

空时频域中欠定混合条件下的波达方向估计*

朱立为^{1,2},汪亚¹,王翔²,黄知涛²

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 河南 洛阳 471003)

摘要:波达方向估计是阵列信号处理领域的热点问题,但经典的波达方向估计方法通常要求阵元数大于源信号个数,即满足超定条件,而在实际中往往面临的是源信号个数大于阵元数的欠定条件。基于此,提出了一种基于空间时频分布的多重信号分类扩展算法,通过将空间时频分布矩阵进行扩展,实现了欠定条件下的波达方向估计。相比时频多重信号分类算法,所提算法能同时适应超定和欠定条件;相比已有的欠定波达方向估计方法,其不但保证了波达方向估计的精度,而且放宽了对源信号稀疏性的要求,同时还降低了对快拍数的要求。仿真实验结果证明了该方法的有效性。

关键词:波达方向;时频分布;欠定

中图分类号:TN911 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2015)05-149-06

Underdetermined direction of arrival estimation based on spatial time-frequency distributions

ZHU Liwei^{1,2}, WANG Ya¹, WANG Xiang², HUANG Zhitao²

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. The State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System, Luoyang 471003, China)

Abstract: In the field of array signal processing, direction of arrival (DOA) estimation is a hotspot problem. Classical DOA estimation methods usually require the number of sensor should be larger than the source signals' (which the so-called over-determined case is). However, what we encounter in practice is always the underdetermined case in which the number of source signal is larger than the sensors'. To solve the problem, a multiple signal classification (MUSIC) extension algorithm based on spatial time-frequency distribution was proposed to achieve the underdetermined DOA estimation by expanding the dimension of the spatial time-frequency distributions matrices. Compared with the existing time-frequency MUSIC, the proposed algorithm can be applied to both the over-determined and the underdetermined cases. The proposed algorithm also has advantages over the existing underdetermined DOA estimation methods for it guarantees the estimation precision, relaxes the requirements for source signal sparseness and lowers standards of the number of snapshots. Simulation results confirm the validity and high performance of the proposed algorithm.

Key words: direction of arrival; time-frequency distributions; underdetermined

在阵列信号处理领域,波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计是声呐、雷达、地震学的一个重要研究课题。传统的DOA估计方法,如多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)方法^[1]、改进MUSIC方法^[2-3]、时频MUSIC方法^[4]、极大似然方法^[5]、空间谱估计方法^[6]、波束成形方法^[7]等,一般要求信号环境满足超定条件,即接收天线的阵元个数要大于潜在的源信号个数。但在实际的信号环境下,这一条件并不总能满足。例如,在机载或星载的非合作通信应用

中,由于地面雷达、通信等各种辐射源的大量使用,并且使用的频段不断扩展、相互重叠,加上各种自然辐射产生的无意干扰,使得机载或星载接收设备面临时域高度密集、频域严重混叠、空间相互交错的复杂电磁环境,而实际上机载或星载设备本身受体积限制,阵元数不能随意增加,且阵元数目越多,接收设备结构越复杂,价格也越昂贵。因此需要利用有限的接收阵元对尽可能多的源信号的DOA进行估计,即需要研究可以适用于欠定混合条件下的DOA估计方法。

* 收稿日期:2014-09-28

基金项目:CEMEE 国家实验室开放课题基金资助项目(2014K104B);国家自然科学基金资助项目(61401490)

作者简介:朱立为(1985—),男,湖南郴州人,博士研究生,E-mail:iendwin@163.com;

黄知涛(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:taldden@yahoo.com.cn

近年来,相继出现了一些适应欠定混合条件的 DOA 估计算法。主要可分为两类:一是基于高阶累积量的欠定 DOA 估计算法^[8-9]。文献[9]利用四阶累积量代替协方差矩阵,将 MUSIC 算法扩展成 4-MUSIC 算法(4-MUSIC)。为了进一步提高阵列对多个潜在源信号的 DOA 估计能力,文献[10]将四阶累积量推广到任意偶数阶累积量,提出了 $2q$ -MUSIC($q > 1$)算法,并详细分析了采用不同阵列结构等价的虚拟阵元数目。虽然这些高阶累积量算法可以通过扩展产生虚拟的阵元以适应欠定混合条件,但是高阶累积量的计算过程复杂且需要较多的样本数目才能保证算法的估计精度。二是其他一些基于时频域稀疏性的 DOA 估计算法,如退化分解估计技术(Degenerate Unmixing Estimation Technique, DUET)等也能适应欠定混合条件^[11-15],但这些方法对信号的时频域稀疏性要求过于严格,即任意时频点只有一个源信号起主导作用,其余源信号取值为 0^[16],这在实际应用中并不能完全满足。

