

非均匀噪声稀疏均匀圆阵的二维 DOA 估计

潘捷, 周建江*, 汪飞

南京航空航天大学 信息科学与技术学院, 江苏 南京 210016

摘要: 针对在机载雷达、通信等领域有着广泛应用的均匀圆阵(UCA),研究了非均匀噪声下稀疏均匀圆阵的二维波达方向(DOA)估计。首先采用改进的相位模式方法构造非均匀噪声稀疏均匀圆阵的波束空间似然函数;之后,在分析非均匀噪声稀疏均匀圆阵的波束空间似然函数特点的基础上,修改了 Burg 的迭代算法以适应稀疏均匀圆阵下非均匀噪声自相关矩阵的估计;最后,经过推导非均匀噪声下似然函数的梯度与近似 Hessian 矩阵,实现了基于修正的变换投影(MVP)方法的非均匀噪声下目标二维 DOA 估计。仿真结果表明,在非均匀噪声环境下,该方法估计精度优于稀疏均匀圆阵求根 MUSIC 和传统均匀噪声最大似然估计方法,对于相干信号源亦具有良好的估计性能。

关键词: 均匀圆阵; 波达方向; 非均匀噪声; 传感器阵列处理; 最大似然

中图分类号: V243.4; TN912.7 **文献标识码:** A

波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计是阵列信号处理的重要环节。均匀圆阵(Uniform Circular Array, UCA)因为几何上的中心对称性,其估计性能几乎与方位角无关,在机载相控阵雷达以及通信等领域有着广泛的应用^[1]。

近年来,阵元间隔大于半波长的稀疏均匀圆阵,由于其能够以较少的天线阵元获得更高的估计性能,同时有效降低了阵元间互耦^[2],正越来越多地受到研究者的关注。目前广泛采用的均匀圆阵 DOA 估计方法如均匀圆阵旋转不变信号参数估计(Uniform Circular Array Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique, UCA-ESPRIT),均匀圆阵实波束空间多信号分类(Uniform Circular Array-Real Beamspace-Multiple Signal Classification, UCA-RB-MUSIC)^[3]等,大都采用基于相位模式激励原理的波束空间变换来重建导向矢量的范德蒙结构,其主要特点

是要求阵元足够多且较密集,对于稀疏均匀圆阵则会出现明显的映射误差,从而影响 DOA 估计性能^[4]。

Belloni 等^[5]利用流形分离技术,避免了波束空间变换所带来的映射误差,将阵元空间根多信号分类(MUSIC)应用于均匀圆阵以及任意结构阵列,获得了理想的效果。Goossens 等^[6]则改进了原有的相位模式方法以逼近波束空间变换后阵列导向矢量,实现了对稀疏均匀圆阵的 DOA 估计,同时讨论了阵元互耦对相位模式的影响。但上述方法仅限于目标俯仰角已知且所有目标都处于同一水平面的情形,同时其很难进行空间平滑,因此只能处理独立信号源,实际应用受到限制。

最大似然类方法由于其良好的渐进性能以及无需空间平滑而能够处理相关信号的特点,一直以来得到广泛关注^[7-8],但这些算法都要求信号模型满足均匀白噪声假设,而这在很多实际应用中

收稿日期: 2010-06-08; 退修日期: 2010-09-20; 录用日期: 2010-10-21

基金项目: 江苏省六大人才高峰计划 A 类(P0952-041)

* 通讯作者. Tel.: 025-84892430 E-mail: zjje@nuaa.edu.cn

引用格式: 潘捷, 周建江, 汪飞. 非均匀噪声稀疏均匀圆阵的二维 DOA 估计 [J]. 航空学报, 2011, 32(3): 448-456. Pan Jie, Zhou Jianjiang, Wang Fei. 2-D DOA estimation for sparse uniform circular array in presence of unknown nonuniform noise [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(3): 448-456.

不能满足。对于高频/甚高频(High Frequency/Very High Frequency, HF/VHF)频段的射频系统以及大多数的声纳系统等机载舰载设备,由于环境噪声的影响,传感器接收噪声非均匀且可能相关^[9]。在一些实际应用中,如果传感器间距较大(如稀疏阵列等),则可以近似认为各传感器的噪声是不相关的非均匀空间高斯白噪声,即噪声自相关矩阵为对角阵且各对角元素不相等。

近年来,不少学者对非均匀噪声下的阵列处理问题进行了广泛的研究^[10-11]。最近,Chiao等^[12]将随机性最大似然 DOA 估计方法扩展到非均匀噪声的情形,并讨论了算法在均匀线阵中的应用。但现有成果着重论述的是均匀线阵,对非均匀噪声下稀疏均匀圆阵的二维 DOA 估计问题的讨论尚不多见。

本文将非均匀噪声下的随机性最大似然方法应用于稀疏均匀圆阵。首先采用改进的波束空间变换构造稀疏均匀圆阵相位模式的似然函数,由于波束空间变换破坏了噪声自相关矩阵对角性质,不能直接使用 Chiao^[12]和 Burg^[13]提出的迭代算法估计噪声自相关矩阵。因此,本文修改了上述方法,以适用于估计经过波束空间变换的噪声自相关矩阵。同时,由于传统的修正的变换投影(Modified Variable Projection, MVP)算法仅限于均匀噪声的情形,文中推导了一种非均匀噪声下的 MVP 方法以估计目标到达角,通过迭代实现了稀疏均匀圆阵的二维 DOA 估计。

1 信号模型

考虑由 N 个全向天线组成的均匀圆阵,均匀分布在平面内半径为 r 的圆周上,坐标系定义为球坐标系,以圆周中心为原点。 V 个波长为 λ 的 L 个快拍远场窄带信号入射到天线阵,方位角与俯仰角分别为 ϕ_i 和 θ_i ($i=1,2,\dots,V$)。

均匀圆阵接收信号为

$$\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_0(t) \quad \mathbf{x}_1(t) \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{N-1}(t)] \\ t = 1, 2, \dots, L$$

写成如下矩阵形式:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{C}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S}(t)=[s_0(t) \quad s_1(t) \quad \cdots \quad s_{V-1}(t)]^T$ 为原始信号; $\mathbf{C}=[\mathbf{c}(\theta_1, \phi_1) \quad \mathbf{c}(\theta_2, \phi_2) \quad \cdots \quad \mathbf{c}(\theta_V, \phi_V)]$

