

# 改进的粒子滤波单通道盲分离算法

马欢<sup>1</sup> 江桦<sup>2</sup>

(1. 解放军西安通信学院通信指挥系, 西安, 710106; 2. 解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

**摘要:** 针对粒子滤波在通信混合信号单通道盲分离中存在固定参数联合估计精度低, 收敛速度慢等问题, 提出了一种改进的盲分离算法。通过对传统的随机游走模型加以修改, 并将参数粒子的后验概率密度分布近似为 Beta 分布, 提高了参数估计的收敛速度和精度, 改善了分离性能; 为了衡量算法的参数估计性能, 推导了符号已知条件下的参数联合估计克拉美罗界。实验仿真结果表明, 算法具有更好的参数估计性能和分离性能。

**关键词:** 粒子滤波; 单通道盲分离; 克拉美罗界; 固定参数估计

**中图分类号:** TN911.7      **文献标志码:** A

## Improved Single-Channel Blind Separation Algorithm Based on Particle Filtering

Ma Huan<sup>1</sup>, Jiang Hua<sup>2</sup>

(1. Department of Communication Command, PLA Xi'an Academy of Telecommunications, Xi'an, 710106, China; 2. Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

**Abstract:** An improved method is proposed to deal with the low estimation accuracy and convergence rate in fixed parameters estimation of mixed digital signals using particle filtering. By modification of the traditional random walk model, and modeling the posterior probability of the parameters as the BETA distribution, the estimation accuracy and convergence rate are enhanced, the separation performance is improved either. In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, the joint Cramer-Rao bound for parameter estimation is derived under the condition of known transmitted symbols. Simulation results show that the new algorithm has better performance than that of the traditional methods.

**Key words:** particle filtering; single-channel blind separation; joint Cramer-Rao bound; fixed parameter estimation

## 引 言

近年来盲信号分离在通信、图像、语音等信号处理领域获得了广泛的研究和应用。在通信对抗中基于欠定乃至单通道盲分离模型的盲信号处理算法受到了广泛的关注<sup>[1]</sup>。对于数字调制混合信号, 文献[1]指出各分量信号间调制参数(幅度、频偏、初始相位和时延)存在差异是混合信号单通道盲可分的必要条件。实现混合信号的盲分离, 首先要解决各分量信号的调制参数估计问题, 调制参数的估计精度直

接影响分离算法的性能。粒子滤波是一种解决非线性、非高斯状态估计问题的序列蒙特卡洛方法<sup>[2-4]</sup>。文献[5]首次将其引入到数字调制混合信号的单通道盲分离中,建立了混合信号的动态模型,实现了调制参数和符号序列的联合估计。文献[6]在前者的基础上重新推导了符号序列粒子的抽样公式,进一步提高了算法的性能。文献[7]在文献[5]的基础上结合过采样技术,充分利用接收信号的波形信息,进一步提升了算法的分离性能。文献[8]成功将粒子滤波扩展至符号速率不同情况下的盲分离。文献[9]利用支持向量机实现了算法中粒子数目的有效选取,降低了算法的复杂度。

对于卫星通信来说,信号的调制参数在一帧或者相邻几帧数据之间可以认为固定不变<sup>[10-12]</sup>。由于静态调制参数不具有动态特性,导致粒子滤波无法对待估计参数空间进行搜索,经过几次迭代之后粒子出现退化现象<sup>[13]</sup>,造成参数估计精度低,收敛速度慢。混合信号的盲分离中,分离算法对于频偏和时延等参数的估计精度非常敏感,很小的估计误差将会导致分离性能急剧恶化。针对该问题,文献[6]将待估计参数建立为随机游走模型,通过给参数粒子添加一个小的噪声,使得粒子在各自轨迹上做随机游走,增加其多样性,进而完成参数估计。但该类方法存在错误累加和收敛速度慢等问题<sup>[10-14]</sup>,导致参数估计精度低,分离性能较差。虽然基于马尔科夫蒙特卡洛(Markov chain Monte Carlo, MCMC)的固定参数估计方法同样可以增加参数粒子的多样性,但其亦存在错误累加的问题<sup>[15]</sup>。因此,如何提高调制参数的联合估计精度对于粒子滤波在混合信号的单通道盲分离应用中至关重要。

针对以上问题,本文提出了一种改进的混合信号盲分离算法。传统的随机游走模型通过将调制参数粒子的后验分布近似为高斯分布,分布参数根据粒子样本和权值进行实时更新,但该类方法存在错误累加以及容易陷入局部极小点等缺点<sup>[10]</sup>。本文在传统随机游走模型的基础上,通过将调制参数的后验概率密度分布近似为 Beta 分布,分布参数根据粒子样本和权值进行实时更新,使其抽样分布能够更好地逼近调制参数的真实后验概率分布,提高参数估计的收敛速度和精度,改善了盲分离性能。此外,为了衡量参数估计性能,推导了符号已知条件下频偏和时延联合估计的克拉美罗界,并对算法的性能进行了分析。

