

宽带波达方向估计的辅助粒子滤波算法

吴孙勇^{1,2} 姚明明^{1,2} 薛秋条¹ 蔡如华¹

(1. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西桂林 541004; 2. 广西信息科学实验中心, 广西桂林 541004)

摘 要: 针对粒子滤波宽带波达方向估计中因采样粒子权值不稳定导致估计误差较大的问题, 提出了基于辅助粒子滤波的宽带波达方向估计算法。该算法利用贝叶斯重要性采样算法, 在权值大的粒子基础上引入辅助粒子变量, 重新定义重要性采样分布函数。经过两次加权计算, 进而改善粒子退化问题, 并引导粒子向高似然区域移动, 使粒子在真实状态周围分布更均匀, 粒子权值比仅用重采样的粒子权值变化更稳定。仿真实验表明, 该算法在均方根误差和检测概率性能上优于粒子滤波算法。

关键词: 辅助粒子滤波; 宽带信号; 波达方向估计; 阵列流形跟踪

中图分类号: TN911.25 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2019.07.018

引用格式: 吴孙勇, 姚明明, 薛秋条, 等. 宽带波达方向估计的辅助粒子滤波算法[J]. 信号处理, 2019, 35(7): 1275-1280. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2019.07.018.

Reference format: Wu Sunyong, Yao Mingming, Xue Qiutiao, et al. Auxiliary Particle Filtering Algorithm for Direction of Arrival Estimation of Wideband Signal[J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(7): 1275-1280. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2019.07.018.

Auxiliary Particle Filtering Algorithm for Direction of Arrival Estimation of Wideband Signal

Wu Sunyong^{1,2} Yao Mingming^{1,2} Xue Qiutiao¹ Cai Ruhua¹

(1. Department of Computational Science and Mathematics, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China; 2. Guangxi Experiment Center of Information Science, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: In this paper, aiming at the problem of large estimation error caused by instability of sampling particle weight in wideband direction-of-arrival (DOA) estimation of particle filter, an algorithm based on auxiliary particle filter is proposed. In this algorithm, the importance sampling distribution function is redefined by introducing auxiliary particle variables to large weights particle. The two-weighted calculation makes the change of the particle weight ratio more stable and the sampling point more close to the true state. In the meantime, the problem of particle degeneracy is improved and the sampling particles are guided to the high likelihood region. Simulation results show that the performance of the proposed algorithm is better than standard particle filtering method in root mean square error and detection probability.

Key words: auxiliary particle filter; wideband signal; direction of arrival estimation; array manifold tracking

1 引言

波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计是阵

列信号处理中的一个重点研究内容,其广泛应用于雷达、无线通信、声呐、电磁场等诸多军事以及民用领域^[1]。随着人们不断探索,窄带信号阵列 DOA 估

计方法有很多,其经典的几个高分辨算法有:空间分解的多重信号分类法(MUSIC)^[2],旋转子空间不变法(ESPRIT)^[3],最大似然估计(ML)算法^[4]。现代科技不断发展的今天,宽带雷达、宽带通信系统在实际生活中应用更加普遍,宽带信号阵列 DOA 估计技术的需求逐步增加,并且成为一个热门且迅速发展的发展方向。

处理宽带阵列信号的基本思想:一般是把宽带信号分割为一组不同频率的窄带信号,然后再对分割后的窄带信号进行处理并估计角度。由于不同频率使得其信号子空间也会有所不同,窄带信号 DOA 估计技术不能直接处理宽带信号。继而产生两类基本的宽带信号 DOA 估计方法:一类是非相干信号子空间算法(ISM)^[5],此类算法利用各分割后窄带信号频率估计角度,而不是用宽带信号所有信息估计角度,导致分辨率不够高,且不可以处理相干信号;另一类是相干信号子空间法(CSM)^[6],此算法提出“聚焦”(focusing)概念,利用聚焦矩阵把不同频率的信号空间聚焦到某一参考频率的子空间,再用窄带方法估计角度。此外,还有一些利用稀疏矩阵(sparse matrix)特性进行宽带信号 DOA 估计的方法^[7-10],以上几类方法都需要估计协方差矩阵。

