

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.10.011

一种新的无线传感器网络数据汇聚方法

丁小勇, 罗永健, 丁广东

(西安通信学院 研究生管理大队, 陕西 西安 710106)

摘要: 在无线传感器网络攻击中, 针对传统数据汇聚方法存在的汇聚精度不足问题, 提出一种新的数据汇聚方法。新方法利用感知数据估算出各传感器观测方差并进行加权计算, 有效降低了节点测量误差。同时, 新方法还根据指数衰减函数来度量各簇目标变量的支持度, 减小网内噪声干扰的影响, 最终实现了高精度汇聚。计算机仿真验证结果表明, 新方法的汇聚性能优于传统方法, 能有效降低节点测量误差, 减小网内噪声干扰的影响。

关键词: 无线传感器网络; 聚合函数; 噪声干扰; 指数衰减函数

中图分类号: TP393.06; TP212.9 **文献标识码:** A

A New Data Aggregation Method in Wireless Sensor Networks

Ding Xiaoyong, Luo Yongjian, Ding Guangdong

(Administrant Brigade of Postgraduate, Xi'an Communication Institute, Xi'an 710106, China)

Abstract: In wireless sensor networks attacks, aiming at the low aggregate precision of conventional method, introduce a new data aggregate method. The new method adopts perceptive data to evaluate the sensor variance and carry out weighting evaluation, which effectively reduce the node measurement error. At the same time, the new method can evaluate support rate of every cluster object variance according to index attenuation function. It can reduce the jamming of network noise. Finally, realize the high precision aggregation. The simulation results show that the new method aggregate function is better than the conventional one, which can effectively reduce the node measurement error and network noise jamming.

Keywords: wireless sensor networks; aggregate function; noise jamming; index attenuation function

0 引言

无线传感器网络通常对节点感知数据进行汇聚处理。由于感知数据的易受攻击性, 汇聚前需要对感知数据进行攻击检测, 当检测到攻击时, 可以根据实际要求采用相应措施。如网内无攻击, 通常采用相应聚合函数直接进行聚合^[1-4]。然而, 网络在没有遭受攻击时仍然存在一定的噪声干扰。此外, 由于网络中的传感器节点可以是同类型, 也可能是不同类型的, 并且其所处方位不同、自身质量的差异以及实际部署中一些无法控制的随机因素作用, 会使得各传感器的测量数据产生偏差, 不能完全反映事物的真实情况^[5]。传统方法显然没有考虑网内噪声干扰以及传感器节点测量误差, 从而降低了汇聚精度。故借鉴数据融合的一些思想, 提出一种新的数据汇聚方法, 以有效降低网络噪声干扰及节点测量误差。

1 数据汇聚模型

假设无线传感器网内节点具有一定的测量误差, 其观测方差 σ 随着节点部署完毕而固定不变。数学上可表示为: 各节点采集的数据是独立同分布

的(i.i.d.), 分布的期望 μ 和标准差 σ 均未知, 且各节点的标准差 σ 不一定相同。

为了降低网络能耗, 笔者采用分簇模式, 将无线传感器网络划分为若干个簇, 每个节点仅属于一个簇, 每个簇指定一个簇头。各节点具有一定的存储和处理能力, 能将自身在某一时间段内的所有读数暂时存储下来, 所有簇中所有节点采集的数据在各自簇头处进行汇聚, 簇头将汇聚结果通过多跳路由传送至基站。基站、簇头节点等由于在网络设计中采取了较强的防御措施而不会受到攻击。此外, 基站在接收到各个簇传送来的数据后, 需要进行攻击检测, 当检测不到攻击时, 采用汇聚算法, 否则根据实际要求采取相应措施。

2 一种新的数据汇聚方法

根据数据汇聚模型假设, 设变量 N 表示网络中的传感器节点总数, C_i ($i=1,2,\dots,r$, r 为网络中分簇的个数) 是含有 m_i 个传感器节点的第 i 个簇。设节点能临时存储和处理前 k 次的读数, $X_{ij}(k)$ ($j=1,2,\dots,m_i$) 为簇 C_i 中第 j 个节点在 k 时刻

收稿日期: 2010-04-19; 修回日期: 2010-05-11

作者简介: 丁小勇(1983-), 男, 江苏人, 在读硕士研究生, 从事通信信号处理研究。

的读数，则簇 C_i 中第 j 个节点在 k 时刻之前的测量值为 $(X_{ij}(1), X_{ij}(2), \dots, X_{ij}(k))$ ，它们彼此互相独立，服从期望 μ 和标准差 σ_{ij} 均未知的独立同分布(i.i.d.)。 $S_i(k)$ 为簇 C_i 在 k 时刻数据 $(X_{i1}(k), X_{i2}(k), \dots, X_{im_i}(k))$ 的样本集合， $X(k)$ 为聚合函数在 k 时刻要得到的目标变量： $X(k) = f(S_i(k), \dots, S_m(k))$ ，函数 $f(\bullet)$ 可以是求均值，或求最大/最小值等，由于数据融合原理区别不大，所以笔者考虑 $f(\bullet)$ 为求均值计算。 $\hat{X}(k)$ 为 $X(k)$ 的估计量， $\hat{X}_i(k)$ 和 $X_i(k)$ 分别表示 $\hat{X}(k)$ 和 $X(k)$ 在簇 C_i 中对应的意义。

