

基于分布式无线传感器最优比特分配

邬依林¹,张谦¹,罗英辉¹,刘林东¹,陈军勇²

(1.广东第二师范学院 计算机科学系,广州 510303;2.浙江科技学院 信息与电子工程学院,杭州 310023)

摘要:当无线传感器网络的总比特数固定时,给出表现优良的无偏量化器,探究了静态参数的量化估计与整个网络的最优比特数分配,与提前假定传感器量化比特数做法大不相同.首先给出一种新型的无偏量化器,进而得到理想的线性量化观测估计器及其均方误差上限.而后通过理论分析发现当整个网络总带宽固定时,最优比特的分配取决于传感器的信噪比,而且总量化级数与信噪比的比值在一定程度上决定了整个网络中传感器的激活率.最后,模拟仿真验证了所提方法有效提高了最优比特分配估计器的性能.

关键词:最优比特分配;分布式量化估计;最优线性量化估计

中图分类号: TN956;O221.6

文献标志码: A

近年来,由于无线传感器网络的普及及广泛应用,进而引起广大学者的研究兴趣,一度成为非常热门的研究领域.鉴于无线传感网络有很多的优点,例如成本低、可移动、高度灵活和系统稳定等,使得其在智能交通调控、增加监视覆盖范围和军事监控等领域中广受应用,并且在环境保护和安全监管等方面的应用也很有潜力.应用比较广泛的无线传感器网络的主框架通常由许多异质传感器群组构建.目前,多数无线传感器网络已经达到成本及功耗较低的基本要求,这些传感器网络通常被部署在特定应用场所用来收集观测值并进一步预处理.其中具有一定上限的通信容量被用来支持各节点间的通信.为了更好地利用无线传感器网络,通常设置一个融合中心用于处理源于各传感器的测量数据并进行预估计^[1-6].

由于无线传感器网络的广泛应用,整个网络中有限能量和带宽在各节点的理想分配再次成为该领域内专家们的研究热点,一般对于无线传感器网络相关的问题,首要考虑的是假定先验分布的随机性参数和明确了影响因素的确定性参数,再具体到对它们的分布式量化估计,那么这就涉及优化支持量化观测的量化器与估计器.其中,文献[7-9]谈到了各种有关观测噪声模型下参数估计的实现方法,而且当时的专家们大都选择给定网络中节点观测时的联合分布,观测数据也是直接发送给网络的融合中心.而近年来随着无线传感器网络的智能化发展,涌现出越来越多有限能量及带宽下的分布式量化估计方法,适度优化了各种资源在网络中的分配情况并且增强了整个无线网络的耐用性^[10-20].

21 世纪初期,RIBEORP 等人^[11-12]就上述估计问题在服从高斯分布的白噪声观测模型中引入了极大似然估计法,得出该方法下最优量化估计器的均方误差(mean-square error, MSE)与未量化观测时的仅有数倍之差,并且这个倍数是固定的.就在同一时期,几位中国专家发现传感器比特数的最优分配在一定程度上取决于它们的信噪比(signal-noise ratio, SNR)^[10].而 XIAO 等人^[13-14]主要探究了平均失真固定网络总能量在各节点的最优分配,并建议总能量紧缺情况下噪声大的传感器不应投入使用.

收稿日期:2020-10-22;**修回日期:**2021-03-27.

基金项目:国家自然科学基金(61273109);广东省普通高校特色创新项目(自然科学类)(2018KTSCX163);广东省科技计划项目(2016A010106007);广东省高等学校教学质量与教学改革工程项目"广东第二师范学院计算机实验教学示范中心";广东第二师范学院教学质量与教学改革工程项目(2018sfzx01);广东第二师范学院网络工程重点学科(ZD2017004);浙江科技学院科研启动基金项目(F701106J02).

作者简介:邬依林(1970-),男,四川仪陇人,广东第二师范学院教授,博士,研究方向为复杂系统建模、网络控制、非线性系统等,E-mail:lyw@gdei.edu.cn.

通信作者:张谦,E-mail:qianz@gdei.edu.cn.

至今传统的设计思想更多地局限于固定每个传感器的量化比特数,尚未加入考虑给定网络总带宽以实现各资源分配方式以及量化估计器性能的最优化,而本文将就无线传感器网络中的分布式量化估计和比特数最优分配方案进行深入探究,提出了一种新颖的无偏量化器,并计算出其量化噪声的方差上阈值.然后在文献[16]基础上构造了一种线性量化观测无偏估计器,用MSE作为其性能的评价标准,也给出了具体的MSE上阈值.最后,针对在总带宽一定的情况下,比较了两个无线传感器网络系统中比特数的最优分配方案,通过实验发现其与信噪比紧密相关的同时给出了解析解.而模拟仿真结果验证了本文所提设计方案的有效性.