## 1 信号模型

在单通道接收两个同频(或者近似同频)多相制(Multiple phase shift keying, MPSK)混合信号的情况下,接收信号的复基带模型一般可以表示为

$$y(t) = \sum_{i=1}^2 h_i e^{j(2\pi f_i t + \varphi_i)} \times \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_{i,n} g_i(t - nT_i + \tau_i) + v(t) \quad (1)$$

式中:  $h_i$ ,  $f_i$ ,  $\varphi_i$ ,  $\tau_i$  和  $T_i$  分别为第  $i$  路源信号的幅度、频偏、初始相位、相对时延以及符号周期;  $s_{i,n}$  为第  $i$  路信号的第  $n$  个传输符号;  $g_i(t)$  为基带成型滤波器,这里采用升余弦脉冲响应来表示;  $v(t)$  为均值为 0、方差为  $\delta^2$  的高斯白噪声。假设源信号具有相同的符号周期  $T$ ,升余弦波形持续时间为  $[(1 - L_1)T, L_2T]$ ,  $L_1, L_2$  为某一整数。对接收信号  $y(t)$  以符号速率采样,采样后混合信号的模型为

$$y_k = \sum_{i=1}^2 h_i e^{j(2\pi f_i kT + \varphi_i)} \times \sum_{n=k-L_1+1}^{k+L_2} s_{i,n} g_i((k-n)T + \tau_i) + v_k \quad (2)$$

式中:  $k=0, \dots, K-1, K$  为观测序列的长度。式(2)可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1(\tau_1) + \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2(\tau_2) + \mathbf{V} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{Y} = [y_0, y_1, \dots, y_{K-1}]^T$ ,  $\mathbf{V} = [v_0, v_1, \dots, v_{K-1}]^T$ ;  $\mathbf{S}_i = [s_{i,0}, s_{i,1}, \dots, s_{i,K-1}]^T$ ;  $\mathbf{S}_{i,k} = [s_{i,k-L_1+1}, \dots, s_{i,k+L_2}]$ ;  $\mathbf{B}_i = \text{diag}(h_i e^{j(2\pi f_i \langle 0 \rangle + \varphi_i)}, h_i e^{j(2\pi f_i \langle 1 \rangle + \varphi_i)}, \dots, h_i e^{j(2\pi f_i \langle K-1 \rangle + \varphi_i)})$ ,  $i=1, 2$ 。

单通道混合信号盲分离的目的就是在调制参数与两路源信号均未知的情况下,仅利用接收信号的采样值恢复出两路信号的符号序列。根据贝叶斯理论,完成估计所需的全部信息包含在后验概率密度  $p(s_{1,1:k}, s_{2,1:k}, \Theta_k | y_{1:k})$  中,其中  $\Theta_k = \{h_1, h_2, f_1, f_2, \varphi_1, \varphi_2, \tau_1, \tau_2\}$ 。建立单通道接收混合信号的动态系统模型状态转移方程

$$\begin{cases} \Phi_k = \Omega \Phi_{k-1} + d_k \\ \Theta_k = \Theta_{k-1} \end{cases} \quad (4)$$

观测方程

$$y_k = \Phi_k H_k + v_k \quad (5)$$

式中:  $\Omega = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$  为  $L \times L$  移位矩阵,  $L = L_1 + L_2$ ;  $\Phi_k = [\varphi_{k-L_1+1}, \dots, \varphi_{k+L_2}]$  为符号对向

量;  $\varphi_k = (s_{1,k}, s_{2,k})$  为  $k$  时刻符号对;  $H_k = [H_{1,k}, H_{2,k}]$  为信道响应矩阵;  $H_{i,k} = h_{i,k} e^{j\langle 2\pi f_i k T + \varphi_i \rangle} [g_i \cdot ((L_1 - 1)T + \tau_{i,k}), g_i \cdot ((L_2 - 2)T + \tau_{i,k}), \dots, g_i \cdot (-L_2 T + \tau_{i,k})]$ ;  $i = 1, 2$ ;  $d_k = [0, \dots, 0, \varphi_{k+L_2}]$  为符号对  $\varphi_{k+L_2}$  的更新向量;  $v_k$  为观测噪声。

