一种基于改进型 Logistic 映射的混沌信号估算跟踪方法*

韩彦净, 何世彪, 谷　诚
(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044)

摘　要: 虽然无先导卡尔曼滤波(UKF)技术在性能上要优于一阶线性化的扩展卡尔曼滤波(EKF)技术,但是对于改进型 Logistic 混沌映射的扩频通信系统,UKF 运算时间长,算法复杂。针对上述缺点以及改进型 Logistic 映射的泰勒展开式最高项为二阶的特点,提出将二阶 EKF 运用到接收系统中,该接收系统能精确到泰勒展开式的二阶,达到与 UKF 相同的性能。相比 UKF 的复杂算法更加简单,运算速度也更快。仿真实验表明,虽然二阶 EKF 与 UKF 的误码率相同,但在运算速度与复杂度方面均优于 UKF。

关键词: 混沌序列; 扩展卡尔曼滤波; 无先导卡尔曼滤波; 误码率
中图分类号: TN914.4;TP301.6　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1001-3695(2012)11-4152-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.039

Method of chaotic signals estimation and track based on improved Logistic map

HAN Yan-jing, HE Shi-biao, GU Cheng
(*College of Communication Engineering*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400044, *China*)

Abstract: It has been pointed out that chaotic signals could be estimated and tracked by Kalman filter, which solves the problem of chaos synchronization. Unscented Kalman filter (UKF) technique has a better performance than extended Kalman filter (EKF) which is based on the first order linearization. But UKF costs too much time on operation in spread spectrum communication system based on improved Logistic chaotic mapping and its algorithm is complex too. In response to these shortcomings and also because of the improved Logistic mapping's highest item of Taylor expansion is second-order, this paper applied the second-order EKF to receiver. It shows that the receiving system can be accurate to the second order Taylor expansion, which has the same performance as the UKF. Comparing with the UKF, second-order EKF is more simple in algorithm and faster in operation. Simulation results show that second-order EKF is better than UKF in computing speed and complexity, while they have the same BER.

Key words: chaotic sequences; extended Kalman filter(EKF); unscented Kalman filter(UKF); bit error rate(BER)

0　引言

混沌序列对其初始值极度敏感,仿真实验表明,初始值只要有 10^{-6} 的差别,所产生的两个混沌序列完全不相关,为此可以提供数量众多的混沌扩频序列,这使得混沌序列可以用于多址通信。此外,混沌序列具有非周期和类噪声统计特性、序列复杂度高、不易于被复制等特点,因此,与传统伪随机序列相比,混沌扩频通信系统具有更好的保密性[1,2]。

虽然美国海军实验室的 Pecora 等人[3]在 1990 年成功地实现了混沌同步后,关于混沌同步有了许多的理论研究成果[4,5],但是到目前为止,能在恶劣环境下稳健而有效的混沌同步一直是一个难题[6]。其中比较具有潜力的一种同步方法是运用卡尔曼滤波器对信号进行实时的检测与跟踪。Cuomo 等人[7]利用扩展卡尔曼滤波器(EKF)实现了洛仑兹系统的同步,Sobski 等人[8]利用扩展卡尔曼滤波器实现了两个杜芬系统的同步。但是 EKF 中的状态分布近似于高斯随机变量,并且通过非线性系统的一阶线性化来分析,这就会在变换高斯随机变量后,在其后验均值和方差的真实值中带来大量误差,从而使滤波器性能不能达到最佳,甚至有时会让滤波器发散。

Julier 等人[9]提出了无先导卡尔曼滤波器(UKF)的概念,解决了 EKF 所存在的问题。Azou 等人[10]利用双 UKF 实现了混沌扩频系统的同步。但是针对文献[10]中所采用改进型 Logistic 混沌映射来说,虽然该混沌通信系统为非线性系统,但是基于泰勒展开的一阶近似,舍弃的高阶误差造成模型不匹配的情况在该系统中并不存在。因为改进型 Logistic 映射的一阶导数为线性函数,二阶导数是该系统泰勒展开式的最高项,因此,忽略高阶项所带来的误差影响并不大,同时相对于 UKF 的复杂算法,二阶 EKF 的实现会更加简单,运算速度提高得更快。

本文针对改进型 Logistic 混沌映射,将分别讨论一阶 EKF、二阶 EKF 以及 UKF 的性能,以便实现该映射下的最佳接收机设计。

收稿日期: 2012-04-19; **修回日期:** 2012-05-24　　**基金项目:** 重庆市科委自然科学基金计划资助项目(2007ba2017)

作者简介: 韩彦净(1988-),女,河南新乡人,硕士研究生,主要研究方向为混沌扩频通信(mytoolbox@126.com);何世彪(1963-),男,安徽安庆人,教授,博士,主要研究方向为宽带无线通信、飞行器测控;谷诚(1985-),男,江西庐山人,硕士研究生,主要研究方向为混沌扩频通信.

