

文章编号:1004-9037(2014)05-0783-07

利用遗传粒子滤波的单通道扰信盲分离算法

路 威 张邦宁 张 杭

(解放军理工大学通信工程学院,南京,210007)

摘要:针对低信噪比条件下单通道通信信号与干扰盲分离问题,本文提出了一种基于遗传粒子滤波的单通道盲扰信分离新算法。该算法首先建立了受扰信号的状态空间模型,并利用粒子滤波得到通信码元和未知参数的最大后验估计。针对标准粒子滤波中存在的粒子退化现象,本文引入了遗传进化操作来迭代估计优质粒子,在减少了所需粒子数量的同时,又保持了序贯估计过程中粒子集合的多样性和优质性,使新算法在低信噪比条件下具有更好的分离效果。仿真结果表明,新算法在干信比小于15 dB,信噪比大于10 dB的条件下,可以有效地从单路接收的受扰信号中分离出通信信号与干扰。

关键词:单通道盲分离;干扰分离;粒子滤波;遗传算法;干信比

中图分类号:TN911.7

文献标志码:A

Single-Channel Blind Separation of Communication Signal and Interference Using Genetic Particle Filtering

Lu Wei, Zhang Bangning, Zhang Hang

(College of Communication Engineering, PLA University of Science & Technology, Nanjing, 210007, China)

Abstract: A novel approach of blind separation of communication signal and interference is proposed for only one single-channel observation signal obtained and low signal noiser atio (SNR). The proposed algorithm aims to obtain the maximum a posterior (MAP) estimates of communication code and the unknown parameters using particle filtering by establishing the state space model for the observation signal, Specially, in order to overcome the sample impoverishment problem and estimate iteratively the particles that have more important weigh, genetic operation is introduced to the re-sampling process in particle filtering. In such a way, the number of needed particles is reduced and the variety of particles is retained during the sequential estimation process. Simulation results show that the proposed algorithm has superior performance than the classical particle filtering, and the method can effectively separate communication signal and interference when the interference signal ratio (ISR) is less than 15 dB and SNR is more than 10 dB.

Key words: single channel blind separation; interference separation; particle filtering; genetic algorithm; interference signal ratio;

引 言

单通道通信信号与干扰盲分离是扰信分离的一个重要研究方向,其主要研究如何从单路接收到的受扰信号中分离或估计出通信信号与干扰。相

对多通道扰信分离问题,这是一个极端病态的难题,解决起来有很大难度。但是单通道盲分离的优点是,其仅要求利用一个传感器或通道接收混合信号,降低了接收系统的结构复杂性,因此,其广阔的应用前景吸引了许多研究者投入到这项困难的工作中。

基金项目:国家自然科学基金(61001106)资助项目;国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)(2009CB320400)资助项目;中国博士后基金(20100470098)资助项目。

收稿日期:2012-10-23;**修订日期:**2012-12-08

目前针对单通道通信信号盲分离问题,主要有 3 种解决思路:(1)通过构造多通道的方法将单通道盲分离转化为一般正定情况下的盲分离问题,这种方法的缺点是对噪声敏感,并且当信号存在频偏、相偏时分离效果不佳^[1];(2)利用变换域的原理,寻找可以体现信号与干扰间差异的谱域,进而在该谱域上构造滤波器进行分离,这种方法的困难在于不是所有的信号间都具有可体现差异的谱域^[2-4];(3)根据贝叶斯滤波原理,将信号盲分离转化状态空间模型中的通信码元和未知参数的联合估计问题,通过序贯估计分离通信信号和干扰。文献^[5,6]针对状态空间方程为非线性非高斯方程的单通道通信信号盲分离问题,将粒子滤波引入到符号状态和未知参数的联合估计中,为单通道通信信号盲分离提出了一种很好的解决思路,在此基础上文献^[7~10]则分别从系统频偏相偏、符号采样点数、减少计算量、适用的通信信号类型和后验概率密度估计等方面对该类方法进行了完善。然而,上述研究仅局限于对两路功率基本相同的信号进行盲分离,没有研究存在恶意干扰情况下的分离性能,并且以上算法在通信信号的信噪比较低时分离效果均不理想(文献^[7]表明,对两路功率相当的 BPSK 信号,在 4 倍过采样情况下,若要求误码率小于 10^{-4} ,则 BPSK 信号的 SNR 需大于 13 dB)。

