

一种无线传感器网络中的混沌信号重构算法*

黄锦旺¹⁾ 李广明^{2)†} 冯久超¹⁾ 晋建秀¹⁾

1)(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

2)(东莞理工学院计算机学院, 东莞 523808)

(2014年1月13日收到; 2014年3月21日收到修改稿)

将无线传感器网络节点观测区域中的一个混沌信号发送到融合中心, 进行信号重构. 由于节点的通信带宽受限, 信号传输之前需要进行量化, 给信号带来量化噪声, 使得信号重构工作变得更为棘手. 本文提出用平方根容积卡尔曼滤波器对融合中心收集的信号进行重构. 首先估计观测信号的概率密度函数, 使用最优量化器量化观测信号, 在有限的量化比特数下, 取得最优的信号量化性能. 平方根容积卡尔曼滤波器相对无先导卡尔曼算法具有较少的求容积分点, 因此具有计算量小的优点, 同时迭代过程采用传递误差矩阵的平方根矩阵, 保证迭代过程的稳定性和提高数据估计精度. 仿真结果表明, 该算法能够有效和快速地重构观测信号, 并且比基于无先导卡尔曼滤波的算法更快.

关键词: 求容积分准则, 概率密度函数, 信号重构, 混沌信号

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

DOI: 10.7498/aps.63.140502

1 引言

无线传感器网络由大量的节点通过无线通信组成, 已应用在许多领域, 如工业、农业、医疗、军事和空间探测等, 是目前一个热门的研究领域^[1,2]. 节点在能量、通信带宽和计算能力方面都是有限的, 算法的设计需要考虑节点的资源受限情况^[3,4]. 信号重构算法已经有一些研究结果, 文献^[5—7]分别使用扩展卡尔曼滤波器 (extended kalman filter, EKF), 无先导卡尔曼滤波器 (unscented kalman filter, UKF) 和神经网络实现混沌信号的重构, 这些算法要求知道被重构的混沌信号的映射方程. 应用于传感器网络的信号重构算法也有一些研究. 文献^[8]采用迭代方式估计动态随机过程状态变量的方法实现信号的重构; 文献^[9]采用UKF滤波器和信息滤波的方法实现信号重构; 在文献^[10]中, 每个传感器根据自己的观测信号和来自相邻节点对信

号的观测来形成本节点对观测信号的估计. 以上文献大部分没有考虑通信带宽问题, 观测信号没有进行量化后传输, 或者简单地采用均匀量化的方法. 本文考虑对观测信号的量化问题, 在估计出观测信号概率密度函数后, 采用最优量化器量化观测信号, 在有限的量化比特下, 减少信号量化误差, 提高信号的重构精度. 融合中心采用性能更优的平方根容积卡尔曼滤波器 (square root cubature kalman filter, SRCKF)^[11,12] 重构观测信号, SRCKF 算法相对 UKF 算法有较少的积分点, 算法的计算量也少, 适合资源受限的传感器网络节点. 同时迭代过程传递误差矩阵的平方根矩阵的方法, 保证算法的稳定性和提高参数估计的精度, 最后用计算机仿真评估算法的重构性能. 为方便讨论, 本文考虑传感器网络只观测一个信号, 节点把观测信号量化后传输到融合中心, 融合中心收集观测信号并进行信号的重构.

* 国家自然科学基金 (批准号: 60872123, 61101014)、广东省高等学校高层次人才项目基金 (批准号: N9101070) 和中央高校基本科研基金 (批准号: 2012ZM0025) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: lgngmng@163.com

2 系统模型

图1是系统结构图. 假设区域内有 N 个节点, 所有节点观测一个信号 s , 节点把观测的信号量化后传输到融合中心. 第 n 个节点在 k 时刻的观测值可以表示为

$$x_n(k) = a_n s(k) + v_n(k) \quad n = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

其中 $x_n(k)$ 是节点 n 观测到的信号, $s(k)$ 是被观测的原始信号, a_n 是未知的常系数, $v_n(k)$ 是加性高斯白噪声, k 是离散时刻.

