

文章编号:1007-5321(2020)01-0116-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2019-049

非平稳噪声下稀疏表示的 DOA 估计算法

韦娟¹, 曹凯军¹, 宁方立^{2,3}

(1. 西安电子科技大学 通信工程学院, 西安 710071; 2. 西北工业大学 机电学院, 西安 710072;

3. 东莞市三航军民融合创新研究院, 东莞 523808)

摘要: 为提高非平稳噪声下远场非相干窄带信号波达方向(DOA)的估计精度,提出了一种基于稀疏重构的 DOA 估计算法。采用类协方差差分算法构造差分矩阵,抑制非平稳噪声的影响;基于类旋转不变子空间参数估计算法基本原理构造稀疏表示模型与权函数;利用加权 l_1 范数对模型求解,实现 DOA 估计。仿真结果表明,与传统的协方差差分算法、噪声协方差矩阵估计算法、秩迹最小化算法以及稀疏重构算法相比,所提算法不仅能较好地抑制非平稳噪声的影响,而且在低信噪比、低快拍数情况下具有较强的稳健性和较高的估计精度。

关键词: 非平稳噪声; 波达方向估计; 稀疏重构; 加权 l_1 范数

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

DOA Estimation Algorithm for Sparse Representation Under Non-Stationary Noise

WEI Juan¹, CAO Kai-jun¹, NING Fang-li^{2,3}

(1. School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. School of Mechanical Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

3. Dongguan Sanhang Civil-Military Integration Innovation Institute, Dongguan 523808, China)

Abstract: In order to improve the direction of arrival (DOA) estimation accuracy of the far-field non-coherent narrow-band signal in non-stationary noise environment, an improved DOA estimation algorithm based on sparse reconstruction is proposed. Firstly, the class differential covariance algorithm is used to construct the difference matrix to suppress the influence of non-stationary noise. Then the sparse representation model and the weight function is constructed based on the basic principle of estimation of signal parameters via rotational invariance technique algorithm. Finally, the DOA estimation is realized by solving the model with weighted l_1 norm. Simulation shows that, compared with the traditional covariance difference algorithm, the noise covariance matrix estimation algorithm, the rank trace minimization algorithm, the sparse reconstruction algorithm, the proposed algorithm can not only suppress the influence of non-stationary noise effectively, but also has strong robustness and high estimation accuracy under low signal noise ratio and low snapshot number.

Key words: non-stationary noise; direction of arrival estimation; sparse reconstruction; weighted l_1 norm

波达方向(DOA, direction of arrival)估计是阵列信号处理研究的重要内容,在雷达、无线通信以及

电子对抗等领域有着广泛的应用^[1]。传统的 DOA 估计算法^[2-3]均假设阵元噪声为高斯均匀白噪声,而

收稿日期: 2019-04-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(51675425); 2018 年东莞市社会科技发展(重点)项目(20185071021600); 陕西省重点研发计划项目(2018SF-365,2018GY-181)

作者简介: 韦娟(1973—),女,副教授, E-mail: weijuan@xidian.edu.cn.

在实际应用中,当天线阵元未准确校正或接收通道硬件存在差异时,接收到的噪声呈现空时不相关但非均匀的特性,即空间非平稳噪声、阵元噪声功率各不相等^[4].

近年来,不少学者对空间非平稳噪声下的 DOA 估计进行了广泛的研究. 例如, Qi 等^[5]提出广义协方差差分(GCD, generalized covariance difference)算法,通过构造差分矩阵抑制非平稳噪声的影响,再结合子空间算法得到 DOA 估计值,但 GCD 算法在 DOA 估计时会出现对称伪峰. 吴云韬等^[6]提出一种噪声协方差矩阵估计(NCME, noise covariance matrix estimation)算法,通过将协方差矩阵分块处理,并以分块矩阵之间的关系估计出非平稳噪声协方差矩阵,在减去非平稳噪声估计矩阵后,应用子空间算法得到 DOA 估计. 基于此,汪弟杰等^[7]将 NCME 算法与求根 MUSIC 算法相结合,降低了计算复杂度. Liao 等^[8]则提出一种协方差矩阵秩迹最小化(RTM, rank and trace minimization)算法,利用协方差矩阵低秩特性,将无噪声协方差矩阵低秩问题转化为噪声功率最大化问题,以此估计出未知的非均匀噪声功率,而后利用接收信号和非均匀噪声协方差矩阵之差实现 DOA 估计. 王洪雁等^[9]将 RTM 算法与空间平滑算法相结合,实现非平稳噪声下相干信源的 DOA 估计. 然而,NCME 算法与 RTM 算法必须满足阵元数大于等于信源数的 3 倍,当不满足此条件时,这 2 种算法的估计性能将会降低甚至失效.