针对单通道通信信号与干扰盲分离问题,本文提出了一种基于遗传粒子滤波(Genetic algorithm particle filtering, GAPF)的盲分离算法。该算法通过建立一路通信体制已知的通信信号与恶意单音干扰混合的状态空间模型,在此基础上,利用粒子滤波对通信码元和未知参数进行联合估计。针对传统粒子滤波中可能存在的粒子退化现象,采用遗传进化机制进行粒子重采样,通过选择、交叉、变异等遗传进化操作,从而既保留了优质粒子又不损失粒子集合在序贯估计过程中的多样性。此外,遗传算法的优胜劣汰机制,使算法在低信噪比条件下也具有较好的分离效果。仿真实验表明,在干信比小于 15 dB,信噪比大于 10 dB 的情况下,本算法可以从单路接收的受扰信号中有效地分离通信信号与干扰。

1 受扰通信信号的状态空间模型

1.1 接收信号模型

在数字通信系统中,接收机单路接收到由通信

信号与单音干扰混合而成的受扰信号,其下变频后的基带信号可表示为

$$y(t) = x_1(t) + x_2(t) + n(t) = h_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 t + \Delta\theta_1)} \sum_{n=-L}^L a_n g(t - nT - \tau) + h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 t + \Delta\theta_2)} + v(t) \quad (1)$$

式中: $y(t)$ 为接收的受扰信号; $x_1(t)$ 为通信源信号; $x_2(t)$ 为同信道单音干扰; $n(t)$ 为高斯白噪声; T 为码元周期; $g(\cdot)$ 为成型滤波器; L 为滤波器的拖尾长度;在合作通信的情况下可以假设上述参数已知。 Δf_1 为通信信号的残留频偏; $\Delta\theta_1$ 为其残留相偏; Δf_2 为单音干扰的残留频偏; $\Delta\theta_2$ 为其残留相偏; a_n 为传输的码元; τ 为通信信号的本地定时偏差; h_1 和 h_2 分别为通信信号与干扰在接收端的幅度,这些是待估计的未知参数。

对信号 $y(t)$ 按码元速率的 m 倍过采样,则离散形式的表达如下

$$y_k = h_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1)} \sum_{n=-L}^L a_{n_k} g\left(\frac{kT}{m} - (n_k + n)T - \tau\right) + h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_2)} + v_k \quad (2)$$

式中: n_k 为通信信号中第 k 个采样点对应的码元序号。

为了分析问题的方便,定义如下变量: $\mathbf{a}_n = [a_{n-L+1}, \dots, a_{n+L-1}, a_{n+L}]^T$ 为与第 n 个码元成形有关的码元向量, \mathbf{a}_{n_k} 为与第 k 个采样点对应的码元波形有关的码元向量, $\boldsymbol{\lambda} = \{\tau, h_1, h_2, \Delta f_1, \Delta f_2, \Delta\theta_1, \Delta\theta_2\}$ 表示全部未知参数组成的集合, \mathbf{g}_k 为矢量形式的成型滤波器^[7]。

根据上述定义,式(2)的矢量形式为

$$y_k = h_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1)} \mathbf{a}_{n_k}^T \mathbf{g}_k + h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_2)} + v_k \quad (3)$$

