

基于稀疏信号重构的近场源定位

梁国龙¹, 韩 博¹, 林旺生¹, 王 丹²

(1. 哈尔滨工程大学水声技术重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 上海微小卫星工程中心, 上海 200050)

摘 要: 针对近场源定位问题, 提出了一种基于稀疏信号重构的定位方法. 该方法通过约束稀疏信号的 L1-范数求解优化问题, 实现信源的定位. 该方法采用一种新的方法约束噪声项系数以求解优化问题, 无需噪声的先验知识. 为了减小计算量, 将近场源二维定位问题转化为两次一维参数估计. 通过计算机仿真验证了该方法的性能.

关键词: 阵列信号处理; 近场; 源定位; 稀疏信号重构;

中图分类号: TB566 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)06-1041-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.06.001

Near-Field Sources Localization Based on Sparse Signal Reconstruction

LIANG Guo-long¹, HAN Bo¹, LIN Wang-sheng¹, WANG Dan²

(1. *Science and Technology on Underwater Acoustic Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;*

2. *Shanghai Engineering Center for Micro-Satellite, Shanghai 200050, China*)

Abstract: Considering near-field sources localization, a method based on sparse signal reconstruction is presented. The sparse optimization problem is solved through minimizing L1-norm of sparse signals, and the sources localization is realized. The method uses an estimate of noise power as the tradeoff of the optimization problem, without prior knowledge on noise. To reduce the computational complexity, the two-dimensional positioning problem is transformed into two one-dimensional parameter estimation problems. Simulation results show the performances of the proposed method.

Key words: array signal processing; near-field; source localization; sparse representation

1 引言

在阵列信号处理中, 信号源的 DOA 估计是重要研究方向. 当信号源位于阵列近场区域时, 波阵面是以球面波形式传播, 信号到达各阵元的时延差是距离和方位的函数. 针对近场源定位问题, 国内外学者提出了很多方法^[1~6]. 文献[1]将一维 MUSIC 算法推广为二维 MUSIC 算法用于近场目标定位, 文献[2,3]应用高阶累积量计算近场源参数, 但这些方法或是进行方向和距离的二维搜索, 或是需要构造高阶累积量矩阵, 计算量很大. 为减小计算量, 文献[4,5]采用多个一维搜索代替二维搜索. Zhi 等人^[4]基于对称子阵, 应用广义 ESPRIT 算法搜索出各个近场源方位角, 进而在每个估计方位角上搜索距离参数. 刘亮等^[5]采用降秩方法, 构造出新的方向矢量搜索近场源方位角, 距离参数估计方法类似于文献[4]. 文献[6]重构出只与近场信号源方位角有关的近似远场协方差矩阵, 采用子空间分解的方法先估计信源方

位角, 然后利用估计方位角联合距离的导向矢量与噪声子空间正交的关系, 仅需一次搜索即可估计出各个信源的距离参数.

稀疏信号重构是压缩测量理论中一个重要的部分^[7], 现已广泛应用于信号源定位^[8,9]. Mashud 等人^[8]借助 $L_{2,0}$ 范数, 将多快拍数据近似为稀疏流形矩阵的对角线元素, 实现了信号 DOA 估计. Malioutov 等人^[9]提出了 L1-SVD 算法, 将阵列多快拍信号进行奇异值分解得到信号子空间, 然后进行方位角稀疏重构, 并约束噪声项, 通过约束稀疏信号的 L1 范数完成信号源的定位, 但该算法需要噪声的先验知识. 在近场源定位的条件下, 以上方法需要对方向角及距离两个参数联合构造稀疏流形矩阵, 计算量庞大.

本文提出一种基于稀疏信号重构的近场源定位方法. 该方法借鉴文献[6]构造类远场协方差矩阵的思想, 首先对信号空间方位角稀疏重构, 估计出其方位角, 然后利用计算出的方位角信息对信号空间距离稀疏重构,

估计出近场源距离,这样就将近场源的二维定位转化为两次一维参数估计问题,减小了计算量.该稀疏信号重构定位方法采用文献[9]中算法的变形形式,以适合处理新的数据协方差矩阵,并提出一种新的求解约束噪声项系数的方法,无需噪声的先验知识,可用于任意概率分布噪声的情况.

