

# 无线传感器网络一种基于聚合收益的动态成簇算法

李 斌<sup>1</sup>, 林亚平<sup>2,1</sup>, 胡玉鹏<sup>2</sup>, 周四望<sup>2</sup>

(1. 湖南大学计算机与通信学院, 湖南长沙 410082; 2. 湖南大学软件学院, 湖南长沙 410082)

**摘要:** 无线传感器网络资源有限, 通常采用分簇聚合减少传输数据, 本文提出了一种基于聚合收益的动态成簇算法. 首先, 针对网络整体能耗最优化问题, 建立一个非线性整数规划模型, 进而提出一种近似最优、低复杂度的启发式簇头选举算法. 在此基础上, 提出一种分布式的、基于聚合收益的动态成簇算法, 可分布式实现该簇头选举算法并进行成簇. 理论分析和实验仿真表明, 基于聚合收益的动态成簇算法能较好地解决节点负载均衡问题, 提高网络能耗效率, 延长网络生命周期.

**关键词:** 无线传感器网络; 聚合收益; 非线性整数规划; 簇头选举; 动态成簇

**中图分类号:** TP393      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2010) 2A-128-05

## A Dynamic Clustering Algorithm Based on Polymerization Proceeds for Wireless Sensor Networks

LI Bin<sup>1</sup>, LIN Ya-ping<sup>2,1</sup>, HU Yu-peng<sup>2</sup>, ZHOU Si-wang<sup>2</sup>

(1. College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;

2. Software College, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

**Abstract:** With limited resources, wireless sensor networks usually use clustering aggregation to decrease traffic. This paper proposes a dynamic clustering algorithm based on aggregation gains. Firstly, we present a non-linear integer programming model for the overall energy consumption of the network optimization problem, and then propose a low complex and near optimal heuristic cluster head election algorithm. A dynamic clustering algorithm is proposed based on aggregation gains, which can elect the cluster head in a distributed way. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed dynamic clustering algorithm can resolve the load balance problem, improve the network energy efficiency, and prolong the network lifetime.

**Key words:** wireless sensor network; aggregation gains; non-linear integer programming; cluster head election; dynamic clustering

### 1 引言

无线传感器网络作为计算机科学技术一个新研究领域, 综合了传感器技术、嵌入式技术、分布式信息处理技术和无线通信技术<sup>[1]</sup>. 无线传感器网络通常部署于户外, 用于实时监测、采集各种监测对象的信息, 由于传感器节点密集、分布范围广, 长期监测使得信息量巨大, 把所有采集的数据按直接传输到汇聚节点进行分析和处理, 是十分困难且消耗网络资源的, 进行分簇数据融合是一种比较有效的传输方式.

基于分簇结构的数据融合方法的优点是: 网络可扩充性好, 路由和控制开销比较小<sup>[2]</sup>, 这有利于分布式算法的应用及网络平衡负载和数据融合, 适合大规模部署的无线传感器网络. 目前国内外研究机构所提出的分簇

算法较为典型的有 LEACH<sup>[3,4]</sup>, GAF<sup>[5]</sup>, HEED<sup>[6]</sup>, TopDisc<sup>[7]</sup>. 其中 LEACH<sup>[3,4]</sup>分簇算法主要通过随机性进行簇头选择, 达到能量均衡的目的. 文献[8]提出一个基于自适应定时器策略的分簇算法, 主要考虑了节点的剩余能量来竞选簇头. 文献[9]提出一个基于能量预测的分簇算法, 主要考虑节点的剩余能量及能耗效率来选择簇头. 以上算法通常仅仅考虑节点的空间位置及剩余能量来进行分簇和数据融合, 没有考虑分簇机制及簇内节点数据的相关性对数据融合的影响. 文献[10]强调了数据融合与分簇机制两者之间有很大的联系. 文献[11]和[12]提出了利用节点数据相关性来进行成簇. 这两种算法虽然考虑了数据相关性对于分簇的影响, 但是其相关性都是基于一定的假设模型. 其中文献[11]使用的是 rainfall<sup>[13]</sup>模型, 通过经验数据学习来计算节点间的相关

