

利用粒子流滤波的单通道 BPSK 信号盲分离算法

赵知劲 吴 棫

(杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州, 310018)

摘要: 由于粒子滤波本身的“粒子贫化”问题, 导致基于传统粒子滤波的单通道信号盲分离算法分离性能恶化以及计算量较大, 本文提出了一种基于粒子流滤波的单通道 BPSK 信号盲分离新算法。根据由两路 BPSK 信号混合的单通道信号, 构造了测量方程和状态方程。然后, 通过将状态空间中服从先验分布的粒子移动到其对应的后验分布上, 实现了粒子更新, 其不同于粒子滤波采用重采样来更新粒子, 避免了“粒子贫化”现象发生。最后, 采用一种基于弱解形式的粒子流滤波器实现 BPSK 信号的盲分离。计算机仿真结果表明, 与粒子滤波算法相比本文算法具有更低的误码率和计算复杂度。

关键词: 粒子滤波; 盲分离; 单通道; 粒子贫化; 粒子流滤波

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Blind Separation Algorithm of Single Channel BPSK Signals Using Particle Flow Filtering

Zhao Zhijin, Wu Yu

(School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, 310018, China)

Abstract: Since ‘particle impoverishment’ of the particle filter deteriorates the performance of the single channel blind signal separation based on traditional particle filtering and its huge calculation, a new single channel blind BPSK signal separation algorithm based on particle flow filtering is proposed. Firstly, according to single channel signal of mixing two BPSK signals, a measuring equation and a state equation are built. Secondly, particles are updated through moving the particles in state space which obey the prior distribution to its corresponding posterior distribution, which is different from using resampling to update particles in particle filtering (PF), thereby avoiding the ‘particle impoverishment’ phenomenon caused by re-sampling in PF. Lastly a weak solution based particle flow filter is used to achieve BPSK blind signal separation. Computer simulation results show that compared with particle filtering algorithm the new algorithm has the lower bit error rate and computational complexity.

Key words: particle filtering; blind separation; single channel; particle impoverishment; particle flow filtering

引 言

单通道信号盲分离在图像、通信和语音等方面具有广泛的实际应用前景, 近年来越来越受到研究者

关注,逐渐成为信号处理领域的一个研究热点^[1]。单通道信号盲分离是欠定信号盲分离的一种特殊情况,即在只有一个观测信号的情况下实现对若干个源信号的分离。由于只有一个观测信号,所以传统的多通道信号盲分离方法不能直接应用于单通道信号盲分离。

单通道信号盲分离是一个极具挑战性的问题,目前还没有一个普遍适用于分离各种不同混合信号的算法,现有的单通道盲分离算法都针对不同信号各自的特点提出。关于通信信号单通道盲分离,不同信号分离方法的实质都是利用混合信号之间存在的差异(比如信号在符号速率、功率和时频域等上的差异)来实现对源信号的分离。文献[2]中的小波变换法利用两路数字信号之间存在符号速率上的差异实现信号分离,但是该方法只有当源信号之间存在较为显著符号速率差异并且不考虑额外信道噪声情况时才能实现对源信号的分离。文献[3]利用信号结构上的稀疏性实现对源信号的分离,但是这种方法要求保证两路源信号基本同步,并且需要较高的信噪比。文献[4]利用成型滤波器之间的差异,提出利用过采样从单通道接收信号获得多路信号,从而将高度欠定的单通道盲分离问题转换为适定的盲分离问题,然后再利用独立分量分析算法分离源信号,但是当成型滤波器之间差异较小、系统存在相偏以及频偏等非线性因素时,这种算法分离效果较差。文献[5]将信号盲分离问题转换为状态估计问题,将粒子滤波应用于源信号的符号序列和参数估计,获得了较好的源信号分离性能,但是粒子滤波本身存在的“粒子贫化”^[6]现象容易导致分离性能恶化和过高的计算复杂度,从而影响该方法的实际应用效果。文献[7]在粒子滤波基础上引入遗传算法来迭代估计优质粒子,从单通道接收信号中分离出一路通信信号与干扰。本文提出一种基于粒子流滤波(Particle flow filter, PFF)的单通道信号盲分离算法。通过改变粒子的更新方式,避免了粒子滤波中“粒子贫化”现象的发生,获得了更好的误码率性能,并且降低了计算复杂度。