1　混沌直接扩频通信系统

混沌直扩数字通信系统的一般模型如图 1 所示,二进制数据为 d_k(等概率地取值为 +1 和 -1)。假定 $d^{(l)}$ 是第 l 个发送符号,假设扩频因子即处理增益为 $L = F_c/F_b$,一般 L 为整数,那么在时刻 $k=(l-1)\beta+1,\cdots,l\beta$,发送符号与混沌码字 c_k 相乘以得到扩频信号,表示为 $x_k = d^{(l)}c_k$,其中切普速率 $F_c \geqslant F_d$,$F_d = 1/T_d$ 是数据速率。假定接收端已知混沌序列的映射 $c_k = f(c_{k-1})$。改进型 Logistic 混沌映射为

$$c_k = 1-2c_{k-1}^2, c_k \in (-1,1)$$
$$c_0 \neq 0, \pm 0.5, \pm 1 \tag{1}$$

由于 $d^{(l)}$ 的取值为 +1 或 -1,因此,扩频后的信号也可以用下式表示

$$x_k = d_k(1-2x_{k-1}^2) \quad x_0 = c_0 \tag{2}$$

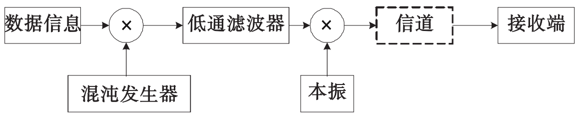

图1　混沌直扩系统发送端一般模型

2　基于双 UKF 估计的直扩系统接收机设计

文献[10]中提出了基于双 UKF 估计的混沌直扩系统接收机,解决了混沌扩频通信的同步问题,其结构框图如图 2 所示。由于 UKF 算法是一种用于非线性系统状态变量估计的自适应滤波算法,它将待估计的状态变量看做近似的高斯随机变量,用一系列 Sigma 点代表状态变量的先验均值和先验协方差矩阵,然后将非线性系统方程作用于 Sigma 点,计算经过无先导变换(unscented transform,UT)后状态变量的均值和协方差矩阵的估计值,最后对状态变量的协方差矩阵纠错并得到状态变量的估计值[11],其精度能够达到任意非线性函数泰勒展开式的二阶。

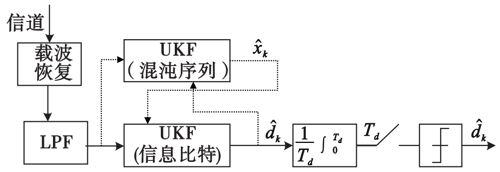

图2　双UKF估算跟踪接收端结构

双 UKF 分别估算混沌序列 $\hat{x}_k$ 以及信息符号 $\hat{d}_k$,估算的状态方程分别为

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + v_{k-1} = d_k(1-2x_{k-1}^2) + v_{k-1} \\ z_k = h(x_k) + n_k = x_k + n_k \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} d_k = f^p(d_{k-1}) + w_{k-1} = d_{k-1} + w_{k-1} \\ z_k = h^p(d_k) + n_k = d_k(1-2x_{k-1}^2) + n_k \end{cases} \tag{4}$$

其中:x_k 和 d_k 分别是混沌信号的状态以及信息比特的符号;v_k 和 w_k 是均值为 0、方差分别为 Q 和 Q^p 的高斯白噪声,都是系统的处理噪声;n_k 是信道中的高斯白噪声,均值为 0、方差为 R。

UKF 的具体算法如下:

假设估计变量 x(x 是 n 维变量)的均值为 $\bar{x}$,方差为 P_x,经过非线性函数 $y=f(x)$,为了计算 y 的统计特性,如上文所述,首先要定义一个 $2n+1$ 个列向量的矩阵 χ(Sigma 点),其中 x_i 为

$$\chi_0 = \bar{x}$$
$$\chi_i = \bar{x} + \left(\sqrt{(n+\lambda)P_x}\right)_i \quad i=1,\cdots,n,$$
$$\chi_i = \bar{x} - \left(\sqrt{(n+\lambda)P_x}\right)_{i-n} \quad i=n+1,\cdots,2L \tag{5}$$

