

加权稀疏信号重构的近场源定位方法

李 双¹, 刘 骁¹, 胡顺仁¹, 何 为²

(1. 重庆理工大学电气与工程学院, 重庆 400050;

2. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所无线传感网与通信重点实验室, 上海 201800)

摘要: 针对近场源定位问题, 提出了一种使用加权 L1 范数优化进行稀疏信号重构的近场源定位方法。该定位方法分步完成目标的方位和距离估计。为了避免二维优化问题出现, 首先利用均匀线阵的对称特性, 通过菲涅尔近似, 将二维参数估计的近场定位问题转换为类远场阵列的一维参数估计问题, 接着将该一维参数估计问题转换为稀疏信号重构问题, 通过类 MUSIC 权向量的构造, 使用加权 L1 范数优化方法重构稀疏空间谱得到目标波达方向; 在得到信号波达方向之后, 再利用稀疏信号重构的思想求解信号源到阵列的距离。最后, 通过数字仿真验证了算法在估计精度和分辨率等方面的优良性能。

关键词: 波达方向估计; 距离估计; 近场源定位; 加权稀疏信号重构

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2017)-01-0075-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2017.01.014

Near-field source localization based on weighted sparse signal recovery

LI Shuang¹, LIU Xiao¹, HU Shun-ren¹, HE Wei²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China;

2. Key Laboratory of Wireless Sensor Networks and Communication, Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China)

Abstract: In this paper, a source localization method is proposed based on sparse signal recovery by utilizing a weighted L1-norm penalty. The direction-of-arrival and range are estimated by two steps. First, the source localization problem, which needs two-dimensional parameter estimation, is transformed into a one-dimensional parameter estimation problem in far-field by use of the symmetry of uniform linear array and Fresnel approximation. After that, the problem is solved by finding the sparse spatial spectrum using weighted L1-norm penalty. Then the idea of sparse signal recovery is employed again to estimate the range between the source and the array. Finally, the superior performance of the method is demonstrated by numerical simulation in terms of accuracy and resolution ability.

Key words: DOA (direction-of-arrival) estimation; range estimation; near-field source localization; sparse signal recovery using a weighted penalty

0 引言

基于传感器阵列的定位是阵列信号处理的一项重要研究内容。根据目标信号源到传感器阵列的距离远近可以将目前的定位算法分为两类: 一类是远场目标的定位, 此时目标到传感器阵列距离较远, 即满足 $r \geq 2D^2/\lambda$, 其中 r 、 D 和 λ 分别是目标到传声器阵列的距离、阵列孔径和信号波长。虽然信号在自由空间按球面形式传播, 但此时信号到达阵列

可以假定为平面波, 此刻对信号定位只需估计出目标的波达方向(Direction-of-arrival, DOA)即可。另一类是近场目标的定位, 此时目标信号源到阵列距离较近, 关系式 $r \geq 2D^2/\lambda$ 不再满足, 信号到达阵列时为球面波, 不能近似为平面, 否则会造成很大误差。对近场目标的定位需要估计出目标的 DOA 以及目标到阵列的距离。

近年来, 近场源的定位逐渐成为阵列信号处理领域中一个重要的发展方向, 广泛用于声源定位^[1]和 水 下 无 线 传 感 器 网 络^[2]等。当声源目标距离阵列中心距离很近, 远场条件不再满足的时候, 都必须以近场模型进行目标定位。立足于近场源定位, 国内外学者提出了许多方法, 主要有基于高阶累积量的算法^[3-5], 但该类算法不能用于高斯信号, 并且需要计算累积量, 导致需要较大的快拍数; 还有基于

收稿日期: 2016-04-06; 修回日期: 2016-06-15

基金项目: 重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc2015jcyjA040055); 重庆市教委科学技术研究项目(KJ1500917, KJ1500934)

作者简介: 李双(1986-), 男, 四川南充人, 博士, 讲师, 研究方向为阵列信号处理及应用。

通讯作者: 李双, E-mail: lis@cqu.edu.cn.

对称阵列的算法等^[6-8], 该类算法的阵列孔径损失较严重。

随着稀疏信号重构在远场 DOA 估计中的成功运用^[9], 以及该类算法在抗噪声能力、快拍数、分辨率等方面展现出的优异性能, 使得越来越多的学者在近场定位方面也展开了基于稀疏信号重构的研究。Wang 等人^[10]提出了基于累积量稀疏表示的混合源定位算法。Tian 等人^[11]基于近场与远场的混合源, 提出 MUSIC 与稀疏表示的联合算法, 具有更好的估计性能。梁国龙等人^[12]构造虚拟远场阵列接收信号的协方差矩阵, 将近场条件波达方向和距离的二维参数估计问题转换成两个一维稀疏信号的恢复问题。Hu 等人^[13]通过接收信号协方差矩阵的反对角元素稀疏表示分步实现了 DOA 和距离的稀疏估计, 该方法与文献[12]的方法类似, 但具有更低的计算复杂度, 同时, 同样阵元数条件下可以检测的信号源数更多。

本文基于文献[13]中距离和 DOA 参数的分离方法的思想, 采用加权 L1 范数进行信号复原, 提出了一种基于加权稀疏信号重构的近场源定位算法。首先利用阵列的对称特性, 分离传播时延中距离和 DOA 两个参数, 将距离和 DOA 联合二维估计的近场源定位问题转换为虚拟的远场 DOA 估计问题, 利用加权 L1 范数进行稀疏信号重构, 得到目标的 DOA 估计; 在得到目标 DOA 估计后, 再利用基于 L1 范数的奇异值分解(L1-SVD)方法^[14]得到距离估计, 从而分步完成近场目标的距离和 DOA 的联合估计。

1 信号模型

考虑由 $P=2g+1$ 个接收阵元构成的一水平均匀线性阵列, 阵元间距为 d , 如图 1 所示。假设中心阵元为参考阵元, r_k 是第 k 个信号源到参考阵元的距离; $s_k(t)$ 代表第 k 个信号源, $n_p(t)$ 为第 p 个阵元接收到的空间噪声, λ 为波长, T 为接收信号的快拍数。有 K 个互不相关的近场窄带信号入射到这一线性阵列上, 则第 p 个阵元所接收到的信号可表示为^[13]:

$$y_p(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} (r_{p,k} - r_k)) + n_p(t), \quad -g \leq p \leq g, t=1, 2, \dots, T \quad (1)$$

其中, $r_{p,k}$ 代表着第 k 个信号源到第 p 个阵元之间的距离。

$$r_{p,k} = \sqrt{r_k^2 + p^2 d^2 - 2pd r_k \sin \theta_k} \quad (2)$$

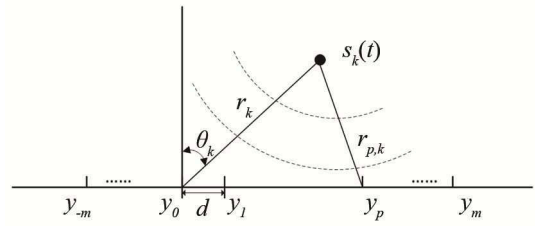


图1 阵列几何结构
Fig.1 Array geometry

把式(2)用二阶泰勒级数展开, 即得到所谓的菲涅尔近似^[4]:

$$r_{p,k} \approx r_k - pd \sin \theta_k + p^2 d^2 \frac{\cos^2 \theta_k}{2r_k} \quad (3)$$

由于时延 $\tau_{p,k}$ 可表示为 $\tau_{p,k} = \frac{2\pi}{\lambda} (r_{p,k} - r_k)$, 则:

$$\tau_{p,k} \approx -p \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k + p^2 \frac{\pi^2 d^2}{\lambda r_k} \cos^2 \theta_k = p\omega_k + p^2 \phi_k \quad (4)$$

其中, $\omega_k = -\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k$, $\phi_k = \frac{\pi^2 d^2}{\lambda r_k} \cos^2 \theta_k$, 可以将式(1)简化为:

$$y_p(t) \approx \sum_{k=1}^K s_k(t) \exp(j(p\omega_k + p^2 \phi_k)) + n_p(t), \quad -g \leq p \leq g \quad (5)$$

