

基于粒子滤波的单通道正弦调频混合信号分离与参数估计*

张淑宁[†] 赵惠昌 熊刚 郭长勇

(南京理工大学电子工程与光电技术学院, 南京 210094)

(2014年2月25日收到; 2014年4月11日收到修改稿)

以单通道正弦调频(SFM)混合信号为研究对象,提出了基于粒子滤波的正弦调频混合信号分离与参数提取方法.针对正弦调频混合信号频率无跳变的特征,提出了一种基于粒子滤波的相位差解混叠算法,并通过源信号相位差解决了本算法中粒子滤波高维状态空间降维问题,提出了一种适合高维状态空间的似然函数模型,比较固定长度粒子估计值和真实值误差,进而准确衡量粒子权重.通过在重采样后引入MCMC转移,解决了静止参数下粒子多样性降低问题,有效提高粒子滤波迭代收敛速度.从而在先验知识仅已知信号调制方式的情况下,完成对单通道正弦调频混合信号的参数提取,并通过重构信号完成正弦调频混合信号分离.最后通过仿真分析发现,该方法能够有效的实现正弦调频混合信号的分离与参数估计.

关键词: 单通道正弦调频混合信号, 信号分离, 粒子滤波, 参数估计

PACS: 84.40.Ua, 07.50.Qx, 84.40.Xb

DOI: 10.7498/aps.63.158401

1 引言

单通道混合信号分离问题广泛存在于无线电侦测^[1-5]、语音信号分离^[6-10]、生理电信号去噪^[11-13]、图像信号处理^[14]等领域,单通道多分量信号的分离与参数提取是现代信号处理中一个重要的研究方向.由于接收传感器只有一个,独立分量分析等传统基于阵列传感器的信号分离算法^[15]并不适用.单通道信号分离作为信号分离的一种极端情况,仅通过一个传感器接收到的混合信号分离出信源信号,由于利用较少的量估计较多的量,相比于多通道信号分离,单通道信号分离需要较多的先验知识,且分离方法和信源信号的特征紧密相关.

作为非线性调频信号的特例,正弦调频(SFM)信号在雷达目标检测、近程探测等领域得到广泛应用,在许多场合,需要对单通道接收的SFM混合信号进行分析.由于SFM信号在分数阶域没有明

显的聚敛特征,所以无法使用能够很好分析线性调频(LFM)信号的分数阶傅里叶变换(FRFT)方法^[16,17]对SFM信号进行分析;而传统的时频分析方法对单分量SFM信号的分析虽然有一定的效果,如文献^[18]所述,但是对于SFM混合信号,特别是当时频面内有交叉点时,却无法给出较好的分析效果;其他的一些方法中,文献^[5]提出利用改进的自适应分解法来分解多分量SFM信号,然而该方法对时频分布重叠较多的信号达不到预期的效果;文献^[19]中提出基于离散正弦调频变换的多分量SFM信号参数提取方法,然而该方法考虑的模型却过于简单,对于多个参数的估计不适用,无法用于分析本文所讨论的信号.

近几年学术界有通过粒子滤波(PF)算法^[20]完成特定信号分离^[21-23]或参数估计^[24-28]的研究.利用粒子滤波进行单通道混合信号分离,主要针对具有有限符号集特征的通信信号,利用信号可用符号和参数准确描绘的特征,依靠粒子滤波算法迭代提取信号参数,并根据信号参数完成信号重

* 国家自然科学基金(批准号: 61301216, 61171168, 60702016)和省部委基金资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: shuningzhang0704@163.com

构,从而达到信号分离效果. 由于单通道信号分离作为由较少量去估计较多量的病态问题,信号分离要求已知单通道信号包含较多的先验知识. 如文献[22]中研究的单通道成对载波多址(PCMA)信号的盲分离算法,算法要求混合信号为两路同频混合信号;文献[23]所提出的方法则要求混合多进制相移键控(MPSK)信号下变频之后残留频偏要相同等.

粒子滤波与不敏卡尔曼滤波(UKF)^[29,30]是目前比较典型的非线性滤波技术,可以用于参数估计. UKF是在扩展卡尔曼滤波的基础上改进的一种卡尔曼滤波方法,通过不敏变换(UT)得到新的样本点,用高斯分布来逼近系统状态的后验概率密度,适合于非线性,高斯环境,由于不存在重采样等运算,和粒子滤波相比运算量较小. UKF算法对于SFM混合信号分离中若系统噪声不确定为高斯噪声的问题不适合,可能导致滤波发散. 同时,UKF在高维系统中也会存在数值不稳定及精度降低问题.

粒子滤波由于在状态空间随机采样获取粒子,并通过衡量粒子权重和重采样的方式完成状态方程的迭代,所以不受状态方程是否为线性或者系统噪声类型的约束,适合于本文中的单通道正弦调频混合信号参数估计. 由于本文算法提出了适合高维状态空间的似然函数,可较为准确的在高维状态空间衡量粒子的权重,并且在粒子滤波重采样步骤后引入MCMC转移,从而保证在真值附近的粒子可获得较大的权重,且整个粒子集向真值附近移动,从而极大的加快了迭代收敛速度.

2 基于粒子滤波的相位差解混叠算法

2.1 信号模型

单传感器接收到的正弦调频混合信号模型为

$$S = \sum_{n=1}^N A_n \sin[2\pi f_{c_n} t + m f_n \sin(2\pi f m_n t + \phi_n) + \varphi_n] + v(t), \quad (1)$$

式中, N 为信号分量个数, A_n 为第 n 个信号幅度, f_{c_n} 为第 n 个信号载频, $m f_n$ 为第 n 个信号调频指数, ϕ_n 为第 n 个信号调制信号初始相位, φ_n 为第 n 个信号载波初始相位, $v(t)$ 为噪声.