为阵列导向矢量矩阵; $\mathbf{c}(\theta, \phi)=[e^{jk_0 r \sin \theta \cos(\phi-\gamma_0)} e^{jk_0 r \sin \theta \cos(\phi-\gamma_1)} \quad \cdots \quad e^{jk_0 r \sin \theta \cos(\phi-\gamma_{N-1})}]^T$ 为单个目标的阵列导向矢量; $k_0=2\pi/\lambda$ 为波数, $\gamma_n=2\pi n/N$ ($n=0,1,\dots,N-1$) 为阵元位置; $\mathbf{n}(t)$ 为 $N \times 1$ 维加性噪声矢量。原始信号 $\mathbf{S}(t)$ 为一零均值高斯随机过程,其自相关矩阵为

$$E\{\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t)\} = \mathbf{R}_s \quad (2)$$

同时,假设噪声矢量 $\mathbf{n}(t)$ 为不相关的非均匀零均值高斯噪声,即其自相关矩阵为

$$E\{\mathbf{n}(t)\mathbf{n}^H(t)\} = \mathbf{Q} = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_N^2) \quad (3)$$

因此,阵列接收信号 $\mathbf{X}(t)$ 也为零均值高斯随机过程。

Mathews 等^[3]提出一种波束空间变换,将阵列流形从阵元空间映射到模式空间,使得波束空间变换后的阵列导向矢量具有范德蒙结构。这不仅为解决阵元互耦问题提供了有力工具^[6,14],也为分析有向阵元等实际问题提供了方便。

为简便起见,本文只讨论理想全向阵元无互耦情况下的波束空间变换。

构造加权向量 $\mathbf{w}_m^H = \frac{1}{N}[1 \quad e^{jm\gamma_0} \quad e^{jm\gamma_1} \quad \cdots \quad e^{jm\gamma_{N-1}}]$, 相应模式空间阵列流形为

$$\mathbf{w}_m^H \mathbf{c}(\theta, \phi) = b_m(\theta) e^{jm\phi} + \sum_{q=1}^M [b_{m+qN}(\theta) e^{j(m+qN)\phi} + b_{m-qN}(\theta) e^{j(m-qN)\phi}] \quad (4)$$

式中: $b_m(\theta) = j^m \mathbf{J}_m(k_0 r \sin \theta)$ 称为 m 阶相位模式, $\mathbf{J}_m(\cdot)$ 为 m 阶第一类贝塞尔函数。式(4)中的第一项称为主项,其他称为残余项。Mathews 等^[3]证明,当 $|m| > M$ 时, $b_m(\theta)$ 的模值小到可以忽略,其中 $M = [k_0 r]$, $[\cdot]$ 为四舍五入取整操作。所以,对于 $N > 2M + 1$, 即阵元间距小于 $\lambda/2$ 的均匀圆阵,残余项可以忽略,即

$$\mathbf{w}_m^H \mathbf{c}(\theta, \phi) \approx b_m(\theta) e^{jm\phi} \quad (5)$$

而对于稀疏均匀圆阵的情形,即 $\frac{2\pi r}{N} > \frac{\lambda}{2}$, 因此 $N < 2k_0 r$, 即 $N < 2M + 1$ 。假设阵元数目 $N = 2K + 1$, 则有 $K < M$ 。因此,残余项中存在阶数 $K < |k| < M$ 的相位模式 $b_k(\theta)$, 故不能忽略残余项的影响。考虑波束变换矩阵 \mathbf{F}_e^H ^[3]。

$$\mathbf{F}_e^H = \sqrt{N}[\mathbf{w}_{-K} \quad \mathbf{w}_{-K+1} \quad \cdots \quad \mathbf{w}_0 \quad \cdots \quad \mathbf{w}_K]^H \quad (6)$$

则定义波束空间导向矢量

$$\mathbf{a}(\theta, \phi) = \mathbf{F}_e^H \mathbf{c}(\theta, \phi) \quad (7)$$

因此对于稀疏均匀圆阵,若 $M \leq 3K+1$,仅考虑阶数小于 M 的相位模式,可得^[6]

$$\mathbf{a}(\theta, \phi) \approx \mathbf{H} \mathbf{b}(\theta) \mathbf{d}(\phi) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{b}(\theta) = \text{diag}(b_{-M}(\theta), b_{-M+1}(\theta), \dots, b_M(\theta))$; $\mathbf{d}(\phi) = [e^{-jM\phi} \quad e^{-j(M-1)\phi} \quad \dots \quad e^{jM\phi}]^T$; $\mathbf{H} = [\mathbf{J}_1; \mathbf{I}; \mathbf{J}_r]$; \mathbf{I} 为 $(2K+1) \times (2K+1)$ 的单位矩阵, \mathbf{J}_r 为 \mathbf{I} 前 $M-K$ 列组成的 $(2K+1) \times (M-K)$ 的矩阵; \mathbf{J}_1 为 \mathbf{I} 后 $M-K$ 列组成的 $(2K+1) \times (M-K)$ 的矩阵。对于 $M > 3K+1$ 的其他情形可以此类推^[6]。

因此,将上述波束空间变换作用于稀疏均匀圆阵接收数据,令

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{F}_e^H \mathbf{X}(t) \quad (9)$$

则 $\mathbf{Y}(t)$ 也为零均值高斯随机过程,其自相关矩阵为

$$E\{\mathbf{Y}(t)\mathbf{Y}^H(t)\} = \mathbf{R}_y = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \mathbf{F}_e^H \mathbf{Q} \mathbf{F}_e \quad (10)$$

式中: $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1, \phi_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2, \phi_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(\theta_V, \phi_V)]$ 。

2 非均匀噪声稀疏均匀圆阵的随机最大似然 DOA 估计

对于上节所述的信号模型,目标到达角 (θ, ϕ) 、原始信号 $\mathbf{S}(t)$ 的自相关矩阵 \mathbf{R}_s 以及噪声自相关矩阵 \mathbf{Q} 均是未知的。故考虑未知参数集 $\Psi = \{\theta, \phi, \mathbf{R}_s, \mathbf{Q}\}$,构造似然函数。由于 $\mathbf{Y}(t)$ 为零均值高斯随机过程,则 $\mathbf{Y}(t)$ 的概率密度函数为

$$f(\Psi) = \frac{1}{\pi^{NL} |\mathbf{R}_y|^L} \exp \left\{ - \sum_{t=1}^L \mathbf{Y}(t)^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{Y}(t) \right\} \quad (11)$$