系数,文献[12]使用的是联合高斯模型<sup>[14]</sup>来计算节点间的相关系数,两者并没有考虑实时动态数据的相关性。

本文首先综合考虑簇头的聚合收益、剩余能量及传输距离等因素,建立一个非线性整数规划模型,提出一种近似最优、低复杂度的启发式簇头选举算法,进而提出一种基于聚合收益的动态成簇算法。在数据聚合发送时,簇头定时调整自己的聚合收益值及相关度值,在簇头重新选举时各节点根据自己的聚合收益、剩余能量及传输距离重新计算自己的权值竞选簇头,竞选未成功的节点则加入相关度值最大的簇头节点,这样使得分簇及簇头选择更加合理。

## 2 网络模型

### 2.1 网络结构

假定  $N$  个传感器节点随机部署在  $L \times L$  大小的区域内,节点周期性采集数据发送给 SINK 节点。SINK 位于监测区域边缘,负责接收采集数据并进行分析处理。将无线传感器网络拓扑抽象为一个二维平面内的无向图  $G(V, E)$ ,其中  $V, E$  分别表示节点、链接的集合,  $E \subseteq V \times V, |V| = N$  为节点个数。初始化各节点能量记作  $e$ ,当前剩余能量记作  $e_s$ 。为了便于模型分析和描述,本文先给出如下假设:(1)所有节点同构,具有相同最大通信半径;(2)节点可由路由信息获取自身到 SINK 的最短路径跳数及邻居节点信息。

### 2.2 相关定义

**定义 1** 节点邻域。节点  $s_i$  以最大发射功率  $P_{\max}$  进行信号发射时所能覆盖的圆形区域,设半径为  $r_{\max}$ ,记作  $G_s(V_s, E_s)$

**定义 2** 节点状态集。state = {normalNode, candidateHead, clusterHead, clusterMember}, 分别表示普通节点、候选簇头、簇头、簇内节点,节点  $s_i$  任一时刻均处于这几种状态之一。

**定义 3** 簇内节点集,簇头节点集。簇头节点  $s_i$  的簇内节点集记作  $C_s$ ,整个网络簇头节点集记作  $C$ 。

**定义 4** 聚合收益  $\tau$ 。一种测度,反映数据聚合在降低传输通信量方面的收益。设  $M$  是多个源节点发送的数据量之和,聚合后的数据量为  $M'$ ,则网络的聚合收益  $\tau = \frac{M}{M'}$ 。

## 3 数学模型

### 3.1 权值模型

为了综合权衡聚合收益、剩余能量及传输距离对确定簇头的影响,本文提出一种权值模型,如式(1)所示

$$\omega(s_i) = \tau_s^\alpha \times \left(\frac{e_s}{e}\right)^\beta \times \left(\frac{Hop_{\max}}{Hop_s}\right)^\gamma \quad (1)$$

式(1)中,  $\alpha, \beta, \gamma$  为权重参数,且  $\alpha > \beta > \gamma > 0$ ;  $\tau_s$  为节点  $s_i$  聚合收益;  $\left(\frac{e_s}{e}\right)$  为节点  $s_i$  剩余能量与初始能量比值;  $Hop_{\max}$  为所有节点到 SINK 的最大跳数,  $Hop_s$  为节点  $s_i$  到 SINK 的最小跳数;式(1)采用这种形式的目的在于在节点在利用权值竞选簇头的时候,能够综合考虑节点的聚合收益、剩余能量及传输距离,而参数设置的意义是在于动态设置参数的大小可以用来调节权值,提高权值模型的效果。由式(1)可知,聚合收益及剩余能量越大、离 SINK 越近的节点权值越大,当选簇头的概率也越大。同时由  $\left(\frac{Hop_{\max}}{Hop_s}\right)^\gamma$  可知,节点离 SINK 越远,传输距离因素对于权值影响越小。

网络初始化时,所有节点  $\tau_s$  均设为 1,采集发送数据后,未当选过簇头的节点使用网络平均聚合收益  $\tau_{avg} = \sum_{k=1}^{|C|} \tau_{s_k} / |C|, s_k \in C$  作为自己聚合收益来计算下一轮簇头竞选权值,已当选过簇头的节点则使用自身平均聚合收益来计算下一轮簇头竞选权值。

