

# 一种误差可控传输均衡的 WSN 数据融合算法

徐晓斌, 张光卫, 孙其博, 杨放春

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

**摘 要:** 如何有效降低 WSN(Wireless Sensor Net work)网内数据传输量,延长 WSN 的寿命,是 WSN 领域的研究热点.在分簇 WSN 基础上,实现了一种误差实时可控的数据融合算法.通过该算法,节点可自行根据近期采集的历史数据实时调整传输阈值,不同节点可保持接近的数据传输率,实现均匀耗电;自适应的阈值可以有效控制数据融合的误差.理论分析与仿真实验表明,该算法能够保证不同节点数据传输的公平性;在数据传输率相同的情况下,其求和查询及均值查询的平均绝对误差均远低于当前优秀的基于伯努利采样的数据融合方法.此算法无需先验知识,在多种 WSN 应用场景中具有较强的可用性与适应性.

**关键词:** 无线传感器网络; 传输抑制; 数据融合; 误差控制

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2014)06-1205-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.06.025

## Precision Configurable Data Aggregation Algorithm in WSNs

XU Xiao-bin, ZHANG Guang-wei, SUN Qi-bo, YANG Fang-chun

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** How to effectively suppress transmissions of WSN(Wireless Sensor Net work)and prolong its lifetime has become a hot area of research for WSN. In cluster-based WSNs, a precision configurable data aggregation algorithm(PCDA) is proposed. Through PCDA, every node adapts its threshold based on recent historical data so that nodes can suppress transmissions fairly; the adaptive threshold can control the error of aggregations in real-time. Theoretical analysis and experiment results show that nodes can save energy effectively through PCDA. Compared with Bernoulli sampling based aggregation, MAEs(Mean Absolute Errors) of continuous queries of sum aggregation and average aggregation is much smaller through PCDA. Furthermore, PCDA needs no future knowledge, making it usable and adaptive in many WSN applications.

**Key words:** wireless sensor networks; transmission suppression; data aggregation; error control

## 1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)是由散布于目标区域的大量无线传感器节点,以自组织方式构成的无线网络,它们协作地感知、采集、处理和传输目标区域内的环境数据,并报告给用户.为了及时有效地发现环境的异常变化,传感器节点通常部署较为密集,并以较高的频率采集和传输数据,这不但会导致监测数据具有较高的时空冗余度<sup>[1]</sup>,还会增加节点电量消耗,大大缩减网络寿命.因此,如何减少网内数据传输量,节约节点电能消耗,延长 WSN 寿命,是 WSN 研究中最重要的问题之一.

当 WSN 网络中有节点死亡时,其网络结构将发生

变化,原有的路由方法可能不再适用,应用的稳定性也将受到影响,很多研究者用第一个节点死亡的时间来衡量 WSN 的寿命<sup>[2]</sup>.因此,在设计 WSN 节电方法时,不仅需要考虑对单个节点数据传输的抑制,还要考虑不同节点传输抑制的公平性,使得各个节点尽可能同步耗电.节点对数据的选择性传输,必然会带来误差.如何尽可能控制误差,是 WSN 传输抑制需要考虑的另一重要问题.

当前对 WSN 传输抑制的研究主要有两类方法:阈值敏感的数据收集与基于数据融合的方法.阈值敏感的数据收集通过降低数据收集的敏感度减少数据传输量,代表性的有 TEEN 协议<sup>[3]</sup>,APTEEN 协议<sup>[4]</sup>.在实际的 WSN 应用中,用户往往并不需要知道节点采集的原始

数据,而是需要一定区域内数据的统计值,例如最大值、最小值、平均值、总和等.数据融合方法在采集过程中进行一定的数据分析,将统计后的近似结果上传给汇聚节点.数据融合能够有效降低数据传输量,却往往会影响数据的精确度.数据融合算法通常以融合结果的误差为代价,减少通信量.基于采样的数据融合方法<sup>[5]</sup>能够实现任意小的融合误差,基于给定的精度要求能够计算出满足该要求的采样概率.然而该方法对精度的控制基于给定的数据上下限,若无法得知数据上下限,或应用中环境异常变化导致大量数据超出上下限,该算法将会失效.

