



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103905352 A

(43) 申请公布日 2014. 07. 02

(21) 申请号 201210575272. 5

(22) 申请日 2012. 12. 27

(71) 申请人 中国人民解放军理工大学

地址 210007 江苏省南京市御道街标营 2 号  
通信工程学院卫星通信教研室

(72) 发明人 路威 张邦宁 张杭 谭晓波  
辜方林 陈乾 张江

(51) Int. Cl.

H04L 25/03 (2006. 01)

H04L 25/02 (2006. 01)

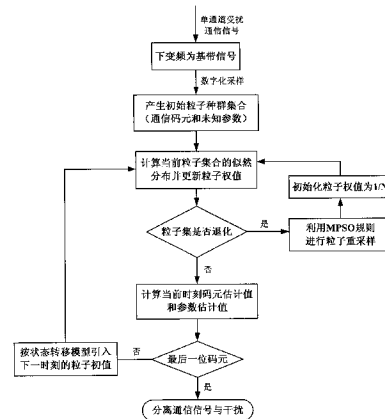
权利要求书3页 说明书6页 附图10页

(54) 发明名称

基于变异粒子群粒子滤波的单通道扰信盲分离方法

(57) 摘要

本发明请求保护基于变异粒子群粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离方法(MPSOPF-SCBSS),属于通信信号处理和通信抗干扰领域。针对较大干信比、较少粒子数量和较低信噪比情况下的单通道通信信号与干扰盲分离难题,本发明采用贝叶斯滤波估计进行通信信号与干扰分离,即首先建立单通道受扰通信信号的状态空间模型,将单通道扰信盲分离问题转化为通信码元和系统未知参数的联合估计,并通过变异粒子群优化粒子滤波实现联合估计,达到盲分离的目的;通过粒子群优化中的速度-位移更新函数和Metropolis-Hastings变异规则,既减少了序贯估计过程中需要的粒子数量又保证了粒子集合的多样性。此外,提出的变异粒子群优化规则,使本发明能够在单通道受扰情况下,降低对通信信号信噪比的要求。



1. 一种基于变异粒子群粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离方法 (MPSOPF-SCBSS), 其特征在于, 主要包括如下部分:

第一步: 根据通信信号和干扰的解析表达式, 建立受扰通信信号的状态空间模型, 将单通道盲分离问题转化为多参数 (一般是通信码元、信道传输参数或信号表达参数) 的贝叶斯联合估计问题;

第二步: 利用变异粒子群粒子滤波对模型中的通信码元和未知参数向量进行贝叶斯最大后验估计;

第三步: 在序贯贝叶斯估计的过程中, 利用基于 Metropolis-Hastings 变异的粒子群优化操作进行粒子重采样, 达到减少所需粒子数量和提髙扰信分离性能的目的。

2. 根据权利要求 1 所述的基于变异粒子群粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离实施方法, 其特征在于, 主要包括如下步骤:

1) 将单通道接收的受扰通信信号下变频为基带信号并进行数字化采样, 其数学解析式可表示为 (以单音干扰为例):

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

其中,  $y(t)$  是单通道接收的受扰信号,  $x_1(t)$  是通信源信号,  $x_2(t)$  是同信道单音干扰,  $v(t)$  是高斯白噪声。T 是码元周期,  $g(\cdot)$  是成型滤波器, 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。  $\Delta f_1$  是通信信号的残留频偏,  $\Delta\theta_1$  是其残留相偏,  $\Delta f_2$  是单音干扰的残留频偏,  $\Delta\theta_2$  是其残留相偏,  $a_n$  是传输的码元,  $\tau$  是通信信号的本地定时偏差,  $h_1$  和  $h_2$  分别是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。需要注意的是, 上式中  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  的表达式应根据通信信号与干扰的类型进行变化, 例如, 若线性干扰为扫频干扰, 则  $x_2(t)$  变为:  $x_2(t) = h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 t + 2\pi\Delta f_3 t^2)}$ , 其中  $\Delta f_2$  是扫频干扰起始频率的残余频偏,  $\Delta f_3$  是扫频干扰的调制斜率;

2) 建立单通道受扰通信信号的状态空间模型:

根据采样点与码元周期间的关系, 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式所示:

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{n_k} = \mathbf{S}\mathbf{a}_{n_{k-1}} + \mathbf{d}_k \\ f(\lambda_k) = f(\lambda_{k-1}) \end{cases}$$

其中,  $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$ , 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,  $\mathbf{a}_{n_k}$  为

与第  $k$  个采样点对应的码元波形有关的码元向量,  $\mathbf{a}_{n_k+L}$  为下一个未知码元,  $\lambda = \{\tau, h_1, h_2, \Delta f_1, \Delta f_2, \Delta\theta_1, \Delta\theta_2\}$  表示全部未知参数组成的集合,  $f(\cdot)$  为系统参数的状态转移函数;

若码元序号未发生变化, 则状态转移方程如下式所示:

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

单通道受扰通信信号的观测方程为：

$$\text{单音干扰} : y_k = h_1 e^{j\left(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1\right)} \mathbf{a}_{n_k}^T \mathbf{g}_k + h_2 e^{j\left(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_2\right)} + v_k$$

$$\text{线性扫频干扰} : y_k = h_1 e^{j\left(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1\right)} \mathbf{a}_{n_k}^T \mathbf{g}_k + h_2 e^{j\left(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + 2\pi\Delta f_3 \left(\frac{kT}{m}\right)^2\right)} + v_k$$

其中： $m$  为相对于码元速率的过采样倍数， $\mathbf{g}_k$  为矢量形式的成型滤波器；

3) 产生初始粒子集合  $\boldsymbol{\chi}_1 = \{\mathbf{x}'_1, \mathbf{w}'_1\}_{i=1}^N$ ， $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{a}_{n_k}, \boldsymbol{\lambda}_k\}$ ， $N$  为粒子个数；

4) 依据下式计算目前粒子集的似然分布  $p(y_k | \mathbf{a}'_{n_k}, \boldsymbol{\lambda}'_k)$ ；

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

$$\text{其中, } \Delta = y_k - (h_1)^l e^{j\left(2\pi(\Delta f_1)^l \frac{kT}{m} + (\Delta\theta_1)^l\right)} (\mathbf{a}'_{n_k})^T \mathbf{g}_k + (h_2)^l e^{j\left(2\pi(\Delta f_2)^l \frac{kT}{m} + (\Delta\theta_2)^l\right)},$$

$\mathbf{a}'_{n_k} = [a'_{n_{k-L+1}}, \dots, a'_{n_{k+L-1}}, a'_{n_{k+L}}]^T$ ， $A$  为码元取值的集合。根据上式便可获得新采样粒子  $\mathbf{a}'_{n_{k+L}} \in A$  的似然分布。

5) 依据公式  $w'_k \propto w'_{k-1} p(y_k | \mathbf{a}'_{n_{k+l}} \in A, \mathbf{a}'_{n_{k-1}}, \boldsymbol{\lambda}'_k)$  更新粒子对应的权值  $w'_k$ ，归一化  $w'_k = w'_k / \sum_{i=1}^N w'_i$ ，并更新粒子集合  $\boldsymbol{\chi}_k = \{\mathbf{x}'_k, \mathbf{w}'_k\}_{i=1}^N$ ；

6) 根据公式  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w'_i)^2$  计算当前粒子集的退化程度；

7) 若  $N_{\text{eff}} \leq N/3$ ，则利用基于 Metropolis-Hastings 变异规则对粒子群进行重采样，更新粒子权值  $w'_k = 1/N$ ，并返回执行 4)；否则进行 8)；