若 $N = 2$, 则得到的 I/Q 两路信号为

$$I = A_1 \sin[2\pi(f_{c_1} - f_l)t$$

$$+ m f_1 \sin(2\pi f m_1 t + \phi_1) + \varphi_1] + A_2 \sin[2\pi(f_{c_2} - f_l)t + m f_2 \times \sin(2\pi f m_2 t + \phi_2) + \varphi_2] + v_I(t), \quad (2)$$

$$Q = A_1 \cos[2\pi(f_{c_1} - f_l)t + m f_1 \sin(2\pi f m_1 t + \phi_1) + \varphi_1] + A_2 \cos[2\pi(f_{c_2} - f_l)t + m f_2 \times \sin(2\pi f m_2 t + \phi_2) + \varphi_2] + v_Q(t), \quad (3)$$

式中, f_l 为已知本振信号频率, 混合信号未知参数为 $A_1, A_2, f_{c_1}, f_{c_2}, m f_1, m f_2, f m_1, f m_2, \phi_1, \phi_2$ 共 12 个, 状态空间维数过多, 直接通过粒子滤波算法进行参数估计非常困难, 所以需要减少未知参数个数. 本算法选择通过混合信号下变频后的 I/Q 正交信号提取信源信号相位差信息, 进而利用相位差完成状态空间降维. 令源信号相位 Φ_1, Φ_2 为

$$\Phi_1 = 2\pi(f_{c_1} - f_l)t + m f_1 \sin(2\pi f m_1 t + \phi_1) + \varphi_1, \quad (4)$$

$$\Phi_2 = 2\pi(f_{c_2} - f_l)t + m f_2 \sin(2\pi f m_2 t + \phi_2) + \varphi_2, \quad (5)$$

则 I/Q 两路平方和 $I^2 + Q^2$ 为

$$I^2 + Q^2 = A_1^2 + A_2^2 + 2A_1 A_2 \cos(\Phi_1 - \Phi_2), \quad (6)$$

式中 $A_1^2 + A_2^2$ 为常数, $\cos(\Phi_1 - \Phi_2)$ 值域为 $[-1, 1]$, 所以将 I 路和 Q 路平方和去除直流分量, 归一化到 $[-1, 1]$, 其值近似为 $\cos(\Phi_1 - \Phi_2)$. 对 $\cos(\Phi_1 - \Phi_2)$ 取反余弦获得 $\Phi_1 - \Phi_2$, 由于 $\arccos(\cdot)$ 的值域为 $[0, \pi]$, 所以当相位差 $\Phi_1 - \Phi_2$ 的值大于 π 或小于 0 时, 信号相位被混叠到 $[0, \pi]$, 混叠公式如下

$$\phi_t^{\arccos} = \begin{cases} \text{mod}(\phi_t^{\text{real}}, 2\pi), & \text{mod}(\phi_t^{\text{real}}, 2\pi) < \pi, \\ 2\pi - \text{mod}(\phi_t^{\text{real}}, 2\pi), & \text{其他}, \end{cases} \quad (7)$$

式中 ϕ_t^{\arccos} 为由 $\arccos(\cdot)$ 输出混叠相位, ϕ_t^{real} 为真实相位, $\text{mod}(\cdot)$ 为取余运算符. 由于混合信号相位差 $\Phi_1 - \Phi_2$ 为连续可导, 波形中没有斜率跳变, 而 $\arccos(\cdot)$ 函数输出混叠后的相位在 0 附近和 π 附近出现斜率跳变, 由此算法选择根据没有斜率跳变这一特征通过粒子滤波算法恢复原始相位差 $\Phi_1 - \Phi_2$.

2.2 相位差提取算法

建立粒子滤波系统模型, 观测方程为

$$\phi_t^{\text{real}} = \phi_{t-1}^{\text{real}} + \Delta\phi_t, \quad (8)$$

状态方程为

$$\Delta\phi_t = \Delta\phi_{t-1} + d_{\text{rand}}, \quad (9)$$

式中粒子 $\Delta\phi_t$ 为真实相位差在 t 时刻的变化量, $\Delta\phi_{t-1}$ 为前一时刻的变化量. d_{rand} 为均匀随机分布, $d_{\text{rand}} \in [-d_{\text{max}}, d_{\text{max}}]$, 通过设置 d_{max} 大小来调节粒子 $\Delta\phi_t$ 随时间变化速率.

本算法中粒子滤波重要性函数 $q(x_t^i|x_{0:t-1}^i, z_{0:t})$ 选择为易于实现的先验概率密度^[2]

$$q(x_t^i|x_{0:t-1}^i, z_{0:t}) = p(x_t^i|x_{t-1}^i), \quad (10)$$

因此粒子权重 w_t^i 的递推公式简化为

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i p(z_t|x_t^i), \quad (11)$$

式中 w_t^i 为粒子 $\Delta\phi_t^i$ 对应的权重, w_{t-1}^i 为 $\Delta\phi_{t-1}^i$ 对应的权重, $p(z_t|x_t^i)$ 为对应每个粒子 $\Delta\phi_t^i$, 观测值为 z_t 的似然概率. 似然概率密度函数 $p(z_t|x_t^i)$ 为

$$p(z_t|x_t^i) = \frac{1}{(\phi_t^{\arccos} - \phi_t^{\arccos i})^2}. \quad (12)$$

为了防止粒子退化, 算法引入有效粒子数 N_{eff} 来衡量粒子退化程度, 当退化到一定程度后进行重采样

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^2. \quad (13)$$

相位差恢复算法可总结为

步骤 1 计算 $\arccos(\cdot)$ 函数输出混叠后的相位 $\phi_{0:t}^{\arccos}$, 初始化;

步骤 2 由上时刻粒子 $\Delta\phi_{t-1}^i$ 产生下一时刻粒子 $\Delta\phi_t^i$;

步骤 3 计算相位混叠后 $\phi_t^{\arccos i}$;

步骤 4 计算误差 $\phi_t^{\arccos} - \phi_t^{\arccos i}$, 计算似然

概率密度 $p(z_t|x_t^i)$;

步骤 5 计算权重 $w_t^i \propto w_{t-1}^i p(z_t|x_t^i)$;

步骤 6 由权重 w_t^i 计算相位叠加 $\phi_t^{\text{real}} = \phi_{t-1}^{\text{real}} + \Delta\tilde{\phi}_t$, 其中 $\Delta\tilde{\phi}_t = \sum_{i=1}^N w_k^i \Delta\phi_t^i$;

步骤 7 计算 N_{eff} 值, 决定是否重采样;

步骤 8 如果迭代未完成, 返回步骤 2;

步骤 9 迭代完成, 相位差恢复完成.

