

基于集员估计的混沌通信窄带干扰抑制技术^{*}

范永全^{1)†} 张家树^{1)‡}

1) 西南交通大学信号与信息处理重点实验室 成都 610031)

2) 西华大学数学与计算机学院 成都 610039)

(2007 年 5 月 31 日收到 2007 年 10 月 30 日收到修改稿)

基于混沌载波的有界性和最优定界椭球(OBE)准则,推导出了已知干扰信号模型参数的状态估计和未知干扰信号模型参数的自适应状态估计的干扰抵消算法.与基于最小相空间体积(MPSV)的 Kalman 滤波和传统的递归最小二乘(RLS)算法相比,本算法具有选择更新特性,能在仅有少量数据参与更新的情况下达到与前者接近的性能,降低了计算量.该方法的性能通过在混沌参数调制(CPM)和差分混沌相移键控(DCSK)两种通信方式下对自回归(AR)型和单音两种窄带干扰的有效抑制得到了验证.

关键词:最优定界椭球,混沌通信,干扰抑制,集员估计

PACC: 0545

1. 引 言

近几年来,混沌通信引起了广泛关注^[1-9].其基本思想是把窄带的信息信号用宽带的混沌载波进行调制.比如混沌参数调制(CPM)^[1],混沌移相键控(CSK)^[2],差分混沌移相键控(DCSK)^[3].但是这些方案大都建立在理想状态下,没有考虑实际通信中的共道干扰和窄带干扰.针对混沌通信中存在的窄带干扰,文献[4]提出了基于混沌理论的干扰抑制方法,用混沌信号产生扩频码代替常规的 PN 序列,并基于相空间体积最小化(MPSV)准则^[6,7]估计预测误差滤波器系数实现干扰抵消;文献[5]提出了一种基于两阶段动态估计的自适应滤波算法用于窄带干扰抑制.首先,干扰样值之间具有很强的相关性,可以用自回归(AR)模型建模,通过 MPSV 准则估计 AR 模型系数.然后,根据估计的系数,采用一个标准的卡尔曼(Kalman)滤波器对干扰信号进行状态估计.MPSV 准则从混沌信号本身的特征出发,可以较为准确地估计模型参数,但由于采取随机搜索的方式进行批处理,运算量较大.并且,基于 Kalman 滤波的传统状态估计假定系统和测量噪声是随机过程并且满足某种分布,但在很多实际过程中噪声的统计特

性是未知的,为了解决这种矛盾,具有误差未知但有界(UBB)系统的状态估计及参数辨识问题开始引起人们的极大关注.集员估计成为处理这类问题的有效方法,它是通过观测值和噪声界计算来得到关于状态信息的一个可实现集合,这个可实现集合包含了系统状态的真实值,目前已开始应用在通讯、信号处理以及控制工程等方面. Schweppe 等^[10]及 Bertsekas 等^[11]提出了集员状态估计的概念,他们利用外定界椭球集合来包含系统的真实状态,但没有考虑到椭球集合的最优化问题,在此基础上 Fogel 和 Huang^[12]提出了系统辨识中的最优定界椭球体(OBE)算法;Maksarov 等^[13]研究了系统的状态定界问题,得到了相应的椭球集合描述,但是其计算量较大;Chisci 等^[14]提出了用平行多面体来估计状态的 ROBP 算法,但复杂度较高,且收敛性欠佳.何青等^[15]提出了一种基于 OBE 算法的椭球状态定界迭代方法,通过对椭球集合的两步优化得到了状态的集员估计,对于系统和测量噪声有界但未知分布情况的状态估计非常有效.本文将该方法推广到通信中的信号处理问题,比如通信中的干扰抑制涉及到用递归最小二乘(RLS)算法或其他自适应算法对 AR 过程进行辨识.大多数递归算法的特征是不考虑数据的贡献而对参数进行连续更新.即便一个新的

^{*} 国家自然科学基金(批准号:60572027)和教育部新世纪优秀人才支持计划(批准号:NCET-05-0794)资助的课题.

[†] E-mail: fyq@mail.xhu.edu.cn

[‡] E-mail: j. s. zhang@263.net

观测值没有包含新信息,不能对估计精度带来改善,更新仍然不会停止.在实际应用中这将导致大量的冗余,如果能消除这些冗余,就可以用更少的参数更新来产生效率更高的算法. OBE 算法就是一种具有分辨更新能力的自适应算法,本文将应用于混沌通信中窄带干扰抑制,取得了满意的效果.

本文首先介绍混沌通信中的窄带干扰的信号模型.在模型参数已知的情况下,采用 OBE 的状态估计算法可以估计干扰信号,算法的增益和文献[5]的标准卡尔曼滤波相当,但由于 OBE 具有部分更新的特性,减少了计算量.在模型参数未知时,采用 OBE 自适应预测算法估计干扰信号并与传统的 RLS 算法进行比较,在数据更新率极小的情况下达到和 RLS 接近的增益性能,与文献[5]的基于 MPSV 的 Kalman 状态估计性能相差不大,但本文的盲估计算法不需要估计模型参数,缓解了采用 MPSV 算法进行随机搜索的计算复杂度.本文算法的性能在两种典型的混沌通信系统 CPM 和 DCSK 中,在 AR 型干扰和单音干扰下得到了验证.