8) 根据下式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 4)。

$$\boldsymbol{\lambda}_k^{\text{LMMSE}} = \sum_{i=1}^N w'_i \boldsymbol{\lambda}'_k$$

$$\mathbf{a}_{n_k}^{\text{MAP}} = \arg \max_{a_{n_k} \in A} \left\{ \sum_{i=1}^N w'_i \delta(a'_{n_k, i}) \right\}$$

3. 根据权利要求 1 和 2 所述的单通道通信信号与干扰盲分离方法处理的信号类型，其特征在于：

1) 针对无线通信中的通信信号抗干扰处理：即以要求 1 和 2 为实现依据的，无线通信（如卫星通信、移动通信、短波通信等）中单通道通信信号与干扰盲分离处理应用，干扰类型包括系统多用户间干扰、系统间干扰、恶意破坏性干扰（单音干扰、窄带干扰、扫频干扰、转发式干扰）；

2) 针对无线通信中单通道接收混合信号盲分离处理：即以要求 1 和 2 为实现依据的，无线通信中单通道接收到的混合信号盲分离处理应用，例如通信信号与噪声盲分离，通信信号与通信信号盲分离；

3) 针对雷达信号处理中的单通道混合信号盲分离处理;即以要求 1 和 2 为实现依据的,雷达信号处理中的单通道混合信号盲分离处理应用。

## 基于变异粒子群粒子滤波的单通道扰信盲分离方法

### 技术领域

[0001] 本发明提供的是一种单通道接收情况下的扰信盲分离方法,具体涉及基于变异粒子群重采样粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离方法 (MPSOPF-SCBSS),属于通信信号处理和通信抗干扰领域。

### 技术背景

[0002] 通信信号与干扰盲分离是提高通信系统可靠性的手段之一。与扩频通信中频谱扩展和干扰抑制抗干扰的原理不同,干扰分离采用盲信号处理的方法对接收到的受扰信号进行分解、估计和成份分离,能够在不损伤通信信号的前提下,最大程度地分离通信信号和干扰,增加系统的抗干扰容限,可处理扩频和非扩频信号,这种方法正逐渐成为提高通信系统可靠性的重要途径之一。

[0003] 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(通信信号与干扰的混合)中分离或估计出源信号。相对多通道扰信分离问题而言,这是一个极端病态的难题,解决起来有很大难度。但是由于其只需要一套接收设备,比起多阵元或多信道接收而言,降低了接收设备的结构复杂性,并且在很多通信系统的应用场景中,无法满足多通道盲分离的条件(如卫星通信)。因此,单通道扰信分离具有广阔的应用前景和巨大的实用价值。

[0004] 目前针对单通道通信信号盲分离问题,主要有三种解决思路:一是通过过采样将单通道转化为多通道,再利用多通道盲分离的方法进行处理,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。二是利用通信信号的循环平稳特性,循环谱域上构造滤波器进行分离,这种方法的困难在于,不是所有的信号组合在循环谱域上都具有差异。三是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,这种方法的优点是以信号的解析表达式为基础,有严格的理论依据,并且可将需要求解的参数(如信息码元、信号或干扰的频偏、相偏、符号位定时、信道传输参数等)作为贝叶斯估计中的待估目标,处理方式相对灵活;目前关于此方面研究主要局限于对两路功率基本相同的通信信号进行盲分离,没有研究存在恶意干扰(人工信比)情况下的盲分离,并且现有的算法要求使用大数量的粒子逼近概率密度分布,并且在通信信号的信噪比较低时分离效果均不理想(目前的研究普遍认为,针对两路功率相当的 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 15dB)。

### 发明内容

[0005] 本发明提供一种基于变异粒子群粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离方法 (MPSOPF-SCBSS),其目的重在提供一种可满足较大干信比、较少粒子数量和较低信噪比情况下的单通道扰信盲分离方法。

[0006] 为达到上述目的,本发明采用了如下技术方案:

[0007] 基于变异粒子群粒子滤波的单通道通信信号与干扰盲分离方法。本方法采用状态空间模型对遭受干扰的单通道通信信号进行数学建模,将单通道扰信盲分离问题转化为通信码元和系统未知参数的联合估计,并通过粒子滤波实现联合估计达到盲分离的目的。为了改善序贯估计过程中出现的粒子贫化现象,采用变异粒子群优化(MPSO)规则进行粒子重采样(利用基于Metropolis-Hastings变异的粒子群优化操作进行粒子重采样,通过粒子群的速度-位移更新函数,寻找种群的个体最优和全局最优解,同时完成粒子重采样),既减少了序贯估计过程中需要的粒子数量又保证了粒子集合的多样性。此外,变异粒子群的优化规则,使本文方法能够一定程度上降低对通信信号信噪比的要求(依据不同的干信比而定)。主要实现步骤如下:

[0008] 第一步:根据通信信号和干扰的解析表达式,建立受扰通信信号的状态空间模型,将单通道盲分离问题转化为多参数(一般是通信码元、信道传输参数或信号表达参数)的联合估计问题;

[0009] 第二步:利用变异粒子群粒子滤波对模型中的通信码元和未知参数向量进行贝叶斯最大后验估计;

[0010] 第三步:在序贯估计的过程中,利用基于Metropolis-Hastings变异的粒子群优化操作进行粒子重采样,达到减少所需粒子数量和提髙扰信分离性能的目的。

[0011] 上述中:

[0012] 1) 建立受扰通信信号状态空间模型的具体方法是:

[0013] 假设数字通信系统单路接收到由通信信号与干扰混合而成的受扰信号(以单音干扰为例),其下变频后的基带信号可表达为公式(1):

$$[0014] \quad y(t) = x_1(t) + x_2(t) + n(t) = h_1 e^{j(2\pi\Delta f_1 t + \Delta\theta_1)} \sum_{n=-L}^L a_n g(t - nT - \tau) + h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 t + \Delta\theta_2)} + v(t) \quad (1)$$

[0015] 其中,  $y(t)$  是接收的受扰信号,  $x_1(t)$  是通信源信号,  $x_2(t)$  是同信道单音干扰,  $v(t)$  是高斯白噪声。  $T$  是码元周期,  $g(\cdot)$  是成型滤波器,  $L$  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。  $\Delta f_1$  是通信信号的残留频偏,  $\Delta\theta_1$  是其残留相偏,  $\Delta f_2$  是单音干扰的残留频偏,  $\Delta\theta_2$  是其残留相偏,  $a_n$  是传输的码元,  $\tau$  是通信信号的本地定时偏差,  $h_1$  和  $h_2$  分别是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。需要注意的是,公式(1)中  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  的表达式应根据通信信号与干扰的类型进行变化,例如,若线性干扰为扫频干扰,则  $x_2(t)$  变为:  $x_2(t) = h_2 e^{j(2\pi\Delta f_2 t + 2\pi\Delta f_3 t^2)}$ , 其中  $\Delta f_2$  是扫频干扰起始频率的残余频偏,  $\Delta f_3$  是扫频干扰的调制斜率。在本文中,若无特别说明,均采用单音干扰作理论分析。

[0016] 对基带受扰信号  $y(t)$  按码元速率的  $m$  倍进行过采样,则离散形式的表达式如式(2)所示:

$$[0017] \quad y_k = h_1 e^{j\left(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1\right)} \sum_{n=-L}^L a_n g\left(\frac{kT}{m} - (n_k + n)T - \tau\right) + h_2 e^{j\left(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_2\right)} + v_k \quad (2)$$

[0018] 其中,  $n_k$  为通信信号中第  $k$  个采样点对应的码元序号。

[0019] 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,  $\lambda = \{\tau,$

$h_1, h_2, \Delta f_1, \Delta f_2, \Delta \theta_1, \Delta \theta_2$  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。

