

基于粒子滤波的宽带信号波达方向估计

吴孙勇^{1,2}, 廖桂生¹, 杨志伟¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071;
2. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西桂林 541004)

摘要: 利用粒子滤波对不同频率点处的目标阵列流形进行跟踪, 实现宽带信号波达方向估计. 该算法基于当前时刻的观测信息, 无需估计观测协方差矩阵, 使得在短数据情况下仍能够取得优良的估计性能. 同时算法从一组随机的初始值出发, 无需预估计波达方向, 并且递推过程是基于极大似然估计的思想, 具有解相关的能力. 计算机仿真验证了算法在短数据、低信噪比和相干源情况下具有比相干信号子空间法(CSM)算法更为优良的估计性能.

关键词: 宽带信号; 粒子滤波; DOA估计; CSM

中图分类号: TN911.25 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2011)06-1353-05

Direction of Arrival Estimation of Wideband Signal Based on Particle Filters

WU Sun-yong^{1,2}, LIAO Gui-sheng¹, YANG Zhi-wei¹

(1. National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Department of Computational Science and Mathematics, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: This paper proposes a new method for estimating the direction-of-arrival (DOA) of wideband signal, which employs particle filters to track array manifold at different frequency bands. Compared with the coherent signal-subspace method (CSM), the proposed method utilizes the current observed data and does not require the estimated covariance matrix, thus it performs better while considering a small sample set. In the meantime, this method does not require the preliminary DOA estimates. Moreover, the proposed method can localize completely correlated sources as it is based on the idea of maximum likelihood. Simulation results show that the performance of the propose method is better than CSM when the sample set is small, the signal to noise ratio (SNR) is low and the signal sources are correlated.

Key words: wideband signal; particle filters; DOA estimation; CSM

1 引言

宽带信号波达方向估计在雷达、无源声纳、扩音器阵列以及扩频通信等诸多领域都有广泛的应用. 由于宽带信号到达阵列的各个传感器上包络存在的差异不可忽略, 增加了处理的难度. 通常是把宽带信号进行频率分割, 得到一系列频率不重叠的窄带信号, 然后利用这些窄带信号并通过适当的处理进行角度估计.

当前对于这些分割后的窄带信号主要存在两类处理方法, 一类是非相干信号子空间法^[1](ISM), 这类方法对各个频带上的窄带信号使用传统方法得到各自的估计结果, 然后将这些估计结果进行某种组合得到最终的角度估计. ISM在低信噪比下性能不佳, 而且存在相干源时, 仍然需要空间平滑策略, 存在孔径损失^[2]. 另一类

是相干信号子空间法^[3~8](CSM), 它采用一种所谓的“聚焦”技术, 将不同频率点上的信号子空间变换到参考频率上的信号子空间中, 然后再对聚焦后的窄带信号使用传统的高分辨率方法便可提高估计性能, 还能起到解相关的作用. 这两类处理方法均要求估计协方差矩阵, 而协方差矩阵估计偏差会影响聚焦效果, 严重时会导致算法失效, 因此需要较多的样本以提高协方差矩阵的估计精度. 另外, 一些利用宽带信号循环平稳特性的方法^[9~12]也引起了关注, 但是这类方法需要更多的样本去估计循环统计量.

本文从另一角度研究宽带信号波达方向估计, 通过跟踪不同频率点处的目标阵列流形便能实现DOA估计. 由于预处理后各个频率点处的信号, 是关于频率和波达角的非线性观测, 为此本文利用粒子滤波对目标阵

列流形进行跟踪,实现宽带信号波达方向估计.粒子滤波是一种基于序贯蒙特卡罗仿真技术的最优递推贝叶斯滤波算法^[13-15],无需估计观测协方差矩阵,使算法在短数据情况下仍能够取得优良的估计性能.同时粒子滤波从一组随机的初始值出发,递推地估计 DOA,无需预估估计波达方向,而且递推过程是基于极大似然估计的思想,具有解相关的能力.仿真实验证明了粒子滤波算法在短数据、低信噪比和相干源情况下具有比 CSM 算法更为优良的估计性能.

