

多基阵分布式估计融合新方法

徐振华, 黄建国, 张群飞

(西北工业大学航海学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 针对水下多基阵分布式估计融合问题,为了解决常规方法中存在的获取完全水下信道特性难度大、算法实现复杂度高以及占用大量通信资源的缺点,在分布式等判决门限估计融合方法的基础上,建立了水下多基阵分布式估计融合模型,提出了多基阵分布式不等门限估计融合方法。理论分析和仿真试验表明:新方法在目标参数估计精度以及抗噪等方面优于等门限估计融合方法;在基阵数目较大时,其估计性能与似然估计方法相当。这种方法考虑了水声信道通信带宽的限制,满足了实际分布式估计融合系统对于计算量小、复杂度低以及实时性强的要求,能够应用于水下目标探测领域。

关键词: 信息融合; 水下多基阵; 分布式估计融合; 不等门限

中图分类号: TN 92

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2011.04.15

New method for distributed estimation fusion of multi-array

XU Zhen-hua, HUANG Jian-guo, ZHANG Qun-fei

(College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to solve the shortcomings of conventional methods for distributed estimation fusion of underwater multi-array, such as having to know the complete knowledge of characteristics of underwater channels, the high algorithm complexity and consuming a large quantity of communication resources. Based on the equal threshold estimation fusion method, a model for distributed estimation fusion of underwater is multi-array established and an unequal threshold estimation fusion method is proposed. Both theory analysis and simulation indicate that the proposed method is superior to the method of equal threshold estimation fusion in the aspects of estimation precision and anti-noise property. When the number of the array is large, the estimation performance is comparable to the likelihood estimation method. This method takes account of the constraint of channel bandwidth of underwater acoustic communication, meets the requirements of an actual distributed estimation fusion system, such as low complexity, small computation load and good real-time feature. The new method can be used in the field of underwater target detection.

Keywords: information fusion; underwater multi-array; distributed estimation fusion; unequal threshold

0 引言

信息融合技术最初来源于军事领域的 C³I 系统的需要。由于其在军事和民用上都有着广阔的应用潜力,比如在战场监视、目标探测以及遥感遥测等领域,信息融合技术都发挥着重要的作用,所以从其出现开始,就受到各国的高度重视。信息融合估计技术是信息融合领域中的重要研究方面,自从被提出就成为国际上研究的热点,所谓信息融合估计,就是传统估计理论与信息融合理论的有机结合,或者说就是针对估计问题的信息融合。估计融合系统从体系结构上来划分大致分为 4 类:集中式、串联式、分布式和混合式,其中分布式估计融合结构因其对通信带宽要求低、计算

速度快、可靠性高、工程上容易实现而备受关注,成为融合系统研究的重点。本文主要研究水下多基阵的分布式参数估计问题。水下多基阵分布式估计融合所要研究的关键问题是对于所要估计的未知的目标参数,通过建立贴近真实水下环境的分布式估计融合模型,达到对未知目标参数估计融合精度高、计算复杂度低、信息传输数据量小从而占用通信带宽小的目的。对于这一问题国内外许多学者从不同的角度进行了研究,得到了很多有益的结论。文献[1]通过严格的数学推导得出了融合中心利用的测量信息越多,则融合估计的精度越高以及精度再差的传感器参与信息融合后,都有利于提高融合系统估计精度的结论;文献[2]针对声纳信号处理中的信息估计融合问题,讨论了多传感器(或

多基阵)系统决策级的信息估计融合问题,给出对同一参数, N 个独立观测资料的最佳线性信息估计融合算法,证明了最佳线性信息估计融合的误差不大于任何一个独立观测的误差;针对相关观测的情况,作者在文献[3]中给出了类似的结论;文献[4-5]分别给出了一种无偏估计融合方法,并在理论上证明了该估计算法的线性无偏最小方差性;文献[6-7]对于无线传感器网络中受限带宽的分布式参数估计问题进行了研究;文献[8-9]对于最大似然方法在分布式估计融合中的应用进行了研究,但是最大似然方法需要已知水下信道特性,且计算量大,需要消耗大量的通信资源,从通信带宽利用方面来说是很不经济的。为了解决这些问题,文献[10]提出了两种简单而有效的盲估计方法,这两种盲估计方法相比最大似然方法具有计算量小、占用通信带宽小的优点,只需知道部分信道先验信息,就可以实现对未知目标参数的估计融合。但是这两种方法利用等判决门限存在着低信噪比条件下估计精度相对过低的缺点,事实上,估计融合性能依赖于判决门限的选取,不同判决门限的选取可以极大的改善融合估计的性能。本文在文献[10]基础上进一步研究了不等判决门限选取的估计融合问题。