3 基于粒子滤波的参数提取

3.1 粒子滤波模型

相位差 $\Phi_1 - \Phi_2$ 表达式为

$$\Phi_1 - \Phi_2$$

$$= 2\pi(fc_1 - f_2)t + mf_1 \sin(2\pi fm_1 t + \phi_1) + \varphi_1 - mf_2 \sin(2\pi fm_2 t + \phi_2) - \varphi_2, \quad (14)$$

可以看出, 信号幅度 A_1, A_2 没有出现, 未知参数有载频 fc_1, fc_2 , 调频指数 mf_1, mf_2 , 调制频率 f_{m1}, f_{m2} , 调制信号初始相位 ϕ_1, ϕ_2 , 载波初始相位 φ_1, φ_2 , 共 10 个参数, 但从上式可以看出相位差和下变频本振频率 f_l 无关, 载频差 $fc_1 - fc_2$ 为常数, 通过计算 $\Phi_1 - \Phi_2$ 整体斜率可以计算得出, $\Phi_1 - \Phi_2$ 整体斜率 M , 则

$$M = 2\pi(fc_1 - fc_2), \quad (15)$$

载波初始相位差 $\varphi_1 - \varphi_2$ 为常数

$$\varphi_1 - \varphi_2 = \text{mean}(\Phi_1 - \Phi_2 - 2\pi(fc_1 - fc_2)t), \quad (16)$$

去掉上述两个参数影响之后, 剩下部分为两调制信号差值

$$\nabla\Phi_t = mf_1 \sin(2\pi fm_1 t + \phi_1) - mf_2 \sin(2\pi fm_2 t + \phi_2). \quad (17)$$

上式未知参数减少到 6 个, 调频指数 mf_1, mf_2 , 调制频率 f_{m1}, f_{m2} , 调制信号初始相位 ϕ_1, ϕ_2 . 在非特定频率下, $\nabla\Phi_t$ 的最大值即 $mf_1 + mf_2$, 则在 $mf_1 + mf_2$ 已知的情况下, $mf_2 = \max(\nabla\Phi_{f_m}) - mf_1$, 则未知量 mf_1, mf_2 只需知道其一即可, 则未知量可缩减到 5 个. 相比于混合信号 12 个未知数, 对 $\nabla\Phi_t$ 进行粒子滤波参数估计大大降低了状态空间维数.

系统模型建立如下, 由于依靠调制信号差值提取参数, 所以观测方程即为 (17) 式, 未知参数集合

$$X_t = [fm_{1t}, fm_{2t}, \phi_{1t}, \phi_{2t}, mf_{1t}], \quad (18)$$

因信号参数为静止参数, 状态方程为

$$X_t = X_{t-1}, \quad (19)$$

根据系统模型, 粒子滤波算法中粒子组合为

$$X_t^i = [fm_{1t}^i, fm_{2t}^i, \phi_{1t}^i, \phi_{2t}^i, mf_{1t}^i].$$

3.2 高维状态空间下似然函数的选择

粒子滤波算法需要计算每个粒子的似然概率 $p(z_k|x_k^i)$, 当系统状态较多时, 很难找到一个合适的函数去描述似然概率 $p(z_k|x_k^i)$, 使得在计算粒子权重时只有接近真实值的粒子权重较大, 其他粒子权重较小. 通常似然概率 $p(z_t|x_t^i)$ 表达式由观测方程 $z_t = h(x_t, n_t)$ 转换得到, 通常根据 $|z_t - z_t^i|$ 误差来

决定粒子权重大小. 然而在高维状态空间, 对于观测值 z_t , 观测方程解并不惟一, 并非每个解都在真实值附近. 由于每个解附近粒子对应 $|z_t - z_t^i|$ 误差都很小, 都有可能获得较大权重, 这将影响粒子滤波迭代稳定. 本算法似然函数 $p(z_t|x_t^i)$ 选择为

$$\begin{aligned}
 & p(z_t|x_t^i) \\
 &= \frac{1}{[\max(|\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i - \nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}|)]^2}, \quad (20) \\
 & \nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i \\
 &= mf_{1t}^i \sin(2\pi fm_{1t}^i(t:t+f_{\text{num}}) + \phi_{1t}^i) \\
 & \quad - mf_{2t}^i \sin(2\pi fm_{2t}^i(t:t+f_{\text{num}}) + \phi_{2t}^i), \quad (21)
 \end{aligned}$$

式中粒子集合 $mf_{2t}^i = \max(\nabla\Phi_{fm}) - mf_{1t}^i$, $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i$ 为对应粒子集合 X_t^i 的系统状态, 观测方程在 $t:t+f_{\text{num}}$ 时间段的取值. $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}$ 为 $t:t+f_{\text{num}}$ 系统观测值, $\max(\cdot)$ 为取最大值. $p(z_t|x_t^i)$ 通过比较 $t:t+f_{\text{num}}$ 时间段粒子集合 X_t^i 对应的调制信号差值与真实调制信号差值之间的误差, 取误差最大值平方的倒数, 来确定当前粒子在粒子集中的权重.

$p(z_t|x_t^i)$ 选择上述表达式的原因在于: 通过引入 $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i$, 计算 $t:t+f_{\text{num}}$ 时间段的对应粒子集合 X_t^i 的观测方程输出, 当 f_{num} 较大时, 即比较时间段较长时, 若 X_t^i 不在真实值附近, 则 $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i$ 几乎不可能与 $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}$ 相同, 有较大误差就会导致不在真实值附近粒子权重较低, 从而正确评价粒子权重.

3.3 静止参数

由于本算法需估计的参数为常值, 参数不随时间变化, 在粒子滤波算法重要性采样时, 若重要性函数依然选择为 (10) 式, 则重要性采样仅为粒子的复制, 并不会增加粒子多样性, 算法迭代过程中, 粒子退化一定程度后重采样将导致粒子多样性降低, 因此若不增加粒子多样性, 经过若干迭代之后, 粒子会退化为一个样本.