叠加阵列所有接收信号为一个向量 $\mathbf{y}(t) = [y_{-g}(t), \dots, y_0(t), \dots, y_g(t)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$, 则接收到的信号可表示为:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r})\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r}) = [\mathbf{a}(\theta_1, r_1), \mathbf{a}(\theta_2, r_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K, r_K)] \in \mathbb{C}^{P \times K}$ 为阵列流型矩阵, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_K(t)]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 为近场信号源向量, $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_K(t)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为接收噪声向量, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K)^T$ 和 $\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_K)^T$ 分别表示目标波达方向和目标到阵列的距离。

近场信号定位问题可以归纳为: 根据接收信号 $\mathbf{y}(t)$, 估计出信号到阵列的距离 \mathbf{r} 和波达方向 $\boldsymbol{\theta}$ 。

为使得推导方便, 作如下假设:

- (1) 阵列接收信号之间相互独立, 并且每个信号的方位角都不一致;
- (2) 信号与噪声之间相互独立;
- (3) 噪声之间相互独立, 并且为高斯白噪声。

2 DOA 和距离参数分离

根据假设条件, 第 m 与第 n 个阵元间的协方差可以表示为^[13]:

$$r_y(m, n) = E\{y_m(t)y_n^H(t)\} = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(m-n)\omega_k + j(m^2-n^2)\phi_k) + \sigma_n^2 \delta(m, n) \quad (7)$$

其中, σ_k^2 表示第 k 个信源的方差, σ_n^2 表示噪声的方差。当 $n=-m$ 时, 可将式(7)重新写作:

$$r_y(m, -m) = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(2m)\omega_k) + \sigma_n^2 \delta(m, -m) \quad (8)$$

由此, 可以利用对称阵列的互相关性, 把最初的 DOA 和距离的二维估计转化为一维的 DOA 估计, 建立起一个虚拟远场源的场景:

$$r_y = \mathbf{A}_\omega(\omega) \mathbf{r}_s + \sigma_\omega^2 \mathbf{e} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{r}_y = [r_y(-g, g), \dots, r_y(0, 0), \dots, r_y(g, -g)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$, 可以看作是虚拟的远场阵列观测信号向量; $\mathbf{r}_s = [\sigma_{s,1}^2, \dots, \sigma_{s,K}^2]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, 可以看作是虚拟远场阵列的信号源向量; $\mathbf{e} = [\mathbf{0}_g^T, 1, \mathbf{0}_g^T]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为虚拟远场阵列接收信号的噪声向量, 其中 $\mathbf{0}_g$ 为元素全 0 的 g 维向量; $\mathbf{A}_\omega(\omega) = [\mathbf{a}_\omega(\omega_1), \mathbf{a}_\omega(\omega_2), \dots, \mathbf{a}_\omega(\omega_K)] \in \mathbb{C}^{P \times K}$ 为阵列流型矩阵, 其中 $\mathbf{a}_\omega(\omega_k) = [\exp(-j2m\omega_k), \exp(-j2(m-1)\omega_k), \dots, \exp(j2m\omega_k)]^T$ 为导向矢量。

3 DOA 估计

3.1 类 MUSIC 方法^[15]

为了保持本文的完整性, 下面首先介绍文献[15]的类 MUSIC 方法, 该方法所得到的空间谱亦被作为本文所提出的方法权向量。由于一个线性阵列接收信号的协方差矩阵为 toeplitz 矩阵, 因此由式(8)构造一个虚拟远场阵列的协方差矩阵 \mathbf{R} , 表达式如下:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_y(0, 0) & r_y(-1, 1) & r_y(-2, 2) & \cdots & r_y(-m, m) \\ r_y(1, -1) & r_y(0, 0) & r_y(-1, 1) & \cdots & r_y(1-m, m-1) \\ r_y(2, -2) & r_y(1, -1) & r_y(0, 0) & \cdots & r_y(2-m, m-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_y(m-1, 1-m) & r_y(m-2, 2-m) & & & \\ r_y(m, -m) & r_y(m-1, 1-m) & r_y(m-2, 2-m) & \cdots & r_y(0, 0) \end{bmatrix} \quad (10)$$

对矩阵 \mathbf{R} 进行特征值分解, 有

$$\mathbf{R} = \mathbf{V}_s \boldsymbol{\Sigma}_s \mathbf{V}_s^H + \mathbf{V}_n \boldsymbol{\Sigma}_n \mathbf{V}_n^H \quad (11)$$

式(11)中: $\boldsymbol{\Sigma}_s$ 为主特征值矩阵; $\boldsymbol{\Sigma}_n$ 为小特征值矩阵; \mathbf{V}_s 与 \mathbf{V}_n 分别为信号子空间与噪声子空间。根据 MUSIC 算法可知, 噪声子空间跟阵列流型矩阵构成了空间正交, 故可定义类 MUSIC 空间谱估计为

$$P_{\text{music}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}_\omega^H(\theta) \mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^H \mathbf{a}_\omega(\theta)} \quad (12)$$

对式(12)的类 MUSIC 空间谱进行谱峰搜索, 可以得到信号源的 DOA 估计。本文以式(12)的空间谱的倒数作为权向量进行加权范数的稀疏信号重构, 完成 DOA 估计, 以提高 DOA 估计算法的性能。

3.2 加权范数恢复方法

将所有感兴趣的角度划分为网格空间 Π , $\Pi = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{N_\theta}\}$, 可能的信号源数目 N_θ 应该远远大于阵元数目 P 和信号源数目 K , 定义过完备空间 $\tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\omega}) = [\mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_1), \mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_2), \dots, \mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_{N_\theta})]$, 其中 $\tilde{\omega}_n = -\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \tilde{\theta}_n$ 。定义 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_\theta}]^T$, 如果恰好第 k 个信号源的方位角等于 θ_k , 则 $x_k = \sigma_k^2$, 否则 $x_k = 0$, 则式(9)可以进而写为

$$r_y = \tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\theta}) \mathbf{x} + \sigma_\omega^2 \mathbf{e} \quad (13)$$

定义权向量:

$$\mathbf{w} = \frac{1}{P_{\text{music}}} \quad (14)$$

以类 MUSIC 空间谱函数作为权向量对式(13)进行加权 L1 范数的稀疏信号重构, 即:

$$\min \|\mathbf{w}\mathbf{x}\|, \text{ subject to } \|\mathbf{r}_y - \tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\theta})\mathbf{x}\|_2 < \beta \quad (15)$$

式中, β 为正则化参数, 其取值直接影响峰谱效果, 在后续的仿真中采用交叉验证的方式获得。通过凸优化工具箱 (Disciplined Convex Programming, CVX)^[16] 可以得到式(15)的稀疏解 \mathbf{x} , 即为稀疏空间谱, 搜索峰值便可得到 DOA 估计。

4 近场源距离估计

通过前文已经得到了 DOA 估计, 估计值为 $\hat{\theta}_k (k=1, 2, \dots, K)$ 。继而可以基于新的采样格点 $(\hat{\theta}, \mathbf{r})$ 形成过完备基 $\tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \in \mathbb{C}^{P \times K N_r}$, 其中 N_r 为感兴趣的距离栅格点总数。由式(6)并将接收信号写成矩阵的稀疏表达形式:

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{K N_r \times T}$ 是待求解的稀疏矩阵。

为了解决上述模型中距离估计的问题, 这里借用 L1-SVD 算法^[14]。对 \mathbf{Y} 进行奇异值分解, $\mathbf{Y} = \mathbf{U} \mathbf{L} \mathbf{V}^H$, 保留其中包含大部分信息的 $P \times K$ 维的矩阵 \mathbf{Y}_{SV} , $\mathbf{Y}_{SV} = \mathbf{U} \mathbf{L} \mathbf{D}_K = \mathbf{Y} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, 其中 $\mathbf{D}_K = [\mathbf{I}_K \mathbf{0}]^T$, \mathbf{I}_K 是 $K \times K$ 维的单位矩阵, $\mathbf{0}$ 是 $K \times (T-K)$ 的零矩阵。设 $\mathbf{S}_{SV} = \mathbf{S} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, $\mathbf{N}_{SV} = \mathbf{N} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, 可以得到

$$\mathbf{Y}_{SV} = \tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \mathbf{S}_{SV} + \mathbf{N}_{SV} \quad (17)$$

