

无线传感器网络中基于多比特量化数据的滚动时域状态估计

骆吉安^① 柴利^② 王智^{①*}

^①(浙江大学工业控制技术国家重点实验室 杭州 310027)

^②(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

摘要: 该文基于多比特的量化策略,提出了无线传感器网络中多比特分布式滚动时域状态估计算法。每个传感器节点预先设定一个包含多个阈值的阈值簿,利用这个阈值簿将观测值量化成多比特,融合中心接收这些比特信息运用滚动时域的思想得到系统的状态估计值,与预期相同。仿真结果表明阈值簿中阈值个数越多则估计的结果会越精确。与单比特滚动时域状态估计方法相比,该方法避免了每一时刻传感器节点接收融合中心的反馈状态估计值用来设计阈值,并且在多比特信息下状态估计值的精度更高。

关键词: 无线传感器网络; 状态估计; 滚动时域; 多比特

中图分类号: TP393; TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)12-2819-05

Distributed Moving Horizon State Estimation for Wireless Sensor Networks Using Multiple Quantized Data

Luo Ji-an^① Chai Li^② Wang Zhi^①

^①(State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

^②(College of Information Science & Engineering, Wuhan University of Science & Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: In this paper, a distributed moving horizon state estimation approach is presented based on multi-bit quantized data. Each sensor node preserves a list of thresholds which are used to quantize observations into multiple bits. After receiving these bits, the Fusion Center (FC) makes the final estimation for system states. Simulation results show that the more number of thresholds, better estimation results will be made, Which is Consistent with Common Sense. Compared with single bit distributed moving horizon state estimation, this method avoids FC sending the estimate information back to sensor nodes and provides higher precision of state estimation.

Key words: Wireless sensor networks; State estimation; Moving horizon; Multiple bits

1 引言

无线传感器网络分布式静态参数估计是受带宽约束的,传感器节点需要将观测值量化后发送至融合中心^[1-7],融合中心利用这些量化后的信息设计估计方案得到最佳的估计值。此时估计问题受两方面不确定的影响:量化误差和噪声。如何在实际应用中选取这些估计器的一个重要因素是信噪比的大小,估计性能是跟阈值选取有关的,阈值越接近待估计参数则估计性能越佳,当信噪比变得较大时,阈值就很难选取。文献[1]在已知噪声分布的情况下,介绍一类最大似然估计器,并讨论了它们各自的Cramer-Rao 下限。文献[2]在以下4种情况下继续研究最大似然估计器,(1)已知一般情况下噪声的概率密度函数(probability density function, pdf);(2)已

知噪声 pdf 的有限个参数;(3)完全未知噪声的 pdf;(4)推广到多参数估计和噪声 pdf 相关的情况。文献[3]设计独立于观测噪声的全局估计器(universal estimation schemes),并且假设传感器节点与融合中心之间的信道是正交和可靠的,各个传感器节点的量化方案同时也是一致的(isotropic),每个传感器将观测值量化成 1 bit 信息,使得均方误差(Mean Square Error, MSE)小于给定值 ε 。文献[4]考虑观测环境不均等(inhomogeneous)的情况,即不同的传感器节点可能会有不同的观测品质。在这种情况下,传感器节点不再传送相同数目的比特数至融合中心,每个传感器节点所需传送信息的比特数跟信噪比的大小成正比,在高信噪比的区域,传感器节点将发送多比特至融合中心,并设置更大的权重系数。最终融合中心构造的估计器跟传感器节点所发送信息的长度有关,所以融合中心需要知道每个传感器观测噪声的方差。

文献[5,6]对传感器网络中带宽受限的动态系统状态估计问题进行了研究,文献[5]提出了一种基于

2008-01-22 收到, 2009-10-20 改回

国家自然科学基金(60672064, 60974012)和教育部新世纪人才计划项目(NCET-08-0674)资助课题

*通信作者

将“新息”量化后发送至融合中心的卡尔曼滤波(Sign Of Innovation Kalman Filter, SOI-KF)方法,假设每次只有一个传感器工作,并且融合中心执行完算法时,需要将设计好的阈值反馈给传感器。结果表明,该方法的状态估计性能比较理想。文献[6]基于1个比特的滚动时域状态估计算法,每一时刻只有1个传感器将信息发送至融合中心且传输的信道是可靠的。仿真结果显示估计该算法具有较好的估计性能。