[0020] 根据上述定义,式 (2) 的矢量形式表达式如 (3) 所示:

$$[0021] \quad y_k = h_1 e^{j\left(2\pi\Delta f_1 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_1\right)} \mathbf{a}_{n_k}^T \mathbf{g}_k + h_2 e^{j\left(2\pi\Delta f_2 \frac{kT}{m} + \Delta\theta_2\right)} + v_k \quad (3)$$

[0022] 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  $y_{1k}$ ,联合估计出码元向量  $\mathbf{a}_{n_k}$  和未知参数  $\lambda_{1k}$ ,进而实现扰信分离。

[0023] 根据采样点与码元周期间的关系,若从  $k-1$  到  $k$  时刻的过程中码元序号发生变化,则状态转移方程如式 (4) 所示

$$[0024] \quad \begin{cases} \mathbf{a}_{n_k} = \mathbf{S} \mathbf{a}_{n_{k-1}} + \mathbf{d}_k \\ f(\lambda_k) = f(\lambda_{k-1}) \end{cases} \quad (4)$$

$$[0025] \quad \text{其中, } \mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}, \text{ 为 } (2L+1) \times (2L+1) \text{ 的转移矩阵, } \mathbf{d}_k = [0, \dots, 0, a_{n_k+L}] \text{ 为扰动向量,}$$

$a_{n_k+L}$  为下一个未知码元,  $f(\cdot)$  为系统参数的状态转移函数。

[0026] 若码元序号未发生变化,则状态转移方程如 (5) 所示

$$[0027] \quad \begin{cases} \mathbf{a}_{n_k} = \mathbf{a}_{n_{k-1}} \\ f(\lambda_k) = f(\lambda_{k-1}) \end{cases} \quad (5)$$

[0028] 式 (4)、式 (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。由于式 (3) 为非线性方程,需要用非线性贝叶斯滤波的算法进行求解,因此选择粒子滤波联合估计通信码元与未知参数。

[0029] 2) 利用粒子滤波对通信码元和未知参数进行联合估计的具体方法是:

[0030] 令  $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{a}_{n_k}, \lambda_k\}$ , 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  $p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})$ , 由于  $p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})$  的解析形式无法确切预知,可以借助重要性函数  $q(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})$  进行粒子抽取,则重要性函数与真实分布间的关系为 (6):

$$[0031] \quad w_{1k} = \frac{p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})}{q(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})} \quad (6)$$

[0032] 其中  $w_{1k}$  即为重要性权值。

[0033] 公式 (6) 可以理解为用 (7) 式近似表示  $p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})$ , 即:

$$[0034] \quad p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k}) \approx \hat{p}(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k}) = \sum_{i=1}^N w'_k \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}'_k) \quad (7)$$

[0035] 即  $p(\mathbf{x}_{1k} | y_{1k})$  可以用其中的一组加权粒子  $\chi_k = \{\mathbf{x}'_k, w'_k\}_{i=1}^N$  近似表示。其中,  $\mathbf{x}'_k$  是第  $i$  个粒子,  $w'_k$  是其权值,满足归一化条件  $\sum w'_k = 1$ ,  $N$  是粒子个数,  $\delta(\cdot)$  是狄拉克函数。

[0036] 根据通信码元和未知参数的特点,选择状态转移分布进行粒子抽取,如式 (8) 所示

$$[0037] \quad q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{1k-1}, y_{1k-1}) = q(\mathbf{a}_{n_k}, \lambda_k | \mathbf{a}_{1n_{k-1}}, \lambda_{1k-1}, y_{1k}) = p(\lambda_k | \lambda_{1k-1}) p(\mathbf{a}_{n_k} | \mathbf{a}_{1n_{k-1}}, \lambda_{1k}, y_{1k}) \quad (8)$$

[0038] 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

$$[0039] \quad p(a_{n_k+L} | \mathbf{a}_{1:n_k-1}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k}, y_{1:k}) \propto p(y_k | a_{n_k+L} \in A, \mathbf{a}_{1:n_k-1}, \boldsymbol{\lambda}_{1:k}) \quad (9)$$

[0040] 将式 (3) 代入式 (9), 可得新抽样粒子的似然函数如式 (10) 所示

$$[0041] \quad p(y_k | a'_{n_k+L} \in A, a'_{n_k-1}, \boldsymbol{\lambda}'_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(\Delta)}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$$[0042] \quad \text{其中, } \Delta = y_k - (h_1)' e^{j\left(2\pi(\Delta t_1) \frac{kt}{m} + (\Delta \theta_1) \right)} (\mathbf{a}'_{n_k})^\top \mathbf{g}_k + (h_2)' e^{j\left(2\pi(\Delta t_2) \frac{kt}{m} + (\Delta \theta_2) \right)} \quad (11)$$

[0043]  $\mathbf{a}'_{n_k} = [a'_{n_k-L+1}, \dots, a'_{n_k+L-1}, a'_{n_k+L}]^\top$ ,  $A$  为码元取值的集合。根据式 (10) 便可获得新采样粒子  $a'_{n_k+L} \in A$  的似然分布。

[0044] 粒子权值的更新公式为

$$w'_k \propto w'_{k-1} p(y_k | a'_{n_k+L} \in A, \mathbf{a}'_{n_k-1}, \boldsymbol{\lambda}'_k) \quad (12)$$

[0045] 求得重要性权值后, 利用最小均方误差准则 (LMMSE) 得到模型参数的估计值如 (15) 所示

$$[0046] \quad \boldsymbol{\lambda}_k^{\text{LMMSE}} = \sum_{i=1}^N w'_i \boldsymbol{\lambda}'_k \quad (13)$$

[0047] 信息码元的估计可采用最大后验 (MAP) 准则, 即:

$$[0048] \quad a_{n_k}^{\text{MAP}} = \arg \max_{a_{n_k} \in A} \left\{ \sum_{i=1}^N w'_i \delta(a'_{n_k+D}) \right\} \quad (14)$$

[0049] 3) 利用基于 Metropolis-Hastings 变异的粒子群优化操作进行粒子重采样的具体方法是:

[0050] 步骤 1: 初始化粒子群, 即随机设定个体的初始位置  $\mathbf{p}'_k$  和初始速度  $\mathbf{v}'_k$ ;

[0051] 步骤 2: 根据适应度函数, 计算个体的适应值;

[0052] 步骤 3: 对于每个个体, 将其适应值与其所经历过最好位置  $P_t$  的适应值进行比较, 若较好, 则将其作为当前的最好位置;

[0053] 步骤 4: 对于每个粒子, 将其所经历过最好位置  $P_t$  的适应值与群体所经历过的全局最好位置  $P_g$  的适应值进行比较, 若较好, 则将其作为群体当前的全局最好位置;

[0054] 步骤 5: 根据 (15) (16) 更新个体的速度和位置

[0055]

$$\begin{aligned} \mathbf{v}'_{k+1} &= \omega * \mathbf{v}'_k + c_1 * \text{rand} * (\mathbf{P}_t - \mathbf{p}'_k) \\ &+ c_2 * \text{rand} * (\mathbf{P}_g - \mathbf{p}'_k) \end{aligned} \quad (15)$$

$$[0056] \quad \mathbf{p}'_{k+1} = \mathbf{p}'_k + \mathbf{v}'_{k+1} \quad (16)$$

[0057] 步骤 6: 变异最佳个体, 为了提高变异个体对真实分布的逼近程度, 本文用 MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 移动实现个体的变异繁殖, 同时采用 MH (Metropolis-Hastings) 算法对样本进行选择, 很大程度的提高了变异样本的多样性。首先, 选择当前最佳个体  $\mathbf{x}_k^{\text{gbest}}$  做变异繁殖。变异后的粒子如公式 (17) 所示:

$$[0058] \quad \mathbf{x}'_k = \mathbf{A}_{k|k-1} \mathbf{x}_k^{\text{gbest}} + \boldsymbol{\delta} \quad (17)$$