1 分布式估计融合模型

考虑如图 1 所示的水下多基阵分布式估计系统, M 个基阵同时对未知目标参数 θ 做出独立观测,对于第 k 个基阵,观测模型如下

$$x_k = \theta + n_k, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中, θ 为未知的非随机目标参数,假定观测噪声 n_k 服从零均值,方差为 σ_n^2 的高斯分布, $n_k \sim N(0, \sigma_n^2)$,各个基阵间的观测噪声是独立同分布的。

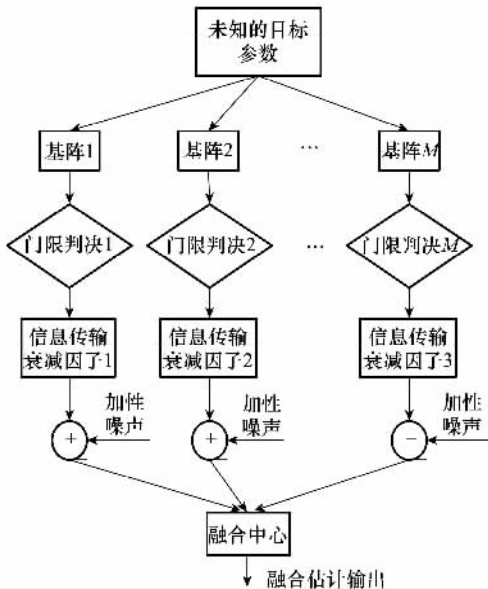


图 1 水下多基阵分布式估计融合系统

考虑实际分布式估计融合系统通信带宽的限制,在各个基阵作出独立观测后,将观测值送入门限判决单元,判决模型如下

$$b_k = \begin{cases} 1, & x_k \geq \tau_k \\ -1, & x_k < \tau_k \end{cases} \quad (2)$$

τ_k 为判决门限, b_k 取 1 或者 -1 的概率用下列式子计算

$$P(\theta; \tau_k) = P(b_k = 1) = \int_{\tau_k}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} e^{-\frac{(t-\theta)^2}{2\sigma_n^2}} dt \quad (3)$$

$$0 \leq P(\theta; \tau_k) \leq 1 \quad (4)$$

$$P(b_k = -1) = 1 - P(\theta; \tau_k) \quad (5)$$

由于水下声信道的多途传播和高度的时变、空变特性,水声通信信号的畸变很严重。暂不考虑相位畸变(可以通过微分解码技术处理),引入信道传输衰减因子 H_k ($k=1, 2, \dots, M$) 表示水下通信信道对判决单元输出信号的影响,融合中心接收到的各个基阵传输过来的信号可以建模为

$$y_k = H_k b_k + v_k, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

信道传输衰减因子 H_k 为信道增益的包络,服从瑞利分布,且有 $E[H_k^2] = \sigma_n^2$,信道加性噪声 $v_k \sim N(0, \sigma_v^2)$,且假定信道间彼此保持独立。融合中心利用接收到的各个独立基阵传输来的信息依据一定的融合策略可以对未知目标参数作出更为精确的估计。

2 估计融合方法

2.1 最大似然估计融合方法

最大似然估计是参数估计中经常使用的一种方法。作为比较,首先介绍它在水下多基阵分布式估计融合中的应用。

在水下多基阵分布式估计融合过程中,最大似然估计方法需要事先知道确切的信道传输衰减因子,由于融合中心接收到的信号彼此独立,未知目标参数 θ 的对数似然函数可以写为

$$L(\theta) = \ln(y_1, \dots, y_M | \theta) = \sum_{k=1}^M \ln(f(y_k | \theta)) \quad (7)$$

式中

$$f(y_k | \theta) = P(\theta) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(y_k - H_k)^2}{2\sigma_v^2}} + (1 - P(\theta)) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(y_k + H_k)^2}{2\sigma_v^2}} \quad (8)$$