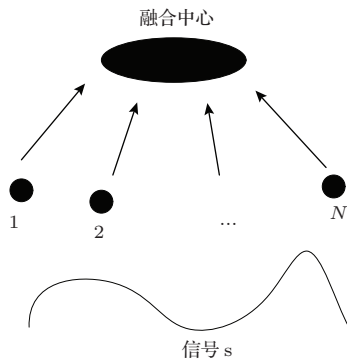


图1 系统结构

3 信号最优量化

由于节点资源有限, 节点能量消耗主要是节点通信^[13], 所以减少通信量可以大大降低节点的能量消耗. 使用最优量化器需要知道观测信号的概率密度函数, 在估计观测信号概率密度函数之前, 先给出两个用到的定理^[14].

定理1 假设信号 x 的概率密度函数为 $p_x(x)$, 则信号 $y = ax + b$ 的概率密度函数为

$$p_y(y) = p_x\left(\frac{y-b}{a}\right)\left(\frac{1}{a}\right),$$

a, b 为常数, 且 $a > 0$.

定理2 两个独立信号 x_1 和 x_2 , 其概率密度函数分别为 $p_{x1}(x)$ 和 $p_{x2}(x)$, 则信号 $y = x_1 + x_2$ 的概率密度函数为

$$p_y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} p_{x1}(u)p_{x2}(y-u)du.$$

设噪声 v_n 为加性高斯噪声, 其均值和方差分别为 0 和 σ_{v_n} , 其概率密度函数为^[15]

$$p_{v_n}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (2)$$

观测信号如(1)式所示, 设 $s(k)$ 的概率密度函数为 $p_s(x)$, 则根据定理1, $a_n s(k)$ 的概率密度函数为

$$p_{a_n s}(x) = p_s\left(\frac{x}{a_n}\right)\frac{1}{a_n},$$

加入噪声后, 根据定理2, 最终观测信号 x_n 的概率密度函数为

$$\begin{aligned} p_{x_n}(x) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p_{a_n s}(u)p_{v_n}(x-u)du \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} p_s\left(\frac{u}{a_n}\right)\frac{1}{a_n}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \\ &\quad \times \exp\left\{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}\right\}du. \end{aligned} \quad (3)$$

节点在采样观测信号的基础上, 结合最大似然(maximum likelihood, ML)估计^[16], 获取观测信号的概率密度函数.

有了观测信号的概率密度函数后, 下面给出最优量化器的设计.

设第 n 个节点观测信号的概率密度函数为 $p_{x_n}(x)$, 量化电平数 M_{nq} , 有 $M_{nq} = 2 \wedge M_i$, M_i 为量化的比特位数. 最佳的分层电平和最佳的量化电平分别为 $\{x_l\}$ 和 $\{\bar{x}_l\}$, 为使量化噪声的功率 N_q 最小, 其必要条件^[17,18]为

$$\frac{\partial N_q}{\partial x_l} = 0 \quad l = 1, 2, \dots, M_{nq}m, \quad (4)$$

$$\frac{\partial N_q}{\partial \bar{x}_l} = 0 \quad l = 1, 2, \dots, M_{nq}. \quad (5)$$

量化噪声的功率定义为

$$\begin{aligned} N_q &= E[e_q^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x}_l)^2 p_{x_n}(x) dx \\ &= \sum_{l=1}^{M_{nq}} \int_{x_{l-1}}^{x_l} (x - \bar{x}_l)^2 p_{x_n}(x) dx. \end{aligned} \quad (6)$$

将(6)式代入(4)式得

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x_l} \left[\int_{x_{l-1}}^{x_l} (x - \bar{x}_l)^2 p_{x_n}(x) dx \right. \\ \left. + \int_{x_l}^{x_{l+1}} (x - \bar{x}_{l+1})^2 p_{x_n}(x) dx \right] = 0, \end{aligned} \quad (7)$$

$$(x_l - \bar{x}_l)^2 p_{x_n}(x_l) - (x_l - \bar{x}_{l+1})^2 p_{x_n}(x_l) = 0. \quad (8)$$