粒子滤波(Particle Filter)算法^[11]是一种基于蒙特卡洛方法的顺序重要性采样法,其核心思想是通过从后验概率中抽取随机状态粒子来表达其分布。文献[12]提出了一种基于粒子滤波的宽带信号波达方向估计法,该方法利用一组随机生成的粒子对阵列流形矩阵跟踪从而进行宽带信号 DOA 估计,虽然解决了传统宽带 DOA 估计的解相干和免去求矩阵误差的问题,但是重要性权重随时间而随机递增,粒子权重集中在少数粒子上,多次迭代之后有效粒子数迅速减少,导致较大的估计误差。为解决这一问题,本文在粒子滤波时添加辅助粒子变量,通过两次重采样步骤选取粒子,使得粒子在真实状态附近分布均匀,增加了粒子多样性的同时,引导粒子向高似然区域移动,提高波达方向估计的精度。

2 宽带阵列信号模型

现有一组由 M 个阵元构成的均匀直线阵列,阵

元之间间隔设为 d , d 为入射信号的最高频率对应的波长一半。此空间内阵列接收宽带信号个数记为 I ,各信号入射角度记为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_I$ 。第 m 个阵元信号表示成

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^I s_i(t - \tau_{mi}) + u_m(t), \quad m=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

上式中, $s_i(t)$ 表示宽带信号源信号, τ_{mi} 是第 i 个源信号到达第 m 个阵元时相应于参考阵元的延时,表示为

$$\tau_{mi} = \frac{(m-1)d \sin \theta_i}{c} \quad (2)$$

c 为空间中电磁波速, $u_m(t)$ 表示该阵元所接收的噪声,宽带信号因为存在包络延时,对式(1)采用傅里叶变换将其转化为频率域上的多个窄带信号形式

$$X_m(f_r) = \sum_{i=1}^I e^{-j2\pi f_r \tau_{mi}} S_i(f_r) + U_m(f_r) \quad m=1, 2, \dots, M, r=1, 2, \dots, R \quad (3)$$

$S_i(f_r)$ 表示 $s_i(t)$ 在频率 f_r 处傅里叶系数, $U_m(f_r)$ 是 $u_m(t)$ 在频率 f_r 处的傅里叶系数。 R 表示宽带在频率域上分割得到的窄带个数, $X_m(f_r)$ 是对第 m 个阵元接收到的 R 个快拍信号进行离散傅里叶变换后得到的频谱。下面将式(3)表示为矩阵形式

$$X(f_r) = A(f_r, \theta) S(f_r) + U(f_r) \quad r=1, 2, \dots, R \quad (4)$$

其中 $X(f_r) = [X_1(f_r), \dots, X_M(f_r)]^T$ 为接收数据矢量, $S(f_r) = [S_1(f_r), \dots, S_I(f_r)]^T$ 为信号矢量, $V(f_r) = [V_1(f_r), \dots, V_M(f_r)]^T$ 为噪声信号矢量,这里噪声作高斯白噪声处理, $A(f_r, \theta)$ 是信号方向矩阵,维数 $M \times I$,表示整个宽带的阵列流形。其由 I 个形如式(5)的列矢量表示

$$a(f_r, \theta_i) = [e^{-j2\pi f_r \tau_{1i}}, e^{-j2\pi f_r \tau_{2i}}, \dots, e^{-j2\pi f_r \tau_{Mi}}]^T \quad (5)$$

3 辅助粒子滤波算法

粒子滤波算法^[11]是一种处理非线性非高斯状态空间模型的滤波算法,式(4)接收数据模型是随频率和波达方向而变化的非线性函数,利用粒子滤波算法处理和跟踪式(4)中目标在不同频率处阵列流形变化情况从而实现 DOA 估计。虽然其简单易求,在理想情况下该算法可以取得较好的性能,但是在实际中,因为粒子多样性丢失会导致算法性能较差,而辅助粒子滤波算法可以很好的解决这个问题。

辅助粒子滤波算法在粒子滤波算法基础上通过添加一个粒子选择的步骤, 利用一次加权筛选得到新的粒子, 使得滤波器中增加了高权值粒子, 然后再进行一次加权, 使得权值变化稳定。