未知目标参数 θ 的最大似然估计可以通过最大化对数似然函数 $L(\theta)$ 来得到,其表达式为

$$\hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} L(\theta) \quad (9)$$

令人遗憾的是,式(9)表示的最大似然估计没有闭合解,只能通过诸如牛顿迭代法来求解,这种方法需要反复迭代,计算量大不利于实时实现,信道传输衰减因子由于不是先验信息,可以通过如下的训练步骤来求取,首先使每一个基阵向融合中心传输 $b_k = 1$ ($k=1, \dots, M$),那么融合中心从第 k 个单基阵获得的训练信号为

$$y_k = H_k + v_k, k = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

根据文献[9],依据线性最小均方误差准则,可以得到信道传输衰减因子 H_k 的估计为

$$\hat{H}_k = E_H + \frac{\sigma_H^2 - E_H^2}{\sigma_H^2 + \sigma_v^2 - E_H^2} (y_k - E_H), k = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

式中, σ_H^2 为信道功率增益的均值。

$$E(H_k^2) = \sigma_H^2, E_H = E(H_k) = \frac{\sqrt{\pi}}{2} \sigma_H, \text{将式(11)代入式(9),}$$

可以得到未知目标参数 θ 的最大似然估计。要获得信道传输衰减因子 H_k 的估计须消耗大量的通信资源,从通信带宽利用方面来说,这是很不经济的。并且由于信道传输衰减因子是估计得到的,因此它估计精度的高低直接影响未知目标参数 θ 的估计精度。

2.2 分布式等门限估计融合方法

根据单基阵的估计结果,可以给出未知目标参数 θ 的大致范围,这个范围可以是不精确的,根据文献[10]的结果假设未知目标参数 $\theta \in [\theta_1, \theta_2]$,当 $\tau > \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}$ 时(τ 为判决单元门限),目标参数 $\theta = \theta_1$ 时,估计融合出现最大均方误差;当 $\tau < \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}$ 时,目标参数 $\theta = \theta_2$ 时,融合估计出现最大均方误差;当 $\tau = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}$ 时,此时估计融合最大均方误差有最小值;文献[11]也得到了类似的结果,等门限判决分布式均值估计融合的克拉美罗下界(Cramer-Rao lower bound, CRB)由下式给出

$$\text{CRB}_e^{-1} = -E \left[\left(\frac{\partial^2 \ln f(y_1, \dots, y_M | \theta; \tau)}{\partial \theta^2} \right) \right] = \sum_{k=1}^M \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \frac{1}{f(y_k | \theta; \tau)} \left[\frac{\partial f(y_k | \theta; \tau)}{\partial \theta} \right]^2 - \frac{\partial^2 f(y_k | \theta; \tau)}{\partial \theta^2} \right\} dy_k \quad (12)$$

式中,下标 e 表示等门限之意。又

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\partial^2 f(y_k | \theta; \tau)}{\partial \theta^2} dy_k = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(y_k | \theta; \tau) dy_k \right] = 0 \quad (13)$$

所以式(12)可以简化为

$$\text{CRB}_e^{-1} = \sum_{k=1}^M \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \frac{1}{f(y_k | \theta; \tau)} \left[\frac{\partial f(y_k | \theta; \tau)}{\partial \theta} \right]^2 \right\} dy_k \quad (14)$$

$$f(y_k | \theta; \tau) = \sum_{b_k \in \{-1, 1\}} f(y_k | b_k) f(b_k | \theta; \tau) \quad (15)$$

$$\frac{\partial f(y_k | \theta; \tau)}{\partial \theta} = \frac{2\sigma_n y_k}{(\sigma_n^2 + 2\sigma_v^2)^{\frac{3}{2}}} e^{-\frac{y_k^2}{\sigma_n^2 + 2\sigma_v^2}} g(\theta; \tau) \quad (16)$$

$$g(\theta; \tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n}} e^{-\frac{(\tau-\theta)^2}{2\sigma_n^2}} \quad (17)$$