式中: $|\cdot|$ 为求矩阵行列式。则式(11)的对数形式(忽略常数项)可表示为

$$U(\Psi) = g(\mathbf{P}, \mathbf{R}_y) = -L \{ \ln |\mathbf{R}_y| + \text{tr}(\mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{P}) \} \quad (12)$$

式中:

$$\mathbf{P} = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L \mathbf{Y}(t) \mathbf{Y}(t)^H \quad (13)$$

所以参数集 Ψ 的最大似然估计即为下列优

化问题的解:

$$\hat{\Psi} = \arg \max_{\Psi} U(\Psi) \quad (14)$$

为了估计式(14)中的目标到达角 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\phi}$,本文构造了一种适用于稀疏均匀圆阵情形的迭代算法。在下文中,2.1节在假设 $\hat{\theta}$ 、 $\hat{\phi}$ 以及信号自相关矩阵 \mathbf{R}_s 已知的情况下,给出一种噪声自相关矩阵 \mathbf{Q} 的估计方法,2.2节则在2.1节所述方法基础上,介绍估计目标到达角 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\phi}$ 的迭代算法。

2.1 对噪声自相关函数的估计

令 $N \times 1$ 维参数矩阵 $\mathbf{q} = \text{diag}(\mathbf{Q})$, q_i 为 \mathbf{q} 的第 i 个元素。固定 θ 和 ϕ ,以 \mathbf{q} 为变量求似然函数式(14)的梯度,则 $\nabla_{\mathbf{q}} U(\Psi)$ 的第 i 个元素可表示为

$$[\nabla_{\mathbf{q}} U(\Psi)]_i = -L \left\{ \frac{\partial \ln |\mathbf{R}_y|}{\partial q_i} + \frac{\partial \text{tr}(\mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{P})}{\partial q_i} \right\} = -L [\mathbf{F}_e \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H - \mathbf{F}_e \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{P} \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} \quad (15)$$

因此,对于式(12)所示的似然函数,其极值点满足下列必要条件:

$$[\mathbf{F}_e \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H - \mathbf{F}_e \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{P} \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} = 0 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (16)$$

由于很难从式(16)中得到 \mathbf{Q} 的解析表达,Chiao等^[12]提出了一种在 θ 、 ϕ 以及 \mathbf{R}_s 已知的情况下估计噪声自相关矩阵的迭代算法,但这种迭代算法并不能直接应用于本文稀疏均匀圆阵的情形,需要进行修改。

考虑给定的导向矢量 \mathbf{A} 和信号自相关矩阵 \mathbf{R}_s ,对于一个噪声自相关矩阵的初始值 $\hat{\mathbf{Q}}$,令 $\hat{\mathbf{R}}_y = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \mathbf{F}_e^H \hat{\mathbf{Q}} \mathbf{F}_e$,若

$$[\mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H - \mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{P} \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} \neq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (17)$$

则寻找一个 $N \times N$ 维的对角阵 $\Delta \mathbf{Q}$,使得

$$[\mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H - \mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} (\mathbf{P} - \Delta \mathbf{Q}) \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} = 0 \quad (18)$$

即

$$[\mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H \Delta \mathbf{Q} \mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} = [\mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{P} \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H - \mathbf{F}_e \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \mathbf{F}_e^H]_{i,i} \quad (19)$$

令 $\Delta \mathbf{q} = \text{diag}(\Delta \mathbf{Q})$,则式(19)可写成矩阵形

式:

$$\mathbf{G}\Delta\mathbf{q} = \mathbf{u} \quad (20)$$

式中: $[\mathbf{G}]_{i,j} = \text{tr}(\mathbf{E}_{j,i}\mathbf{F}_c\hat{\mathbf{R}}_y^{-1}\mathbf{F}_c^H\mathbf{E}_{i,i}\mathbf{F}_c\hat{\mathbf{R}}_y^{-1}\mathbf{F}_c^H)$; \mathbf{u} 的分量 $u_i = \text{tr}\{[\mathbf{F}_c\hat{\mathbf{R}}_y^{-1}\mathbf{P}\hat{\mathbf{R}}_y^{-1}\mathbf{F}_c^H - \mathbf{F}_c\hat{\mathbf{R}}_y^{-1}\mathbf{F}_c^H]\mathbf{E}_{i,i}\}$ ($i,j=1,\dots,N$); $\mathbf{E}_{i,i}$ 为 $N\times N$ 的矩阵,其 i 行 i 列的元素为 1,其余为 0。求解式(20)所示的线性方程组即可求得 $\Delta\mathbf{q}$ (或者说是 $\Delta\mathbf{Q}$)。

综上所述,在 θ, ϕ 以及 \mathbf{R}_s 已知的情况下可以给出如下估计噪声自相关矩阵 \mathbf{Q} 的迭代算法:

步骤 1 给定噪声自相关矩阵初始值 $\hat{\mathbf{Q}}$,一般可以取单位阵 \mathbf{I} ,由式(20)计算改进方向 $\Delta\mathbf{Q}$ 。

步骤 2 令

$$t = 1$$

$$\hat{\mathbf{R}}_y = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \mathbf{F}_c^H\hat{\mathbf{Q}}\mathbf{F}_c$$

$$\text{while} \left\{ \begin{array}{l} (g(\mathbf{P}, \hat{\mathbf{R}}_y + t\Delta\mathbf{Q}) < g(\mathbf{P}, \hat{\mathbf{R}}_y) + \\ \alpha t \nabla_{\mathbf{q}} g(\mathbf{P}, \hat{\mathbf{R}}_y)^T \Delta\mathbf{q}) \\ \text{or } (\hat{\mathbf{Q}} + t\Delta\mathbf{Q} < \mathbf{0}) \end{array} \right\}$$

$$t = \beta t$$

end

式中: $g(\cdot)$ 定义见式(12), $0 < \alpha < 0.5$, $0 < \beta < 1$ 。

步骤 3 更新估计值 $\hat{\mathbf{Q}}$ 为 $\hat{\mathbf{Q}} + t\Delta\mathbf{Q}$ 。

重复步骤 1~步骤 3,当 $\|\Delta\mathbf{Q}\|_F < \epsilon$ 时认为算法收敛,迭代结束。其中 $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数, ϵ 为一极小的正实数,本文中取为 0.001。