2. 系统模型及算法描述

混沌通信中接收信号表示如下:

$$x(t) = \alpha s(t - \tau) + n(t) + i(t), \quad (1)$$

其中 α 为衰减因子, τ 为延迟偏移, $n(t)$ 为宽带高斯白噪声, $i(t)$ 为窄带干扰.为了符号简化,假定 $\tau = 0$, $\alpha = 1$.

将接收信号经过一个匹配滤波器进行切普同步采样的信号等价表达式为

$$z_k = s_k + i_k + n_k, \quad (2)$$

其中 $\{s_k\}$, $\{n_k\}$ 和 $\{i_k\}$ 分别为 $\{s(t)\}$, $\{n(t)\}$ 和 $\{i(t)\}$ 的离散时间序列.

对于混沌扩频传输的信号 s_k 根据调制方法的不同而具有不同的表达式.假定一个一维的离散时间系统

$$x_k = f(x_{k-1}, \beta), \quad (3)$$

其中 $f(\cdot, \cdot)$ 是非线性映射, β 是用于产生混沌载波的分岔参数.比如由 Logistic 映射产生混沌序列

$$x_k = \beta x_{k-1}(1 - x_{k-1}), \quad (4)$$

当 $\beta = 4$ 时, x_k 是一个类白噪声过程,尽管它是确定性的,但在统计意义上是随机和不相关的.

窄带干扰 $\{i_k\}$ 的信号样值之间有很强的相关性,因此可以用 AR 模型描述.当模型参数已知时,

接收信号状态方程表示如下:

$$x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B w_{k-1}, \quad (5)$$

$$z_k = C_k x_k + v_k, \quad (6)$$

其中 $z_k \in R$ 为接收信号.

$$A_k = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_m \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

是状态转移矩阵, a_1, a_2, \dots, a_m 为已知的模型参数, $C_k = [1 \ 0 \ \dots \ 0]$ 为 $1 \times m$ 的测量矩阵, m 为 AR 模型阶数, $B = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, $x_k = [i(k), i(k-1), \dots, i(k-m+1)]^T$, $x_k \in R^m$ 为待估计的干扰信号的状态向量. $w_k \in R^m$ 和 $v_k = s_k + n_k \in R^1$ 分别为过程和测量噪声,而 s_k, n_k 分别为混沌载波和噪声序列.由于混沌信号为有界序列,且相对于信号来说,噪声一般较小,因此可以假定测量噪声有界.这里假定过程噪声和测量噪声的统计特性未知,但有界,并且包含在下述的椭球集合中:

$$W_k = \{w_k \in R^m : w_k^T M_k^{-1} w_k \leq 1\}, \quad (8)$$

$$V_k = \{v_k \in R^1 : |v_k| \leq \gamma\}, \quad (9)$$

其中 $M_k \in R^{m \times m}$ 为已知正定矩阵, $\gamma > 0$, 同时假定系统初始状态属于以下椭球集合:

$$E_0 \equiv \{x : (x - \hat{x}_0)^T P_0^{-1} (x - \hat{x}_0) \leq \sigma_0\}, \quad (10)$$

这里 $P_0 \in R^{m \times m}$ 是正定对称矩阵, \hat{x}_0 是椭球集合中心,且有 $\sigma_0 > 0$.

2.1. 状态估计算法 (OBE1)

在上述模型中,包含状态向量 x_{k-1} 的椭球集合在 $k-1$ 时刻可描述为

$$E_{k-1} = \{x : (x - \hat{x}_{k-1})^T P_{k-1}^{-1} (x - \hat{x}_{k-1}) \leq \sigma_{k-1}\}, \quad (11)$$

其中 $P_{k-1} \in R^{m \times m}$ 是正定对称矩阵, \hat{x}_{k-1} 为椭球的几何中心, $\sigma_{k-1} > 0$.

2.1.1. 时间更新

如果椭球 E_{k-1} 已知,由状态方程(5)有^[15,16]

$$x_k \in \{A_{k-1} E_{k-1} \oplus W_{k-1}\} = \{x + w : x \in A_{k-1} E_{k-1}, w \in W_{k-1}\} \quad (12)$$

$$A_{k-1} E_{k-1} = \{A_{k-1} x : x \in E_{k-1}\} = \{x : (x - \tilde{x}_{k-1})^T P_{k-1}^{-1} (x - \tilde{x}_{k-1}) \leq \tilde{\sigma}_{k-1}\}, \quad (13)$$

其中 $\tilde{x}_{k-1} = A_{k-1} \hat{x}_{k-1}$, $\tilde{\sigma}_{k-1} = \sigma_{k-1}$, $P_{k-1} = A_{k-1} P_{k-1}$

A_{k-1}^T 运算符 \oplus 表示矢量和,称 $A_{k-1}E_{k-1}$ 为方程(5)的状态转移矩阵椭球集合.已知状态转移矩阵椭球集合 $A_{k-1}E_{k-1}$ 以及过程噪声椭球集合 W_{k-1} ,采用如下递推算法^[15]:

$$\tilde{x}_{k|k-1} = A_{k-1}\hat{x}_{k-1}, \quad (14)$$

$$\sigma_{k|k-1} = \sigma_{k-1}, \quad (15)$$

$$P_{k|k-1} = (1 + P_k^{-1})A_{k-1}P_{k-1}A_{k-1}^T + \frac{1 + p_k}{\sigma_{k|k-1}}M_{k-1}, \quad (16)$$