由于各传感器的观测误差不同，当用户在某时刻（假定为 k 时刻）需要网络的全局信息时，直接用聚合函数对 k 时刻测得数据进行聚合所求结果的精度并不理想。因此，笔者借鉴数据融合中的一些基本思想，考虑在各簇内节点观测总方差最小这一最优条件下，利用簇内节点的测量值，以自适应方式寻找各节点所对应的最优加权因子，使各簇目标变量的估计值能达到最优^[6]。

设 C_i 中各节点的加权因子分别为 $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im_i}$ ，则各传感器的加权因子可利用其自身存储的 k 时刻之前数据求得，其加权因子为：

$$w_{ij} = \frac{1}{\left(\sigma_{ij}^2 \sum_{j=1}^{m_i} \frac{1}{\sigma_{ij}^2} \right)} \tag{1}$$

则簇 C_i 目标变量的估计值为：

$$\hat{X}_i(k) = \sum_{j=1}^{m_i} w_{ij} X_{ij} \tag{2}$$

式 (2) 中 $X_{ij} = \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k X_{ij}(p)$

其中， σ_{ij}^2 的计算方法如下^[7]：任意在簇 C_i 中第 j 个节点 k 时刻之前的读数中选取数目相等的两组数 $p1$ 和 $p2$ ，其中每组个数为 $p(2 \leq p \leq k/2)$ ，则

$$\begin{cases} \sigma_{ij}^2 = R_{p1p1} - R_{p1p2} \\ R_{p1p1} = \frac{1}{p} \sum_{l=1}^p x_{p1}(l)x_{p1}(l) \\ R_{p1p2} = \frac{1}{p} \sum_{l=1}^p x_{p1}(l)x_{p2}(l) \end{cases} \tag{3}$$

式中， $x_{p1}(l)$ 、 $x_{p2}(l)$ 分别为 $p1$ 和 $p2$ 中第 l 个读数。为提高观测方差估计值的准确性，将式 (3) 重

复计算 100 次，并将求平均所得的 σ_{ij}^2 作为最终结果。

虽然上述方法使得簇 $C_i (i=1,2,\dots,r)$ 中节点总观测方差最小，但网络的目标变量估计并没有达到最优。因此，对于各簇目标变量估计值 $(\hat{X}_1(k), \hat{X}_2(k), \dots, \hat{X}_r(k))$ ，笔者采用以下方法进行处理。

各簇目标变量估计值 $(\hat{X}_1(k), \hat{X}_2(k), \dots, \hat{X}_r(k))$ 相互支持度为^[8]：

$$r_{ij} = \exp(-a|\hat{X}_i(k) - \hat{X}_j(k)|) \tag{4}$$

其中， $i, j=1,2,\dots,r$ ， a 为可调参数，取值为 0.5。该传感器的支持度矩阵为：

$$D(r) = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1r} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2r} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{r1} & r_{r2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

簇 C_i 目标变量估计值与其它簇目标变量估计值的一致性度量为：

$$b_i = \frac{\sum_{j=1}^r r_{ij}}{r} \quad 0 < b_i \leq 1 \tag{6}$$

令簇 C_i 目标变量估计值的权系数为 v_i ，则：

$$v_i = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^r b_i} \tag{7}$$

网络目标变量估计为：

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^r v_i \hat{X}_i(k) \tag{8}$$

新方法能够利用各节点存储的数据估计出自身的观测方差并进行加权运算，使得各簇内节点的观测总方差达到最优，从而有效降低节点观测误差对汇聚精度的影响。此外，新方法引入指数衰减函数计算各簇目标变量的观测一致性，充分利用观测数据之间的关联性消除网内噪声干扰，实现了无攻击时的高精度汇聚。

3 计算机仿真

假设 1 000 个传感器节点被随机撒布在 100 m×100 m 的区域内，将它们划分成每个都包含有 100 个传感器节点的 10 个簇，设节点能够临时存储前 10 次的读数（即 $k=10$ ）。网内噪声干扰与节点观测误差的影响是独立无关的，各节点感知服从高

斯分布, 则 $X_i \sim N(0, \sigma_i)$, 其中 $\sigma_i^2 = \sigma_{\text{节点}_i}^2 + \sigma_{\text{网内噪声}}^2$, $\sigma_{\text{节点}_i}^2$ 取决于节点自身。聚合函数 $f(\bullet)$ 为求均值。针对不同的 σ_i 值, 每次试验重复进行 100 次。