本文提出了基于空间时频分布(Spatial Time-Frequency Distributions, STFD)的 MUSIC 算法(STFD-MUSIC),通过扩展空间时频混合矩阵^[17]来实现欠定条件下的 DOA 估计。该方法并不需要假设信号是稀疏的,且能够降低算法对快拍数的要求。

1 算法分析

假设 N 个窄带远场信号 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ 入射到由 M 个阵元组成的天线阵上,观测信号可以写为:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(t) &= \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t) \\ &= \sum_{k=1}^N \mathbf{a}_k s_k(t) + \mathbf{V}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ 和 $\mathbf{V}(t) = [v_1(t), \dots, v_M(t)]^T$ 分别表示 M 个阵元的输出即观测信号和噪声, $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_N]$ 代表各源信号的入射角度,混合矩阵 $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) = [\mathbf{a}_1(\theta_1), \dots, \mathbf{a}_N(\theta_N)]$ 表示传输矩阵,作为线性矩阵,其 K 列可以表示为:

$$\mathbf{a}_k(\theta_k) = [1, e^{-j\pi \sin \theta_k}, \dots, e^{-j(M-1)\pi \sin \theta_k}]^T \quad (2)$$

本文研究的欠定条件指的是阵元数小于源信号数目,即 $N > M$;研究目的是估计 $\boldsymbol{\theta}$ 。

1.1 空间时频分布基本理论

本文算法的核心思路是利用观测信号的空间时频分布矩阵实现阵列的虚拟扩展,实现欠定混

合条件下的 DOA 估计。

空间时频分布矩阵定义如式(3)、式(4):

$$\mathbf{D}_{XX}(t, f) \triangleq \iiint \mathbf{X}(u + \tau/2) \mathbf{X}^H(u - \tau/2) \cdot \phi(\tau, v) e^{-j2\pi(tv + \tau f - uv)} du dv d\tau \quad (3)$$

$$\mathbf{D}_{SS}(t, f) \triangleq \iiint \mathbf{S}(u + \tau/2) \mathbf{S}^H(u - \tau/2) \cdot \phi(\tau, v) e^{-j2\pi(tv + \tau f - uv)} du dv d\tau \quad (4)$$

其中, $\mathbf{D}_{XX}(t, f) \in C^{M \times M}$ (空间时频分布矩阵集)是接收信号的空间时频分布矩阵,其第 (i, j) 点为 $[\mathbf{D}_{XX}(t, f)]_{ij} = D_{x_i x_j}(t, f)$ 。同理, $\mathbf{D}_{SS}(t, f)$ 为源信号的空间时频分布矩阵,它的第 (i, j) 点为 $[\mathbf{D}_{SS}(t, f)]_{ij} = D_{s_i s_j}(t, f)$ 。将式(1)代入式(3)可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{XX}(t, f) &\triangleq \iiint \mathbf{A}\mathbf{S}(u + \tau/2) \mathbf{S}^H(u - \tau/2) \mathbf{A}^H \cdot \phi(\tau, v) e^{-j2\pi(tv + \tau f - uv)} du dv d\tau \\ &= \mathbf{A} \iiint \mathbf{S}(u + \tau/2) \mathbf{S}^H(u - \tau/2) \cdot \phi(\tau, v) e^{-j2\pi(tv + \tau f - uv)} du dv d\tau \mathbf{A}^H \end{aligned} \quad (5)$$

联立式(4)和式(5),可得接收信号的空间时频分布矩阵与源信号的空间时频分布矩阵之间的关系,其表示如式(6):

$$\mathbf{D}_{XX}(t, f) = \mathbf{A} \mathbf{D}_{SS}(t, f) \mathbf{A}^H \quad (6)$$