控制问题的闭环稳定性、状态估计性能和鲁棒性等优化性能指标往往是基于无限时域的,特别地,基于无限时域动态系统的状态估计称为全信息状态估计(Full Information Estimation)^[7,8],执行该算法时,即便对于线性系统,随着时间的增加,计算将变得越来越复杂,无法进行在线计算。而滚动时域状态估计算法可以给全信息状态估计提供很好的近似,并且可以进行在线计算。滚动时域状态估计方法不但可以实现优化性能与计算复杂性的折衷,还是处理带状态和噪声约束以及不等式约束的动态系统状态估计的一种很好的方法^[7,8],而卡尔曼滤波方法则无法处理这类问题。

本文在文献[6]的基础上提出了一种多比特分布式滚动时域状态估计方法,每个传感器节点需要发送多个比特确定较为精确的阈值。本文基于多比特的信息传送策略,重新设计了传感器网络的滚动时域状态估计算法。本文初步结果曾在WCICA08会议上宣读过。

记号的说明: $\mathbf{R}^{p \times m}$ 表示 $p \times m$ 实矩阵, $\hat{\mathbf{a}}(k)$ 表示 k 时刻对真实值 $\mathbf{a}(k)$ 的估计, $\arg \max_{\mathbf{x}}(f(\mathbf{x}))$ 和 $\arg \min_{\mathbf{x}}(f(\mathbf{x}))$ 分别表示最大化、最小化函数 $f(\mathbf{x})$ 时 \mathbf{x} 的值, $\|\mathbf{x}\|_{\mathbf{P}}^2 \triangleq \mathbf{x}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{x}$, 其中 \mathbf{x} 为 n 维列向量, $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为正定的对称矩阵。

2 问题提出

考虑带融合中心的无线传感器网络(见图1)负责收集和处理动态系统的信息, N 个传感器节点 $\{S_1, \dots, S_N\}$ 随机分布在这个网络中用来检测系统状态,第 k 时刻第 n 个传感器节点往融合中心发送信息 $b(k)$ 。考虑到传感器网络的带宽约束和能量约束,传感器节点只将量化后的观测值发送至融合中心,并且假设传感器网络通过调度算法每一时刻只有1个传感器将量化后的观测值发送至融合中心^[5,6]。考虑如下的高斯-马尔可夫模型:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{w}(k), \quad k \geq 0 \quad (1)$$

其中 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{p \times p}$ 是稳定的矩阵, $\mathbf{w}(k) \in \mathbf{R}^{p \times 1}$ 是驱动噪

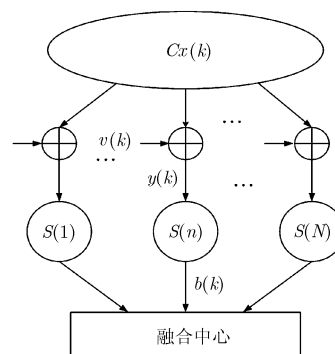


图1 带融合中心的传感器网络

声,服从分布 $\mathbf{w}(k) \sim N(0, \mathbf{Q})$, 且 $\mathbf{w}(k)$ 样本之间是相互独立的,即对于 $j \neq k$, $E(\mathbf{w}(j)\mathbf{w}^T(k)) = \mathbf{0}_{p \times p}$, 初始状态矢量 $\mathbf{x}(-1)$ 服从分布 $\mathbf{x}(-1) \sim N(\mu_0, \mathbf{Q}_0)$, $\mathbf{Q}_0 \in \mathbf{R}^{p \times p}$ 是对称的协方差阵,它与 $\mathbf{w}(k)$ 是独立的。

标量的观测方程为

$$y(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k) + v(k) \quad (2)$$

因为每个时刻只有一个传感器节点进行观测并发送数据,为了简单起见将传感器的编号 n 略去。其中 $\mathbf{C}(k)$ 是已知的 $1 \times p$ 维观测向量,可能随时间变化, $v(k)$ 是1维的观测噪声,服从分布 $v(k) \sim N(0, \sigma^2)$, 且对于 $j \neq k$, $E(v(j)v(k)) = 0$, $E\{v(j)\mathbf{w}^T(k)\} = 0$ 。