2.2 随机性最大似然 DOA 估计算法

由于 2.1 节所述的噪声自相关矩阵估计算法需要已知目标到达角 (θ, ϕ) 以及原始信号 $\mathbf{S}(t)$ 的自相关矩阵 \mathbf{R}_s ,而本文感兴趣的是目标的到达角 (θ, ϕ) ,故这里需要先估计信号自相关矩阵 \mathbf{R}_s ,再讨论 (θ, ϕ) 的估计问题。考虑式(14)的优化问题,由于 $\hat{\Psi}$ 为 $U(\Psi)$ 的极值点,故以 $[\mathbf{R}_y]_{i,j}$ 为变量对 $U(\Psi)$ 求偏导数,可得

$$\frac{\partial U(\Psi)}{\partial [\mathbf{R}_y]_{i,j}} \Big|_{\Psi=\hat{\Psi}} = 0 \quad (21)$$

即

$$\mathbf{A}^H \mathbf{R}_y^{-1} (\mathbf{P} - \mathbf{R}_y) \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{A} = 0 \quad (22)$$

将式(10)代入式(22),可求得 \mathbf{R}_s 的最小二乘解:

$$\hat{\mathbf{R}}_s = (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{A}} - \tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}}) (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} \quad (23)$$

式中: $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{F}_c \mathbf{A}$; $\tilde{\mathbf{P}} = \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{F}_c \mathbf{P} \mathbf{F}_c^H \mathbf{Q}^{-1/2}$ 。所以,式(14)的优化问题可以看做是式(14)在式(10)和式(22)约束下的优化问题。因此将 \mathbf{R}_y 用 $\mathbf{A}\hat{\mathbf{R}}_s \cdot \mathbf{A}^H + \mathbf{F}_c \mathbf{Q} \mathbf{F}_c^H$ 代替,其中 $\hat{\mathbf{R}}_s$ 用式(23)代替,并代入式(12),则新的似然函数可表示为

$$U(\theta, \phi, \mathbf{Q}) = L\text{tr}(\mathbf{F}_A \tilde{\mathbf{P}}) - L\text{tr}(\tilde{\mathbf{P}}) - \\ L \ln |\mathbf{Q}^{1/2} (\mathbf{F}_A \tilde{\mathbf{P}} \mathbf{F}_A - \mathbf{F}_A + \mathbf{I}_N) \mathbf{Q}^{1/2}| \quad (24)$$

式中: $\mathbf{F}_A = \tilde{\mathbf{A}} (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}^H$ 。由此可见,对于式(14)的优化问题,自相关矩阵 \mathbf{R}_s 并非独立变量,用式(24)优化参数集 $(\theta, \phi, \mathbf{Q})$ 即可。

因此,可以构造一种迭代算法,首先假设环境为均匀高斯白噪声,用文献[8]的方法估计初始 $\hat{\theta}, \hat{\phi}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_s$,并利用初始估计的 $\hat{\theta}, \hat{\phi}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_s$ 按 2.1 节所述估计噪声自相关矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}$,将式(24)中的噪声自相关矩阵 \mathbf{Q} 用估计值 $\hat{\mathbf{Q}}$ 代替,可得

$$U(\Theta) = L\text{tr}\{\mathbf{F}_A \tilde{\mathbf{P}}\} - L\text{tr}\{\tilde{\mathbf{P}}\} - \\ L \ln |\hat{\mathbf{Q}}^{1/2} (\mathbf{F}_A \tilde{\mathbf{P}} \mathbf{F}_A - \mathbf{F}_A + \mathbf{I}_N) \hat{\mathbf{Q}}^{1/2}| \quad (25)$$

式中: $\Theta = [\theta \ \phi]^T$, 求解 $\hat{\Theta} = \arg \max_{\Theta} U(\Theta)$, 利用估计得到的目标到达角 $\hat{\Theta} = [\hat{\theta} \ \hat{\phi}]^T$ 由式(23)重新计算 $\hat{\mathbf{R}}_s$,再次按 2.1 节所述更新 $\hat{\mathbf{Q}}$,重复式(25)的优化求解过程更新 $\hat{\Theta}$,通过迭代实现对 θ 和 ϕ 的准确估计。

为了求解式(25)的优化问题,本文推导了一种非均匀噪声下的 MVP 方法,

$$\hat{\Theta}^{i+1} = \hat{\Theta}^i - u_i [\nabla^2 U(\hat{\Theta}^i)]^{-1} \nabla U(\hat{\Theta}^i) \quad (26)$$

式中: $u_i < 1 \in \mathbf{R}$ 为改进步长, $\nabla U(\Theta) \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为代价函数式(25)梯度,而 $\nabla^2 U(\Theta)$ 为近似 Hessian 矩阵:

$$\left. \begin{array}{l} \nabla^2 U(\Theta) = \begin{bmatrix} \nabla_{\theta\theta}^2 U(\Theta) & \nabla_{\theta\phi}^2 U(\Theta) \\ \nabla_{\phi\theta}^2 U(\Theta) & \nabla_{\phi\phi}^2 U(\Theta) \end{bmatrix} \\ \nabla U(\Theta) = \begin{bmatrix} \nabla_{\theta} U(\Theta) \\ \nabla_{\phi} U(\Theta) \end{bmatrix} \end{array} \right\} \quad (27)$$

定义

$$\begin{aligned} \nabla \tilde{\mathbf{A}} &\triangleq \tilde{\mathbf{A}}_{\theta} = \\ \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{F}_c &\begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_1, \phi_1)}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_2, \phi_2)}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_V, \phi_V)}{\partial \theta_V} \end{bmatrix}, \\ \nabla \tilde{\mathbf{A}} &\triangleq \tilde{\mathbf{A}}_{\phi} = \\ \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{F}_c &\begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_1, \phi_1)}{\partial \phi_1} & \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_2, \phi_2)}{\partial \phi_2} & \dots & \frac{\partial \mathbf{a}(\theta_V, \phi_V)}{\partial \phi_V} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