## 2 改进的混合信号盲分离算法

基于粒子滤波的盲分离就是利用观测序列  $y_{0:k-1} = \{y_0, y_1, \dots, y_k\}$ , 根据式(4,5)对符号序列  $\Phi_{0:k} = \{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_k\}$  以及调制参数  $\Theta$  进行联合估计。为了方便表述, 本文假设混合信号的未知调制参数集为  $\Theta = \{\tau_1, \tau_2, f_1, f_2\}$ , 其分布区间为  $(-0.5, 0.5)$ , 其余参数均已知。值得指出的是, 本文算法很容易扩展至对混合信号的所有调制参数和符号序列进行联合估计的情形。

由于受到发送端成型脉冲的影响, 可以采用平滑处理来提高混合信号的盲分离性能<sup>[6]</sup>。定义  $k$  时刻的粒子为  $\{(\Phi_{0:k-D}, \Theta_{0:k})^{(n)}, \omega_k^{(n)}\}_{n=1}^N$ , 其中  $\omega_k^{(n)}$  为权重,  $D$  为平滑长度,  $N$  为粒子总数。状态后验概率密度可近似计算为

$$\hat{p}(\Phi_{0:k-D}, \Theta_{0:k} | y_{0:k}) = \sum_{n=1}^N \delta^{\langle n \rangle}(\Phi_{0:k-D}, \Theta_{0:k}) \omega_k^{\langle n \rangle} \quad (6)$$

式中

$$\delta^{\langle n \rangle}(\Phi_{0:k-D}, \Theta_{0:k}) = \begin{cases} 1 & \Phi_{0:k-D} = \Phi_{0:k-D}^{\langle n \rangle} \text{ 且 } \Theta_{0:k} = \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

权重  $\omega_k^{\langle n \rangle}$  定义为

$$\omega_k^{\langle n \rangle} = \frac{p(\Phi_{0:k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle} | y_{0:k})}{\pi(\Phi_{0:k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle} | y_{0:k})}$$

式中:  $\pi(\cdot)$  代表重要性函数, 选择  $\pi(\cdot)$  使其具有如下分解

$$\pi(\Phi_{0:k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle} | y_{0:k}) = \pi(\Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle} | y_{0:k-1}) \times \pi(\Phi_{k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_k^{\langle n \rangle} | \Phi_{k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{k-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k}) \quad (9)$$

由于  $\Phi$  和  $\Theta$  相互独立, 可推导得到

$$p(\Phi_{0:k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle} | y_{0:k}) \propto p(y_k, \Phi_{k-D}^{\langle n \rangle} | \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle}, y_{0:k-1}) \times p(\Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle} | y_{0:k-1}) \times p(\Theta_k^{\langle n \rangle} | \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle}, \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k-1}) \quad (10)$$

将式(9,10)代入式(8), 得到  $\omega_k^{\langle n \rangle}$  的递推算式为

$$\omega_k^{\langle n \rangle} \propto \omega_{k-1}^{\langle n-1 \rangle} \times p(y_k, \Phi_{k-D}^{\langle n \rangle} | \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle}, y_{0:k-1}) \times \frac{p(\Theta_k^{\langle n \rangle} | \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k-1})}{\pi(\Phi_{k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_k^{\langle n \rangle} | \Phi_{k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{k-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k})} \quad (11)$$

考虑采样效率与可实现性之间的矛盾, 重要性函数为

$$\pi(\Phi_{k-D}^{\langle n \rangle}, \Theta_k^{\langle n \rangle} | \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k}) = p(\Theta_k^{\langle n \rangle} | \Theta_{0:k-1}^{\langle n \rangle}, \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, y_{0:k-1}) \times p(\Phi_{k-D}^{\langle n \rangle} | \Phi_{0:k-D-1}^{\langle n \rangle}, \Theta_{0:k}^{\langle n \rangle}, y_{0:k}) \quad (12)$$

根据式(12), 采样可分为两步进行。

(1) 根据  $p(\Theta_k^{<n>} | \Theta_{0:k-1}^{<n>}, \Phi_{0:k-D-1}^{<n>}, \mathbf{y}_{0:k-1})$  得到新的参数粒子。该式的准确表达式无法计算得到, 参考文献[10], 本文将其近似为 Beta 分布, 从该分布抽样得到新的参数粒子, 有

$$p(\bar{\mathbf{E}}_k | \bar{\mathbf{E}}_{0:k-1}, \Phi_{0:k-D-1}, \mathbf{y}_{0:k-1}) \approx \beta(\bar{\mathbf{E}}_k; \mathbf{P}_k, \mathbf{Q}_k) \quad (13)$$