假定每个传感器存储了一系列阈值 $\{\tau_t, t \in \mathbb{Z}\}$, 称为阈值簿, $\tau = \tau_t - \tau_{t-1}$, 并且 τ 为常数。传感器节点将观测值量化后发送至融合中心,量化的策略定义为

$$b_t(k) = \begin{cases} 1, & y(k) > \tau_t \\ 0, & y(k) \leq \tau_t \end{cases} \quad (3)$$

$$q_t(g(k)) = \Pr\{b_t(k) = 1\} = \Phi(\tau_t - \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k)) \\ = \Phi(\tau_t - g(k)), \quad t \in \mathbb{Z} \quad (4)$$

其中 $g(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k)$, 记 $\Phi(x) = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma) \cdot \int_x^{+\infty} \exp(-u^2/2\sigma^2) du$, 它是 $v(k)$ 的高斯右尾分布函数。

在第 k 时刻,传感器得到的量化信息为 $b(k) = \{b_t(k), t \in \mathbb{Z}\}$ 。不失一般性,假定当 $t_1 < t_2$ 时, $\tau_{t_1} < \tau_{t_2}$, 令 $Z_l = \{Z_t | t > l, z_t = 0, t \leq l, z_t = 1, t \in \mathbb{Z}\}$, 则 $b(k)$ 是其中的一种实现。当 $b(k) = Z_l$ 时, $y(k) \in (\tau_l, \tau_{l+1})$ 。传感器节点任务是利用预先存储的阈值,将观测值量化后发送至融合中心,融合中心则将计算得到的状态估计值发送给用户,而不必将估计值或者阈值反馈给传感器节点。

倘若传感器在没有量化的情况下直接把观测值发送到融合中心,那么计算状态估计值 $\hat{\mathbf{x}} =$

$\{\hat{\mathbf{x}}(j|k)\}_{j=0}^k$ 可以通过求解式(5)来得到

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\{\mathbf{x}(j)\}_{j=0}^k} p(\mathbf{x}(0), \mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(k) | y(0), y(1), \dots, y(k)) \quad (5)$$

式(5)是全信息状态估计问题, 但是受到带宽约束和能量约束, 融合中心接收到量化后的信息 $\{b(0), b(1), \dots, b(k)\}$, 计算状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}$ 变成求解:

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\{\mathbf{x}(j)\}_{j=0}^k} p(\mathbf{x}(0), \mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(k) | b(0), b(1), \dots, b(k)) \quad (6)$$

但是求解式(6)时优化变量会随着时间增长越来越多, 问题会变得难以求解, 所以我们采用滚动时域优化的方法来近似求解式(6), 它将优化的变量固定在一个时域内, 该时域记为 M , 滚动时域状态估计问题可表述为

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\{\mathbf{x}(j)\}_{j=k-M+1}^k} p(\mathbf{x}(k-M+1), \dots, \mathbf{x}(k) | b(k-M+1), \dots, b(k)) \quad (7)$$

3 主要结果

用贝叶斯公式展开式(7), 具体可以参见参考文献[6], 根据传感器节点所存储的阈值簿信息, 当 $b(k) = Z_t$ 时, 表示事件 $y(k) \in (\tau_t, \tau_{t+1})$, 那么 $b(k)$ 关于 $\mathbf{x}(k)$ 的条件概率密度函数可以表示为

$$p(b(k) | \mathbf{x}(k)) = \prod_{t=-\infty}^{+\infty} [q_{t+1}(g(k)) - q_t(g(k))]^{\delta[Z_t - b(k)]} \quad (8)$$