2 近场源信号模型

考虑阵元数为 $2M + 1$ 的水平均匀线阵列,阵元间距为 d ,空间存在 K 个互不相关的窄带信号入射到阵列,如图 1 所示,则第 m 个阵元接收到的信号可以表示为

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) e^{j\tau_{km}} + n_m(t), -M \leq m \leq M \quad (1)$$

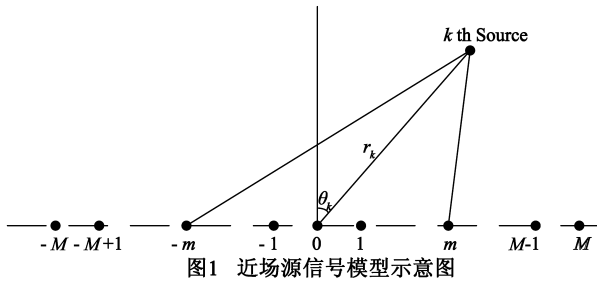


图1 近场源信号模型示意图

其中, $s_k(t)$ 为第 k 个信号源, $n_m(t)$ 是序号为 m 的阵元所接收的空间噪声, τ_{km} 为第 k 个信源到第 m 个阵元与参考阵元的时延差. 假设中心阵元为参考阵元,则 τ_{km} 可表示为

$$\tau_{km} = \frac{2\pi}{\lambda} (\sqrt{r_k^2 + (md)^2} - 2r_k m d \sin\theta_k - r_k) \quad (2)$$

其中, θ_k 和 r_k 为第 k 个近场源参数. 当信源位于菲涅尔区,即 $0.62(D^3/\lambda)^{1/2} < r_k < 2D^2/\lambda$, 其中 D 表示阵列孔径,利用菲涅尔近似^[4-6,10],式(2)可近似为

$$\tau_{km} \approx \left(-2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\theta_k \right) m + \left(\pi \frac{d^2}{\lambda r_k} \cos^2\theta_k \right) m^2 \quad (3)$$

这样,式(1)可以化简为

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) e^{j(\mu_k m + \varphi_k m^2)} + n_m(t), -M \leq m \leq M \quad (4)$$

其中, $\mu_k = -2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\theta_k$, $\varphi_k = \pi \frac{d^2}{\lambda r_k} \cos^2\theta_k$. 阵列的接收信号表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (5)$$

式中, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1, r_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_K, r_K)]$, 为阵列流形矩阵, 其中, $\mathbf{a}(\theta_k, r_k) = [e^{j(\mu_k(-M) + \varphi_k(-M)^2)}, \dots, e^{j(\mu_k(M) + \varphi_k(M)^2)}]^T$, $\mathbf{n}(t) = [n_{-M}(t), \dots, n_M(t)]$, 为阵列接收的空间噪声向量.

3 稀疏信号重构定位

3.1 稀疏信号表示

稀疏信号重构定位方法的基本思想是将信源可能出现的空间区域划分为若干离散点,利用阵列观测数据对离散空间上的稀疏向量重构,得到目标位置的估计值.离散点数越多,定位精度越高,相应的计算量也越大.对于式(5)所表示的近场源信号模型,需要测量方位角和距离两个参量,假设信源可能的方位角和距离的区域分别为 Θ 和 R ,然后根据精度要求将区域分别离散化为 N_Θ 和 N_R 个点.那么,式(5)的稀疏表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}_N \mathbf{s}_N(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

式中 \mathbf{A}_N 为 $(2M+1) \times N$ 的流形矩阵, $\mathbf{s}_N(t)$ 为 $N \times 1$ 的稀疏信号向量,其中 $N = N_\Theta N_R$.

3.2 L1-SVD 算法

对式(6)中稀疏信号 $\mathbf{s}_N(t)$ 取 L1 范数并约束噪声项,目标定位问题转化为求解下式的问题

$$\min \|\mathbf{x}(t) - \mathbf{A}_N \mathbf{s}_N(t)\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{s}_N(t)\|_1 \quad (7)$$

其中, λ 表示折中因子. 实际中,为得到更好效果,往往采用多快拍联合处理. 假设有 T 个快拍的数据,将空域时域数据写成矩阵的形式

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1) \mathbf{x}(2) \dots \mathbf{x}(T)] = \mathbf{A}_N \mathbf{S}_N + \mathbf{N} \quad (8)$$

