

基于 UKF 的多用户混沌通信*

胡志辉 冯久超[†]

(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

(2010 年 9 月 6 日收到; 2010 年 10 月 27 日收到修改稿)

为克服信道噪声、系统参数误配及多用户干扰对混沌通信系统的影响, 本文组合不同的状态空间模型并结合盲提取算法, 提出了一种双无先导卡尔曼滤波器 (dual unscented Kalman filter, DUKF), 以实现多用户的混沌通信. 仿真结果表明, 在多输入多输出信道的多用户通信环境下, 该算法有较快的收敛速度, 并能有效地实现多用户的混沌通信.

关键词: 混沌通信, 多输入多输出, 双无先导卡尔曼滤波器, 盲提取

PACS: 05.45.-a, 05.45.Vx, 84.40.Ua

1. 引言

自从 Pecora 和 Carroll 发现混沌系统的自同步现象^[1-3]以来, 基于混沌的通信已激起了人们极大的研究热情. 在多用户混沌通信的研究中, Pecora 和 Carroll 将多个混沌信号叠加在一起, 实现了在相同频段的多用户通信^[4]. Drake 和 Williams 在发送端将多个混沌系统的输出信号叠加为单个观测值作为输出, 然后在接收端恢复混沌系统, 实现了从单个观测序列中跟踪多个混沌系统^[5]. 基于参数调制技术, Sobiski 和 Thorp 采用反馈结构的卡尔曼滤波器算法实现了多用户混沌通信^[6]. 王世元等采用不同的状态空间模型对多输入多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 混沌通信系统进行建模, 利用双扩展卡尔曼滤波器 (DEKF) 算法实现多用户混沌通信^[7]. 然而, 上述算法在解调时必须知道所有用户的混沌映射形式, 用户间没有保密性. 为此, 本文把盲提取算法和双无先导卡尔曼滤波器 (DUKF) 算法结合起来, 不仅算法精度比 DEKF 高, 而且用户在解调时只需知道自己的混沌映射形式, 大大提高了用户间信息的保密性.

2. MIMO 系统

考虑一个如图 1 所示的 m 输入 n 输出的 MIMO

通信系统. 在发送端, 用户使用各自的终端独立发送信息, 一个用户终端对应一个混沌调制器, 第 i 个混沌调制器在 k 时刻经天线输出信号 $x_i(k)$ 为

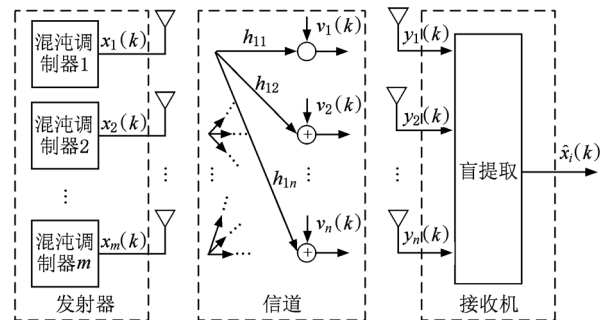


图 1 MIMO 混沌通信系统框图

$$x_i(k) = f_i(x_i(k-1), \lambda_i(k)), \quad 1 \leq i \leq m, \quad (1)$$

其中 $f_i(\cdot)$ 是该混沌调制器所对应的混沌映射; $\lambda_i(k)$ 是调制了用户信息的混沌参数. 我们将混沌调制器的输出信号作为用户信号, 经信道传输后, 接收机收到的信号 $y_j(k)$ 可表述为

$$y_j(k) = \sum_{i=1}^m h_{ij}(k)x_i(k) + v_j(k), \quad 1 \leq j \leq n, \quad (2)$$

其中 $h_{ij}(k)$ 为输入 i 与输出 j 之间在 k 时刻的信道系数; $v_j(k)$ 是第 j 个接收端的信道噪声, 一般为加性高斯白噪声 (AWGN). 根据盲提取理论^[8,9] 只要 n

* 国家自然科学基金 (批准号: 60872123), 国家-广东省自然科学基金联合基金 (批准号: U0835001) 和广东省高层次人才项目基金 (批准号: N9101070) 资助的课题.