所以最优的分层电平为

$$x_{l,\text{opt}} = \frac{1}{2}(\bar{x}_{l,\text{opt}} + \bar{x}_{l+1,\text{opt}}). \quad (9)$$

将(6)式代入(5)式, 同理可求出最优的量化电平为

$$\bar{x}_{l,\text{opt}} = \frac{\int_{x_{l-1,\text{opt}}}^{x_{l,\text{opt}}} xp_{x_n}(x)dx}{\int_{x_{l-1,\text{opt}}}^{x_{l,\text{opt}}} p_{x_n}(x)dx}. \quad (10)$$

上述量化求解过程为: 先设定一组最优量化电平 $\{\bar{x}_l\}^0$, 代入(9)式得到一组最优的分层电平 $\{x_l\}^0$, 将得到的最优分层电平代入(10)式得到一组最优量化电平 $\{\bar{x}_l\}^1$, 如此反复迭代, 当前后两组最优量化电平 $\{\bar{x}_l\}^r$ 和 $\{\bar{x}_l\}^{r+1}$ 之差小于某个阈值, 则迭代结束.

利用方程(9)和(10)的计算结果, 可以进一步求得量化噪声的方差为

$$\begin{aligned} \sigma_q^2 &= \sum_{l=1}^{M_{nq}} \int_{x_l}^{x_{l+1}} (y - \bar{x}_l)^2 p_l(y) dy \\ &\approx \sum_{l=1}^{M_{nq}} \frac{P_l}{\Delta_l} \int_{x_l}^{x_{l+1}} (y - \bar{x}_l)^2 dy \\ &= \sum_{l=1}^{M_{nq}} \frac{P_l}{\Delta_l} \left[\frac{(x_{l+1} - \bar{x}_l)^3}{3} - \frac{(x_l - \bar{x}_l)^3}{3} \right] \\ &= \sum_{l=1}^{M_{nq}} \frac{P_l}{\Delta_l} \frac{\Delta_l^3}{12} = \frac{1}{12} \sum_{l=1}^{M_{nq}} P_l \Delta_l^2 \\ &= \frac{1}{12} \sum_{l=1}^{M_{nq}} p_x(\bar{y}_l) \Delta_l^3, \end{aligned} \quad (11)$$

其中, P_l 为输入电平落在第 l 个量化区间的概率, 且

$$\begin{aligned} P_l &= P(x_l < y \leq x_{l+1}) \\ &= p_y(\bar{x}_l)(x_{l+1} - x_l) = p_y(\bar{x}_l)\Delta_l. \end{aligned} \quad (12)$$

4 信号重构算法

4.1 状态方程和观测方程

假设所有节点都能够正确地把量化后的观测信号传输到融合中心, 融合中心收集各个节点的观测信号, 重组量化后的观测信号为 $y_n = a_n s + u_n$, 这里 $u_n = v_n - q_n$ 是重组后的观测信号的噪声, 比节点观测到的信号多一个量化噪声.

设

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [a_1, \dots, a_N]^T, \\ \mathbf{Y} &= [y_1, \dots, y_N]^T, \\ \mathbf{U} &= [u_1, \dots, u_N]^T, \end{aligned}$$

融合中心收集的观测信号可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{U}. \quad (13)$$

如果系数 \mathbf{A} 和噪声 \mathbf{U} 的方差 \mathbf{R}_U 已知, 我们可以使用最佳线性无偏估计算法 (best linear unbiased estimator)^[19], 得到混沌信号 \mathbf{s} 的估计:

$$\bar{\mathbf{s}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{Y}, \quad (14)$$

这里我们并不知道系数 \mathbf{A} , 需要通过自适应滤波来估计混沌信号 \mathbf{s} . 假设混沌信号的迭代方程是已知的, 这在实际应用中是可行的, 比如使用混沌信号作为载波的混沌通信, 接收解调端知道混沌迭代方程:

$$\mathbf{s}(k) = f(\mathbf{s}(k-1)), \quad (15)$$

这样我们就获得信号的状态转移方程(15)和测量方程(13), 使用自适应滤波算法估计重构出信号.