使得 $E_{k|k-1} \supset A_{k-1}E_{k-1} \oplus W_{k-1}$, 这里 $E_{k|k-1} = \{x | (x - \hat{x}_{k|k-1})^T P_{k|k-1}^{-1} (x - \hat{x}_{k|k-1}) \leq \sigma_{k|k-1}\}$ 为时间更新的可实现椭球集合,其中 $P_{k|k-1} \in R^{m \times m}$, 标量 $p_k, \sigma_{k|k-1} > 0$.通过时间更新的最小迹椭球 $E_{k|k-1}$ 准则^[15]来计算参数 p_k :

$$p_k = \sqrt{\sigma_{k|k-1} \text{tr}(A_{k-1}P_{k-1}A_{k-1}^T) \text{tr}(W_{k-1})}. \quad (17)$$

2.1.2. 测量更新

由上面的分析,因为 $E_{k|k-1} \supset A_{k-1}E_{k-1} \oplus W_{k-1}$, 确保了 $x_k \in E_{k|k-1}$, 由(6)式 $x_k \in S_k = \{x | |z_k - C_k x| \leq \gamma\}$, S_k 为观测集合.假设测量更新的结果为椭球体 E_k , 则可以通过 $E_{k|k-1}$ 与 S_k 的线性组合来得到^[15,16]

$$\begin{aligned} E_k &= \{x | (x - \hat{x}_k)^T P_k^{-1} (x - \hat{x}_k) \leq \sigma_k\} \\ &= \{x | (x - \tilde{x}_{k|k-1})^T P_{k|k-1}^{-1} (x - \tilde{x}_{k|k-1}) \\ &\quad + \lambda |z_k - C_k x| \leq \sigma_{k|k-1} + \lambda \gamma^2\}, \quad (18) \end{aligned}$$

其中 $\lambda \geq 0, P_k \in R^{m \times m}$ 为正定对称矩阵, $\sigma_k > 0, \hat{x}_k$ 为椭球 E_k 的中心.

已知观测集合 S_k 及椭球 $E_{k|k-1}$, 状态 $x \in E_k$, 即 x 包含在更新椭球 E_k 中.从而可得下面递推算法^[15]:

$$\delta_k = z_k - C_k \tilde{x}_{k|k-1}, \quad (19)$$

$$G_k = C_k P_{k|k-1} C_k^T, Q_k = 1 + \lambda G_k, \quad (20)$$

$$P_k^{-1} = P_{k|k-1}^{-1} + \lambda C_k^T C_k, \quad (21)$$

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_{k|k-1} + \lambda P_k C_k^T \delta_k, \quad (22)$$

$$\sigma_k^2 = \sigma_{k|k-1}^2 + \lambda \gamma^2 - \lambda \delta_k^T Q_k^{-1} \delta_k, \quad (23)$$

其中 δ_k 表示预测误差.由于接收信号为一维向量,因此(20)式中 G_k, Q_k 都是标量.不同的 λ 值会产生不同的更新椭球 E_k , 椭球的中心 \hat{x}_k 可作为状态的有效点估计.通过优化 λ 来计算最小化 σ_k 的值,即

$$\sigma_k^2 = \sigma_{k|k-1}^2 + \lambda \gamma^2 - \lambda \frac{|\delta_k|^2}{Q_k}. \quad (24)$$

在(24)式中,用 λ_k 表示 λ 的优化值,可得下面的

结果^[17]:

$$\lambda_k = \begin{cases} 0, & |\delta_k| \leq \gamma, \\ \frac{1}{G_k} \left(\frac{|\delta_k|}{\gamma} - 1 \right), & |\delta_k| > \gamma. \end{cases} \quad (25)$$

使用(25)式作为(20)–(23)式中 λ 的更新公式.注意到,当 $\lambda = 0$ 时(20)–(23)式的变量值没有更新,此时,误差在规定边界之内,也就是说当前观测值对提高估计精度没有贡献,因此可以忽略当前观测值而进行下一时刻的迭代. OBE 状态估计算法单步迭代复杂度较高,在最差情况下的时间复杂度与 Kalman 滤波器相同,它的主要优势在于只有当观测值有利于提高估计质量时才执行凸组合操作从而具有选择更新特性,因此 OBE 算法从总体上比 Kalman 节约了计算量.