其中:$\lambda = \alpha^2(n+\kappa)-n$ 是一个尺度参数,常量 α 决定着 Sigma 点围绕均值 $\bar{x}$ 的分布,一般取一个很小的正值($10^{-4} \leqslant \alpha \leqslant 1$)。常量 κ 是第二个尺度参数,一般取值为 $3-L$。β 的值取决于估计变量 x 的先验分布,高斯分布情况下一般取 $\beta=2$。$\left(\sqrt{(n+\lambda)P_x}\right)_i$ 表示矩阵平方根第 i 列。将所得到的 Sigma 点经过非线性系统得

$$Y_i = f(\chi_i) \quad i=0,\cdots,2n \tag{6}$$

由此可以得到 y 的均值和方差为

$$\bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Y_i$$
$$P_y \approx \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (Y_i-\bar{y})(Y_i-\bar{y})^{\mathrm{T}} \tag{7}$$

其中,权值 W_i 的值如下:

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n+\lambda}$$
$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta$$
$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(n+\lambda)} \quad i=1,\cdots,2n \tag{8}$$

初始化

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$
$$P_0 = E[(x_0-\hat{x}_0)(x_0-\hat{x}_0)^{\mathrm{T}}] \tag{9}$$

计算 Sigma 点

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1}\ \hat{x}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}\ \hat{x}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}]$$
$$k \in \{1,\cdots,\infty\} \tag{10}$$

预测

$$\chi_{k|k-1} = F(\chi_{k-1}, u_{k-1}, v_{k-1}) \tag{11}$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1} \tag{12}$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\chi_{i,k|k-1}-\hat{x}_{k|k-1})(\chi_{i,k|k-1}-\hat{x}_{k|k-1})^{\mathrm{T}} + R^V \tag{13}$$

其中:$\hat{x}_{k|k-1}$ 是利用 $k-1$ 时刻的估计值 $\hat{x}_{k-1}$,对在 k 时刻的 x 的值进行预测;$P_{k|k-1}$ 是利用 $k-1$ 时刻的估计值 P_{k-1},对在 k 时刻的 P 的值进行预测;R^V 是系统的处理噪声方差。根据预测值,第二次进行 Sigma 采样,产生新的 Sigma 点集为

$$\chi_{k|k-1}^{(z)} = [\hat{x}_{k|k-1}\ \hat{x}_{k|k-1} + \sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}}\ \hat{x}_{k|k-1} - \sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}}] \tag{14}$$

$$Z_k = h(\chi_{k|k-1}^{(z)}, n_k) \tag{15}$$

$$\hat{z}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Z_{i,k} \tag{16}$$

更新:

$$P_{x_k z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\chi_{i,k|k-1}^{(z)} - \hat{x}_{k|k-1})(Z_{i,k}-\hat{z}_k)^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

$$P_{z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (Z_{i,k}-\hat{z}_k)(Z_{i,k}-\hat{z}_k)^{\mathrm{T}} + R_k \tag{18}$$

$$K_k = P_{x_k z_k} P_{z_k}^{-1} \tag{19}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - \hat{z}_k) \tag{20}$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K_k P_{z_k} K_k^T \tag{21}$$

无先导变换与蒙特卡罗方法最大的区别在于抽样点,无先导变换只是通过确定算法来获取少量的采样点,而不是在给定的分布中随机地取值。

3　基于改进型 Logistic 直扩系统下的双 EKF 与双 UKF 估算比较

非线性系统的广义状态方程和观测方程为

$$x_{k+1}=f(x_k,u_k,v_k) \tag{22}$$

$$y_k=H(x_k,n_k) \tag{23}$$

假设输入矢量 $X=[x_k,u_k,v_k]$，那么输入矢量 X 可以表示 $X=\bar{X}+\delta X$，其中 $\bar{X}$ 表示输入的均值，输入矢量的协方差为 $P_{XX}=E[\delta X\cdot\delta X^{\mathrm{T}}]$。将式(22)在 $\bar{X}$ 展开成泰勒级数为

$$Y=F(X)=F(\bar{X}+\delta X)=F(\bar{X})+\nabla F\delta X+\frac{1}{2}\nabla^2F\delta X^2+\frac{1}{3!}\nabla^3F\delta X^3+\cdots=\sum_{n=0}^{\infty}\left[\frac{(\nabla\delta X)^nF}{n!}\right]_{X=\bar{X}} \tag{24}$$