式中:  $\bar{\mathbf{E}}_k = (\hat{\tau}_{1,k}, \hat{\tau}_{2,k}, \hat{f}_{1,k}, \hat{f}_{2,k})$ ;  $\mathbf{P}_k$  和  $\mathbf{Q}_k$  分别为<sup>[16]</sup>

$$\mathbf{P}_k = \bar{\mathbf{E}}_k \left( \frac{\bar{\mathbf{E}}_k (1 - \bar{\mathbf{E}}_k)}{\sigma_{\bar{\mathbf{E}}}^2} - 1 \right) \quad (14)$$

$$\mathbf{Q}_k = (1 - \bar{\mathbf{E}}_k) \left( \frac{\bar{\mathbf{E}}_k (1 - \bar{\mathbf{E}}_k)}{\sigma_{\bar{\mathbf{E}}}^2} - 1 \right) \quad (15)$$

式中:  $\bar{\mathbf{E}}_k$  和  $\sigma_{\bar{\mathbf{E}}}^2$  分别为

$$\bar{\mathbf{E}}_k = \sum_{n=1}^N \omega_k^{<n>} \bar{\mathbf{E}}_{k-1}^{<n>} \quad (16)$$

$$\sigma_{\bar{\mathbf{E}}}^2 = \sum_{n=1}^N \tau_k^{<n>} (\bar{\mathbf{E}}_{k-1}^{<n>} - \bar{\mathbf{E}}_k)^2 \quad (17)$$

注意到 Beta 分布的取值区间为  $[0, 1]$ , 为了使抽样粒子能够对频偏和时延的分布区间进行搜索, 首先从该分布抽取粒子  $\hat{f}_{i,k}^{<n>}$  和  $\hat{\tau}_{i,k}^{<n>}$ , 然后将其映射至各自的分布区间, 即  $f_{i,k}^{(n)} = \hat{f}_{i,k}^{(n)} - 0.5$ ,  $\tau_{i,k}^{(n)} = \hat{\tau}_{i,k}^{(n)} - 0.5$ 。

(2) 新的符号粒子为

$$\Phi_{k-D+L_s}^{<n>} \triangleq p(\Phi_{k-D}^{<n>} | \Phi_{0:k-D-1}^{<n>}, \Theta_{0:k}^{<n>}, \mathbf{y}_{0:k}) = p(\Phi_{k-D+L_s}^{<n>} | \Phi_{0:k-D-1}^{<n>}, \Theta_{0:k}^{<n>}, \mathbf{y}_{0:k}) \quad (18)$$

联合式(11, 12, 18), 得到粒子权重的更新为

$$\omega_k^{<n>} \propto \omega_{k-1}^{<n-1>} \times p(\mathbf{y}_k | \Phi_{0:k-D-1}^{<n>}, \Theta_{0:k}^{<n>}, \mathbf{y}_{0:k-1}) \quad (19)$$

此时, 可根据  $\{(\Phi_{0:k-D}, \Theta_{0:k})^{(n)}, \omega_k^{(n)}\}_{n=1}^N$  来计算  $k$  时刻的参数以及符号估计值, 其中

$$\hat{\Theta}_k^{\text{MMSE}} = \sum_{n=1}^N \Theta_k^{<n>} \omega_k^{<n>} \quad (20)$$

为参数  $\Theta$  的最小均方误差估计值, 而

$$\hat{\Phi}_{k-D}^{\text{MAP}} = \operatorname{argmax}_{\Phi_{k-D}} \left\{ \sum_{n=1}^N \delta^{(n)}(\Phi_{k-D}) \omega_k^{(n)} \right\} \quad (21)$$

为符号序列  $\Phi_{k-D}$  的最大后验估计值。改进的混合信号盲分离算法流程为:

- (1) 初始化。依照先验分布生成  $N$  个符号粒子  $\Phi_0^{<n>}$  和参数粒子  $\Theta_0^{<n>}$ , 令  $\omega_0^{<n>} = 1/N$ ;
- (2) 重要性采样。由式(14~17)计算  $\mathbf{P}_k, \mathbf{Q}_k$ ; 由式(13)生成参数粒子  $\Theta_k^{<n>}$ ; 由式(18)生成符号粒子  $\Phi_{k-D+L_s}^{<n>}$ , 在  $k-1$  时刻符号粒子  $\Phi_{0:k-1}^{<n>}$  的基础上得到  $k$  时刻的符号粒子  $\Phi_{0:k}^{<n>}$ ;
- (3) 权值更新。按式(19)计算权值  $\omega_k^{<n>}$ ;
- (4) 权值归一化。  $\tilde{\omega}_k^{<n>} = \omega_k^{<n>} / (\sum_{n=1}^N \omega_k^{<n>})$ ;
- (5) 重采样。IF  $\text{Neff} = 1 / (\sum_{n=1}^N (\tilde{\omega}_k^{<n>})^2) \leq \text{threshold}$  重采样; End;
- (6) 符号和参数估计。根据式(20, 21)分别得到参数和符号的估计值;
- (7)  $k = k + 1$ , 转至步骤(2)。