当判决单元采用等门限判决时,文献[10]给出了一种简单的估计器,称为均值估计方法。这种估计器与最大似

然估计相比,计算量小便于实时处理,这种估计器表达式如下

$$\hat{\theta}_e = \hat{P}_e^{-1}(\theta; \tau) \quad (18)$$

$$2\hat{P}_e(\theta; \tau) - 1 = \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H} \quad (19)$$

未知目标参数 θ 取参数范围边界值时,融合估计出现最大均方误差值,为了减小因采用等门限判决造成的各种情况下的最大均方误差值,可以采用不等门限判决,这里给出一种基于均匀分布的不等门限判决估计融合方法。

2.3 分布式不等门限估计融合方法

估计融合模型仍为图 1 所示,融合中心从第 k 个单基阵获得的训练信号如式(10)所示。经过数学运算,可以得到

$$2P(\theta) - 1 = E(b_k) = \frac{E(y_k)}{E(H_k)} = \frac{E(y_k)}{E_H} \quad (20)$$

对式(20)左右两边取平均,得到

$$2\hat{P}(\theta)_u - 1 = \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H} \quad (21)$$

易知式(21)所表示的估计器是无偏的,理论上此估计器取值为全体实数,但是由于 $P(\theta)$ 取值在 $-1 \sim 1$ 之间, $(2P(\theta) - 1) \in [-1, 1]$,所以这在一定程度上限制了它的应用范围,为了解决这个问题,借鉴等门限判决时的处理思想,将式(21)修正为

$$2\hat{P}(\theta)_u - 1 = \begin{cases} \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H} > 1 \\ \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H}, \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H} \in [-1, 1] \\ -1, \frac{\sum_{k=1}^M y_k}{ME_H} < -1 \end{cases} \quad (22)$$

易知式(22)所示的估计器为渐进无偏的^[10,12-13]。

假设未知目标参数 $\theta \in [\theta_1, \theta_2]$,判决单元各自的门限均匀分布于 $[\theta_1, \theta_2]$,即对于第 k 个单基阵来说,判决门限 τ_k 为

$$\tau_k = \theta_1 + \frac{k}{M+1}(\theta_2 - \theta_1), k = 1, 2, \dots, M \quad (23)$$

采用基于不等门限判决的方法时,其最大均方估计误差出现于 $\theta = \theta_1$ 或者 $\theta = \theta_2$ 。单基阵观测噪声均方差 σ_n 远远小于 $|\theta - \tau_k|$ 或者等价地满足 σ_n 接近于零值时,如果 $\tau_k < \theta$,将有 $P(b_k = 1)$ 接近于 1 成立;如果 $\tau_k > \theta$,将有 $P(b_k = -1)$ 接近于 1 成立;又 $y_k = H_k b_k + v_k (k = 1, 2, \dots, M), E(v_k) = 0$,所以

$$E(b_k) = \frac{E(y_k)}{E_H} \quad (24)$$

进一步得到不等门限判决分布式均值估计融合表达式如下

$$\hat{\theta}_u = \frac{1}{2} \left[\sum_{k=1}^M y_k \right] \left[ME_H (\theta_2 - \theta_1) + (\theta_2 + \theta_1) \right] \quad (25)$$

由式(25)可以看到,估计绝对误差 $|\theta - \hat{\theta}_u|$ 由两部分组成:一部分误差来源于有限的基阵数目;另一部分来源于不理想的信道传输衰减因子 H_k ;因此在不能约束信道传输衰减因子的情况下,可以通过增加基阵数目改善估计融合性能。

采用类似于推导等门限判决分布式均值估计融合 CRB 的方法,可以得到不等门限判决的 CRB

$$CRB_u^{-1} = \sum_{k=1}^M \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \frac{1}{f(y_k | \theta; \tau_k)} \left[\frac{\partial f(y_k | \theta; \tau_k)}{\partial \theta} \right]^2 \right\} dy_k \quad (26)$$

$$\frac{\partial f(y_k | \theta; \tau_k)}{\partial \theta} = \frac{2\sigma_n y_k}{(\sigma_n^2 + 2\sigma_v^2)^{\frac{3}{2}}} e^{\frac{-y_k^2}{\sigma_n^2 + 2\sigma_v^2}} g(\theta; \tau_k) \quad (27)$$

$$g(\theta; \tau_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n}} e^{-\frac{(\tau_k - \theta)^2}{2\sigma_n^2}} \quad (28)$$