在辅助粒子滤波算法中定义如下参数:

$\psi_{1,R} \triangleq \{S_{1,R}, \theta, \sigma_v^2, k\}$ 为参数向量, 里面 S_r 是表示频率信号幅度, σ_v^2 是噪声方差, k 为所估计信元个数。其观测数据似然函数表示为

$$p(X_{1,R} | S_{1,R}, \theta, \sigma_v^2, k) = \prod_{r=1}^R \frac{1}{\pi^M (\sigma_v^2)^M} \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_v^2} |X_r - A(f_r, \theta) S_r|^2 \right\} \quad (6)$$

在这里当 θ 为已知波达角, 信号的幅度 S_r 和噪声的方差 σ_v^2 可以由最大后验估计求

$$\hat{S}_r = [A(f_r, \theta)^H A(f_r, \theta)]^{-1} A(f_r, \theta)^H X_r \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{RM} \sum_{r=1}^R |X_r - A(f_r, \theta) \hat{S}_r|^2 \quad (8)$$

根据式(7)和(8)重新定义估计参数向量为

$$\psi_{1,R} \triangleq \{\theta, k\} \quad (9)$$

3.1 重采样

辅助粒子滤波算法需以重采样为基础, 初始状态 ψ_0 分布为 $p(\psi_0)$, 已知观测数据 $X_{1,R}$, 估计后验概率密度 $p(\psi_r | X_{1,R})$, 以估计参数向量 $\psi_{1,R}$ 。若定义后验概率密度 $p(\psi_r | X_{1,R})$ 由粒子集 $\{\psi_r^n, \omega_r^n\}$ 近似表示, 满足下式

$$p(\psi_r | X_{1,R}) \approx \sum_{n=1}^N \omega_r^n \delta(\psi_r - \psi_r^n) \quad (10)$$

其中 δ 是 Dirac delta 函数, ψ_r^n 是频率 r 时的第 n 个粒子, ω_r^n 是该粒子的权值, 此时频率 r 时的状态估计成 $\hat{\psi}_r \approx \sum_{n=1}^N \omega_r^n \cdot \psi_r^n$ 。粒子采样最理想的方式是从后验概率密度函数中采样, 但是直接从后验概率密度函数中采样非常困难, 通常利用贝叶斯重要性采样法, 在概率密度函数 $q(\psi_{1,r} | X_{1,r})$ 中进行采样, 重要性密度函数可以简化为 $q(\psi_r | \psi_{r-1}, X_r)$, 它仅与 $r-1$ 处的状态 ψ_{r-1} 和 r 处的观测 X_r 有关。如果将频率 $r-1$ 时的后验概率 $p(\psi_{r-1} | X_{1,r-1})$ 用粒子集 $\{\psi_{r-1}^n, \omega_{r-1}^n\}$ 表示。已知频率 r 时的状态采样 $\psi_r^n \sim q(\psi_r | \psi_{r-1}^n, X_r)$, 根据贝叶斯准则得到权重更新为

$$\omega_r^n \propto \omega_{r-1}^n \frac{p(X_r | \psi_r^n) p(\psi_r^n | \psi_{r-1}^n)}{q(\psi_r^n | \psi_{r-1}^n, X_r)} \quad (11)$$

虽然重采样很好的抑制了权重退化的问题, 但是多数情况下还是会受低权值粒子影响, 使得 DOA 估计中高权值粒子较少, 得到结果与实际有较大偏差, 而使得整体估计效果不理想, 影响滤波器整体性能。为解决这一问题, 引入了辅助粒子滤波算法, 辅助粒子滤波算法对原粒子集中的各权值依据似然大小进行修正, 使得重采样后的粒子向似然函数高值区间移动, 使更接近于状态的真实值, 权值方差也更小^[13]。