本文提出一种能够保证不同节点相对均衡的数据传输率,无需先验知识,且误差实时可控的数据融合模型.基于该模型,设计实现了一种误差可控的数据融合算法(Precision Configurable Data Aggregation algorithm, PC-DA).该算法在分簇 WSN 中实现,由节点独立完成采集数据的分析并确定适合自身分布的阈值,基于此阈值选择性地发送数据至簇头.当用户发起查询请求时,汇聚节点和簇头协作完成数据融合.

## 2 数据融合模型

### 2.1 节点数据上传策略

在 WSN 中,不同节点所处的位置不同,感知到的环境数据也有所不同,如果对不同的节点设置相同的数据上传阈值,则必然导致节点间数据传输率的差异化.举一个简单的例子:WSN 中的两个节点  $i, j$ ,均持续采集温度数据.某一时间段,  $i, j$  温度序列为  $[19.1, 19.2, 19.3, 19.4, 19.5, 19.6, 19.7, 19.8, 19.9, 20], [19.2, 19.4, 19.6, 19.8, 20, 20.2, 20.4, 20.6, 20.8, 21]$  (单位:摄氏度).显然节点  $i$  和节点  $j$  监测到的温度均在上升,温度上升的速率并不相同.此时若对两个节点设置相同的阈值  $0.12^\circ\text{C}$ ,即当节点感知的数据相比最近已传输数据的改变量大于等于  $0.12^\circ\text{C}$  时,数据将被选择上传,那么节点  $i$  需要上传 5 个数据,而节点  $j$  需上传全部 10 个数据.

造成数据传输率不同的原因为节点  $i, j$  所采集温度的变化率不同,后者是前者的 2 倍.我们知道,标准差是数据集中数据离散程度的量化评估,两组数据的标准差分别为 0.3, 0.6, 也是 2 倍的关系,故标准差能够有效评估数据的变化情况.由此,不同节点的阈值可以设置为各自数据标准差的相同倍数,便能使得不同节点保持接近的数据传输率,基于此提出数据上传阈值系数概念:

**定义 1 数据上传阈值系数  $\lambda$**  若 WSN 中任意节点  $i$  采集数据的标准差为  $\sigma_i$ , 节点数据上传阈值  $\phi_i$  可设置为系数  $\lambda$  与  $\sigma_i$  的乘积,即  $\phi_i = \lambda\sigma_i$ ,  $\lambda$  称为数据上传

阈值系数.

本例中,若阈值系数设为 0.4, 节点  $i, j$  数据上传阈值分别为 0.12、0.24, 均需要上传 5 个数据.若阈值系数设为 1, 节点  $i, j$  数据上传阈值分别为 0.3、0.6, 均需要上传 4 个数据.显然,在阈值系数相同时,两个节点数据传输率相同.在实际的 WSN 应用中,阈值系数相同,不同节点数据传输率可能不会严格相等,但会比较接近.基于选择性上传数据,必然会产生误差.显然每一个上传数据的绝对误差(AE)上限为  $\lambda\sigma_i$ , 即  $\text{AE}_i \leq \lambda\sigma_i$ . 因此,我们可以通过阈值系数  $\lambda$  控制单个节点数据的精度.

### 2.2 数据融合误差控制

由于 WSN 网络中每一个节点都在不断地产生数据,因而无法得知一个节点所采集数据总体的分布,也无法得到数据总体的标准差.我们可以把一个节点不断产生的数据看成一个无穷长的数据序列  $S$ , 并把每  $m$  个数据看成一个分组,则:

$$S = \{\{v_1, v_2, \dots, v_m\}, \{v_{m+1}, v_{m+2}, \dots, v_{2m}\}, \{v_{2m+1}, v_{2m+2}, \dots, v_{3m}\}, \dots\}$$

这样,我们把连续产生的数据按照相同的大小,分成了无穷多个元素个数相同的子集,那么每个子集的数据分布是可计算的.记第  $i$  个分组的数据期望及方差为  $\mu_i, \sigma_i$ , 数据平均绝对误差记做  $e_i$ . 下面我们证明:只需在每个子集内实现  $e_i$  的控制,那么整个数据集也可以实现误差的控制.