1 问题描述

考虑一确定性参数 θ 被具有 N 个节点和一个融合中心的无线传感器网络观测并处理,其中每个传感器节点都可观测到参数 θ ,所有的观测值都将经过量化和编码后发送至融合中心,融合中心根据收到的量化观测值对确定性标量参数 θ 进行估计,分布式量化估计结构图见图1.

传感器 k 的观测值 x_k 满足下面线性方程:

$$x_k = \theta + n_k, k = 1, 2, \dots, N,$$

其中 n_k 为观测噪声,取值范围为 $n_k \in [-V, V]$,且满足均值为零方差为 σ_k^2 ,假定未知参数 $\theta \in [-U, U]$,其中 $U > 0$ 为给定常数.另外,假定各传感器的观测噪声 $\{n_k\}_{k=1}^N$ 空间不相关.

设融合函数记为 $\Gamma(\cdot)$,第 k 个节点的量化观测值采用符号 m_k 表示,则在融合中心对 θ 的估计可表示为: $\bar{\theta}_N = \Gamma(m_1, m_2, \dots, m_N)$.

采用均方误差(MSE)作为估计性能准则,即

$$\text{MSE} = E(|\bar{\theta}_N - \theta|^2).$$

基于上述描述,下面给出本文所要研究的主要问题.

问题提出:因此类无线网络系统中带宽是一定的,传感器的观测值则需要量化后发送给融合中心,假设在每个采样周期内,总共有 Q 位比特数用于各传感器传输量化观测值,因不同的传感器节点的观测值含有不同观测噪声方差,因而将这 Q 位比特数均匀分配到各个传感器并不能达到最佳的性能要求,针对这种不足,本文将讨论如下两个问题:一是如何根据量化测量值最优估计出随机性标量参数?二是如何最优分配总的比特数 Q 到各个传感器?此两个优化问题联合表述如下: $\min E(\bar{\theta}_N - \theta)^2$, s.t. $\sum_{k=1}^N q_k = Q, Q \geq 1, Q \in \mathbf{Z}$,其中 $q_k \geq 0 (k = 1, 2, \dots, N), q_k \in \mathbf{Z}, q_k = 0$ 表示传感器 k 未激活,即不使用.

2 主要结论

鉴于有限的传感器网络带宽,传感器往往只传输经过量化处理过的测量信号,为了更好合理利用整个传感器网络,有必要合理分配总的通讯资源到各传感器以达到整个网络性能的最优化,即研究各传感器比特数占有比.

2.1 无偏概率量化和最优线性量化估计

本小节将在给出一种新颖的无偏概率量化器的基础上,再构建一种理想的线性量化观测无偏估计器.

若无线传感器网络有充足的带宽来传输信号,即各传感器可将观测值 $\{x_k\}_{k=1}^N$ 完整发送到融合中心,则融合中心对 θ 的最优线性估计^[21]和构造所得估计器的均方误差可分别表示为

$$\bar{\theta}_N(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2} \right)^{-1} \sum_{k=1}^N \frac{x_k}{\sigma_k^2}, \quad (1)$$

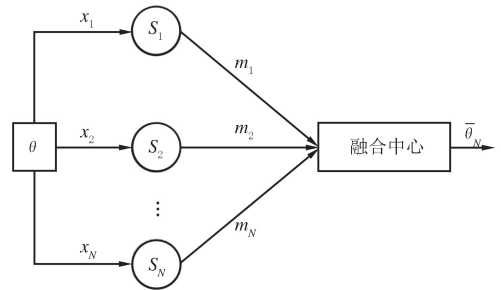


图1 分布式估计结构图

Fig.1 Distributed estimation structure diagram

$$E(\bar{\theta}_N - \theta)^2 = \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k} \right)^{-1}.$$

然而实际上无线传感器网络的带宽是有限的,那么就需要量化处理每一个观测值后再发送给融合中心用于参数的最优估计,因此量化器的构建这一环节至关重要.

可令网络中各节点观测模型为

$$x = \theta + n, \quad (2)$$

再令 $W = U + V$, 那么观测值 $x \in [-W, W]$. 接下来将改进并简化传统二进制量化观测值的方法^[14].