上述算法存在的另一个问题是在低信噪比(SNR, signal noise ratio)和声源相距较近的情况下,会出现谱峰混叠现象,导致无法得到准确的 DOA 估计值. 近年来,随着稀疏重构理论的提出和广泛应用,学者们将稀疏重构应用于 DOA 估计中,极具代表性的是 l_1 -SVD 算法^[10-12],然而,当噪声为空间非平稳噪声时,由于阵列观测信号模型中存在未知的非平稳噪声会影响 SVD 分解,故导致 l_1 -SVD 算法失效.

为解决上述问题,将类协方差差分算法与类旋转不变子空间参数估计(ESPRIT-Like, estimation of signal parameters via rotational invariance technique-Like)算法^[13]相结合,提出了一种非平稳噪声下基于稀疏重构的 DOA 估计算法. 该算法利用类协方差差分技术抑制非平稳噪声的影响,降低非平稳噪声对定位精度的影响;同时基于 ESPRIT-Like 算法的原理构造稀疏表示模型和权函数,通过解此稀疏

表示模型,实现 DOA 估计. 仿真结果验证了该算法的性能.

1 信号模型

假设 K 个相互独立的远场窄带信号入射到 $M = 2L + 1$ ($M > 2K$) 个阵元的均匀线阵上,阵元间距为半波长,则阵列观测信号模型为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t), t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

其中: $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 为信号向量, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]$ 为阵列导向矩阵, $\mathbf{a}(\theta_k) = [1, e^{-j2\pi d \sin \theta_k / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi(M-1)d \sin \theta_k / \lambda}]^T$, d 为阵元间距, λ 为波长, T 为快拍数, $\mathbf{N}(t)$ 为各阵元的噪声矢量. 由式(1)可得协方差矩阵为

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^H(t)\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \mathbf{Q} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{R}_s = E\{\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t)\}$ 为信号协方差矩阵, \mathbf{Q} 为噪声协方差矩阵. 当噪声为高斯白噪声时, $\mathbf{Q} = \text{diag}\{\sigma^2, \dots, \sigma^2\}$ 为 $M \times M$ 维矩阵, 当噪声为非平稳噪声时, $\mathbf{Q} = \text{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_M^2\}$.

2 算法原理

2.1 类协方差差分算法

ESPRIT-Like 算法需满足导向矩阵为列满秩矩阵,而 GCD 算法引入的 $M \times M$ 维置换矩阵 \mathbf{J} 并不能满足此条件,因此该算法引入一个 $M \times M$ 维对称对角变换矩阵 $\mathbf{B} = \text{diag}\{e^{jL\phi}, e^{j(L-1)\phi}, \dots, 1, \dots, e^{j(L-1)\phi}, e^{jL\phi}\}$, ϕ 为非零实数. 可知, $\mathbf{B}^{-1} = \mathbf{B}^H$, \mathbf{B}^{-1} 表示矩阵 \mathbf{B} 的逆矩阵,可得 $\mathbf{B}^{-1}\mathbf{Q}\mathbf{B} = \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}^{-1} = \mathbf{Q}$, 因此可以利用协方差差分技术抑制非平稳噪声的影响,即有如下差分矩阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_d &= \mathbf{B}\mathbf{R}\mathbf{B}^{-1} - \mathbf{B}^{-1}\mathbf{R}\mathbf{B} = \\ &[\mathbf{B}\mathbf{A}, \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}] \begin{bmatrix} \mathbf{R}_s & \\ & -\mathbf{R}_s \end{bmatrix} [\mathbf{B}\mathbf{A}, \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}]^H = \\ &\mathbf{A}_d \begin{bmatrix} \mathbf{R}_s & \\ & -\mathbf{R}_s \end{bmatrix} \mathbf{A}_d^H \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{A}_d = [\mathbf{B}\mathbf{A}, \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}]$ 为 $M \times 2K$ 维虚拟导向矩阵^[14], 矩阵 \mathbf{A}_d 的第 k 和 $k + K$ 列分别为 $\mathbf{B}\mathbf{a}(\theta_k)$ 和 $\mathbf{B}^{-1}\mathbf{a}(\theta_k)$. 令 $\omega_k = 2\pi d \sin \theta_k / \lambda$, 则有

