

连续相位调制信号的单通道盲分离算法研究

张 纯^{1,2} 杨俊安^{1,2} 张 琼³

(1. 电子工程学院 合肥 230037; 2. 安徽省电子制约技术重点实验室 合肥 230037;
3. 总参 61 所 北京 100039)

摘 要: 频谱紧凑的恒包络数字调制技术是未来数字通信的发展方向之一, 而对于这类调制信号的单通道盲分离研究目前还较为少见, 有效地解决连续相位调制信号的单通道盲分离问题具有较大意义。本文基于最优贝叶斯估计准则, 通过重要性函数来接近系统状态的真实后验概率分布, 利用改进的粒子滤波算法将连续相位调制信号的单通道盲分离问题转变为码元序列和未知参数序贯估计问题, 从而实现盲分离。该算法通过对接收信号的过采样以及数据的递归调用, 利用了更多的接收波形信息, 有效克服了先验信息的不足, 抑制了噪声的影响, 并能克服相位连续性给算法带来的码间串扰。仿真实验以应用广泛的 GMSK 调制信号为例。实验结果表明, 该算法明显优于标准粒子滤波算法, 具有较好的符号估计性能和参数收敛性能。

关键词: 高斯最小频移键控; 单通道; 粒子滤波

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)04-0569-06

Research on Single Channel Blind Separation Algorithm for Continuous Phase Modulation Signals

ZHANG Chun^{1,2} YANG Jun-an^{1,2} ZHANG Qiong³

(1. Electronic Engineering Institute, Hefei, 230037; 2. Key Laboratory of Electronic Restriction, Anhui Province Hefei, 230037;
3. 61st Research Institute of General Staff of PLA, Beijing 100039)

Abstract: The digital modulation with the characteristics of constant envelope and compact spectrum is one of the research emphases of digital communication. However, few research was carried on the single channel blind separation of this kind of signal. It is of great significance to solve the problem of single channel blind separation of continuous phase modulated signals. The paper is based on optimal Bayesian estimation criteria and the real posterior probability distribution of the system state is approached by means of important functions. The improved particle filtering algorithm is applied to solve the problem of single channel blind separation of continuous phase modulated signals and realize the sequential estimation of the symbols and unknown parameters. The proposed algorithm makes use of more information of received signal waveform through over-sampling and recursion of the data. So the deficiency of the transcendental information can be effectively overcome and the noise can be effectively suppressed. At the same time, ISI brought by continuous phase can be overcome. Simulation takes GMSK modulated signal as example which is widely used in communication and the results show that the proposed algorithm is superior to standard particle filtering algorithm and has favorable performance in symbol estimation and parameter convergence.

Key words: Gaussian Minimum Shift Keying (GMSK); Single channel; Particle Filtering

1 引言

盲源分离是在不知道源信号和传输通道的先验信息的情况下, 根据输入源信号的统计特性, 仅由观测到的混合信号恢复出源信号各个独立成分的过程。它能

有效克服先验知识不足的缺陷, 并有利于提高传输效率。单通道盲分离是盲源分离领域一项非常具有挑战性的工作, 由于其方程数少于未知数个数的病态特点, 单通道盲分离问题一直没能得到很好的解决。在该领域, 目前比较典型的算法有基于信号稀疏性的分离方法^[1]、基于

维纳滤波的分离方法^[2]等,这些方法普遍存在分离不完全,残余成分较大的问题。中国科学技术大学的刘凯、崔荣涛等人将粒子滤波^[3]算法应用于 MPSK 信号的单通道盲分离,取得了较好的效果,但是 MPSK 信号仍然属于相位不连续调制信号,实现起来相对容易。对于连续相位调制信号,基带信号调制在相位上,某一采样时刻的相位值与前面所有时刻的码元值相关,若前面出现估计错误的码元,会直接导致后续的相位值出错,引发连续错误,分离难度大大增加。有关相位连续信号的单通道盲分离目前尚未见诸报道。