[0059] 其中,  $A_{k|k-1}$  为一阶马尔可夫链转移矩阵,  $\delta \sim N(0, 1)$ 。再对新个体  $x_k^i$  进行快速 MH 选择:

[0060] 按照均匀概率分布从区间  $[0, 1]$  中抽样得到门限值  $u \sim [0, 1]$ ;

[0061] 对新变异样本和原样本计算适应度函数, 得出  $f(x_k^i)$ ,  $f(x_k^{gbest})$ ;

[0062] 设  $\theta = \min(f(x_k^i)/f(x_k^{gbest}), 1)$ , 若  $u < \theta$ , 则保留  $x_k^i$  作为变异后的样本。

[0063] 本发明的优点及有益效果:

[0064] 本发明是基于 Metropolis-Hastings 变异粒子群粒子滤波的单通道扰信盲分离方法, 其目的是发明一种可满足较大干信比、较少粒子数量和较低信噪比情况下的单通道扰信盲分离方法。第一, 通过建立受扰通信信号的状态空间模型, 将单通道扰信盲分离问题转化为通信码元和系统未知参数的最大后验估计, 可灵活的处理多种单通道扰信盲分离问题; 第二, 采用 MH 变异粒子群优化 (MH-MPSO) 规则进行粒子重采样, 通过粒子群的速度-位移更新函数, 寻找种群的个体最优和全局最优解, 既减少了序贯估计过程中需要的粒子数量又保证了粒子集合的多样性; 第三, MH 变异粒子群的模拟生物优化规则, 可提高参数的估计精度并加快参数估计的收敛时间, 进而使本文方法在较大干信比下保持较低的误码率, 并且能够一定程度上降低对通信信号信噪比的要求 (具体的性能指标请查看误码率曲线图)。

#### 附图说明

[0065] 图 1 为本发明的实施过程流程图;

[0066] 图 2 为基于 Metropolis-Hastings 变异的粒子群优化重采样流程图;

[0067] 图 3 为单音干扰情况下, 干信比 (ISR) 等于 20dB 时, BPSK 信号的误码率随信噪比变化的曲线图;

[0068] 图 4 为单音干扰情况下, 干信比 (ISR) 等于 30dB 时, BPSK 信号的误码率随信噪比变化的曲线图;

[0069] 图 5 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对单音干扰残余频偏估计;

[0070] 图 6 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对单音干扰残余相偏估计;

[0071] 图 7 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对干信比估计 (实际的比值);

[0072] 图 8 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对通信码元位定时估计;

[0073] 图 9 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对信号频偏估计;

[0074] 图 10 为  $ISR = 20\text{dB}$ , BPSK 信号  $SNR = 15\text{dB}$  时, 对信号相偏估计;

#### 具体实施方式

[0075] 下面详细叙述本发明的具体实现过程, 并结合单音干扰的分离进行举例。

[0076] 第一步: 将单通道接收的受扰通信信号下变频为基带信号并进行数字化采样;

[0077] 第二步: 产生初始粒子集合  $\chi_1 = \{\mathbf{x}_1^i, \mathbf{w}_1^i\}_{i=1}^N$ ,  $N$  为粒子个数;

[0078] 第三步: 依据公式 (10) (11) 计算目前粒子集的似然分布  $p(y_k | \mathbf{a}_k^i, \lambda_k^i)$ ;

[0079] 第四步: 依据公式 (12) 更新粒子对应的权值  $w_k^i$ , 归一化  $w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i$ , 并更新粒

子集合  $\chi_k = \{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ ;

[0080] 第五步:根据公式  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^2$  计算当前粒子集合的退化程度;

[0081] 第六步:若  $N_{\text{eff}} \leq N/3$  则进行变异粒子群优化重采样,更新粒子权值  $w_k^i = 1/N$ ,并返回执行第三步;否则进行第七步;

[0082] 第七步:根据公式 (13) (14) 计算当前采样时刻的参数估计值  $\lambda_k^{\text{LMMSE}}$  和码元估计值  $\mathbf{a}_{n_k}^{\text{LAP}}$ ;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,转而执行第三步。

[0083] 单音干扰盲分离实例

[0084] 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  $F_d = 10\text{kbps}$ ,定时偏差为  $\tau = 0$ ,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  $\Delta f_1 = -100\text{Hz}$ ,相偏  $\Delta \theta_1 = 0$ ,单音干扰的残余频偏  $\Delta f_2 = 100\text{Hz}$ ,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  $\text{ISR} = 10 \log(\bar{p}_{J(t_1:t_2)} / \bar{p}_{S(t_1:t_2)})$ ,其中  $t_1:t_2$  代表时间长度。为了解决待估参数模糊性问题,需要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  $\Delta f_i \pm 200\text{Hz}$ ,  $i = 1, 2$ ,相位估计范围为  $[0, \dots, \pi/2]$ ,位定时估计范围为  $[0, \dots, T]$ 。

[0085] 实验对比了本文算法 (MPSO-PF) 与标准粒子滤波 (PF) 在不同干信比、信噪比和过采样率情况下对受扰 BPSK 信号的分离性能,仿真中 PF 算法需要 1000 个粒子,MPSOPF 算法需要 300 个粒子。图 3 是干信比为 20dB (ISR = 20dB) 情况下,MPSOPF 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 MPSOPF 算法分离性能,其中, (m) 表示 m 倍过采样。可以看出, MPSOPF 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 15dB 的情况下,分离后 BPSK 信号的误码率小于  $10^{-4}$ 。图 4 是干信比为 30dB (ISR = 30dB) 时, MPSO-PF 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 16.5dB 的情况下,分离后 BPSK 信号的误码率小于  $10^{-4}$ 。

[0086] 图 5- 图 10 给出的是当  $\text{ISR} = 20\text{dB}$ ,  $\text{SNR} = 15\text{dB}$  时受扰 BPSK 信号载波频偏、载波相位、干扰频偏、干扰相位、码元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较理想值。此外,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 4 倍过采样下 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 28.92%,总的处理时间节约 3/4 左右。

[0087] 表 1 算法运算时间表:

算法	平均运行时间 (100 次实验)
PF (4)	982.8322 秒
MPSO-PF (4)	284.2513 秒

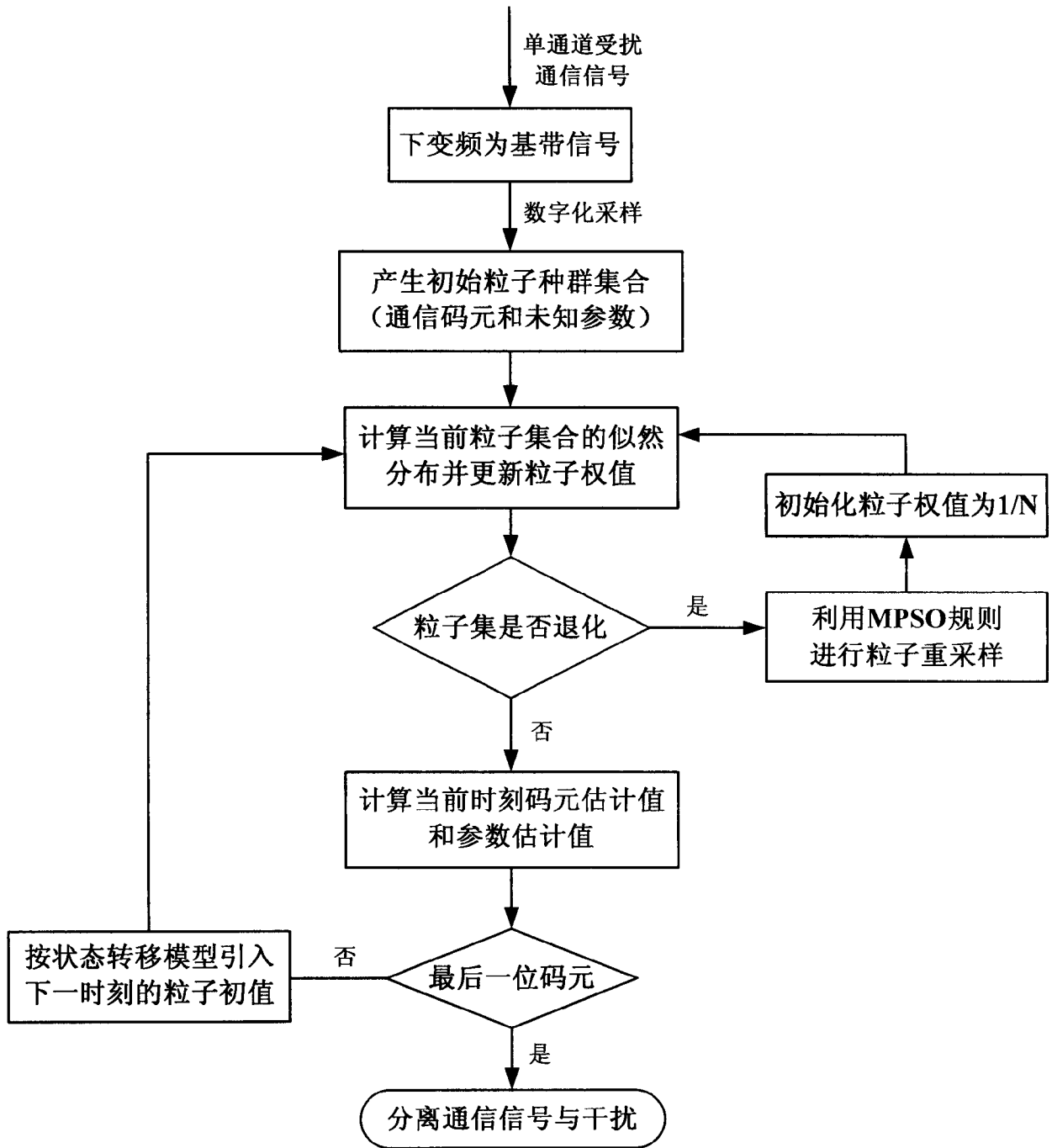


图 1

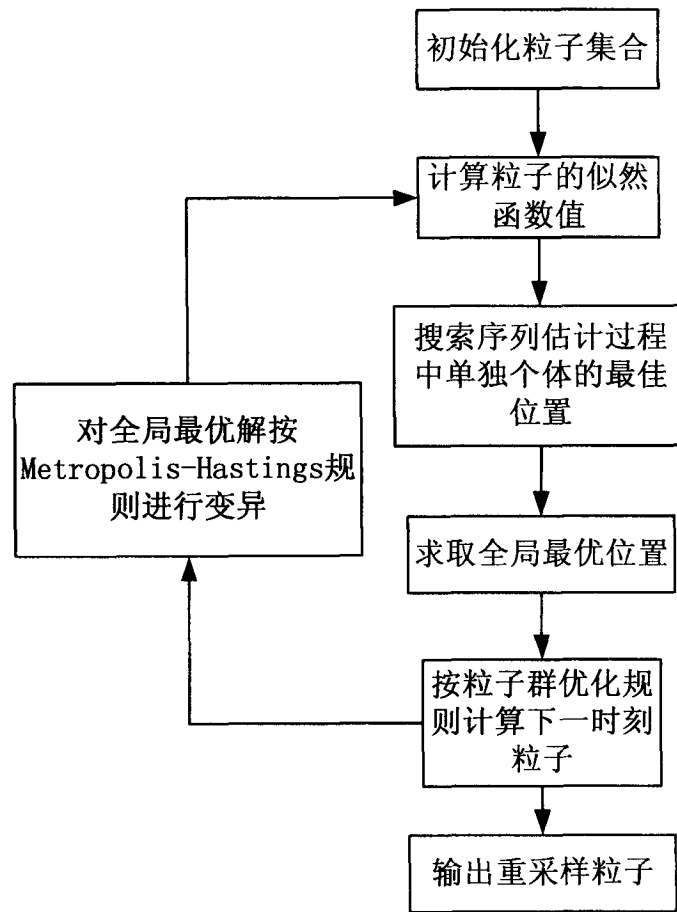