修正二进制扩展量化 在完成观测值 x 的线性变换 $y = (x + W)/2W$ 并归一化到 $[0, 1]$ 后, 将 y 表示成二进制形式:

$$y = \frac{x + W}{2W} = \sum_{i=1}^{\infty} b_i 2^{-i}, \text{ 其中, } b_i = 0, 1, \quad (3)$$

(3)式中用 b_i 表示 y 的第 i 重要位(MSB), 其次 x 的第 $(M + 1)$ 位量化值 m 可按(4)式计算获得:

$$m(x, a, M) = \sum_{i=1}^M b_i 2^{-i} + 2^{-M} a, \quad (4)$$

其中 $M \geq 0, M \in \mathbb{Z}$, 且 a 为一个附加伯努利随机变量, 满足 $\Pr[a = 0] = 1 - r, \Pr[a = 1] = r$, 其中

$$r = (y - \sum_{i=1}^M b_i 2^{-i}) / 2^{-M}. \quad (5)$$

引理 1 量化器 $z = \theta + n + \nu$ 是无偏的, 其中 ν 为量化噪声, 即 $\nu = z - x$.

证明 由(5)式可得

$$y = \sum_{i=1}^M b_i 2^{-i} + 2^{-M} r, \quad (6)$$

并且有 $0 \leq r \leq 1$. 不妨设 x 的量化值为 $z = W(2m - 1)$, 那么通过(7)式计算即可得到对应的量化噪声:

$$\nu = z - x. \quad (7)$$

再在(3)、(4)、(6)式的基础上, 即有: $\nu = 2W(m - y) = 2^{1-M}W(a - r)$.

考虑到伯努利随机变量 α , 那么随机变量 ν 满足如下分布:

$$\begin{cases} \Pr[\nu = -2^{1-M}W r] = 1 - r, \\ \Pr[\nu = 2^{1-M}W(1 - r)] = r, \end{cases} \quad (8)$$

并且有 $E(\nu) = 0$. 结合(2)与(7)式, 可以得到

$$z = \theta + n + \nu. \quad (9)$$

证毕.

引理 2 假设用 x 表示关于随机性参数 θ 的观测值, 由(4)式计算可得量化值 m , 那么对 θ 的无偏估计是 $z = W(2m - 1)$, 而估计器的 MSE 为

$$E(z - \theta)^2 \leq \sigma^2 + \frac{W^2}{4^M}, M \geq 0, \quad (10)$$

其中(10)式中的期望关于网络各节点观测和量化噪声.

证明 结合 $E(n) = 0, E(\nu) = 0$ 和(9)式可得 $E(z) = \theta + E(n) + E(\nu) = \theta$, 则 z 为 θ 的一无偏估计, 且有 $E(z - \theta)^2 = E(z - E(z))^2 = \text{Var}(z) = \text{Var}(\theta + n + z) = \sigma^2 + \text{Var}(\nu)$.

考虑到均值为零的 ν 满足(8)式的描述, 则有: $\text{Var}(\nu) = E(\nu - E(\nu))^2 = E(\nu^2) = 4^{1-M}W^2 r(1 - r) \leq 4^{1-M}W^2$. 证毕.

上文详细分析了量化器和估计器的构建方法, 下文介绍如何借助量化观测值实现对 θ 的估计以及完成最优融合线性函数的构造.

定理 1 参数 θ 的线性最优量化估计器为: $\bar{\theta}_N = \Gamma(m_1, m_2, \dots, m_N) = \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1} \sum_{k=1}^N \frac{z_k}{\sigma_k^2 + \delta_k^2}$, 同时估计器的均方误差满足如下上限条件:

$$E(\bar{\theta}_N - \theta)^2 \leq \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1}, \quad (11)$$

并且有

$$\delta_k^2 = \begin{cases} \frac{4W^2}{4^{q_k}}, & q_k \geq 1, \\ \infty, & q_k = 0, \end{cases} \quad (12)$$

其中第 k 个传感器的量化比特数有 $q_k = M_k + 1$ 位.

证明 由引理 2 可推得通过 m_k 对 θ 的无偏估计有

$$\begin{aligned} z_k &= W(2m_k - 1), \\ \text{Var}(z_k) &\leq \sigma_k^2 + \delta_k^2. \end{aligned} \quad (13)$$

据文献[21]描述,借助量化观测值实现对 θ 的估计如下: $\bar{\theta}_N = \sum_{k=1}^N \alpha_k z_k$.