[†] 通讯联系人. E-mail: fengjc@scut.edu.cn

$\geq m$ (即接收天线数目要不小于用户数目),且混合系数矩阵列满秩,我们就可以找到一个提取向量 $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 使

$$\hat{x}_i(k) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{y}_k = \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j(k), \quad 1 \leq i \leq m, \quad (3)$$

十分接近第 i 个用户的发送信号,其中 $\mathbf{y}_k = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T$. 由于 $\hat{x}_i(k)$ 是 $x_i(k)$ 的估计,所以 $\hat{x}_i(k)$ 必须满足第 i 个用户的混沌映射,即

$$\hat{x}_i(k) = f_i(\hat{x}_i(k-1), \hat{\lambda}_i(k)), \quad 1 \leq i \leq m, \quad (4)$$

其中 $\hat{\lambda}_i(k)$ 是混沌参数 $\lambda_i(k)$ 的估计. 根据(3)式和(4)式利用无先导卡尔曼滤波算法(unscented Kalman filter, UKF)便可消除信道噪声、系统参数误配及多用户干扰的影响,在恢复原混沌信号的估计值 $\hat{x}_i(k)$, 同时完成对混沌系数的跟踪.

3. 无先导卡尔曼滤波算法

UKF 最早由 Julier 等人提出,后来又由 Wan 和 Van der Merwe 进一步发展和完善. 其基本思想是利用 UT(unscented transformation)方法,用一组确定的取样点来能获取随机的均值和协方差,然后利用系统方程直接求解变换后的随机变量的均值和协方差的估计值. 它的滤波性能优于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)方法,其时间复杂度比较接近 EKF,所以该滤波算法被广泛的应用到各种状态估计问题中^[10-13].

考虑一般的离散动力系统,其状态空间模型如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{u}_k, \\ \mathbf{y}_k &= h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k, \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{x}_k \in R^M$ 为系统状态向量; $\mathbf{y}_k \in R^N$ 为观测向量;非线性函数 $f: R^M \rightarrow R^M$; $h: R^M \rightarrow R^N$; $\mathbf{u}_k \in R^M$ 和 $\mathbf{v}_k \in R^N$ 是零均值高斯白噪声,它们的方差分别是 \mathbf{R}_u 和 \mathbf{R}_v . 那么用 UKF 算法来估计状态向量的具体步骤如下:

1) 初始化

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0], \\ \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^T], \end{cases} \quad (6)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示数学期望, $\bar{\mathbf{x}}_0$ 是初始状态向量,其协方差是 \mathbf{P}_0 .

2) 计算采样点 \mathbf{X}_{k-1} 和权值 $\{\mu_i\}$

$$\mathbf{X}_{k-1} = [\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{x}}_{k-1} + \sqrt{(M+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}, \bar{\mathbf{x}}_{k-1}$$

$$\begin{aligned} & - \sqrt{(M+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}], \\ \mu_0^m &= \frac{\lambda}{M+\lambda}, \\ \mu_0^c &= \frac{\lambda}{M+\lambda} + (M - \alpha^2 + \beta), \\ \mu_i^m &= \mu_i^c = \frac{1}{2(M+\lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2M, \\ \lambda &= M(\alpha^2 - 1), \end{aligned} \quad (7)$$

其中 M 是维数,参数 α 决定采样点的分散程度,一般取 $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$. 而常数 β 的值取决于 \mathbf{w} 的先验分布,对于高斯分布 $\beta = 2$ ^[14].