粒子滤波是一种非线性的贝叶斯滤波^[4]。目前较为成熟的贝叶斯滤波方法有:扩展卡尔曼滤波(EKF)^[5]、无味卡尔曼滤波(UKF)^[6]、数值积分方法等等。EKF 通过对非线性方程的线性化来近似非线性模型,进而采用线性条件下的最优算法进行处理。UKF 通过确定性样点将解析积分运算转化为近似求和运算,而无需对模型作线性化近似。数值积分方法则是直接求解贝叶斯迭代公式中的积分问题。粒子滤波是一种基于统计理论的贝叶斯滤波方法,它利用状态空间中一系列加权随机样本集(粒子)来近似系统状态的后验概率密度函数。

本文以当前应用广泛的 GMSK 调制信号为例,构建了连续相位调制信号单通道盲分离的一般信号处理模型,并基于最优贝叶斯估计准则,利用改进的粒子滤波算法对连续相位调制信号的码元序列和未知参数进行序贯估计,从而实现单通道信号的盲分离。该算法通过对接收信号的过采样以及数据的递归调用,利用了更多的接收波形信息,有效地抑制了噪声的影响,克服了相位连续性给算法带来的码间串扰,较为准确地估计出了源信号的码元序列和未知参数。

2 系统状态模型

单通道盲分离问题可以用如下状态空间模型表示:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= f(\mathbf{x}_{k-1}) \\ \mathbf{y}_k &= h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 \mathbf{x}_k 为待估计的 n 维状态矢量,假设状态 \mathbf{x}_k 的先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 已知, \mathbf{y}_k 为已知的 n 维观测矢量, $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别称为状态转移方程和观测方程。 \mathbf{v}_k 为独立的观测噪声。

系统状态的贝叶斯估计就是在观测序列 $\mathbf{y}_{1:k} = \{y_1,$

$\dots, y_k\}$ 的基础上,递归地估计出系统状态的后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$ 。在已知状态的先验概率分布时,后验概率分布可以由以下两步得到:

步骤 1: 状态预测:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (2)$$

步骤 2: 状态更新:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = p(y_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) / p(y_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) \quad (3)$$

其中 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})$ 为 $k-1$ 时刻状态的概率分布, $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 为状态转移概率分布,可由状态方程得到, $p(y_k | \mathbf{x}_k)$ 为观测似然函数。上述两步就构成了贝叶斯估计的基础。滤波的目的就是通过贝叶斯估计得到后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$,从而估计出当前的系统状态 \mathbf{x}_k 。

3 信号处理模型

以两路 GMSK 混合信号为例,单接收机同时接收到两个发射机发出的 GMSK 信号,那么接收端得到的混合信号可表示为:

$$y(t) = s_1(t) + s_2(t) + n(t) \quad (4)$$

$s_1(t), s_2(t)$ 是两路 GMSK 调制信号,可以表示为:

$$s(t) = h \sqrt{\frac{2E}{T_b}} \cos[2\pi(f_c + \Delta f)t + \varphi(t) + \phi] \quad (5)$$

$$\varphi(t) = \pi \sum_{n=-\infty}^N aq(t - nT_b) \quad (6)$$

$$q(t) = \frac{1}{2T_b} \int_{-\infty}^t g(\tau - \frac{T_b}{2}) d\tau \quad (7)$$

$$g(t) = \frac{1}{2} \{ \operatorname{erfc}[\frac{2\pi B_b}{\sqrt{2\ln 2}}(t - \frac{T_b}{2})] - \operatorname{erfc}[\frac{2\pi B_b}{\sqrt{2\ln 2}}(t + \frac{T_b}{2})] \} \quad (8)$$

上式中,序列 a 表示进入高斯滤波器的比特流, f_c 是载波频率, E 是一个码元周期 T_b 内的信号能量, $g(t)$ 是高斯滤波器对矩形脉冲的响应, B_b 为此滤波器的 3 dB 带宽。 h 表示信道的传输衰落,假设信道是平坦的慢衰落,则在一帧的处理时间内可认为 h 是不随时间变化的, Δf 表示两路调制信号相对于载频的微小漂移, $n(t)$ 表示方差为 σ^2 的高斯白噪声。