综合(1)和(13)式,可以获得

$$\bar{\theta}_N = \Gamma(m_1, m_2, \dots, m_N) = \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1} \sum_{k=1}^N \frac{z_k}{\sigma_k^2 + \delta_k^2}, \quad (14)$$

$$\begin{aligned} E(\bar{\theta} - \theta)^2 &= \text{Var}(\bar{\theta}_N) = \text{Var} \left(\left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1} \sum_{k=1}^N \frac{z_k}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right) = \\ &= \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-2} \sum_{k=1}^N \frac{\text{Var}(z_k)}{(\sigma_k^2 + \delta_k^2)^2} \leq \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (15)$$

线性最优量化估计器表达式如(14)式描述,而参数估计值 MSE 上阈值满足(15)式.证毕.

注 1 需要注意的是,上述构建的估计器在性能最差时,(11)式取等号,即 MSE 达到对应的上阈值.分析发现该估计器的 MSE 上阈值受到来自 δ_k^2 的影响,而 δ_k^2 这一上阈值又取决于每个节点的量化比特数 $\{q_k\}_{k=1}^N$.所以即使是在整个网络限制总带宽的情形下, $\{q_k\}_{k=1}^N$ 达到理想分配时的估计器也能表现得最好.

现在得到的估计器是根据比特数最优分配下构建的,那么接下来就是反过来利用这个估计器,根据它的 MSE 实现比特数的最优分配方法.

2.2 最优量化比特分配

本小节将根据 2.1 节给出的估计器完成网络中比特数的分配,并且在分配达到最优时估计器拥有最小的 MSE.

根据(11)式,最优比特分配问题可转换为如下表示:

$$\min \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2} \right)^{-1}, \text{ s.t. } \sum_{k=1}^N q_k = Q, k = 1, 2, \dots, N. \quad (16)$$

模型(16)在整个网络中只有两个节点工作时,可以简化为:

$$\max \sum_{k=1}^2 \frac{1}{\sigma_k^2 + \delta_k^2}, \text{ s.t. } q_1 + q_2 = Q, Q \geq 1, Q \in \mathbf{Z}, \quad (17)$$

其中 δ_k^2 由(12)式确定, $0 \leq q_k \leq Q, q_k \in \mathbf{Z}, k = 1, 2$.

为求解优化问题(17),先给出如下记法.记传感器的信噪比(SNR)为 $\gamma_k = \frac{4W^2}{\sigma_k^2}, k = 1, 2$.由于传感器的观测噪声界定在区域 $[-V, V]$ 内,因此 $\sigma_k^2 < V$,且 $\gamma_k > 1$.令 $4^{q_1} = t$,则 $1 \leq t \leq 4^Q$,定义函数 $f(t)$ 如下:

$$f(t) = \frac{1}{\sigma_1^2 + \frac{4W^2}{4^{q_1}}} + \frac{1}{\sigma_2^2 + \frac{4W^2}{4^{Q-q_1}}} = \frac{1}{4W^2} \left(\frac{\gamma_1 t}{t + \gamma_1} + \frac{4^Q \gamma_2}{\gamma_2 t + 4^Q} \right). \quad (18)$$

不失一般性,假定 $\gamma_1 \geq \gamma_2$,且记 $\lambda = \frac{3 \cdot 4^Q}{4 \left(\frac{4^Q}{\gamma_1} + 1 \right) \left(\gamma_1 + 4 \right)} - \frac{\gamma_2}{\gamma_2 + 4}$,以及信噪比的相对系数 $\rho =$

$$\frac{\gamma_1/(2^Q - \gamma_1)}{\gamma_2/(2^Q - \gamma_2)}.$$

基于上文记法及(12)、(18)式,则优化问题(17)中的代价函数可重写为:

$$\begin{cases} \frac{1}{\sigma_2^2 + \frac{4W^2}{4^Q}}, t=1, \\ f(t), 1 < t < 4^Q, \\ \frac{1}{\sigma_1^2 + \frac{4W^2}{4^Q}}, t=4^Q, \end{cases} \quad (19)$$

用 q_1^* 和 q_2^* 表示优化问题(17)的最优解,则有下列的定理.