1.2 状态空间模型

单通道通信信号与干扰盲分离的目的是在信道参数和码元信息均未知的情况下,仅通过接收信号 $\mathbf{y}_{1:k}$,联合估计出码元向量 $\mathbf{a}_{1:n_k}$ 和未知参数 $\boldsymbol{\lambda}_{1:k}$,进而实现扰信分离。根据贝叶斯理论, $\mathbf{a}_{1:n_k}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_{1:k}$ 的信息可从后验概率 $P(\mathbf{a}_{1:n_k}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ 中求得,因此,可以采用状态空间模型估计的方法,利用递推贝叶斯滤波的原理,根据观测值 $\mathbf{y}_{1:k}$ 求解出 $P(\mathbf{a}_{1:n_k}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$,并进一步求得 $\mathbf{a}_{1:n_k}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_{1:k}$ 。

根据采样点与码元周期之间的关系,若从 $k-1$ 到 k 时刻的过程中码元序号发生变化,则状态转移方程如下

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{n_k} = \mathbf{S}\mathbf{a}_{n_{k-1}} + \mathbf{d}_k \\ f(\boldsymbol{\lambda}_k) = f(\boldsymbol{\lambda}_{k-1}) \end{cases} \quad (4)$$

式中

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

为 $(2L+1) \times (2L+1)$ 的转移矩阵, $\mathbf{d}_k = [0, \dots, 0, a_{n_k+L}]$ 为扰动向量, a_{n_k+L} 为下一个未知码元, $f(\cdot)$ 为系统参数的状态转移函数, 本文假设系统参数不变, 选择高斯核函数作为抖动方程^[6]。

若码元序号未发生变化, 则状态转移方程为

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{n_k} = \mathbf{a}_{n_{k-1}} \\ f(\boldsymbol{\lambda}_k) = f(\boldsymbol{\lambda}_{k-1}) \end{cases} \quad (5)$$

式(4,5)组成了状态转移方程, 式(3)为观测方程, 它们共同组成了单通道扰信分离的状态空间方程。

为了求解非线性式(3), 需要用非线性贝叶斯滤波的算法进行求解。粒子滤波可以很好地解决非线性方程的贝叶斯递推问题, 并且结合通信码元的有限字符集特点, 减少粒子搜索空间的范围, 提高估计精度, 因此, 本文采用粒子滤波求解状态空间模型。

2 基于遗传粒子滤波的通信信号与干扰盲分离

2.1 基于粒子滤波的通信码元与参数联合估计

令 $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{a}_{n_k}, \boldsymbol{\lambda}_k\}$, 表示 k 采样点时刻通信码元与未知参数的粒子状态, 其后验概率密度函数为 $p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$, 由于 $p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ 的解析形式无法确切预知, 可以借助重要性函数 $q(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ 进行粒子抽取, 则重要性函数与真实分布间的关系为

$$\omega_{1:k} = \frac{p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})}{q(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})} \quad (6)$$

式中: $\omega_{1:k}$ 即为重要性权值。

根据文献[6], 式(6)可以理解为用式(7)近似表示 $p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$

$$p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k}) \approx \hat{p}(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_i^k \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (7)$$

即 $p(\mathbf{x}_{1:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ 可以用其中的一组加权粒子 $\chi_k = \{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 近似表示。其中, \mathbf{x}_k^i 为第 i 个粒子, ω_k^i

为其权值, 满足归一化条件 $\sum \omega_k^i = 1$, N 为粒子个数, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数。

在式(7)的基础上, 通过贝叶斯估计逐步更新 χ_k , 即可实现对通信码元与未知参数的联合估计, 最终实现盲分离。

根据通信码元和位置参数的特点, 选择状态转移分布进行粒子抽取, 如下

$$q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{1:k-1}) = q(\mathbf{a}_{n_k}, \boldsymbol{\lambda}_k | \mathbf{a}_{1:n_{k-1}}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{1:k}) = p(\boldsymbol{\lambda}_k | \boldsymbol{\lambda}_{1:k-1}) p(\mathbf{a}_{n_k} | \mathbf{a}_{1:n_{k-1}}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k}, \mathbf{y}_{1:k}) \quad (8)$$