2 宽带信号模型

考虑一个包含 M 个阵元的均匀线阵,其阵元间隔为半波长(半波长是接收宽带信号的最小波长,与最高频率相对应).空间存在 P 个宽带点信号源照射到阵列上,则第 m 个阵元输出为

$$x_m(t) = \sum_{p=1}^P s_p(t - \tau_m(\theta_p)) + v_m(t), m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中, $s_p(t)$ 是第 p 个信号源, θ_p 是波达方向, $-90^\circ \leq \theta_p \leq 90^\circ$, $p = 1, \dots, P$, $\tau_m(\theta_p)$ 表示第 p 个信号源到达第 m 个阵元时相对参考阵元的时延, $v_m(t)$ 表示阵元接收噪声.如果 $s_p(t)$ 为窄带信号,则可以用相移表示式(1)中的 $\tau_m(\theta_p)$,从而得到与方向有关的阵列流形.然而对宽带信号,存在包络时延,通常的处理方式需要将其变为多个窄带信号.将式(1)取傅立叶变换得

$$X_m(f_i) = \sum_{p=1}^P e^{-j2\pi f_i \tau_m(\theta_p)} S_p(f_i) + V_m(f_i), \quad m = 1, 2, \dots, M; i = 1, 2, \dots, I \quad (2)$$

其中, $S_p(f_i)$ 和 $V_m(f_i)$ 分别为 $s_p(t)$ 和 $v_m(t)$ 在频率 f_i 处的傅立叶变换系数, I 表示窄带信号分量个数.式(2)采用矢量可表示为

$$\mathbf{X}(f_i) = \mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta}) \mathbf{S}(f_i) + \mathbf{V}(f_i), \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (3)$$

其中, $\mathbf{X}(f_i) = [X_1(f_i), \dots, X_M(f_i)]^T$ 是接收数据频率矢量, $\mathbf{S}(f_i) = [S_1(f_i), \dots, S_P(f_i)]^T$ 是信号频率矢量, $\mathbf{V}(f_i) = [V_1(f_i), \dots, V_M(f_i)]^T$ 是噪声频率矢量,假设其为独立同分布的零均值高斯白噪声, $\mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})$ 是 $M \times P$ 维的阵列流形,其第 p 个列矢量为

$$a(f_i, \theta_p) = [e^{-j2\pi f_i \tau_1(\theta_p)}, e^{-j2\pi f_i \tau_2(\theta_p)}, \dots, e^{-j2\pi f_i \tau_M(\theta_p)}]^T \quad (4)$$

对于均匀线阵,以第一个阵元为参考,各个阵元的延迟为

$$\tau_m(\theta_p) = \frac{(m-1)d \sin \theta_p}{c} \quad (5)$$

式中 c 为电磁波的传播速度.

每个频率点 f_i 处的信号子空间由该频率处阵列流形 $\mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})$ 的列矢量张成,对宽带信号而言,不同频率

处的信号子空间是不同的,CSM 算法即在每个频率点处构造一个变换矩阵,将不同的信号子空间聚焦到同一参考频率上的信号子空间中.在理想情况下,这类算法能取得较好的性能.但在实际中存在两个问题:一是在短数据情况下,观测协方差矩阵的估计会有较大的偏差,估计偏差会影响聚焦效果,严重时会导致 CSM 算法失效;二是这类算法只在固定频率点上进行聚焦处理,对子带内其它频率点是不匹配的.

实际上,式(3)中目标在不同频率点处的阵列流形 $\mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})$ 之间存在一定的变换关系,通过跟踪目标阵列流形随频率的变化同样能实现 DOA 估计.粒子滤波是一种以解决非线性非高斯状态空间模型估计的滤波理论,它已成功应用于窄带信号的目标跟踪^[16,17].而式(3)中的接收数据模型是随频率和波达方向变化的非线性函数,为此,本文利用粒子滤波跟踪不同频率点处的目标阵列流形从而估计宽带信号波达方向.