假定输入矢量 X 是对称分布的随机矢量，对上式取期望后得到均值和方差为

$$\bar{Y}=E[F(X)]=F(\bar{X})+\frac{1}{2}\nabla^2FP_{XX}+\frac{1}{4!}\nabla^4FE[\delta X]^4+\cdots \tag{25}$$

$$P_{YY}=\nabla FP_{XX}(\nabla F)^{\mathrm{T}}-\frac{1}{4!}\{[(\nabla^{\mathrm{T}}P_{XX}\nabla)F][(\nabla^{\mathrm{T}}P_{XX}\nabla)F]^{\mathrm{T}}\}_{X=\bar{X}}+\cdots \tag{26}$$

EKF 的对展开泰勒级数的线性化是在式(25)中舍去二阶和二阶以上的高阶成分，因此，式(25)(26)可以表示为

$$\bar{Y}=E[F(X)]=F(\bar{X}) \tag{27}$$

$$P_{YY}=\nabla FP_{XX}(\nabla F)^{\mathrm{T}} \tag{28}$$

在 UKF 中，将 $Y_i=F(\chi_i)$ 在 $\bar{x}$ 附近展开成泰勒级数为

$$Y=F(\bar{x})+\nabla F\hat{\delta}x+\frac{1}{2}\nabla^2F\hat{\delta}x^2+\frac{1}{3!}\nabla^3F\hat{\delta}x^3+\cdots \tag{29}$$

其中：$\hat{\delta}x=(\sqrt{(n+\lambda)P_i})_i$，代入上式，得

$$\bar{y}_U=F(\bar{x})+\frac{1}{2(n+\lambda)}\sum_{i=1}^{2n}\left(\frac{1}{2}\nabla^2F\hat{\delta}x^2+\frac{1}{4!}\nabla^4F\hat{\delta}x^4+\frac{1}{6!}\nabla^6F\hat{\delta}x^6\cdots\right) \tag{30}$$

上式中

$$\frac{1}{2(n+\lambda)}\sum_{i=1}^{2n}\frac{1}{2}\nabla^2F\hat{\delta}x^2=\frac{1}{2(n+\lambda)}\nabla^2F\sum_{i=1}^{2n}\frac{1}{2}(\sqrt{(n+\lambda)P_x})_i(\sqrt{(n+\lambda)P_x})_i^{\mathrm{T}}=\frac{1}{2}\nabla^2F\sum_{i=1}^{2n}\frac{1}{2}(\sqrt{P_x})_i(\sqrt{P_x})_i^T=\frac{1}{2}\nabla^2FP_x \tag{31}$$

因此无先导变换后的均值方差为

$$\bar{y}_U=F(\bar{x})+\frac{1}{2}\nabla^2FP_x+\frac{1}{2(n+\lambda)}\sum_{i=1}^{2n}\left(\frac{1}{4!}\nabla^4F\hat{\delta}x^4+\frac{1}{6!}\nabla^6F\hat{\delta}x^6\cdots\right) \tag{32}$$

$$P_U=\nabla FP_x\nabla F^{\mathrm{T}}-\frac{1}{4}\{[(\nabla^{\mathrm{T}}P_x\nabla)F][(\nabla^{\mathrm{T}}P_x\nabla)F]^{\mathrm{T}}\}_{x=\bar{x}}+\frac{1}{2(n+\lambda)}\sum_{i=1}^{2n}\left[\sum_{m=1}^{\infty}\sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{m!\ n!}\nabla^mF\hat{\delta}x^m(\nabla^nF\hat{\delta}x^n)^{\mathrm{T}}\right]\cdots \tag{33}$$

从上述可以看出，扩展卡尔曼滤波器是非线性系统的一阶近似，该方法在线性化的过程中引入了较大的误差，从而使系统存在估计偏差，甚至有时会产生滤波器的发散。对于 UKF 而言，只要选择合适分布的尺度参数 λ，那么其非线性函数统计量的精度至少达到两阶。

但是，在基于改进型 Logisitc 映射的混沌扩频通信中，由于该非线性函数的泰勒展开式的一阶泰勒级数为线性函数，二阶级数是最高阶，为常数，二阶以上的高阶泰勒级数全部为 0。因此，舍去高阶所带来的误差在本系统中很小，并不会给系统性能带来很大的影响。根据上文所述可知，若将泰勒级数的二阶展开式保存，舍弃二阶以上的高阶泰勒级数，其计算精度将会达到 UKF 的效果。一般 EKF 对系统的估算值只能精确到一阶，本文将 EKF 的估算精确提高到二阶，即不仅计算其雅可比矩阵，而且计算其海森矩阵[12]，从而使 EKF 的性能得到提高。二阶精度的 EKF 算法如下：