其中, 未知参数采用高斯核函数进行状态转移。

此外, 由式(4,5)可知, 码元矢量仅需更新最后一位元素 a_{n_k+L} , 因此, 通信码元的采样依据式(9)进行

$$p(a_{n_k+L} | \mathbf{a}_{1:n_{k-1}}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k}, \mathbf{y}_{1:k}) \propto p(y_k | a_{n_k+L} \in A, \mathbf{a}_{1:n_{k-1}}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k}) \quad (9)$$

将式(3)代入式(9), 可得新抽样粒子的似然函数

$$p(y_k | a_{n_k+L} \in A, \mathbf{a}_{n_{k-1}}^i, \boldsymbol{\lambda}_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(\Delta)}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

式中

$$\Delta = y_k - (h_1)^i e^{j(2\pi\langle \Delta f_1 \rangle \frac{i k T}{m} + \langle \Delta \theta_1 \rangle^i)} (\mathbf{a}_{n_k}^i)^T \mathbf{g}_k + (h_2)^i e^{j(2\pi\langle \Delta f_2 \rangle \frac{i k T}{m} + \langle \Delta \theta_2 \rangle^i)} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{a}_{n_k}^i = [a_{n_k-L+1}^i, \dots, a_{n_k+L-1}^i, a_{n_k+L}^i]^T$, A 为码元取值的集合。根据式(10)便可获得新采样粒子 $a_{n_k+L}^i \in A$ 的似然分布。

粒子权值的更新公式为

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(y_k | a_{n_k+L}^i \in A, \mathbf{a}_{n_{k-1}}^i, \boldsymbol{\lambda}_k^i) \quad (12)$$

2.2 通信码元的平滑估计

考虑到脉冲成形滤波器拖尾的影响, 即每个码元参与前后共 $2L$ 个码元的波形生成, 相关的码元矢量 $\mathbf{a}_{n_k-L+1:n_k+L} = \{\mathbf{a}_{n_k-L+1}, \mathbf{a}_{n_k-L+2}, \dots, \mathbf{a}_{n_k+L}\}$, 相关的采样值为 $y_{k-\langle L-1 \rangle \times m, k+L \times m}$ 。

为了改善通信码元的估计性能, 在滤波过程中采用平滑处理, 即由后验概率密度 $p(\mathbf{a}_{n_k+D} | y_k)$ 平滑估计码元 a_{n_k} , $D \in [-L+1, L]$ 为平滑长度。

码元的抽样公式如(13)所示

$$a_{n_k+L+D} \propto \sum_{A^D} p(y_{k+D \times m} | a_{n_k+L+D} \in A, \mathbf{a}_{n_k+D}, \boldsymbol{\lambda}_{k+D \times m}) \quad (13)$$

式中: \sum_{A^D} 表示码元符号 $a_{n_k+L+D} \in A^D$ 的所有组合情况的概率和。

权值更新公式为

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \sum_{A^D} p(y_k | a_{n_k+L+D} \in A, \mathbf{a}_{n_k+D}, \boldsymbol{\lambda}_k^i) \quad (14)$$

得到重要性权值后,利用线性最小均方误差准则(Linear minimum mean square error, LMMSE)得到模型参数的估计值

$$\boldsymbol{\lambda}_k^{\text{LMMSE}} = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \boldsymbol{\lambda}_k^i \quad (15)$$

码元符号的估计可采用最大后验(Maximum a posterior, MAP)准则,即

$$\mathbf{a}_{n_k}^{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{a}_{n_k} \in A} \left\{ \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(a_{n_k+D}^i) \right\} \quad (16)$$

2.3 基于遗传粒子滤波的扰信分离

根据通信码元的有限字符集特点,在进行码元和参数的联合估计中,结合遗传算法的进化策略,可以提高粒子滤波的估计精度和减少收敛时间^[11-13]。为此,本文采用遗传进化操作完成粒子滤波的重采样。其主要思想是将通信码元和未知参数视为染色体样本,每个样本对应的权值视为适应度函数,将标准粒子滤波跟踪算法中的重采样部分改进为遗传算法的选择、交叉和变异过程,以此来解决粒子的退化和枯竭问题。通过选择和交叉操作使得子代样本对父代既有继承又有变化,而且通过各个染色样本对应的似然函数的大小使得子代对父代的变化朝着最优的方向进化(在码元估计和模型参数估计问题中,即为朝着全局最优粒子的方向行进)。遗传重采样步骤:

步骤 1 选择操作

选择当前时刻的优质粒子作为遗传操作中的父代集合。首先,根据归一化权值 ω_k^i 计算有效粒子数目

$$N_{\text{eff}} = \text{round} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2} \right)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 表示向最近的整数取整运算。再对当前粒子按照权值大小进行排序,并选择前 N_{eff} 个粒子作为当前优质粒子集合 $\{x_k^i\}_{i=1}^{N_{\text{eff}}}$ 。

步骤 2 交叉操作

通过优质粒子的交叉运算产生子代粒子。首先,随机产生 $1 \sim N_{\text{eff}}$ 之间的 2 个数 i, j , 由优质粒子集合中获得 x_k^i 和 x_k^j , 再利用式(17,18)以交叉概率 P_c 产生 2 个新粒子 x_k^i 和 x_k^j

$$x_k^i = P_c x_k^i + (1 - P_c) x_k^j \quad (17)$$

$$x_k^j = P_c x_k^j + (1 - P_c) x_k^i \quad (18)$$

步骤 3 变异操作

为了提高变异粒子对真实分布的逼近程度,本文采用 MCMC (Markov chain monte carlo) 移动实现优质粒子的变异繁殖,同时采用 MH (Metropolis-hastings) 算法对样本进行选择,提高了变异样本的多样性。

首先,在优质粒子集 N_{eff} 中随机抽取粒子做变异繁殖。变异后的粒子如下

$$x_k^i = \mathbf{A}_{k|k-1} x_k^i + \delta \quad (19)$$

式中: $\mathbf{A}_{k|k-1}$ 为一阶马尔可夫链转移矩阵, $\delta \sim N(0, 1)$ 。

对新粒子进行快速 MH 抽样:

(1) 按照均匀概率分布从区间 $[0, 1]$ 中抽样得到门限值 $u \sim [0, 1]$;

(2) 对新变异样本和原样本进行似然估计, 得出 $\rho(x_k^i), \rho(x_k^j)$;

(3) 设 $\theta = \min(\rho(x_k^i)/\rho(x_k^j), 1)$, 若 $u < \theta$, 则保留 x_k^i 作为变异后的样本。

利用上述的选择、交叉、变异步骤循环产生 $N - N_{\text{eff}}$ 个新粒子后结束遗传重采样。

根据上述原理,可以得到基于遗传粒子滤波的单通道扰信盲分离流程如下:

(1) 将受扰通信信号下变频为基带信号并进行数字化采样;

(2) 产生初始粒子集合 $\chi_1 = \{x_1^i, w_1^i\}_{i=1}^N$, N 为粒子个数;

(3) 依据公式(10,11)计算目前粒子集的似然分布 $p(y_k | \mathbf{a}_{n_k}^i, \boldsymbol{\lambda}_k^i)$;

(4) 依据式(12)更新粒子对应的权值 ω_k^i , 归一化 $\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i$, 并更新粒子集合 $\chi_k = \{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$;

(5) 根据公式 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2$ 计算当前粒子集合的退化程度;

(6) 若 $N_{\text{eff}} \leq N/3$ 则进行遗传进化重采样, 更新粒子权值 $\omega_k^i = 1/N$, 并返回步骤(3); 否则进行步骤(7);

(7) 根据式(15,16)计算当前采样时刻的参数估计值 $\boldsymbol{\lambda}_k^{\text{LMMSE}}$ 和码元估计值 $\mathbf{a}_{n_k}^{\text{MAP}}$; 并根据状态转移方程计算下一采样时刻参数和码元的预测值, 转而执行步骤(3)。