那么式(7)变为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}} &= \arg \max_{\{\mathbf{x}(j)\}_{j=k-M+1}^k} p(\mathbf{x}(k-M+1), \dots, \mathbf{x}(k) | b(k-M+1), \dots, b(k)) \\ &= \arg \max_{\{\mathbf{x}(i|k)\}_{i=k-M+1}^k} \sum_{i=k-M+1}^k \ln p(\mathbf{x}(i) | \mathbf{x}(i-1)) \\ &\quad + \sum_{i=k-M+1}^k \ln p(b(i) | \mathbf{x}(i)) \\ &= \arg \max_{\{\mathbf{x}(i|k)\}_{i=k-M+1}^k} \sum_{i=k-M+1}^k \ln \frac{1}{2\pi|\mathbf{Q}|} - \frac{1}{2} \|\mathbf{w}(k)\|_{\mathbf{Q}^{-1}}^2 \\ &\quad + \sum_{i=k-M+1}^k \sum_{t=-\infty}^{+\infty} \delta[Z_t - b(i)] \ln [q_{t+1}(g(i)) - q_t(g(i))] \\ &= \arg \min_{\{\hat{\mathbf{w}}(i|k)\}_{i=k-M}^{k-1}} \sum_{i=k-M}^{k-1} \|\hat{\mathbf{w}}(i|k)\|_{\mathbf{Q}^{-1}}^2 \\ &\quad - \sum_{i=k-M+1}^k \sum_{t=-\infty}^{+\infty} \delta[Z_t - b(i)] \ln [q_{t+1}(\hat{g}(i)) - q_t(\hat{g}(i))] \end{aligned} \quad (9)$$

由此可以得到定理 1。

定理 1 对于系统模型式(1), 式(2), 假设初始状态 $\mathbf{x}(-1)$ 、驱动噪声 $\mathbf{w}(k)$ 和观测噪声 $v(k)$ 都服从

高斯分布, $\mathbf{x}(-1) \sim N(\mu_0, \mathbf{Q}_0)$, $\mathbf{w}(k) \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$, $v(k) \sim N(0, \sigma^2)$, 并且它们之间是独立不相关的, 则式(10)成立:

$$\begin{aligned} &\arg \max_{\{\mathbf{x}(i|k)\}_{i=k-M+1}^k} p(\mathbf{x}(k-M+1), \dots, \mathbf{x}(k) | b(k-M+1), \dots, b(k)) \\ &= \arg \min_{\{\hat{\mathbf{w}}(i|k)\}_{i=k-M}^{k-1}} \sum_{i=k-M}^{k-1} \|\hat{\mathbf{w}}(i|k)\|_{\mathbf{Q}^{-1}}^2 \\ &\quad - \sum_{i=k-M+1}^k \sum_{t=-\infty}^{+\infty} \delta[Z_t - b(i)] \\ &\quad \cdot \ln [q_{t+1}(\hat{g}(i)) - q_t(\hat{g}(i))] \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $\hat{g}(i) = \mathbf{C}(i) \hat{\mathbf{x}}(i) = \mathbf{C}(i) \left[\mathbf{A}^{i-k+M} \hat{\mathbf{x}}(k-M|k-1) + \right.$

$$\left. \sum_{j=k-M}^{i-1} \mathbf{A}^{i-j-1} \hat{\mathbf{w}}(j|k) \right]$$

式(10)表示传感器节点在发送无穷多个比特时一个时域内的优化解, 但在实际应用中往往能够根据先验信息、操作经验和物理规律得到系统状态和驱动噪声的约束范围, 在估计目标有限的范围内传感器节点无须发送无穷多个比特, 那么就可以简化式(10), 得到更切合实际的表达式。当系统状态和驱动噪声的范围是有限的, $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{X}$, $\mathbf{w}(k) \in \mathbf{W}$ 。集合 \mathbf{X} 和 \mathbf{W} 是封闭的并且是凸的。它们可表述为

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^p \mid h_{x_{\min}} \leq \mathbf{H}_x \mathbf{x}(k) \leq h_{x_{\max}}\} \quad (11)$$

$$\mathbf{W} = \{\mathbf{w}(k) \in \mathbf{R}^p \mid h_{w_{\min}} \leq \mathbf{H}_w \mathbf{w}(k) \leq h_{w_{\max}}\} \quad (12)$$

若 $g(t) \in [-U, U]$, 则令 $T = 2U/\tau$, 设定每个传感器节点的阈值为 $T_N = \{\tau_t, t = 1, 2, \dots, T\}$, 量化后的信息变为 $b(k) = \{b_t(k), t = 1, 2, \dots, T\}$ 。不同于式(8), $b(k)$ 关于 $\mathbf{x}(k)$ 的条件概率密度函数可以表示为

$$p(b(k) | \mathbf{x}(k)) = \prod_{t=1}^T [q_{t+1}(g(k)) - q_t(g(k))]^{\delta[Z_t - b(k)]} \quad (13)$$