4.2 信号重构

根据状态转移方程(15)和测量方程(13), 使用SRCKF算法估计源信号, 得到以下的信号重构算法

1) 参数初始化

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{s}}_0 = E[\mathbf{s}_0] \\ \mathbf{S}_0 = \text{sqrt}\{E[(\mathbf{s}_0 - \bar{\mathbf{s}}_0)(\mathbf{s}_0 - \bar{\mathbf{s}}_0)^T]\}, \end{cases} \quad (16)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示求数学期望, $\text{sqrt}\{\cdot\}$ 表示求平方根运算, $\bar{\mathbf{s}}_0$ 是初始状态向量, 其协方差矩阵的平方根矩阵为 \mathbf{S}_0 .

2) 计算求容积分点

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \boldsymbol{\zeta}_i + \bar{\mathbf{s}}_{k-1}, \quad (17)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m$, $m = 2n_w$, n_w 是估计向量的维数, 系数 $\boldsymbol{\zeta}_i = \sqrt{m/2}[\mathbf{1}]_i$, $[\mathbf{1}]_i$ 是集合 $[\mathbf{1}]$ 的第 i 个向量, 集合 $[\mathbf{1}]$ 定义如下.

$$[\mathbf{1}] = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ -1 \end{pmatrix} \right\}. \quad (18)$$

3) 传播求容积分点, 状态预测值和更新误差协方差矩阵的平方根矩阵

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k|k-1}), \quad (19)$$

$$\bar{\mathbf{s}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k|k-1}^* &= \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{X}_{1,k|k-1}^* \\ &\quad - \bar{\mathbf{s}}_{k|k-1} \cdots \mathbf{X}_{m,k|k-1}^* - \bar{\mathbf{s}}_{k|k-1}], \end{aligned} \quad (21)$$

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \text{qr} \left\{ \left[\mathbf{X}_{k|k-1}^* \sqrt{\mathbf{Q}_{k-1}} \right] \right\}, \quad (22)$$

其中 $i = 1, \dots, m$, \mathbf{Q}_k 是状态转移误差的协方差; $\text{qr}\{\cdot\}$ 是矩阵的 QR 分解; $\mathbf{X}_{k|k-1}^{i*}$ 是去均值后的矩阵, 维度为 $n_w \times 2n_w$; $\sqrt{\mathbf{Q}_{k-1}}$ 是测量方差的平方根矩阵, 维度为 $n_w \times n_w$; $\mathbf{B} = [\mathbf{X}_{k|k-1}^{i*} \sqrt{\mathbf{Q}_{k-1}}]$ 是一个 $n_w \times 3n_w$ 维的矩阵, 对矩阵 \mathbf{B}^T 做 QR 分解, matlab 中的表达式为 $[\mathbf{Q}, \mathbf{R}] = \text{qr}(\mathbf{B}', 0)$, \mathbf{R} 是一个上三角矩阵, $\mathbf{S}_{k|k-1} = \mathbf{R}^T$ 是一个 $n_w \times n_w$ 维的下三角矩阵.

4) 重新计算求容积分点

$$\bar{\mathbf{X}}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\zeta}_i + \bar{\mathbf{s}}_{k|k-1}, \quad (23)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m$, $m = 2n_w$, $\boldsymbol{\zeta}_i$ 的定义和 (18) 式相同.