写成单列的形式为

$$\mathbf{y}^{SV}(k) = \tilde{\mathbf{A}}^{SV}(k) \mathbf{s}^{SV}(k) + \mathbf{n}^{SV}(k), k=1, 2, \dots, K \quad (18)$$

运用奇异值分解的方法, 将向量的个数由 T 个

减少为 K 个, 降低了计算量。 \mathbf{S}_{SV} 中在空间维度上由 i 索引, 定义 $\tilde{s}_i^{(2)} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (s_i^{SV}(k))^2}$, 通过最小化如下的目标函数得到近场源距离估计:

$$\hat{\mathbf{s}}^{(2)} = \min_{\tilde{\mathbf{s}}^{(2)}} \|\mathbf{Y}_{SV} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{SV}\|_F^2 + \eta \|\tilde{\mathbf{s}}^{(2)}\|_1 \quad (19)$$

其中, $\tilde{\mathbf{s}}^{(2)} = [\tilde{s}_1^{(2)}, \tilde{s}_2^{(2)}, \dots, \tilde{s}_{K_{N_r}}^{(2)}]$, η 为正则化参数。式(19)通过 CVX 工具箱^[16]优化得到。

综上, 本文定位算法分为如下步骤:

(1) 获得阵列的采样数据矩阵 $\mathbf{y}(t)$, $1 \leq t \leq T$, 求解所有协方差系数 $r_y(m, -m)$, $-g \leq m \leq g$;

(2) 根据式(10)构造协方差矩阵 \mathbf{R} , 对矩阵 \mathbf{R} 进行特征值分解, 得到噪声子空间 \mathbf{V}_n 后求解式(12), 得到类 MUSIC 算法的空间谱 P_{music} , 并将其倒数为权向量 \mathbf{w} ;

(3) 构造过完备基矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}_o(\tilde{\omega})$, 通过 CVX 工具箱^[16]求解式(15), 得到 DOA 估计的稀疏空间谱, 进行峰值搜索即得信号源的波达方向 $\boldsymbol{\theta}$ 。

(4) 构造过完备基矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \tilde{\mathbf{r}})$, 利用 CVX 工具箱^[16]求解式(19), 得到信号的距离估计 \mathbf{r} 。

5 仿真与对比

本文贡献主要在于基于文献[13]对稀疏信号重构的近场 DOA 估计方法进行了改进, 距离估计方法跟文献[13]方法一致。故在以下仿真实验中, 将从 DOA 估计的精度和分辨率等方面和文献[13]中的近场 DOA 估计方法进行对比。本文图示中, L1 和加权 L1 分别指代文献[13]的方法及本文提出的方法。假设接收阵列为阵元数目 $P=15$ 的均匀线阵, 阵元间距 $d=\lambda/4$, 则可以得到菲涅尔近似区域约为 $(4\lambda, 28\lambda)$ 。噪声假设为高斯白噪声。

5.1 空间谱和距离谱比较

首先, 考虑两个不相关的信号源入射至均匀线阵, 其角度与距离分别为 $(7.5^\circ, 11\lambda)$ 及 $(18.3^\circ, 16\lambda)$ 。设置快拍数 $T=200$, 信噪比为 $SNR=10$ dB, 得到近场源角度空间谱图与距离空间谱图分别如图 2 及图 3 所示, 可以看出本文提出的基于加权稀疏信号重构的定位方法的谱峰比文献[13]中的方法尖锐, 同时两种方法都能准确估计出信号的距离。

5.2 估计误差

下面对上述两种方法的 DOA 估计误差进行比较。DOA 估计的均方误差定义如下:

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{KN_{mc}} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_{mc}} (\hat{\theta}_{i,k} - \theta_k)^2} \quad (20)$$

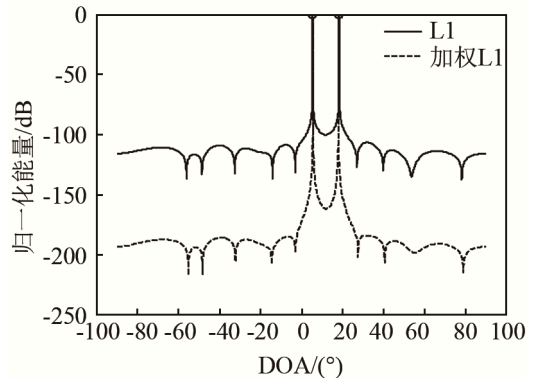


图2 L1和加权L1的DOA谱比较
Fig.2 Comparison of DOA spectrums for L1 and weighted L1

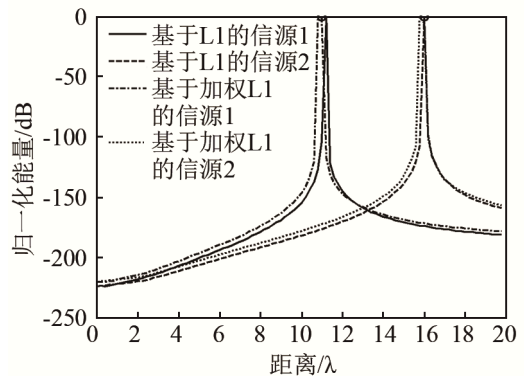


图3 不同信号源的距离谱图比较
Fig.3 Comparison of range spectrums for different signal sources

其中, N_{mc} 为蒙特卡洛试验次数, $\hat{\theta}_{i,k}$ 表示第 i 次试验中对第 k 个信源的估计值, θ_k 为第 k 个信源的真实值。为了比较的公平性, 设置两个信源为空间角度相差较大的两个信源, 位置分别为 $(-18.3^\circ, 17\lambda)$ 和 $(7.5^\circ, 11\lambda)$, 设置快拍数 $T=200$, 通过 200 次蒙特卡洛试验得到两种算法的 DOA 估计均方误差随信噪比变化的关系如图 4 所示。从图 4 可以看出, 本文提出的方法的均方误差明显小于文献[13]的方法。设置信噪比 $SNR=10$ dB, 保持其它参数不变, 得到上述两种方法随快拍数变化的关系如图 5 所示。同样, 明显可以看出, 在不同的快拍数条件下, 本文提出的方法估计误差更小。

5.3 分辨率

分辨率反映了算法对空间两个相隔较近的信号分辨能力, 其定义如下: 如果第 i 次试验估计结果满足如下条件:

$$\max\{|\hat{\theta}_{i,1} - \theta_1|, |\hat{\theta}_{i,2} - \theta_2|\} \leq |\theta_1 - \theta_2|/2$$

其中, $\hat{\theta}_{i,1}$ 和 $\hat{\theta}_{i,2}$ 分别为第 i 次试验中第一个和第二个信号源的估计值, 则认为第 i 次试验中两个信源成功分辨。