3) 计算预测状态均值 $\bar{\mathbf{x}}_{klk-1}$ 及协方差 \mathbf{P}_{klk-1} , 并重新计算采样点

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{klk-1}^* &= f(\mathbf{X}_{k-1}), \\ \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} &= \sum_{i=0}^{2M} \mu_i^m \mathbf{X}_{i,klk-1}^*, \\ \mathbf{P}_{klk-1} &= \sum_{i=0}^{2M} \mu_i^c (\mathbf{X}_{i,klk-1}^* - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1}) \\ & \quad \times (\mathbf{X}_{i,klk-1}^* - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1})^T + \mathbf{R}_u, \\ \mathbf{X}_{klk-1} &= [\bar{\mathbf{x}}_{klk-1}, \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} \\ & \quad + \sqrt{(M+\lambda)\mathbf{P}_{klk-1}}, \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} \\ & \quad - \sqrt{(M+\lambda)\mathbf{P}_{klk-1}}]. \end{aligned} \quad (8)$$

4) 计算预测测量均值 $\bar{\mathbf{y}}_k$ 、协方差 $\mathbf{P}_{yy,k}$ 及状态向量与测量值的协方差矩阵 $\mathbf{P}_{xy,k}$,

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{i,k} &= h(\mathbf{X}_{i,klk-1}), \quad i = 0, 1, \dots, 2M, \\ \bar{\mathbf{y}}_k &= \sum_{i=0}^{2M} \mu_i^m \mathbf{Y}_{i,k}, \\ \mathbf{P}_{yy,k} &= \sum_{i=0}^{2M} \mu_i^c (\mathbf{Y}_{i,k} - \bar{\mathbf{y}}_k)(\mathbf{Y}_{i,k} - \bar{\mathbf{y}}_k)^T + \mathbf{R}_v, \\ \mathbf{P}_{xy,k} &= \sum_{i=0}^{2M} \mu_i^c (\mathbf{X}_{i,klk-1} - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1})(\mathbf{Y}_{i,k} - \bar{\mathbf{y}}_k)^T. \end{aligned} \quad (9)$$

5) 计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 并更新状态向量 $\bar{\mathbf{x}}_k$ 及其协方差 \mathbf{P}_k ,

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{xy,k} \mathbf{P}_{yy,k}^{-1}, \\ \mathbf{P}_k &= \mathbf{P}_{klk-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{yy,k} \mathbf{K}_k^T, \\ \bar{\mathbf{x}}_k &= \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} - \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}_k), \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $\bar{\mathbf{x}}_k$ 就是状态向量的估计.

4. 双无先导卡尔曼滤波器

DUKF 算法是对同一动力学系统在不同状况空间模型的描述的基础上,在同一时刻应用两个无先导卡尔曼交替地对不同模型的状态进行估计的自

适应滤波算法.

根据(3)和(4)式所构成的盲提取系统,我们构造两个不同形式的状态空间模型:

1) 用一阶 AR 模型对混沌系数的估计值 $\hat{\lambda}_i(k)$ 建模

$$\hat{\lambda}_i(k) = \hat{\lambda}_i(k-1) + u_k, \quad (11)$$

其中 u_k 是 高斯白噪声. 若把混沌信号和混沌系数的估计值所组成的向量 $\mathbf{x}_k = [\hat{x}_i(k), \hat{\lambda}_i(k)]^T$ 视为状态向量, $\mathbf{w}_i^T \mathbf{y}_k$ 视为观测向量, 则此时信号的状态空间模型为

$$\mathbf{x}_k = F(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} f(\hat{x}_i(k-1)) \\ \hat{\lambda}_i(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u_k \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{w}_i^T \mathbf{y}_k = H(\mathbf{x}_k) + v_k = \hat{x}_i(k) + v_k. \quad (12)$$