3 算法描述

记 $\boldsymbol{\psi}_{1:i} \triangleq \{\mathbf{S}_{1:i}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_n^2, k\}$ 为参数向量,其中 \mathbf{S}_i 表示信号频率幅度, σ_n^2 表示噪声的方差, k 表示要估计的信源数.观测数据的似然函数可表示为

$$p(\mathbf{X}_{1:i} | \mathbf{S}_{1:i}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_n^2, k) = \prod_{i=1}^I \frac{1}{\pi^M (\sigma_n^2)^M} \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_n^2} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta}) \mathbf{S}_i\|^2 \right\} \quad (6)$$

当波达角 $\boldsymbol{\theta}$ 已知时,信号幅度 \mathbf{S}_i 和噪声方差 σ_n^2 都可通过最大后验估计得到

$$\hat{\mathbf{S}}_i = [\mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})^H \mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})]^{-1} \mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})^H \mathbf{X}_i \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{IM} \sum_{i=1}^I \|\mathbf{X}_i - \mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{S}}_i\|^2 \quad (8)$$

因此可重新定义新的估计参数向量 $\boldsymbol{\psi}_{1:i}$ 为

$$\boldsymbol{\psi}_{1:i} \triangleq \{\boldsymbol{\theta}, k\} \quad (9)$$

粒子滤波是一种基于序贯蒙特卡罗仿真技术的最优递推贝叶斯滤波算法^[13,14],该算法基于当前的观测,通过一组加权粒子集的演化与传播递推近似目标状态分布的后验概率密度,从而获得状态的统计量.若已知观测数据 $\mathbf{X}_{1:i}$,我们的目的是利用粒子滤波估计目标的后验概率密度 $p(\boldsymbol{\psi}_i | \mathbf{X}_{1:i})$,从而估计参数向量 $\boldsymbol{\psi}_{1:i}$ 的统计量.假设后验概率密度 $p(\boldsymbol{\psi}_i | \mathbf{X}_{1:i})$ 可由一组粒子集 $\{\boldsymbol{\psi}_i^n, w_i^n\}$ 近似表示,即满足下式^[13]

$$p(\boldsymbol{\psi}_i | \mathbf{X}_{1:i}) \approx \sum_{n=1}^N w_i^n \delta(\boldsymbol{\psi}_i - \boldsymbol{\psi}_i^n) \quad (10)$$

其中 δ 表示 Dirac delta 函数, $\boldsymbol{\psi}_i^n$ 是频率 f_i 处的第 n 个粒子, w_i^n 表示与其对应的权值,则频率 f_i 处的状态估计 $\hat{\boldsymbol{\psi}}_i \approx \sum_{n=1}^N w_i^n \cdot \boldsymbol{\psi}_i^n$.若能直接从后验概率 $p(\boldsymbol{\psi}_i | \mathbf{X}_{1:i})$ 进行采

样,则所有粒子的权重相等,然而这种直接采样在大多数情况下是不可能的,通常的处理方式是从另一个容易采样的概率密度函数 $q(\boldsymbol{\psi}_{1:i} | \mathbf{X}_{1:i})$ 进行采样而得到想要的后验概率分布,而 $q(\boldsymbol{\psi}_{1:i} | \mathbf{X}_{1:i})$ 称为重要性密度函数,且 $q(\boldsymbol{\psi}_{1:i} | \mathbf{X}_{1:i})$ 的子集包含后验概率密度函数 $p(\boldsymbol{\psi}_{1:i} | \mathbf{X}_{1:i})$ 的子集. 由文献[13],重要性密度函数简化为 $q(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}, \mathbf{X}_i)$, 它仅仅依赖 $i-1$ 处的状态 $\boldsymbol{\psi}_{i-1}$ 和 i 处的观测 \mathbf{X}_i . 若已知频率 $i-1$ 处的后验概率 $p(\boldsymbol{\psi}_{i-1} | \mathbf{X}_{1:i-1})$ 可由粒子集 $\{\boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, w_{i-1}^n\}$ 表示,粒子滤波即利用当前时刻的观测估计后验概率 $p(\boldsymbol{\psi}_i | \mathbf{X}_{1:i})$. 已知频率 i 处新的状态采样 $\boldsymbol{\psi}_i^n \sim q(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i)$, 利用贝叶斯准则,所对应的权值迭代更新为^[13,14]

$$w_i^n \propto w_{i-1}^n \frac{p(\mathbf{X}_i | \boldsymbol{\psi}_i^n) p(\boldsymbol{\psi}_i^n | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n)}{q(\boldsymbol{\psi}_i^n | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i)} \quad (11)$$