5) 测量求容积分点, 测量预测值和更新误差协方差矩阵的平方根矩阵

$$\boldsymbol{\Upsilon}_{i,k} = \mathbf{A} \bar{\mathbf{X}}_{i,k|k-1}^T + \mathbf{U}_i \quad i = 1, \dots, m, \quad (24)$$

$$\mathbf{y}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \boldsymbol{\Upsilon}_{i,k}, \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Psi}_{k|k-1} &= \frac{1}{\sqrt{m}} [\boldsymbol{\Upsilon}_{1,k} - \mathbf{y}_{k|k-1} \\ &\quad \cdots \boldsymbol{\Upsilon}_{m,k} - \mathbf{y}_{k|k-1}], \end{aligned} \quad (26)$$

$$\mathbf{S}_{z,k|k-1} = \text{qr} \{ [\boldsymbol{\Psi}_{k|k-1} \sqrt{\mathbf{R}_k}] \}, \quad (27)$$

其中 \mathbf{R}_k 是测量误差的协方差, $\text{qr}\{\cdot\}$ 是矩阵的 QR 分解, 方法同 (22) 式.

6) 互协方差矩阵, 卡尔曼增益, 参数状态更新和参数估计误差协方差矩阵的平方根矩阵

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \mathbf{X}_{k|k-1} \boldsymbol{\Psi}_{k|k-1}^T, \quad (28)$$

$$\mathbf{G}_k = (\mathbf{P}_{xz,k|k-1} / \mathbf{S}_{z,k|k-1}^T) / \mathbf{S}_{z,k|k-1}, \quad (29)$$

$$\bar{\mathbf{s}}_k = \bar{\mathbf{s}}_{k|k-1} + \mathbf{G}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_{k|k-1}), \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_k &= \text{qr} \left\{ \left[\mathbf{X}_{k|k-1} \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \mathbf{G}_k \boldsymbol{\Psi}_{k|k-1} \mathbf{G}_k^T \mathbf{S}_{R,k} \right] \right\}, \end{aligned} \quad (31)$$

状态向量 $\bar{\mathbf{s}}$ 为所求的重构信号.

4.3 算法分析

基于 SRCKF 的信号重构算法相对基于 UKF 的重构算法有较少的积分点, 算法的计算量较少. 设信号长度为 N_s , 节点数量为 N , 根据算法中循环次数估计出算法的计算复杂度, 基于 SRCKF 的信号重构算法复杂度为

$$\begin{aligned} &O(N_s \times (N + 2N + N + 2N)) \\ &= O(N_s \times (6N)); \end{aligned} \quad (32)$$

基于 UKF 的重构算法复杂度为

$$\begin{aligned} &O(N_s \times (N + (2N + 1) + N + (2N + 1))) \\ &= O(N_s \times (6N + 2)); \end{aligned} \quad (33)$$

两种算法复杂度之比为

$$\rho = \frac{O(N_s \times (6N))}{O(N_s \times (6N + 2))} = \frac{3N}{3N + 1}. \quad (34)$$

基于 UKF 的重构算法中, 其变量的长度较长, 运行的时候会增加计算量, 所以实际的算法复杂度比例比上面估计的偏小. 在 $N = 3$ 时, $\rho = \frac{3 \times 3}{3 \times 3 + 1} = 90\%$, 下面的仿真测试结果为 89.5%, 该结果和理论分析一致.

5 仿真结果

本节采用计算机仿真来评估算法的性能, 源信号为 logistic 映射 [20,21], 函数方程为 $s(k) = 1 - 2s^2(k-1)$, 观测常系数矩阵 \mathbf{A} 随机产生且服从均匀分布, 为方便讨论, 假设所有节点的量化比特数 M_n 和信噪比 SNR 相同, 我们采用均方误差 MSE (mean square error, MSE) 准则来衡量算法的性能 [22], 其定义为

$$\text{MSE}(\text{dB}) = 10 \lg \left(\sum_{j=1}^J |s_j - \bar{s}_j|^2 / J \right), \quad (35)$$

J 是总的样本数.

由于每次仿真中的源信号和混合系数随机产生, 同样条件下, 算法每次运行的 MSE 指标有微小变化, 这里采用算法运行 100 次后取平均值.

图 2 是在节点数量 $N = 3$, 量化比特 $M_i = 4$ 和信噪比 SNR = 15 dB 条件下, 源信号, 重构信号和重构误差. 从图中可知源信号和重构信号相似, 算法能够有效地重构源信号.