2.2. 自适应预测算法(OBE2)

当模型参数未知时,可用传统的 RLS 算法进行递归估计. RLS 算法的基本思想是考察自适应系统在一段时间内的输出预测误差信号的平均功率,使该平均功率达到最小作为自适应系统的性能准则,但是该算法采用连续更新策略,计算量较大,因此本文中用基于集员滤波的 OBE 算法进行改进.在集员框架下,接收信号可用一个线性输入模型表示为

$$z_k = \theta_*^T x_k + v_k, \quad (26)$$

z_k 为接收到的观测序列, θ_* 是对干扰信号建模的未知 AR 模型参数向量的期望值, x_k 是待估计的 m 维干扰信号向量, $v_k = s_k + n_k$ 为混沌载波与噪声的混合.在信噪比较大时,噪声的幅度可忽略不计,而混沌载波有界,因此可假定 v_k 为有界噪声且已知边界为 γ ,即

$$|v_k| = |z_k - \theta_*^T x_k| \leq \gamma, \forall k, \quad (27)$$

对于给定的观测序列,任何满足预测误差小于指定边界 γ 的参数 θ 的估计都是一个可接受的解.因此集员滤波问题的解是参数空间的一个集合,其目标是给定观测序列,找到满足约束条件(27)的参数期望值 θ_* 的一个邻域估计,称为可实现集 Θ ,定义如下:

$$\Theta \triangleq \bigcap_{z_k \in R} \{\theta \in R^m; |z_k - \theta^T x_k| \leq \gamma^2\}. \quad (28)$$

结合(26)(27)式产生的观测诱导集合是与假设模型一致的所有参数向量的集合. k 时刻的观测集为

$$S_k = \{\theta \in R^m; |z_k - \theta^T x_k| \leq \gamma\}, \quad (29)$$

其中 \mathbf{R}^m 是 m 维的权值向量空间. 成员集合 ϕ_k 定义为

$$\phi_k \triangleq \bigcap_{i \leq k} S_i, \quad (30)$$

显然如果 θ_* 是时变的, 那么对所有的 $i = 1, 2, \dots, k$, $\theta_* \in S_i$, 从而 $\theta_* \in \phi_k, \forall k$.

(30) 式定义的成员集是参数空间的凸多面体, 不易跟踪. OBE 算法搜寻成员集的外界近似椭球体. 假设在 $k-1$ 时刻, 确切的成员集 ϕ_{k-1} 被一个椭球体 E_{k-1} 外包, 描述为

$$E_{k-1} = \{ \theta \mid [\theta - \theta_{k-1}]^T P_{k-1}^{-1} [\theta - \theta_{k-1}] \leq \sigma_{k-1}^2 \}, \quad (31)$$

其中 P_{k-1}^{-1} 为描述 E_{k-1} 形状、方向、大小的正定矩阵; σ_{k-1}^2 为一个正数, 与 P_{k-1} 一起定义 E_{k-1} 的大小; θ_{k-1} 为椭球体的几何中心.

由 (29) 和 (31) 式的线性组合可以给出包含集合 E_{k-1} 和 S_k 交集的椭球体 E_k , 即

$$E_k = \{ \theta \mid [\theta - \theta_{k-1}]^T P_{k-1}^{-1} [\theta - \theta_{k-1}] + \lambda_k |z_k - \theta^T x_k| \leq \sigma_{k-1}^2 + \lambda_k \gamma^2 \}, \quad (32)$$

其中 $\lambda_k \geq 0$ 是选择优化 E_k 大小的参数. 该过程可以用图 1 来说明.

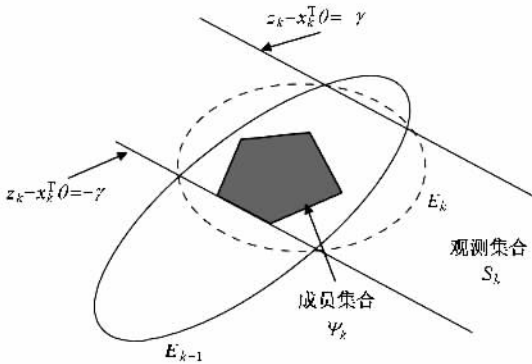


图 1 OBE2 算法递归过程

给定观测诱导集合 S_k 和椭球体 E_{k-1} , 可实现集 θ 属于 E_k , 可得递归更新方程^[17]:

$$\begin{aligned} \phi_k &= [z_k, \dots, z_{k-m+1}]^T, \\ P_k^{-1} &= P_{k-1}^{-1} + \lambda_k \phi_k \phi_k^T, \end{aligned} \quad (33)$$

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}_{k-1} + \lambda_k P_k \phi_k \delta_k, \quad (34)$$

$$\sigma_k^2 = \sigma_{k-1}^2 - \frac{\lambda_k \delta_k^2}{1 + \lambda_k G_k} + \lambda_k \gamma^2, \quad (35)$$

$$\lambda_k = \begin{cases} 0, & |\delta_k| \leq \gamma, \\ \frac{1}{G_k} \left(\frac{|\delta_k|}{\gamma} - 1 \right), & |\delta_k| > \gamma, \end{cases} \quad (36)$$

其中 ϕ_k 为已知的观测信号序列, $\delta_k = z_k - \hat{\theta}_{k-1}^T \phi_k$ 为预测误差, $G_k = \phi_k^T P_{k-1}^{-1} \phi_k$ 为标量. 为了与上面的集员状态估计算法 OBE1 区别, 该算法命名为 OBE2.