通常解决此问题的方法为修改重要性函数 $q(x_k|x_{k-1}, z_k)$, 在粒子迭代 $x_k^i = x_{k-1}^i$ 中加入人为噪声, 从而变为 $x_k^i = x_{k-1}^i + v_k$, 其中 v_k 为均值为 0 的随机噪声. 但由于加入随机噪声并不能保证新粒子比过去时刻粒子更加优秀, 所以噪声的加入会影响粒子滤波迭代的稳定性, 算法可能迭代偏离真实值.

本算法选择在重采样之后加入马尔可夫链蒙特卡洛 (MCMC) 转移. MCMC 转移是使用马尔可夫链的蒙特卡洛积分, 通过构造马尔可夫链, 产生符合目标分布的样本. 对于重采样引起的粒子多样性退化的问题, MCMC 算法保证了粒子更新总是向真值附近移动. MCMC 方法有多种实现算法, 如 Gibbs 采样, MH (Metropolis Hasting) 算法等, 本文使用 MH 算法实现 MCMC 方法. 算法步骤如下.

步骤 1 产生一个 $[0, 1]$ 之间的随机数 v ;

步骤 2 从转移核 $p(\hat{x}_k^i|x_{k-1}^i)$ 中产生尝试移动 $\mathbf{x}_k^i, i = 1, \dots, N$;

步骤 3 如果 $v < \min\{1, \alpha\}$, 则接受 \mathbf{x}_k^i , 即对位置替换为备用粒子, 若不满足判断条件, 则不替换, 其中 α 为接受概率 $\alpha = \frac{p(z_k|\mathbf{x}_k^i)}{p(z_k|x_k^i)}$.

本算法中转移核函数 $p(\mathbf{x}_k^i|x_{k-1}^i)$ 选择为正态分布

$$p(\mathbf{x}_k^i|x_{k-1}^i) = N(x_{k-1}^i, \sigma^2), \quad (22)$$

标准差 σ 随迭代误差大小改变, 进而改变粒子迭代步长, 保证迭代稳定.

衡量尝试移动的似然函数选择 $p(z_k|\hat{\mathbf{x}}_k^i)$ 与原粒子似然函数 $p(z_k|x_k^i)$ 相同, 其中 $\nabla\hat{\Phi}_{t:t+f_{\text{num}}}^i$ 为对应粒子尝试移动 $\hat{\mathbf{x}}_k^i$ 的观测方程在 $t:t+f_{\text{num}}$ 时间段输出值. 当尝试移动 \mathbf{x}_k^i 优于 x_k^i 时, $p(z_k|\mathbf{x}_k^i) > p(z_k|x_k^i)$, $\alpha = 1$, 尝试移动被接受. 当尝试移动 \mathbf{x}_k^i 与 x_k^i 相比较差时, 也有可能被接受, 取决于 α 的值.

基于相位差的部分参数提取算法总结为

步骤 1 由相位差 $\Phi_1 - \Phi_2$ 计算 $\nabla f_c, \nabla \varphi$, 得到 $\nabla\Phi_t$;

步骤 2 初始化粒子

$$X_t^i = [fm_{1t}^i, fm_{2t}^i, \phi_{1t}^i, \phi_{2t}^i, mf_{1t}^i];$$

步骤 3 由状态方程, 复制上时刻粒子产生粒子;

步骤 4 由观测方程计算 $\nabla\Phi_{t:t+f_{\text{num}}}^i$;

步骤 5 比较误差, 计算权重 $p(z_t|x_t^i)$;

步骤 6 计算权重 $w_t^i \propto w_{t-1}^i p(z_t|x_t^i)$;

步骤 7 由权重 w_t^i 计算估计参数

$$\hat{X}_t = \sum_{i=1}^N w_t^i X_t^i;$$

步骤 8 计算 N_{eff} 值, 决定是否重采样;

步骤 9 若粒子退化严重, 重采样, 并通过 MCMC 算法增加粒子多样性;

步骤 10 若未迭代稳定, 返回步骤 5;

步骤 11 迭代完成, 相位差相关参数估计完成.

为了验证算法有效性, 本文对基于粒子滤波的调制信号参数提取算法进行了仿真. 仿真采用两分量路正弦调频混合信号, 正弦调频信号参数: 载频分别为 10.004 MHz 和 9.999 MHz, 调制频率 1.8 MHz 和 1.5 MHz, 调频指数 9, 载波初始相位 0.35

rad 和 1.11 rad, 调制信号初始相位 0 rad, 信号振幅为 0.5 V, SNR 为 25 dB.

首先对该多分量信号利用文献 [17,18] 中的时频分析方法来看其时频分布, 各种方法的时频分布如图 1 所示, 依次为短时傅里叶变换 (STFT), 维格纳分布 (WVD), 平滑伪维格纳分布 (SPWVD) 和自适应分解法时频分布 (AACD).