2) 若把混沌信号的估计值 $\hat{x}_i(k)$ 视为观测向量, 提取向量 \mathbf{w}_i 视为状态向量, 并用一阶 AR 模型对其建模, 则此时提取向量的状态空间模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{ik} &= \mathbf{w}_{ik-1} + \mathbf{e}_k, \\ \hat{x}_i(k) &= \mathbf{w}_{ik}^T \mathbf{y}_k + v_k. \end{aligned} \quad (13)$$

对(12)式和(13)式所描述的状态空间模型交替地应用 UKF 算法, 把信号的状态空间模型的状态估计(即混沌信号的估计值)应用在同时刻的提取向量状态空间模型中, 而把提取向量状态空间模型的状态估计(即提取向量的估计值)应用在下一时刻的信号状态空间模型中. 整个算法的框图如图 2 所示.

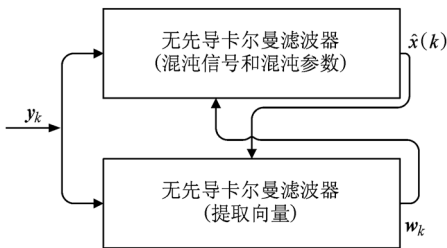


图2 双无先导卡尔曼滤波器算法框图

5. 计算结果与比较

在计算机仿真中, 信息信号是通过混沌参数调制技术隐藏在混沌系统中的, 每个混沌系统的一个状态对应于一个用户的输出. 本文重点研究在 MIMO 信道的通信环境下, 利用 DUKF 实现两个用户和多个用户同时通信的情况.

5.1. 两用户通信

5.1.1. 常数调制

在仿真中, 用户 1 采用 Chebyshev 映射

$$\begin{aligned} x_1(k) &= \cos(\lambda_1 \cos^{-1}(x_1(k-1))), \\ \lambda_1 &\in [2, 4], \end{aligned} \quad (14)$$

混沌参数 $\lambda_1 = 3.5$; 用户 2 采用 Logistic 映射

$$\begin{aligned} x_2(k) &= 1 - \lambda_2 x_2^2(k-1), \\ \lambda_2 &\in [1.6, 2], \end{aligned} \quad (15)$$

混沌参数 $\lambda_2 = 2$. 在仿真中, 我们只对用户 1 进行解调(用户 2 的情况类似). 图 3 显示了在信噪比(SNR)为 40dB 时, 用户 1 的参数的均方误差(MSE)随接收天线数目的变化曲线,

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\lambda_1(k) - \hat{\lambda}_1(k))^2. \quad (16)$$

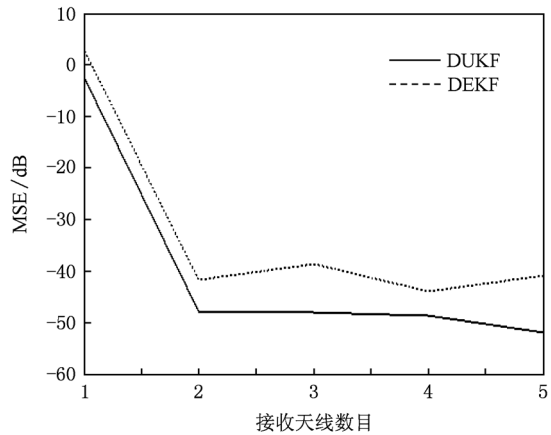


图3 用户 1 的 MSE 随接收天线数目的变化曲线

从图 3 可以看出只要接收天线数目不少于用户数目, 就可以实现两用户通信, 增加接收天线数目对通信质量影响不大. 因此在下面的实验里, 令接收天线数目等于用户数目. 图 4 显示了用户 1 的 MSE 随 SNR 的变化曲线. 从图 4 可以看出在不同信噪比下, DUKF 实现两用户通信的性能要优于 DEKF.