\mathbf{S}_N 为 $N \times T$ 的稀疏信号矩阵,对 \mathbf{X} 进行奇异值分解,可得到

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{V}^H \quad (9)$$

构造矩阵 $\mathbf{D}_K = [\mathbf{I}_K, \mathbf{0}]^T$, \mathbf{I}_K 为 $K \times K$ 的单位阵, K 是信号源个数, $\mathbf{0}$ 表示 $K \times (T-K)$ 的零矩阵. 那么, $\mathbf{X}_{SV} = \mathbf{X}\mathbf{V}\mathbf{D}_K$ 包含了信号子空间和 K 个大的奇异值,令 $\mathbf{S}_{NSV} = \mathbf{S}_N\mathbf{V}\mathbf{D}_K$, $\mathbf{N}_{SV} = \mathbf{N}\mathbf{V}\mathbf{D}_K$,可以得到

$$\mathbf{X}_{SV} = \mathbf{A}_N \mathbf{S}_{NSV} + \mathbf{N}_{SV} \quad (10)$$

那么,式(8)变化为^[9]

$$\min \|\mathbf{X}_{SV} - \mathbf{A}_N \mathbf{S}_{NSV}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{s}_{NSV}^1\|_1 \quad (11)$$

式中, $\mathbf{s}_{NSV}^1 = [s_1^1, \dots, s_n^1, \dots, s_N^1]$, $\mathbf{s}_n^1 = \|s_n(1), \dots, s_n(K)\|_2$, 求解式(11)即可得到目标位置估计值. 但是,该方法需要对目标方向角及距离联合构造流形矩阵,计算量很大.

4 近场源方位估计

4.1 构造近似远场协方差矩阵

通过式(4)可得,阵列数据协方差矩阵第 (i, j) 个元素 $r_{(i, j)}$ 为

$$r_{(i, j)} = E[x_i(t) x_j(t)^*] = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(\mu_k i + \varphi_k i^2 - \mu_k j - \varphi_k j^2)) + \sigma_n^2 \delta(i, j) \quad (12)$$

式中, $-M \leq i, j \leq M$, σ_k^2 为第 k 个信源的方差, σ_n^2 为噪声的方差. 令 $i = -j = m$, 则可以消去式(12)相位差中的二次项, 式(12)可化简为

$$r_{(m, -m)} = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \exp(j(2\mu_k m)) + \sigma_n^2 \delta(m, -m) \quad (13)$$

不考虑误差影响, 远场数据协方差矩阵是一个 Toeplitz 阵, 根据这个性质, 可以利用 $r_{(m, -m)}$ 重新构造一个协方差矩阵^[6], 这样, 新的矩阵中就仅含有近场源的方位角信息了. 原 $(2M+1) \times (2M+1)$ 的近场源协方差矩阵重新组合成 $(M+1) \times (M+1)$ 的类似远场源协方差矩阵

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{(0,0)} & r_{(-1,1)} & r_{(-2,2)} & \cdots & r_{(-M,M)} \\ r_{(1,-1)} & r_{(0,0)} & r_{(-1,1)} & \cdots & r_{(1-M,M-1)} \\ r_{(2,-2)} & r_{(1,-1)} & r_{(0,0)} & \cdots & r_{(2-M,M-2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{(M-1,1-M)} & & & & \\ r_{(M,-M)} & r_{(M-1,1-M)} & & \cdots & r_{(0,0)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

4.2 L1-EVD 算法

对重新组合的协方差矩阵特征值分解, 式(14)表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{U}^H \quad (15)$$

信源的方位信息包含在信号子空间中, 同样构造矩阵 $\mathbf{D}_K = [\mathbf{D}_K, \mathbf{0}]^T$, 与信号子空间和 K 个大的特征值有关的部分表示为

$$\mathbf{R}_{SS} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{D}_K = \mathbf{A}_{N_\Theta} \mathbf{S}_{SS} + \mathbf{N}_{SS} \quad (16)$$

式中, $(M+1) \times N_\Theta$ 的流形矩阵表示为

$$\mathbf{A}_{N_\Theta} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ e^{j2\mu_1 \times 1} & e^{j2\mu_2 \times 1} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times 1} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times 1} \\ e^{j2\mu_1 \times 2} & e^{j2\mu_2 \times 2} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times 2} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times 2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{j2\mu_1 \times M} & e^{j2\mu_2 \times M} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times M} & \cdots & e^{j2\mu_{N_\Theta} \times M} \end{bmatrix}$$

稀疏信号矩阵为 $\mathbf{S}_{SS} = \mathbf{E}[\mathbf{S}_{N_\Theta} \mathbf{S}_{N_\Theta}^H] \mathbf{A}_{N_\Theta}^H \mathbf{U}\mathbf{D}_K$, 噪声项为 $\mathbf{N}_{SS} = \mathbf{E}[\mathbf{N}\mathbf{N}^H] \mathbf{U}\mathbf{D}_K$, 则通过解

$$\min \|\mathbf{R}_{SS} - \mathbf{A}_{N_\Theta} \mathbf{S}_{SS}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{s}_{SS}^1\|_1 \quad (17)$$