预测

$$\hat{x}_{k|k-1}=f(\hat{x}_{k-1},k-1)+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}e_itr\{F_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k-1)P_{k-1}\} \tag{34}$$

$$P_{k|k-1}=F_X(\hat{x}_{k-1},k-1)P_{k-1}F_X^{\mathrm{T}}(\hat{x}_{k-1},k-1)+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{i'=1}^{n}e_ie_{i'}^{\mathrm{T}}tr\{F_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k-1)P_{k-1}F_{XX}^{(i')}(\hat{x}_{k-1},k-1)P_{k-1}\}+R_{k-1}^v \tag{35}$$

更新

$$S_k=H_X(\hat{x}_{k|k-1},k)P_{k|k-1}H_X^{\mathrm{T}}(\hat{x}_{k|k-1},k)+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{i'=1}^{n}e_ie_{i'}^{\mathrm{T}}tr\{H_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k|k-1},k)P_{k|k-1}H_{XX}^{(i')}(\hat{x}_{k|k-1},k)P_{k|k-1}\}+R_k \tag{36}$$

$$K_k=P_{k|k-1}H_X^{\mathrm{T}}(\hat{x}_{k|k-1},k)S_k^{-1} \tag{37}$$

$$\hat{x}_k=\hat{x}_{k|k-1}+K_k\left(y_k-h(\hat{x}_{k|k-1},k)-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}e_itr\{H_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k|k-1},k)P_{k|k-1}\}\right) \tag{38}$$

$$P_k=P_{k|k-1}-K_kS_kK_k^{\mathrm{T}} \tag{39}$$

其中：矩阵 $F_X(\hat{x}_{k-1},k-1)$ 和 $H_X(\hat{x}_k,k)$ 是一阶 EKF 的雅可比矩阵，为

$$[F_x(\hat{x}_{k-1},k-1)]_{j,j'}=\frac{\partial f_j(\hat{x}_{k-1},k-1)}{\partial\hat{x}_{k-1_{j'}}} \tag{40}$$

$$[H_X(\hat{x}_k,k)]_{j,j'}=\frac{\partial h_j(\hat{x}_k,k)}{\partial\hat{x}_{k_{j'}}} \tag{41}$$

矩阵 $F_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k-1)$ 和 $H_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k)$ 分别是 f_i 和 h_i 的海森矩阵，为

$$[F_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k-1)]_{j,j'}=\frac{\partial^2f_i(\hat{x}_{k-1},k-1)}{\partial\hat{x}_{k-1_j}\partial\hat{x}_{k-1_{j'}}} \tag{42}$$

$$[H_{XX}^{(i)}(\hat{x}_k,k)]_{j,j'}=\frac{\partial^2h_i(\hat{x}_k,k)}{\partial\hat{x}_{k_j}\partial\hat{x}_{k_{j'}}} \tag{43}$$

其中：$e_i=(0\cdots010\cdots0)^{\mathrm{T}}$ 为第 i 个单位向量。

当采用了基于改进型 Logistic 混沌映射的扩频通信系统后，由于采用双 EKF 分别估算混沌序列 x 和信息 d_k，所以当估算混沌序列 x 时，其估算变量的维数 $n=1$，根据状态方程式(22)(23)可以得出此时 f 和 h 的雅可比矩阵 $F_X(\hat{x}_{k-1},k-1)$ 和 $H_X(\hat{x}_k,k)$ 分别为

$$F_X(\hat{x}_{k-1},k-1)=-4d_k\hat{x}_{k-1} \tag{44}$$

$$H_X(\hat{x}_k,k)=1 \tag{45}$$

f 和 h 的海森矩阵 $F_{XX}^{(i)}(\hat{x}_{k-1},k-1)$ 和 $H_{XX}^{(i)}(\hat{x}_k,k)$ 分别为

$$F_{XX}(\hat{x}_{k-1},k-1)=-4d_k \tag{46}$$

$$H_{XX}(\hat{x}_k,k)=0 \tag{47}$$

当估算信息 d_k 时，根据状态方程得出此时 f^p 和 h^p 的雅可比矩阵 $F_D^p(\hat{d}_{k-1},k-1)$ 和 $H_D^p(\hat{d}_k,k)$ 分别为

$$F_D^p(\hat{d}_{k-1},k-1)=1 \tag{48}$$

$$H_D^p(\hat{d}_k,k)=1-2x_{k-1}^2 \tag{49}$$

f^p 和 h^p 的海森矩阵 $F_{DD}^p(\hat{d}_{k-1},k-1)$ 和 $H_{DD}^p(\hat{d}_k,k)$ 为

$$F_{DD}^p(\hat{d}_{k-1},k-1)=H_D^p(\hat{d}_k,k)=0 \tag{50}$$

之所以文献[10]中提出运用 UKF 分别估算混沌序列和信息比特，主要由于 EKF 存在着很多缺点，但是对基于改进型 Logistic 映射的混沌通信系统来说，正如上文所述，EKF 并不比 UKF 的性能差。主要有以下几个方面：