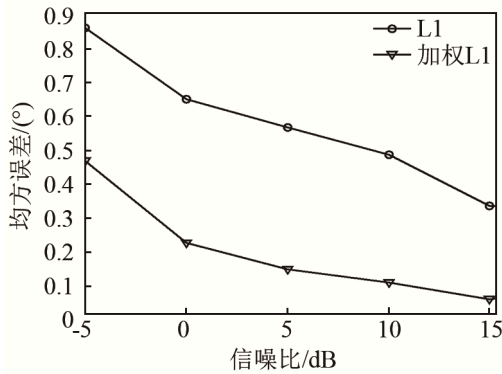


图 4 均方误差随信噪比变化的关系图
Fig.4 RMSE versus SNR

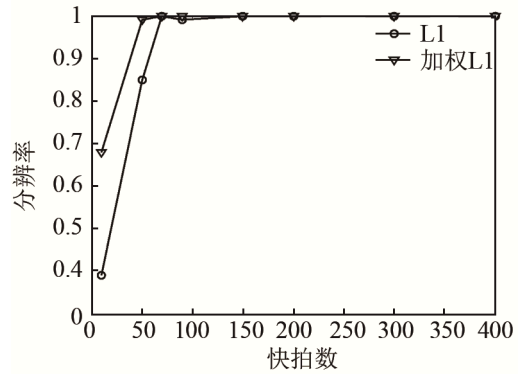


图 7 分辨率与快拍数关系图
Fig.7 Resolution ability versus the number of snapshots

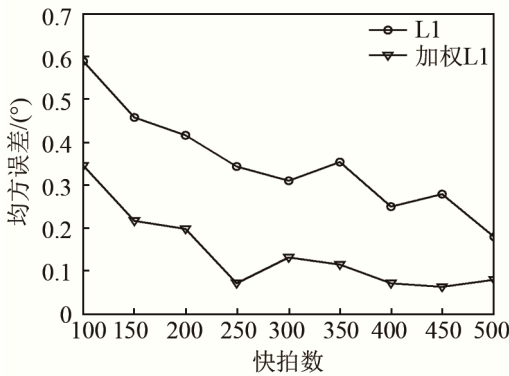


图 5 均方误差随快拍数变化的关系图
Fig.5 RMSE versus the number of snapshots

为了测试两种方法的空间分辨率，考虑两个方位相隔较近的信源，将两个信源的预设置为 $(-3^\circ, 11\lambda)$ 与 $(3^\circ, 17\lambda)$ ，其他仿真条件不变，进行 200 次蒙特卡洛实验，得出分辨率随信噪比变化的关系图如图 6 所示。从图 6 可以看出，两种方法分辨率都随信噪比的提高而提高，并且本文提出的加权算法优于非加权算法。假定信噪比 $SNR=10\text{ dB}$ ，其他参数不变，得到两种方法分辨率和快拍数的关系如图 7 所示，可以看出，本文提出的方法具有更高的分辨率。

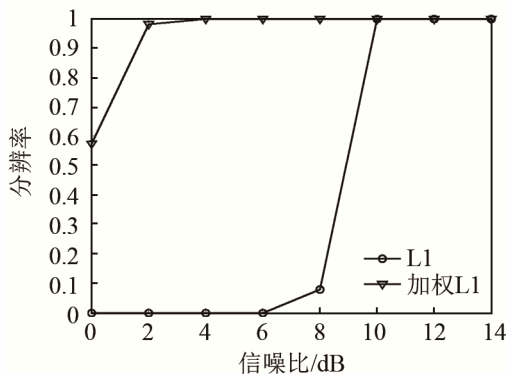


图 6 分辨率与信噪比关系图
Fig.6 Resolution ability versus SNR

6 结论

本文提出了基于加权稀疏信号重构的近场源定位算法。通过构造类远场的协方差矩阵，运用类 MUSIC 算法估计出的角度谱作为权向量，基于加权范数进行稀疏信号恢复实现 DOA 估计；再利用所得角度，运用 L1-SVD 算法估计近场源距离。本文提出的方法只需要计算二阶统计量，不需要额外的参数配对，和同类算法相比，本文所提出的方法具有更低的估计误差和更高的分辨概率。由于正则化参数的选取对算法结果影响较大，今后拟对正则化参数如何选择进行研究和探讨。

参 考 文 献

- [1] 王伟, 倪明, 许将明, 等. 室内五元十字阵被动声定位[J]. 声学技术, 2011, 30(1): 102-106.
WANG Wei, NI Ming, XU Jiangming, et al. Passive localization of indoor acoustic target by five-element cross array[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(1): 102-106.
- [2] 王静, 陈建峰, 张立杰, 等. 水下无线传感器网络[J]. 声学技术, 2009, 28(1), 89-95.
WANG Jing, CHEN Janfeng, ZHANG Lijie, et al. Underwater sensor networks[J]. Technical Acoustics, 2009, 28(1): 89-95.
- [3] LIANG Junli, LIU Ding. Passive localization of near-field sources using cumulant[J]. IEEE Sensors Journal, 2009, 9(8): 953-960.
- [4] LIANG Junli, LIU Ding. Passive localization of mixed near-field and far-field sources using two-stage MUSIC algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(1): 108-120.
- [5] WU Yuntao, MA Lin, HOU Chaohuan, et al., Subspace-based method for joint range and DOA estimation of multiple near-field sources[J]. Signal Processing, 2006, 86(8): 2129-2133.
- [6] 刘亮, 陶建武, 黄家才. 基于稀疏对称阵列的近场源定位[J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1307-1312.
LIU Liang, TAO Jianwu, HUANG Jiakai. Near-Field source localization based on sparse symmetric array[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 37(6): 1307-1312.
- [7] ZHAO Yinghui, Dinstel Amanda, Azimi-Sadjadi Mahmood R, et al. Localization of near-field sources in sonar data using the sparse representation framework[C]//Waikoloa, HI: IEEE OCEANS 2011 MTS, 2011, 1-6.

- [8] XIE Jian, TAO Haihong, RAO Xuan, et al. Comments on "Near-Field Source Localization via Symmetric Subarrays"[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 5(22): 643-644.
- [9] HU Nan, YE Zhongfu, XU Xu, et al. DOA estimation for sparse array via sparse signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(2): 760-773.
- [10] WANG Bo, LIU Juanjuan, SUN Xiaoying. Mixed sources localization based on sparse signal reconstruction[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(8): 487-490.
- [11] TIAN Ye, SUN Xiaoying. Passive localization of mixed sources jointly using music and sparse signal reconstruction[J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(6): 534-539.
- [12] 梁国龙, 韩博, 林旺生, 等. 基于稀疏信号重构的近场源定位[J]. 电子学报, 2014, 42(6): 1041-1046.
LIANG Guolong, HAN Bo, LIN Wangsheng, et al. Near-field sources localization based on sparse signal reconstruction[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 42(6): 1041-1046.
- [13] Hu Keke, Chepuri Sundeep Prabhakar, Leus Geert. Near-field source localization using sparse recovery techniques[C]// Bangalore: IEEE 2014 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), IEEE, 2014, 1-5.
- [14] Malioutov D, Çetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 3010-3022.
- [15] 刘鸿博, 陈福深. 一种近场无源定位方法[C]//长沙: 2007年光电探测与制导技术的发展与应用研讨会, 2007: 610-613.
LIU Hongbo, CHEN Fushen. A source localization method in the near-field[C]//Changsha: Symposium on the Development and Application of the Technology of Photoelectric Detection and Guidance, 2007: 610-613.
- [16] Grant Michael, Boyd Stephen, YE Yinyu. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[EB/OL]. 2008 [2016-06-23] <http://cvxr.com/cvx/>.

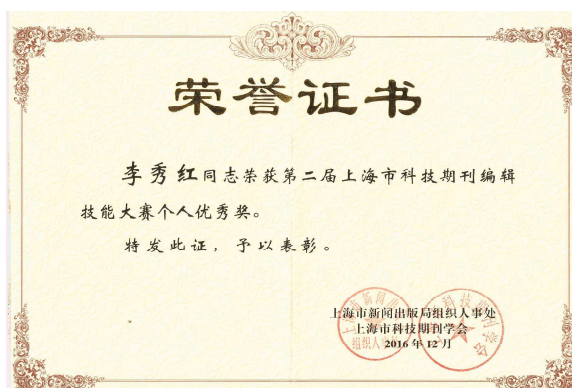
李秀红同志获第二届上海市科技期刊编辑技能大赛优秀奖

为了进一步提高上海市科技期刊的整体办刊能力和学术水平,培养和发现人才,在上海市新闻出版局的指导下,上海市科技期刊学会于2016年9月24日成功举办了第2届“上海市科技期刊编辑技能大赛”,并于2017年1月6日进行了颁奖。本次大赛旨在引导编辑提高对编校质量重要性的认识,增强编辑的责任感和业务能力,从而提升上海市科技期刊整体的编校水平。

李秀红同志代表《声学技术》编辑部参加了本次大赛,并且取得了编辑大赛个人优秀奖第7名的好成绩。《声学技术》编辑部一贯重视对编辑人员编辑素养的培养,积极组织参加编辑培训,今后仍将继续努力,进一步提高编校质量。



第二届上海市科技期刊编辑技能大赛个人奖颁奖



获奖证书

《声学技术》编辑部

加权稀疏信号重构的近场源定位方法

李 双¹, 刘 骁¹, 胡顺仁¹, 何 为²

(1. 重庆理工大学电气与工程学院, 重庆 400050;

2. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所无线传感网与通信重点实验室, 上海 201800)

摘要: 针对近场源定位问题, 提出了一种使用加权 L1 范数优化进行稀疏信号重构的近场源定位方法。该定位方法分步完成目标的方位和距离估计。为了避免二维优化问题出现, 首先利用均匀线阵的对称特性, 通过菲涅尔近似, 将二维参数估计的近场定位问题转换为类远场阵列的一维参数估计问题, 接着将该一维参数估计问题转换为稀疏信号重构问题, 通过类 MUSIC 权向量的构造, 使用加权 L1 范数优化方法重构稀疏空间谱得到目标波达方向; 在得到信号波达方向之后, 再利用稀疏信号重构的思想求解信号源到阵列的距离。最后, 通过数字仿真验证了算法在估计精度和分辨率等方面的优良性能。

关键词: 波达方向估计; 距离估计; 近场源定位; 加权稀疏信号重构

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2017)-01-0075-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2017.01.014

Near-field source localization based on weighted sparse signal recovery

LI Shuang¹, LIU Xiao¹, HU Shun-ren¹, HE Wei²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China;

2. Key Laboratory of Wireless Sensor Networks and Communication, Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China)

Abstract: In this paper, a source localization method is proposed based on sparse signal recovery by utilizing a weighted L1-norm penalty. The direction-of-arrival and range are estimated by two steps. First, the source localization problem, which needs two-dimensional parameter estimation, is transformed into a one-dimensional parameter estimation problem in far-field by use of the symmetry of uniform linear array and Fresnel approximation. After that, the problem is solved by finding the sparse spatial spectrum using weighted L1-norm penalty. Then the idea of sparse signal recovery is employed again to estimate the range between the source and the array. Finally, the superior performance of the method is demonstrated by numerical simulation in terms of accuracy and resolution ability.

Key words: DOA (direction-of-arrival) estimation; range estimation; near-field source localization; sparse signal recovery using a weighted penalty

0 引言

基于传感器阵列的定位是阵列信号处理的一项重要研究内容。根据目标信号源到传感器阵列的距离远近可以将目前的定位算法分为两类: 一类是远场目标的定位, 此时目标到传感器阵列距离较远, 即满足 $r \geq 2D^2/\lambda$, 其中 r 、 D 和 λ 分别是目标到传声器阵列的距离、阵列孔径和信号波长。虽然信号在自由空间按球面形式传播, 但此时信号到达阵列

可以假定为平面波, 此刻对信号定位只需估计出目标的波达方向(Direction-of-arrival, DOA)即可。另一类是近场目标的定位, 此时目标信号源到阵列距离较近, 关系式 $r \geq 2D^2/\lambda$ 不再满足, 信号到达阵列时为球面波, 不能近似为平面, 否则会造成很大误差。对近场目标的定位需要估计出目标的 DOA 以及目标到阵列的距离。

近年来, 近场源的定位逐渐成为阵列信号处理领域中一个重要的发展方向, 广泛用于声源定位^[1]和 水 下 无 线 传 感 器 网 络^[2]等。当声源目标距离阵列中心距离很近, 远场条件不再满足的时候, 都必须以近场模型进行目标定位。立足于近场源定位, 国内外学者提出了许多方法, 主要有基于高阶累积量的算法^[3-5], 但该类算法不能用于高斯信号, 并且需要计算累积量, 导致需要较大的快拍数; 还有基于

收稿日期: 2016-04-06; 修回日期: 2016-06-15

基金项目: 重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc2015jcyjA040055); 重庆市教委科学技术研究项目(KJ1500917, KJ1500934)

作者简介: 李双(1986-), 男, 四川南充人, 博士, 讲师, 研究方向为阵列信号处理及应用。

通讯作者: 李双, E-mail: lis@cqu.edu.cn.

对称阵列的算法等^[6-8], 该类算法的阵列孔径损失较严重。

随着稀疏信号重构在远场 DOA 估计中的成功运用^[9], 以及该类算法在抗噪声能力、快拍数、分辨率等方面展现出的优异性能, 使得越来越多的学者在近场定位方面也展开了基于稀疏信号重构的研究。Wang 等人^[10]提出了基于累积量稀疏表示的混合源定位算法。Tian 等人^[11]基于近场与远场的混合源, 提出 MUSIC 与稀疏表示的联合算法, 具有更好的估计性能。梁国龙等人^[12]构造虚拟远场阵列接收信号的协方差矩阵, 将近场条件波达方向和距离的二维参数估计问题转换成两个一维稀疏信号的恢复问题。Hu 等人^[13]通过接收信号协方差矩阵的反对角元素稀疏表示分步实现了 DOA 和距离的稀疏估计, 该方法与文献[12]的方法类似, 但具有更低的计算复杂度, 同时, 同样阵元数条件下可以检测的信号源数更多。

本文基于文献[13]中距离和 DOA 参数的分离方法的思想, 采用加权 L1 范数进行信号复原, 提出了一种基于加权稀疏信号重构的近场源定位算法。首先利用阵列的对称特性, 分离传播时延中距离和 DOA 两个参数, 将距离和 DOA 联合二维估计的近场源定位问题转换为虚拟的远场 DOA 估计问题, 利用加权 L1 范数进行稀疏信号重构, 得到目标的 DOA 估计; 在得到目标 DOA 估计后, 再利用基于 L1 范数的奇异值分解(L1-SVD)方法^[14]得到距离估计, 从而分步完成近场目标的距离和 DOA 的联合估计。

1 信号模型

考虑由 $P=2g+1$ 个接收阵元构成的一水平均匀线性阵列, 阵元间距为 d , 如图 1 所示。假设中心阵元为参考阵元, r_k 是第 k 个信号源到参考阵元的距离; $s_k(t)$ 代表第 k 个信号源, $n_p(t)$ 为第 p 个阵元接收到的空间噪声, λ 为波长, T 为接收信号的快拍数。有 K 个互不相关的近场窄带信号入射到这一线性阵列上, 则第 p 个阵元所接收到的信号可表示为^[13]:

$$y_p(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} (r_{p,k} - r_k)) + n_p(t), \quad -g \leq p \leq g, t=1, 2, \dots, T \quad (1)$$

其中, $r_{p,k}$ 代表着第 k 个信号源到第 p 个阵元之间的距离。

$$r_{p,k} = \sqrt{r_k^2 + p^2 d^2 - 2pd r_k \sin \theta_k} \quad (2)$$

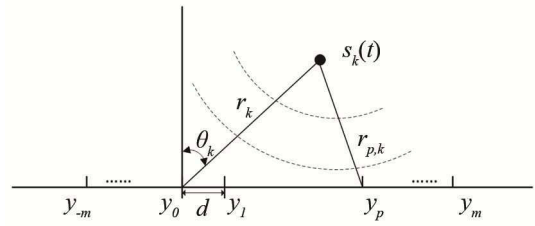


图 1 阵列几何结构
Fig.1 Array geometry

把式(2)用二阶泰勒级数展开, 即得到所谓的菲涅尔近似^[4]:

$$r_{p,k} \approx r_k - pd \sin \theta_k + p^2 d^2 \frac{\cos^2 \theta_k}{2r_k} \quad (3)$$

由于时延 $\tau_{p,k}$ 可表示为 $\tau_{p,k} = \frac{2\pi}{\lambda} (r_{p,k} - r_k)$, 则:

$$\tau_{p,k} \approx -p \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k + p^2 \frac{\pi^2 d^2}{\lambda r_k} \cos^2 \theta_k = p\omega_k + p^2 \phi_k \quad (4)$$

其中, $\omega_k = -\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k$, $\phi_k = \frac{\pi^2 d^2}{\lambda r_k} \cos^2 \theta_k$, 可以将式(1)简化为:

$$y_p(t) \approx \sum_{k=1}^K s_k(t) \exp(j(p\omega_k + p^2 \phi_k)) + n_p(t), \quad -g \leq p \leq g \quad (5)$$