同时,考虑到每个簇内节点对簇头聚合收益的影响,提出相关度概念,将相关度高的节点分在同一个簇,有利于提高簇头的聚合效果。以下公式表示节点  $s_i$  和  $s_j$  的理想相关度:

$$\rho(s_i, s_j) = e^{-\frac{d(s_i, s_j)}{\theta}} \quad (2)$$

式(2)中  $d(s_i, s_j)$  为节点  $s_i$  和  $s_j$  之间的距离,  $\theta > 0$  为相关度参数。式(2)及其参数设置采用该形式的目的在于说明实际应用中,由于地形、障碍物、节点分布等原因,节点间数据的相关度往往并不是按距离远近呈圆形分布的。所以,簇头每次进行聚合后将簇头与簇内节点之间的相关度反馈给簇内节点,作为下一次簇内节点选择簇头的标准,从而提高簇头的聚合效果,更加符合实际情况。

### 3.2 非线性整数规划模型

为了最大可能降低网络整体能耗,必须尽可能提高簇头的平均权值。因此,我们要找出一个簇头选举方案,能使得簇头平均权值最大化,降低网络通信,最大化网络生命周期。同时,为了减少簇头覆盖的重叠率和保证簇内节点的连通性,我们规定簇头选举方案遵循以下约束条件:(1)任何两个簇头不相邻,即任何两个簇头不在对方通信半径之内;(2)任何一个非簇头节点至少在一个簇头的通信半径之内。

设  $x_{s_i}$  代表节点是否当选簇头标志(1 代表簇头,0 代表非簇头),  $x(V_{s_i})$  代表节点  $s_i$  的邻域内所有节点簇头标志  $x_{s_j}$  之和。最大化网络簇头平均权值的簇头选举方案可以归结为以下非线性整数规划问题:

$$\text{目标函数 } \arg \max \frac{\sum_{i=1}^N (x_{s_i} \omega(s_i))}{\sum_{i=1}^N x_{s_i}} \quad (3)$$

约束函数 (s. t.)

$$x_{s_i} + x_{s_j} \leq 1, \quad \forall x_{s_i} \in V, x_{s_j} \in V_{s_i} \quad (4)$$

$$x_{s_i} + x(V_{s_i}) \geq 1, \quad \forall x_{s_i} \in V \quad (5)$$

以上最大化网络簇头平均权值的簇头选举方案属于一个非线性整数规划问题<sup>[13]</sup>,其时间复杂度为  $O(2^N)$ . 下节介绍一个复杂度较低,且近似最优的启发式簇头选举算法.

#### 4 启发式簇头选举算法

本节提出低复杂度,近似最优的启发式簇头选举算法,用逐步贪婪的方法实现簇头节点的选举,其算法原理如图 1 所示. 本算法的主要思想是:循环选举权值最大的候选簇头节点作为簇头. 首先,所有节点都是候选簇头节点,选出候选簇头集合中权值最大的节点作为簇头加入簇头集合,并将该簇头及其所有邻居节点从候选簇头集合中删除. 如此循环,直到候选簇头集合为空. 最后,节点要么属于簇头节点集合  $C$ , 等待普通节点加入; 要么属于普通节点集合  $V_{normalNode}$ , 加入某个簇头, 成为簇内节点. 图 1 算法的输入为所有节点的权值  $(\omega(s_1), \dots, \omega(s_N))$ , 输出则为选举的簇头集合. 因为 loop 内的代码最多从  $N$  个节点中选出权值最大的节点, 所以该启发式簇头选举算法的复杂度为  $O(N)$ .

```

Heuristic_NodeSelection_Algorithm( $\omega(s_1), \dots, \omega(s_N)$ )
 $V_{candidateHead} \leftarrow V; V_{normalNode} \leftarrow \emptyset; C \leftarrow \emptyset$ 
loop
   $s_i \leftarrow \arg \max_{s_i \in V_{candidateHead}} \{\omega(s_i)\}$ 
   $C \leftarrow C \cup \{s_i\}$ 
   $V_{normalNode} \leftarrow V_{normalNode} \cup V_{s_i}$ 
   $V_{candidateHead} \leftarrow V_{candidateHead} - (\{s_i\} \cup V_{s_i})$ 
  if  $V_{candidateHead} = \emptyset$ 
    break loop
  end if
end loop
return  $C$ 