3.2 辅助粒子算法的融合

为了获取高似然粒子进行滤波和重采样, 此算法增加一个辅助变量 i_p , 利用辅助变量标记高似然值粒子, 根据频率 $r-1$ 时 $p(\psi_{r-1} | X_{1,r-1})$ 已知, 则 ψ_{r-1} 的后验概率密度为

$$p(\psi_r | X_{1,r}) \propto \sum_{n=1}^N \omega_{r-1}^n p(\psi_r | X_{r-1}^n) p(\psi_r | X_r) \quad (12)$$

利用辅助变量 i_p 定义联合密度分布函数

$$p(\psi_r, i_p | X_{1,r}) \propto \omega_{r-1}^n p(\psi_r | X_{r-1}^n) p(\psi_r | X_r) \quad (13)$$

因为 i_p 的加入而需要重新定义重要性采样密度函数为

$$\pi(\psi_r, i_p | X_{1,r}) \propto \omega_{r-1}^n p(\psi_r | \psi_{r-1}^n) p(X_r | \mu_r^n) \quad (14)$$

式中 $\mu_r^n = E[\psi_r | \psi_r^n]$, 其中 $E[\cdot]$ 为向量求平均值函数^[13]。首先计算辅助变量权重

$$\omega_r^n \propto \omega_{r-1}^n \frac{p(X_r | \psi_r^n) p(\psi_r^n | \psi_{r-1}^n)}{q(\psi_r^n | \psi_{r-1}^n, X_r)} \quad (15)$$

然后进行采样步骤产生指数 $i_p \sim \omega_{r-1}^n p(X_r | \mu_r^n)$, 再根据符合指数的采样粒子 ψ_r^n 计算最终权重, 最后得到最终权值 $\omega_r^n \propto \omega_{r-1}^n p(X_r | \psi_r^n)$ 。

辅助粒子滤波算法的优势是 2 次加权重采样, 使粒子权值比 1 次重采样的粒子权值变化更稳定。而重采样会引起粒子塌陷在某一块小区域上, 由于宽带信号 DOA 观测期间未发生变化, 因此各频率点处粒子状态是相同的, 因此粒子集中在一个区域而产生的粒子枯竭对下一频率点处的估计影响较小, 所以采用重采样的方式选择粒子对宽带 DOA 估计性能影响较小。本文基于辅助粒子滤波的宽带波达方向估计算法流程如表 1。

表1 算法流程

Tab.1 Algorithm processes

$[\{\psi_r^n, \omega_r^n\}_{n=1}^N] = \text{APF}[\{\psi_{r-1}^n, \omega_{r-1}^n\}_{n=1}^N, X_r]$

初始化 $\psi_0^n = \{\theta_0^n, r_0^n\}_{n=1}^N$

迭代 $r=1:R$

- $\psi_r^n \sim p(\psi_r | \psi_{r-1})$
- 利用(5)计算阵列流形矩阵 $A(f_r, \theta)$
- 利用检测数据(7)和(8)计算幅度 \hat{S}_r 和 $\hat{\sigma}_v^2$
- 计算 $\tilde{\mu}_r^n \propto \tilde{\mu}_{r-1}^n p(X_r | \psi_r^n)$

计算权重: $t = \text{求和}[\{\tilde{\mu}_r^n\}_{n=1}^N]$

归一化: $\left\{ \mu_r^n = \tilde{\mu}_r^n / \sum_{n=1}^N \tilde{\mu}_r^n \right\}_{n=1}^N$

$[\{\psi(\mu)^n, 1/N\}_{n=1}^N] = \text{重采样}[\{\psi_r^n, \mu_r^n\}_{n=1}^N]$

- $\psi_r^n = \psi(\mu)^n$
- 利用(5)计算阵列流形矩阵 $A(f_r, \theta)$
- 利用检测数据(7)和(8)计算幅度 \hat{S}_r 和 $\hat{\sigma}_v^2$
- 计算 $\tilde{\omega}_r^n \propto \tilde{\omega}_{r-1}^n p(X_r | \psi_r^n)$

计算权重: $t = \text{求和}[\{\tilde{\omega}_r^n\}_{n=1}^N]$

归一化: $\left\{ \omega_r^n = \tilde{\omega}_r^n / \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_r^n \right\}_{n=1}^N$

