots, \|s_j[l]\|, \dots, \|s_j[L]\|]^T$ ;“ $\circ$ ”表示求阿达玛乘积; $\mu_0$ 是步长初始值,迭代中令

$\mu = \frac{\mu_0}{2\sigma_j^2}$ 为步长,并令其逐步减小; $\sigma_0 = \max(|s_0|)$ 表示稀疏恢复初始解的最大抽头绝对值。

文献[14]给出了采用梯度下降及梯度解投影混合迭代的块稀疏似零范数稀疏恢复算法。本文采用文献[14]算法进行块稀疏似零范数稀疏恢复的迭代求解。求解过程为:令 $A^+$ 表示对矩阵 $A$ 求伪逆,则有初始值

$$\begin{cases} S_0 = A^+ X \\ \sigma_0 = \max(|s_0|) \end{cases} \quad (11)$$

迭代过程为

$$\begin{cases} \tilde{s}_{j+1} = s_j - \mu s_j \circ \left[ I_{n \times 1} - \tanh^2\left(\frac{s_{j,L \times 1} \otimes I_{d \times 1}}{2\sigma_j^2}\right) \right] \\ S_{j+1} = \tilde{S}_{j+1} - A^+ (A \tilde{S}_{j+1} - X) \end{cases} \quad (12)$$

更新: $\sigma_{l+1} = \beta \sigma_l$ 。设 $\sigma_{th}$ 为终止阈值,则当 $\sigma_j < \sigma_{th}$ 时,停止迭代并输出估计结果。

## 2 实 验

### 2.1 实验设置

为了验证本文算法的有效性,在厦门大学翔安校区希平楼大厅进行了麦阵声源定位实验。大厅尺

寸为16 m×16 m×3 m,为较典型的办公、家用结构,墙壁和地面均为大理石和瓷砖并有若干玻璃门窗分布。实验采用七元麦克风均匀圆形阵列,阵列直径为15 cm。实验语音信号为测试者语音声信号。声源距离麦阵为5 m,设置声源以间隔15°分别放置在环绕1周的24个不同方向进行麦克风阵列声源定位测试。语音信号原始信噪比为11.58 dB,实验中通过叠加实录背景环境噪声构成不同信噪比的测试语音,用于评估分析不同信噪比下的各种定位算法的定位性能。

实验比较了时延累加算法(Delay-and-sum, DS)、SRP-PHAT算法、OMP压缩感知方法和本文BAL0压缩感知定位算法(下文简称BAL0算法)的性能。实验中用到的参数如表1所示。

2.2 实验结果与讨论

本文对实际采集到的信号进行指向性分析处理,结果如图2所示,可以看出,在声源实际方位的相邻角度存在的一定的能量,呈现出块稀疏特性。采用均方根误差(Root mean square error, RMSE)来评估各个算法的定位性能,其计算公式为<sup>[15]</sup>

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\theta_i - \theta_r)^2}$$

(13)

式中:θ<sub>*i*</sub>为算法得到的定位角度值,θ<sub>*r*</sub>为声源的真实角度值;N为DOA算法分辨的空间角度数。

不同信号信噪比下各种算法的DOA性能评估值RMSE如表2所示。可以看出,在不同信号信噪比下,采用BAL0算法的RMSE值最低;在信噪比为11.58 dB和5.56 dB的情况下,DS算法的RMSE值优于OMP算法,且均优于SRP-PHAT;在信噪比为2.03 dB的情况下,DS算法的RMSE值优于SRP-PHAT算法,且均优于OMP算法,可见BAL0的算法性能优于其他算法。同时,在不同信噪比下,BAL0算法的RMSE值较为稳定,说明BAL0算法对于不同信噪比情况下的定位性能具有较好的鲁棒性。