图3是在量化比特 $M_i = 4$ 和信噪比 $SNR = 15$ dB 条件下, 算法的MSE性能和节点数量 N 的关系. 算法的性能随着节点数量 N 的增加而提高, 随着节点数量增加, 两种算法的性能改善越小, 一个直观的解释是更多的节点可以提供更多的观测信号信息, 但是过多的这种信息对算法性能改善帮助不大. 同样条件下, 基于SRCKF的算法性能优于基于UKF的算法性能.

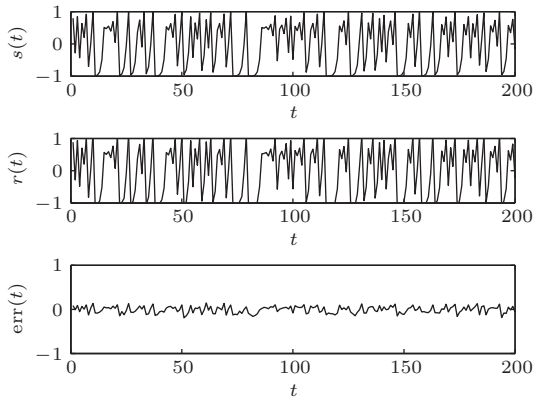


图2 源信号、重构信号和重构误差

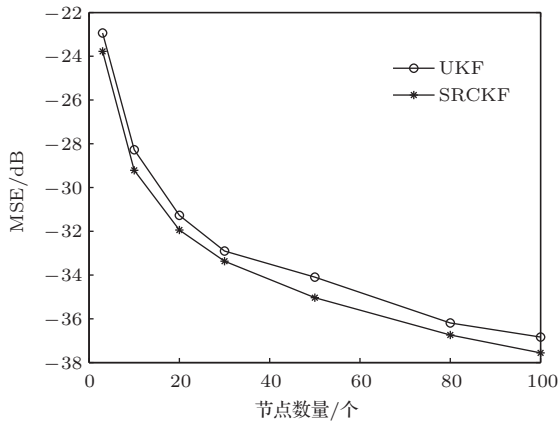


图3 MSE和节点数量的关系

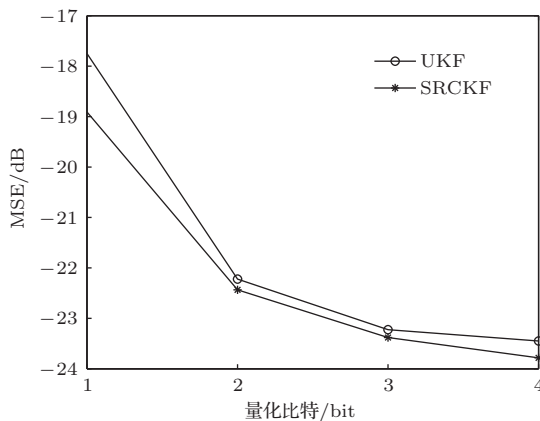


图4 MSE和量化比特的关系

图4是在节点数 $N = 3$ 和信噪比 $SNR = 15$ dB 条件下, 算法MSE和量化比特 M_i 的关系. 从图中可知, 该算法性能随着量化比特的增加而提高, 但是量化比特的增加会给节点带来更多的通信负载、计算量和存储量, 提高量化比特数来改善算法性能是以占用更多节点资源为代价. 在量化比特较少的情况下, 基于SRCKF的算法性能比基于UKF的算法性能有明显优势.