由文献[18]易知,接收信号的空间时频分布矩阵的对角元素称为自源点(auto-terms),也称自项,其对应着 $\mathbf{X}(t)$ 中代表各个信号的向量平方;而反对角元素称为互源点(cross-terms),对应着多个信号向量的线性组合。

1.2 算法假设条件

为了能够在时频域上估计出源信号的 DOA,采用了 Wigner-Vill 分布。同时,假设源信号满足以下条件:

假设 1:在时频平面上信号的自源时频点与互源时频点几乎是不混叠的;

假设 2:源信号数目 N 与阵元数目 M 满足 $N \leq \sqrt{M^2(M-1)^2/2 + 1/4} + 1/2$ ^[19]。

根据假设 2 可知本文算法在天线阵元数一定时可接收处理的最大源信号个数。

1.3 算法描述

1.3.1 自源点选择

对于任意自源点 $(t, f) \in \Omega_s$ (Ω 表示整个时频平面),接收信号 $\mathbf{X}(t)$ 的空间时频分布矩阵可以表示为:

$$\mathbf{D}_{XX}(t, f) = \mathbf{A} \mathbf{D}_{SS}(t, f) \mathbf{A}^H = \mathbf{A} \bar{\mathbf{D}}_{SS}(t, f) \mathbf{A}^H \quad (7)$$

式中, $\bar{\mathbf{D}}_{SS}(t, f)$ 表示对角矩阵,其表示为 $\bar{\mathbf{D}}_{SS}(t, f) =$

$\text{diag}[D_{s_1s_1}(t,f), \dots, D_{s_Ns_N}(t,f)]$ 。

先找出自源点,同时抑制互源点,则可以实现对各个源信号的 DOA 估计。利用的准则如式(8)所示:

$$\frac{\text{trace}\{\tilde{D}_{XX}(t,f)\}}{\|\tilde{D}_{XX}(t,f)\|_F} > \varepsilon, \quad (t,f) \in \Omega, \quad (8)$$

式中, $\tilde{D}_{XX}(t,f) = \mathbf{W}D_{XX}(t,f)\mathbf{W}^H$ (\mathbf{W} 为白化矩阵), $\text{trace}\{\cdot\}$ 表示矩阵的迹, $\|\cdot\|_F$ 为 F 范数, ε 是与噪声水平相关的阈值(一般取 0.85)。

在超定混合条件下,直接对 $D_{XX}(t,f)$ 进行奇异值分解可以很容易地估计出源信号的 DOA。但在欠定混合条件下,不能直接分解来估计源信号的 DOA。下面将介绍一种能适用于欠定混合条件下基于空间时频分布的 DOA 估计算法。

1.3.2 基于空间时频分布的扩展矩阵构造

根据式(8)所述的准则,求出自源点的个数,设在式(8)准则下找出 K 个自源点,则 K 个自源点对应的时频分布矩阵表示如式(9)所示:

$$\begin{cases} D_{XX}(t,f)_1 = \mathbf{A}\bar{D}_{SS}(t,f)_1\mathbf{A}^H \\ \vdots \\ D_{XX}(t,f)_i = \mathbf{A}\bar{D}_{SS}(t,f)_i\mathbf{A}^H \\ \vdots \\ D_{XX}(t,f)_K = \mathbf{A}\bar{D}_{SS}(t,f)_K\mathbf{A}^H \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\bar{D}_{SS}(t,f)_i = \text{diag}[D_{s_1s_1}(t,f), \dots, D_{s_Ns_N}(t,f)]_i$ ($i=1, \dots, K$) 为对角阵。由式(9)易知,可以把噪声项和交叉项看成扰动而通过一定分解方法和准则将其去掉,从而保留自源点。在欠定混合条件下,对接收的空间时频矩阵进行拓维,然后进行 DOA 估计。

根据式(10)定义扩展的时频分布矩阵 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{M^2 \times K}$:

$$(\mathbf{C})_{(i-1)M+j,k} = [D_{XX}(t,f)_k]_{ij} \begin{cases} 1 \leq i, j \leq M \\ 1 \leq k \leq K \end{cases} \quad (10)$$

定义矩阵 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{K \times M}$, 其中 $(\mathbf{D})_{km} = (\mathbf{D}_k)_{mm}$ ($k=1, \dots, K, m=1, \dots, M$), 则 \mathbf{C} 可以表示成如式(11)所示的形式:

$$\mathbf{C} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*) \mathbf{D}^T \quad (11)$$