3 仿真实验结果和分析

仿真实验采用一路 BPSK 信号和一路单音干

扰混合,其中 BPSK 信号的符号速率 $F_d=10$ kbit/s,定时偏差为 $\tau=0.2T$,成形滤波器的滚降系数为 $\alpha=0.45$,滤波器拖尾 $L=2$;下变频后,BPSK 信号残余频偏 $\Delta f_1=-110$ Hz,相偏 $\Delta\theta_1=\pi/40$,单音干扰的残余频偏 $\Delta f_2=100$ Hz,相偏 $\Delta\theta_2=\pi/3$ 。ISR 是指干扰与通信信号的平均功率之比,即 $ISR=10\log(\bar{p}_{J(t_1:t_2)}/\bar{p}_{S(t_1:t_2)})$,其中 $t_1:t_2$ 代表时间长度。

为了解决文献[6]分析的待估参数模糊性问题,本文利用先验信息缩小参数的估计范围,加快算法的收敛,其中频率估计范围为 $\Delta f_i \pm 100$ Hz, $i=1,2$,相位估计范围为 $[0, \dots, \pi/2]$,位定时估计范围为 $[0, \dots, T]$ 。

实验对比了本文算法 GAPF 与标准粒子滤波 (Particle filtering, PF) 在不同干信比、信噪比和过采样率情况下受扰 BPSK 信号的分离性能,仿真中 PF 算法需要 1 000 个粒子,GAPF 算法需要 300 个粒子。图 1 是干信比为 10 dB (ISR=10 dB) 情况下,GAPF 和 PF 算法的分离性能,图中分别给出了未分离干扰的 BPSK 信号的误码率、基于 1 倍采样和 2 倍过采样的 PF 算法分离性能、基于 1 倍采样和 2 倍过采样的 GAPF 算法分离性能,其中, (m) 表示 m 倍过采样。可以看出,GAPF 算法有效地减少了所需粒子的数量,提高了分离精度;在 2 倍过采样且信噪比大于 5 dB 的情况下,分离后 BPSK 信号的误码率小于 10^{-4} 。

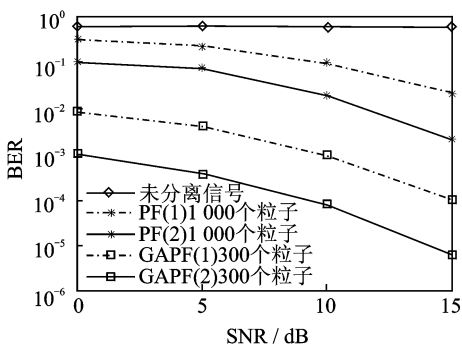


图 1 ISR=10 dB 时 GAPF 和 PF 的分离性能对比
Fig. 1 Separation performance of GAPF and PF in ISR=10 dB

图 2 是干信比为 15 dB (ISR=15 dB) 时,GAPF 和 PF 算法在分别在 2 倍和 4 倍过采样情况下的分离性能。可以看出,随着干信比强度的增加,算法的分离性能有所下降;在 4 倍过采样且信噪比大于 11 dB 的情况下,分离后 BPSK 信号的误码率小于 10^{-4} 。

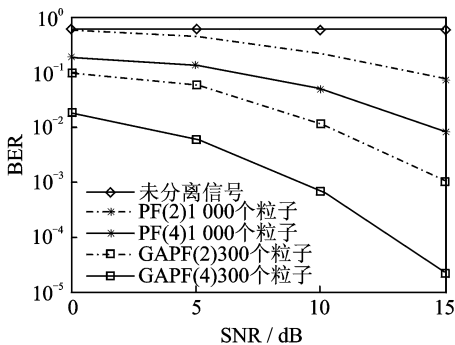
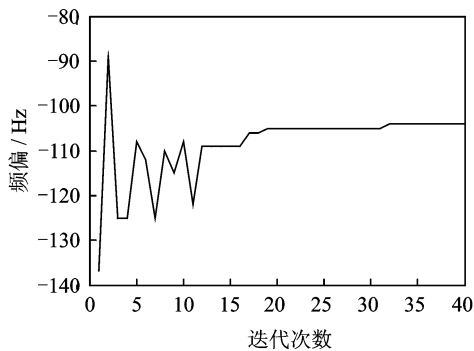