**引理 1** 若任一数据集  $S$  中共有  $n$  个元素,将这  $n$  个元素分为  $k$  个相同大小的子集  $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ , 每个子集中有  $m$  个元素.记  $S$  中全体数据的均值为  $\mu$ , 标准差为  $\sigma$ .  $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$  均值为  $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k\}$ , 标准差为  $\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k\}$ , 它们的平均值分别为  $\bar{\mu}, \bar{\sigma}$ . 则下式恒成立:

$$(1) \bar{\mu} = \mu,$$

$$(2) \bar{\sigma} \leq \sigma.$$

证明:记  $S_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}\}$

$$\begin{aligned} \therefore \bar{\mu} &= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mu_i = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} v_{ij} \\ &= \frac{1}{k \times m} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m v_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n v_l = \mu \\ \therefore \text{式(1)成立} \end{aligned}$$

$$\bar{\sigma} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sigma_i \leq \frac{1}{\sqrt{k}} \sqrt{\sum_{i=1}^k \sigma_i^2} \Rightarrow \bar{\sigma}^2 \leq \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sigma_i^2 \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \sigma_i^2 &= \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (v_{ij} - \mu_i)^2 \Rightarrow \sigma_i^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_{ij}^2 - \frac{2}{m} \mu_i \sum_{j=1}^m v_{ij} + \mu_i^2 \\ \therefore \frac{2}{m} \mu_i \sum_{j=1}^m v_{ij} &= 2\mu_i^2 \quad \therefore \sigma_i^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_{ij}^2 - \mu_i^2 \quad (4) \end{aligned}$$

$$\text{由式(3)、(4)} \Rightarrow \bar{\sigma}^2 \leq \frac{1}{k \times m} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m v_{ij}^2 - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mu_i^2$$

$$\begin{aligned}\therefore \bar{\sigma}_i^2 &\leq \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n v_l^2 - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mu_i^2 \leq \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n v_l^2 = \sigma^2 \\ \therefore \bar{\sigma}_i &\leq \sigma, \text{式(2)成立.}\end{aligned}$$

**定理 1** 若 WSN 节点每采集  $m$  个数据分为一组,统计期望及标准差,第  $i$  组数据期望及方差记做  $\mu_i, \sigma_i$ , 数据平均绝对误差记做  $e_i$ . 若任意一组数据中,  $e_i < \lambda \sigma_i$ , 则:  $e < \lambda \sigma$

其中  $\sigma$  为节点采集数据总体的均值和方差,  $e$  为总体的数据平均绝对误差.

证明:

若数据共分为  $k$  组, 则  $e = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i$

$\therefore e_i < \lambda \sigma_i$ , 根据引理 1:

$\therefore e = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i < \bar{\lambda \sigma_i} < \lambda \sigma.$

在 WSN 中, 节点采集数据全集的期望及标准差无法得到, 有定理 1 的保证, 我们便可以通过对各个子集的误差控制实现对全集的控制, 也即定理 1 给出了 WSN 运行过程中的误差实时控制方法.

在数据融合操作中, 主要有求多个节点数据和、求多个节点数据均值等操作. 与定理 1 原理类似, 若每个节点数据误差范围均得到控制, 则数据和及均值的误差也可以得到控制, 具体内容为: 若单个节点数据误差范围限定为单个节点数据标准差的  $\lambda$  倍, 则  $n$  个节点均值的数据融合结果误差范围为全体数据标准差的  $\lambda$  倍, 求和的数据融合结果误差范围为全体数据标准差的  $n\lambda$  倍.

本节的理论分析及数学证明是数据融合的模型的理论基础, 证明了此数据融合模型能够保证不同节点较均衡的数据传输量并能实时控制误差.

3 误差可控的 WSN 数据融合算法

误差可控的 WSN 数据融合算法(PCDA)根据用户设定的精度阈值, 计算出相应的数据融合结果. WSN 节点采用阈值自适应的数据采集策略, 选择符合条件的数据上传至簇头. 数据融合过程由汇聚节点及簇头共同实现.

3.1 算法执行过程

PCDA 适用于分簇 WSN 中, 算法用到的主要符号及其具体含义见表 1

分簇 WSN 通常以“轮(round)”为基本单位, 簇头每轮轮换一次, 在每轮的数据传输阶段, 节点按照 TDMA 机制向簇头发送数据, 簇头则融合簇内数据并上传至汇聚节点<sup>[6]</sup>, 若节点采集数据间隔为  $t$ , 每轮周期为  $T$ , 令  $m = \lfloor T/t \rfloor$ , 则每轮每个节点均采集到  $m$  个数据, 因此可令节点每采集  $m$  个数据, 计算标准差, 更新阈值,

选择数据并上传. 用户发起查询时, 汇聚节点及簇头协同进行数据融合, 将结果返回给用户.