叠加阵列所有接收信号为一个向量 $\mathbf{y}(t) = [y_{-g}(t), \dots, y_0(t), \dots, y_g(t)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$, 则接收到的信号可表示为:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r})\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r}) = [\mathbf{a}(\theta_1, r_1), \mathbf{a}(\theta_2, r_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K, r_K)] \in \mathbb{C}^{P \times K}$ 为阵列流型矩阵, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_K(t)]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 为近场信号源向量, $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_K(t)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为接收噪声向量, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K)^T$ 和 $\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_K)^T$ 分别表示目标波达方向和目标到阵列的距离。

近场信号定位问题可以归纳为: 根据接收信号 $\mathbf{y}(t)$, 估计出信号到阵列的距离 \mathbf{r} 和波达方向 $\boldsymbol{\theta}$ 。

为使得推导方便, 作如下假设:

- (1) 阵列接收信号之间相互独立, 并且每个信号的方位角都不一致;
- (2) 信号与噪声之间相互独立;
- (3) 噪声之间相互独立, 并且为高斯白噪声。

2 DOA 和距离参数分离

根据假设条件, 第 m 与第 n 个阵元间的协方差可以表示为^[13]:

$$r_y(m, n) = E\{y_m(t)y_n^H(t)\} = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(m-n)\omega_k + j(m^2-n^2)\phi_k) + \sigma_n^2 \delta(m, n) \quad (7)$$

其中, σ_k^2 表示第 k 个信源的方差, σ_n^2 表示噪声的方差。当 $n=-m$ 时, 可将式(7)重新写作:

$$r_y(m, -m) = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(2m)\omega_k) + \sigma_n^2 \delta(m, -m) \quad (8)$$

由此, 可以利用对称阵列的互相关性, 把最初的 DOA 和距离的二维估计转化为一维的 DOA 估计, 建立起一个虚拟远场源的场景:

$$r_y = \mathbf{A}_\omega(\omega) \mathbf{r}_s + \sigma_\omega^2 \mathbf{e} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{r}_y = [r_y(-g, g), \dots, r_y(0, 0), \dots, r_y(g, -g)]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$, 可以看作是虚拟的远场阵列观测信号向量; $\mathbf{r}_s = [\sigma_{s,1}^2, \dots, \sigma_{s,K}^2]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, 可以看作是虚拟远场阵列的信号源向量; $\mathbf{e} = [\mathbf{0}_g^T, 1, \mathbf{0}_g^T]^T \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为虚拟远场阵列接收信号的噪声向量, 其中 $\mathbf{0}_g$ 为元素全 0 的 g 维向量; $\mathbf{A}_\omega(\omega) = [\mathbf{a}_\omega(\omega_1), \mathbf{a}_\omega(\omega_2), \dots, \mathbf{a}_\omega(\omega_K)] \in \mathbb{C}^{P \times K}$ 为阵列流型矩阵, 其中 $\mathbf{a}_\omega(\omega_k) = [\exp(-j2m\omega_k), \exp(-j2(m-1)\omega_k), \dots, \exp(j2m\omega_k)]^T$ 为导向矢量。

3 DOA 估计

3.1 类 MUSIC 方法^[15]

为了保持本文的完整性, 下面首先介绍文献[15]的类 MUSIC 方法, 该方法所得到的空间谱亦被作为本文所提出的方法权向量。由于一个线性阵列接收信号的协方差矩阵为 toeplitz 矩阵, 因此由式(8)构造一个虚拟远场阵列的协方差矩阵 \mathbf{R} , 表达式如下:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_y(0, 0) & r_y(-1, 1) & r_y(-2, 2) & \cdots & r_y(-m, m) \\ r_y(1, -1) & r_y(0, 0) & r_y(-1, 1) & \cdots & r_y(1-m, m-1) \\ r_y(2, -2) & r_y(1, -1) & r_y(0, 0) & \cdots & r_y(2-m, m-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_y(m-1, 1-m) & r_y(m-2, 2-m) & & & \\ r_y(m, -m) & r_y(m-1, 1-m) & r_y(m-2, 2-m) & \cdots & r_y(0, 0) \end{bmatrix} \quad (10)$$

对矩阵 \mathbf{R} 进行特征值分解, 有

$$\mathbf{R} = \mathbf{V}_s \boldsymbol{\Sigma}_s \mathbf{V}_s^H + \mathbf{V}_n \boldsymbol{\Sigma}_n \mathbf{V}_n^H \quad (11)$$

式(11)中: $\boldsymbol{\Sigma}_s$ 为主特征值矩阵; $\boldsymbol{\Sigma}_n$ 为小特征值矩阵; \mathbf{V}_s 与 \mathbf{V}_n 分别为信号子空间与噪声子空间。根据 MUSIC 算法可知, 噪声子空间跟阵列流型矩阵构成了空间正交, 故可定义类 MUSIC 空间谱估计为

$$P_{\text{music}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}_\omega^H(\theta) \mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^H \mathbf{a}_\omega(\theta)} \quad (12)$$

对式(12)的类 MUSIC 空间谱进行谱峰搜索, 可以得到信号源的 DOA 估计。本文以式(12)的空间谱的倒数作为权向量进行加权范数的稀疏信号重构, 完成 DOA 估计, 以提高 DOA 估计算法的性能。

3.2 加权范数恢复方法

将所有感兴趣的角度划分为网格空间 Π , $\Pi = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{N_\theta}\}$, 可能的信号源数目 N_θ 应该远远大于阵元数目 P 和信号源数目 K , 定义过完备空间 $\tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\omega}) = [\mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_1), \mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_2), \dots, \mathbf{a}_\omega(\tilde{\omega}_{N_\theta})]$, 其中 $\tilde{\omega}_n = -\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \tilde{\theta}_n$ 。定义 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_\theta}]^T$, 如果恰好第 k 个信号源的方位角等于 θ_k , 则 $x_k = \sigma_k^2$, 否则 $x_k = 0$, 则式(9)可以进而写为

$$r_y = \tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\theta}) \mathbf{x} + \sigma_\omega^2 \mathbf{e} \quad (13)$$

定义权向量:

$$\mathbf{w} = \frac{1}{P_{\text{music}}} \quad (14)$$

以类 MUSIC 空间谱函数作为权向量对式(13)进行加权 L1 范数的稀疏信号重构, 即:

$$\min \|\mathbf{w}\mathbf{x}\|, \text{ subject to } \|\mathbf{r}_y - \tilde{\mathbf{A}}_\omega(\tilde{\theta})\mathbf{x}\|_2 < \beta \quad (15)$$

式中, β 为正则化参数, 其取值直接影响峰谱效果, 在后续的仿真中采用交叉验证的方式获得。通过凸优化工具箱 (Disciplined Convex Programming, CVX)^[16] 可以得到式(15)的稀疏解 \mathbf{x} , 即为稀疏空间谱, 搜索峰值便可得到 DOA 估计。

4 近场源距离估计

通过前文已经得到了 DOA 估计, 估计值为 $\hat{\theta}_k (k=1, 2, \dots, K)$ 。继而可以基于新的采样格点 $(\hat{\theta}, \mathbf{r})$ 形成过完备基 $\tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \in \mathbb{C}^{P \times K N_r}$, 其中 N_r 为感兴趣的距离栅格点总数。由式(6)并将接收信号写成矩阵的稀疏表达形式:

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{K N_r \times T}$ 是待求解的稀疏矩阵。

为了解决上述模型中距离估计的问题, 这里借用 L1-SVD 算法^[14]。对 \mathbf{Y} 进行奇异值分解, $\mathbf{Y} = \mathbf{U} \mathbf{L} \mathbf{V}^H$, 保留其中包含大部分信息的 $P \times K$ 维的矩阵 \mathbf{Y}_{SV} , $\mathbf{Y}_{SV} = \mathbf{U} \mathbf{L} \mathbf{D}_K = \mathbf{Y} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, 其中 $\mathbf{D}_K = [\mathbf{I}_K \mathbf{0}]^T$, \mathbf{I}_K 是 $K \times K$ 维的单位矩阵, $\mathbf{0}$ 是 $K \times (T-K)$ 的零矩阵。设 $\mathbf{S}_{SV} = \mathbf{S} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, $\mathbf{N}_{SV} = \mathbf{N} \mathbf{V} \mathbf{D}_K$, 可以得到

$$\mathbf{Y}_{SV} = \tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \mathbf{r}) \mathbf{S}_{SV} + \mathbf{N}_{SV} \quad (17)$$