5.1.2. 二进制调制

采用二进制参数调制技术, 将用户的二进制数字信号调制在不同的混沌系统的参数中. 保持两用户所用的混沌映射不变, 当用户 1 发送二进制数字信号“1”时, 系统参数 $\lambda_1 = 4$, 而当用户 1 发送二进制数字信号“0”时, 系统参数 $\lambda_1 = 3.5$. 由于用户 2 的参数选择不影响用户 1 的解调效果, 为简单计, 用户 2 继续使用常数调制. 图 5 显示了信噪比为 30

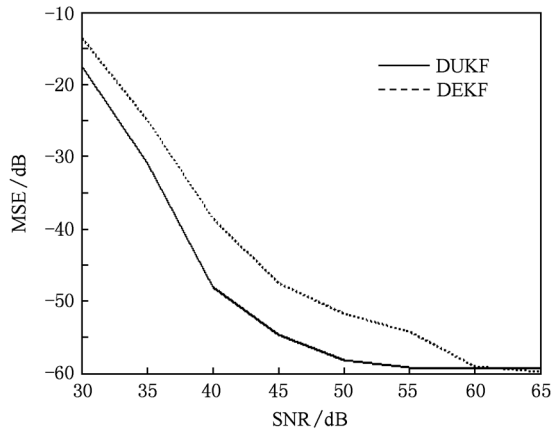


图4 用户1的MSE随SNR的变化曲线

dB,基于二进制参数调制技术,两用户通信中用户1的仿真结果.从图5可以看出,DUKF能够较好地跟踪用户的参数,抖动比DEKF小.图6显示了此调制方式下用户1的误码率(BER)随信噪比变化曲线.从图6可以看出,当信噪大于30 dB时,DUKF能够较好地恢复出用户的二进制数字信号,并且性能要优于DEKF.

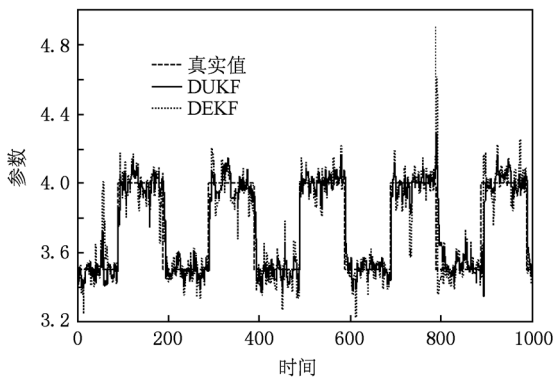


图5 用户1的参数与估计值(两用户通信,二进制参数调制)

5.1.3. M元调制

类似于二进制参数调制技术,我们在M元调制中实现两个用户的同时通信.同样选用映射(14)和映射(16)分别作为两个用户的混沌信号发生器.在仿真中,我们采用M=3的调制技术,用户1的参数选择 $\lambda_1 \in \{3.5, 3.75, 4\}$ 来表示M进制数字信号.图7显示了当信噪比为40 dB,两用户通信中用户1的仿真结果.图8显示了此调制方式下用户1的误码率随信噪比变化曲线.从图7、图8中可以看出,DUKF能够较好地恢复M元调制信号,且性能要优于DEKF.

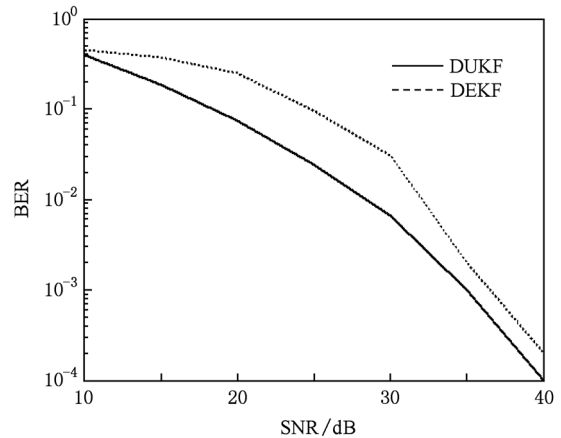


图6 用户1的BER随SNR的变化曲线(两用户通信,二进制参数调制)