则可以给出上述梯度与近似 Hessian 矩阵的表达式:

$$\nabla_{\theta} U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} \{ [(\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} - (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{A}})^{-1}] \tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\theta} \} \} \quad (28)$$

$$\nabla_{\phi} U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} \{ [(\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} - \tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{A}}]^{-1} \tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\phi} \} \} \quad (29)$$

$$\nabla_{\theta\theta}^2 U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} [(\tilde{\mathbf{G}} \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{G}}^H) \odot (\tilde{\mathbf{A}}_{\theta} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\theta})] \} \quad (30)$$

$$\nabla_{\theta\phi}^2 U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} [(\tilde{\mathbf{G}} \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{G}}^H) \odot (\tilde{\mathbf{A}}_{\theta} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\phi})] \} \quad (31)$$

$$\nabla_{\phi\phi}^2 U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} [(\tilde{\mathbf{G}} \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{G}}^H) \odot (\tilde{\mathbf{A}}_{\phi} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\theta})] \} \quad (32)$$

$$\nabla_{\phi\phi}^2 U(\boldsymbol{\theta}) = 2\text{Re} \{ \text{tr} [(\tilde{\mathbf{G}} \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{G}}^H) \odot (\tilde{\mathbf{A}}_{\phi} \mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} \tilde{\mathbf{A}}_{\phi})] \} \quad (33)$$

式中: $\mathbf{G} = [(\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{A}})^{-1} - (\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1}] \tilde{\mathbf{A}}^H$; $\mathbf{F}_{\tilde{\mathbf{A}}} = \mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}} \tilde{\mathbf{A}}^H$; \odot 表示矩阵的 Hadamard 积。

综上所述,将非均匀噪声下稀疏均匀圆阵的随机性最大似然 DOA 估计算法流程简述如下:

步骤 1 用式(7)对接收数据作波束空间变换,由式(13)计算波束空间接收信号自相关矩阵的估计。假设环境为均匀高斯白噪声,以文献[8]方法估计目标到达角 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$,并计算信号自相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_s$ 以及噪声自相关矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}$ 。

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \ln | \mathbf{A} \hat{\mathbf{R}}_s \mathbf{A}^H + \hat{\mathbf{Q}} | \\ \hat{\mathbf{R}}_s = \bar{\mathbf{A}} \mathbf{P} \bar{\mathbf{A}}^H - \hat{\sigma}^2 (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1} \\ \hat{\mathbf{Q}} = \hat{\sigma}^2 \mathbf{I}_N \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{(N-V)} \text{tr} \{ (\mathbf{I}_N - \mathbf{A} \mathbf{A}^H) \mathbf{P} \} \end{cases}$$

式中:

$$\bar{\mathbf{A}} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$$

步骤 2 将 $(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{R}}_s, \hat{\mathbf{Q}})$ 作为初始值,以 2.1 节所述方法估计噪声自相关矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}$ 。

步骤 3 将步骤 2 得到的 $\hat{\mathbf{Q}}$ 代入式(24),更新目标到达角 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$,并以式(23)重新计算 $\hat{\mathbf{R}}_s$ 。

重复步骤 2 和步骤 3。记第 t 次执行步骤 3 后目标到达角估计值为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_t$,当 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_t \approx \hat{\boldsymbol{\theta}}_{t-1}$ 时认为算法收敛,停止迭代。

3 实验仿真

为了验证本文算法的有效性,对几种稀疏均匀圆阵的 DOA 估计算法在非均匀噪声下的估计精度作了仿真实验研究。以下仿真中,仿真 1~仿真 3 针对的是同一水平面上的独立信源照射的情况,比较了本文算法、均匀噪声随机最大似然 (Stochastic Maximum Likelihood, SML)^[8] 和稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC^[6] 在非均匀噪声下不同信噪比、快拍数以及阵列稀疏程度等的估计性能,仿真 4 是讨论非稀疏均匀圆阵下的估计性能,仿真 5 讨论噪声的非均匀性对 2.1 节所述算法迭代次数的影响,仿真 6 和仿真 7 则是针对不同水平面上的相干信源。在此情况下,稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC 算法^[6] 已不适用,则比较本文算法与均匀噪声 SML 算法的性能。

仿真 1 考虑 9 个全向阵元组成的均匀圆阵,半径为 1.3λ ,则波束空间变换维数 $K=4$,考虑的相位模式最高阶数 $M=[k_0 r]=9$,噪声自相关矩阵为 $\mathbf{Q} = \sigma^2 \text{diag}(0.8, 6, 1.2, 1, 0.3, 8, 0.8, 1.3, 10.5)$ 定义阵列信噪比为^[10]

$$\text{ASNR} = \frac{E\{|s(t)|^2\}}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{\sigma_n^2}$$

快拍数为 200,独立实验 400 次,两个处于同一水平面的等功率独立信号源照射阵列,目标 1 $(\theta_1, \phi_1) = (80^\circ, 50^\circ)$,目标 2 $(\theta_2, \phi_2) = (80^\circ, 100^\circ)$,比较本文方法与均匀噪声 SML 及稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC 算法在不同阵列信噪比 (ASNR) 下的均方根误差 (RMSE),如图 1 所示。

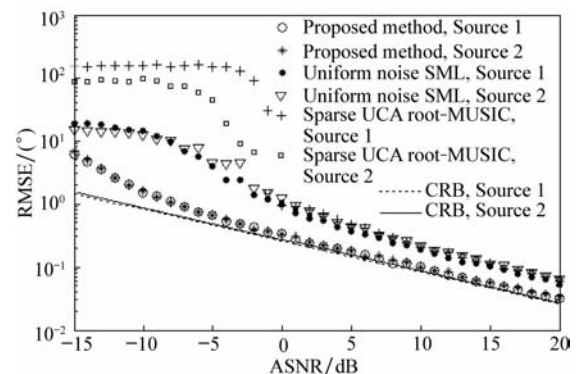


图 1 稀疏均匀圆阵方位角 DOA 估计随阵列信噪比变化的均方根误差

Fig. 1 RMSE of azimuth DOA estimation versus ASNR for sparse UCA

仿真 2 阵列设置、目标参数及噪声自相关矩阵参数同仿真 1, 仿真的信噪比为 0 dB, 独立实验 400 次, 比较本文方法与均匀噪声 SML 及稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC 算法在不同快拍数下的均方根误差, 如图 2 所示。