在接收端对 $y(t)$ 按符号速率的 m 倍进行过采样,可得离散信号 y_k :

$$\begin{aligned} y_k &= h_1 \sqrt{\frac{2E_1}{T_b}} \cos[2\pi(f_{c1} + \Delta f_1) \frac{kT}{m} + \varphi_1(\frac{kT}{m}) + \phi_1] + \\ & h_2 \sqrt{\frac{2E_2}{T_b}} \cos[2\pi(f_{c2} + \Delta f_2) \frac{kT}{m} + \varphi_2(\frac{kT}{m}) + \phi_2] + n_k \end{aligned} \quad (9)$$

信号处理模型框图如图 1 所示:

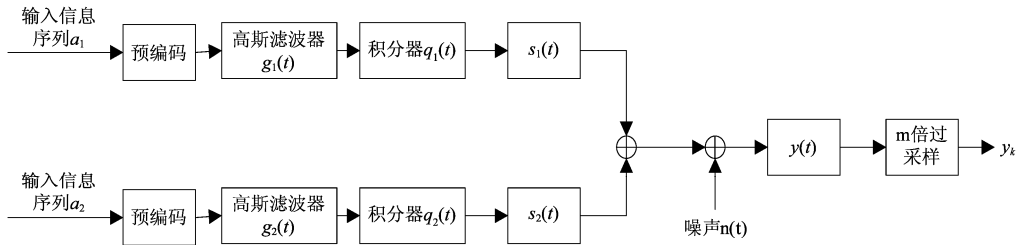


图1 信号处理模型框图

Fig. 1 The Framework of Signal processing

4 改进的粒子滤波算法

取 $\theta_k = \{h_{1k}, h_{2k}, \Delta f_{1k}, \Delta f_{2k}, \phi_{1k}, \phi_{2k}\}$ 作为整个系统的未知参数集合, 我们的目的是在已知 $\mathbf{y}_{1:k}$ 的情况下, 联合估计符号向量 $\mathbf{a}_{1:k} = \{a_1, \dots, a_k\}$, $\mathbf{b}_{1:k} = \{b_1, \dots, b_k\}$, 以及未知参数集合 θ_k . 设 $\mathbf{x}_k = \{a_k, b_k, \theta_k\}$, 表示第 k 个采样信号时刻所有待估计信息组成的集合, L 表示高斯滤波器的长度, D 表示平滑系数. 粒子滤波算法的基本步骤如下^[7]:

步骤1: 初始化粒子及权值. 根据先验概率分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 抽样得到 N 个初始粒子点 $\mathbf{x}_0^i, i=1, \dots, N$. 应尽可能地利用先验信息来约束初始值范围. 初始权值为 $w_0^i = 1/N, i=1, \dots, N$.

步骤2: 重要性抽样.

1) 根据重要性函数抽取粒子 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$. 算法选择抽样函数为:

$$p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{x}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{1:k}) = p(\mathbf{a}_{1:k-D}, \mathbf{b}_{1:k-D}, \theta_k | \mathbf{y}_{1:k}, \mathbf{a}_{1:k-D-1}, \mathbf{b}_{1:k-D-1}, \theta_{k-1}) \\ = p(\theta_k | \theta_{k-1}) p(\mathbf{a}_{1:k-D}, \mathbf{b}_{1:k-D} | \mathbf{y}_{1:k}, \mathbf{a}_{1:k-D-1}, \mathbf{b}_{1:k-D-1}, \theta_k) \quad (10)$$

在抽样的时候先进行参数抽样并迭代, 然后进行码元抽样. 参数迭代依照 $p(\theta_k | \theta_{k-1})$ 进行. 参数抽样可以采用核平滑方法. 参数操作完毕后再依据公式 $p(\mathbf{a}_{1:k-D}, \mathbf{b}_{1:k-D} | \mathbf{y}_{1:k}, \mathbf{a}_{1:k-D-1}, \mathbf{b}_{1:k-D-1}, \theta_k)$ 进行码元抽样, 此时由于前面时刻的抽样已经完成, 所以只需抽取当前时刻码元即可. 码元抽样公式如下所示:

$$p(a_{k-D}, b_{k-D} | \mathbf{y}_{1:k}, \mathbf{a}_{1:k-D-1}^i, \mathbf{b}_{1:k-D-1}^i, \theta_k^i) \propto p(\mathbf{y}_{1:k} | \mathbf{a}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{b}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{a}_{k-D+L}^i, \mathbf{b}_{k-D+L}^i, \theta_k^i) \\ = \sum_{\mathbf{S}^D} p(\mathbf{y}_{k:k} | \mathbf{a}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{b}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{a}_{k-D+L}^i, \mathbf{b}_{k-D+L}^i, \theta_k^i) \\ = \sum_{\mathbf{S}^D} \prod_{l=k'}^k p(y_l | \mathbf{a}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{b}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{a}_{k-D+L}^i, \mathbf{b}_{k-D+L}^i, \theta_k^i) \quad (11)$$

式(11)中, $\mathbf{y}_{k:k}$ 表示 $\mathbf{y}_{1:k}$ 中所有与当前码元有关的

采样值, $\sum_{\mathbf{S}^D}$ 表示两路符号 $(\mathbf{a}_{k-D+L:k+L}, \mathbf{b}_{k-D+L:k+L}) \in \mathbf{S}^D$ 的所有组合情况的概率和. 由于噪声可近似为高斯白噪声, 故可认为不同采样点的噪声是独立的.

2) 计算权值 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$. 重要性权值更新公式如下所示:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \sum_{\mathbf{S}^D} p(y_k | \mathbf{a}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{b}_{1:k-D+L-1}^i, \mathbf{a}_{k-D+L:k+L}, \mathbf{b}_{k-D+L:k+L}, \theta_k^i) \quad (12)$$

$\sum_{\mathbf{S}^D}$ 表示对 $(\mathbf{a}_{k-D+L:k+L}, \mathbf{b}_{k-D+L:k+L}) \in \mathbf{S}^D$ 的所有组合情况的概率和, 完成权值更新.

3) 归一化权值 $\{w_k^i\}_{i=1}^N, \tilde{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$.

步骤3: 重抽样. 为防止粒子退化, 当算法退化到一定程度时进行重抽样, 通常用“有效粒子数 N_{eff} ”来衡量算法的退化程度:

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

步骤4: 状态估计. 在获得了重要性权重后, 可以用最小均方误差估计量对参数 θ 进行估计, 即:

$$\theta_k^{MMSE} = \sum_{i=1}^N \theta_k^i w_k^i \quad (14)$$

对符号序列的估计可用最大后验概率准则, 设 $\varphi_{k-D} = (a_{k-D}, b_{k-D})$, 则:

$$\varphi_{k-D}^{MAP} = \arg \max_{\varphi_{k-D} \in \mathbf{S}^D} \left\{ \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\varphi_{k-D} - \varphi_{k-D}^i) \right\} \quad (15)$$

然而以上步骤并没有考虑到连续相位调制信号的相位信息会给算法带来码间串扰, 导致最后误码率会很大, 算法效果较差. 本文对原算法的步骤2做出如下改进:

设高斯滤波器长度为 $L=3$; 可以知道在某一具体的采样时刻 k , 采样值 y_k 由 $(a_{k-3}, b_{k-3}), (a_{k-2}, b_{k-2}), (a_{k-1}, b_{k-1}), (a_k, b_k), (a_{k+1}, b_{k+1}), (a_{k+2}, b_{k+2}), (a_{k+3}, b_{k+3})$

这些码元共同决定。对于 GMSK 信号, (a_k, b_k) 共有四种组合, 以下讨论其中的任意一种组合, 其他情况类似。流程如下:

1) 对符号组合进行遍历: 选定一种组合之后, (a_k, b_k) 看作定值, $(a_{k-3}, b_{k-3}), (a_{k-2}, b_{k-2}), (a_{k-1}, b_{k-1})$ 已知, $(a_{k+1}, b_{k+1}), (a_{k+2}, b_{k+2}), (a_{k+3}, b_{k+3})$ 未知。遍历它们可能的组合, 共 $4 * 4 * 4 = 64$ 种组合, 其中每一个组合称为一个小组合。