将式(26)与式(14)相比较,可以看到,两者只差别在门限值是否相等。

为了说明不等门限判决方法优于等判决门限方法,需要证明下式成立

$$CRB_c > CRB_u \quad (29)$$

经过推导,使式(29)成立的充要条件由式(30)给出

$$M \frac{g^2(\theta = \theta_1; \tau)}{f(y_k | \theta = \theta_1; \tau)} < \sum_{k=1}^M \frac{g^2(\theta = \theta_1; \tau_k)}{f(y_k | \theta = \theta_1; \tau_k)} \quad (30)$$

定义

$$h(y_k; \tau - \theta) = \frac{g^2(\theta; \tau)}{f(y_k | \theta; \tau)} \quad (31)$$

则式(30)转化为

$$Mh\left(y_k; \frac{\theta_2 - \theta_1}{2}\right) < \sum_{k=1}^M h\left(y_k; \frac{k}{M+1}(\theta_2 - \theta_1)\right) \quad (32)$$

易知 h 函数为一近似凸函数^[14-16],由凸函数的性质可知上式成立,也即 $CRB_c > CRB_u$ 成立,即采用不等门限判决方法在 CRB 意义上优于等判决门限方法。

3 仿真实验

为了进一步验证采用分布式不等门限估计融合方法的性能,作如下仿真实验。假设某水下分布式估计融合系统对一水下目标的未知参数进行融合估计,各单基阵观测噪声均方差 $\sigma_n = 0.1$,假设未知目标参数取值范围为 $[0, 2]$,真实值为 1.5,即 $\theta_1 = 0, \theta_2 = 2$,信道信噪比 $SNR = \sigma_n^2 / \sigma_v^2$,仿真 1(见图 2),给出 $P(\theta)$ 分别取 0.3, 0.5 和 0.75(对应图中自上而下曲线), $SNR = 0$ dB 时,不等门限均值估计法估计偏差与基阵数目之间的关系;仿真 2(见图 3),给出基阵数目 $M = 100$ 时,信噪比与估计均方误差间的关系,图中给出了不等门限均值估计法与已有方法的性能比较;仿真 3(见

图 4),给出了 $SNR = 15$ dB 时,不等门限均值估计法与已有方法对应的基阵数目与估计均方误差间的关系。

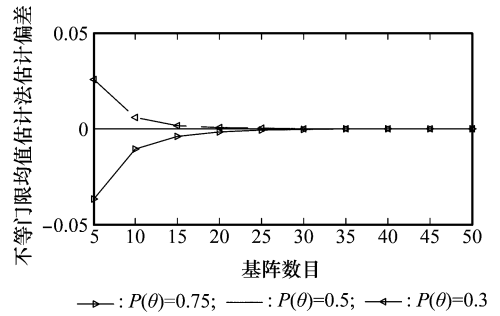


图 2 基阵数目与不等门限均值估计法估计偏差间的关系

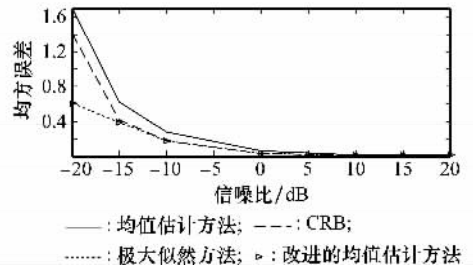


图 3 信噪比与估计均方误差间的关系

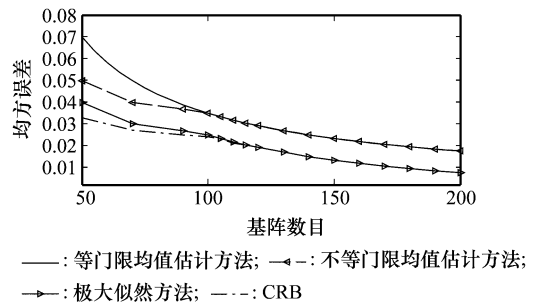


图 4 基阵数目与估计均方误差间的关系

从以上仿真可以得出如下结论,不等门限均值估计法的估计偏差随着基阵数目增加而减小,而且变化的趋势与先验概率 $P(\theta)$ 有关;基阵数目一定时,随着信噪比的增大,不等门限均值估计法估计均方误差下降趋势明显快于等门限均值估计法,而与极大似然估计方法性能相当,在低信噪比时,由于先验信息的存在以及估计的有偏性,使得其均方误差曲线越过了其对应的 CRB,这一方面也由于 CRB 是建立在无偏估计意义上的,而本文提出的估计方法是渐进无偏的,本质上是一种有偏估计,也验证了有偏估计的均方误差有可能小于无偏估计的 CRB 的观点^[10]。