注意到 (36) 式的权值更新与 (25) 式完全相同. 当 $\lambda_k = 0$ 时 (33)–(35) 式不更新. 算法 OBE2 具有与 OBE1 类似的分辨更新特性. 根据数据是否对缩小可实现集有贡献来决定是否更新. 为了避免矩阵求逆运算, 由矩阵求逆引理, 可将 (33) 式改写为

$$P_k = P_{k-1} - \frac{\lambda_k P_{k-1} \phi_k \phi_k^T P_{k-1}}{1 + \lambda_k G_k}. \quad (37)$$

可以看出 OBE2 算法的递归式与 RLS 算法惊人的相似. 实际上, OBE2 算法从本质上使用一个加权的可调权值序列, 执行加权最小二乘递归. 与 RLS 算法相比, OBE2 算法不但提供了点估计而且提供了区域估计. 由于对权重序列的优化, OBE2 算法具有更好的收敛和跟踪性能. OBE2 算法同样具有选择性更新特性, 只需要小部分数据参与更新即可完成参数的估计. 这种特性大大降低了计算量.

3. 仿真分析

下面通过在两种混沌通信系统 CPM 和 DCSK 下的计算机仿真评估基于集员估计的窄带干扰抑制算法的性能.

CPM 采用实值编码的混沌序列, 数字信息用参数 β 来调制. 发射器可以被描述为 $s_k = f(s_{k-1}, \beta_k)$, 其中 β_k 在一个比特间隔内保持恒定. 为了保持 s_k 为混沌信号, β_{k-1} 必须被限制在混沌状态. 对 CPM 调制方式的二进制通信, s_k 的每一位可表示为

$$s_k = \begin{cases} f(s_{k-1}, \beta_1), & lK \leq k < (l+1)K, \text{ bit} = 0, \\ f(s_{k-1}, \beta_2), & lK \leq k < (l+1)K, \text{ bit} = 1. \end{cases} \quad (38)$$

DCSK 系统的传输信号可以表示为

$$s_k = \begin{cases} x_k, & lK \leq k < \left(l + \frac{1}{2}\right)K, \\ \pm x_{k-\frac{K}{2}}, & \left(l + \frac{1}{2}\right)K \leq k < (l+1)K, \end{cases} \quad (39)$$

其中 K (为偶数) 是扩频因子, $x_k, k = 1, \dots, K/2$ 是由 (3) 式产生的混沌载波. 传输信号的前半部分成为参考信号, 后半部分是信息序列. 信息序列的正负号由二进制信息决定. 比如, 如果信息位是 1, 当 $(l + 1/2)K \leq k < (l+1)K$, $s_k = x_{k-K/2}$, 否则 $(l + 1/2)K$

$\leq k < (l + 1)K$ 时 $r_{s_k} = -x_{k-K/2}$.

采用 (4) 式的 logistic 映射作为混沌载波信号发生器. CPM 系统使用参数集 $\{\beta_1 = 3.9, \beta_2 = 4\}$. 对于 DCSK $\beta = 4$.

下面定义算法性能度量指标.

输入信干噪比为

$$\text{SINR}_{\text{in}} = 10 \log \frac{E(|s(k)|^2)}{E(|\hat{s}(k) - s(k)|^2)} \text{dB}; \quad (40)$$

输出信干噪比为

$$\text{SINR}_{\text{out}} = 10 \log \frac{E(|\hat{s}(k)|^2)}{E(|\hat{s}(k) - s(k)|^2)} \text{dB}; \quad (41)$$

信干噪比改善 (增益) 为

$$\text{SINR}_{\text{impro}} = \text{SINR}_{\text{out}} - \text{SINR}_{\text{in}}. \quad (42)$$

因此, 假定 n_k 是零均值的高斯噪声, 输入信噪比 (SNR) 定义如下:

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{E(|s(k)|^2)}{E(|n(k)|^2)} \text{dB}. \quad (43)$$

根据混沌通信系统的输出信号 s_k , 通过改变干扰信号功率使输入 SINR 变化, 同时改变测量噪声的强度.

为了衡量 OBE 算法选择更新特性, 这里用数据更新率作为度量指标, 即引起 OBE 算法权值更新的观测值个数占观测值总数的比率. 数据更新率越低, 则说明“无用”数据被丢弃的越多, 节约的计算量越大, 从而算法的效率越高.

3.1. AR 型干扰抑制

下面的 AR 干扰是通过一个白噪声激励的二阶 IIR 滤波器产生, 0.99 为双重极点, 即 $i_k = 1.98i_{k-1} - 0.980i_{k-2} + u_k$. 扩频因子 $K = 128$, $\text{SNR} = 20 \text{ dB}$. 图 2 所示为模型参数已知时, 采用 CPM 和 DCSK 调制下 OBE1 方法与 Kalman 滤波方法的增益随 SINR_{in} 变化的曲线. 当 SINR_{in} 从 -60 dB 到 0 dB 变化时, OBE1 算法与 Kalman 滤波性能相当, 在 $(-60, 20) \text{ dB}$ 之间 OBE1 算法比 Kalman 滤波低 3—5 dB, 在 $(-20, 0) \text{ dB}$ 之间, 二者性能极为接近. 总体上 CPM 方式比 DCSK 方式略好, 随着 SINR_{in} 的增加, CPM 与 DCSK 两种通信系统的增益的差异逐渐增大. 在 $(-20, 0) \text{ dB}$ 之间 CPM 方式比 DCSK 方式高 8 dB 左右. 图 3 所示为 OBE1 状态估计算法在不同输入信干噪比下的数据更新率曲线, 总体上看, 两种通信方式下的曲线较为接近, DCSK 下降稍快. 随着 SINR_{in} 的增大, 数据更新率逐渐降低, 更新次数逐渐减少, 即用越来越少

的数据就可以达到和 Kalman 滤波近似的性能. 这是因为在干扰较强时, 有界噪声相对于干扰来说微不足道, 因此误差较大, 超出噪声边界的比例较大, 从而更新次数较多, 而当干扰幅度减弱时, 估计误差较小, 偏离噪声边界的比例减小, 从而更新次数大大降低.