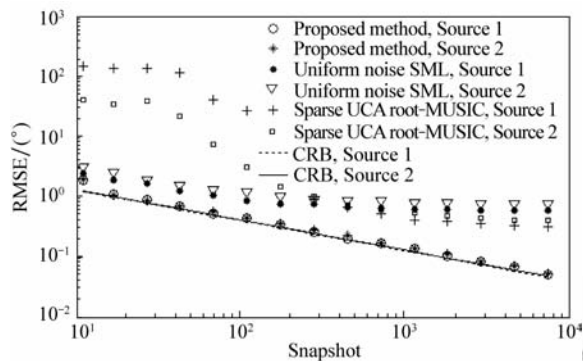


图 2 稀疏均匀圆阵方位角 DOA 估计随快拍数变化的均方根误差

Fig. 2 RMSE of azimuth DOA estimation versus snapshots for sparse UCA

仿真 3 为了讨论均匀圆阵稀疏性对算法性能的影响, 以阵元间距衡量阵列的稀疏程度。令阵元间距 $d = 2\pi r/N$, 其中 r 为圆阵半径, N 为阵元个数。如阵元间距大于 $\lambda/2$ (λ 为入射波长), 则为稀疏阵列。考虑 9 个全向阵元组成的均匀圆阵, 两个处于同一水平面的等功率独立信号源照射阵列, 目标 1 (θ_1, ϕ_1) = ($80^\circ, 40^\circ$), 目标 2 (θ_2, ϕ_2) = ($80^\circ, 66^\circ$), 假设俯仰角已知, 仅估计方位角。噪声参数同仿真 2。仿真的快拍数为 200, 独立实验 400 次, 阵列信噪比为 5 dB。改变阵列的阵元间距, 验证圆阵稀疏的程度对本文算法性能的影响。如图 3 所示。

可见, 本文算法在不同的阵元间距 (稀疏程度) 下均具有接近克拉美罗门限的良好性能。同时, 可以看到, 相对于非稀疏的均匀圆阵 (即阵元间距 $d < \lambda/2$, 以图 3 点划线为界), 通过阵元的稀疏化, 在阵元个数不变的情况下, 估计性能有了明显的提高; 但是, 当阵元间距较大时, 可能会出现角度模糊的问题^[15]。例如, 对于 9 个全向阵元组成的均匀圆阵, 半径为 2.06λ (阵元间距约为 1.44λ), 4 个独立信号源入射, 目标 1 (θ_1, ϕ_1) = ($90^\circ, 0^\circ$), 目标 2 (θ_2, ϕ_2) = ($48.67^\circ, 0^\circ$), 目标 3

(θ_3, ϕ_3) = ($30.125^\circ, 0^\circ$), 目标 4 (θ_4, ϕ_4) = ($0.21^\circ, 0^\circ$), 为忽略噪声的影响, 阵列信噪比设为 40 dB, 噪声参数同仿真 1。由于式 (25) 所示的似然函数为各目标到达角的多维函数, 为直观起见, 我们固定目标 1、3、4 的俯仰角和方位角并取目标 2 的方位角为真实值, 仅观察似然函数随目标 2 俯仰角变化的剖面, 如图 4 所示。

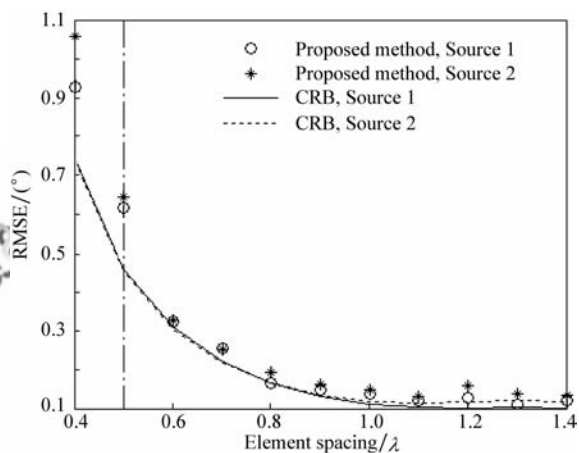


图 3 稀疏均匀圆阵方位角 DOA 估计随阵元间距变化的均方根误差

Fig. 3 RMSE of azimuth estimation versus element spacing for sparse UCA

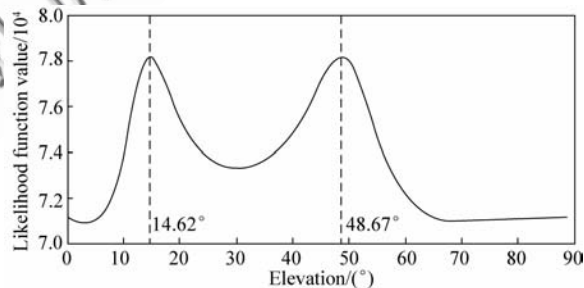


图 4 似然函数随目标 2 俯仰角变化剖面

Fig. 4 Cross section of likelihood function for elevation of Source 2

可见, 似然函数的目标 2 俯仰角剖面在两个角度上出现了几乎等高的峰值, 即存在角度模糊。

仿真 4 考虑 9 个全向阵元间距 $d = 0.3\lambda$ (半径 0.43λ) 的非稀疏均匀圆阵, 目标与噪声参数同仿真 2, 仿真的快拍数为 200, 独立实验 400 次, 假设俯仰角已知, 仅估计方位角。比较本文

方法与均匀噪声 SML 及稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC 算法在不同信噪比下的均方根误差,如图 5 所示。

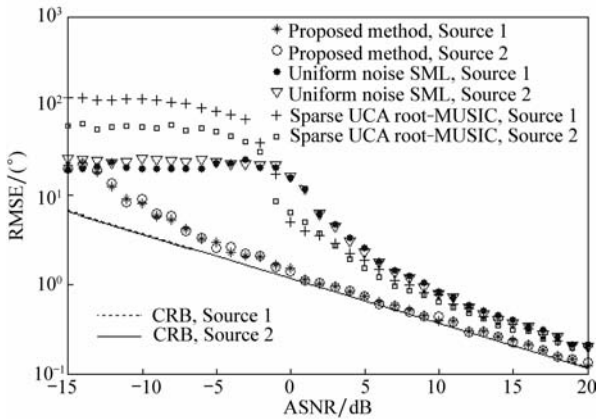


图 5 非稀疏均匀圆阵方位角 DOA 估计随阵列信噪比变化的均方根误差

Fig. 5 RMSE of azimuth DOA estimation versus ASNR for UCA (not sparse)