在高信噪比时,估计均方误差接近 CRB;信噪比一定时,上述 3 种估计方法的估计均方误差都随着基阵数目的增加而减小,在基阵数目较小时,不等门限均值估计法估计均方误差下降趋势明显快于等门限均值估计法,而在基阵数目较大时,二者估计性能相当。

4 结 论

本文建立了水下多基阵分布式估计融合模型,对多基阵分布式估计融合算法的性能进行了研究,提出了多基阵分布式不等门限估计融合方法。该方法使各基阵判决门限自适应地均匀分布于未知目标参数取值范围,实时更新判决单元取值,进而得到未知目标参数的估计融合结果。通过理论分析以及仿真对比实验验证了该方法的有效性。这种方法考虑了实际分布式估计融合系统通信带宽的限制,计算量小,实时性强,并且在低信噪比时估计性能明显优于等门限估计方法,且与最大似然估计方法性能相当,这些优点使得其在水下目标探测领域将有着广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 王志胜,姜斌,甄子洋.融合估计与融合控制[M].北京:科学出版社,2009:36-38. (Wang Z S, Jiang B, Zhen Z Y. *Fusion estimation and fusion control*[M]. Beijing: Science Press, 2009: 36-38.)
- [2] 李启虎.独立观测资料的最佳数据融合[J].声学学报,2000,25(5):385-388. (Li Q H. The best data fusion for the independent measurement[J]. *Chinese Journal of Acoustics*, 2000, 25(5): 385-388.)
- [3] 李启虎.相关观测资料的最佳数据融合[J].声学学报,2001,26(5):385-388. (Li Q H. The best data fusion for the correlative measurement[J]. *Chinese Journal of Acoustics*, 2001, 26(5): 385-388.)
- [4] Zhu Y M, Li X R. Best linear unbiased estimation fusion[C]//*Proc. of the International Information Fusion Conference*, 1999.
- [5] Zhu Y M, Li X R, Zhao J. Linear minimum variance estimation fusion[J]. *Science in China Series F*, 2004, 47(6): 728-740.
- [6] Aysal T C, Barner K E. Constrained decentralized estimation over noisy channels for sensor networks [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008, 56(4): 1398-1410.
- [7] Senol H, Tepedelenlioglu C. Performance of distributed estimation over unknown parallel fading channels [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008, 56(12): 6057-6068.
- [8] Wang W, Li H. Distributed maximum likelihood estimation for bandwidth-constrained wireless sensor networks [J]. *Proc. of 12th IEEE Digital Signal Processing Workshop*, 2006.
- [9] Fang J, Li H. Distributed adaptive quantization for wireless sensor networks: from delta modulation to maximum likelihood [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008, 56(10): 5246-5257.
- [10] Wu T, Cheng Q. Distributed estimation over fading channels using one-bit quantization, [C]//*Proc. of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2008.
- [11] Ribeiro A, Giannakis G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks part II: unknown probability density function [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2784-2796.
- [12] Dabeer O, Masry E. Multivariate signal parameter estimation under dependent noise from 1-bit dithered quantized data [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2008, 54: 1637-1654.
- [13] Venkitasubramaniam P, Tong T, Swami A. Quantization for maximin ARE in distributed estimation [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3596-3605.
- [14] Noam Y, Tabrikian J. Marginal likelihood for estimation and detection theory [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2007, 55(8): 3963-3974.
- [15] Anandkumar A, Tong L, Swami A. Distributed estimation via random access [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2008, 54(7): 3175-3181.
- [16] Minhas R, Shin W U V I, Jonathan Q M. A decentralized data fusion algorithm for local Kalman estimates in multisensor environment [C] // *Proc. of IEEE International Conference on Automation and Logistics*, 2008: 977-981.