式中, $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^* = [\mathbf{a}_1(\theta_1) \otimes \mathbf{a}_1^*(\theta_1), \dots, \mathbf{a}_N(\theta_N) \otimes \mathbf{a}_N^*(\theta_N)]$, 其中 $*$, \odot 和 \otimes 分别表示复数的转置、Khatri-Rao 乘积和 Kronecker 乘积。因此,要解决的问题就是当 $N > M$ 时,如何利用矩阵 \mathbf{C} 来估计角度 θ 。

一般来说,假设 $N \leq \min(M^2, K)$ 。根据文献[19]中的证明可知,当潜在源信号个数与阵元数

满足假设2的关系式时,则 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*$ 和 \mathbf{D} 是列满秩的。而 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*$ 和 \mathbf{D} 是列满秩的,意味着 \mathbf{C} 也是列满秩的,并且 \mathbf{C} 的秩就等于源信号个数 N 。

1.3.3 子空间求解与角度估计

与传统的 MUSIC 方法类似,可以直接对自相关阵 $\mathbf{R}_C = \mathbf{C}\mathbf{C}^H$ 进行奇异值分解来获得噪声子空间。在本文算法中,虽然信号子空间和噪声子空间可以通过任意一个 \mathbf{R}_{C_i} 进行奇异值分解求得,但是当 \mathbf{R}_{C_i} 奇异性较强时,子空间的估计精度会很差,进而影响 DOA 的估计结果。因此,提出对扩展自相关矩阵集合 $\{\mathbf{R}_{C_i} | i=1, \dots, K\}$ 进行联合对角化的方法求解信号子空间和噪声子空间。相比单一矩阵的处理方法,利用多个矩阵的估计方法可以同时保证算法的估计精度和信噪比适应能力。采用联合对角化的方法分解自相关阵 $\mathbf{R}_C = \mathbf{C}\mathbf{C}^H$, 其分解后的主要形式如式(12):

$$\mathbf{R}_{C_i} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*) \mathbf{R}_{D_i} (\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*)^H = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{V}^H \quad (12)$$

式中, $\mathbf{R}_{D_i} = \mathbf{D}_i^T (\mathbf{D}_i^T)^H$, \mathbf{A} 为 $M^2 \times M^2$ 对角阵。 \mathbf{A} 的 N 个较大对角线元素对应着信号子空间, $M^2 - N$ 个较小对角线元素代表着噪声子空间。因此,可以利用 \mathbf{V} 矩阵相应的 $M^2 - N$ 列向量构成的噪声子空间来估计源信号的 DOA。根据文献[20]中的研究,可以使用式(13)所示的代价函数进行联合对角化。

$$J(\mathbf{V}, \mathbf{A}_k) = \sum_k \|\mathbf{A}_k - \mathbf{V}^H \mathbf{R}_{C_k} \mathbf{V}\|_F^2 \quad (13)$$

当式(13)的值最小时,可以估计出信号子空间与噪声子空间。因为 \mathbf{R}_{C_i} 是 Hermitian 阵,所以 \mathbf{R}_{C_i} 中组成信号子空间的列向量与组成噪声子空间的列向量是正交的。详细来说, $\text{Span}\{\mathbf{V}_S\} = \text{Span}\{\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*\}$, 其中 \mathbf{V}_S 是 N 维信号子空间的基,则 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*$ 中所有列向量都与 \mathbf{V}_N 中的列向量正交,而且是 $M^2 - N$ 维噪声子空间的基。因此,所有 $\{\mathbf{a}_i(\theta_i) \otimes \mathbf{a}_i^*(\theta_i), 1 \leq i \leq N\}$ 向量都与 \mathbf{V}_N 中的列向量正交,因此有式(14)所示的关系式:

$$[\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}) \otimes \mathbf{a}^*(\boldsymbol{\theta})]^H \mathbf{V}_N (\mathbf{V}_N)^H [\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}) \otimes \mathbf{a}^*(\boldsymbol{\theta})] = 0 \quad (14)$$