1 信号模型

假设接收端得到的单通道信号是由两路同频 BPSK 基带源信号混合,接收信号表示为

$$y(t) = z_1(t) + z_2(t) + v(t) \quad (1)$$

式中: $y(t)$ 为接收信号; $v(t)$ 是均值为 0、方差为 σ_v^2 的系统噪声; $z_1(t)$ 和 $z_2(t)$ 分别为两路同频 BPSK 基带源信号,可表示为

$$\begin{cases} z_1(t) = \zeta_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 t + \varphi_1)} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a_n g_1(t - nT - \tau_1) \\ z_2(t) = \zeta_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 t + \varphi_2)} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} b_n g_2(t - nT - \tau_2) \end{cases} \quad (2)$$

式中: ζ_1 和 ζ_2 分别为两路源信道各自的传输衰落; Δf_1 和 Δf_2 为两路源信号的残余频偏; φ_1 和 φ_2 为两路源信号各自的初始相位; a_n 和 b_n 为具有相同星座图的两路 BPSK 源信号传输的码元; T 为符号周期, τ_1 和 τ_2 为两路源信号对应的定时偏差, τ_1, τ_2 的取值范围为 $[-T/2, T/2]$; $g_i(t)$ ($i=1, 2$) 是滚降系数为 α_i 的升余弦滚降滤波器,可以表示为

$$g_i(t) = \frac{\sin(\pi t/T)}{\pi t/T} \frac{\cos(\alpha_i \pi t/T)}{1 - 4\alpha_i^2 t^2/T^2} \quad (3)$$

其中 $0 < \alpha_i < 1$ 。假设 $z_1(t)$ 和 $z_2(t)$ 与 $v(t)$ 相互统计独立,升余弦滚降滤波器持续时间有限,在接收端按符号速率 $1/T$ 对 $y(t)$ 进行采样,得到接收信号的离散形式为

$$y_k = \zeta_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 kT + \varphi_1)} \sum_{n=-L}^{+L} a_{k+n} g_1(-nT - \tau_1) + \zeta_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 kT + \varphi_2)} \sum_{n=-L}^{+L} b_{k+n} g_2(-nT - \tau_2) + v_k \quad (4)$$

令 $\mathbf{a}_k = [a_{k-L}, a_{k-L+1}, \dots, a_{k+L}]^T$, $\mathbf{b}_k = [b_{k-L}, b_{k-L+1}, \dots, b_{k+L}]^T$, 为 $2L+1$ 个码元有关两路源信号符号向量; $\boldsymbol{\theta} = \{\alpha_1, \alpha_2, \tau_1, \tau_2, \Delta f_1, \Delta f_2, \varphi_1, \varphi_2, \zeta_1, \zeta_2\}$ 为状态空间中所有未知参数构成的向量; $\mathbf{g}_i^k = [g_i(LT - \tau_i),$

$g_i((L-1)T-\tau_i), \dots, g_i(-LT-\tau_i)]^T (i=1,2)$ 为成型滤波器向量;则可将式(4)改写成为

$$y_k = \zeta_1 e^{j(2\pi\Delta f_s kT + \varphi_1)} \mathbf{a}_k^T \mathbf{g}_k^1 + \zeta_2 e^{j(2\pi\Delta f_s kT + \varphi_2)} \mathbf{b}_k^T \mathbf{g}_k^2 + v_k \quad (5)$$

根据式(5)单通道盲信号分离问题可以描述为:在未知或者仅知道参数 θ 部分信息的情况下,利用单通道信号 y_k 对两路源信号的符号序列 a_k 和 b_k 进行估计,从而实现两路源信号的分离。

两路源信号符号序列的状态方程可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{a}_k = \mathbf{S}\mathbf{a}_{k-1} + \mathbf{d}_k^a \\ \mathbf{b}_k = \mathbf{S}\mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{d}_k^b \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{d}_k^a = [0, \dots, 0, a_{k+L}]^T$; $\mathbf{d}_k^b = [0, \dots, 0, b_{k+L}]^T$ 分别为长度为 $2L+1$ 的两路源信号符号序列的扰动向量; \mathbf{S} 是大小为 $(2L+1) \times (2L+1)$ 的转移矩阵,其表示为