$[\{\psi_r^n, 1/N\}_{n=1}^N] = \text{重采样}[\{\psi_r^n, \omega_r^n\}_{n=1}^N]$

若 $r < R$, 则 $r=r+1$ 继续迭代;
 否则, 迭代结束。

上述算法利用了两次重采样, 第一次重采样后将采样所得的高权值粒子标记出来, 再利用高权值粒子更新粒子状态, 然后再一次重采样步骤选择粒子, 最后得到最终的角度估计。

4 仿真实验

仿真实验中假设有一个由 10 个阵元组成的均匀线阵, 阵元间距设置为中心频率对应的半波长, 平面内有 2 个角度分别为 10° 和 14° 相干的信号入射到此线阵上。仿真中粒子数 $N=200$, 假设已知信号源个数, 粒子的角度初始分量是从 $0^\circ \sim 20^\circ$ 内随机产生的, 进行 100 次蒙特卡洛实验。

图 1 是固定信噪比时两种算法随快拍数变化时均方根误差和检测概率的变化情况。

图 1 是固定信噪比 $\text{SNR}=8 \text{ dB}$ 时, 均方根误差

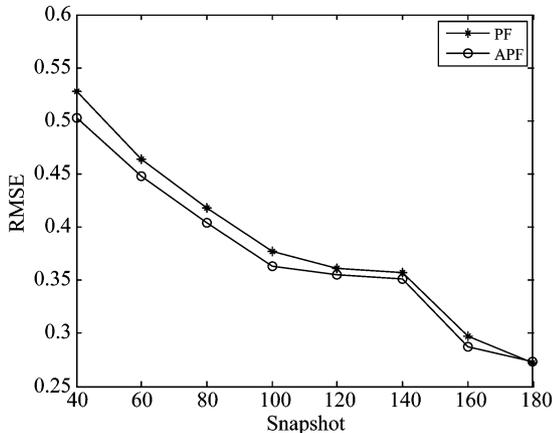


图 1 RMSE 随快拍数变化曲线

Fig.1 RMSE versus the snapshot

随快拍数增加而逐渐变化的仿真效果图, 从图中可以看出当快拍数逐渐增加时, 粒子滤波算法和辅助粒子滤波算法的均方根误差都在快速降低, 可见在追求精度上两种算法都有较好的效果, 但是因为辅助粒子滤波算法添加辅助变量之后使得粒子权值更加均匀, 而且粒子都均匀在真实状态附近, 保留更多的高权值粒子, 所以均方根误差会比粒子滤波算法的均方根误差更低, 精度得到进一步提高。

图 2 是在仿真中固定信噪比 $\text{SNR}=8 \text{ dB}$ 时, 辅助粒子滤波算法和粒子滤波算法随着快拍数的增加检测概率的变化情况。图 2 反映了检测两信号的概率(若角度估计值在各自真实值 1° 范围内, 则认为是检测到了), 从图中可以看出检测概率随快拍数增加而逐步升高, 而在快拍数 $40 \sim 80$ 和 $100 \sim 180$ 时辅助粒子滤波算法的检测概率高于粒子滤波算法。

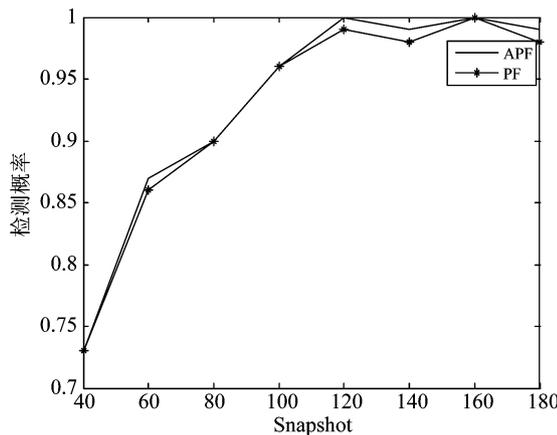


图 2 检测概率随快拍数变化曲线

Fig.2 Detection probability versus the snapshot

结合图 1 和图 2 的效果,辅助粒子滤波算法在固定信噪比同时改变快拍数的情况下,均方根误差和检测概率都有比粒子滤波算法更好的表现。

下面是固定快拍数时两种算法随信噪比变化时均方根误差和检测概率变化的情况。

图 3 是固定快拍数为 320 时,均方根误差随信噪比增加而变化的仿真效果图。在信噪比为 3 dB 时,辅助粒子滤波算法的均方根误差比粒子滤波算法均方根误差低,由于粒子滤波算法会引起粒子衰竭,随信噪比逐渐增大辅助粒子滤波算法的均方根误差比粒子滤波算法的降低的更迅速,这是因为直接采样使得粒子滤波算法中粒子多样性消失造成的,可见辅助粒子滤波误差的控制更好。