在实际运用过程中,常常定义空间伪谱的概念来运用上述正交性进行 DOA 估计,如式(15):

$$P(\boldsymbol{\theta}) = \{[\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}) \otimes \mathbf{a}^*(\boldsymbol{\theta})]^H \mathbf{V}_N \cdot (\mathbf{V}_N)^H [\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}) \otimes \mathbf{a}^*(\boldsymbol{\theta})]\}^{-1} \quad (15)$$

从式(15)可知,只要找出最大“谱线” $P(\boldsymbol{\theta})$ 的位置处对应的角度,则这个角度就等于要估计的某一源信号的 DOA。

综上所述,本文所提出的基于空间时频分布的欠定混合条件下 DOA 估计的核心算法步骤

如下:

1) 通过采样点数据, 计算空间时频分布矩阵 $D_{XX}(t, f)_k$, 进而估计系列矩阵 $\hat{C}_1, \dots, \hat{C}_K$ 。

2) 利用 $\hat{C}_1, \dots, \hat{C}_K$, 根据 $(\hat{C})_{(i-1)M+j, k} = (\hat{C}_k)_{ij}$ 计算拓维后的新矩阵 \hat{C} , 同时求出 \hat{C} 的协方差矩阵 $\hat{R}_C = \hat{C}\hat{C}^H$, 然后对协方差矩阵进行联合对角化, 估计出 V_N 。

3) 在一定分辨率下, 估计空间伪谱 $\hat{P}(\theta) = \{[\mathbf{a}(\theta) \otimes \mathbf{a}^*(\theta)]^H V_N (V_N)^H [\mathbf{a}(\theta) \otimes \mathbf{a}^*(\theta)]\}^{-1}$, 寻找最大谱线所对应的角度, 实现对源信号 DOA 的估计。

2 仿真分析

2.1 评价准则

为了验证算法的性能, 仿真时采用平均测向均方根误差作为指标来衡量 DOA 的估计性能, 定义平均测向均方根误差 (Root-Mean-Square Error, RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\sum_{n=1}^{MC} \sum_{i=1}^N [\hat{\theta}_i(n) - \theta_i]^2 / (N \times MC)}$$

式中, N 表示源信号数目, MC 为蒙特卡洛重复试验次数, $\hat{\theta}_i(n)$ 为 θ_i 的第 n 次蒙特卡洛试验估计值。

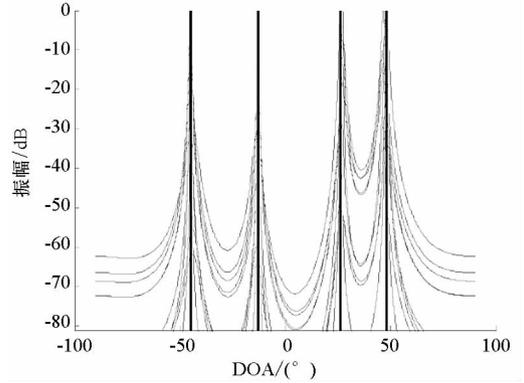
2.2 仿真实验

仿真分析中, 用 4 个线性调频信号作为源信号, 其频率分别为: 1000MHz, 1000.1MHz, 1000.4MHz, 1000.5MHz, 码速率都为 200kbit/s, 角度分别为: $-43^\circ, -13^\circ, 26^\circ, 48^\circ$ 。仿真实验 1 到 4 中接收天线是阵元数目为 3 的均匀线阵, 仿真实验 5 中接收天线是阵元数目分别为 4 和 5 的均匀线阵, 相邻阵元间距为半波长。为降低采样率和计算量, 先将射频信号的频率变到中频, 中频频率分别为 350kHz, 450kHz, 750kHz 和 850kHz, 采样率为 2MHz。仿真将 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 的空域以 0.1° 间隔均匀采样, 得到离散的假设角度集 $\hat{\theta}$, 进行 500 次蒙特卡洛试验。

在仿真实验中, 对本文算法与 4-MUSIC 算法进行了性能比较, 而没有将本文算法与基于时频稀疏性的 DOA 估计算法进行比较, 这是因为实验设置的源信号在时频域是重叠的, 不满足时频域稀疏性, 基于稀疏性的 DOA 估计算法无法完成源信号 DOA 的估计。