2) 计算小组合的概率密度: 对于每个小组合, $(a_{k-3}, b_{k-3}), (a_{k-2}, b_{k-2}), (a_{k-1}, b_{k-1}), (a_k, b_k), (a_{k+1}, b_{k+1}), (a_{k+2}, b_{k+2}), (a_{k+3}, b_{k+3})$ 都是已知值了, 代入公式(9), 在已知 y_k 的情况下, 公式(9)只剩下噪声未知, 而噪声服从均值为零, 方差为 σ^2 的高斯分布, 此时可求出概率密度 p 。

3) 遍历采样时刻 k 之前的所有相关时刻: 对从 $y_{k:k}$ 的所有采样值重复进行流程2, 可得到在该小组合条件下所有采样值对应的概率密度 p_k , 因其独立性, 将这些值相乘, 就可得到该小组合的概率密度值。

4) 遍历所有小组合: 遍历 64 种小组合, 将求得的 64 个概率密度值相加, 就得到了 $p(a_k, b_k | y_k)$ 的值。

5) 遍历所有可能的码元组合: 对于 GMSK 信号的四种 (a_k, b_k) 组合, 依次代入流程1~4就可求得最终的码元抽样概率。

通过流程1~5, 接收信号的值能够被充分利用, 这样, 系统先验信息不足的缺陷将会得到很好地克服。另外对于连续相位调制信号, 基带信号调制在相位上, 即某一采样时刻的相位值与前面所有时刻的码元值相关, 若前面出现估计错误的码元, 会直接导致该时刻的相位值出错, 引发连续错误。本文通过数据重用递归的办法, 将估计出的符号作为已知信息再次代入粒子滤波算法, 不进行符号遍历和平滑操作, 即取消上述流程1, 直接利用估计出的符号进行流程2~5, 然后更新权值。经过这种处理, 某一采样时刻的相位与前面时刻码元值相关的问题将得到有效地改善, 算法性能得到了显著地提高。

5 算法仿真与分析

在仿真实验中, 两路 GMSK 信号符号速率 $R = 9600 \text{ bit/s}$, 算法以四倍采样速率进行采样。高斯滤波器的 3dB 带宽选为 0.5, 滤波器持续时间为三个码元宽度。信号载频为 $f_{c1} = f_{c2} = 161 \text{ MHz}$, 频率漂移为 $\Delta f_1 =$

300 Hz , $\Delta f_2 = -200 \text{ Hz}$ 。假设信道衰减 $h_1 = 1$, 即无衰落信道, $h_2 = 0.8$, 两路信号的初始相位值 $\phi_1 = \pi/2, \phi_2 = \pi/6$ 。算法的性能用误符号率 SER 来衡量。

图2给出的是本文改进之后的粒子滤波算法和原算法误符号率 SER 随着信噪比变化而变化的曲线比较图:

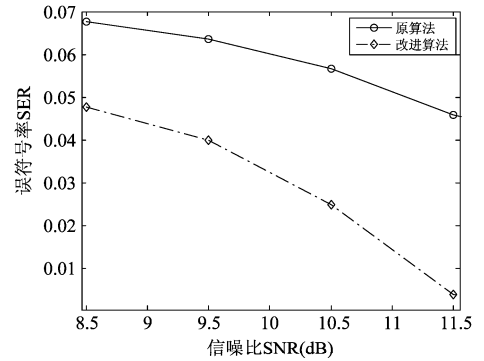


图2 误码率曲线比较图

Fig. 2 Error rate resulting from classical particle filter algorithm and our approach

由上图可以明显看出经过改进的粒子滤波算法分离误码率较低, 而原算法在处理连续相位调制信号的单通道盲分离过程中效果较差, 这是因为原粒子滤波算法针对的是 MPSK 信号, 此类调制信号具有可数个离散的相位值, 当前采样时刻相位值只由当前决定, 与采样点之前的时刻毫无关系, 而对于 GMSK 这类相位连续调制信号, 当前采样时刻的相位值由之前所有时刻共同决定, 之前采样时刻对码元值估计的准确程度对后续时刻影响甚大。原算法没有考虑连续相位调制带来的码间串扰, 而新体制通信信号中广泛采用连续信号, 新算法具有较高的实用价值。