a）由于泰勒展开式的二阶以上的高阶项为零，因此二阶精度的 EKF 能够达到 UKF 的性能。

b）改进型 Logistic 映射存在雅可比矩阵和海森矩阵，而且结构并不复杂，仅为一维矩阵，只有在估算混沌序列 x 时，雅可比矩阵为一简单的线性函数，其他情况下均为常数，因此，计算雅可比矩阵并不复杂。

c）虽然 UKF 算法精度高，但是运算量较大，相对于 EKF 其算法的流程更加复杂，如图 3 所示。此外，在计算方差的时，每一次的预测与更新都是通过 Sigma 点运算，然后再权值相加，这样大大地增加了运算时间与存储量。

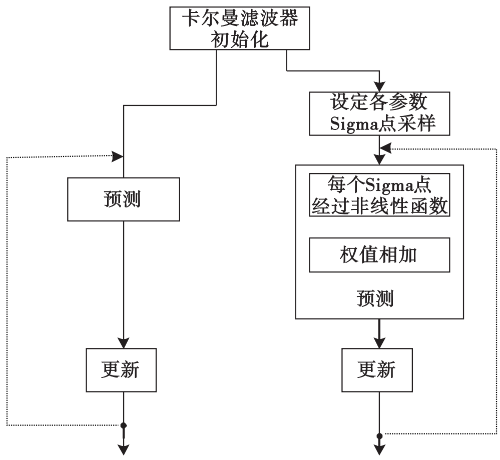

图3　双EKF与双UKF算法示意图比较

对改进型 Logistic 映射混沌通信系统来说，运用 UKF 来估算变量，虽然能达到客观的精度要求，但是却因此反而增加了系统的复杂性与运算时间。

4　仿真性能分析

在计算机仿真中，采用 MATLAB 进行仿真分析。基于改进型 Logistic 混沌扩频通信系统中，双 EKF 估算系统与双 UKF 估算系统类似，根据图 2 的结构，只需将 UKF 替换为 EKF 即可，如图 4 所示。

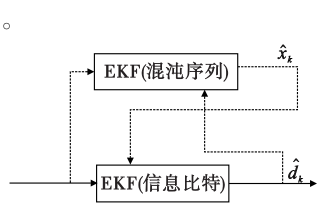

图4　双EKF估算模块

本文仿真中对改进型 Logistic 映射的初始值取 $x_0=\sqrt{3}-1$，扩频因子 $L=63$，系统处理噪声方差分别为 $Q=0.1$ 和 $Q^p=0.02$，信道高斯噪声方差 $R=0.1$，分别采用双 EKF 和双 UKF 估算接收的直扩信号，其中，UKF 中的参数 $\alpha=10^{-4}$，$\beta=2$，尺度参数 $\kappa=2$。双 EKF 和双 UKF 的初始化取相同的值，即 $x_0=0$，$P_0^x=0.5$，$d_0=0$，$P_0^d=1$，随机发送 10 个信息比特，双 EKF 与双 UKF 分别估算出的信息比特 $\hat{d}_k$ 如图 5 所示。估算的混沌序列值如图 6 所示。

图 7 表示当序列长度为 10 000 时，上述相同条件下双 EKF 与双 UKF 的对混沌序列的估计误差的比较。

从图 7 中可以看出，无论是序列的估算值还是跟踪误差，双 EKF 与双 UKF 的性能几乎相同。当扩频因子 L 分别取 63、127、255，信噪比 E_b/N_0 的取值范围为[−5 dB，5 dB]，步长为 1 dB 增加，其他仿真条件不变，通过蒙特卡罗法分别得到不同扩频因子下双 EKF 与双 UKF 系统的误码率性能仿真曲线如图 8 所示。从图 8 中可以看出，随着扩频因子的增加，双 EKF 与双 UKF 系统的误码率性能都有所提高，在相同扩频因子情况下，两个系统的误码率几乎一致，差别不大。唯一的差别则是在仿真时间上，以扩频因子 $L=63$ 为例，在 MATLAB 中为了保证测量时间的有效可靠性，除了算法的不同部分外，双 EKF 与双 UKF 仿真程序的其他部分保持一致，运算双 UKF 误码率的时间为 480 s，而双 EKF 的运算时间仅为 17 s，比 UKF 的运算时间提高了 28 倍。