### 3 参数联合估计克拉美罗界

理论上已经证明, 粒子滤波方法进行状态估计, 当粒子数目趋于无穷大且重要性函数取后验概率分布时, 状态的估计值收敛于真实状态值<sup>[2]</sup>。然而实际中粒子数是某个相对较小的数, 而重要性函数无法

取到真实的状态后验概率分布,通常取近似函数。由于这两个方面的原因,导致粒子滤波算法的估计性能有所恶化。可通过比较粒子滤波的参数估计均方误差和最优估计性能界来评估其性能。

假设发送符号序列已知,混合信号的频偏和时延是确定的未知量,那么联合克拉美罗界给出了参数估计的下界。考虑式(3)所示的信号模型,设  $\boldsymbol{\theta} \triangleq [\tau_1, \tau_2, f_1, f_2]^T, \boldsymbol{\mu} = \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1(\tau_1) + \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2(\tau_2)$ 。观测向量  $\mathbf{Y}$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}_Y$  与  $\boldsymbol{\theta}$  无关,  $\boldsymbol{\theta}$  的 Fisher 信息矩阵为<sup>[17]</sup>

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) = 2R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \boldsymbol{\theta}} \mathbf{C}_Y^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \boldsymbol{\theta}^T} \right) \tag{22}$$

由于  $\mathbf{C}_Y^{-1} = \frac{1}{\sigma_v^2} \mathbf{I}_K, \mathbf{I}_K$  为  $K \times K$  的单位阵,  $\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})$  可以表示为

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{2}{\sigma_v^2} R(\mathbf{A}) \tag{23}$$

式中:  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} & A_{34} \\ A_{41} & A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{bmatrix}; A_{ij}$  如附录 A 所示;  $g'_i$  表示  $g'_i$  对时延  $\tau_i$  的偏导数;  $\mathbf{T} = 2\pi \mathbf{j} \times$

$\text{diag}(0, 1, \dots, K-1)$ 。利用  $\mathbf{B}^H \mathbf{B} = \mathbf{I}_K, \mathbf{T}^H = -\mathbf{T}$ , 对  $A_{ij}$  进行化简。参数  $\boldsymbol{\theta}$  的联合估计克拉美罗界可以通过对 Fisher 信息矩阵求逆得到。  $\tau_1, \tau_2, f_1$  和  $f_2$  的联合估计克拉美罗界可以分别表示为

$$\text{CRB}(\tau_1) = \frac{\sigma_v^2}{2} [\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})]_{11}^{-1} \tag{24}$$

$$\text{CRB}(\tau_2) = \frac{\sigma_v^2}{2} [\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})]_{22}^{-1} \tag{25}$$

$$\text{CRB}(f_1) = \frac{\sigma_v^2}{2} [\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})]_{33}^{-1} \tag{26}$$

$$\text{CRB}(f_2) = \frac{\sigma_v^2}{2} [\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})]_{44}^{-1} \tag{27}$$

### 4 实验仿真

考虑两路 BPSK 混合信号,信号幅度  $h_1 = 1, h_2 = 0.8$ , 初始相位  $\varphi_1 = 0, \varphi_2 = \frac{\pi}{3}$ , 归一化频偏  $f_1 = 0.002, f_2 = 0.004$ , 时延  $\tau_1 = 0.1T, \tau_2 = 0.3T$ ; 采用升余弦成型滤波器, 长度为  $L_1 + L_2 = 5$ , 滚降系数  $\alpha = 0.3$ ; 粒子滤波平滑长度  $D = 3$ , 重采样门限  $\text{threshold} = 0.4$ 。设数据帧长度  $K = 150$ , 进行  $MC = 1\ 000$  次蒙特卡洛仿真, 统计参数估计的最小均方误差和误符号率。取  $k = K - 1$  时刻的参数估计值作为该数据帧的最终参数估计值, 均方误差定义为  $\text{MSE} = \frac{1}{MC} \sum_{i=1}^{MC} (\boldsymbol{\theta} - \bar{\boldsymbol{\theta}}_i)^2$ 。计算误符号率过程中, 为了使算法收敛, 丢弃数据帧中的前 50 个符号, 误符号率定义为两路信号误符号率的算术平均。