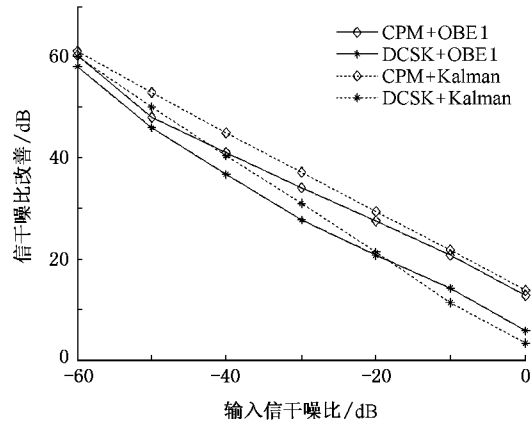


图 2 AR 干扰下 OBE1, Kalman 滤波的增益曲线

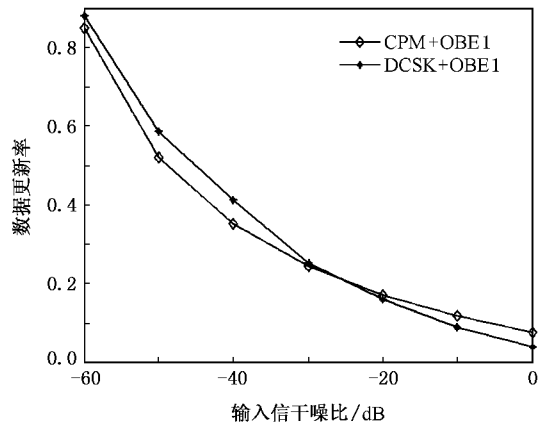


图 3 AR 干扰下 OBE1 算法的数据更新率

图 4 所示为模型参数未知时 OBE 自适应算法与 RLS 算法随 SINR_{in} 变化的增益性能曲线. 仿真中滤波器阶数取 10, 总体上看 OBE2 算法与 RLS 算法的增益性能极为接近. 与已知参数的情况 (图 2) 相比, 增益略低, 当 SINR_{in} 在 $(-60, -40) \text{ dB}$ 之间变化时, 盲估计 (OBE2) 比状态估计 (OBE1) 的增益低 5—8 dB, 在 SINR_{in} 大于 -40 dB 时, 图 4 与图 2 的增益基本接近, 这是以提高滤波器阶数为代价的, 但是 OBE2 算法是在模型参数未知下的盲估计, 相对于文献 [5] 的卡尔曼滤波算法, 不需要估计模型参数, 但是性能与之接近. 图 5 所示为 OBE2 算法在两种通

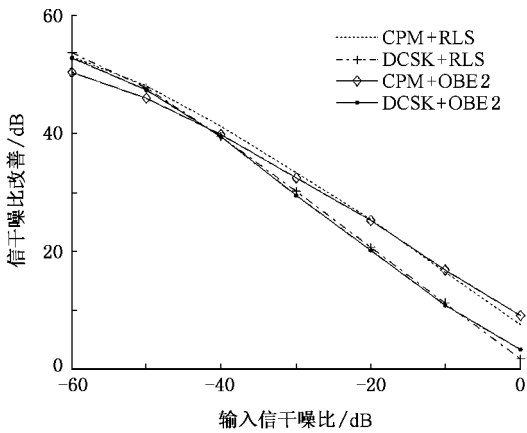


图4 AR干扰下 OBE2, RLS 的增益曲线

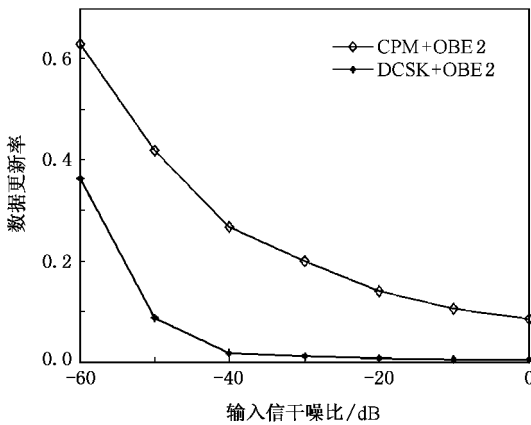


图5 AR干扰下 OBE2 算法的数据更新率

信方式下的数据更新率随 $SINR_{in}$ 变化的曲线, 总体来看, 与图3相似, 数据更新率随 $SINR_{in}$ 的增大逐渐减小, 且数据更新率比图3大大降低, DCSK方式的数据更新率比CPM方式低10%—25%。比如DCSK通信方式下, OBE2算法 $SINR_{in}$ 在 $(-40, 0)$ dB 时的数据更新率都在2%以下, 从而大大降低了计算量。