重要性密度函数的选取至关重要,在以 $\boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i$ 为条件的前提下^[13],使权值 w_i^n 的方差最小化的最优重要性密度函数 $q(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i)_{\text{opt}} = p(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i)$, 但一般情况下无法求出,为此只能采用次优方法逼近最优重要性密度函数. 常用的次优选择就是先验密度函数

$$q(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n, \mathbf{X}_i) = p(\boldsymbol{\psi}_i | \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n) \quad (12)$$

即频率 i 处的粒子状态 $\boldsymbol{\psi}_i^n$ 直接根据先验知识采样得到,由于各个频率点处的信源个数和 DOA 是不变的,所以 $\boldsymbol{\psi}_i^n = \boldsymbol{\psi}_{i-1}^n$. 在基本的粒子滤波算法中,这种重要性密度函数的选取会导致较高的权值方差,滤波精度不高,且采样得到的粒子没有考虑最新观测到的信息,使得采样粒子与真实的后验分布产生的样本存在一定的偏差等缺陷. 但由于各个频率点处的信源个数和 DOA 是不变的,这种次优选择对宽带 DOA 估计性能影响较小,且该密度分布函数简单、易实现,本文即选先验密度函数作为最优重要性密度函数. 将式(12)带入式(11)得权值更新为

$$w_i^n \propto w_{i-1}^n p(\mathbf{X}_i | \boldsymbol{\psi}_i^n) \quad (13)$$

上式利用式(6)的似然函数可以计算得到. 利用式(13)经过几次迭代之后,差不多所有的粒子都具有负的权值,由此产生粒子的退化现象. 一旦退化现象明显发生,在重要性采样的基础上,对粒子进行重采样,以淘汰权值低的粒子,而集中于权值高的粒子,从而限制退化现象. 但是,重采样后,粒子不再独立,经过若干次迭代后,所有粒子容易塌陷到一个很小的区域上,可能造成粒子的枯竭. 但是,由于宽带信号的 DOA 在整个观测期间是不变的,即在各个频率点处的粒子状态是一样的,粒子塌陷到一个小区域对下一个频率点处的粒子状态估计影响较小,因此,采用重采样技术可能造成的粒子枯竭对宽带 DOA 的估计性能影响较小. 本文基于粒子滤波的宽带波达方向估计算法如表 1 所述.

表 1 算法描述

步骤 1	接收数据预处理
步骤 2	初始化:随机产生 $\boldsymbol{\psi}_0^n = \{\boldsymbol{\theta}_0^n, \mathbf{L}_0^n\}_{n=1}^N$, N 为粒子数
步骤 3	迭代 i <ul style="list-style-type: none"> · 利用先验密度函数 $p(\boldsymbol{\psi}_i \boldsymbol{\psi}_{i-1})$ 获得粒子状态 $\boldsymbol{\psi}_i^n$ · 根据状态 $\boldsymbol{\psi}_i^n$ 计算相应的方向矩阵 $\mathbf{A}(f_i, \boldsymbol{\theta})$, 并利用观测数据估计 $\hat{\mathbf{S}}_i$ 和 $\hat{\sigma}_n^2$ · 利用式(13)计算相应的粒子权重 \tilde{w}_i^n · 归一化粒子权重, $\left\{ w_i^n = \frac{\tilde{w}_i^n}{\sum_{n=1}^N \tilde{w}_i^n} \right\}_{n=1}^N$ · 粒子重采样, $[\{\boldsymbol{\psi}_i^n, 1/N\}_{n=1}^N] = \text{重采样}[\{\boldsymbol{\psi}_i^n, w_i^n\}_{n=1}^N]$
步骤 4	若 $i < L$, 则 $i = i + 1$, 返回步骤 3