图 1, 2 分别给出了粒子数为 300, 信噪比为 14 dB 条件下, 100 次蒙特卡洛仿真中文献[6]和本文算法的频偏和时延联合估计曲线。可以看出, 二者的参数估计曲线最终均收敛至真实值附近, 但前者有部分曲线收敛至局部极小点, 估计误差较大; 而后者基本上都能够收敛至真实值附近, 而且估计误差较小, 这说明后者较前者具有更高的估计精度。此外, 后者经过 40 个时间步长之后便可收敛, 而前者需要 50 甚至更多的时间步长才可收敛至固定值, 说明后者较前者有更快的收敛速度。对比频偏和时延的估计曲线可以看出, 频偏具有更高的估计精度和收敛速度, 这是由于算法对于混合信号的频偏误差较为敏感造成的。

图 3, 4 给出了不同信噪比和粒子数条件下, 文献[6]和本文算法参数联合估计的均方误差曲线。可

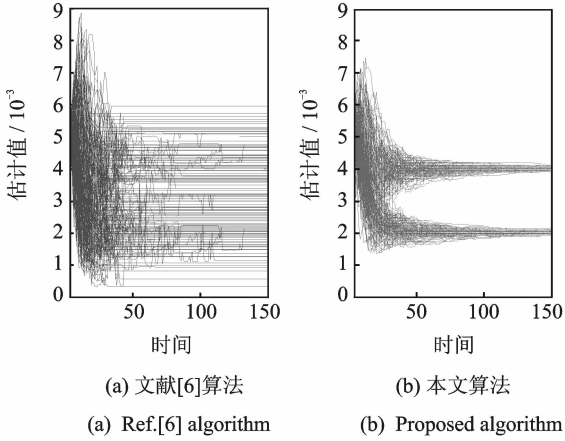


图1 不同算法频偏估计曲线

Fig. 1 Frequency offset estimation curves of different algorithms

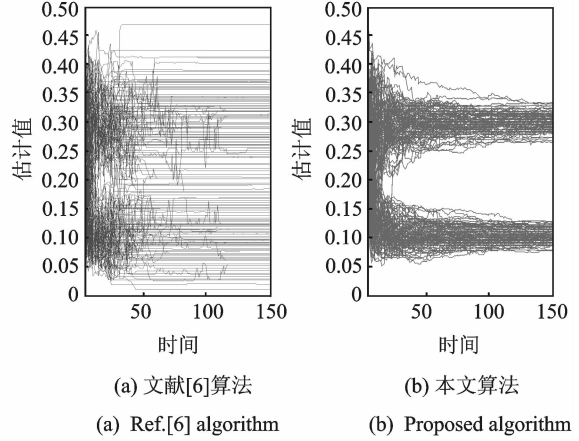
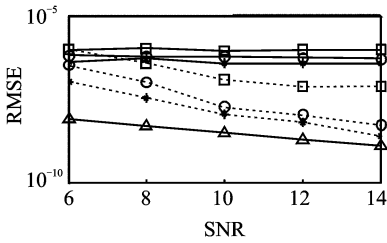
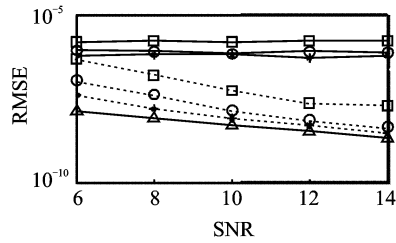


图2 不同算法时延估计曲线

Fig. 2 Timing estimation curves of different algorithms



(a) Estimation RMSE of frequency offset  $f_1$

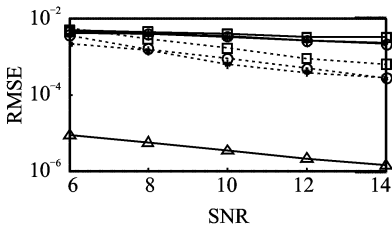


(b) Estimation RMSE of frequency offset  $f_2$

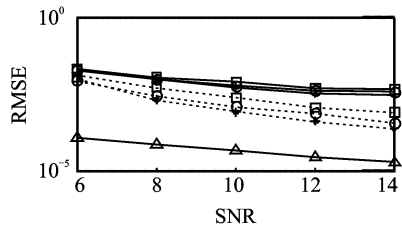
—□— 文献[6]100粒子数; ···□··· 本文100粒子数; —○— 文献[6]200粒子数; ···○··· 本文200粒子数;  
—△— 文献[6]300粒子数; ···△··· 本文300粒子数; —▲— 克拉美罗界