可以得到近场源方位角的估计值, 其中, $\mathbf{s}_{SS}^1 = [s_{SS1}^1, \cdots, s_{SSN_\Theta}^1, \cdots, s_{SSN_\Theta}^1]$, $s_{SSn_\Theta}^1 = \|s_{SSn_\Theta}(1), \cdots, s_{SSn_\Theta}(K)\|_2$, 式(17)可以等效为

$$\begin{aligned} \min \quad & p \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{s}_{SS}^1\|_1 \leq p \\ & \|\mathbf{R}_{SS} - \mathbf{A}_{N_\Theta} \mathbf{S}_{SS}\|_F \leq \beta \end{aligned} \quad (18)$$

由 1-范数的定义, $\|\mathbf{s}_{SS}^1\|_1 = \mathbf{1}^T \mathbf{s}_{SS}^1$, $\mathbf{1}$ 表示 $N_\Theta \times 1$ 维用 1 填充的列向量. 那么,

$$\begin{cases} \|\mathbf{s}_{SS}^1\|_1 \leq p \\ \|\mathbf{s}_{SS}^1\|_1 = \mathbf{1}^T \mathbf{s}_{SS}^1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \|\mathbf{s}_{SSn_\Theta}\|_2 \leq \gamma_{n_\Theta}, \quad n_\Theta = 1, 2, \cdots, N_\Theta \\ \mathbf{1}^T \boldsymbol{\gamma} \leq p, \quad \boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \cdots, \gamma_{N_\Theta}] \end{cases} \quad (19)$$

式(17)可以推导出二阶锥形式

$$\begin{aligned} \min \quad & p \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{s}_{SSn_\Theta}\|_2 \leq \gamma_{n_\Theta}, \quad n_\Theta = 1, 2, \cdots, N_\Theta \\ & \mathbf{1}^T \boldsymbol{\gamma} \leq p \\ & \|\text{vec}(\mathbf{R}_{SS} - \mathbf{A}_{N_\Theta} \mathbf{S}_{SS})\|_2 \leq \beta \end{aligned} \quad (20)$$

式中, $\text{vec}(\cdot)$ 表示将矩阵各列垒起来, 构成一个新的列向量. 式(20)可以利用高效的内点法求解.

5 近场源距离估计

通过解式(20)可以得到近场源方位角的估计值 $\hat{\theta}_k (k = 1, 2, \cdots, K)$, 重新构造流形矩阵

$$\mathbf{A}_{KN_\Theta} = [\mathbf{A}_{1N_R} \mathbf{A}_{2N_R} \cdots \mathbf{A}_{kN_R} \cdots \mathbf{A}_{KN_R}] \quad (21)$$

式中

$$\mathbf{A}_{kN_R} = \begin{bmatrix} e^{j(\mu_k \times (-M) + \varphi_{k1} \times (-M)^2)} & \cdots & e^{j(\mu_k \times (-M) + \varphi_{kN_R} \times (-M)^2)} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{j(\mu_k \times M + \varphi_{k1} \times M^2)} & \cdots & e^{j(\mu_k \times M + \varphi_{kN_R} \times M^2)} \end{bmatrix}$$

将式(14)中的类似远场协方差矩阵替换为近场协方差矩阵, 方法同 3.2 节类似, 通过解

$$\min \|\mathbf{R}_0 - \mathbf{A}_{KN_\Theta} \mathbf{S}_0\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{s}_0^1\|_1 \quad (22)$$

可以得到近场源距离估计值. 式中, \mathbf{R}_0 表示近场协方差矩阵中与信号子空间和 K 个大的特征值有关的部分, \mathbf{S}_0 表示 $KN_R \times K$ 的稀疏信号矩阵.

在计算复杂度方面, 本文方法需要完成两次优化问题和两次特征值分解, 计算量分别为 $O((KN_\Theta)^3)$ 和 $O((K^2 N_R)^3)$ 和 $O((M+1)^3 + (2M+1)^3)$. 通常情况下, N_Θ 和 N_R 均远大于阵元数 $2M+1$, 所以该方法的主要运算量在于求解优化问题. 而对于二维 L1-SVD 算法, 虽然只需要求解一次优化问题, 但是需要构造方向角及距离两个参数的稀疏流形矩阵, 它的主要计算量为 $O((KN_\Theta N_R)^3)$, 计算复杂度远远高于本文方法.