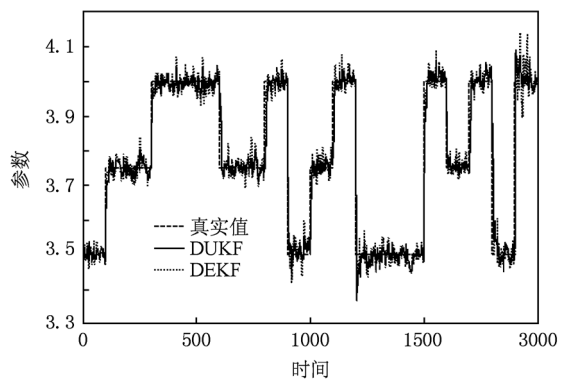


图7 用户1的参数与估计值(两用户通信,M元参数调制)

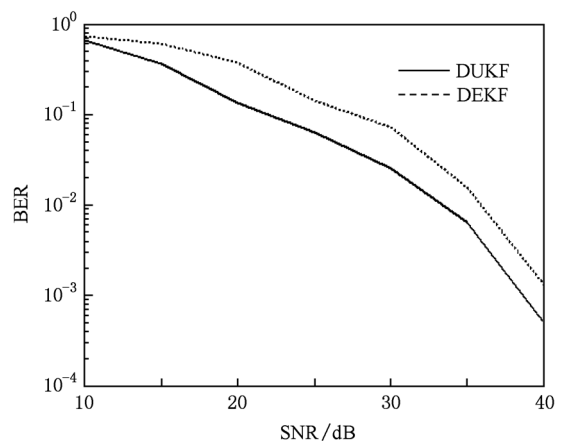


图8 用户1的BER随SNR的变化曲线(两用户通信,M元参数调制)

5.2. 多用户通信

本文仅考虑三个用户的情况(大于三个用户的

情况类似). 继续选用映射(14)和映射(15)作为用户1,2的混沌信号发生器. 用户3采用Logistic映射的另一种表达方式为

$$x_3(k) = \lambda_3 \sin(\pi x_3(k-1)),$$

$$\lambda_3 \in [1, 1.4]. \quad (17)$$

为简单计,我们选用如5.1.2的二进制参数调制技术. 图9显示了信噪比为40 dB时,三用户通信中用户1的仿真结果. 图10显示了此调制方式下用户1的误码率随信噪比变化曲线. 从图9、图10中可以看出,对于多用户通信,DUKF同样能够较好地跟踪用户的参数,恢复用户的二进制信息信号,并且抖动比DEKF小,性能要优于DEKF.

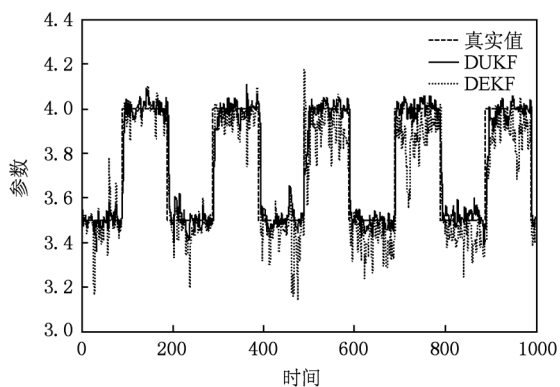


图9 用户1的参数与估计值(三用户通信,二进制参数调制)