上述算法的每次迭代都是基于当前时刻的观测信息,无需估计观测协方差矩阵,使得算法有望在短数据情况下取得优良的估计性能. 并且算法从一组随机的初始值出发,递推的估计 DOA, 无需预估计波达方向. 而上述算法利用概率分布模型通过跟踪不同频率点处的目标阵列流形实现 DOA 的估计,递推过程是基于极大似然估计的思想,因此具有解相关的能力.

4 计算机仿真

考虑一个由 10 个阵元构成的均匀线阵,同一平面存在两个宽带信号源,相对带宽为 40% (信号带宽与中心频率之比),阵元间距为中心频率对应波长的一半,

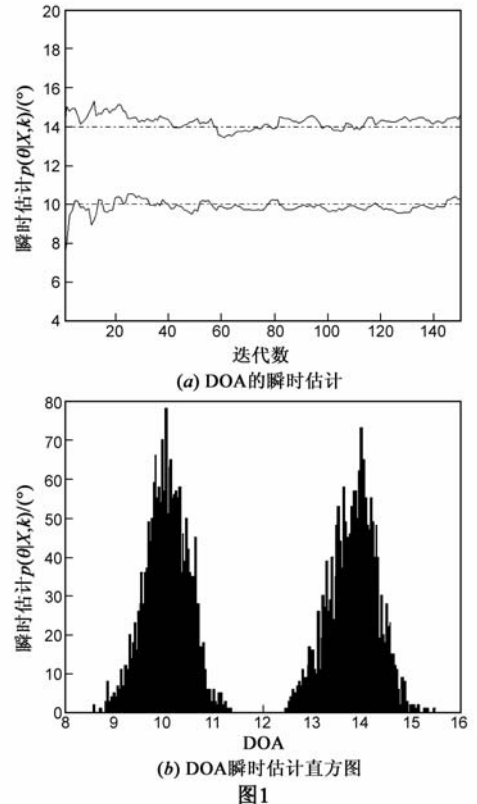


图 1

两个完全相干的信号源方位角分别是 10° 和 14° . 仿真中粒子数 $N = 2000$, 假设已知信源个数, 初始角度从 $[0^\circ, 30^\circ]$ 随机产生, 每个点都是采用 100 次 Monte-Carlo 仿真得到的. 图 1 是利用粒子滤波方法在信噪比 (SNR) = 8dB, 快拍数为 150 的仿真结果. 图 1(a) 是在每个频率点处估计的瞬时 DOA 结果, 当迭代大于 30 时, 估计值就一直在真实值附近做微小的波动. 图 1(b) 是在某个频率点处估计的 DOA 后验概率直方图, 由图中可见估计值聚集在真实值附近, 近似服从高斯分布.

图 2 比较了在 SNR = 8dB 时, 基于 TCT 方法^[5] 和粒子滤波在不同快拍数下的性能. 图 2(a) 反映了检测两信号的概率 (若估计值在各自真实值 1° 领域内, 则认为是可检测的). 图 2(b) 反映了估计的均方根误差 (RMSE). 由图 2 可见粒子滤波方法要优于 TCT 方法, 这是因为 TCT 方法在每个频率点处要求足够的数据才能较精确的估计协方差矩阵, 因此, 在短数据情况下, TCT 方法的性能不佳. 而粒子滤波即使在快拍数只有 40 时, 也能得到较好的估计效果.