考虑 15 元均匀线阵列, 阵元间距 $\lambda/4$, λ 为入射信号波长, 声速取 1480m/s. 两个不相关的近场源信号预设位置分别为 $(-10^\circ, 9\lambda)$ 和 $(20^\circ, 18\lambda)$, 信噪比均为 20dB, 噪声为不相关的空间高斯白噪声. 在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 方位角空间以 0.5° 采样, 即 $N_\Theta = 361$, 在 $[0, 25\lambda]$ 的近场区距离范围内以 0.2λ 采样, 即 $N_R = 126$. 快拍数取 $T = 200$. 图 2 和图 3 分别给出了 L1-EVD 算法近场源方位角和距离的谱峰图. 可以看出, 近场源的谱峰非常尖锐.

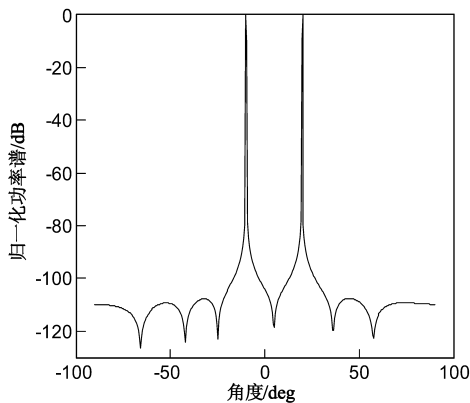


图2 近场源方位角谱峰

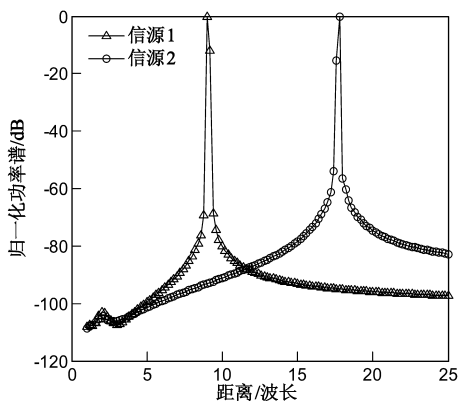
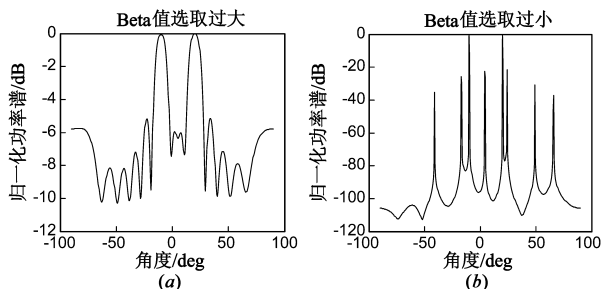


图3 近场源距离谱峰

6 噪声约束项 β 值的确定

从式(18)中可以发现对噪声 Frobenius 范数的约束需要小于等于某一个实数 β , β 值的选取的好坏直接影响对信源的定位结果. 如果 β 值选取过小, 使得重构的信号矩阵功率偏大, 产生伪峰; β 值选取过大, 起不到约束作用, 使得旁瓣级升高, 分辨力下降, 甚至丢失目标. 图 4 给出了 β 值选取不好时的近场源方位角谱峰图, 仿真条件同第 4 节相同.

图4 β 值选取不好时的方位角谱峰

由图 4 可以明显看出, β 值的选取对算法是非常关键的. 式(18)中 Frobenius 范数的约束实际上是对式(16)

所取的与信号子空间有关的 K 个大的特征值中的噪声功率的约束, 只要估计出噪声功率值, 就可以选取良好的 β 值. 假设 N 元线列阵接收 K 个不相关的窄带信号, 则数据协方差矩阵的特征值可以表示为

$$\begin{aligned} & [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K, \lambda_{K+1}, \dots, \lambda_N] \\ & = [\sigma_1^2 + \sigma_n^2, \sigma_2^2 + \sigma_n^2, \dots, \sigma_K^2 + \sigma_n^2, \sigma_n^2, \dots, \sigma_n^2] \end{aligned} \quad (23)$$

其中, 前 K 个大特征值表示信号和噪声的功率和, 其余特征值表示噪声的方差. 那么, 噪声功率的估计值就表示为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{N-K} \lambda_{K+i} \quad (24)$$