$$\mathbf{B}\mathbf{a}(\theta_k) = [e^{jL\phi}, e^{j(L-1)\phi - j\omega_k}, \dots, e^{jL\phi - j(M-1)\omega_k}]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{B}^{-1}\mathbf{a}(\theta_k) = [e^{-jL\phi}, e^{-j(L-1)\phi - j\omega_k}, \dots, e^{-jL\phi - j(M-1)\omega_k}]^T \quad (5)$$

可知,当 $M > 2$ 且 $\phi \neq 0$ 时,导向矩阵 \mathbf{A}_d 为列满

秩矩阵,但若将矩阵 \mathbf{B} 换成矩阵 \mathbf{J} , 矩阵 \mathbf{A}_D 并不会为列满秩矩阵.

2.2 ESPRIT-Like 算法

对导向矩阵 \mathbf{A}_D 的行按 $[2L, 1]$ 与 $[1, 2L]$ 进行分块处理:

$$\mathbf{A}_D = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{D11} \\ \mathbf{A}_{D12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{D21} \\ \mathbf{A}_{D22} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: \mathbf{A}_{D11} 和 \mathbf{A}_{D22} 均为 $2L \times 2K$ 维导向矩阵. 定义 $2L \times 2L$ 维置换矩阵 \mathbf{J} , 则有

$$\mathbf{A}_{D11} = [\mathbf{B}_{D1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_1), \dots, \mathbf{B}_{D1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_K), \mathbf{B}_{D1}^{-1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_1), \dots, \mathbf{B}_{D1}^{-1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_K)] \quad (7)$$

$$\mathbf{J} \mathbf{A}_{D22} = [\mathbf{D}(\theta_1) \mathbf{B}_{D1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_1), \dots, \mathbf{D}(\theta_K) \mathbf{B}_{D1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_K), \mathbf{D}(\theta_1) \mathbf{B}_{D1}^{-1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_1), \dots, \mathbf{D}(\theta_K) \mathbf{B}_{D1}^{-1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_K)] \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{B}_{D1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_k) = [e^{j(L-0)\phi}, \dots, e^{j(L-L)\phi - jL\omega_k}, \dots, e^{j(L-1)\phi - j(M-2)\omega_k}]^T \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_{D1}^{-1} \mathbf{a}_{D11}(\theta_k) = [e^{-j(L-0)\phi}, \dots, e^{-j(L-L)\phi - jL\omega_k}, \dots, e^{-j(L-1)\phi - j(M-2)\omega_k}]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{D}(\theta_k) = \text{diag}\{e^{j2L\omega_k}, e^{j2(L-1)\omega_k}, \dots, e^{j2(1-L)\omega_k}\} \quad (11)$$

因此, 当 $\theta = \theta_k$ 时, 矩阵 $\mathbf{J} \mathbf{A}_{D22} - \mathbf{D}(\theta_k) \mathbf{A}_{D11}$ 的第 k 和 $k+K$ 列为零.

由于 $\mathbf{R}_D = \mathbf{R}_D^H$, 所以 \mathbf{R}_D 为 Hermitian 矩阵, 对 \mathbf{R}_D 进行特征值分解:

$$\mathbf{R}_D = \mathbf{U}_s \mathbf{V}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{V}_n \mathbf{U}_n^H \quad (12)$$

其中 $\mathbf{V}_s \in R^{2K \times 2K}$ 为由 $2K$ 个非零特征值组成的对角矩阵. 由式(3)可知, 这 $2K$ 个非零特征值包含 K 个正特征值和 K 个负特征值, $\mathbf{U}_s \in R^{M \times 2K}$ 为信号子空间, $\mathbf{U}_n \in R^{M \times (M-2K)}$ 为噪声子空间, $\mathbf{V}_n \in R^{(M-2K) \times (M-2K)}$ 为由 $M-2K$ 个零特征值组成的对角矩阵. 与式(6)相似, 将信号子空间 \mathbf{U}_s 的行以 $[2L, 1]$ 与 $[1, 2L]$ 分块处理:

$$\mathbf{U}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{S11} \\ \mathbf{U}_{S12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{S21} \\ \mathbf{U}_{S22} \end{bmatrix} \quad (13)$$