可见,本文算法对非稀疏均匀圆阵也具有良好的性能。

仿真 5 为了讨论噪声的非均匀性对 2.1 节所述算法迭代次数的影响,我们参照文献[10],以最差噪声比(Worst-Noise-Power-Ratio, WNPR)衡量噪声的非均匀程度。定义最差噪声比

$$WNPR = \frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_{\min}^2}$$

考虑 9 个全向阵元组成的均匀圆阵,阵元间距 0.7λ ,目标参数同仿真 1。仿真的快拍数为 200,阵列信噪比为 5 dB。仿真时,在每一个独立实验中,首先随机选取两个阵元,分别确定其噪声功率为 σ_{\max}^2 和 σ_{\min}^2 ,其他阵元的噪声功率则服从 $\mu(\sigma_{\min}^2, \sigma_{\max}^2)$ 的均匀分布,独立实验 200 次。算法中的参数 $\alpha=0.2, \beta=0.9, \epsilon=0.001$ 。在不同的最差噪声比下计算该噪声自相关矩阵估计算法的平均迭代次数,如图 6 所示。

可见,在处理均匀噪声的特殊情况(WNPR=1)时迭代次数较少,约 3 次,在处理非均匀噪声时,噪声非均匀程度的变化对迭代次数并无明显的影响,都在 4 次左右。

仿真 6 阵列设置及噪声参数同仿真 1。考虑两个不同水平面上的等功率相干信号源,目标 $1(\theta_1, \phi_1) = (85^\circ, 50^\circ)$,目标 $2(\theta_2, \phi_2) = (80^\circ, 95^\circ)$,

仿真的快拍数为 200,独立实验 400 次。图 7 为本文算法与均匀噪声 SML 算法在不同阵列信噪比下估计方位角的均方根误差。图 8 为不同阵列信噪比下估计俯仰角的均方根误差。

仿真 7 阵列设置及噪声参数同仿真 1。考虑两个不同水平面上的等功率相干信号源,目标 $1(\theta_1, \phi_1) = (75^\circ, 45^\circ)$,目标 $2(\theta_2, \phi_2) = (80^\circ, 95^\circ)$,信噪比为 0 dB,独立实验 400 次,比较本文方法与均匀噪声 SML 算法在不同快拍数下的均方根误差,图 9 为本文算法与均匀噪声 SML 算法在不同快拍数下估计方位角的均方根误差。图 10 为不同快拍数下估计俯仰角的均方根误差。

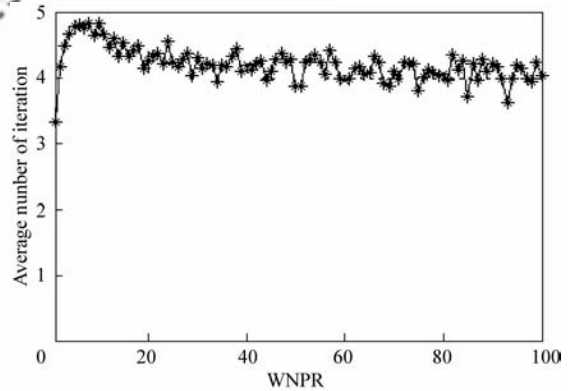


图 6 2.1 节所述算法迭代次数随最差噪声比的变化
Fig. 6 Iteration number of algorithm in Section 2.1 versus WNPRs

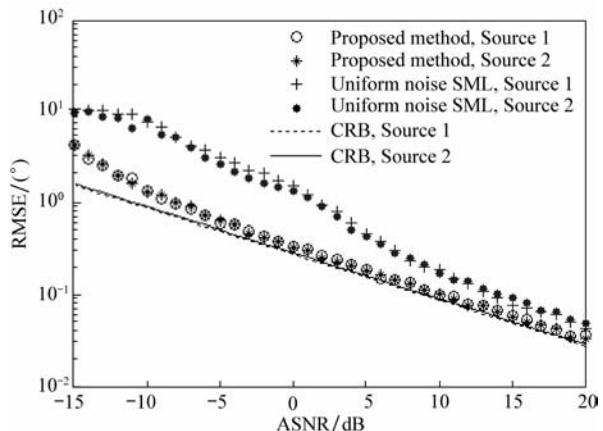


图 7 稀疏均匀圆阵相干信源方位角 DOA 估计随阵列信噪比变化的均方根误差

Fig. 7 RMSE of azimuth DOA estimation versus ASNR for sparse UCA (coherent sources)

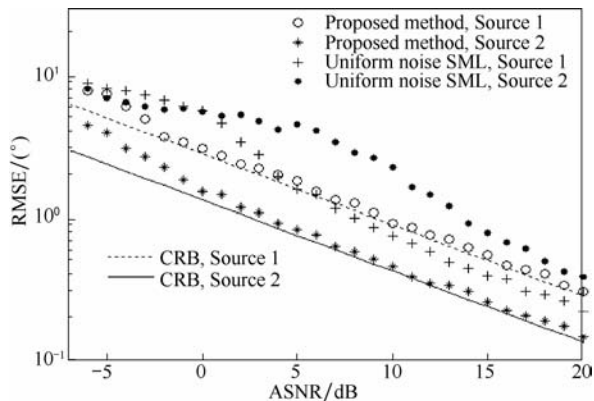


图 8 稀疏均匀圆阵相干信源 DOA 俯仰角估计随阵列信噪比变化的均方根误差

Fig. 8 RMSE of elevation DOA estimation versus ASNR for sparse UCA (coherent sources)

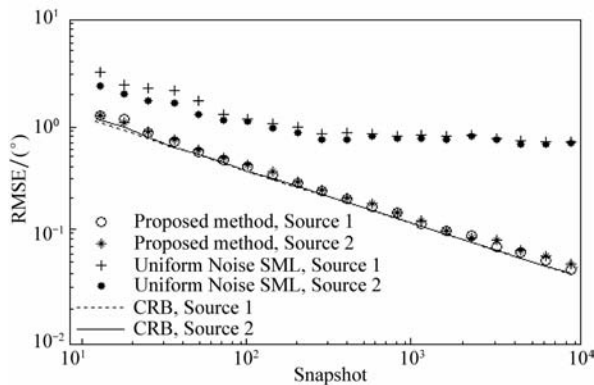


图 9 稀疏均匀圆阵相干信源 DOA 方位角估计随快拍数变化的均方根误差

Fig. 9 RMSE of azimuth DOA estimation versus snapshots for sparse UCA (coherent sources)