表 1 PCDA 中主要参数及函数

符号	类型	含义
$t$	浮点数	WSN 采集数据间隔
SV	结构体	WSN 采集数据, 包括值 value 和时间 time
CA	结构体	簇内融合结果, 包括数据和 sum 和数量 num
$T$	浮点数	分簇 WSN 每轮周期
$m$	整形数	每个 WSN 节点中缓存可存储的数据个数
$\lambda$	浮点数	精度要求
SET( $t, T, \lambda$ )	函数	设置参数
query(type)	函数	用户查询融合结果
request(time)	函数	汇聚节点请求簇内的数据融合结果
scan()	函数	WSN 节点采集数据函数, 返回结构体 SV
upload(data)	函数	上传数据

3.2 传输数据选择算法

在 PCDA 中, 由 WSN 节点执行数据选择算法: 节点采集数据并放入缓存, 缓存满后, 对数据进行统计, 并计算阈值. 节点需要通过传输数据选择算法选出数据上传至簇头. 传输数据选择算法的具体内容见算法 1:

算法 1 传输数据选择算法

```
Input:  $m, \lambda$ 
Output: 符合传输条件的数据序列
buffer = array[SV]; sendlist = array[SV]; AT = 0;
SV = scan(); buffer(1) = SV; counter = 1; sendlist(1) = SV; i = 1;
while(true) {
    counter + + ; buffer(counter) = scan();
    if( !buffer(counter).value - SV.value  $\geq$  AT) {
        sendlist( + + i) = buffer(counter);
    }
    if(counter =  $m$ ; ) {
         $\sigma$  = std(buffer.value); AT =  $\lambda \sigma$ ;
        send(selected(1: i)); i = 0; counter = 0; }
```

数据上传至簇头后, 簇头临时存储采集的数据, 以响应用户发起的查询请求. 该算法每采集  $m$  个数据进行一次阈值的更新计算, 更新计算时间复杂度为  $O(m)$ , 每次采集数据只需进行一次数据比较即可, 算法整体计算量较小.

3.3 数据融合算法

数据融合算法负责响应用户的查询请求, 用户发起查询请求后, 汇聚节点向簇头请求特定时间的融合结果, 簇头将近似结果上传至汇聚节点, 汇聚节点计算最终的数据融合结果.

本文数据融合算法支持求和与求均值操作. 若 WSN 中共有  $n$  个节点, 分为  $l$  个簇, 记第  $i$  个簇内节点数为  $k_i$  (包括自身), 每个簇头中, 用二维数组存储自身采集的及簇内节点最近上传的  $m$  个数据, 记为

$$\begin{pmatrix} SV_{11} & \cdots & SV_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ SV_{k_i1} & \cdots & SV_{k_im} \end{pmatrix}, \text{数据融合算法具体内容如下:}$$

算法 2 数据融合算法

```
Input: type (type = 'sum' || type = 'average')
Output: result
汇聚节点: request(time);
任意簇  $i$  的簇头:  $CA_i = \{0, 0\}$ ;
for ( $j = 1; j < = k_i, j++$ ) {  $q = 0$ ;
while ( $SV_{jq}, \text{time} < \text{time} \& \& q \leq m$ ; ) {  $q++$ ; }
 $CA_i.\text{sum} += SV_{j(q-1)}$ ;  $CA_i.\text{num}++$ ; }
upload( $CA_i$ )
汇聚节点: total = 0; num = 0;
for ( $i = 1; i < = l, i++$ )
{ total +=  $CA_i.\text{sum}$ ; num +=  $CA_i.\text{num}$ ; }
if (type = 'sum') { result = total; }
else { result = total/num; }
return result;
```

采用 PCDA 进行数据融合, 均值查询的平均绝对误差在  $\lambda\sigma$  以内, 其中  $\lambda$  为精度要求,  $\sigma$  为所有节点采集数据的标准差; 求和查询的平均绝对误差在  $n\lambda\sigma$  以内, 其中  $n$  为参与融合的节点个数. 在该算法中, 精度要求  $\lambda$  可以限定误差范围, 用户只需要设定  $\lambda$  值, 就可得到符合特定要求的融合结果.