3.2. 单音干扰抑制

下面将OBE算法用于抑制在CPM和DCSK调制方式下的单音干扰, 其表达式为 $i_k = A \sin(k\omega_0 + \theta)$, 其中 A 为振幅, ω_0 为频率, θ 为在 $(0, 2\pi)$ 上服从均匀分布的随机相位。干扰频率 $\omega_0 = 0.15$, 扩频因子 $K = 128$, $SNR = 20$ dB。

图6为模型参数已知时, 不同 $SINR_{in}$ 下的增益曲线。与AR型干扰类似, 总体上增益随 $SINR_{in}$ 的增加而减小, 即输入干扰信号越强, 干扰抑制所获得的

增益越大。OBE1算法所获得的增益明显比Kalman滤波要高, $SINR_{in}$ 在 $(-60, -40)$ 之间时, OBE1算法的增益比Kalman滤波高15—18 dB, 随着干扰信号的减弱, 二者的差异逐渐减小。两种通信方式下的增益差别不大。图6中Kalman滤波的增益性能跳跃较大, 是因为单音干扰用二阶AR模型建模时, 极点离单位圆较近造成滤波器性能不稳定。图7所示为模型参数已知时OBE1算法的数据更新率的曲线, 可以看出两种通信方式下的数据更新率都不超过3%, 远远低于图3中AR型干扰的情形, DCSK方式下数据更新率略低。这是因为单音干扰相对于AR型干扰来说频谱宽度较窄, 而且信号幅度有界, 估计误差很少超出噪声边界, 因此只需很少的数据用于更新就可以达到较好的效果, 计算量进一步降低, 算法的优势更为明显。