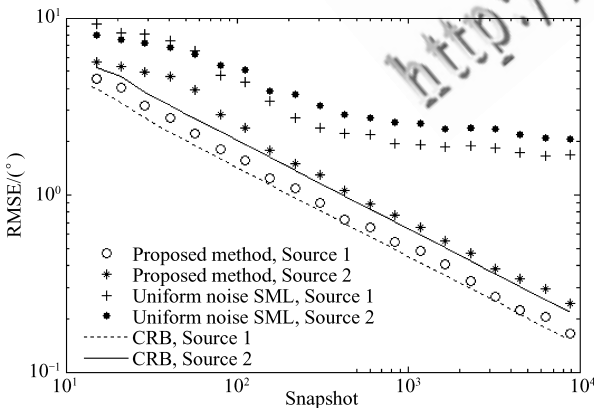


图 10 稀疏均匀圆阵相干信源 DOA 俯仰角估计随快拍数变化的均方根误差

Fig. 10 RMSE of elevation DOA estimation versus snapshots for sparse UCA (coherent sources)

综合图 1~图 10,可以看出:在非均匀噪声环境下本文算法具有接近克拉美罗下界的良好性能。相对于其他方法,在低信噪比下本文算法优势更为明显,在高信噪比时则性能相对较为接近;在不同快拍数下,本文算法在大快拍数时优势较为明显,在小快拍数时亦有一定优势。

4 结 论

(1) 在非均匀噪声下,本文算法优于稀疏均匀圆阵 Root-MUSIC 和传统的均匀噪声 SML 算法,在低信噪比和低快拍数下优势尤为明显。对相干信号源亦具有良好性能。

(2) 虽然本文所述算法中采用了迭代过程,但在实际中并不需要很多的迭代次数。以上仿真中,本文算法所述循环均只迭代两次;且仿真表明所述算法迭代次数亦很有限,因此本文算法计算量的增加是有限的。

参 考 文 献

- [1] 赵军,朱兆达. 一种基于角度-多普勒补偿的均匀圆形天线机载雷达杂波抑制方法[J]. 航空学报, 2009, 30(5): 932-937.
Zhao Jun, Zhu Zhaoda. Clutter suppression method based on angle-Doppler compensation for airborne radar with uniform circular array antennas[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(5): 932-937. (in Chinese)
- [2] Moody M P. Direction of arrival estimation using a sparse circular array and multiplicative beamforming[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1983, 31(4): 678-682.
- [3] Mathews C P, Zoltowski M D. Eigenstructure techniques for 2-D angle estimation with uniform circular arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(9): 2395-2407.
- [4] Belloni F, Koivunen V. Beamspace transform for UCA: Error analysis and bias reduction [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(8): 3078-3089.
- [5] Belloni F, Richter A, Koivunen V. DoA estimation via manifold separation for arbitrary array structures [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(10): 4800-4810.
- [6] Goossens R, Rogier H, Werbrouck S. UCA root-MUSIC with sparse uniform circular arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 4095-4099.
- [7] Costa M, Koivunen V, Richter A. Low complexity azimuth and elevation estimation for arbitrary array configu-

- rations[C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP), 2009: 2185-2188.
- [8] Chung P J, Bohme J F. DOA estimation using fast EM and SAGE algorithms[J]. Signal Processing, 2002, 82(11): 1753-1762.
- [9] Friedlander B, Weiss A F. Direction finding using noise covariance modeling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(7): 1557-1567.
- [10] Pesavento M, Gershman A M. Maximum-likelihood direction-of-arrival estimation in the presence of unknown non-uniform noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(7): 1310-1324.
- [11] Qi C Y, Chen Z J, Wang Y L, 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.
- [12] Chiao E C, Lorenzelli F, Kung Y. Stochastic maximum-likelihood DOA estimation in the presence of unknown non-uniform noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7-1): 3038-3044.
- [13] Burg J P, Luenberger D G, Wenger D L. Estimation of structured covariance matrices[J]. Proceeding of IEEE, 1982, 70(9): 963-974.
- [14] Goossens R, Hendrik R. Direction-of-arrival and polarization estimation with uniform circular arrays in the presence of mutual coupling[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2008, 62(3): 199-206.
- [15] Manikas A, Proukakis C, Lefkaditis V. Investive study of planar array ambiguities based on "Hyperhelical" parameterization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(6): 1532-1541.

作者简介:

潘捷(1982—) 男,博士研究生。主要研究方向:阵列信号处理。

Tel: 025-84896490-12509

E-mail: panjie1982@nuaa.edu.cn

周建江(1962—) 男,博士,教授,博士生导师。主要研究方向:信号处理、目标特征的提取与控制。

Tel: 025-84892430

E-mail: zjje@nuaa.edu.cn

汪飞(1976—) 男,博士,副教授。主要研究方向:谱分析、信号特征参量估计等。

2-D DOA Estimation for Sparse Uniform Circular Array in Presence of Unknown Nonuniform Noise

PAN Jie, ZHOU Jianjiang^{*}, WANG Fei

College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract: Uniform circular arrays (UCAs) are widely used in airborne radar and communication applications. This article addresses the 2-D DOA estimation for sparse UCA in the presence of unknown nonuniform noise. First of all, the beamspace likelihood function for sparse UCA in the nonuniform noise is constructed by means of the modified phase-mode principle. Then, based on an analysis of the beamspace likelihood function of sparse UCA in the nonuniform noise, Burg's inverse iteration algorithm is modified to estimate the noise covariance matrix of the nonuniform noise on the sparse UCA. Finally, by deriving the gradient and the asymptotic Hessian matrix of the likelihood function in the nonuniform noise, the angle parameters are estimated based on the (Modified Variable Projection, MVP) method. The simulation results show that the proposed method has better performance than sparse UCA root-MUSIC and the traditional maximum-likelihood algorithm. This method can deal with coherent sources as well.

Key words: uniform circular array (UCA); direction of arrival (DOA); nonuniform noise; sensor array processing; maximum likelihood

Received: 2010-06-08; Revised: 2010-09-20; Accepted: 2010-10-21

Foundation items: The Six Talents Highlands Plan of Jiangsu Province Class A(P0952-041)

* Corresponding author. Tel.: 025-84892430 E-mail: zjje@nuaa.edu.cn