写成单列的形式为

$$\mathbf{y}^{SV}(k) = \tilde{\mathbf{A}}^{SV}(k) \mathbf{s}^{SV}(k) + \mathbf{n}^{SV}(k), k=1, 2, \dots, K \quad (18)$$

运用奇异值分解的方法, 将向量的个数由 T 个

减少为 K 个, 降低了计算量。 \mathbf{S}_{SV} 中在空间维度上由 i 索引, 定义 $\tilde{s}_i^{(i)} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (s_i^{SV}(k))^2}$, 通过最小化如下的目标函数得到近场源距离估计:

$$\hat{\mathbf{s}}^{(i)} = \min_{\tilde{\mathbf{s}}^{(i)}} \|\mathbf{Y}_{SV} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{SV}\|_F^2 + \eta \|\tilde{\mathbf{s}}^{(i)}\|_1 \quad (19)$$

其中, $\tilde{\mathbf{s}}^{(i)} = [\tilde{s}_1^{(i)}, \tilde{s}_2^{(i)}, \dots, \tilde{s}_{K_N}^{(i)}]$, η 为正则化参数。式(19)通过 CVX 工具箱^[16]优化得到。

综上, 本文定位算法分为如下步骤:

(1) 获得阵列的采样数据矩阵 $\mathbf{y}(t)$, $1 \leq t \leq T$, 求解所有协方差系数 $r_y(m, -m)$, $-g \leq m \leq g$;

(2) 根据式(10)构造协方差矩阵 \mathbf{R} , 对矩阵 \mathbf{R} 进行特征值分解, 得到噪声子空间 \mathbf{V}_n 后求解式(12), 得到类 MUSIC 算法的空间谱 P_{music} , 并将其倒数为权向量 \mathbf{w} ;

(3) 构造过完备基矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}_o(\tilde{\omega})$, 通过 CVX 工具箱^[16]求解式(15), 得到 DOA 估计的稀疏空间谱, 进行峰值搜索即得信号源的波达方向 θ 。

(4) 构造过完备基矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(\hat{\theta}, \tilde{r})$, 利用 CVX 工具箱^[16]求解式(19), 得到信号的距离估计 r 。

5 仿真与对比

本文贡献主要在于基于文献[13]对稀疏信号重构的近场 DOA 估计方法进行了改进, 距离估计方法跟文献[13]方法一致。故在以下仿真实验中, 将从 DOA 估计的精度和分辨率等方面和文献[13]中的近场 DOA 估计方法进行对比。本文图示中, L1 和加权 L1 分别指代文献[13]的方法及本文提出的方法。假设接收阵列为阵元数目 $P=15$ 的均匀线阵, 阵元间距 $d=\lambda/4$, 则可以得到菲涅尔近似区域约为 $(4\lambda, 28\lambda)$ 。噪声假设为高斯白噪声。

5.1 空间谱和距离谱比较

首先, 考虑两个不相关的信号源入射至均匀线阵, 其角度与距离分别为 $(7.5^\circ, 11\lambda)$ 及 $(18.3^\circ, 16\lambda)$ 。设置快拍数 $T=200$, 信噪比为 $SNR=10$ dB, 得到近场源角度空间谱图与距离空间谱图分别如图 2 及图 3 所示, 可以看出本文提出的基于加权稀疏信号重构的定位方法的谱峰比文献[13]中的方法尖锐, 同时两种方法都能准确估计出信号的距离。

5.2 估计误差

下面对上述两种方法的 DOA 估计误差进行比较。DOA 估计的均方误差定义如下:

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{KN_{mc}} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_{mc}} (\hat{\theta}_{i,k} - \theta_k)^2} \quad (20)$$

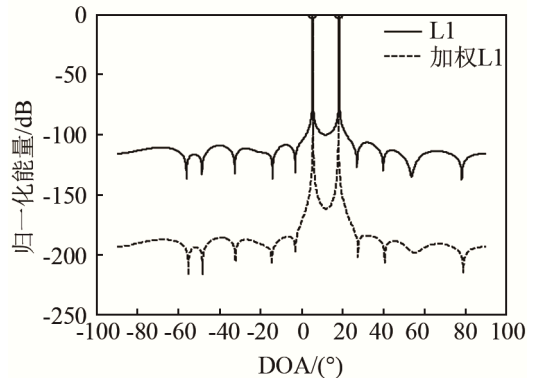


图2 L1和加权L1的DOA谱比较
Fig.2 Comparison of DOA spectrums for L1 and weighted L1

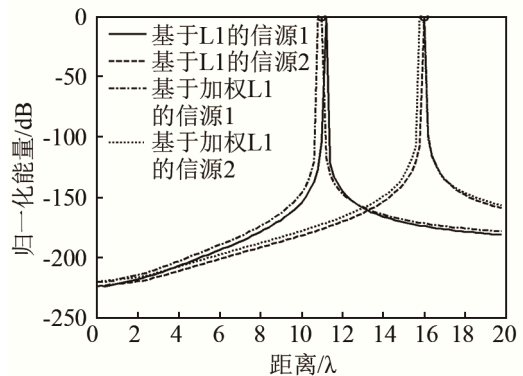


图3 不同信号源的距离谱图比较
Fig.3 Comparison of range spectrums for different signal sources

其中, N_{mc} 为蒙特卡洛试验次数, $\hat{\theta}_{i,k}$ 表示第 i 次试验中对第 k 个信源的估计值, θ_k 为第 k 个信源的真实值。为了比较的公平性, 设置两个信源为空间角度相差较大的两个信源, 位置分别为 $(-18.3^\circ, 17\lambda)$ 和 $(7.5^\circ, 11\lambda)$, 设置快拍数 $T=200$, 通过 200 次蒙特卡洛试验得到两种算法的 DOA 估计均方误差随信噪比变化的关系如图 4 所示。从图 4 可以看出, 本文提出的方法的均方误差明显小于文献[13]的方法。设置信噪比 $SNR=10$ dB, 保持其它参数不变, 得到上述两种方法随快拍数变化的关系如图 5 所示。同样, 明显可以看出, 在不同的快拍数条件下, 本文提出的方法估计误差更小。

5.3 分辨率

分辨率反映了算法对空间两个相隔较近的信号分辨能力, 其定义如下: 如果第 i 次试验估计结果满足如下条件:

$$\max\{|\hat{\theta}_{i,1} - \theta_1|, |\hat{\theta}_{i,2} - \theta_2|\} \leq |\theta_1 - \theta_2|/2$$

其中, $\hat{\theta}_{i,1}$ 和 $\hat{\theta}_{i,2}$ 分别为第 i 次试验中第一个和第二个信号源的估计值, 则认为第 i 次试验中两个信源成功分辨。