图3给出的是改进算法中两路信号的误符号率 SER 随着信噪比变化而变化的曲线:

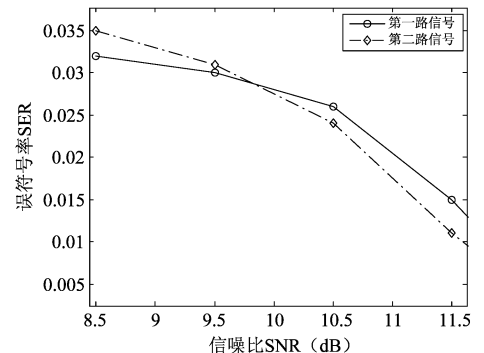


图3 新算法误码率曲线图

Fig. 3 Distribution of SER on our approach

可以看出,改进的算法对两路信号的符号估计效果基本相同,并且随着信噪比的增大,误符号率会逐渐减小,当信噪比大于 12dB 时,误符号率小于 10^{-2} ,可以认为基本实现了两路 GMSK 信号的分离。

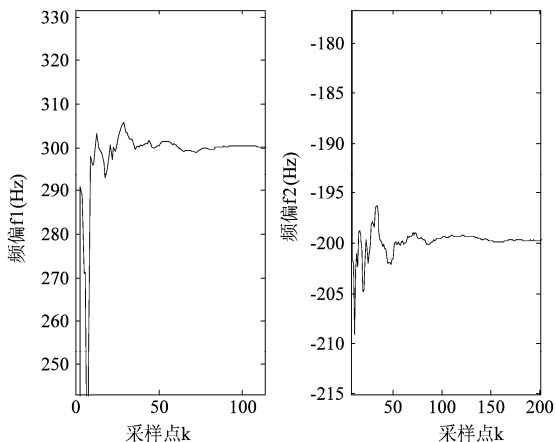


图 4 频率漂移和信道衰落值收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves for frequency drift and channel fading

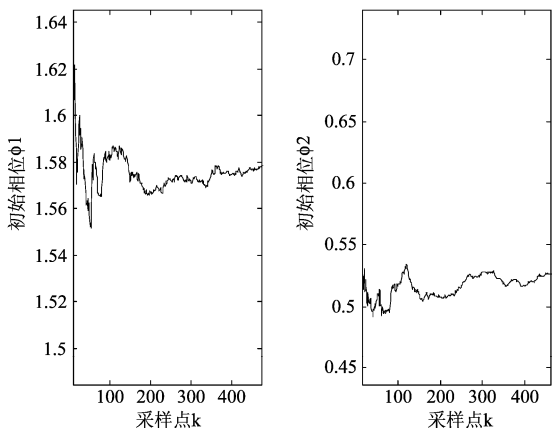
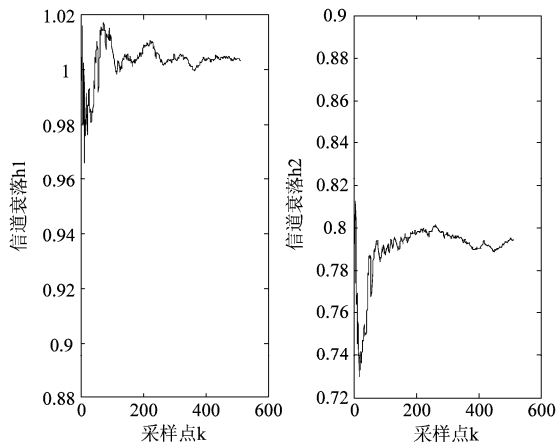


图 5 初相位值收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves for initial phase value