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

假设未知参数向量 θ 在迭代过程中固定不变,其状态方程可以表示为

$$\theta_k = \theta_{k-1} \quad (8)$$

由此得到了状态空间的状态方程如式(6~8)所示,测量方程如式(5)所示。

2 基于 PFF 的单通道 BPSK 信号盲分离算法

2.1 粒子流滤波

将待估计未知信号的符号序列和参数的集合表示为 $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k, \theta_k\}$, 根据贝叶斯公式可以得到关于 \mathbf{x}_k 的 k 时刻状态后验分布,即

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) = \frac{p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})p(y_k | \mathbf{x}_k)}{p(y_k | \mathbf{Y}_{k-1})} \quad (9)$$

式中: \mathbf{Y}_k 为包含到时刻 k 为止所有测量值的向量, $\mathbf{Y}_k = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$; $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})$ 为先验概率分布; $p(y_k | \mathbf{x}_k)$ 为似然函数; $p(y_k | \mathbf{Y}_{k-1})$ 为与状态无关的归一化常量,可表示为 $p(y_k | \mathbf{Y}_{k-1}) = \int_{x_k} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})p(y_k | \mathbf{x}_k) d\mathbf{x}_k$ 。基于式(9)对目标状态向量 \mathbf{x}_k 的估计即为贝叶斯滤波。通过式(9)就可以实现对状态向量 \mathbf{x}_k 的贝叶斯滤波。

粒子滤波直接通过式(9)中函数的点乘实现贝叶斯滤波,而粒子流滤波^[8]的基本思想则是通过建立一个微分方程将状态空间中服从先验分布的粒子移动到其对应的后验分布上,从而实现贝叶斯滤波。

为了便于表示,将式(9)中的函数表示如下: $q(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$, $g(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})$, $l(\mathbf{x}) = p(y_k | \mathbf{x}_k)$, $K(\mathbf{x}) = p(y_k | \mathbf{Y}_{k-1})$, 式(9)可示为

$$q(\mathbf{x}) = \frac{g(\mathbf{x})l(\mathbf{x})}{K(\mathbf{x})} \quad (10)$$

对式(10)两边取对数,得

$$\log(q(\mathbf{x})) = \log(g(\mathbf{x})) + \log(l(\mathbf{x})) - \log(K(\mathbf{x})) \quad (11)$$

引入标量参数 λ 来扮演类似时间的角色, λ 在 $[0, 1]$ 内取值,利用拓扑学中同伦的概念定义一个关于变量 λ 的对数同伦函数

$$\log(q(\mathbf{x}, \lambda)) = \log(g(\mathbf{x})) + \lambda \log(l(\mathbf{x})) - \log J(\lambda) \quad (12)$$

其中 $J(\lambda) = \int_{x_k} g(\mathbf{x})l(\mathbf{x})^\lambda d\mathbf{x}$ 表示与状态向量 \mathbf{x} 无关的归一化常量。当 $\lambda=0$ 时,同伦函数 $q(\mathbf{x})$ 就是粒子

服从的先验分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})$; 当 $\lambda = 1$ 时, 同伦函数 $q(\mathbf{x})$ 就是粒子服从的后验分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$, 因此函数 $q(\mathbf{x}, \lambda)$ 定义了一个 λ 从 0 到 1 变化过程中的概率分布, 称满足式(12)关系的 x 为粒子流。假设粒子流滤波过程中的状态向量 \mathbf{x} 关于 λ 的变化率满足以下的 Ito 随机微分方程^[9], 即有

$$\frac{d\mathbf{x}}{d\lambda} = f(\mathbf{x}, \lambda) + \frac{d\mathbf{w}}{d\lambda} \quad (13)$$

其中的 $f(\mathbf{x}, \lambda)$ 为满足 Fokker-Planck 方程的函数^[10], \mathbf{w} 为过程噪声。利用 Fokker-Planck 方程并结合式(12)和式(13), 得到关于 $f(\mathbf{x}, \lambda)$ 的表达式, 有

$$\frac{\partial q}{\partial \lambda} = -\text{Tr}\left(\frac{\partial(fq)}{\partial \mathbf{x}}\right) + \frac{1}{2}\text{Tr}\left(\mathbf{Q} \frac{\partial^2 q}{\partial \mathbf{x}^2}\right) \quad (14)$$