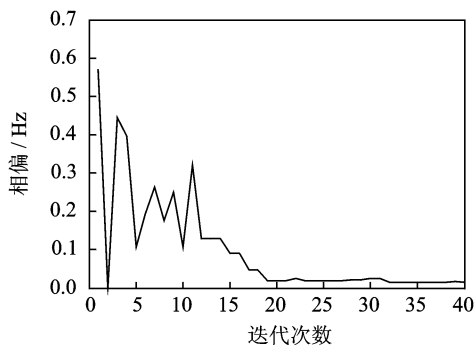
图 2 ISR=15 dB 时 GAPF 和 PF 的分离性能对比
Fig. 2 Separation performance of GAPF and PF in ISR=15 dB

图 3 给出的是当 ISR=10 dB,SNR=20 dB 时受扰 BPSK 信号载波频偏、载波相位、干扰频偏、干扰相位、定时偏差和干扰与信号幅度的比值的估计情况。可以看出,本文算法仅通过 20 次左右的迭代即可收敛于理想值。

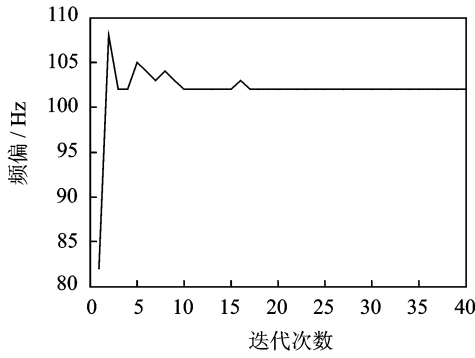
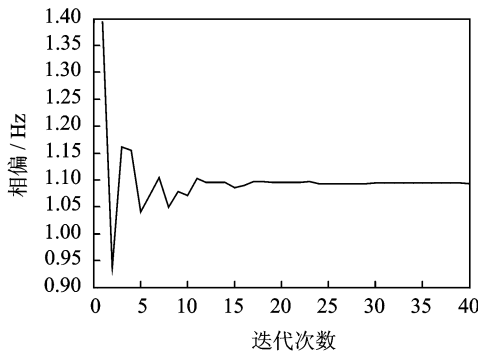
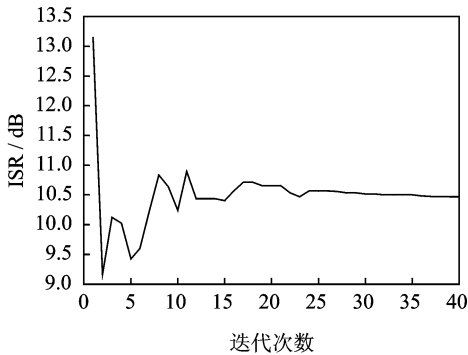
为了测试算法的运行时间,利用本文算法与标准粒子滤波算法对码元长度为 100 的受扰 BPSK 信号进行了 100 次分离实验,表 1 是两种算法平均运行时间的对比,由于减少了所需粒子的数量,本文算法的运算时间仅为标准粒子滤波的 30.73%,总的处理时间节约 1/3 左右。



(a) 参数 Δf_1 的收敛情况
(a) Convergence curve of parameter Δf_1



(b) 参数 $\Delta\theta_1$ 的收敛情况
(b) Convergence curve of parameter $\Delta\theta_1$

(c) 参数 Δf_2 的收敛情况(c) Convergence curve of parameter Δf_2 (d) 参数 $\Delta \theta_2$ 的收敛情况(d) Convergence curve of parameter $\Delta \theta_2$ 