图3 文献[6]和本文算法频偏估计误差曲线

Fig. 3 Frequency offset estimation RMSE of different algorithms



(a) Estimation RMSE of time delay  $\tau_{o1}$



(b) Estimation RMSE of time delay  $\tau_{o2}$

—□— 文献[6]100粒子数; ···□··· 本文100粒子数; —○— 文献[6]200粒子数; ···○··· 本文200粒子数;  
—△— 文献[6]300粒子数; ···△··· 本文300粒子数; —▲— 克拉美罗界

图4 算法时延估计误差曲线

Fig. 4 Time delay estimation RMSE of different algorithms

以看出,随着粒子数目和信噪比的增大,二者的估计性能均有所改善,但后者更为明显。前者的估计误

差,特别是频偏的估计误差基本没有变化,进一步说明其估计精度低,这也是导致后端分离效果差的直接原因。图中同时给出了相应参数的联合估计克拉美罗界,可以看出随着信噪比和粒子数的增大,本文算法的频偏估计性能接近联合界。

图5给出了不同信噪比和粒子数条件下,文献[6]和本文算法的误符号率曲线。可以看出,随着信噪比和粒子数的增大,文献[6]和本文算法的分离性能均有所提高,但前者 and 后者相比,性能改善不明显,说明前者由于参数估计精度低以及收敛速度慢导致分离性能差,而后者对于参数估计具有更快的收敛速度和更高的估计精度,使得分离性能得到较大的改善。

## 5 结束语

本文针对粒子滤波在通信混合信号单通道盲分离中存在固定参数估计精度低、收敛速度慢的问题,提出了一种改进的盲分离算法。在传统随机游走模型的基础上,通过将参数的后验概率分布近似为Beta分布,分布参数根据参数的粒子以及权值进行实时更新,提高了参数估计精度和收敛速度,改善了分离性能,并推导了符号已知条件下的频偏和时延联合估计克拉美罗界。仿真实验表明,本文算法对于参数估计具有更快的收敛速度和更高的估计精度,与此同时算法的分离性能也因此得到了提高。

## 参考文献:

- [1] 万坚,涂世龙,廖灿辉,等. 通信混合信号盲分离理论与技术[M]. 北京,国防工业出版社,2012.  
Wan Jian, Tu Shilong, Liao Canhui, et al. Theory and technology on blind source separation of communication signals[M]. Beijing: Defense Industry Press, 2012.
- [2] Doucet A, Johansen A M. A tutorial on particle filtering and smoothing: fifteen years later[M]// Handbook of Nonlinear Filtering. Oxford: Oxford University Press, 2011.
- [3] 王尔申,蔡明,庞涛,等. MCMC 粒子滤波的 GPS 定位数据处理算法[J]. 数据采集与处理,2013,28(2):213-218.  
Wang Ershen, Cai Ming, Pang Tao, et al. GPS positioning data processing algorithm based on MCMC particle filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013,28(2):213-218.
- [4] 赵义正. 基于粒子筛选处理的粒子滤波改进算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(3):342-346.  
Zhao Yizheng. Improved particle filter based on new particle selection and process strategy[J]. Journal of Data Acquisition and Processing,2013, 28(3):342-346.
- [5] Liu Kai, Li Hui, Dai Xuchu, et al. Single channel blind signal separation of cofrequency MPSK signals[C] //Proceedings of International Conference on Communication, Internet and Information Technology. [S. l.]: Acta Press, 2006:42-46.
- [6] Tu Shilong, Chen Shaohe, Zheng Hui, et al. Particle filtering based single-channel blind separation of cofrequency MPSK signals[C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. [S. l.]: IEEE, 2007:89-92.
- [7] 崔荣涛,李辉,万坚,等. 一种基于过采样的单通道 MPSK 信号盲分离算法[J]. 电子与信息学报,2009,31(3):566-569.  
Cui Rongtao, Li Hui, Wan Jian, et al. An over-sampling based blind separation algorithm of single channel MPSK signals[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009,31(3):566-569.
- [8] 涂世龙,郑辉. 同频不同速率数字调制混合信号的单通道盲分离[J]. 电路与系统学报,2010,15(3):43-47.  
Tu Shilong, Zheng Hui. Single-channel blind separation of digital modulated signals with close carriers and different data rates[J]. Journal of Circuits and Systems, 2010,15(3):43-47.
- [9] 栾海妍,江桦,刘小宝. 利用粒子滤波和支持向量机的数字混合信号单通道盲分离[J]. 应用科学学报,2011, 29(2): 195-202.  
Luan Haiyan, Jiang Hua, Liu Xiaobao. Single channel blind source separation of digital mixtures using particle filtering and support vector machine[J]. Journal of Applied Sciences, 2011, 29(2):195-202.
- [10] Nasir A A, Durrani S, Kennedy R A. Particle filters for joint timing and carrier estimation: Improved resampling guidelines and weighted Bayesian Cramér-Rao bounds[J]. IEEE Transactions on Communications, 2012,60(5):1407-1419.
- [11] Serpedin E, Chaudhari Q M. Synchronization in wireless sensor networks: Parameter estimation, performance benchmarks