式中: $\text{Tr}(\cdot)$ 表示 (\cdot) 的迹, \mathbf{Q} 表示式(13)中过程噪声 \mathbf{w} 的协方差矩阵。为了简化讨论过程, 这里令 $\mathbf{Q} = 0$, 于是式(13)和式(14)可分别简化为

$$\frac{d\mathbf{x}}{d\lambda} = f(\mathbf{x}, \lambda) \quad (15)$$

$$\frac{\partial q}{\partial \lambda} = -\text{Tr}\left(\frac{\partial(fq)}{\partial \mathbf{x}}\right) = -\frac{\partial q}{\partial \mathbf{x}} f - q \text{Tr}\left(\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}\right) \quad (16)$$

由于函数 q 关于 λ 是光滑且连续的, 式(12)两端分别对 λ 求导得到

$$\frac{\partial \log q(\mathbf{x}, \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{\partial q(\mathbf{x}, \lambda)}{\partial \lambda} / q(\mathbf{x}, \lambda) = \log l(\mathbf{x}) - \frac{\partial J(\lambda)}{\partial \lambda} \quad (17)$$

结合式(16)和式(17)可以得到

$$\log l(\mathbf{x}) - m(\lambda) = -\frac{\partial \log q}{\partial \mathbf{x}} f - \text{Tr}\left(\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}\right) \quad (18)$$

其中 $m(\lambda) = \partial J(\lambda) / \partial \lambda$, 式(18)就是式(9)贝叶斯估计所应满足的常微分方程。粒子流滤波利用式(10)取代重采样更新粒子, 从而有效避免了粒子滤波中的“粒子贫化”问题。

2.2 基于粒子流滤波的单通道 BPSK 信号盲分离算法

根据单通道 BPSK 信号的状态方程式(6~8)和观测方程式(5), 求解式(18)得到 f , 然后由式(15)积分得到所要估计的 \mathbf{x} , 这就是本文提出的利用粒子流滤波的单通道信号盲分离方法。有多种方法可以求解式(18)^[11-13], 文献[13]方法比较简单, 更适合于本文问题。该方法首先假设 $f(\mathbf{x}, \lambda)$ 是无旋的, 然后应用 Galerkin 有限元法^[14]和蒙特卡罗积分法, 给出了一种易于计算的 $f(\mathbf{x}, \lambda)$ 的闭集解为

$$f(\mathbf{x}, \lambda) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\log l(\mathbf{x}_i) - E[\log l(\mathbf{x}_i)]) \mathbf{x}_i \quad (19)$$

其中的 \mathbf{x}_i 表示样本粒子, \mathbf{x}_i 服从 $q(\mathbf{x}, \lambda)$ 定义的概率分布。似然函数 $l(\mathbf{x}_i)$ 表示为

$$\log l(\mathbf{x}_i) = (\mathbf{y}_k - h(\mathbf{x}_i))^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}_k - h(\mathbf{x}_i)) \quad (20)$$

其中 $h(\mathbf{x}_i)$ 为式(5)的观测方程, 求解式(19)可得到将先验粒子 \mathbf{x}_i^- 更新为后验粒子 \mathbf{x}_i^+ 的方式为

$$\mathbf{x}_i^+ = \mathbf{x}_i^- + \int_0^1 f(\mathbf{x}, \lambda) d\lambda \quad (21)$$

则状态估计值

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i^+ \quad (22)$$

利用式(19~22)即可迭代实现粒子流滤波。综上所述可得, 基于粒子流滤波的单通道信号盲分离算法主要步骤如表 1 所示。

表 1 中的 K 为仿真实验采样点数, $M = 1/\Delta\lambda$ 。本文使用欧拉积分法, 也可以采用其他数值积分方法。

表 1 基于粒子流的单通道信号盲分离算法

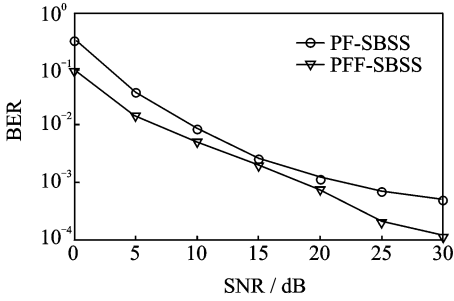
Tab. 1 Single-channel blind source separation algorithm based on particle flow