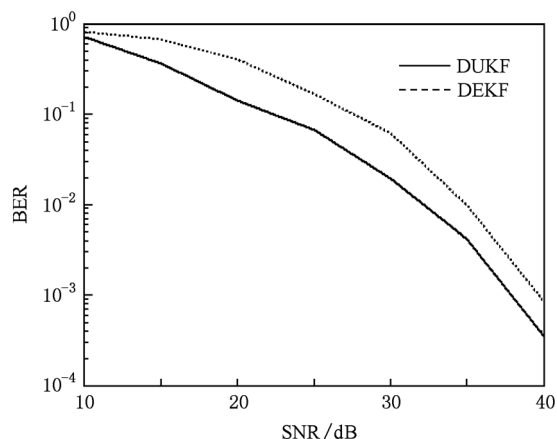


图10 用户1的BER随SNR的变化曲线(三用户通信,二进制参数调制)

6. 结 论

本文研究了在多输入多输出信道中的混沌通信问题,提出了一种基于双无先导卡尔曼滤波器的混沌通信方法,它在解调时结合了盲分离技术,在采用不同状态空间模型建模的基础上,交替地应用两个基于不同状态空间模型的无先导卡尔曼滤波器. 仿真结果表明,该反馈型无先导卡尔曼滤波器算法的收敛速度较快,并能够有效地抑制信道噪声、系统参数误配及多用户干扰的影响.

- [1] Pecora L M, Carroll T L 1990 *Phys. Rev. Lett.* **64** 821
- [2] Zhang Q J, Lu J A 2008 *Chin. Phys. B* **17** 492
- [3] Li R H, Chen W S, Li S 2010 *Chin. Phys. B* **19** 010508
- [4] Carroll T L, Pecora L M 1993 *IEEE CIR-II* **40** 646
- [5] Drake D F, Williams D B 1994 *Proceedings of IEEE 6th Digital Signal Processing Workshop Yosemite National Park, CA, USA, October 2—5, 1994* p75
- [6] Sobiski D J, Thorp J S 1998 *IEEE CIRC-I* **45** 142
- [7] Wang S Y, Feng J C 2008 *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)* **38** 1469 (in Chinese)
[王世元、冯久超 2008 吉林大学学报(工学版) **38** 1469]
- [8] Chen H B, Feng J C, Fang Y 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
- [9] Li X X, Feng J C 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 701 (in Chinese)
[李雪霞、冯久超 2007 物理学报 **56** 701]
- [10] Feng J C, Tse C K 2007 *Reconstruction of Chaotic Signals with Applications to Chaos-based Communications* (Beijing: Tsinghua University Press)
- [11] Feng J C 2010 *Chaotic Signal and Information Processing* (Beijing: Tsinghua University Press) (in Chinese) [冯久超 2010 混沌信号与信息处理(北京:清华大学出版社)]
- [12] Ali Z, Deriche M, Andalusi A 2009 *IFIP International Conference on Wireless and Optical Communications Networks*, Cairo, Egypt, April 28—30, 2009 p295
- [13] Julier S J, Uhlmann J K 2004 *P. IEEE* **92** 401
- [14] Hao Y L, Xiong Z L, Sun F, Wang X G 2007 *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation* Harbin, China, August 5—8, 2007 p895

Chaotic communications with multiuser based on unscented Kalman filter^{*}

Hu Zhi-Hui Feng Jiu-Chao[†]

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

(Received 6 September 2010; revised manuscript received 27 October 2010)

Abstract

To reduce effectively channel noise, parameter mismatch, and inter-user interference, a dual unscented Kalman filter (DUFK) algorithm with combining blind extraction algorithm and different state space models for chaotic communication systems with multiuser is proposed. The simulation results indicate that the algorithm has a faster convergence speed and can realize effectively multiuser communications in a multi-input multi-output channel.

Keywords: chaotic communications, multi-input multi-output, dual unscented Kalman filter, blind extraction

PACS: 05.45.-a, 05.45.Vx, 84.40.Ua

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60872123), the Joint Fund of the National Natural Science Foundation and the Natural Science Foundation of Guangdong Province, China (Grant No. U0835001) and the Fund for Higher-level Talent in Guangdong Province (Grant No. N9101070).

[†] Corresponding author. Email: fengjc@scut.edu.cn