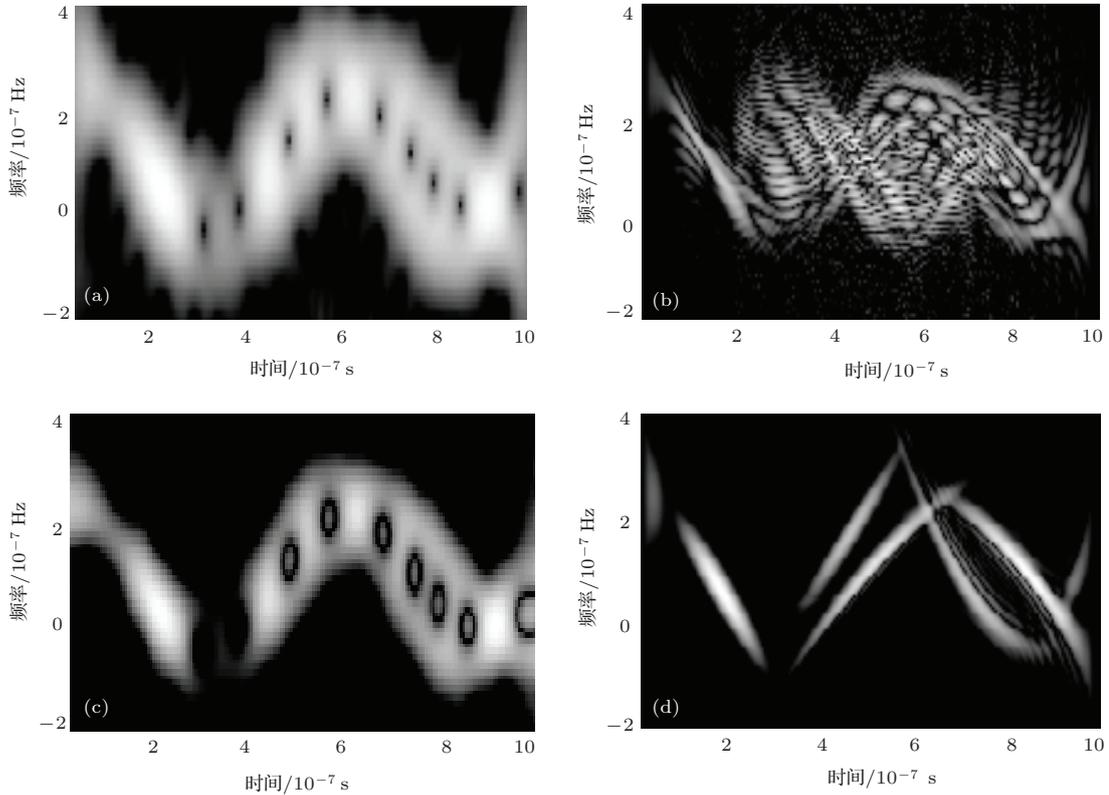


图 1 (a) 短时傅里叶变换; (b) 维格纳分布; (c) 平滑伪维格纳分布; (d) 自适应分解法时频分布

信号下变频后得到 I/Q 两路信号, 提取相位差分量后进行粒子滤波相位差恢复算法, 粒子数选择为 100, d_{max} 设置为 0.01. 完成相位差恢复算法后, 对相位差进行粒子滤波参数估计, 粒子数选择为 500, 似然概率计算时 f_{num} 为 1200, 粒子滤波迭代稳定判断长度选择为 100.

随着粒子滤波迭代, 粒子集合位置与真实值位置越来越接近, 误差越来越小, 粒子权重计算中最大误差 $\max(|\nabla\Phi_{t:t+f_{num}}^i - \nabla\Phi_{t:t+f_{num}}|)$ 渐变曲线如图 2 所示. 由图 2 可以看出, 算法迭代过程 $\max(|\nabla\Phi_{t:t+f_{num}}^i - \nabla\Phi_{t:t+f_{num}}|)$ 整体走势逐渐降低, 最终稳定在 0 值附近, 代表着粒子集合整体位置向着真实值位置逐渐接近的过程.

图 3 为调制信号的调制频率估计结果图, 图 4 为调制信号的调频指数估计结果图. 可以发现, 粒子滤波算法迭代稳定收敛于理想值, 由于

MCMC 算法的引入, 算法收敛速度很快, 粒子滤波迭代在 60 次之后就基本迭代稳定, 算法成功从信源信号相位差中提取出所有相关参数.