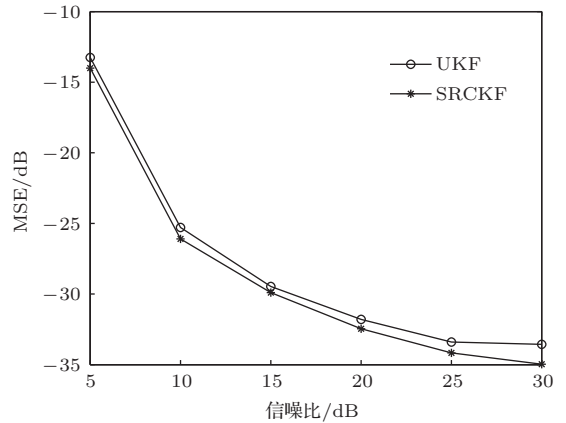


图5 MSE和信噪比的关系

图5是在节点数 $N = 3$ 和量化比特 $M_i = 4$ 条件下, 算法MSE和信噪比的关系. 可以看出该算法的MSE随着信噪比的提高而提高. 在信噪比较高的时候, 算法性能随着信噪比的提高改善很小. 在相同信噪比的条件下, 基于SRCKF的算法性能优于基于UKF的算法性能.

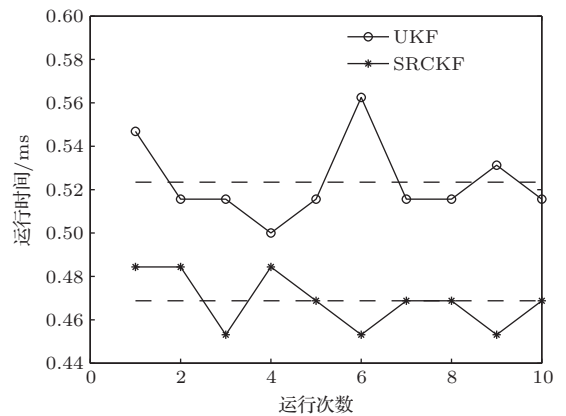


图6 算法运行时间

图6是在节点数 $N = 3$, 量化比特 $M_i = 4$ 和信噪比 $SNR = 15$ dB 条件下, 两种算法的运行时间. 基于SRCKF的算法由于使用了较少的求容积分点, 算法的计算量少, 运行时间更短. 基于UKF-

F 的算法运行一次需要 0.523 ms, 而基于 SRCKF 的算法运行一次只需要 0.468 ms, 是 UKF 算法的 89.5%。

6 结 论

针对带量化的观测信号, 本文结合平方根容积卡尔曼滤波器给出一种实现无线传感器网络的混沌信号重构算法, 观测信号量化之后传输到融合中心, 融合中心恢复量化信号并采用重构观测信号。和其他文献简单采用均匀量化不同, 本文在给出观测信号概率密度函数的基础上, 采用最优量化器量化观测信号, 在有限的量化比特预算下, 实现量化信号的最小失真, 提高系统的信号重构性能。仿真结果表明, 本文的算法能够有效地重构量化之后的观测信号, 特别是在量化比特数量较低的情况下, 算法的重构性能有明显的优势; 在相同条件下, 算法在重构信号的精度和运行时间方面的性能优于基于 UKF 的重构算法。尽管如此, 对于分布式的信号估计、并在有网络丢包情况下的信号重构还是我们以后的一个重要研究方向。