表2 不同信噪比下各种算法的DOA估计的RMSE值

Tab. 2 RMSE of DOA estimate of different algorithms at different SNRs

信噪比(SNR)/dB	RMSE/(°)			
	DS算法	SRP-PHAT算法	OMP算法	BAL0算法
11.58	1.27	4.01	3.41	0.77
5.56	1.35	4.03	3.54	0.77
2.03	1.65	4.07	5.62	1.11

实验还针对本文算法的部分参数的敏感性进行分析评估,包括使用不同语音信号频点数以及不同块搜索长度下的BAL0算法的定位性能分析。由于人说话的语音信号频率主要分布在300~3 400 Hz,对接收语音信号选用合适的频点数,可以充分利用人语音信号的频率特性,更好地对声源方向向量进行稀疏恢复。同时,不同搜索块长度会影响到算法对块稀疏多径特征的检测性能,进而影响到算法声源方向向量的稀疏恢复能力。

表1 实验参数

Tab. 1 Experimental parameters

实验变量	参数值
采样率/kHz	16
FFT长度/点	128
信号处理帧长/点	128
加窗	汉明窗

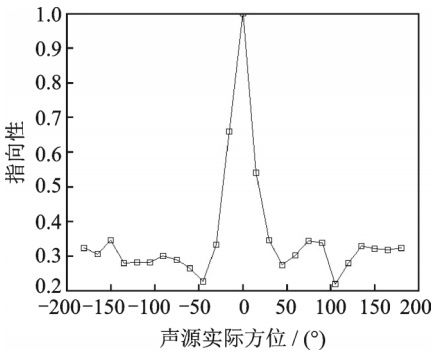


图2 指向性分析结果

Fig.2 Directivity analysis result



采用不同语音信号频点数下 BAL0 算法的 DOA 性能如表 3 所示。可以看出,当使用频点数较少时,BAL0 算法的 RMSE 值相对较高;当频点数设置为 14~16 点时,BAL0 算法的 RMSE 值有所下降;当频点数进一步增加时,BAL0 算法的 RMSE 值又明显提高。为了保证 BAL0 算法的定位性能,同时为了降低计算量,实验过程中,将 BAL0 算法的使用频点数参数设置为 14,即选取麦克风接收信号矢量  $X(k)$  中频率为 0~1.75 kHz 的语音信号部分,为测试者语音信号能量较高的频率分段。

采用不同搜索块长度下的 BAL0 算法的 DOA 性能如表 4 所示。可以看出,当 BAL0 算法在搜索块长度为 1 时,退化为 AL0 算法,其 RMSE 值相对较高;当 BAL0 算法搜索块长度设置为 3 时, RMSE 值相对较低;当 BAL0 算法进一步增加时, RMSE 又明显提高,这是由于当算法的搜索块长度设置过大时,不利于算法对块稀疏特征的检测,导致定位精度下降。为了保证 BAL0 算法的定位性能,实验过程中将 BAL0 的搜索块长度参数设置为 3。

表 3 不同频点数下 BAL0 算法的 DOA 性能  
Tab. 3 DOA performance of BAL0 algorithm at different frequency points

频点数	RMSE/(°)
8	0.83
10	0.81
12	0.78
14	0.77
16	0.77
18	3.64
20	3.64

表 4 不同搜索块长度下 BAL0 算法的 DOA 性能  
Tab. 4 DOA performance of BAL0 algorithm at different search block lengths

搜索块长度	RMSE/(°)
1	2.49
2	0.86
3	0.77
4	0.85

本文还对各种算法的计算复杂度进行比较。在算法参数设置不变的情况下,基于 WIN7 的 64 位操作系统和 MATLAB(R2008a)版本进行了算法运行时间的测试。测试硬件配置为:英特尔酷睿 i5 处理器 3.30 GHz,内存 16 GB。测试时将每种算法运行 4 次后,分别记录运行时间并求平均,得到的算法运行时间如表 5 所示。可以看出,本文 BAL0 算法的运行时间略高于 OMP 算法,这是因为 BAL0 算法中引入了块稀疏似零范数的非线性计算,使得计算量有所提高。