(e) 干信比ISR的收敛情况

(e) Convergence curve of parameter ISR

图 3 待估参数收敛曲线图

Fig. 3 Convergence curve of unknown parameters

表 1 算法运算时间表

Table 1 Consume time of algorithm

算法	平均运行时间(100次实验)
PF(4)	982.832 2
GAPF(4)	301.995 4

4 结束语

针对低信噪比条件下单通道通信信号与干扰

盲分离的问题,本文提出了基于遗传粒子滤波的盲扰信分离算法。该算法通过建立通信信号与干扰的状态空间模型,将单通道盲分离问题转换为通信码元与未知参数的联合估计,并同时利用遗传进化策略,对粒子集合进行重采样,在保证粒子多样性的前提下减少了所需粒子的数量和算法的总体处理时间。仿真实验表明,本文算法能够在较低信噪比的情况下取得较好的误码率性能。此外,在适用的干扰类型方面,由于贝叶斯估计的性能随待估参数数量的增加而下降,因此,本文算法适于对需要较少参数描述的干扰进行分离(如单音,LFM,低阶调制信号等),而对于多音干扰、高阶调制信号等,由于待估参数过多而不适用。

参考文献:

- [1] Warner E S, Proudler I K. Single-channel blind signal separation of filtered MPSK signals[J]. IEEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2003, 150(6): 396-402.
- [2] 付海涛. 基于循环平稳的单信道时频重叠信号分析[D]. 成都:电子科技大学,2010.
Fu Haitao. Single-channel time-frequency analysis based on cyclostationary[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China,2010.
- [3] James R H, Peter J W R. Single channel nonstationary stochastic signal separation using linear time-varying filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(7): 1739-1752.
- [4] 刘云,郭洁,叶芝慧,等. 频谱重叠信号分离的循环平稳算法[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2005, 35(3): 333-337.
Liu Yun, Guo Jie, Ye Zhihui, et al. Separating cyclostationary signals from spectrally overlapping interference[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2005, 35(3): 333-337.
- [5] Liu K, Li H, Dai X C, et al. Single channel blind signal separation of cofrequency MPSK signals[C]// Proceedings of International Conference on Communication, Internet and Information Technology. Saint Thomas, Virgin Islands, USA: [s. n.], 2006: 42-46.
- [6] 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.
Liu Kai. The applied research of particle filtering in single channel signal separation[D]. Hefei: University of Science and Technology of China,2007.
- [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 and Information Technology*, 2009, 31(3): 566-569.
- [8] 栾海妍, 江桦, 刘小宝. 利用粒子滤波与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.
- [9] 张纯, 杨俊安, 张琼. 连续相位调制信号的单通道盲分离算法研究[J]. *信号处理*, 2011, 27(4): 569-574.
- Zhang Chun, Yang Jun'an, Zhang Qiong. Research on single channel blind separation algorithm for continuous phase modulation signals[J]. *Signal Processing*, 2011, 27(4): 569-574.
- [10] Tu S L, Zheng H, Gu N. Single-channel blind separation of two QPSK signals using per-survivor processing[C]//*IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*. Macao, China: IEEE, 2008: 473-476.
- [11] Higuchi T, Monte C. Filter using the genetic algorithm operators[J]. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 1997, 59(1): 1-23.
- [12] Zhang B T, A Bayesian framework for evolutionary computation[C]//*Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*. Washington, USA: IEEE, 1999: 722-728.
- [13] 叶龙, 王京玲, 张勤. 遗传重采样粒子滤波器[J]. *自动化学报*, 2007, 33(8): 885-887.
- Ye Long, Wang Jinglin, Zhang Qin. Genetic resampling particle filter [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 885-887.
- 作者简介:**路威(1978-),男,博士,研究方向:通信信号处理、卫星通信抗干扰, E-mail: kahn_lu@163.com.cn;张邦宁(1963-),男,教授,博士生导师,研究方向:卫星通信,卫星通信抗干扰;张杭(1962-),女,教授,博士生导师,研究方向:卫星通信,通信抗干扰。