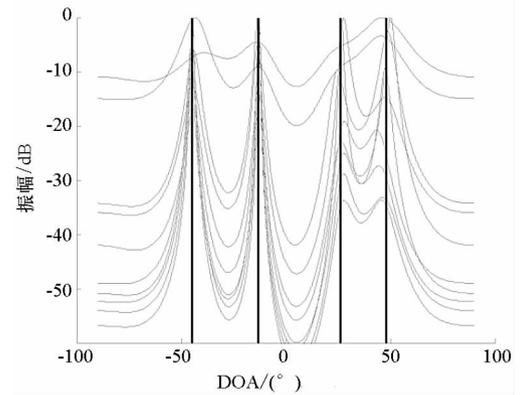
在图 1 中, 仿真实验给出了信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 为 10dB, 采样点数分别为 1024

和 512 时, 本文算法与 4-MUSIC 算法的任意 10 次仿真实验的空域伪谱估计结果。从图 1(a) 可以看出本文算法的空间谱中出现了 4 个显著的谱峰, 能够清晰地分辨出四个源信号的 DOA; 图 1(b) 是 4-MUSIC 算法的空间谱, 图中出现了 4 个大致谱峰, 勉强能分辨出四个源信号的 DOA。当采样点数降低时, 从图 1(c) 中可以看出, 本文算法仍然可以清晰地分辨出源信号的 DOA; 而图 1(d) 中 4-MUSIC 算法的空间谱上的谱峰已很不明显, 难以分辨出源信号的 DOA。



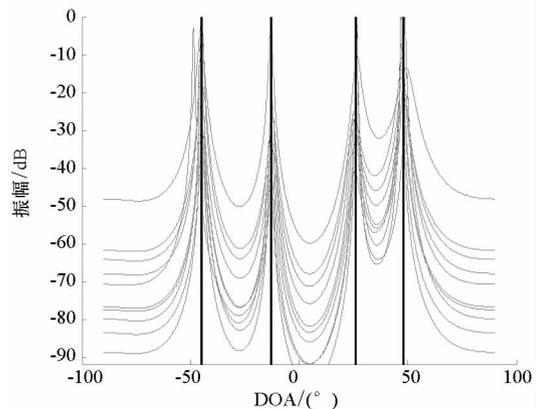
(a) 本文算法 (点数 1024)

(a) The proposed algorithm (points 1024)



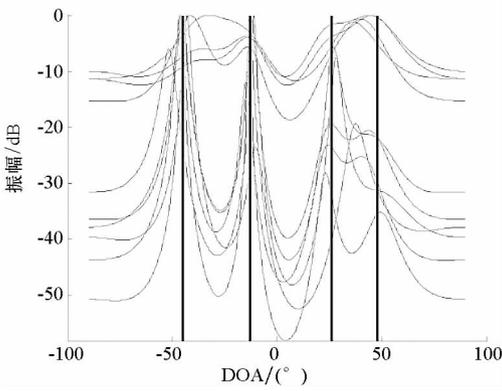
(b) 4-MUSIC (点数 1024)

(b) The 4-MUSIC algorithm (points 1024)



(c) 本文算法 (点数 512)

(c) The proposed algorithm (points 512)



(d)4-MUSIC(点数 512)

(d) The 4-MUSIC algorithm (points 512)

图1 本文算法与4-MUSIC算法空间伪谱
Fig.1 Spatial pseudo-spectrums of the proposed and 4-MUSIC algorithm

图2为信噪比为10dB时,本文算法与4-MUSIC算法的平均测向均方根误差 $RMSE$ 随采样点数变化的曲线(图中CRLB为克拉美罗下限)。从图中可看出,随着采样点数的增加,平均测向均方根误差随之减少;在相同的采样点数条件下,本文算法的平均测向均方根误差更小,DOA估计精度更高;而在相同的DOA估计精度下,本文算法需要采样点数要少,因为在相同的估计性能条件下,相比4-MUSIC的高阶累积量的估计,本文算法的空间时频分布矩阵估计需要的采样数据更少。