β 的取值为

$$\beta = K\hat{\sigma}_n^2 \quad (25)$$

由于噪声约束项 β 是取噪声功率的 K 倍, 所以该方法无需噪声的先验知识. 但是, 如果直接采用式(25)的结果作为 β 值, 谱峰图往往会出现图 4(b) 的现象, 这是因为式(23)仅在快拍数 $T = +\infty$ 时等号才成立. 当快拍数是一个有限值时, 信号和噪声彼此存在相关的部分, 而这相关部分的功率会被计入为噪声的功率. 因此, 式(24)可以修正为

$$\hat{\sigma}_{nk}^2 = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{N-K} \lambda_{K+i} + C(T)\lambda_k \quad (26)$$

那么, 噪声约束项 β 表示为

$$\beta = \sum_{k=1}^K \hat{\sigma}_{nk}^2 = \frac{K}{N-K} \sum_{i=1}^{N-K} \lambda_{K+i} + C(T) \sum_{k=1}^K \lambda_k \quad (27)$$

式中, $C(T)$ 表示信号与噪声的相关度, 与快拍数 T 有关, $C(T)$ 可以用相关系数表示. 图 2 所示的谱峰图就是采用式(27)计算的 β 值作为噪声约束项解得的结果. 可以看出, 利用式(27)选取 β 值就可以避免产生类似于图 4 的结果.

7 计算机仿真

7.1 空间谱仿真

考虑本文第 5 部分的仿真条件. 将本文 DOA 估计方法与文献[5]中的 DOA 估计方法(简称为 RARE-MUSIC)、文献[4]中的 DOA 估计方法(简称为 G-ESPRIT)及 MVDR 方法比较. MVDR 方法中的协方差矩阵采用式(14)的表示形式. 仿真结果如图 5 所示:

可以看出, 本文方法可以较好的分辨出两个信号的方位角, 而且谱峰非常尖锐, 优于其它三种方法, RARE-MUSIC 和 G-ESPRIT 方法虽然可以完成对近场源信号的 DOA 估计, 但是会在两个信号方位角中心形成一个伪峰. MVDR 方法产生的伪峰很多, 相比于其它三种方法, 目标方位不容易确定. 图 6 给出了距离估计的空间谱, 并将本文方法与 MUSIC 谱峰搜索方法^[4,5]及 MVDR 方法^[12]比较. 可以看出, 本文方法所形成的谱峰明显比另两种方法形成的谱峰尖锐.

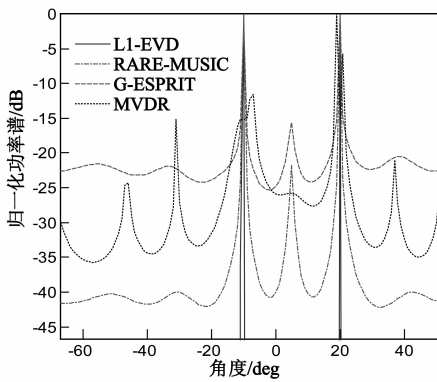


图5 DOA估计空间谱

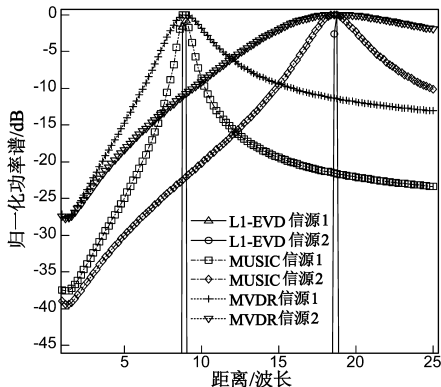


图6 距离估计空间谱

7.2 DOA 分辨率仿真

将信源 1 和信源 2 的预设方位角分别设定为 5° 和 15° , 其它仿真条件不变. 首先考虑两个信源 DOA 分辨率随信噪比变化情况, 快拍数固定为 $T = 200$, 进行了 500 次 Monte-Carlo 实验.

从图 7 可以看出, 本文方法成功分辨两个目标的概率比 RARE-MUSIC 方法和 MVDR 方法的分辨概率高, 并且在较低信噪比的情况下, 分辨能力仍然很强. 图 8 给出了两个信源 DOA 分辨概率随快拍数的变化情况. 信噪比取 10dB, 每个点都是 500 次 Monte-Carlo 实验得到的. 可以看出, 在低快拍的条件下, 本文方法分辨两个目标的能力更强.