定理 2 最优比特分配:若 $Q=1$,则 $q_1^*=1, q_2^*=0$;若 $Q \geq 2$,则

- (a) 当 $\gamma_1 < 2^Q, \gamma_2 < 2^Q$, 以及 $\rho < 2^Q$ 时,有 $q_1^* = \frac{Q}{2} + \log_4 \rho$, 且 $q_2^* = \frac{Q}{2} - \log_4 \rho$; 当 $\gamma_1 < 2^Q, \gamma_2 < 2^Q$, $\rho \geq 2^Q$ 以及 $\lambda \geq 0$ 时,有 $q_1^* = Q, q_2^* = 0$; 当 $\gamma_1 < 2^Q, \gamma_2 < 2^Q, \rho \geq 2^Q$ 以及 $\lambda < 0$, 有 $q_1^* = Q-1, q_2^* = 1$;
- (b) 若 $\gamma_1 = \gamma_2 = 2^Q$, 则最优比特分配可任意,只需满足 $q_1^* \geq 1, q_2^* \geq 1$, 且 $q_1^* + q_2^* = Q$;
- (c) 当 $\gamma_1 > 2^Q$ (或 $\gamma_1 = 2^Q$ 且 $\gamma_2 < 2^Q$) 和 $\lambda \geq 0$ 时,有 $q_1^* = Q, q_2^* = 0$; 当 $\gamma_1 > 2^Q$ (或 $\gamma_1 = 2^Q$ 且 $\gamma_2 < 2^Q$) 和 $\lambda < 0$ 时,有 $q_1^* = Q-1, q_2^* = 1$.

综上所述,得到的最优解在满足 $\gamma_1 = \gamma_2$ 时是等价的.

证明 对于网络总比特数 $Q=1$ 的情况,由新代价函数推得选择 SNR 较大的传感器,接下来就是考虑其他情况,即 $Q \geq 2$.

对 $f(t)$ 求导可得

$$\begin{aligned} \frac{df(t)}{dt} &= \frac{1}{4W^2} \left[\frac{\gamma_1^2}{(t + \gamma_1)^2} + \frac{4^Q \gamma_2^2}{(\gamma_2 t + 4^Q)^2} \right] = \frac{1}{4W^2} \left[\frac{\gamma_1^2 (\gamma_2 t + 4^Q)^2 - 4^Q \gamma_2^2 (t + \gamma_1)^2}{(t + \gamma_1)^2 (\gamma_2 t + 4^Q)^2} \right] = \\ &= \frac{1}{W^2} [(\gamma_1 - 2^Q) \gamma_2 t - 2^Q \gamma_1 (\gamma_2 - 2^Q)], \end{aligned} \quad (20)$$

显然,当 $2^Q - \gamma_1 \neq 0$ 时,有 $\left. \frac{df(t)}{dt} \right|_{t=t_0} = 0$, 其中

$$t_0 = 2^Q \frac{\gamma_1 (2^Q - \gamma_2)}{\gamma_2 (2^Q - \gamma_1)}. \quad (21)$$

考虑到假定了 $\gamma_1 \geq \gamma_2$, 那么模型(17)可按如下情况分类分析: I) $\gamma_1 < 2^Q$; II) $\gamma_1 \geq 2^Q$, 且 $\gamma_2 \leq 2^Q$; III) $\gamma_1 > 2^Q$, 且 $\gamma_2 > 2^Q$.

考虑情形 I), $\gamma_1 < 2^Q$. 由于 $\gamma_1 \geq \gamma_2$, 则 $\gamma_2 < 2^Q$, 且 t_0 可化为:

$$t_0 = 2^Q \frac{\gamma_1 / (2^Q - \gamma_1)}{\gamma_2 / (2^Q - \gamma_2)}. \quad (22)$$

由于因子 $\gamma / (2^Q - \gamma)$ 同时出现(22)式的分子与分母中,而且它随 γ 值的增加而增大,并且在 $2^Q > 1$ 时 $t_0 > 1$. 再由(20)式分析可以得到函数 $f(t)$ 随着 t_0 的增加,其函数值逐渐增大,在 $t = t_0$ 时取得最大值而后又随之减小.

当 $1 < t_0 < 4^Q$, 有 $q_1^* = \log_4 t_0, q_2^* = Q - \log_4 t_0$, 即

$$\begin{cases} q_1^* = \frac{Q}{2} + \log_4 \frac{\gamma_1 / (2^Q - \gamma_1)}{\gamma_2 / (2^Q - \gamma_2)}, \\ q_2^* = \frac{Q}{2} - \log_4 \frac{\gamma_1 / (2^Q - \gamma_1)}{\gamma_2 / (2^Q - \gamma_2)}. \end{cases} \quad (23)$$

当两个节点分配到的比特数都不是正整数时,如(23)式描述,那么仅仅选择 $g(4^{\lceil q_1^* \rceil})$ 与 $g(4^{\lceil q_2^* \rceil})$ 中较大函数值对应的理想非负整数解.