```

图 1 启发式簇头选举算法

#### 5 基于聚合收益的动态成簇算法

以上节启发式簇头选举算法为基础,根据选取一跳邻居内最大权值节点为簇头的原则,针对无线传感器网络分布式的特点,本节提出基于聚合收益分簇算法(Polymerization Proceeds Clustering, PPC),其算法如图 2 所示:

```

state  $\leftarrow$  candidateHead
Broadcast msg -  $\tau$ 
While( $T_{complete} > 0$ )
  if( $state_{s_i} = candidateHead$ )
    Listening
    if(on receiving msg -  $\tau$  from  $s_j$ )
      if( $\forall s_j \in V_{s_i}, \omega(s_i) > \omega(s_j)$ )
         $state_{s_i} \leftarrow clusterHead$ 
        Broadcast msg -  $CH_{s_i}$ 
      else
         $state_{s_i} \leftarrow normalNode$ 
      end if
    end if
  end if
  if( $state_{s_i} = normalNode$ )
    if(on receiving msg -  $CH$  from  $s_j$ )
      Broadcast msg - quit
    end if
    if(on receiving msg - quit from  $s_j$ )
      if( $\forall s_j \in V_{s_i}, \omega(s_i) < \omega(s_j), msg\_quit$  received)
         $state_{s_i} \leftarrow clusterHead$ 
        Broadcast msg -  $CH_{s_i}$ 
      end if
    end if
  end if
  end while
  if( $T_{complete} = 0 \ \& \ state_{s_i} = normalNode$ )
    if( $\rho(s_i, s_j) = \max\{\rho(s_i, s_k) \mid msg\_CH_k$  received $\}$ )
       $state_{s_i} \leftarrow clusterMember$ 
      send msg - join $_{s_j}$ 
    end if
  end if
end if

```

图 2 PPC 算法流程

在簇头选举开始之前, SINK 首先在全网广播本轮数据发送的平均聚合收益, 然后上一轮的每个簇头给每个簇内节点发送上一轮两者相关度消息. 选举开始, 每个节点都是候选簇头, 广播自己的权值  $\omega(s_i)$  给自己的邻居节点. 每个节点与自己的所有的邻居节点权值进行比较, 如果自己权值最大, 则当选为簇头并广播 msg - CH 消息, 否则成为普通节点. 如果普通节点收到邻居节点当选簇头消息 msg - H, 则广播 msg - quit 消息. 如果普通节点收到所有权值比自己大的邻居节点的退出竞争消息, 则自己当选为簇头并广播 msg - CH 消息. 最后, 当  $T_{complete}$  衰减到 0 时, 普通节点向簇头发送 msg - join 消息, 如果收到多个簇头的 msg - CH 消息, 则选择与自己的相关度最大的簇头加入. 进入稳定运行阶段后, 簇内成员节点持续采集监测数据, 传与簇头进行融合压缩后发送到 SINK 节点, 聚合收益  $\tau$  和相关度  $\rho$  不断变化. 持续一段时间后, 整个网络进入下一轮工作周期, 重新计算权值和相关度选择簇头节点并成簇.

**定理 1** 网络分簇消息复杂度为  $O(N)$

**证明** 首先, SINK 全网广播平均聚合收益消息, 每个节点最多转发一次, 共有  $N$  条消息. 簇头给每个簇

内节点发送相关度消息, 设上轮簇头个数为  $P$ , 共有  $(N-P)$  条消息. 选举开始每个节点互相广播权值, 共有  $N$  条  $msg_{\tau}$  消息. 设本轮簇头个数为  $K$ , 则簇头广播  $K$  条  $msg_{CH}$  消息, 普通节点广播  $(N-K)$  条  $msg_{quit}$  消息和发送  $(N-K)$  条  $msg_{join}$  消息. 因此, 分簇消息总开销为  $N + (N - P) + N + K + 2(N - K) = 4N - K - P$ . 所以消息复杂度为  $O(N)$ .

## 6 实验仿真和分析

### 6.1 实验环境

为了评价和分析 PPC 算法的性能, 本文利用 OMNET++ 离散事件模拟器设计了一个仿真程序. 在一个  $300 \times 300$  的监测范围内随机分布 200 个传感器节点, 分别对 PPC、LEACH 和 CDN 算法进行模拟仿真, 比较各算法在簇头分布、存活节点数及能耗效率方面的性能, 实验数据使用 Intel-伯克利大学联合研究实验室利用传感器节点采集的数据<sup>[16]</sup>, 压缩算法采用小波压缩算法<sup>[17]</sup>. CDN 算法是文献[12]中提出的考虑数据相关性的一种分簇算法. 参数  $\alpha = 2, \beta = 1, \gamma = 0.5, e = 2J, r_{max} = 60m$ . 考虑到直接路由算法中节点直接将数据传送给基站导致远离基站的节点会消耗很多的能量而很快死亡, 因此本文采用多跳的方法传送数据.