依据 ESPRIT-Like 算法原理, 即存在一个 $2K \times 2K$ 维满秩矩阵 \mathbf{T} , 使得 $\mathbf{U}_{S11} = \mathbf{A}_{D11} \mathbf{T}$ 和 $\mathbf{U}_{S22} = \mathbf{A}_{D22} \mathbf{T}$, 构造对角矩阵 $\Psi(\theta)$:

$$\Psi(\theta) = \text{diag}\{e^{j2L\omega}, e^{j2(L-1)\omega}, \dots, e^{j2(1-L)\omega}\} \quad (14)$$

则有

$$\mathbf{J} \mathbf{U}_{S22} - \Psi(\theta) \mathbf{U}_{S11} = (\mathbf{J} \mathbf{A}_{D22} - \Psi(\theta) \mathbf{A}_{D11}) \mathbf{T} \quad (15)$$

同理, 当 $\theta = \theta_k$ 时, 矩阵 $\mathbf{J} \mathbf{U}_{S22} - \Psi(\theta_k) \mathbf{U}_{S11}$ 的第 k 和 $k+K$ 列为零.

3 稀疏表示模型

基于第2节分析, 结合稀疏重构思想, 将所估计的角度区间进行均匀网格划分为 $\Theta = [\bar{\theta}_1, \bar{\theta}_2, \dots, \bar{\theta}_N]$, N 为网格划分数, 构建矩阵 \mathbf{G} :

$$\mathbf{G} = [\text{vec}(\Psi(\bar{\theta}_1) \mathbf{U}_{S11}), \text{vec}(\Psi(\bar{\theta}_2) \mathbf{U}_{S11}), \dots, \text{vec}(\Psi(\bar{\theta}_N) \mathbf{U}_{S11})] \quad (16)$$

由稀疏重构理论可知, 稀疏信号可通过 l_0 范数优化问题求解:

$$\min \|\mathbf{W} \mathbf{p}_N\|_0 \text{ s. t. } \|\text{vec}(\mathbf{J} \mathbf{U}_{S22}) - \mathbf{G} \mathbf{p}_N\|_2 < \varepsilon \quad (17)$$

式(17)是一个 NP-hard 问题, 无法求解, 因此将 l_0 范数优化问题转化为无约束 l_1 范数凸优化问题求解^[10]:

$$\min \{\|\text{vec}(\mathbf{J} \mathbf{U}_{S22}) - \mathbf{G} \mathbf{p}_N\|_2 + \|\mathbf{W} \mathbf{p}_N\|_1\} \quad (18)$$

其中: $\mathbf{p}_N = [p_1, p_2, \dots, p_N]$, 当角度 $\bar{\theta}_n = \theta_k$ 时, 元素 p_n 非零; 否则 p_n 为零, 因此不存在对称伪峰, \mathbf{W} 为权函数, 权函数表达式为

$$\mathbf{W} = \text{diag}\{\det(\mathbf{C}^H \mathbf{J} \mathbf{U}_{S22} - \mathbf{C}^H \Psi(\bar{\theta}_1) \mathbf{U}_{S11}), \dots, \det(\mathbf{C}^H \mathbf{J} \mathbf{U}_{S22} - \mathbf{C}^H \Psi(\bar{\theta}_N) \mathbf{U}_{S11})\} \quad (19)$$

其中 \mathbf{C} 为任意的 $2L \times 2K$ 维满秩矩阵. 得到权函数后, 利用 CVX 工具箱对式(18)求解得到稀疏向量 \mathbf{p}_N , 并寻找其中非零元素即可得到 DOA 估计值.

4 算法分析

4.1 信源过载能力

对于 M 个阵元, K 个入射信号的信号模型, NCME 算法将非平稳噪声协方差矩阵分块成 3 个矩阵依次求解, 因此需满足 $M \geq 3K$. RTM 算法在测量非平稳噪声矩阵时, 要使信号协方差矩阵满足低秩条件, 因此也需要满足 $M \geq 3K$. 而 GCD 算法与本文算法只是利用协方差差分矩阵抑制非平稳噪声的影响, 因此只需满足 $M \geq 2K + 1$. 综上可知, 相比于 RTM 算法和 NCME 算法, 本文算法的信源过载能力更优.