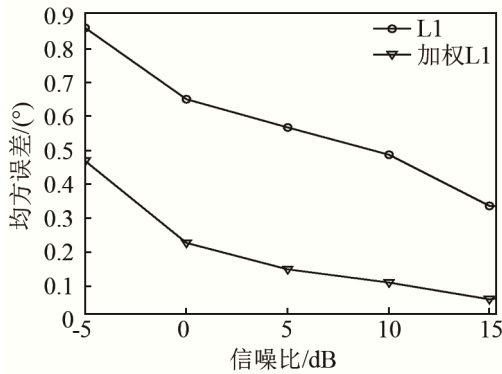


图 4 均方误差随信噪比变化的关系图
Fig.4 RMSE versus SNR

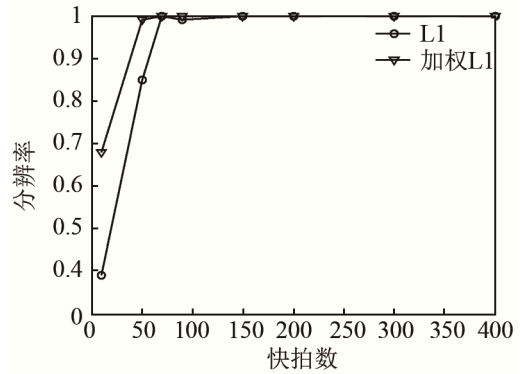


图 7 分辨率与快拍数关系图
Fig.7 Resolution ability versus the number of snapshots

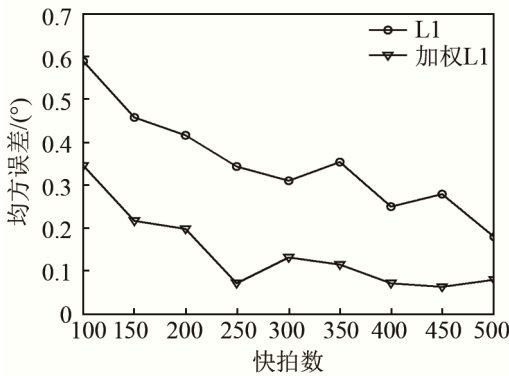


图 5 均方误差随快拍数变化的关系图
Fig.5 RMSE versus the number of snapshots

为了测试两种方法的空间分辨率，考虑两个方位相隔较近的信源，将两个信源的预设置为 $(-3^\circ, 11\lambda)$ 与 $(3^\circ, 17\lambda)$ ，其他仿真条件不变，进行 200 次蒙特卡洛实验，得出分辨率随信噪比变化的关系图如图 6 所示。从图 6 可以看出，两种方法分辨率都随信噪比的提高而提高，并且本文提出的加权算法优于非加权算法。假定信噪比 $SNR=10\text{ dB}$ ，其他参数不变，得到两种方法分辨率和快拍数的关系如图 7 所示，可以看出，本文提出的方法具有更高的分辨率。

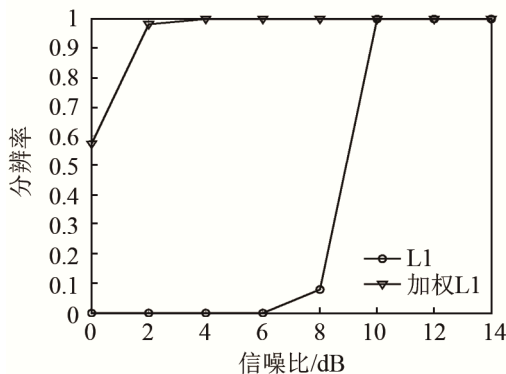


图 6 分辨率与信噪比关系图
Fig.6 Resolution ability versus SNR

6 结论

本文提出了基于加权稀疏信号重构的近场源定位算法。通过构造类远场的协方差矩阵，运用类 MUSIC 算法估计出的角度谱作为权向量，基于加权范数进行稀疏信号恢复实现 DOA 估计；再利用所得角度，运用 L1-SVD 算法估计近场源距离。本文提出的方法只需要计算二阶统计量，不需要额外的参数配对，和同类算法相比，本文所提出的方法具有更低的估计误差和更高的分辨概率。由于正则化参数的选取对算法结果影响较大，今后拟对正则化参数如何选择进行研究和探讨。

参 考 文 献

- [1] 王伟, 倪明, 许将明, 等. 室内五元十字阵被动声定位[J]. 声学技术, 2011, 30(1): 102-106.
WANG Wei, NI Ming, XU Jiangming, et al. Passive localization of indoor acoustic target by five-element cross array[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(1): 102-106.
- [2] 王静, 陈建峰, 张立杰, 等. 水下无线传感器网络[J]. 声学技术, 2009, 28(1), 89-95.
WANG Jing, CHEN Janfeng, ZHANG Lijie, et al. Underwater sensor networks[J]. Technical Acoustics, 2009, 28(1): 89-95.
- [3] LIANG Junli, LIU Ding. Passive localization of near-field sources using cumulant[J]. IEEE Sensors Journal, 2009, 9(8): 953-960.
- [4] LIANG Junli, LIU Ding. Passive localization of mixed near-field and far-field sources using two-stage MUSIC algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(1): 108-120.
- [5] WU Yuntao, MA Lin, HOU Chaohuan, et al., Subspace-based method for joint range and DOA estimation of multiple near-field sources[J]. Signal Processing, 2006, 86(8): 2129-2133.
- [6] 刘亮, 陶建武, 黄家才. 基于稀疏对称阵列的近场源定位[J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1307-1312.
LIU Liang, TAO Jianwu, HUANG Jiakai. Near-Field source localization based on sparse symmetric array[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 37(6): 1307-1312.
- [7] ZHAO Yinghui, Dinstel Amanda, Azimi-Sadjadi Mahmood R, et al. Localization of near-field sources in sonar data using the sparse representation framework[C]//Waikoloa, HI: IEEE OCEANS 2011 MTS, 2011, 1-6.

- [8] XIE Jian, TAO Haihong, RAO Xuan, et al. Comments on "Near-Field Source Localization via Symmetric Subarrays"[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 5(22): 643-644.
- [9] HU Nan, YE Zhongfu, XU Xu, et al. DOA estimation for sparse array via sparse signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(2): 760-773.
- [10] WANG Bo, LIU Juanjuan, SUN Xiaoying. Mixed sources localization based on sparse signal reconstruction[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(8): 487-490.
- [11] TIAN Ye, SUN Xiaoying. Passive localization of mixed sources jointly using music and sparse signal reconstruction[J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(6): 534-539.
- [12] 梁国龙, 韩博, 林旺生, 等. 基于稀疏信号重构的近场源定位[J]. 电子学报, 2014, 42(6): 1041-1046.
LIANG Guolong, HAN Bo, LIN Wangsheng, et al. Near-field sources localization based on sparse signal reconstruction[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 42(6): 1041-1046.
- [13] Hu Keke, Chepuri Sundeep Prabhakar, Leus Geert. Near-field source localization using sparse recovery techniques[C]// Bangalore: IEEE 2014 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), IEEE, 2014, 1-5.
- [14] Malioutov D, Çetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 3010-3022.
- [15] 刘鸿博, 陈福深. 一种近场无源定位方法[C]//长沙: 2007年光电探测与制导技术的发展与应用研讨会, 2007: 610-613.
LIU Hongbo, CHEN Fushen. A source localization method in the near-field[C]//Changsha: Symposium on the Development and Application of the Technology of Photoelectric Detection and Guidance, 2007: 610-613.
- [16] Grant Michael, Boyd Stephen, YE Yinyu. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[EB/OL]. 2008 [2016-06-23] <http://cvxr.com/cvx/>.

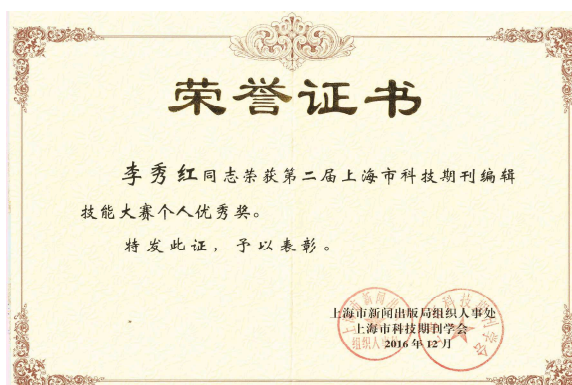
李秀红同志获第二届上海市科技期刊编辑技能大赛优秀奖

为了进一步提高上海市科技期刊的整体办刊能力和学术水平,培养和发现人才,在上海市新闻出版局的指导下,上海市科技期刊学会于2016年9月24日成功举办了第2届“上海市科技期刊编辑技能大赛”,并于2017年1月6日进行了颁奖。本次大赛旨在引导编辑提高对编校质量重要性的认识,增强编辑的责任感和业务能力,从而提升上海市科技期刊整体的编校水平。

李秀红同志代表《声学技术》编辑部参加了本次大赛,并且取得了编辑大赛个人优秀奖第7名的好成绩。《声学技术》编辑部一贯重视对编辑人员编辑素养的培养,积极组织参加编辑培训,今后仍将继续努力,进一步提高编校质量。



第二届上海市科技期刊编辑技能大赛个人奖颁奖



获奖证书

《声学技术》编辑部