当 $t_0 \geq 4^Q$ 时,根据(19)式有 $g(4^Q) = \frac{1}{\sigma_1^2 + \frac{4W^2}{4^Q}} = \frac{1}{4W^2} \left(\frac{\gamma_1}{1 + \frac{\gamma_1}{4^Q}} \right)$,且由于 $Q \geq 2$,得 $g(4^{Q-1}) = f(4^{Q-1}) =$

$$\frac{1}{W^2} \left(\frac{\gamma_1 4^{Q-1}}{4^Q + 4\gamma_1} + \frac{4^Q \gamma_2}{\gamma_2 4^Q + 4^{Q+1}} \right) = \frac{1}{W^2} \left(\frac{\gamma_1}{4 + \frac{16\gamma_1}{4^Q}} + \frac{\gamma_2}{4 + \gamma_2} \right).$$

在上述临界点求解中,需要考虑两种情形,第一是 $g(4^Q) \geq g(4^{Q-1})$,即 $\lambda \geq 0$,此时有 $q_1^* = Q, q_2^* = 0$;第二是 $g(4^Q) < g(4^{Q-1})$,即 $\lambda < 0$,则有 $q_1^* = Q - 1, q_2^* = 1$.

考虑情形 II), $\gamma_1 \geq 2^Q, \gamma_2 \leq 2^Q$.分析(20)式可得该情况下的 $f(t)$ 在 $1 < t \leq 4^Q$ 定义域内递增,因此可以进一步简化为分析 $t = 1, t = 4^Q$ 时的代价函数,即若 $g(4^Q) \geq g(4^{Q-1})$,亦即 $\lambda \geq 0$,则有 $q_1^* = Q, q_2^* = 0$,若 $\lambda < 0$,则 $q_1^* = Q - 1, q_2^* = 1$.注意到若 $\gamma_1 = \gamma_2 = 2^Q$,则

$$f(t) = 2^Q / 4W^2 = C. \quad (24)$$

(24)式表明了为满足 $q_1^* \geq 1, q_2^* \geq 1$ 情况下,比特数可在这两个传感器中任意分配,但不可只分配给其中一个,否则就有 $g(4^0) = g(4^Q) = \frac{4^Q}{4W^2(2^Q + 1)} < C$.

考虑情形 III), $\gamma_1 > 2^Q, \gamma_2 > 2^Q$.分析(20)式可得该情况下的 $f(t)$ 在 $t \leq t_0$ 定义域内递减,而在 $t > t_0$ 内呈现相反趋势.

$$(21) \text{式在 } \gamma_1 \geq \gamma_2 \text{ 时可将 } t_0 \text{ 表示为 } t_0 = 2^Q \frac{\gamma_1 / (\gamma_1 - 2^Q)}{\gamma_2 / (\gamma_2 - 2^Q)}.$$

另外,由于函数 $\gamma / (4\gamma - 2^Q)$ 随 γ 单调递减,则 $t_0 \leq 2^Q < 4^Q$.对于 $t_0 \leq 1$ 或 $t_0 > 1$,根据假定 $\gamma_1 \geq \gamma_2$,同前两种情形的讨论类似,若 $\lambda \geq 0$,则有 $q_1^* = Q, q_2^* = 0$,若 $\lambda < 0$,则 $q_1^* = Q - 1, q_2^* = 1$.

综合所述,证毕.

注 2 通过定理 2 很容易得到,网络中各传感器节点的信噪比在某个总带宽下会影响各自的最优比特数,并且整个网络的总量化级数 2^Q 同节点信噪比(SNR)的比值 ρ 在很大程度上决定传感器的工作状态.就单个传感器的 SNR 而言,当 $\text{SNR} \geq 2^Q$ 时,那么它将获得比特数的全部配额.而对上述中两个传感器比特数分配而言,只要任意一个的 SNR 都满足 $\text{SNR} < 2^Q$ 条件,那么在 $\rho > 2^Q$ 时存在最佳非零分配方案;除此之外,只有 SNR 更大的那个传感器获得比特数的全部配额.

3 仿 真

一般的无线传感器网络中存在多个甚至大量的异质传感器节点,在上一节只是以单个及两个传感器的特殊情况简化分析,也便于在此基础上拓展到一般情况.而文献[10,12,20]中给出了对多节点无线传感器网络量化估计的相关案例.但是考虑到鲜有关于比特数最优分配的相关研究,因此接下来主要通过 MATLAB 仿真实验进一步探究上节给出的分配方案.