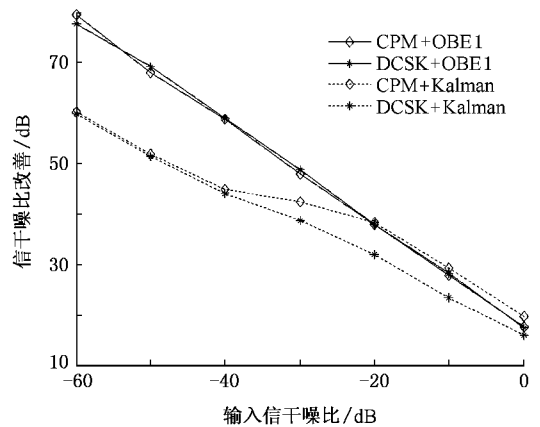


图6 单音干扰下 OBE1, Kalman 滤波的增益曲线

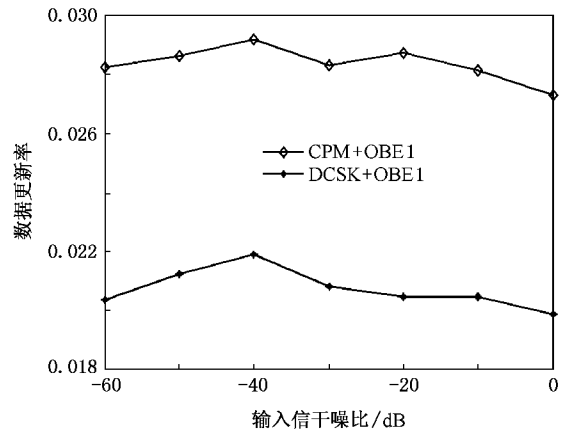


图7 单音干扰下 OBE1 算法的数据更新率

图8所示为模型参数未知时OBE2的自适应预测算法与RLS算法的增益曲线, 滤波器阶数为10,

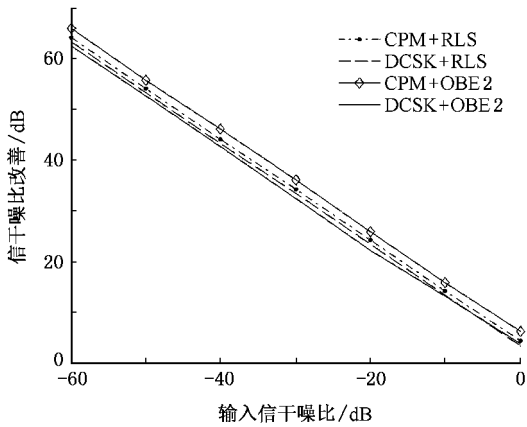


图 8 单音干扰下 OBE2,RLS 的增益曲线

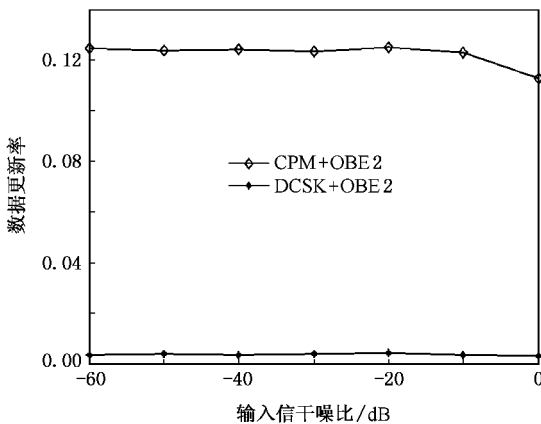


图 9 单音干扰下 OBE2 算法的数据更新率

可以看出 RLS 算法与 OBE2 算法性能极为接近,由于极点接近单位圆导致 RLS 算法会偶尔发散,而 OBE2 算法较为稳健.而且图 8 中 OBE2 算法的性能与图 6 中 Kalman 状态估计的增益相当,虽然 OBE2 算法的阶数较高但数据更新率较低,且避免了文献 [5] 中 MPSV 方法估计模型参数所需的计算量.因此相对于基于 MPSV 方法的 Kalman 状态估计和 RLS 盲估计来说,仍然是具有优势的.图 9 所示为在不同输入信干噪比下的 OBE2 的数据更新率,与图 7 类似,OBE2 算法仅用了少量的数据更新就达到了和 RLS 算法相当的性能,CPM 通信中数据更新率在 15% 以下,而 DCSK 通信下的数据更新率在 1% 以内.

4. 结 论

本文利用混沌载波的有界性,将基于集员估计的 OBE 算法用于混沌通信中窄带干扰,通过在两种混沌通信系统 CPM 和 DCSK 方式下对 AR 型干扰和单音干扰进行抑制,得到如下结论:1)假定模型参数已知,采用 OBE1 状态估计算法从观测数据中递归估计出干扰信号,算法性能与 Kalman 滤波器相当.2)假定模型参数未知,采用 OBE2 自适应预测算法估计出干扰信号,性能与 RLS 滤波器相当,与基于 MPSV 方法的 Kalman 状态估计性能接近,避免了估计模型参数.3)本文的 OBE 算法具有分辨更新特性,使计算量大大降低,有利于实际应用.

[1] Leung H, Lam J 1997 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **1** 44 262
 [2] Dedieu H, Kennedy M, Hasler M 1993 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **II** **40** 634
 [3] Heidari-Bateni G, McGillem C D 1994 *IEEE Trans. Commu.* **42** 1524
 [4] Fu Y, Leung H 2001 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **1** **48** 847
 [5] Zhu Z W, Leung H 2003 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **1** **50** 127
 [6] Wang B Y, Tommy W S C, Ng K T 2004 *Chin. Phys.* **13** 329
 [7] Feng J C 2005 *Chin. Phys. Lett.* **22** 1851
 [8] Zhang J S 2006 *Chin. Phys. Lett.* **23** 3187
 [9] Zhang J S 2007 *Chin. Phys.* **16** 352
 [10] Schweppe F C 1968 *IEEE Trans Auto. Control* **13** 22

[11] Bertsekas D P, Rhodes I B 1971 *IEEE Trans. Auto. Control* **16** 117
 [12] Fogel E, Huang Y F 1982 *Automatica* **18** 229
 [13] Maksarov D G, Norton J P 1996 *Int. J. Control* **65** 847
 [14] Chisci L, Garulli A, Zappa G. 1996 *Automatica* **32** 1049
 [15] He Q, Wang Y N, Jiang Y 2003 *Acta Auto. Sin.* **29** 312 (in Chinese) [何青、王耀南、姜燕 2003 自动化学报 **29** 312]
 [16] Gollamudi S, Kapoor S, Nagaraj S 1998 *IEEE Trans. Sign. Proc.* **46** 2372
 [17] Nagaraj S, Gollamudi S, Kapoor S, Huang Y F 1999 *IEEE Trans. Sign. Proc.* **47** 2928



Narrowband interference suppression in chaos-based communications based on set-membership estimation *

Fan Yong-Quan¹†‡ Zhang Jia-Shu¹‡

1 † Key Laboratory of Signal and Information Processing, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

2 ‡ School of Mathematics and Computer, Xihua University, Chengdu 610039, China)

(Received 31 May 2007 ; revised manuscript received 30 October 2007)

Abstract

This paper presents the set-membership estimation for narrowband interference (NBI) suppression in chaos-based communications . The proposed NBI suppression methods under known or unknown model parameters of interference signals are derived in terms of the optimal bounding ellipsoid criteria and the bounded property of chaotic carriers , respectively . Compared to the mean phase space volume (MPSV) based Kalman filtering and the recursive least square (RLS) algorithms , the proposed NBI suppression method estimates interference signals using only a few observations with the selective updating features , so that the computation is effectively reduced . Simulations results on AR and single tone interference suppression in chaotic parameter modulation (CPM) and differential chaotic shift keying (DCSK) communication systems show that the proposed NBI suppression methods can efficiently eliminate the narrowband interference signal in CPM and DCSK communication systems , and the computation is smaller than that of MPSV-based Kalman filtering and RLS algorithms .

Keywords : optimal bounding ellipsoid , chaos-based communication , interference suppression , set-membership estimation

PACC : 0545

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60572027) and the Program for New Century Excellent Talents in University of Ministry of Education , China (Grant No. NCET-05-0794) .

† E-mail :fyq@mail.xhu.edu.cn

‡ E-mail :j.s.zhang@263.net