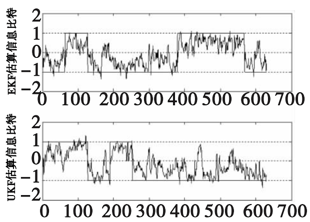

图5　EKF与UKF估算信息比特比较

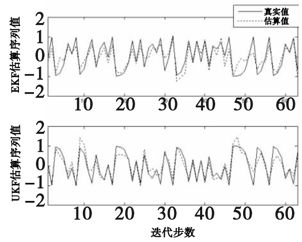

图6　EKF与UKF估算序列值的比较

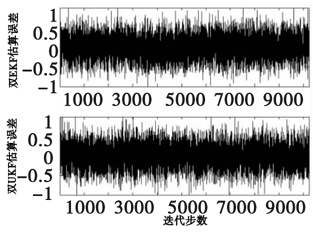

图7　噪声方差R=0.1时双EKF与UKF的估算误差

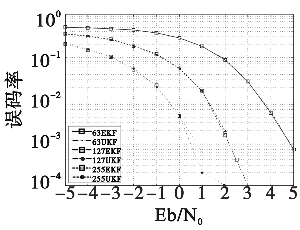

图8　不同长度下双EKF与双UKF误码率比较

5　结束语

虽然 UKF 的性能要好于 EKF，但针对基于改进型 Logistic 序列的混沌扩频通信系统，本文提出并且证明了 EKF 与 UKF 的性能一致，且在系统的复杂度、运算时间和存储量上都优于 UKF。仿真结果表明，在高斯信道中，双 EKF 与双 UKF 的误码率几乎一样，但是在运算时间上 EKF 的运算速度却远远高于 UKF。所以对于该混沌通信系统来说，采用 EKF 后，其系统的整体性能都优于 UKF。

参考文献：

[1] WANG Shi-lian, WANG Xiao-dong. M-DCSK-based chaotic communications in MIMO multipath channels with no channel state information[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems-Ⅱ：Express Briefs，2010，57(12)：1001-1005.

[2] RAJU B V S S N, DEERGHA R K. Blind robust multiuser detection in synchronous chaotic modulation systems[C]//Proc of Annual IEEE India Conference. 2009：1-4.

[3] PECORA L, CAROLL T. Synchronization in chaotic systems[J]. Physics Review Letter，1990，64(8)：821-823. （下转第 4158 页）

差率小;反之,误差率就大。但是最大误差率也在3.5%之内,测距误差率的平均值约为2.5%,完全可以满足无线传感器网络RSSI测距和定位要求。不过,在有遮蔽的都市区域,误差会大一些。

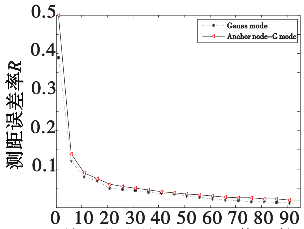

图1　测距误差与接收的RSSI个数的关系

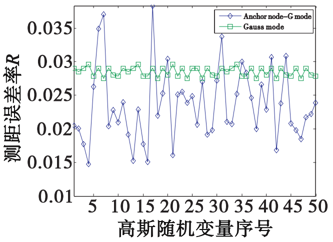

图2　考虑高斯随机变量X_{σ}时的测距误差

3.3　测距误差与散逸因子的关系

为了直观,用MATLAB仿真出在畅通空间(路径散逸指数$h=2$)和都市地区(路径散逸指数$h=3$)的高斯模型定位图和基于锚节点的高斯模型校正定位图(迭代100次),如图3和4所示。

图3中由式(9)计算的高斯模型的平均定位误差为0.1938 m,约为测量距离的0.97%;anchor node-G模型的定位误差为0.1602 m,约为测量距离的0.80%。图4中高斯模型的定位误差为0.6825 m,约为测量距离的3.41%,anchor node-G模型的定位误差为0.1737 m,约为测量距离的0.87%。更多的比较见表2。