由实验结果可以看出,该两路 GMSK 混合信号的单通道盲分离的目标得到了较好地实现。新算法充分利用了两路信号在符号序列、载频漂移、信道衰落以及信号初始相位上的差异,并采取多倍过采样的方式来弥补先验信息不足的缺陷,有效地抑制了噪声的影响,然后通过数据重用递归的办法,将估计出的符号作为已知信息再次代入粒子滤波算法,不进行符号遍历和平滑操作,直接利用估计出的符号进行重要性抽样和权值更新。经过这种处理,某一采样时刻的相位与前面时刻码元值相关的问题将得到了有效地改善,较标准粒子滤波算法而言,新算法性能得到了显著地提高。

图 4、5 给出的是当 SNR = 15dB 时,两路 GMSK 混合信号的未知参数的估计情况。由图可看出,频率漂移值 $\Delta f_1, \Delta f_2$, 信道衰落值 h_1, h_2 , 信号初始相位 ϕ_1, ϕ_2 都能够收敛到预设的值:

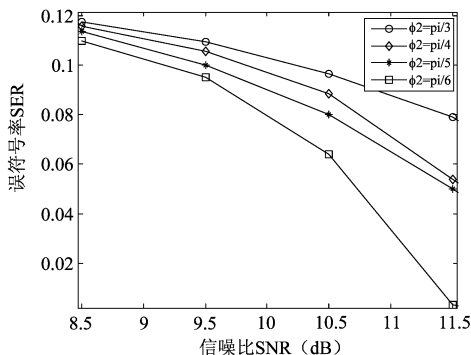


图 6 不同初始相位下误码率曲线图

Fig. 6 Error rate on different initial phase value

图 6 给出的是在固定 $\phi_1 = \pi/2$ 的前提下,不同的 ϕ_2 值对分离误码率的影响。很明显可以看出,当 ϕ_1, ϕ_2 相差越大时,算法分离效果越好,实验结果说明分离性能随着信噪比和参数差异的增大而更优,实验结果符合实际情况。

6 结论

本文针对目前应用广泛的连续相位调制信号,构建了处理这类信号单通道盲分离的一般系统模型以及信号模型,并对粒子滤波算法进行了改进,利用改进的粒子滤波算法实现了两路 GMSK 信号的单通道盲分离。实验结果表明:该算法在先验知识不足的情况下,通过多倍采样、数据重用递归等方法,能够有效地利用接收信号,减弱突发噪声对算法的影响,抑制

相位连续调制信号的相位连续特性给参数估计带来的影响,取得了较好的分离效果。值得一提的是,粒子滤波算法本质上是用大量的粒子运算来将后验概率的积分运算近似为求和运算,存在运算量大的缺陷,因此如何提高算法效率成了本文后续的研究重点。

参考文献

- [1] Cédric Févotte, Simon J. Godsill. A Bayesian Approach for Blind Separation of Sparse Sources[J]. IEEE Transactions On Audio, Speech, And Language Processing, 2006, 14(6):2174-2188.
- [2] James R. Hopgood, Peter J. W. Rayner. Single Channel Nonstationary Stochastic Signal Separation Using Linear Time-Varying Filters [J]. IEEE Transaction On Signal Processing, 2003, 51(7):1739-1752.
- [3] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [4] Václav Smídl, Anthony Quinn. Variational Bayesian Filtering [J]. IEEE Transaction On Signal Processing, 2008, 56(10):5020-5030.
- [5] Sergio Bittanti, Sergio M. Savaresi. On the Parameterization and Design of an Extended Kalman Filter Frequency Tracker[J]. IEEE Transaction On Automatic Control, 2000, 45(9):1718-1724.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented Filtering and Nonlin-

ear Estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3):401-422.

- [7] 崔荣涛,李辉,万坚,戴旭初.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):566-568.

Cui Rong-tao, Li Hui, Wan Jian, Dai Xu-chu: An Over-sampling Based Blind Separation Algorithm of Single Channel MPSK Signals[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(3):566-568.

作者简介



张纯(1988-),男,湖南岳阳人,电子工程学院硕士研究生,研究方向为盲信号分离。



杨俊安(1965-),男,安徽巢湖人,教授,博士,博士生导师,研究方向为信号处理、智能计算等。



张琼(1982-):女,北京人,硕士研究生,研究方向为信号分析与识别技术。