4.2 算法复杂度

GCD 算法与 NCME 算法利用传统 MUSIC 算法进行 DOA 估计, 计算复杂度与 MUSIC 算法相同, 为 $O(M^3)$. RTM 算法需解半定规划问题, 计算复杂度为 $O(M^{3.5})$ ^[8]. 本文算法首先对差分矩阵 \mathbf{R}_D 进行特征值分解, 计算复杂度为 $O(M^3)$; 其次构造 N 个权

值计算复杂度为 $O(4L^2N)$ ；最后利用 CVX 包求解式 (18), 计算复杂度为 $O(N^3)$. 因此本文计算复杂度为 $O(M^3 + 4L^2N + N^3)$, 一般情况下 $N \gg M$, 计算复杂度可化简为 $O(N^3)$. l_1 -SVD 算法计算复杂度为 $O(K^3N^3)^{[10]}$. 综上可知, 较之 GCD 算法、NCME 算法与 RTM 算法, 本文算法计算复杂度较高. 主要原因是前 3 种算法是利用子空间算法完成 DOA 估计, 而本文算法是利用稀疏重构完成 DOA 估计, 但较之 l_1 -SVD 算法, 本文算法的计算复杂度较低.

5 仿真分析

为验证本文算法 DOA 估计性能, 选取 GCD 算法、NCME 算法、RTM 算法与 l_1 -SVD 算法进行对比. 仿真采用 9 个阵元的均匀线阵, 阵元间距均为 $d = \lambda/2$, $\phi = 5$, 空间非平稳噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \sigma_n^2 \times \text{diag}\{1, 5, 10, 2, 15, 0.1, 7, 18, 1\}$, σ_n^2 为噪声功率, 信噪比定义为 $10\lg(\sigma_s^2/\sigma_n^2)$, σ_s^2 为信号功率. 网格划分范围为 $(-90^\circ, 90^\circ)$, 划分间隔为 1° . 定义均方根误差为

$$\sqrt{\frac{1}{N_R K} \sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{N_R} (\hat{\theta}_k^r - \theta_k)^2}$$

其中: $\hat{\theta}_k^r$ 为第 r 次实验中对真实 DOA 参数 θ_k 的估计值, N_R 为蒙特卡罗实验次数. 仿真结果均由 $N_R = 100$ 次蒙特卡罗实验获得.

仿真 1 为验证本文算法的有效性, 假设 2 个非相干的远场窄带信号分别以 -20° 和 40° 方向入射到阵列上, 信噪比为 10 dB, 快拍数为 200, 仿真结果如图 1 所示. 分析可知, l_1 -SVD 算法无法准确进行 DOA 估计, GCD 算法会出现对称伪峰, 而 NCME 算法、RTM 算法与本文算法能准确地进行 DOA 估计, 表明本文算法解决了传统稀疏重构算法在非平稳噪声下失效的问题, 并且消除了 GCD 算法带来的

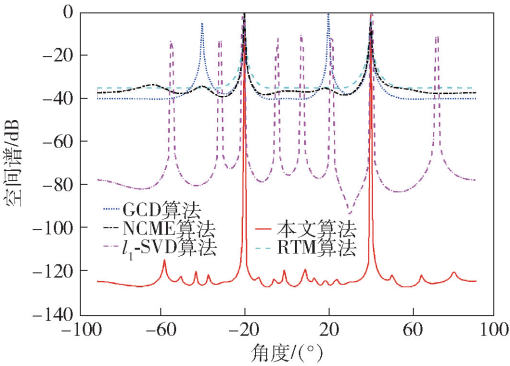


图 1 5 种算法定位结果

对称伪峰.

仿真 2 为验证本文算法的分辨率, 假设 2 个非相干的远场窄带信号分别以 20° 、 25° 方向入射到阵列上, 信噪比为 -5 dB, 快拍数为 200, 仿真结果如图 2 所示. 分析可知, l_1 -SVD 算法仍然无法准确进行 DOA 估计; GCD 算法、NCME 算法与 RTM 算法出现频谱混叠现象, 无法分辨出 20° 和 25° 两个信源目标; 本文算法能很好地分辨出这 2 个信源目标, 表明其在低信噪比情况下具有较高的分辨率.