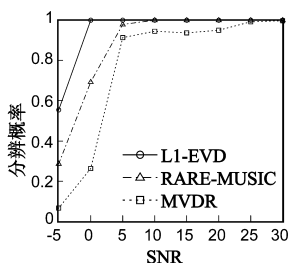


图7 分辨概率随信噪比变化情况

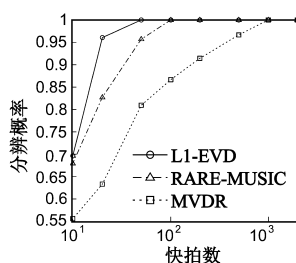


图8 分辨概率随快拍数变化情况

7.3 参数估计性能仿真

考虑本文第 4 部分仿真条件, 并重复 100 次实验. 图 9 给出了对信源定位的均方误差随信噪比变化的情况, 图 9(a) 和图 9(b) 为 DOA 估计性能, 图 9(c) 和图 9(d) 为距离估计性能, 快拍数取 $T = 200$. 可以看出, 随着信噪比的增加, 各种方法的性能均有所提高. 对于目标 DOA 估计, 本文方法在测向精度上比 G-ESPRIT 和 RARE-MUSIC 方法略差, 但仍优于 MVDR 方法. 对于距离估计, 在低信噪比情况下, 本文方法与 MUSIC 方法性能相当, 且优于 MVDR 方法. 在高信噪比下, 本方法定位精度比其它两种方法略差, 但差别不大. 图 10 给出了对信源定位性能随快拍数变化的情况, 图 10(a) 和图 10(b) 为 DOA 估计性能, 图 10(c) 和图 10(d) 为距离估计性能, 信噪比 $\text{SNR} = 10\text{dB}$. 容易看出, 对于目标 DOA 估计, 在低快拍数情况下, 本文方法比其它高分辨算法性能略差, 但随着快拍数的增加, 定位精度与 G-ESPRIT 和 RARE-MUSIC 方法趋于一致, 并优于 MVDR 方法. 对于距离估计, 在快拍数不是很低的情况下 ($T > 50$), 本文方法同 MUSIC 方法性能相当, 且优于 MVDR 方法. 从图 9 和图 10 容易看出, 不管采用文中哪种方法, 信源 1 的定位精度都比信源 2 的定位精度高, 说明对于近场源定位, 信源距离越近, 精度越高.

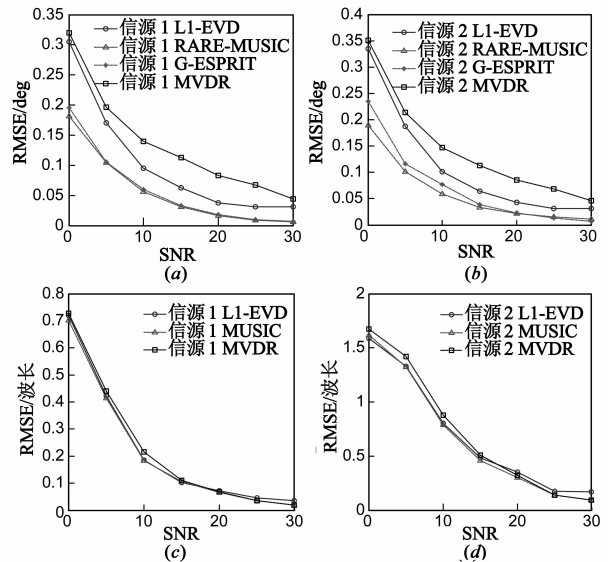


图9 定位精度随信噪比变化情况

8 结论

本文基于稀疏信号重构提出了一种近场源定位方法. 该方法采用菲涅尔近似模型, 首先构造出近似于远场信号的协方差矩阵, 采用 L1-EVD 算法估计出其方位角, 然后在每一个信源估计方位上创建空间距离流形矩阵, 再次采用 L1-EVD 算法估计近场源距离. 这样将