(1)初始化:依据初始分布 $p(x_0)$ 生成 N 个粒子 $\mathbf{x}_0^i (i=1,2,\dots,N)$, 设置符号总长度 K 、信号的信噪比 SNR 和数值积分步长 $\Delta\lambda$ 的值。
(2)For $k=1,2,\dots,K$
(3) 根据式(6~8),对 $k-1$ 时刻样本粒子 $\mathbf{x}_{k-1}^i (i=1,2,\dots,N)$ 更新得到 k 时刻先验粒子集合 $\mathbf{x}_k^- (i=1,2,\dots,N)$;
(4) 设置 $\mathbf{x}_{k,n}^- _{n=0} = \mathbf{x}_k^-$;
(5) For $n=1,2,\dots,M$
(6) 将 $\mathbf{x}_{k,n}^-$ 代入式(5)计算出对应的预测观测值 \mathbf{y}_k^- ;
(7) 根据式(20)计算粒子对应的对数似然函数值: $\log l(\mathbf{x}_{k,n}^-) = (\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_k^-)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_k^-)$;
(8) 根据式(19)计算每个粒子对应 $f(\mathbf{x}_{k,n}^-, \lambda): f(\mathbf{x}_{k,n}^-, \lambda) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\log l(\mathbf{x}_{k,n}^-) - E[\log l(\mathbf{x}_{k,n}^-)]) \mathbf{x}_{k,n}^-$
(9) 利用式(21)对粒子进行迭代更新 $\mathbf{x}_{k,n}^- = \mathbf{x}_{k,n-1}^- + f(\mathbf{x}_{k,n-1}^-, \lambda) \Delta\lambda$;
(10) End n
(11) 更新得到后验粒子: $\mathbf{x}_k^i = \mathbf{x}_{k,n}^- _{n=M}$;
(12) 估计未知参数 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\theta}_k^i$ 和未知码元 $\hat{a}_k = \arg \max \{ \sum_{i=1}^N \delta(a_k - a_k^i) \}$, $\hat{b}_k = \arg \max \{ \sum_{i=1}^N \delta(b_k - b_k^i) \}$ 。
(13)End k

3 算法仿真与性能分析

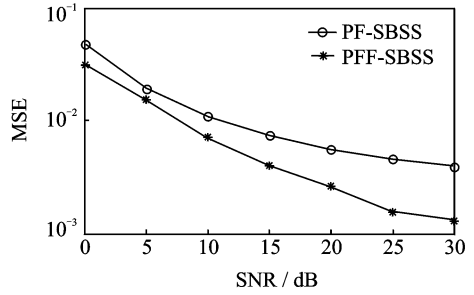
本节将分析比较本文算法(Particle flow filter-single channel blind source separation, PFF-SBSS)和基于粒子滤波的单通道 BPSK 信号盲分离算法(Particle filter-single channel blind source separation, PF-SBSS)^[5]的信号分离性能和计算复杂度。仿真所用软件为 MATLAB 2010b 版本,在 Intel 酷睿双核处理器 2.13 GHz, 2 GB 内存的 PC 机上进行仿真实验。两路经过 BPSK 调制信号的符号周期 T 相同并且均为 10^{-3} s, 定时偏差为 $\tau_1 = \tau_2 = 0.1T$, 残留频偏为 $\Delta f_1 = \Delta f_2 = 2\pi/100T$, 初始相位 $\varphi_1 = \pi/3, \varphi_2 = \pi/6$ 。升余弦成型滤波器滚降系数为 $\alpha_1 = \alpha_2 = 1/3$, 拖尾长度 L 为 2。假设信道无衰落, $\zeta_1 = \zeta_2 = 1$ 。信噪比定义为 $\text{SNR} = 10 \log(\sigma_s^2 / \sigma_v^2)$, 其中 σ_s^2 为信号功率, σ_v^2 为环境噪声功率, 仿真中环境噪声为高斯噪声和 Middleton-A 类^[15]非高斯噪声, 后者的概率密度近似为 $p(\omega_n) = (1-\epsilon)N(0, \sigma_g^2) + \epsilon N(0, c\sigma_g^2)$, 其中 $N(0, \sigma_g^2)$ 表示均值为 0、方差为 σ_g^2 的复高斯分布, 取 $\epsilon = 0.3, c = 100$ 。信号的符号长度为 $K = 1000$, 粒子滤波采用的粒子个数 $N_1 = 500$; 由于粒子流滤波粒子更新方式不会受到“粒子贫化”的影响, 采样粒子数可比粒子滤波的少, 故粒子流滤波的粒子个数取 $N_2 = 100$ 。粒子流滤波的积分步长此处取 $\Delta\lambda = 0.1$ 。假设参数 α_1, α_2 已知, $\tau_1, \tau_2, \zeta_1, \zeta_2, \Delta f_1, \Delta f_2, \varphi_1$ 和 φ_2 均为待估计未知参数, 初始值在 $\pm 5\%$ 的偏离真实值范围内随机选取。算法性能用待估计参数的均方误差(Mean square error, MSE)和待估计符号的误码率(Bit error rate, BER)来衡量。100 次 Monte Carlo 实验结果的均值表示最终仿真结果。高斯噪声和非高斯噪声下两种方法的 MSE 和 BER 分别如图 1 和图 2 所示。由图可知, 随着信噪比的增加, 两种方法的 BER 和 MSE 都逐渐减小; 本文算法的 BER 和 MSE 都优于 PF-SBSS 算法。粒子数取 20, 50, 100, 200 和 500, SNR = 30 dB 的高斯噪声环境下, PF-SBSS 算法和 PFF-SBSS 算法的 BER 和 MSE 如图 3 所示。由图可知, 不同粒子数下, 本文算法的 BER 和 MSE 都优于 PF-SBSS 算法。