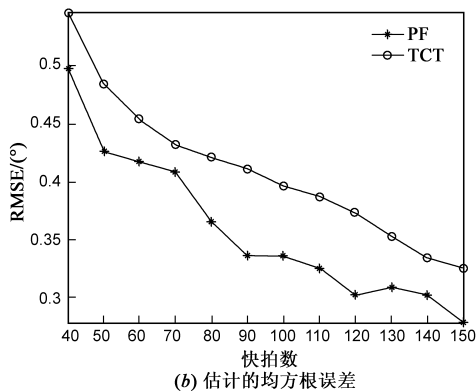
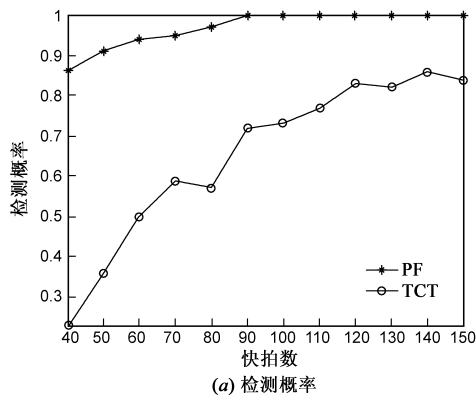


图2

图 3 比较了快拍数为 320 时不同 SNR 下的性能. 图 3(a) 反映的是检测概率, 由于 TCT 方法只有在 SNR 大于 3dB 时才能分辨出角度, 因此图 3(b) 只比较了 SNR 大于 3dB 时的 RMSE. 在长数据情况下, 当 SNR 较低时, 粒子滤波方法也优于 TCT 方法.

由上述的仿真结果可以看出, 新算法在低信噪比、

短数据情况下性能都要优于 TCT 算法. 由于粒子滤波是一种基于 Monte-Carlo 仿真技术的随机模拟方法, 需要大量粒子才能保证滤波精度和收敛性, 在计算负荷上要高于确定性采样方法. 不过, 由于粒子滤波具有较好的并行性, 可以通过设计一些优良的并行算法提高它的计算效率, 而且随着计算机运算能力的飞速发展, 也可使粒子滤波的运行效率得到相应的提高.

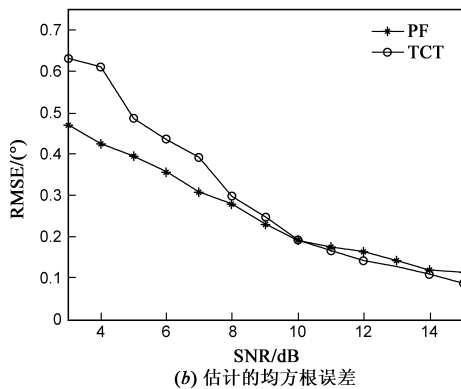
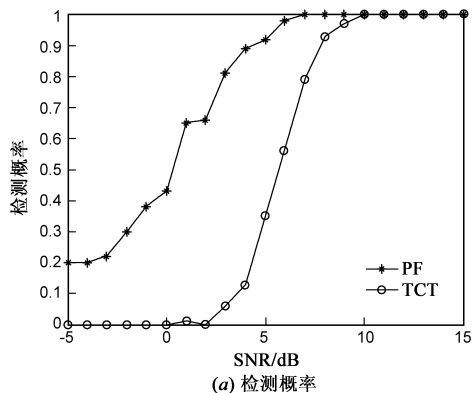


图3

5 结论

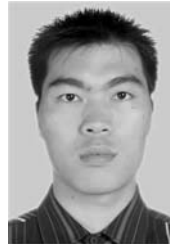
本文提出了一种基于粒子滤波的宽带信号波达方向估计新方法. 首先将阵列接收信号进行频率分割, 得到一系列频率不重叠的窄带信号, 然后利用粒子滤波对每个频率点的数据进行处理, 估计参数的后验概率密度, 从而得到波达方向. 与基于聚焦技术的 CSM 方法相比, 该算法无需估计观测协方差矩阵, 使得算法在短数据情况下能够取得优良的估计性能. 并且该算法无需预估计波达方向, 由于递推过程是基于极大似然估计的思想, 对于相干源信号, 也同样适用. 仿真结果表明该算法在低信噪比、短数据和相干源情况下性能都要优于 TCT 算法, 算法稳健性较强.