图 2

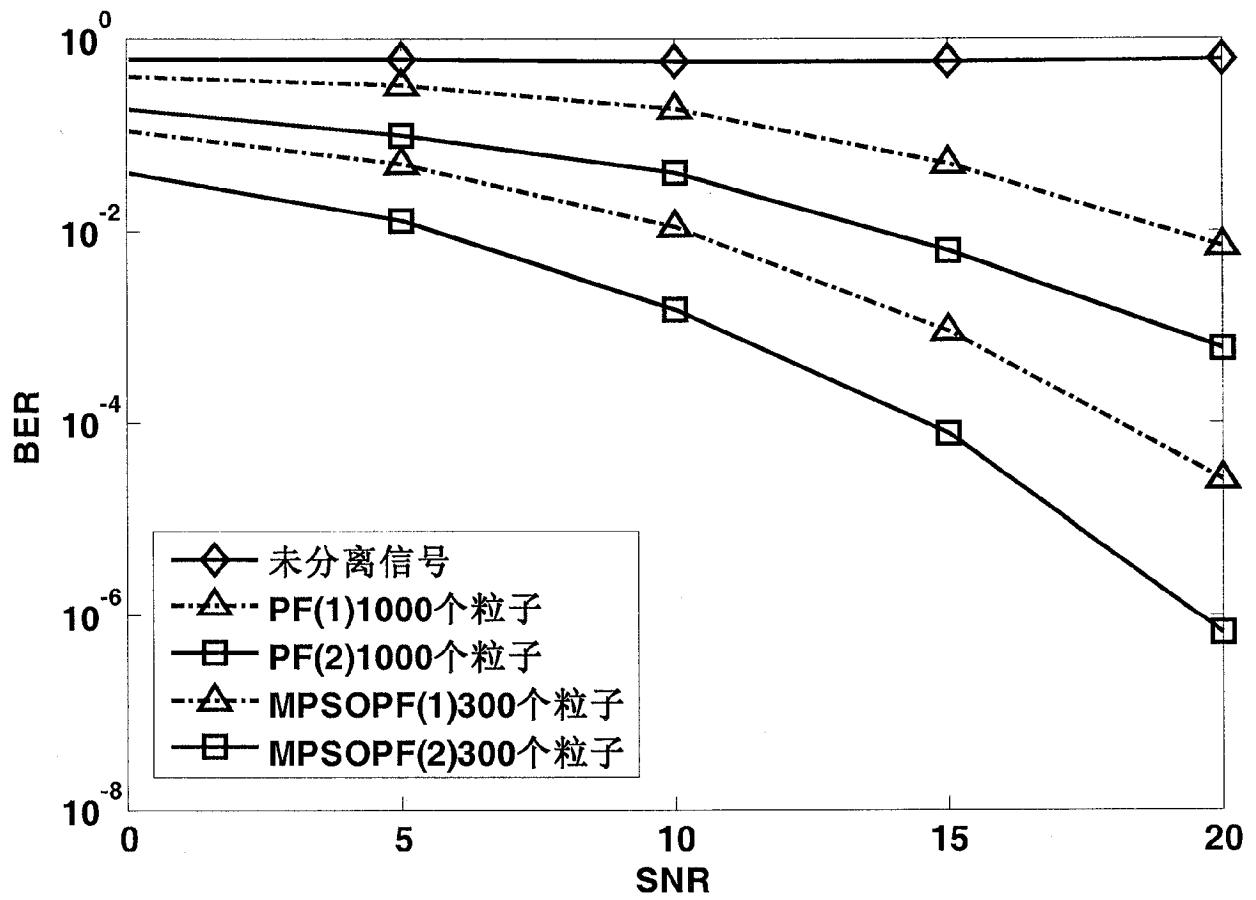


图 3

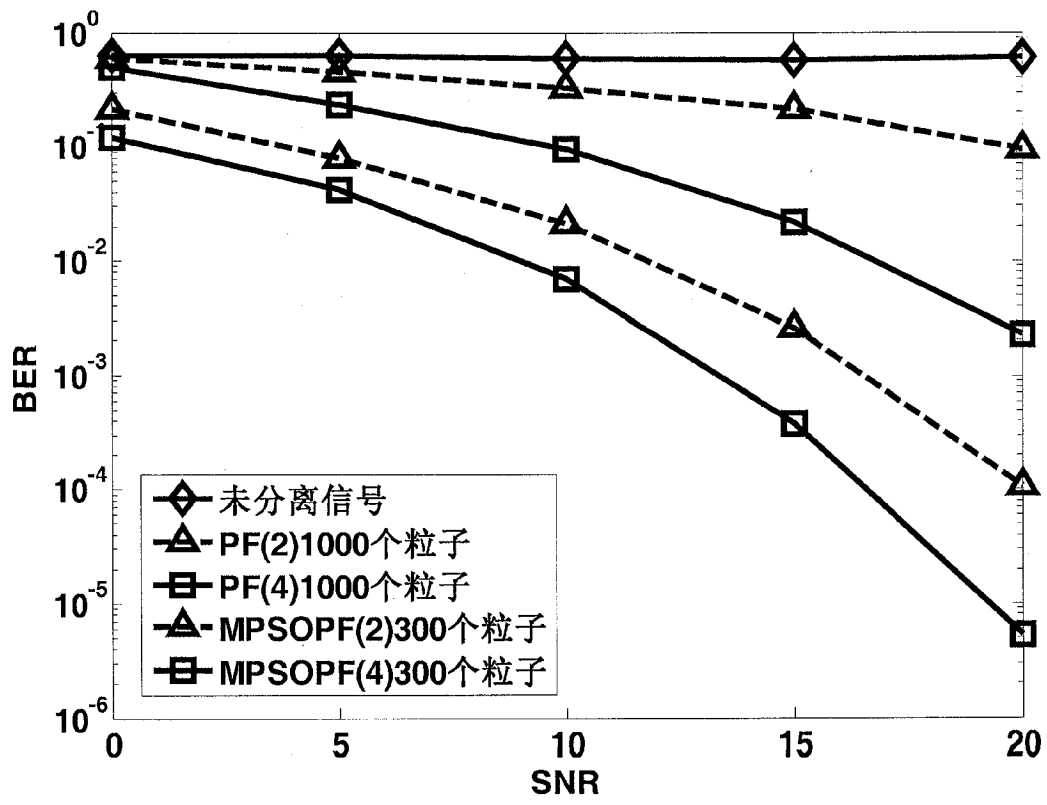


图 4