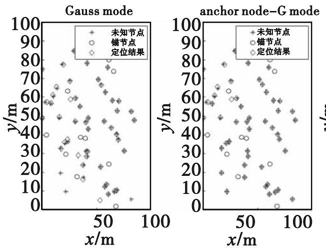

图3　畅通空间定位图

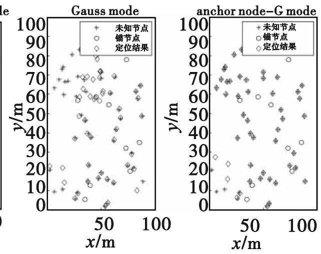

图4　都市地区定位图

表2　两个模型定位误差比较

测距模型	$h=1.6\sim1.8$(取1.7)		$h=2$		$h=2.7\sim3.5$(取3)		$h=3\sim5$(取4)		$h=4\sim8$(取6)	
	定位误差/m	百分比/%	定位误差/m	百分比/%	定位误差/m	百分比/%	定位误差/m	百分比/%	定位误差/m	百分比/%
Gauss	0.1743	0.87	0.1938	0.97	0.6825	3.41	1.034	5.17	3.512	17.56
Anchor node_G	0.1601	0.80	0.1602	0.80	0.1737	0.87	0.1801	0.90	0.1823	0.91

从表2看出,不同环境下,高斯模型的定位误差相差很大,而anchor node-G模型的定位误差差别不大,说明该模型与环境无关,是一个通用的测距模型。

4　结束语

本文对RSSI测距基本原理及环境对RSSI的影响进行了全面分析,进而指出文献[8]设计的统计均值校正模型和高斯校正模型存在的缺点,提出了基于锚节点的高斯校正模型。仿真结果表明设计的模型与测距环境无关,是一种通用的测距算法。

参考文献:

[1] 周正.无线传感器网络的节点自定位技术[J].中兴通讯技术,2005,11(4):51-56.

[2] VO D M N, VO D, CHALLA S, *et al*. Nonmetric MDS for sensor localization[C]//Proc of the 3rd International Symposium on Wireless Pervasive Computing. 2008:396-400.

[3] FUJIWARA R, MIZUGAKI K, NAKAGAWA T, *et al*. TOA/TDOA hybrid relative positioning system using WB-IR[C]//Proc of the 4th International Conference on Radio and Wireless Symposium. [S. l.]: IEEE,2009:647-650.

[4] RONG Peng,SICHITIU M L. Angle of arrival localization for wireless sensor networks[C]//Proc of the 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad hoc Communications and Networks. 2006:374-382.

[5] ZHANG Zhi-bin, XU Xiao-ling,YAN Lian-long. Underground localization algorithm of wireless sensor network based on Zigbee[J]. Journal of China Coal Society,2009,34(1):125-128.

[6] 李志鹏,江弘志,林垂彩,等. WCDMA基频讯号处理与系统设计实务[M].台湾:沧海书局,2007.

[7] 汪炀,黄刘生,肖明军,等.一种基于RSSI校验的无线传感器网络节点的定位算法[J].小型微型计算机系统,2009,30(1):59-62.

[8] 章武坚,张璐,应瑛,等.基于ZigBee的RSSI测距研究[J].传感技术学报,2009,22(2):285-288.

[9] 易平,钟俊,石家骏.无线传感器网络中基于MDS的迭代定位算法优化[J].传感器与微系统,2010,29(12):48-50.

(上接第4155页)

[4] CHEN Mao-yin. Chaos synchronization in complex networks[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems—I: Regular Papers, 2008,55(5):1335-1346.

[5] 陈宏滨,冯久超,胡兆辉.一种基于无先导卡尔曼滤波的混沌相移键控通信系统的非相干检测方法[J].电子与信息学报,2008,30(7):1576-1579.

[6] KOLUMBÁN G, KENNEDY M P, CHUA L O. The role of synchronization in digital communications using chaos—part Ⅱ: chaotic modulation and chaotic synchronization[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems—I: Fundamental Theory and Applications,1997,44(10):936-927.

[7] CUOMO K M, OPPENHEIM A V, STROGRATZ S H. Synchronization of Lorenz-based chaotic circuits with application to communication[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems-Ⅱ, 1993, 40(10):626-633.

[8] SOBISKI D J, THORP J S. PDMA-1: chaotic communication via the extended Kalman filter[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems-I,1998,45(2):194-197.

[9] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of mean and covariance in filter and estimator[J]. IEEE Trans on Automatic Control,2000,45(3):477-482.

[10] LUCA M B, AZOU S, BUREL G, *et al*. A complete receiver solution for a chaotic direct sequence spread spectrum communication system[C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2005:3813-3816.

[11] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE,2004,92(3):401-422.

[12] HARTIKAINEN J, SÄRKKÄ S. Optimal filtering with Kalman filters and smoothers-a manual for MATLAB toolbox EKF/UKF[M]. Helsinki: Department of Biomedical Engineering and Computational Science, Helsinki University of Technology,2008:13-15.