当上述两种算法估计性能相近时且在 SNR = 30 dB 的高斯噪声环境下, 对两种算法运行 100 次所需时间平均值如表 2 所示。由表 2 可知, PFF-SBSS 算法的计算复杂度低于 PF-SBSS 算法。



(a) 两路符号序列的BER

(a) BER of two symbol sequences

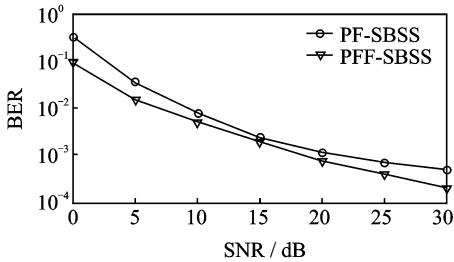


(b) 两路信号参数的MSE

(b) MSE of two symbol sequences

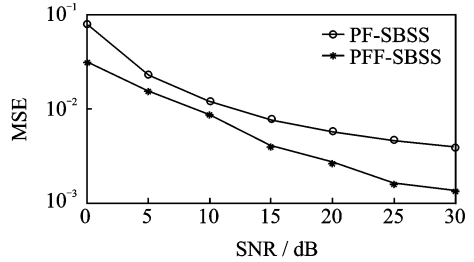
图 1 高斯环境噪声下两种算法的 BER 和 MSE

Fig. 1 BER and MSE of two algorithms under Gaussian environmental noise



(a) 两路符号序列的BER

(a) BER of two symbol sequences

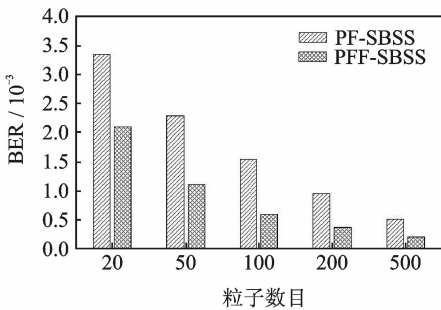


(b) 两路信号参数的MSE

(b) MSE of two symbol sequences

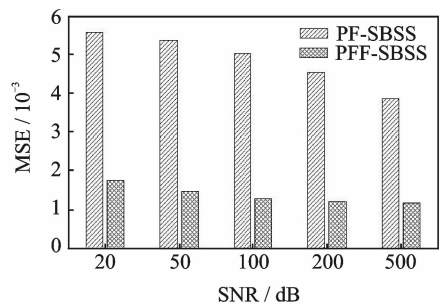
图 2 非高斯环境噪声下两种算法的 BER 和 MSE

Fig. 2 BER and MSE of two algorithms under non-Gaussian environmental noise



(a) 两路符号序列的BER

(a) BER of two symbol sequences



(b) 两路信号参数的MSE

(b) MSE of two symbol sequences

图 3 不同粒子数目下两种算法的 BER 和 MSE

Fig. 3 BER and MSE of two algorithms under different particle numbers

表 2 两种滤波算法的平均运行时间

Tab. 2 Average running time of two filtering algorithms s

滤波算法	运行时间
PF-SBSS	82.677 3
PFF-SBSS	70.741 9

4 结束语

本文提出了一种基于粒子流滤波的单通道 BPSK 信号盲分离方法,首先将 BPSK 信号的符号序列估计问题建模为状态估计模型,然后利用粒子流滤波进行状态估计。采用粒子流形式更新粒子,有效避免了粒子滤波方法中重采样引起的“粒子贫化”问题,相比基于粒子滤波的单通道 BPSK 盲分离算法,本文算法估计精度高,计算复杂度低。

参考文献:

- [1] Li Y, Amari S I, Cichocki A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(2): 423-437.
- [2] Heidari S, Nikias C L. Co-channel interference mitigation in the time-scale domain: The CIMTS algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(9): 2151-2162.
- [3] Szu H, Chanyagorn P, Kopriva I. Sparse coding blind source separation through powerline[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1): 1015-1020.
- [4] Warner E S, Proudler I K. Single-channel blind signal separation of filtered MPSK signals[J]. IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation, 2003, 150(6): 396-402.
- [5] Shilong T, Shaohe C, Hui Z, et al. Particle filtering based single-channel blind separation of co-frequency MPSK signals [C]// 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Xiamen: IEEE, 2007: 582-585.