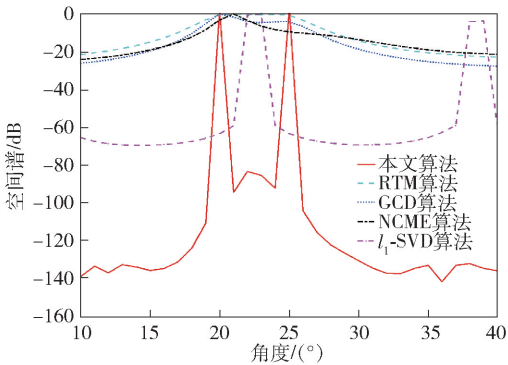


图 2 低信噪比且声源相距较近时定位结果

仿真 3 为验证本文算法在不同信噪比下的估计性能, 假设 2 个非相干远场窄带信号分别以 30° 、 50° 方向入射到阵列上, 信噪比变化范围为 $[-10, 10]$ dB, 变化间隔为 2 dB, 快拍数为 200, 仿真结果如图 3 所示.

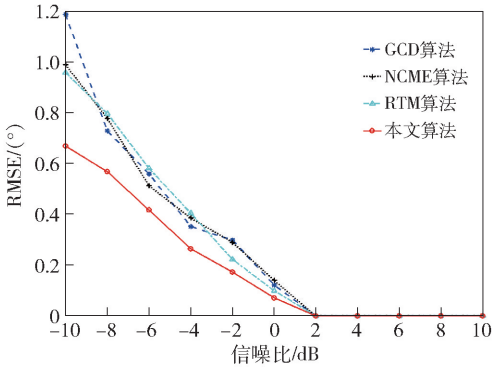


图 3 RMSE 随信噪比变化曲线

分析可知, 4 种算法均方根误差均随信噪比的增大而减小, 在低信噪比情况下, 本文算法的均方根误差始终低于其余 3 种算法, 这表明本文算法具有较好的角度估计精度.

仿真 4 为比较本文算法在不同快拍数下的估计性能, 假设 2 个非相干远场窄带信号, 分别以 30° 、 50° 方向入射到阵列上, 信噪比为 -5 dB, 快拍

数变化范围为 $[50, 500]$, 变化间隔为 50, 仿真结果如图 4 所示. 分析可知, 4 种算法的均方根误差均随快拍数的增大而降低, 然而本文算法的均方根误差始终低于其他 3 种算法, 表明本文算法的 DOA 估计性能受快拍数影响较小, 在不同快拍数情况下均具有较高的估计精度.

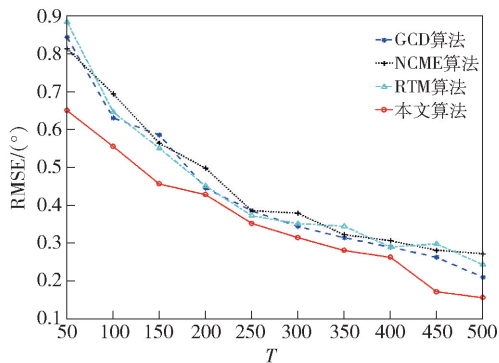


图 4 RMSE 随 T 变化曲线

仿真 5 为验证本文算法在不同非平稳噪声协方差矩阵下的有效性, 设置 3 个噪声协方差矩阵: $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{Q}$, $\mathbf{Q}_2 = \sigma_n^2 \text{diag}\{5, 1, 20, 1.5, 0.1, 7, 2.3, 2, 4\}$, $\mathbf{Q}_3 = \sigma_n^2 \text{diag}\{12, 0.4, 2, 1.5, 3.2, 6, 7, 2.3\}$, 其他仿真参数的设置如仿真 2, 仿真结果如图 5 所示. 分析可知, 在低信噪比且不同的噪声协方差条件下, 本文算法均可有效地识别 2 个目标声源, 表明本文算法具有较好的噪声鲁棒性能.