类似于式(9)的推导, 在已知观测在一定范围内的条件下我们得到推论 1。

推论 1 对于定理 1 中的系统模型, 进一步限制系统状态和驱动噪声的范围, $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{X}$, $\mathbf{w}(k) \in \mathbf{W}$, 且每个传感器节点存储的阈值个数为 T , 则式(14)成立。

$$\begin{aligned} &\arg \max_{\{\mathbf{x}(i|k)\}_{i=k-M+1}^k} p(\mathbf{x}(k-M+1), \dots, \mathbf{x}(k) | b(k-M+1), \dots, b(k)) \\ &= \arg \min_{\{\hat{\mathbf{w}}(i|k)\}_{i=k-M}^{k-1}} \sum_{i=k-M}^{k-1} \|\hat{\mathbf{w}}(i|k)\|_{\mathbf{Q}^{-1}}^2 \\ &\quad - \sum_{i=k-M+1}^k \sum_{t=1}^T \delta[Z_t - b(i)] \\ &\quad \cdot \ln [q_{t+1}(\hat{g}(i)) - q_t(\hat{g}(i))] \end{aligned} \quad (14)$$

从式(14)可以看出, 在系统状态和驱动噪声满足一定范围的情况下, 传感器节点不再需要每次传送无穷多个比特, 而只需要每次发送 T 个比特。但是当 U 较大或者 τ 很小的时候, 依照式(3)的量化策略, 每个传感器节点将观测值量化的比特数会很多, 则每次发送的比特数仍然会很大, 这会过多地消耗传感器节点的能量。因此考虑采取一种优化的信息传输方案, 具体如下所示。

(1)传感器节点有 T 个阈值 τ_1, \dots, τ_T , 令 $l_1 = \lfloor T/2 \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整。若 $y(k) > \tau_{l_1}$, 则传送 1, 这表明小于 τ_{l_1} 的阈值, 传感器经过判决所得到的信息都为 1; 反之若 $y(k) \leq \tau_{l_1}$, 则传送 0, 这表明大于 τ_{l_1} 的阈值, 传感器经过判决所得到的信息都为 0;

(2)若判决的信息为 1, 则令 $l_2 = \lfloor (l_1 + T)/2 \rfloor$, 传感器节点继续发送关于阈值 τ_{l_2} 的判决信息; 反之若传送为 0, 则令 $l_2 = \lfloor l_1/2 \rfloor$;

(3)假如判决的信息为 1, 且第(1)步传送的信息为 0, 则令 $l_3 = \lfloor (l_1 + l_2)/2 \rfloor$, 第(1)步传送的信息为 1, 则令 $l_3 = \lfloor (l_2 + T)/2 \rfloor$; 假若判决的信息为 0, 且第(1)步传送的信息为 0, 则令 $l_3 = \lfloor l_2/2 \rfloor$, 第(1)步传送的信息为 1, 则令 $l_2 = \lfloor (l_1 + l_2)/2 \rfloor$;

(4)重复(3)直到 $l_4 = l_3$ 。

根据推论 1 中式(14)可计算得到优化解 $\{\hat{w}(i|k)\}_{i=k-M}^{k-1}$, 令

$$\hat{x}(i+1|k) = A\hat{x}(i|k) + \hat{w}(i|k) \quad (15)$$

利用式(15)迭代计算得到估计值 $[\hat{x}(k-M+1|k), \hat{x}(k-M+2|k), \dots, \hat{x}(k|k)]$ 。当新的时刻 $k+1$ 到来时, 需要求解 $\arg \max p(\mathbf{x}(k-M+2), \dots, \mathbf{x}(k+1) | b(k-M+2), \dots, b(k+1))$, 同样根据式(14)及式(15), 得到估计值 $[\hat{x}(k-M+2|k+1), \hat{x}(k-M+3|k+1), \dots, \hat{x}(k+1|k+1)]$ 。类似的算法仿真步骤可参见文献[6]。