- [6] Daum F, Huang J. Particle degeneracy: Root cause and solution[C] // SPIE Defense, Security, and Sensing. Orlando: SPIE, 2011: 80500W-80500W-11.
- [7] 路威,张邦宁,张杭.利用遗传粒子滤波的单通道扰信盲分离算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(5):783-789.
Lu Wei, Zhang Bangning, Zhang Hang. Single-channel blind separation of communication signal and interference using genetic particle filtering[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(5):783-789.
- [8] Daum F, Huang J. Particle flow for nonlinear filters, Bayesian decisions and transport[C] // 16th International Conference on Information Fusion. Istanbul: IEEE, 2013: 1072-1079.
- [9] Itô K. Differential equations determining Markov processes[J]. Zenkoku Shijo Sugaku Danwakai, 1942, 244(1077): 1352-1400.
- [10] Risken H. Fokker-planck equation[M]. Heidelberg: Springer, 1984: 117-174.
- [11] Daum F, Huang J. Particle flow with non-zero diffusion for nonlinear filters, Bayesian decisions and transport[C]// Signal and Data Processing of Small Targets. [S. L.]:[s. n.], 2013: 1117-1123.
- [12] Daum F. Exact finite-dimensional nonlinear filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1986, 31(7): 616-622.
- [13] 张宏欣,周德华,冯士民.基于弱形式解的粒子流滤波器[J].控制与决策, 2015, 30(5):853-858.
Zhang Hongxin, Zhou Suihua, Feng Shimin. Weak solution based particle flow filter[J]. Control and Decision, 2015, 30(5):853-858.
- [14] Zienkiewicz O C, Taylor R L. The finite element method for solid and structural mechanics[M]. Cambridge: Elsevier Butterworth-Heinemann, 2005: 17-44.
- [15] 刘凯.粒子滤波在单通道信号分离中的应用研究[D].合肥:中国科学技术大学, 2007:65-92.
Liu Kai. Study on particle filtering and its application in single-channel blind separation[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2007:65-92.

作者简介:



赵知劲(1959-),女,教授,博士生导师,研究方向:认知无线电、通信信号处理、自适应信号处理等, E-mail: zhaozj03@hdu.edu.cn.



吴健(1991-),男,硕士研究生,研究方向:信号处理, E-mail: waynegeek@qq.com.