### 6.2 实验比较与分析

根据分析, 我们知道, 由于簇头消耗的能量占网络

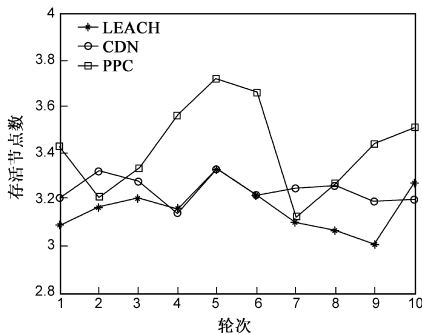


图3 网络平均聚合收益

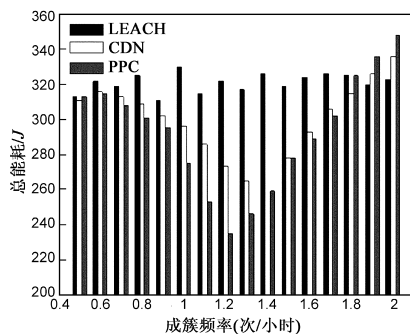


图4 总能耗与成簇频率的关系

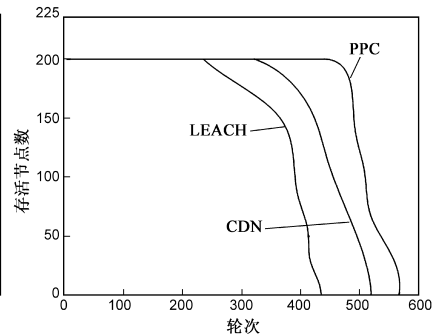


图5 存活节点数

## 7 结论

无线传感器网络分簇算法为避免簇头负载过重快速死亡, 采用节点轮换当选簇头的方式. 现有的分簇一般通过随机性来选择簇头, 不能保证节点的负载均衡, 也没有考虑簇头选择对数据融合的影响. 因此, 本文在簇头选举时综合考虑聚合收益、剩余能量及传输距离, 建立非线性整数规划模型, 提出了启发式簇头选举算法. 在此基础上, 提出一种基于聚合收益的动态成簇算法, 可分布式地实现该簇头选举算法并进行成簇. 实验表明, 该算法较好地实现节点负载均衡, 提高了网络能耗效率并延长了系统的生命周期. 优化参数是我们下

中能量消耗的最主要部分, 而影响簇头能量消耗最重要的因素就是簇头的聚合收益(实验中用压缩率来衡量), 因此从实验中随机抽取 10 轮, 比较各分簇算法网络簇头平均聚合收益的变化情况, 结果如图 3. 由图 3 中可以看出, 整体平均情况 PPC 算法比 LEACH 和 CDN 算法的网络平均聚合收益高, 这是因为 PPC 算法在簇头选举时考虑了实际数据的聚合收益效果, 聚合收益越好的节点越有可能成为簇头, 从而降低网络通信量, 节省能耗.

图 4 描述了在完成一定数据分组传送任务的条件下, 网络整体能耗与成簇频率的关系. 从图中可以看出, 在成簇频率比较低的情况下, PPC、CDN 和 LEACH 的整体能耗差不多, 这是因为成簇频率低, 时间间隔长, PPC 和 CDN 利用数据相关性成簇的效果就不明显. 在中间一定的成簇频率范围内, PPC 比 CDN 和 LEACH 的整体能耗效果要好, 这是因为 PPC 算法考虑了实时动态数据的相关性. 但是当成簇频率较大的时候, 由于 PPC 算法需要额外的一些成簇消息, 所以效果反而下降.

图 5 显示了在最佳成簇频率下仿真时间内各分簇算法存活节点的总数变化情况. 由图 5 中可以看出, PPC 算法与 LEACH 和 CDN 算法相比, 第一个节点的死亡时间和节点全部死亡时间都要晚, 而且两个时间跨度较小, 这表明 PPC 算法很好地均衡了网络中所有节点的能量消耗.

一步工作的重点.