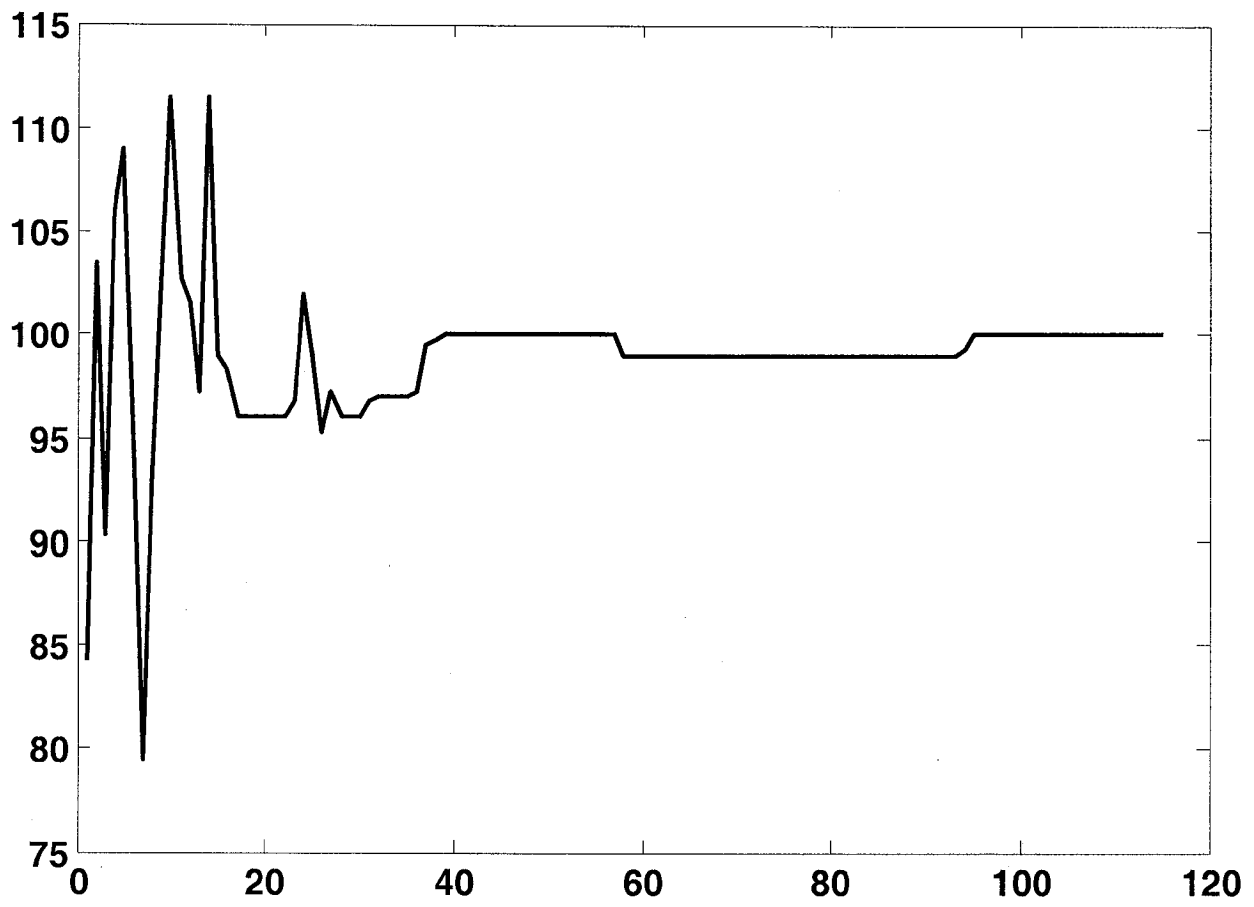


图 5

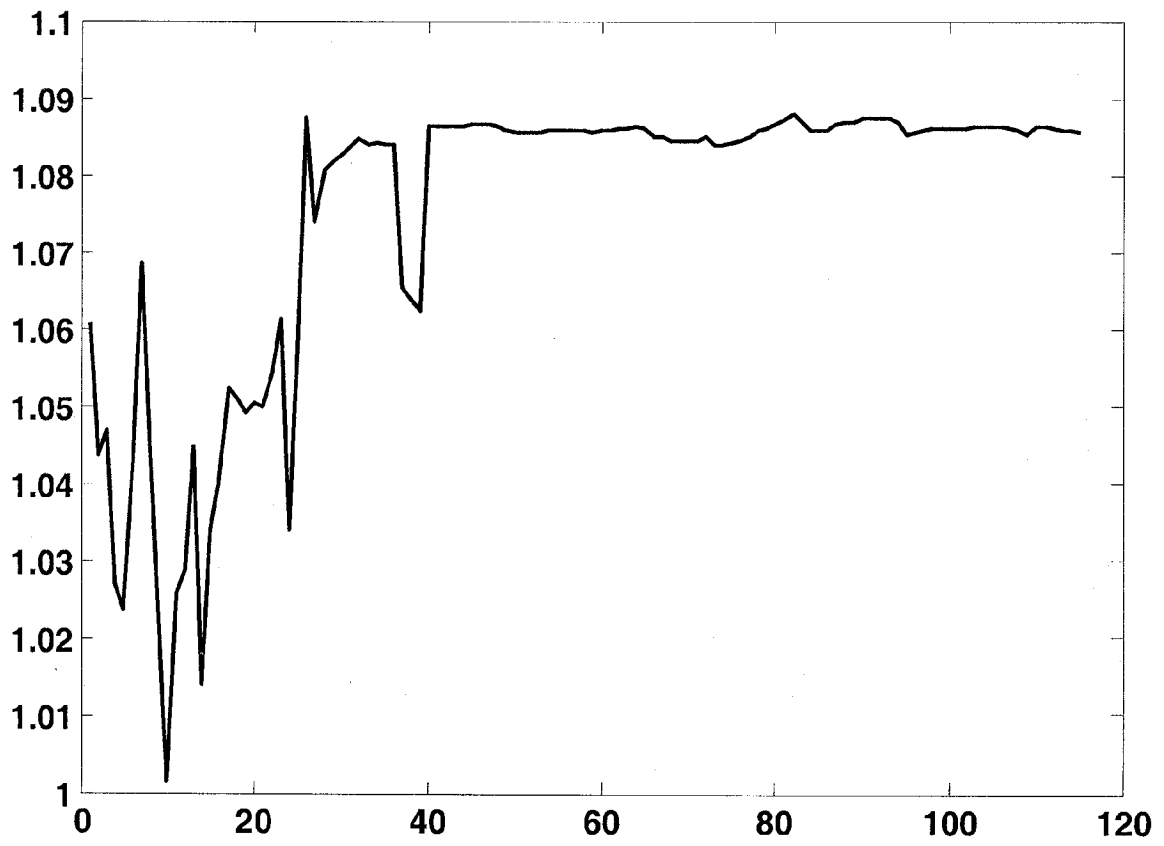


图 6



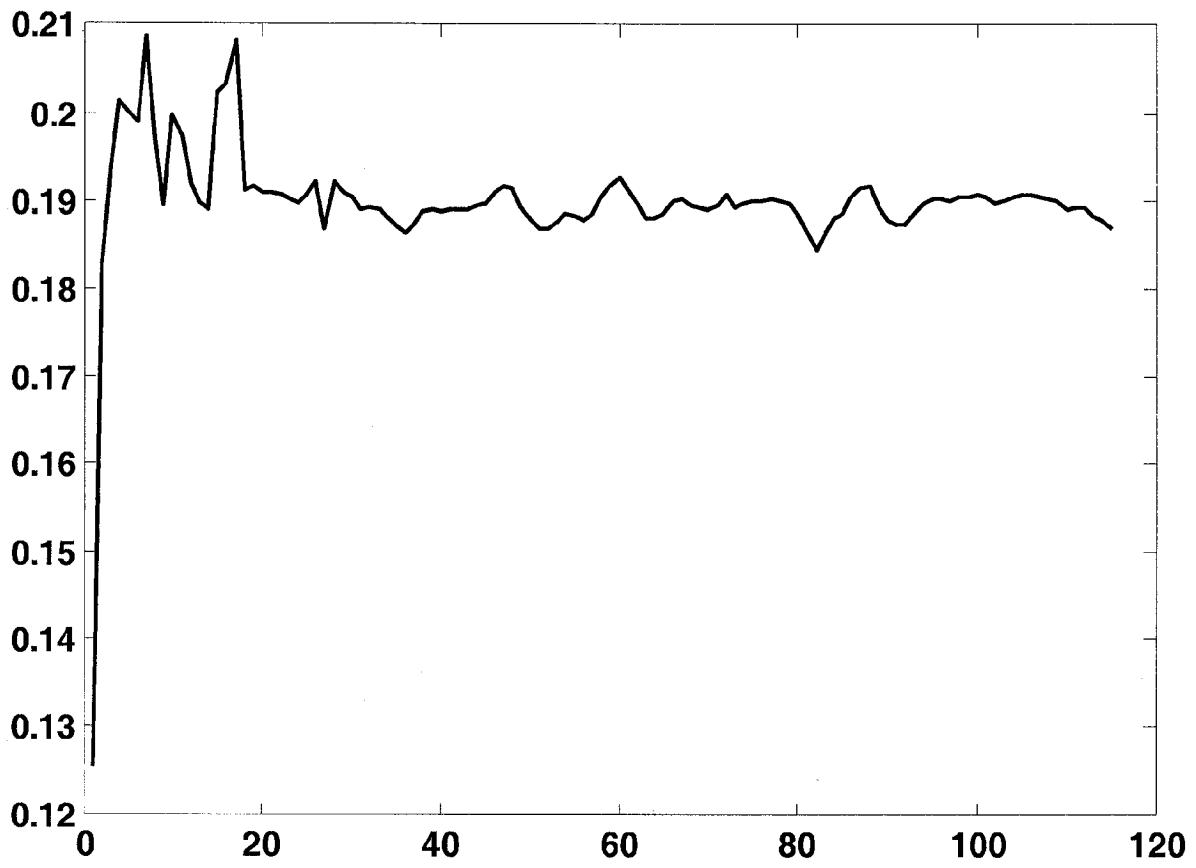


图 7