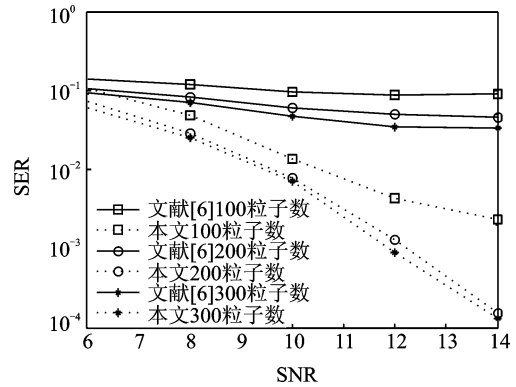


图5 不同算法误符号率曲线

Fig. 5 SER performance of different algorithms

and protocols[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2011.

- [12] Tipmongkolsilp O, Zaghloul S, Jukan A. The evolution of cellular backhaul technologies: Current issues and future trends [J]. *IEEE Commun Survveys Tuts*, 2010, 99:1-17.
- [13] Mo R, Chew Y H, Tjhung T T, et al. A new blind joint timing and frequency offset estimator for OFDM systems over multipath fading channels[J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2008, 57(5):2947-2957.
- [14] Campillo F, Rossi V. Convolution particle filter for parameter estimation in general state-space models[J]. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2009, 45(3):1063-1072.
- [15] Doucet A, Tadic V B. Parameter estimation in general state-space models using particle methods[J]. *Ann Inst Statist Math*, 2003, 55(2): 409-422.
- [16] Forbes C, Evans M, Hastings N, et al. *Statistical distributions*[M]. 3rd Ed. Hoboken, USA: Wiley, 2000.
- [17] 罗鹏飞, 张文明, 刘忠, 等. *统计信号处理基础—估计与检测理论*[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.

#### 作者简介:



马欢 (1989-), 男, 助教, 研究方向: 通信信号盲处理, E-mail: mahuan2007@163.com.

江桦 (1956-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 通信信号盲处理.

#### 附录 A

时延和频偏联合估计克拉美罗界 Fisher 信息矩阵元素表达式:

$$\mathbf{A}_{11} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) \quad (\text{A-1})$$

$$\mathbf{A}_{12} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) \quad (\text{A-2})$$

$$\mathbf{A}_{13} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T} \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{T} \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) \quad (\text{A-3})$$

$$\mathbf{A}_{14} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T} \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) \quad (\text{A-4})$$

$$\mathbf{A}_{21} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) \quad (\text{A-5})$$

$$\mathbf{A}_{22} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) \quad (\text{A-6})$$

$$\mathbf{A}_{23} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T} \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) \quad (\text{A-7})$$

$$\mathbf{A}_{24} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial \tau_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T} \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{T} \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) \quad (\text{A-8})$$

$$\mathbf{A}_{31} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T}^H \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{T}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) \quad (\text{A-9})$$

$$\mathbf{A}_{32} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T}^H \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) \quad (\text{A-10})$$

$$\mathbf{A}_{33} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T}^H \mathbf{T} \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) = R \left( -\mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{T}^{\circ 2} \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) \quad (\text{A-11})$$

$$\mathbf{A}_{34} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T}^H \mathbf{T} \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) = R \left( -\mathbf{g}'_1{}^H \mathbf{S}_1^H \mathbf{B}_1^H \mathbf{T}^{\circ 2} \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) \quad (\text{A-12})$$

$$\mathbf{A}_{41} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T}^H \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}'_1 \right) \quad (\text{A-13})$$

$$\mathbf{A}_{42} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \tau_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T}^H \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{T}^H \mathbf{S}_2 \mathbf{g}'_2 \right) \quad (\text{A-14})$$

$$\mathbf{A}_{43} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_1} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T}^H \mathbf{T} \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) = R \left( -\mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T}^{\circ 2} \mathbf{B}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_1 \right) \quad (\text{A-15})$$

$$\mathbf{A}_{44} = R \left( \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H}{\partial f_2} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial f_2} \right) = R \left( \mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{B}_2^H \mathbf{T}^H \mathbf{T} \mathbf{B}_2 \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) = R \left( -\mathbf{g}'_2{}^H \mathbf{S}_2^H \mathbf{T}^{\circ 2} \mathbf{S}_2 \mathbf{g}_2 \right) \quad (\text{A-16})$$