### 参考文献:

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005. 3 - 25.  
Sun Limin, Li Jianzhong, Chen Yu, et al. Wireless Sensor Network[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 3 - 25. (in Chinese)
- [2] Kawadia V, Kumar P R. Power control and clustering in adHoc networks[A]. Twenty-Second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications. IEEE Societies[C]. San Francisco, CA: IEEE Societies, 2003. 459 - 469.

- [3] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660 – 670.
- [4] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[A]. Proc of the 33rd Annual Hawaii Int'l Conf on System Sciences[C]. San Francisco, CA: IEEE Press, 2000. 3005 – 3014.
- [5] Xu Y, Heidemann J, Estrin D. Geography informed energy conservation for ad hoc routing[A]. Proc of the 7th Annual Int'l Conf on Mobile Computing and Networking[C]. New York: ACM Press, 2001. 70 – 84.
- [6] Younis O, Fahmy S. Distributed clustering in ad-hoc sensor networks; A hybrid, energy-efficient approach[A]. Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies[C]. HongKong: IEEE Press, 2004: 629 – 640.
- [7] Deb B, Bhatnagar S, Nath B. A Topology Discovery Algorithm for Sensor Networks with Applications to Network Management[R]. DCS Technical Report DCS-TR-441, Rutgers University. May 2001.
- [8] 曹涌涛, 何晨, 蒋铃鸽. 无线传感器网络中基于自适应定时策略的分簇算法[J]. 电子学报, 2007, 9(35): 1719 – 1723.  
Cao Yongtao, He Chen, Jiang Lingge. A distributed timer-based clustering algorithm for wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 9(35): 1719 – 1723. (in Chinese)
- [9] 林恺, 赵海, 尹震宇, 罗玳玳. 一种基于能量预测的无线传感器网络分簇算法[J]. 电子学报, 2008, 4(36): 824 – 828.  
Lin Kai, Zhao Hai, Yin Zhenyu, Luo Dingding. A clustering Hierarchy arithmetic based on energy prediction for wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 4(36): 824 – 828. (in Chinese)
- [10] A Scaglione, S D Servetto. On the interdependence of routing and data compression in Multi-Hop sensor networks[J]. Wireless Networks, 2005, 11(1-2): 149 – 160.
- [11] S Patten, B Krishnamachari, R Govindan. The impact of spatial correlation on routing with compression in wireless sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2008, 4(4): 195 – 227.
- [12] Zhang Chongqing, Wang Binguo, Fang Sheng, Zheng Jiye. Spatial data correlation based clustering algorithms for wireless sensor networks[A]. The 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control[C]. Dalian: IEEE Computer Society, 2008. 593 – 593.
- [13] Widmann M, Bretherton C. 50 km resolution daily precipitation for the Pacific Northwest, 1949 – 94, Climate Data Archive, Joint Institute for the Study of the Atmosphere and the Ocean[EB/OL]. <http://www.jisao.washington.edu/datasets/widmann>, 1999-05-10/2009-04-25.
- [14] Lotfinezhad M, Liang B. Effect of partially correlated data on clustering in wireless sensor networks[A]. Sensor and Ad Hoc Communications and Networks[C]. Santa Clara: IEEE SEC-ON, 2004. 172 – 181.
- [15] Garey M R, Johnson D S. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-completeness[M]. New York: W. H. Freeman and Company, 1979.
- [16] Peter Bodik, Wei Hong, Carlos Guestrin. Intel LabData[EB/OL]. <http://db.csail.mit.edu/labdata/labdata.html>, 2004-06-02/2009-04-25.
- [17] 成礼智, 王红霞, 罗永. 小波的理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.  
Cheng Lizhi, Wang Hongxia, Luo Yong. Theory and Application of Wavelet[M]. Beijing: Science Press, 2004. (in Chinese)

## 作者简介:



李斌 男, 1985 年生于湖南邵阳. 2007 年毕业于湖南大学计算机与通信学院, 现为计算机科学与技术硕士研究生, 主要研究方向无线传感器网络.

E-mail: libinhunu@163.com



林亚平 男, 1955 年出生于湖南邵阳, 湖南大学教授, 博士生导师, 主要研究领域为计算机网络、机器学习.



胡玉鹏 男, 1981 年出生于湖南祁东, 博士, 主要研究方向为无线传感网络、数据认证.



周四望 男, 1971 年出生于湖南岳阳, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、小波分析.