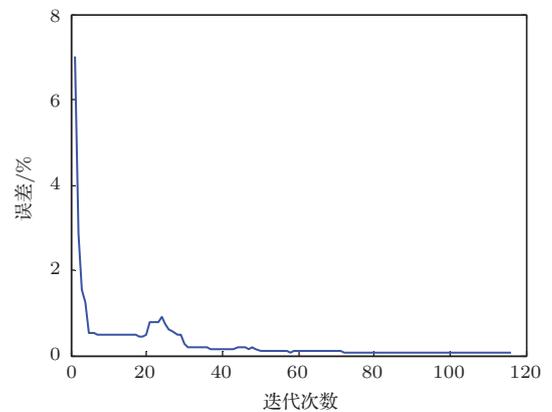


图 2 粒子滤波迭代误差曲线

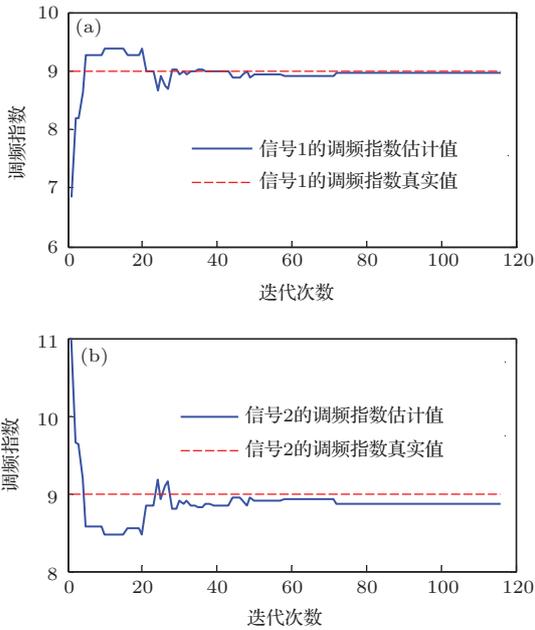


图3 调制信号的调制频率估计结果图 (a) 信号1的调制指数; (b) 信号2的调制指数

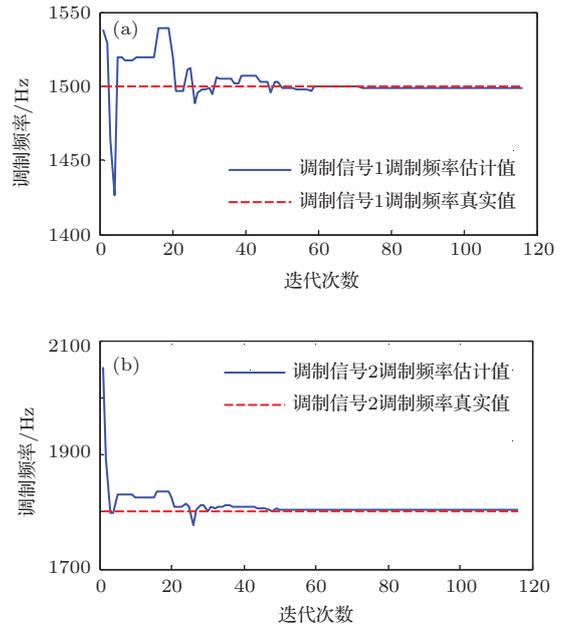


图4 调制信号的调制指数估计结果图 (a) 调制信号1的调制频率; (b) 调制信号2的调制频率

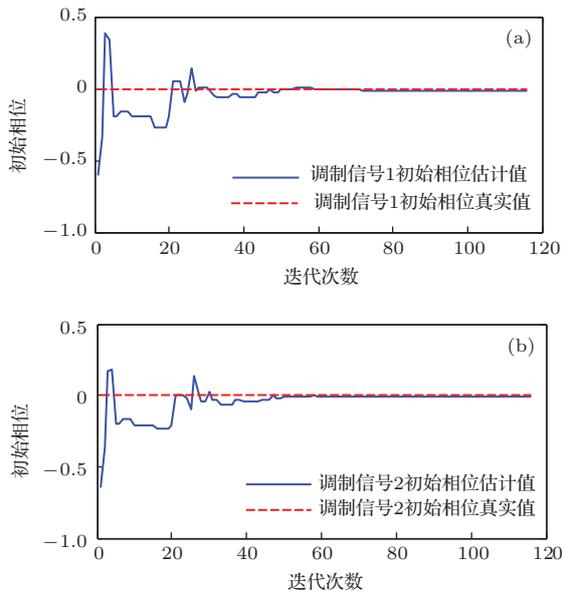


图5 调制信号的初始相位估计结果图 (a) 调制信号1初始相位; (b) 调制信号2初始相位

3.4 提取剩余参数

在调制信号参数提取过程中, 载频差 $\nabla fc = fc_1 - fc_2$ 以及载波相位差 $\nabla\varphi = \varphi_1 - \varphi_2$ 为常数, 已通过相位差求出. 完成调制信号参数提取之后, 未知参数为两路信号幅度 A_1, A_2 , 载频 fc_1, fc_2 , 载波初始相位 φ_1, φ_2 六个参数, 但以上参数并未完全未知. I 路信号的最大值 $\max(I) = A_1 + A_2$, 载频差 $\nabla fc = fc_1 - fc_2$, 载波初始相位差 $\nabla\varphi = \varphi_1 - \varphi_2$,

通过这三个已知条件, 将未知参数减小到3个, 即 A_1, fc_1 和 φ_1 , 未知参数较少, 适合通过对时域波形进行粒子滤波算法估计. 算法实现过程和由相位差粒子滤波参数估计类似, 在此不再赘述. 调制信号相关参数估计完成后, 由时域波形进行粒子滤波估计剩余参数 A_1, fc_1 和 φ_1 , 粒子数选择为1000, 似然概率计算时 f_{num} 为300, 粒子迭代稳定判断长度选择为100. 图6为信号幅度估计结果图, 图7为载波初始相位估计结果图, 图8为载频估计结果图.