参考文献

[1] M Max, T J Shan, T Kailath. Spatio-temporal spectral analysis by eigenstructure methods [J]. IEEE Trans on Acoustics,

- Speech, Signal Processing, 1984, 32(4): 817 – 827.
- [2] T J Shan, M Wax, T Kailath. On spatial smoothing for direction of arrival estimation of coherent signals [J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech, Signal Processing, 1985, 33(4): 806 – 811.
- [3] H Wang, M Kaveh. Coherent signal-subspace processing for the detection and estimation of angles of arrival of multiple wideband sources [J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech, Signal Processing, 1985, 33(4): 823 – 831.
- [4] H Hung, M Kaveh. Focusing matrices for coherent signal-subspace [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1988, 36(8): 1272 – 1281.
- [5] S Valaee, P Kabal. Wideband array processing using a two-sided correlation transformation [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(1): 160 – 172.
- [6] 雷中定, 黄绣坤, 张树京. 宽带波达方向估计新方法及其性能分析[J]. 电子学报, 1998, 26(3): 58 – 61.
Lei Zhong-ding, Huang Xiu-kun, Zhang Shu-jing. A new method to wideband DOA estimates and its performance analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(3): 58 – 61. (in Chinese)
- [7] S Valaee, B Champagne. Localization of wideband signals using least-squares and total least-squares approaches [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1999, 47(5): 1213 – 1222.
- [8] 陈洪光, 余圣发, 沈振康. 基于一致聚焦的宽带信号波达方向估计[J]. 通信学报, 2006, 27(1): 64 – 68.
Chen Hong-guang, Yu Sheng-fa, Shen Zhen-kang. Direction finding method for wideband signals base on consistent focusing [J]. Journal on Communications, 2006, 27(1): 64 – 68. (in Chinese)
- [9] G Gelli, L Izzo. Cyclostationarity based coherent methods for wideband signal source location [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2003, 51(10): 2471 – 2482.
- [10] Huiqin Yan, H H Fan. Signal-selective DOA tracking for wideband cyclostationary source [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(5): 2007 – 2015.
- [11] Huang Z T, Zhou Y Y, Jiang W L. TDOA and Doppler estimation for cyclostationary signals based on multi-cycle frequencies [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(4): 1251 – 1264.
- [12] 刘章孟, 黄知涛, 周一宇. 基于多循环频率聚焦的宽带循环平稳信号阵列侧向方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(10): 2449 – 2454.
- Liu Zhang-meng, Huang Zhi-tao, Zhou Yi-yu. Direction-of-arrival estimation for eideband cyclostationary signals basing on multi-cycle focusing [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(10): 2449 – 2454. (in Chinese)
- [13] S Arulampalam, S Maskell, N Gordon, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/ non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174 – 188.
- [14] R Ristic, S Arulampalam, N Gordon. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Application [M]. Boston-London: Artech House, 2004.
- [15] 刘先省, 胡振涛, 金勇, 等. 基于粒子优化的多模型粒子滤波算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 301 – 306.
Liu Xian-xing, Hu Zhen-tao, Jin Yong, et al. A novel multiple model particle filter algorithm based on particle optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 301 – 306. (in Chinese)
- [16] J R Larocque, J P Reilly, W Ng. Particle filters for tracking an unknown number of sources [J]. IEEE Trans on Signal Processing. 2002, 50(2): 2926 – 2937.
- [17] N Kabaoglu. Target tracking using particle filters with support vector regression [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(5): 2569 – 2573.

作者简介



吴孙勇 男, 1981 年生于广西桂林, 2006 年获得中国地质大学理学硕士学位, 现为西安电子科技大学博士生. 主要研究方向为阵列信号处理, 微弱目标检测, 粒子滤波.
E-mail: wsy121991@guet.edu.cn



廖桂生 男, 1963 年生于广西桂林. 现为西安电子科技大学信号与信息处理学科博士生导师. 先后主持和承担了国防 973 项目课题、国家“863”高新技术项目、国防科技预研、国家自然科学基金等十余项科研任务. 目前主要研究方向为分布式小卫星雷达系统、阵列信号处理、空时二维信号处理以及地面运动目标检测等.
E-mail: gsliao@xidian.edu.cn