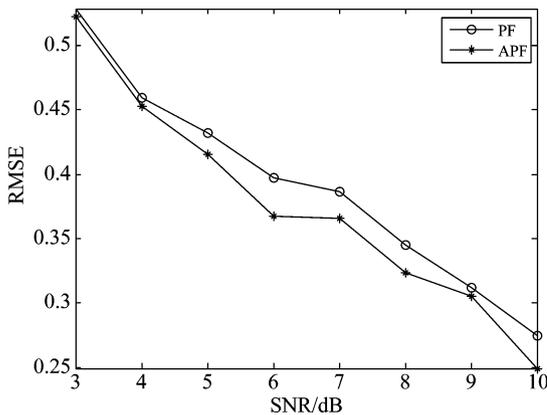


图 3 RMSE 随信噪比变化曲线

Fig. 3 RMSE versus the SNR

图 4 是固定快拍数为 320 时,辅助粒子滤波算法和粒子滤波算法随信噪比增加检测概率的变化情况。随着信噪比的增加两种算法检测概率都逐步升高。但是辅助粒子滤波算法的检测概率更加优秀,始终高于粒子滤波算法。由此可见整体上辅助粒子滤波算法检测概率优于粒子滤波算法的检测概率。

结合图 3 和图 4 的效果,辅助粒子滤波算法在固定快拍数同时改变信噪比的情况下,均方根误差和检测概率都有比粒子滤波算法更好的表现。

由上述仿真结果可以看出因加入了辅助变量而使得辅助粒子滤波算法在检测概率方面比粒子滤波优秀,在均方根误差上显示的结果,不论信噪比固定还是快拍数固定,辅助粒子滤波算法在各节

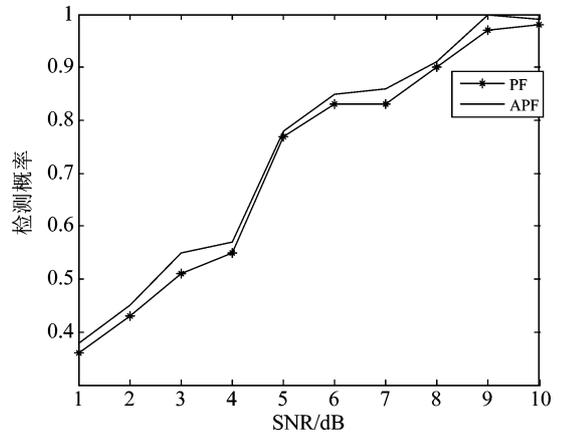


图 4 检测概率随信噪比变化曲线

Fig. 4 Detection probability versus the SNR

点都有较好的表现,综合各实验结果辅助粒子滤波算法会有比粒子滤波算法更好的表现,本文的算法比粒子滤波算法精度更高,性能更好。

5 结论

本文提出了一种基于辅助粒子滤波算法的宽带波达方向估计的方法,对接收到的信号在频率域上分割,然后再分别用辅助粒子滤波算法处理,并估计其后验概率密度,最后得到估计的波达方向。实验结果表明在相同采样粒子数的状况下此算法比粒子滤波方法精度提高,检测概率更高,性能更优良。