参考文献

- [1] Zhang C, Fei S M, Zhou X P 2012 *Chin. Phys. B* **21** 120101
- [2] Qi H, Wang F B, Deng H 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 104301 (in Chinese) [祁浩, 王福豹, 邓宏 2013 物理学报 **62** 104301]
- [3] Liu H R, Yin W X, Han T, Dong M R 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 040509 (in Chinese) [刘浩然, 尹文晓, 韩涛, 董明如 2014 物理学报 **63** 040509]
- [4] Liu X L, Li Z, Hu Y S 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 070201 (in Chinese) [刘向丽, 李赞, 胡易俗 2013 物理学报 **62** 070201]
- [5] de Senneville B D, Roujol S, Hey S, Moonen C, Ries M 2013 *IEEE Trans. Medical Imaging* **32** 711
- [6] Feng J C 2012 *Chaotic Signal and Information Process* (Beijing: Tsinghua University Press) p101 (in Chinese) [冯久超 2012 混沌信号与信息处理 (北京: 清华大学出版社) 第 101 页]
- [7] Feng J C, Tse C K, Lau F C M 2003 *IEEE Trans. Circuits and Systems-I* **50** 954
- [8] Ribeiro A, Giannakis G B, Roumeliotis S 2006 *IEEE Trans. Signal Process.* **54** 4782
- [9] Chen H B, Feng J C 2010 *J. Southwest Univ. (Natural Science Edition)* **32** 124 (in Chinese) [陈宏滨, 冯久超 2010 西南大学学报 (自然科学版) **32** 124]
- [10] Roseveare N, Natarajan B 2012 *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* **48** 3494
- [11] Chandra K P B, Gu D W, Postlethwaite I 2013 *IEEE Sensors J.* **13** 750
- [12] Wang S Y, Feng J C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 170508 (in Chinese) [王世元, 冯久超 2012 物理学报 **61** 170508]
- [13] Zhou J, Liu Y A, Wu F, Zhang H G, Zu Y X 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 090504 (in Chinese) [周杰, 刘元安, 吴帆, 张洪光, 祖云霄 2011 物理学报 **60** 090504]
- [14] Walpole R E, Myers R H, Myers S L, Ye K 2012 *Probability & Statistics for Engineers & Scientists* (9th Ed.) (Boston: Pearson Education Inc.) pp84–86
- [15] Maaref A, Aissa S 2009 *IEEE Trans. Commun.* **57** 214
- [16] Shi J, Yang D S, Shi S G 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 064301 (in Chinese) [时洁, 杨德森, 时胜国 2011 物理学报 **60** 064301]
- [17] Yu X, Wang H Q, Yang E H 2010 *IEEE Trans. Inform. Theory* **56** 5796
- [18] Bianchi P, Jakubowicz J 2013 *IEEE Trans. Signal Process.* **61** 3119
- [19] Cui S, Xiao J J, Goldsmith A J, Luo Z Q, Poor H V 2007 *IEEE Trans. Signal Process.* **55** 4683
- [20] Chen H B, Feng J C, Fang Y 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
- [21] Yu S M, Yu Z D 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6859 (in Chinese) [禹思敏, 禹之鼎 2008 物理学报 **57** 6859]
- [22] Gao G R, Liu Y P, Pan Q 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 139701 (in Chinese) [高国荣, 刘艳萍, 潘琼 2012 物理学报 **61** 139701]

A chaotic signal reconstruction algorithm in wireless sensor networks*

Huang Jin-Wang¹⁾ Li Guang-Ming^{2)†} Feng Jiu-Chao¹⁾ Jin Jian-Xiu¹⁾

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

2) (School of Computer Science, Dongguan University Of Technology, Dongguan 523808, China)

(Received 13 January 2014; revised manuscript received 21 March 2014)

Abstract

A chaotic signal in an observation area of network nodes is sent to a fusion center for reconstruction. As the communication bandwidth is limited, the signal must be quantified before sending to the fusion center, which will add quantization noise to the observed signal, which makes the signal reconstruction more difficult. A chaotic signal reconstruction algorithm is proposed in this paper based on square-root cubature Kalman filter. Firstly the probability density function of the observed signal is estimated, and then the optimal quantizer is used to quantify the observed signal. Under the limited budget of quantization bits, the best performance can be achieved. Compared with the unscented Kalman filter counterpart, our algorithm has fewer cubature points and has the merit of small computation load; meanwhile, it uses the square root of error variance for iteration, this will be more stable and accurate when iterating for parameter estimation. Simulation results show that the algorithm can reconstruct the observed signal quickly and effectively, with consuming less computation time and being more accurate than the one based on unscented Kalman filter.

Keywords: cubature rule, probability density function, signal reconstruction, chaotic signal

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

DOI: 10.7498/aps.63.140502

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 60872123, 61101014), the Fund for Higher-level Talent in Guangdong Province, China (Grant No. N9101070), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. 2012ZM0025).

† Corresponding author. E-mail: lgngmng@163.com