假定传感器网络中存在两个传感器节点.在全部模拟实验中,假定 $\theta = 1, U = 3$,且 $V = 6$,则 $W = U + V = 9$.传感器的观测噪声方差分别为 $\sigma_1^2 = 0.0025, \sigma_2^2 = 0.0144$,总量化比特率分别取为 $Q = 6, 8, 12, 18, 26$.而估计器的 MSE 取自于千次 Monte Carlo 统计模拟的综合结果.

表 1 依次给出了 $Q = 6, 8, 12, 18, 26$ 下各自对应的双节点无线传感器网络比特数的最优分配,以及最优、无偏和 BLUE 3 种估计器的 MSE.其中 BLUE 估计器的 $\text{MSE}(\sum_{k=1}^2 1/\sigma_k^2)^{-1}$ 即是量化观测估计器的 MSE 下阈值.

表 1 最优比特分配
Tab. 1 Optimal bit allocation

| 比特分配和平均(MSE)总的比特率 | $Q^{(6)}$ | $Q^{(8)}$ | $Q^{(12)}$ | $Q^{(18)}$ | $Q^{(26)}$ |
|-------------------|-----------|-----------|------------|------------|------------|
| q_2^{opt} | 6 | 8 | 12 | 11 | 14 |
| q_2^{opt} | 0 | 0 | 0 | 7 | 12 |
| MSE(opt) | 0.190 4 | 0.009 4 | 0.002 6 | 0.002 4 | 0.002 2 |
| MSE(uni) | 1.027 5 | 0.985 2 | 0.167 5 | 0.003 5 | 0.002 2 |
| MSE(blue) | 0.002 1 | 0.002 1 | 0.002 1 | 0.002 1 | 0.002 1 |

图 2 中绘制了 3 种估计器 MSE 根据不同给定网络总比特数 $Q = 6, 8, 12, 18, 26$ 而得到的 MSE 变化曲线. 分析可得, 基于比特数最佳分配构建的估计器在 Q 较小时, 比基于均匀分配的表现更好; 而随着 Q 的逐渐增大, 各节点观测值量化前后的差异越来越小, 于是基于两种比特数分配方案得到的估计器的 MSE 都无限逼近理论下阈值, 即 BLUE 估计器的 $MSE(\sum_{k=1}^2 1/\sigma_k^2)^{-1}$.

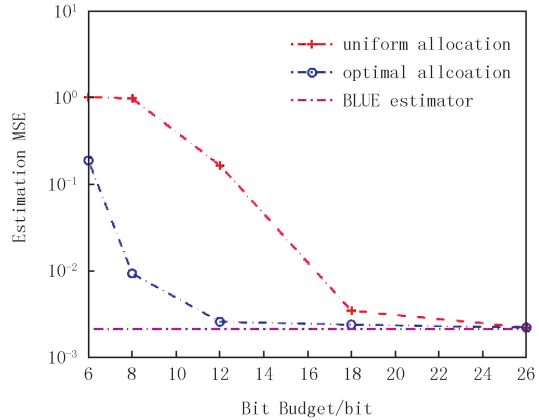


图2 估计器MSE比较

Fig.2 Comparison of Estimation MSE

4 结 论

本文分析了无线传感器网络中关于可控参数的分布式量化估计, 并且在此基础上着重探究了如何在总比特数限制下实现最佳分配. 为了解决这个最优化问题, 本文提出了一种新颖的无偏量化器和量化观测线性估计器, 还导出了后者的 MSE 上阈值. 随后以双节点无线传感器网络为分析对象, 进一步探究它的最优比特分配. 深入分析发现当整个网络总带宽固定时, 最优比特的分配取决于传感器的信噪比. 而且总量化级数与信噪比的比值在一定程度上决定了整个网络中传感器的激活率. 最后从 MATLAB 仿真实验得出结论, 基于比特数最佳分配构建的估计器在 Q 较小时, 比基于均匀分配的表现更好; 而随着 Q 的逐渐增大, 基于两种比特数分配方案得到的估计器的 MSE 都无限逼近理论下阈值, 意味着它们性能相差已经很小. 综上说明了本文提出的比特数的最优分配方案具有可行性和有效性, 并且依据该方案而构建的估计器表现良好.