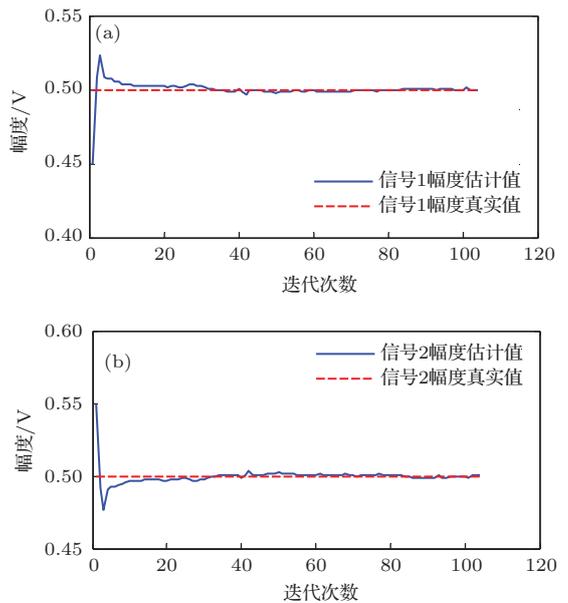


图6 信号幅度估计图 (a) 信号1幅度; (b) 信号2幅度

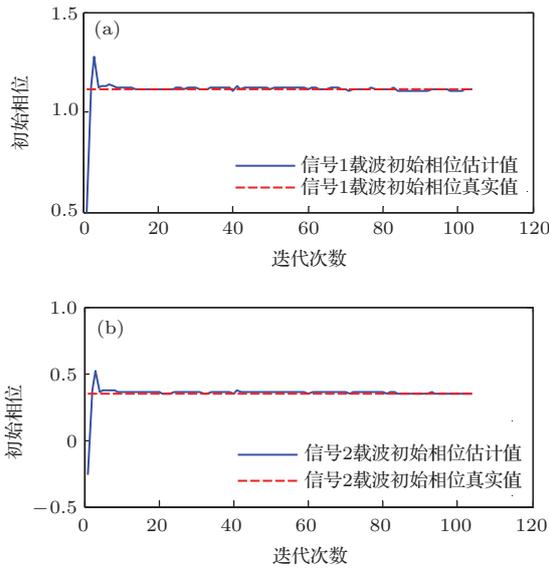


图7 载波初始相位估计图 (a) 信号1载波初始相位; (b) 信号2载波初始相位

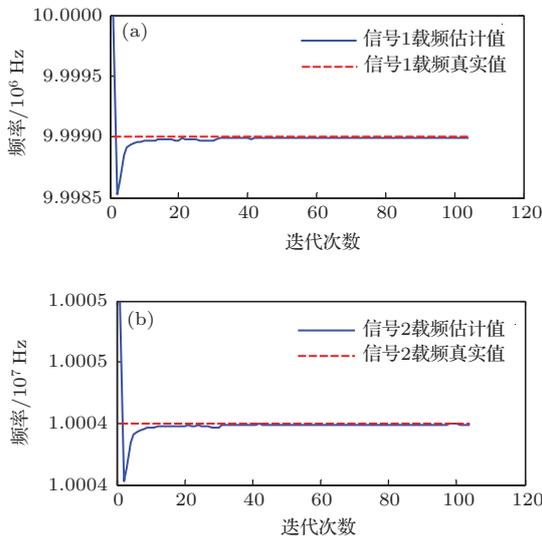


图8 载频估计图 (a) 信号1载频; (b) 信号2载频

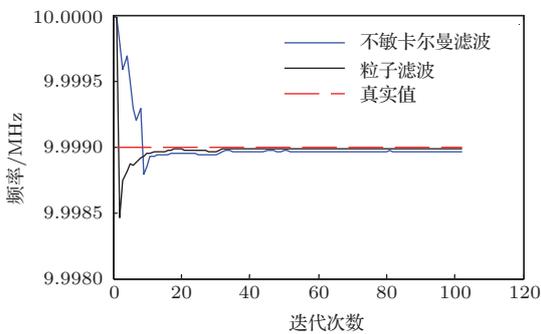


图9 粒子滤波与不敏卡尔曼滤波对载频估计比较图

由粒子滤波迭代估计载波可以看出, 算法收敛较快, 约10次迭代之后即可逼近理想值, 算法迭代在逼近理想值后迭代稳定, 证明了本参数估计算法

的有效性和稳定性. 参数估计值稳定一段时间后, 算法判定参数估计完成, 由迭代稳定阶段计算参数估计值, 完成参数估计.

在此, 利用不敏卡尔曼滤波对混合信号参数进行了估计, 并与粒子滤波进行了比较, 图9为载频估计结果对比图. 可以发现, 粒子滤波收敛速度要快于不敏卡尔曼滤波, 估计精度高于不敏卡尔曼滤波. 表1给出了进行50次仿真试验, 采用粒子滤波及不敏卡尔曼对所有参数估计完毕所需时间对比结果, 运算时间为滤波算法运行时间归一化对比(以粒子滤波算法为参考标准), 显然, 粒子滤波耗时更长, 虽然粒子滤波收敛速度要快于不敏卡尔曼滤波, 但由于其存在重采样运算, 特别是在对其载频、初始相位、幅度等估计时所用的粒子数较多(1000个粒子), 导致整体耗时长.

表1 粒子滤波与不敏卡尔曼滤波对参数估计运算时间对比结果

算法	运算时间(归一化)
不敏卡尔曼滤波	0.2303
粒子滤波	1.0000

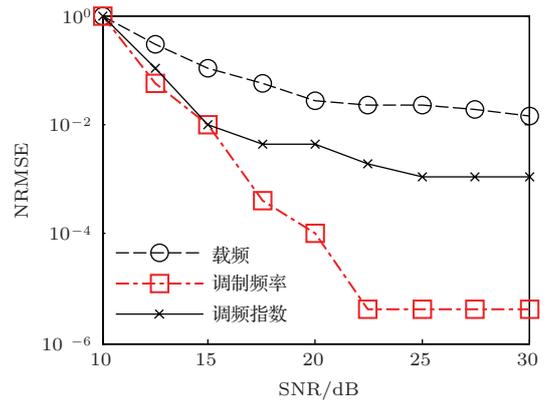


图10 算法抗干扰性能

为了调查粒子滤波算法的实际分离效果, 算法对不同信噪比下归一化均方误差(NRMSE)进行了统计, 通过比较参数估计值和真实值的误差与真实值的比值来归一化衡量误差大小, 结果如图10所示. 由图10可知, 随着信噪比增大, 参数估计误差逐渐降低, 当信噪比大于20 dB时, 估计得到的参数基本接近真实值, 通过参数重构信号即可实现混合信号分离. 图11为通过估计参数重构的信号与原始信号比较图(信噪比20 dB), 可以发现, 重构信号可完整反映出原始信号波形信息, 进而验证了基于粒子滤波的单通道正弦调频混合信号分离算法可完全分离出原始信号, 证明了算法的有效性.

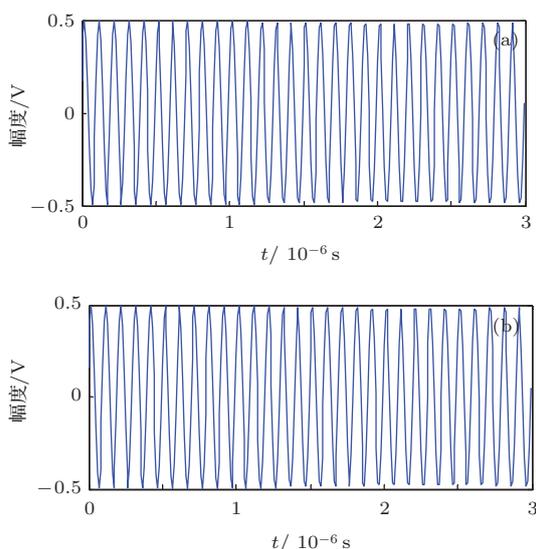


图 11 原始信号与重构信号比较图 (a) 原始信号 1; (b) 恢复信号 1

4 结 论

本文研究了单通道正弦调频混合信号分离与参数估计问题, 在先验知识仅为调制方式的情况下, 通过粒子滤波完成源信号相位差提取, 并由相位差粒子滤波提取部分参数, 混合信号的未知参数从原来的 12 个降到 5 个, 从而解决了高维状态空间降维问题. 同时通过重采样之后引入 MCMC 算法来解决静止参数下粒子多样性下降的问题. 随后的仿真反映本算法迭代迅速且稳定. 当信噪比大于 20 dB 时, 估计得到的参数基本接近真实值, 通过参数重构信号即可实现混合信号分离, 重构信号与真实信号.