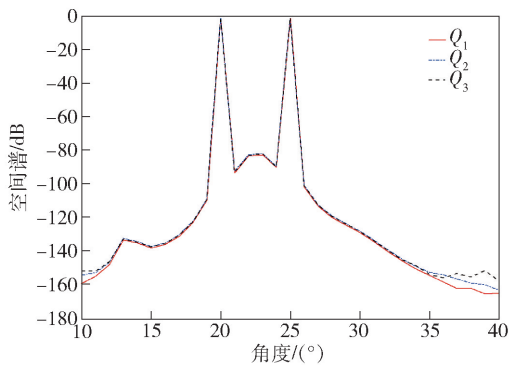


图 5 本文算法在不同非平稳噪声下的定位结果

6 结束语

提出了非平稳噪声下基于稀疏表示的 DOA 估计算法, 该算法不但利用类协方差差分抑制了非平稳噪声的影响, 而且基于 ESPRIT-Like 算法原理构造稀疏表示模型并消除了协方差差分技术带来的对称伪峰. 所提算法解决了传统稀疏重构定位

算法无法适用于非平稳噪声环境下的问题, 较之传统 GCD 算法、NCME 算法和 RTM 算法, 虽然计算复杂度较高, 然而信源过载能力较强; 同时, 仿真结果表明, 所提算法具有较高的分辨率与较好的 DOA 估计性能.

参考文献:

- [1] 吴晨曦, 张旻, 王可人. 非均匀噪声背景下的欠定 DOA 估计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(3): 498-503.
Wu Chenxi, Zhang Min, Wang Keren. Underdetermined direction of arrival estimation with nonuniform noise [J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(3): 498-503.
- [2] Liu Aijun, Li Fen, Li Bo, et al. Spatial polarimetric time-frequency distribution based DOA estimation: combining ESPRIT with MUSIC [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018: 51.
- [3] Liu Song, Zhang Gang, Weng Mingjiang, et al. Unified ESPRIT spatial spectrum for direction-of-arrival estimation with an arbitrary sparse array [C]//2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). New York: IEEE Press, 2016: 457-461.
- [4] 陈明建, 胡振彪, 黄中瑞. 空间非平稳噪声下的宽带 DOA 估计算法[J]. 现代雷达, 2018, 40(1): 36-42.
Chen Mingjian, Hu Zhenbiao, Huang Zhongrui. Direction of arrival estimation of wideband signals with sensor arrays in spatial non-stationary noise [J]. Modern Radar, 2018, 40(1): 36-42.
- [5] Qi Chongying, Chen Zhijie, Wang Yongliang, et al. DOA estimation for coherent sources in unknown nonuniform noise fields [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1195-1204.
- [6] 吴云韬, 廖桂生, 张光斌. 空间非平稳噪声环境下的 DOA 估计新算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2003, 30(1): 51-54.
Wu Yuntao, Liao Guisheng, Zhang Guangbin. A novel method for estimating DOA in the presence of spatially nonstationary noise fields [J]. Journal of Xidian University, 2003, 30(1): 51-54.
- [7] 汪弟杰, 王敏. 一种加性色噪声下的 DOA 估计新算法[J]. 广东通信技术, 2016, 36(1): 28-31.
Wang Dijie, Wang Min. A novel DOA estimation algorithms in additive colored noise [J]. Guangdong Communication Technology, 2016, 36(1): 28-31.
- [8] Liao Bin, Huang Lei, Guo Chongtao, et al. New approaches to direction-of-arrival estimation with sensor arrays in

- unknown nonuniform noise [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(24): 8982-8989.
- [9] 王洪雁, 房云飞, 裴炳南. 利用空间平滑的协方差秩最小化 DOA 估计方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2018, 45(5): 128-135.
- Wang Hongyan, Fang Yunfei, Pei Bingnan. Method for estimation of covariance rank minimization DOA by exploiting spatial smoothing[J]. Journal of Xidian University, 2018, 45(5): 128-135.
- [10] 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.
- [11] Zhao Wenqiang, Li Gang, Zheng Chundi, et al. Capon cepstrum weighted l_2, l_1 minimization for wideband DOA estimation with sonar arrays [C] // OCEANS 2016 - Shanghai. New York: IEEE Press, 2016: 1-4.
- [12] 赵季红, 马兆恬, 曲桦, 等. 基于加权 l_1 范数稀疏信号重建的 DOA 估计[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(5): 33-36, 66.
- Zhao Jihong, Ma Zhaotian, Qu Hua, et al. DOA estimation based on sparse signal recovery utilizing weight l_1 Norm [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(5): 33-36, 66.
- [13] Liu Guohong, Sun Xiaoying. Two-stage matrix differencing algorithm for mixed far-field and near-field sources classification and localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(6): 1957-1965.
- [14] 刘国红. 远近场混合源定位参量估计算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.