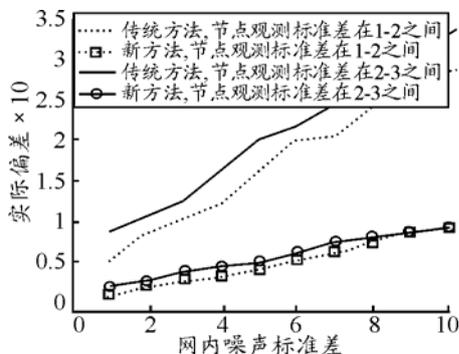


图 1 新方法与传统方法的比较

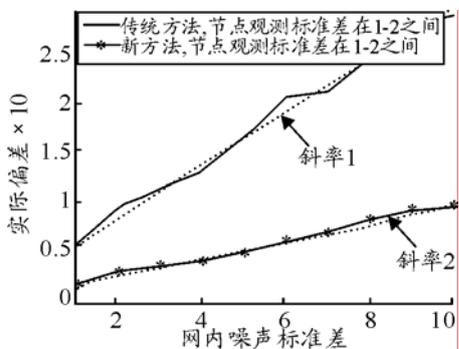


图 2 网内噪声对两种汇聚方法的影响

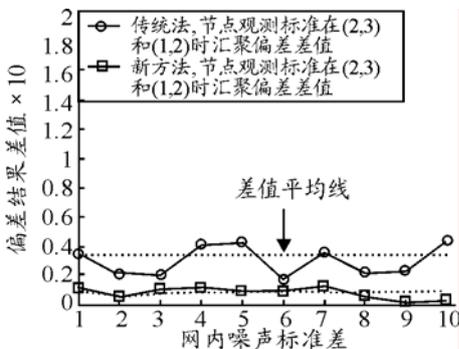


图 3 节点测量误差影响比较

图 1 是当所有节点观测标准差分别随机分布在 (1,2) 和 (2,3) 之间时, 新方法与传统法的汇聚精度比较 (其中横坐标为网内噪声标准差, 纵坐标是估计偏差的 10 倍)。从图 1 中可以看出, 新方法的汇聚精度显然优于传统方法。图 2 是当所有节点观测标准差随机分布在 (1,2) 之间时, 网内噪声对两种汇聚方法的影响。分析图 2 可知, 当各节点观测标准差确定时, 相对传统方法而言, 新方法受网内噪声干扰的影响较小, 图 2 中表示为新方法的估

计偏差斜率 (斜率 2) 明显小于传统方法的估计偏差斜率 (斜率 1)。原因是新方法引入指数衰减函数, 利用各簇目标估计值的关联性来消除网内噪声干扰。图 3 是节点测量误差对汇聚精度的影响。其中, 横坐标为网络噪声标准差, 纵坐标是节点观测方差在 (2,3) 之间时 2 种方法的汇聚误差分别与各自在节点观测方差位于 (1,2) 之间时的汇聚误差差值的 10 倍 (如传统方法在节点观测方差分布在 (2,3) 之间时的估计偏差与在节点观测方差分布在 (1,2) 之间时估计偏差的 10 倍差值)。分析图 3 可知, 节点观测方差的变化对新方法的影响要小于传统方法。因此, 新方法能够有效降低节点观测误差。这是由于新方法能够利用节点存储的数据估算出各节点的观测方差并进行加权运算, 使得各簇内节点的观测总方差达到最优。

4 结论

该方法能利用各节点存储的数据估算出自身的观测方差并进行加权运算, 使得各簇内节点的观测总方差达到最优。此外, 该方法引入指数衰减函数计算各簇目标变量的观测一致性, 充分利用各簇目标变量估计值之间的关联性, 从而有效降低了节点测量误差及网络噪声干扰。理论分析和仿真实验表明, 新方法的汇聚性能要优于传统方法。

参考文献:

- [1] Ronald R.Yager. On mean type aggregation[J]. IEEE Transactions on Systems 1996, 26(2): 209-221.
- [2] Agre J, Clare L. An integrated architecture for cooperative sensing networks[J]. IEEE Computer, 2000, 33(5): 106-108.
- [3] Yao Y, Gehrke J E. The cougar approach to in-network query processing sensor networks.ACM Sigmod Record, 2002, 31(3): 9-18.
- [4] Madden S, Franklin M J, Hellerstein J M. TAG: A Tiny Aggregation Service for Ad-hoc Sensor Networks[C]//. 5th Annual Symposium on Operating Systems Design and Implementation, UC Berkeley and Intel Research, Berkeley, 2002: 44-56.
- [5] 王丽, 杨全胜. 多传感器数据融合的一种方法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(2): 80-82.
- [6] 翟翌立, 戴逸松. 多传感器数据自适应加权融合估计算法的研究[J]. 计量学报, 1998, 19(1): 69-74.
- [7] 胡士强, 敬忠良. 基于噪声方差估计的稳健融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 730-732.
- [8] 孙勇, 景博. 基于支持度的多传感器一致可靠性融合[J]. 传感器技术学报, 2005, 18(3): 537-539.