参考文献

- [1] Liang Tianwan, Han Guangjie, Jiang Jinfang, et al. Distributed DOA Estimation Based on Manifold Separation Technique in Mobile Wireless Sensor Networks[C]//The Workshop on Mobile Sensing. ACM, 2015: 1-6.
- [2] Li Weixing, Zhang Yue, Lin Jianzhi, et al. Wideband Direction of Arrival Estimation in the Presence of Unknown Mutual Coupling[J]. Sensors, 2017, 17(2): 230-242.
- [3] Wu Yuntao, Leshem A, Jensen J R, et al. Joint Pitch and DOA Estimation Using the ESPRIT Method[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2015, 23(1): 32-45.
- [4] 艾名舜, 马红光. 基于网格爬山法的最大似然 DOA 估计算法[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 890-895.
- Ai Mingshun, Ma Hongguang. Maximum Likelihood DOA Estimator based on Grid Hill Climbing Method[J]. Sig-

- nal Processing, 2011, 27(6): 890-895. (in Chinese)
- [5] Zhang Jin, Dai Jisheng, Ye Zhongfu. An extended TOPS algorithm based on incoherent signal subspace method [J]. Signal Processing, 2010, 90(12): 3317-3324.
- [6] Li Jun, Lin Qiuhua, Kang Chunyu, et al. DOA Estimation for Underwater Wideband Weak Targets Based on Coherent Signal Subspace and Compressed Sensing [J]. Sensors, 2018, 18(3): 902-918.
- [7] Malek-Mohammadi M, Jansson M, Owrang A, et al. DOA estimation in partially correlated noise using low-rank/sparse matrix decomposition [C] // Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop. IEEE, 2014: 373-376.
- [8] Tong Qian, Jin Zhixiang, Wei Cui. Fast covariance matrix sparse representation for DOA estimation based on dynamic dictionary [C] // IEEE, International Conference on Signal Processing. IEEE, 2017: 138-143.
- [9] 赵永红, 张林让, 刘楠, 等. 采用协方差矩阵稀疏表示的 DOA 估计方法 [J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2016, 43(2): 58-63, 101.
Zhao Yonghong, Zhang Linrang, Liu Nan, et al. DOA estimation method based on the covariance matrix sparse representation [J]. Journal of Xidian University: Natural Science, 2016, 43(2): 58-63, 101. (in Chinese)
- [10] Zhou Chengwei, Shi Zhiguo, Gu Yujie, et al. DOA estimation by covariance matrix sparse reconstruction of coprime array [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2015: 2369-2373.
- [11] Fredrik Gustafsson. Particle filter theory and practice with positioning applications [J]. Aerospace & Electronic Systems Magazine IEEE, 2010, 25(7): 53-82.
- [12] 吴孙勇, 廖桂生, 杨志伟. 基于粒子滤波的宽带信号波达方向估计 [J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1353-1357.
Wu Sunyong, Liao Guisheng, Yang Zhiwei. Direction of

Arrival Estimation of Wideband Signal Based on Particle Filters [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1353-1357. (in Chinese)

- [13] 王洪有. 基于辅助粒子滤波算法的红外目标跟踪 [J]. 应用光学, 2010, 31(1): 132-135.

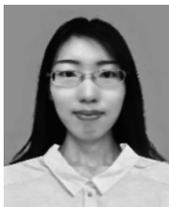
Wang Hongyou. Infrared target tracking base on auxiliary particle filtering algorithm [J]. Journal of Applied Optics, 2010, 31(1): 132-135. (in Chinese)

作者简介



吴孙勇 男, 1981 年生, 广西桂林人。博士, 桂林电子科技大学数学与计算科学学院副教授, 研究方向为雷达信号处理、随机有限集、粒子滤波。

E-mail: wusunyong121991@163.com



姚明明 女, 1993 年生, 吉林辽源人。桂林电子科技大学数学与计算科学学院在读硕士生, 研究方向为波达方向估计、随机有限集、粒子滤波。

E-mail: 516192605@qq.com



薛秋条 (通讯作者) 女, 1978 年生, 河南灵宝人。桂林电子科技大学数学与计算科学学院讲师, 研究方向为微弱目标检测, 随机有限集、粒子滤波。

E-mail: 475561774@qq.com



蔡如华 男, 1971 年生, 广西玉林人。桂林电子科技大学数学与计算科学学院副教授, 研究方向为小波分析, 信号处理、粒子滤波等。

E-mail: 934019492@qq.com