参考文献

[1] Liu Z M, Huang Z T, Zhou Y Y 2012 *IET Commun.* **6** 84
 [2] Tu S L, Zheng H, Gu N 2008 *IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems Macao, China*, November 30–December 3, 2008 p473
 [3] Chen S H, Tu S L, Wan J 2007 *IEEE Region 10 Conference Taipei, China*, October 30–November 2, 2007 p701
 [4] King B J, Atlas L 2011 *IEEE T. Audio Speech* **19** 2591
 [5] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C 2014 *Phys. Sin.* **63** 058401 (in Chinese) [朱航, 张淑宁, 赵惠昌 2014 物理学报 **63** 058401]
 [6] Parvaix M, Girin L, Brossier J M 2010 *IEEE T. Audio Speech* **18** 1464
 [7] Ozerov A, Philippe P, Bimbot F, Gribonval R 2007 *IEEE T. Audio Speech* **15** 1564
 [8] Gao B, Woo W L, Dlay S S 2011 *IEEE J. STSP* **5** 989

[9] Stark M, Wohlmayr M, Pernkopf F 2011 *IEEE T. Audio Speech* **19** 242
 [10] Mahdi F, Meysam A 2009 *11th International Conference on Computer Modelling and Simulation Cambridge, UK*, March 25–27, 2009 p228
 [11] Mijovic B, De V M, Gligorijevic I, Van H S 2010 *32nd annual international conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina*, August 31–Sep 4, 2010 p5387
 [12] Mijovic B, De V M, Gligorijevic I, Taelman J, Van H S 2010 *IEEE T. Bio. Med. Eng.* **57** 2188
 [13] Wei Z, Hongxing L, Jianchun C 2012 *IET Signal Process.* **6** 171
 [14] Anil D W, Rajiv V, Dharaskar B K 2010 *Third International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology Goa, India*, November 19–21, 2010 p578
 [15] Fang Y, Chen H B, Feng J C 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
 [16] Huang G M, Xiong G, Zhao H C, Wang L J 2005 *Journal of Electronics & Information Technology* **27** 431 (in Chinese) [黄光明, 熊刚, 赵惠昌, 王季军 2005 电子与信息学报 **27** 431]
 [17] Li J Q, Jin H R, Geng J P, Fan Y, Mao W 2007 *Journal of Electronics & Information Technology* **29** 570 (in Chinese) [李家强, 金荣洪, 耿军平, 范瑜, 毛炜 2007 电子与信息学报 **29** 570]
 [18] Li M Z, Zhao H C 2011 *Acta Armamentarii* **32** 543 (in Chinese) [李明孜, 赵惠昌 2011 兵工学报 **32** 543]
 [19] Sun Z G, Chen J, Cao X, Guo L L, Shen L R 2012 *Systems Engineering and Electronics* **34** 1973 (in Chinese) [孙志国, 陈晶, 曹雪, 郭黎利, 申丽然 2012 系统工程与电子技术 **34** 1973]
 [20] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, Clapp T 2002 *IEEE Trans. Signal Process.* **50** 174
 [21] Huang J W, Feng J C, Lv S X 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 050502 (in Chinese) [黄锦旺, 冯久超, 吕善翔 2014 物理学报 **63** 050502]
 [22] Liu K 2007 *Ph. D. Dissertation* (Hefei: Chinese Science and Technology University) (in Chinese) [刘凯 2007 博士学位论文(合肥: 中国科学技术大学)]
 [23] Cui R T, Li H, Wan J, Dai X C 2009 *J. Electron. Inf. Tech.* **31** 566 (in Chinese) [崔荣涛, 李辉, 万坚, 戴旭初 2009 电子与信息学报 **31** 566]
 [24] Tu S L, Chen S H, Zheng H, Wan J 2007 *Proceedings of 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems Xiamen, China*, November 28–December 1, 2007 582
 [25] Li G H, Li Y A, Yang H 2012 *Acta Armamentarii* **33** 1504 (in Chinese) [李国辉, 李亚安, 杨宏 2012 兵工学报 **33** 1504]
 [26] Mo Y W, Xiao D Y 2005 *Control Theory* **22** 269 (in Chinese) [莫以为, 萧德云 2005 控制理论与应用 **22** 269]
 [27] Sheng Z, Chen J Q, Xu R H 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 069301 (in Chinese) [盛峥, 陈加清, 徐如海 2012 物理学报 **61** 069301]
 [28] Tang B, Li K, Du Z C 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 999 (in Chinese) [唐斌, 李可, 杜正聪 2006 物理学报 **55** 999]
 [29] Liu X, Gao Q, Li X L 2014 *Chin. Phys. B* **23** 010202
 [30] Zhang Z T, Zhang J S 2010 *Chin. Phys. B* **19** 104601

Separation and parameter estimation of single channel sinusoidal frequency modulated signal mixture sources based on particle filtering*

Zhang Shu-Ning[†] Zhao Hui-Chang Xiong Gang Guo Chang-Yong

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(Received 25 February 2014; revised manuscript received 11 April 2014)

Abstract

A signal separation and parameter extraction method based on particle filtering for single channel sinusoidal frequency modulated (SFM) signals is put forward. By assuming that the frequency of SFM signals mixture is continuous, a phase-difference de-aliasing arithmetic based on particle filtering is proposed. And the dimension of state space is reduced by using phase-difference between source signals. A likelihood function model suitable for high dimensional state space is proposed. Particles weight is accurately measured by comparing error between estimated values and true values of particles with fixed length. The problem of particle diversity reduction in the static parameters situation is solved by the introduction of Markov-chain Monte Carlo (MCMC) transfer after re-sampling, and the speed of particle filter iteration convergence is also effectively improved. Single channel SFM signal parameters are extracted and signals are separated by reconstructing signals only with the prior knowledge of modulation type. Finally, the simulation results indicate that this method can separate the multi-component signal sources and estimate the parameters effectively.

Keywords: single channel sinusoidal frequency modulated signals mixture, sources separation, particle filtering, parameters estimation

PACS: 84.40.Ua, 07.50.Qx, 84.40.Xb

DOI: [10.7498/aps.63.158401](https://doi.org/10.7498/aps.63.158401)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61301216, 61171168, 60702016), and the Provincial Ministries Foundation, China.

[†] Corresponding author. E-mail: shuningzhang0704@163.com