## 4 仿真实验

### 4.1 实验设计

本文在 Intel Berkeley Research Lab 数据集<sup>[7]</sup>基础上设计实验, 该数据集中记录了 54 个布置于实验室内的节点所采集的温度、湿度、光照等环境数据. 节点数据采集间隔为 30s, 共收集了一个月以内的环境数据. 本文基于 54 个节点前 10000 个时间段的温度数据设计了一系列仿真实验, 用以验证 PCDA 的数据传输抑制效果以及数据融合准确率. 不失一般性, 对于数据集中缺失的数据, 采用线性插值的方法进行了填充. 仿真环境建立的 PC 机配置为: Intel(R) i5-2450M CPU @ 2.50GHz, RAM = 2GB, windows 7 操作系统. 所采用的仿真环境为 Matlab2011Rb.

### 4.2 传输抑制效果

为了验证 PCDA 的数据传输抑制效果, 本文设计了两组实验, 分别计算不同参数设置下, 节点传输率以及不同节点传输率的接近程度.

WSN 分簇路由协议中, LEACH 协议<sup>[6]</sup>是最经典、最具代表性的, 也是当前大部分分簇路由协议的基础. 因此本文实验中采用 LEACH 协议进行分簇, LEACH 协议的参数为: 成簇概率为 0.1, 簇每轮时间为 5min. 在 PCDA 中, 由于簇每轮 5min, 每 30s 采集一次数据, 因此  $m$  值为 10, 将  $\lambda$  设置为 2、2.5、3, 在 LEACH 协议中, 采用 PCDA 进行了三次仿真实验, 并计算三种不同精度要求下, 54 个节点的数据传输率, 结果如图 1 所示.

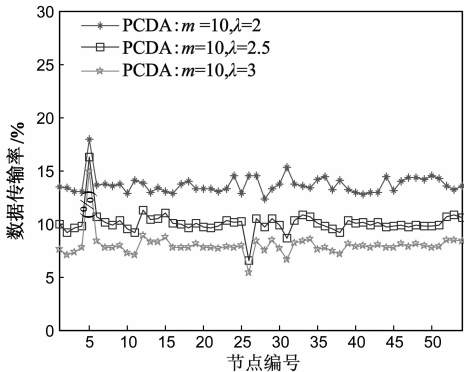


图1 不同精度要求下, 54个节点数据传输率

由图 1 可以看出, 采用 PCDA 进行数据融合, 54 个节点数据传输率随着  $\lambda$  值提高而降低, 对相同  $\lambda$ , 54 个节点数据传输率比较接近. 对 3 次实验中, 54 个节点数据传输率进行统计, 得到表 2:

表 2 不同精度设置下数据传输率统计

$\lambda$ 值	传输率最大值	传输率最小值	传输率均值	传输率标准差
2	17.64%	12.62%	13.65%	0.0082
2.5	16.33%	6.65%	10.03%	0.0108
3	15.20%	5.32%	7.97%	0.0115

由于 WSN 寿命常用第一个节点死亡时间来衡量, 数据传输率的最大值最能体现 WSN 寿命的延长效果; 数据传输率的平均值体现了整个网络中数据的平均传输量; 而数据传输率的最小值则体现了节点最低工作效率. 传输率最大值、最小值、平均值三者越接近, 标准差越小, 说明算法在节点间传输数据量的分配上越公平. 从整体看, 采用 PCDA, 不同节点数据传输率较为接近, 说明 PCDA 既能有效延长 WSN 寿命, 又能保证节点有效地进行数据采集任务.

### 4.3 数据融合准确度

数据传输率降低总是伴随着融合误差的增高, 为了评估 PCDA 数据融合的准确度, 本文设计了两组实验, 计算不同参数设置下, 采用 PCDA 进行数据融合的误差, 并与当前优秀的基于伯努利采样<sup>[5]</sup>的数据融合方法 (简称为 B-based) 进行比较, 分别比较求和查询及均值查询的误差.

将 PCDA 参数分别设置为:  $m = 10, \lambda = 2, 2.5, 3$ , 此时, 数据平均传输率分别为 13.65%, 10.03%, 7.97%; 将 B-based 方法采样率设置为 13.65%, 10.03%, 7.97%, 通过连续查询处理算法 (continuous query processing algorithm)<sup>[5]</sup> 返回融合结果. 记录两种方法 10000 次求和及均值的融合结果, 并根据真实数据集计算 10000 个时间段的实际温度数据和及温度平均值, 计算不同采样率下两种方法的平均绝对误差 MAE, 并对两种方法 MAE 进行比较, 结果如图 2 所示.