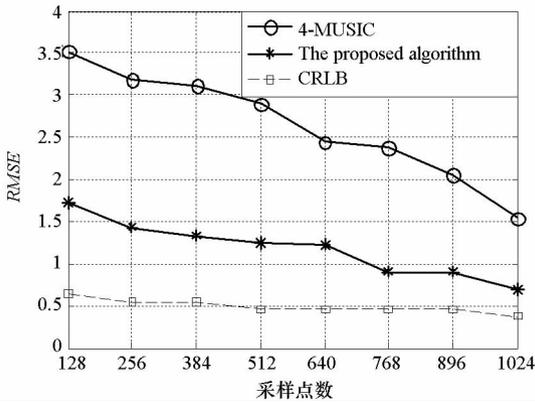


图2 不同采样点数的 $RMSE$ 估计结果

Fig.2 Estimation results of $RMSE$ for different sample points

图3为采样点数等于1024、信噪比从-5dB到30dB变化时,本文算法与4-MUSIC算法的平均测向均方根误差 $RMSE$ 随信噪比变化曲线。从图中可以看出,随着信噪比的变化,本文算法的平均测向均方根误差更接近CRLB,DOA估计精度更高。当DOA估计精度相同时,本文算法比

4-MUSIC算法适应的信噪比更低。

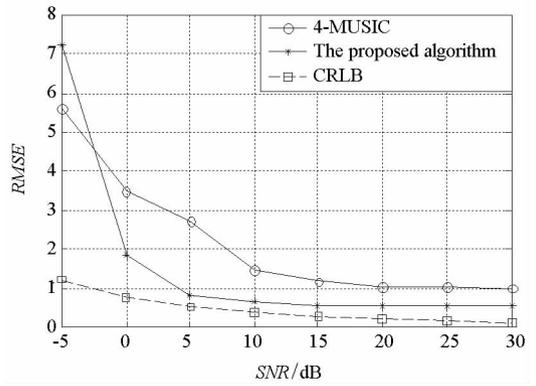


图3 不同的SNR的估计结果(欠定条件)

Fig.3 Estimation results of $RMSE$ for different SNR (underdetermined)

假设阵列误差矢量 $e_i (1 \leq i \leq 2)$ 是相互独立的高斯随机变量,即满足 $E\{e_i e_j^H\} = \sigma^2 \delta_{ij}$, 令 $\sigma^2 = 0.0003$,图4给出了本文算法和4-MUSIC算法的平均测向均方根误差 $RMSE$ 随信噪比变化的曲线。从图中可以看出,相比4-MUSIC算法,本文算法的阵列误差适应能力更强。

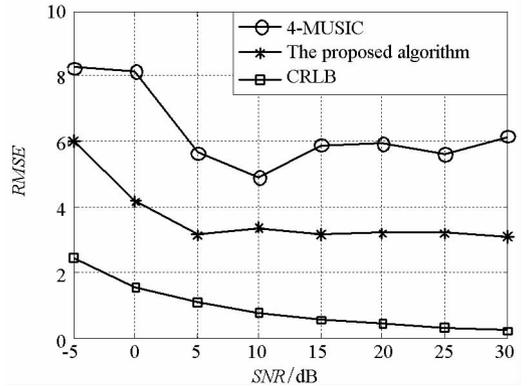


图4 不同的SNR的估计结果(考虑阵列误差)

Fig.4 Estimation results of $RMSE$ for different SNR(model error)

图5为采样点数设为1024,信噪比从-5dB到30dB变化,阵元数分别为5和6时,本文算法与4-MUSIC算法的平均测向均方根误差 $RMSE$ 随信噪比变化曲线。结合图3的结果可以看出,本文的DOA估计算法可以有效应用于适定和超定的接收条件,极大地扩展了算法的实际应用范围,并且随着阵元数的增加,DOA估计性能也随之提高。

3 结论

针对欠定混合条件下DOA估计问题,提出了一种基于空间时频域的估计算法。该方法通过

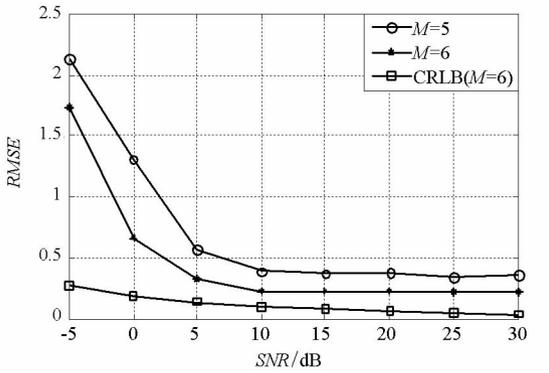


图 5 不同的 SNR 的估计结果(接收阵元为 5,6)