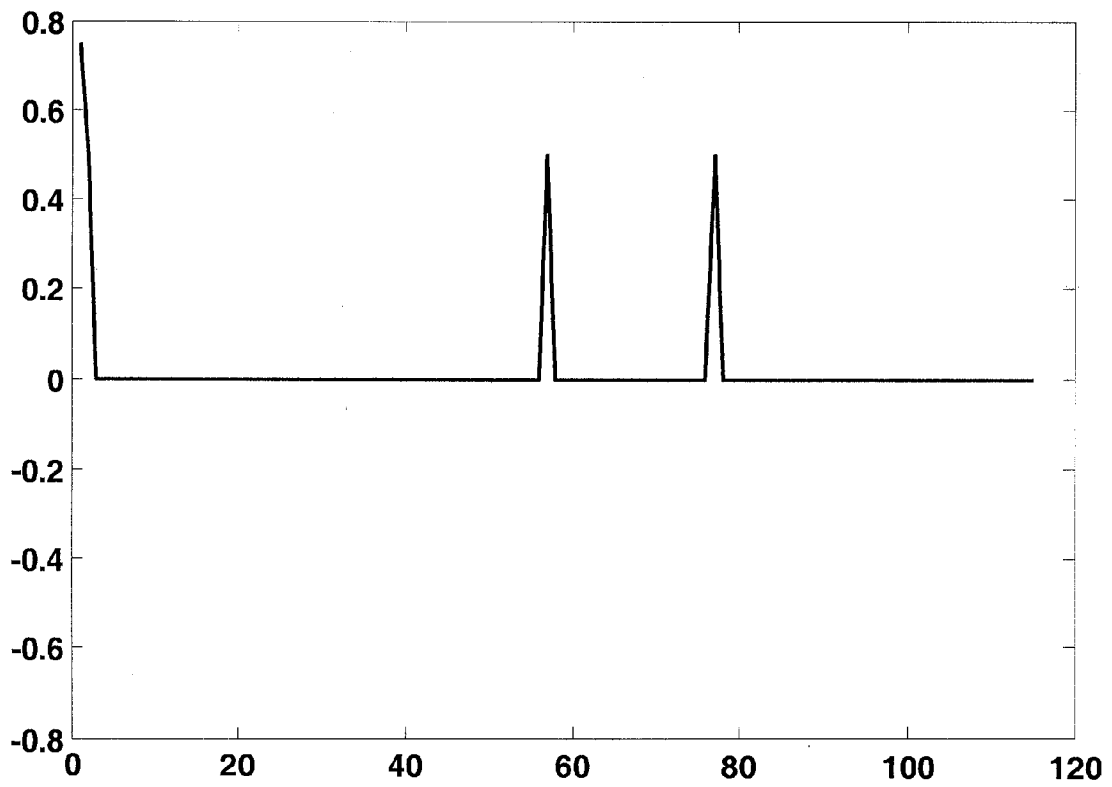


图 8

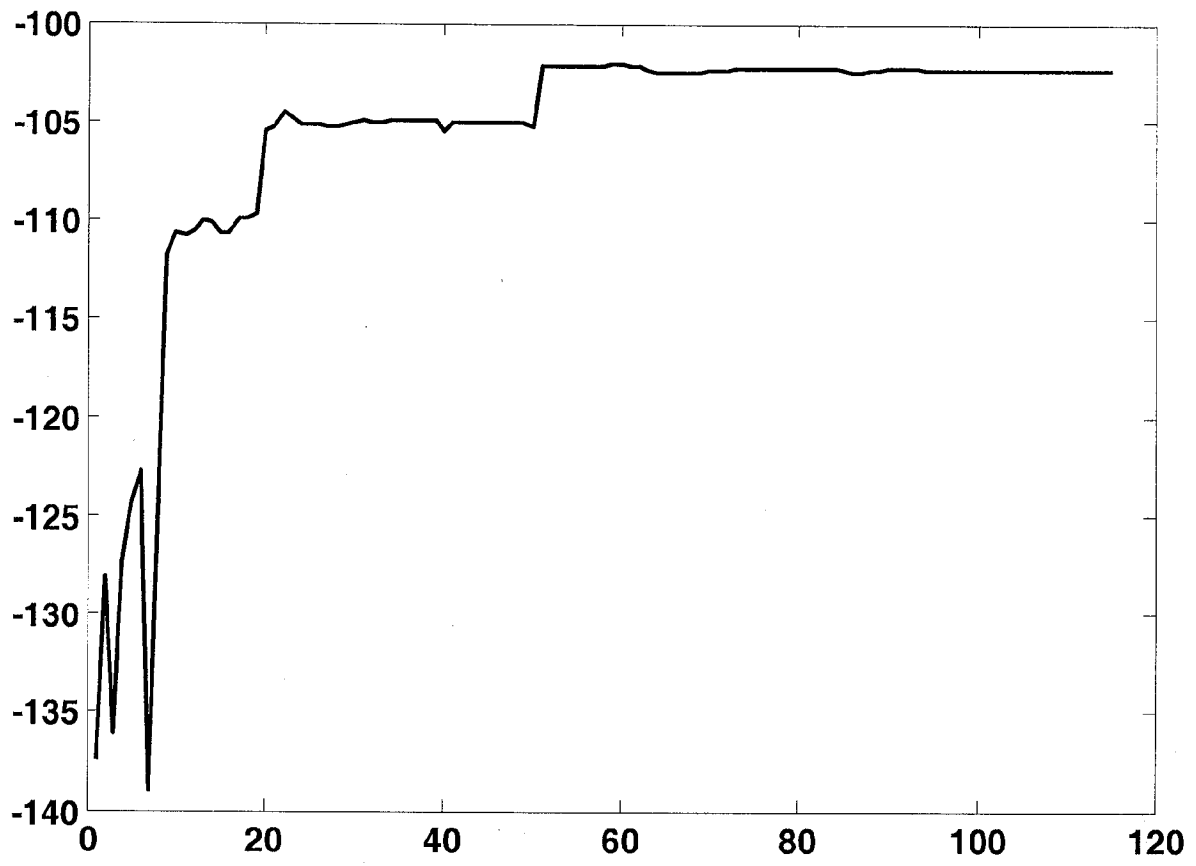


图 9

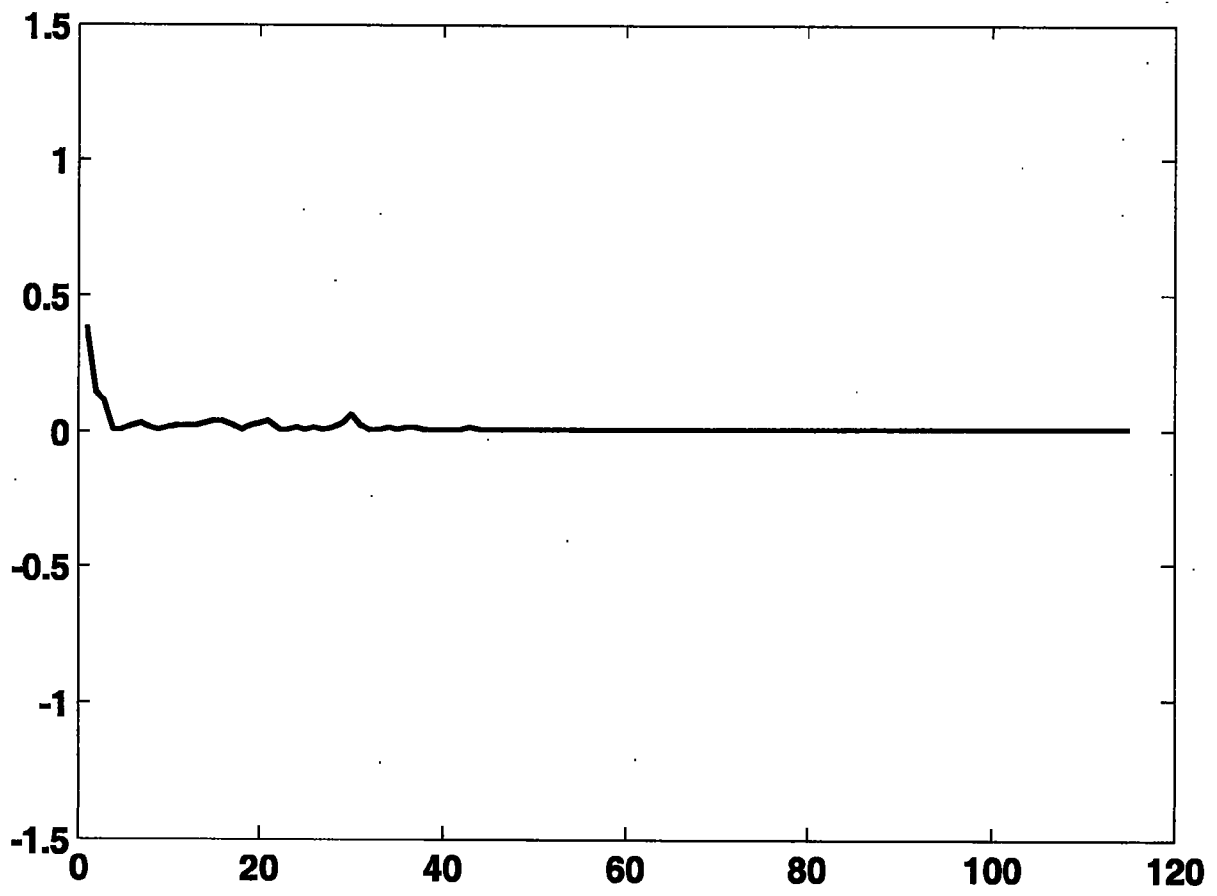


图 10