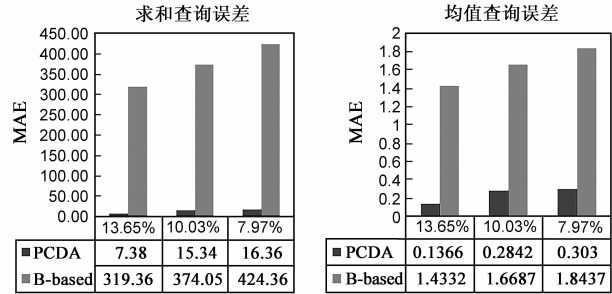


图2 求和查询及均值查询误差比较

由图 2 可知, 数据传输率相同时, PCDA 求和和查询平均绝对误差为 7.38 ~ 16.36, 均值查询平均绝对误差为 0.1366 ~ 0.303, 误差远小于 B-based 方法. 其中求和和查询平均绝对误差约为 B-based 方法的 1/43 ~ 1/25, 均值查询平均绝对误差约为 B-based 方法的 1/10 ~ 1/6. 显然, 采用 PCDA 算法, 数据融合的准确度比 B-based 方法更高.

基于伯努利采样的数据融合方法中, 用户提出精度要求后, 还需要给出采集数据的先验知识: 数据的上下限, 算法才可以计算出数据采样概率. 而采用 PCDA, 用户只需提出精度要求, 无需提供先验知识, 就可以得到符合精度要求的数据融合结果. 由于不依赖于先验知识, 在无人值守或未经探测的 WSN 应用环境中, PCDA 有更强的适应性.

5 结束语

本文在分簇 WSN 中, 提出了一种无需先验知识, 能够实时控制数据融合误差范围的数据融合模型, 并在此基础上设计实现了误差可控的 WSN 数据融合算法. 理论分析及仿真实验证明, 采用该算法不仅能够保证不同节点接近的数据抑制效果, 还能实现数据融合误差的实时可控, 其误差远低于当前优秀的基于伯努利采样的数据融合方法. 该算法计算开销较低, 无需先验知识输入, 在多种 WSN 应用场景中具有较强的可用性与适应性.

参考文献

[1] Vuran M C, Akan Ö B, Akyildiz I F. Spatio-temporal correla-

tion: Theory and applications for wireless sensor networks[J]. Computer Networks, 2004, 45(3): 245 – 259.

[2] Younis O, Fahmy S. HEED: A hybrid, energy-efficient, distributed clustering approach for ad hoc sensor networks[J]. Mobile Computing, IEEE Transactions on, 2004, 3(4): 366 – 379.

[3] Manjeshwar A, Agrawal D P. TEEN: A routing protocol for enhanced efficiency in wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 15th International Parallel & Distributed Processing Symposium[C]. San Francisco: IEEE Computer Society, 2001. 189 – 195.

[4] Manjeshwar A, Agrawal D P. APTEEN: A hybrid protocol for efficient routing and comprehensive information retrieval in wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 16th International Parallel and Distributed Processing Symposium[C]. Fort Lauderdale: IEEE Computer Society, 2002. 48 – 55.

[5] Li J, Cheng S.  $(\epsilon, \delta)$ -approximate aggregation algorithms in dynamic sensor networks[J]. Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on, 2012, 23(3): 385 – 396.

[6] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[A]. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference[C]. Hawaii: System Sciences, 2000. 3005 – 3014.

[7] Jiang H, Jin S, Wang C. Prediction or not? An energy-efficient framework for clustering-based data collection in wireless sensor networks[J]. Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on, 2011, 22(6): 1064 – 1071.

作者简介



徐晓斌 男, 1986 出生, 河南鹤壁人, 北京邮电大学博士研究生, 研究方向: 物联网安全、无线传感器网络等.  
E-mail: doublexb@163.com



张光卫 男, 1970 出生, 山东德州人, 博士, 北京邮电大学讲师, 研究方向: 物联网安全、人工智能、数据挖掘.

孙其博 男, 1975, 河南郑州人, 博士, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为服务计算、物联网和网络安全.

杨放春 男, 1957 出生, 北京人, 博士, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为智能网络、服务计算和交换技术.