表 5 各种算法的运行时间  
Tab. 5 Running time of different algorithms ms

算法	DS	SRP-PHAT	OMP	BAL0
运行时间	0.905	1.051	62.632	80.103

3 结束语

由于声源方向向量具有稀疏性,压缩感知技术被引入用于麦克风阵列声源方向估计。但是在麦克风阵列远场声源定位实际应用场景中,考虑到声源具有一定的波束宽度以及存在混响等因素导致声源方向向量稀疏度呈现块稀疏分布特征的特点,引入块稀疏似零范数进行声源方向向量的压缩感知稀疏估计来改善稀疏恢复性能,提高定位性能。实验结果验证了本文方法的有效性,且本文方法在较低信噪比情况下,具有较好的鲁棒性。

参考文献:

[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]// 2005 IEEE

- International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Philadelphia, USA: IEEE, 2005: 985-988.
- [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] 李芳兰, 周跃海, 童峰, 等. 采用可调波束形成器的 GSC 麦克风阵列语音增强方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2013, 52(2): 186-189.
- Li Fanglan, Zhou Yuehai, Tong Feng, et al. Microphone array speech enhancement based on adjustable beamformer generalized sidelobe canceller[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2013, 52(2): 186-189.
- [6] Chen J C, Yao K, Hudson R E. Source localization and beamforming[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(2): 30-39.
- [7] Wang B, Zhang Y D, Wang W. Robust group compressive sensing for DOA estimation with partially distorted observations[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2016, 2016(1): 128-138.
- [8] Wan X, Wu Z. Sound source localization based on discrimination of cross-correlation functions[J]. Applied Acoustics, 2013, 74(1): 28-37.
- [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 Xiaoyan, Zhou Lin, Wu Zhenyang. Compressed sensing-based sound source localization algorithm for microphone array[J]. Journal of Southeast University (Natural Science), 2015, 45(2): 203-207.
- [10] 刘浩, 尹忠科, 王建英. 正交匹配跟踪(OMP)算法的收敛性研究[J]. 微计算机信息, 2008, 24(3): 153, 215-216.
- Liu Hao, Yin Zhongke, Wang Jianying. Convergence research of orthogonal matching pursuit algorithm[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(3): 153, 215-216.
- [11] Tan Y. Sound localization method using modified SRP-PHAT algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(7): 1223-1227.
- [12] Takigawa I, Kudo M, Toyama J. Performance analysis of minimum  $l_1$ -norm solutions for underdetermined source separation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(3): 582-591.
- [13] 伍飞云, 童峰. 块稀疏水声信道的改进压缩感知估计[J]. 声学学报, 2017, 42(1): 27-36.
- Wu Feiyun, Tong Feng. Efficient compressed sensing estimation of block sparse underwater acoustic channels[J]. Acta Acustica, 2017, 42(1): 27-36.
- [14] Eldar Y C, Kuppinger P, Bolcskei H. Compressed sensing for block-sparse signals: Uncertainty relations, coherence, and efficient recovery[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2010, 58(6): 3042-3054.
- [15] Gangnly A, Reddy C, Hao Y, et al. Improving sound localization for hearing aid devices using smartphone assisted technology[C]// 2016 IEEE International Workshop on Signal Processing Systems. Dallas, USA: IEEE, 2016: 165-170.

#### 作者简介:



**李剑汶**(1994-), 男, 硕士, 研究方向: 麦克风阵列信号处理, E-mail: 277673006@qq.com。



**章宇栋**(1993-), 男, 硕士, 研究方向: 麦克风阵列信号处理、深度学习, E-mail: 932418005@qq.com。



**童峰**(1973-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 水声信息与通信、麦克风阵列, E-mail: ftong@xmu.edu.cn。



**黄惠祥**(1993-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 阵列语音信号处理、嵌入式开发, E-mail: 497242232@qq.com。