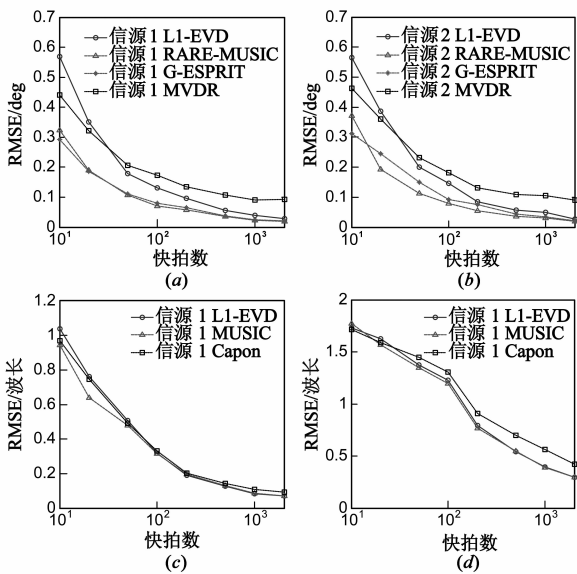


图10 定位精度随快拍数变化情况

近场源二维定位问题转化为两次一维参数估计问题,减小了计算负担.对于 L1-EVD 算法,提出一种新的求解约束噪声项系数的方法,将噪声功率的估计值作为噪声约束项,并在快拍数不足的情况下,对噪声功率进行修正.使得 L1-EVD 算法无需噪声的先验知识.计算机仿真表明,本文方法解出的空间谱谱峰尖锐,在分辨目标能力上有优势.对于目标 DOA 估计精度方面,本文方法比 G-ESPRIT 和 RARE-MUSIC 方法略差,但差别不大,在快拍数不是很低的情况下,仍优于 MVDR 方法,随着快拍数的增加,定位精度同 G-ESPRIT 和 RARE-MUSIC 方法趋于一致.对于目标距离估计精度方面,本文方法在低信噪比大快拍的情况下,同 MUSIC 方法性能相近,且优于 MVDR 方法,在高信噪比的情况下,性能稍逊于另外两种方法,但差别很小.

参考文献

- [1] Huang Y D, Barkat M. Near-field multiple sources localization by passive sensor array[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1991, 39(7): 968 - 975.
- [2] Yuen N, Friedlander B. Performance analysis of higher order ESPRIT for localization of near-field sources[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(3): 709 - 719.
- [3] 吴云韬,侯朝焕,王荣,等.一种基于高阶累积量的近场源距离、频率和方位联合估计算法[J].电子学报,2005,33(10):1893 - 1896.
Wu Yun-tao, Hou Chao-huan, Wang Rong, et al. Joint ranges DOA's and frequencies estimation of multiple near-field sources using cumulant[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(10): 1893 - 1896. (in Chinese)
- [4] Zhi W, Chia M Y. Near-field source localization via symmetric

subarrays[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(6): 409 - 412.

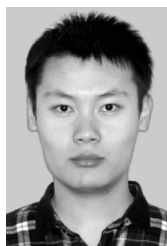
- [5] 刘亮,陶建武,黄家才.基于稀疏对称阵列的近场源定位[J].电子学报,2009,37(6):1307 - 1312.
Liu L, Tao Jian-wu, Huang Jia-cai. Near-field source localization based on sparse symmetric array[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(6): 1307 - 1312. (in Chinese)
- [6] 刘鸿博,陈福深.一种近场无源定位方法[J].红外与激光工程,2007,36(增刊):610 - 613.
Liu Hong-bo, Chen Fu-shen. A near-field passive localization method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(Supplement): 610 - 613. (in Chinese)
- [7] 王勇,王雪,孙欣尧.基于稀疏信号重构的无线传感网络目标定位[J].仪器仪表学报,2012,33(2):362 - 368.
Wang Yong, Wang Xue, Sun Xi-yao. Target localization in wireless sensor networks using sparse signal reconstruction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2): 362 - 368. (in Chinese)
- [8] Mashud M, Mahata K. Direction-of-arrival estimation Using a mixed $L_{2,0}$ norm approximation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(9): 4646 - 4655.
- [9] Malioutov D, Cetin 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.
- [10] 时洁,杨德森,时胜国.基于组合阵列的水下特征线谱近场定位方法[J].电子学报,2011,39(6):1231 - 1312.
Shi Jie, Yang De-sen, Shi Sheng-guo. Near-field source localization algorithm based on the combination array[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1231 - 1312. (in Chinese)

作者简介



梁国龙 男,1964年11月出生于吉林省农安县.现为哈尔滨工程大学教授、博士生导师.主要从事水声定位与导航、水声对抗、水声目标探测等方面的科研工作.

E-mail: lianguolong@hrbeu.edu.cn.



韩博 男,1986年7月出生于黑龙江省哈尔滨市.现为哈尔滨工程大学博士研究生,研究方向为阵列信号处理,水下定位与导航.

E-mail: hanbo710@126.com.