4 算法仿真

考虑如下的标量离散系统:

$$x(k) = 0.9x(k-1) + w(k) \quad (16)$$

$$y(k) = x(k) + v(k) \quad (17)$$

满足约束条件 $x(k) \in [-1, 11]$ 、 $w(k) \in [-1, 1]$, 初始状态 $x(-1)$ 、驱动噪声 $w(k)$ 和观测噪声 $v(k)$ 分别服从高斯分布 $x(-1) \sim N(x_{mu}, 0.01)$ 、 $w(k) \sim N(0, 0.01)$ 和 $v(k) \sim N(0, 1)$, 本文取时域 $M=3$, 令 $x_{mu} = 10$; $M = x_{mu}/\tau$, 对 τ 分别为 1、0.1、0.05 和 0.01 时的多比特分布式滚动时域状态估计 (Distributed Moving Horizon Estimation, DMHE) 与单个比特的 DMHE 进行比较, 得到表 1。

本文用估计误差的平方和作为评价指标, $J = \sum_{k=1}^{60} (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k))^2$, 由文献[6]可知, 单比特的 DMHE 所设计的阈值是根据融合中心在上一时刻所得到的估计值反馈给传感器节点所得到的, 但是传感器节点在接收该信息时需要消耗较多的能量, 而多比特 DMHE 的方法则避免了这个问题。

由表 1 可以看到, 若要得到更精确的阈值, 则传感器节点需要付出更大的代价, 发送更多的比特至融合中心, 因此会消耗更多的能量, 当然也得到了更好的估计值。多比特 DMHE 在 τ 越小、比特数越多的情况下会得到更好的估计性能。当 $\tau = 0.1$ 是系统状态估计值的精度已比单比特 DMHE 要好, 且不需要反馈。

5 结论

传感器网络信号处理的主要特点之一是需要将传感器节点的观测值量化或者压缩后发送至融合中心, 如何设计压缩策略成为传感器网络分布式检测和估计的重要课题。本文考虑稳定的多状态单输出动态系统状态估计问题, 在更为一般的高信噪比的下, 利用传送多比特至融合中心的方法来设计多比特的滚动时域状态估计算法。仿真结果表明, 设计阈值簿中阈值个数越多, 即传感器节点发送的比特数越多, 所得到的状态估计性能更好。

表 1 多比特 DMHE 和单个比特的 DMHE 之间的比较

比较项目	多比特 DMHE				单比特 DMHE
	$\tau = 1$	$\tau = 0.1$	$\tau = 0.05$	$\tau = 0.01$	
评价指标 J	1.9671	1.3019	1.2772	1.2653	1.5070
第 1 次可能传输的最大比特数	3	9	11	16	1
稳定时可能传输的最大比特数	1	7	9	14	1
融合中心是否反馈阈值			否		是

参 考 文 献

- [1] Ribeiro A and Giannakis G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks-part I: Gaussian case. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(3): 1131-1143.
- [2] Ribeiro A and Giannakis G B. Bandwidth-constrained estimation for wireless sensor networks—Part II unknown probability density function. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2784-2796.
- [3] Luo Z Q. Universal decentralized estimation in a bandwidth constrained sensor network. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(6): 2210-2219.
- [4] Xiao J J and Luo Z Q. Decentralized estimation in an inhomogeneous sensing environment. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(10): 3564-3575.
- [5] Ribeiro A, Giannakis G B, and Roulmliotis S I. SOI-KF: distributed Kalman filtering with low-cost communications using the sign of innovations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(12): 4782-4795.
- [6] 骆吉安, 柴利. 传感器网络中的分布式滚动时域状态估计. *传感技术学报*, 2008, 21(5): 828-833.
- [7] 李燕君, 王智, 孙优贤. 资源受限的无线传感器网络基于衰减信道的决策融合. *软件学报*, 2007, 18(5): 1130-1137.
- [8] Rao C V, Rawlings J B, and Lee J H. Constrained linear state estimation—A moving horizon approach. *Automatica*, 2001, 37(10): 1619-1628.
- 骆吉安: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为无线传感器网络的分布式定位、跟踪与协同信号处理.
- 柴利: 男, 1972 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多抽样率信号处理、无线传感器网络、鲁棒控制理论.
- 王智: 男, 1969 年生, 副研究员, 博士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、移动感知系统和工业通信与系统.