Fig. 5 Estimation results of RMSE for different SNR (5 and 6 array elements)

Khatri-Rao 乘积和 Kronecker 乘积对空间时频混合矩阵进行扩展,以适应欠定混合条件。提出的欠定 DOA 估计算法中,采用联合对角化的方法来处理空间时频矩阵,增强了算法的稳健性,提高了算法在低信噪比条件下的 DOA 估计能力。仿真结果表明,所提算法的 DOA 估计性能优于 4-MUSIC 算法。同时,随着天线阵元数的增加,所提算法对 DOA 的估计性能还会大幅度提升。

参考文献 (References)

[1] Schmidt R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34(3) :276 – 280.

[2] Zhou Q C, Gao H T, Wang F, et al. Modified DOA estimation methods with unknown source number based on projection pre-transformation[J]. Progress in Electromagnetics Research B, 2012, 38:387 – 403.

[3] Zhou Q C, Gao H T, Wang F. A high resolution DOA estimating method without estimating the number of sources[J]. Progress in Electromagnetics Research C, 2012, 25:233 – 247.

[4] Belouchrani A, Amin M G. Time-frequency MUSIC [J]. IEEE Signal Processing, Letters, 1999, 6(5) : 109 – 110.

[5] Ziskind I, Wax M. Maximum likelihood localization of multiple sources by alternating projection [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1988, 36(10) :1553 – 1560.

[6] 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.

[7] Li J, Stoica P. Robust adaptive beamforming[J]. Series in Telecommunications & Signal Processing, 2006, 15 (7) : 2345 – 2348.

[8] Chevalier P, Albera L, Ferréol A, et al. On the virtual array concept for higher order array processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53 (4) :1254 – 1271.

[9] Porat B, Friedlander B. Direction finding algorithms based on high-order statistics [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(9) :2016 – 2024.

[10] Chevalier P, Ferréol A, Albera L. High-resolution direction finding from higher order statistics: the 2-MUSIC algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(8) :2986 – 2997.

[11] Rickard S, Dietrich F. DOA estimation of many W-disjoint orthogonal sources from two mixtures using DUET [C]// Proceedings of the Tenth IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing, IEEE, 2000:311 – 314.

[12] Araki S, Sawada H, Mukai R, et al. DOA estimation for multiple sparse sources with normalized observation vector clustering [C]//Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2006, IEEE, 2006.

[13] Zhang W Y, Rao B D. A two microphone-based approach for source localization of multiple speech sources [J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2010, 18(8) :1913 – 1928.

[14] Zhou Z, Lu S J, Zhang E Y, et al. Underdetermined DOA estimation of LFM signals[C]// Proceedings of 2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), IEEE, 2012:869 – 872.

[15] Lie J P, Ng B P, See C M S. Multiple UWB emitters DOA estimation employing time hopping spread spectrum [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2008, 78: 83 – 101.

[16] 王翔, 黄知涛, 任啸天, 等. 基于时频单源点检测和聚类验证技术的欠定混合盲辨识算法[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(2) : 69 – 74.
WANG Xiang, HUANG Zhitao, REN Xiaotian, et al. Blind identification of underdetermined mixtures based on detection of time frequency single source point and cluster validation technique [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2013, 35(2) : 69 – 74. (in Chinese)

[17] Lu F B, Huang Z T, Jiang W L. Underdetermined blind separation of non-disjoint signals in time-frequency domain based on matrix diagonalization[J]. Signal Processing, 2011, 91(7) :1568 – 1577.

[18] Belouchrani A, Amin M G, Thirion-Moreau N, et al. Source separation and localization using time-frequency distributions: an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(6) : 97 – 107.

[19] De Lathauwer L. A link between the canonical decomposition in multilinear algebra and simultaneous matrix diagonalization[J]. Siam Journal on Matrix Analysis and Applications, 2006, 28 (3) :642 – 666.

[20] Golub G H, Van Loan C F. Matrix computation[M]. 2nd ed. USA:the John HopKins University Press, 1989.