参 考 文 献

- [1] RAJA B, RAJAKUMAR R, DHAVACHELVAN P, et al. A survey on classification of network structure routing protocols in wireless sensor networks[C]//IEEE International Conference on Computational Intelligence & Computing Research. Piscataway: IEEE press, 2017.
- [2] TOLANI M, SUNNY, SINGH R K, et al. Two-layer optimized railway monitoring system using Wi-Fi and ZigBee interfaced wireless sensor network[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(7): 2241-2248.
- [3] YOUNIS O, KRUNZ M, RAMASUBRAMANIAN S, et al. Node clustering in wireless sensor networks: recent developments and deployment challenges[J]. Network IEEE, 2006, 20(3): 20-25.
- [4] 沈志萍, 陈军勇, 郭依林. 随机性标量参数分布式量化的最优比特分配[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(2): 387-394.
- [5] SHEN Z P, CHEN J Y, WU Y L. Optimal bit allocation for stochastic scalar parameter distributed quantization[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(2): 387-394.
- [6] AL-JARRAH M A, AL-DWEIK A, KALIL M, et al. Decision fusion in distributed cooperative wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 797-811.
- [6] SHI L, LIU Q, SHAO J, et al. Distributed localization in wireless sensor networks under denial-of-service attacks[J]. IEEE Control Systems Letters, 2021, 5(2): 493-498.

- [7] GUBNER J A. Distributed estimation and quantization[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1993, 39(4): 1456-1459.
- [8] AYANOGLU E. On optimal quantization of noisy sources[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1990, 36(6): 1450-1452.
- [9] LAM W M, REIBMAN A R. Design of quantizers for decentralized estimation systems[J]. IEEE Transactions on Communication, 1993, 41(11): 1602-1605.
- [10] XIAO J J, LUO Z Q. Universal decentralized estimation in a bandwidth constrained sensor network[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 53(8): 2617-2624.
- [11] RIBEIRO A, GIANNAKIS G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks, Part I: Gaussian case[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(3): 1131-1143.
- [12] RIBEIRO A, GIANNAKIS G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks, Part II: Unknown probability density function[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(7): 2784-2796.
- [13] XIAO J J, CUI S, LUO Z Q, et al. Power scheduling of universal decentralized estimation in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(2): 413-422.
- [14] XIAO J J, LUO Z Q. Decentralized Estimation in an Inhomogeneous Sensing Environment[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(10): 3564-3575.
- [15] BHARDWAJ M, GARNETT T, CHANDRAKASAN A P. Upper bounds on the lifetime of sensor networks[C]//IEEE International Conference on Communications. Helsinki: [s.n.], 2001.
- [16] LI J, AIREGIB G. Distributed estimation in energy-constrained wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(10): 3746-3758.
- [17] BEHBAHANI A S, ELTAWIL A M, JAFARKHANI H. Linear decentralized estimation of correlated data for power-constrained wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 6003-6016.
- [18] CHAUDHARY M, VANDENDORPE L. Power constrained linear estimation in wireless sensor networks with correlated data and digital modulation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 570-584.
- [19] FANG J, LI H. Power constrained distributed estimation with correlated sensor data[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(10): 3292-3297.
- [20] SANI A, VOSOUGHI A. Resource allocation optimization for distributed vector estimation with digital transmission[C]//48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. [s.l.: s.n.], 2014: 1463-1467.
- [21] SENGIJPTA S K. Fundamentals of Statistical Signal Processing; Estimation Theory[J]. Control Engineering Practice, 1994, 37(4): 465-466.

Optimal bit allocation based on distributed wireless sensor networks

Wu Yilin¹, Zhang qian¹, Luo Yinghui¹, Liu Lindong¹, Chen Junyong²

(1. Department of Computer Science, Guangdong University of Education, Guangzhou 510303, China;

2. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: When the total number of bits in the wireless sensor network is fixed, this article gives an excellent unbiased quantizer, and explores the quantization estimation of static parameters and the optimal bit allocation of the entire network, which is very different from presuming the sensor quantization bit number in advance. This article firstly presents a new type of unbiased quantizer, and then obtains the ideal linear quantized observation estimator and the upper bound of mean square error. Then through theoretical analysis, it is found that when the total network bandwidth is fixed, the optimal bit allocation depends on the signal-noise ratio of the sensor, and the ratio of the total quantization level to the signal-noise ratio determines the activation of the sensor in the entire network to a certain extent. Finally, simulations verify that the method in this study effectively improves the performance of the optimal bit allocation estimator.

Keywords: optimal bit allocation; distributed quantization estimation; optimal linear quantization estimation

[责任编辑 陈留院 赵晓华]