

一种基于贝叶斯博弈的传感器网络分簇算法

郑耿忠¹, 刘秋梅²

(1 韩山师范学院 数学与信息技术系, 广东 潮州 521041 2 韩山师范学院 图书馆, 广东 潮州 521041)

摘 要: 提出了一种基于贝叶斯博弈的无线传感器网络分簇算法. 算法将无线传感器网络节点的簇头选择抽象为一个多人的博弈过程, 节点之间通过不完全信息的静态博弈实现簇头的合理分布. 算法在支付函数的设计时充分考虑了节点能耗和路径损耗等因素, 因此通过博弈该算法能实现簇头的合理分布. 仿真结果表明, 算法在保证数据传输实时性的前提下可使网络能耗更加稳定、能量分布更加均匀, 有效地延长网络生命周期.

关键词: 无线传感器网络; 分簇; 贝叶斯博弈; 网络生命周期

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)08-0115-05

A Cluster Algorithm for Wireless Sensor Networks Based on Bayesian Game

ZHENG Geng-zhong¹, LIU Qiu-mei²

(1 Department of Mathematic and Information Technology, Hanshan Normal University, Chaozhou 521041, China;

2 Library, Hanshan Normal University, Chaozhou 521041, China)

Abstract: A clustering algorithm for WSNs is proposed based on bayesian game. The algorithm abstract cluster head election as a proceeding of multiplayer game and achieve a reasonable clustering distribution through the incomplete information among nodes. Since the design of payment function takes full account of node energy consumption, path loss and other factors, so the algorithm can achieve the reasonable distribution of cluster heads through game. Simulation results show that the algorithm can ensure energy consumption more stable under the real time of data transmission and make energy distribution more uniformly, prolong network lifetime effectively.

Key words: WSN; cluster; bayesian game; network lifetime

1 引言

在无线传感器网络 (WireLess Sensor Networks, WSN) 的应用中^[1], 节点通常采用能量有限的电池提供能量, 并且部署在恶劣的环境中, 为此, 如何提高网络通信的连接性、降低能量损耗、延长网络的生命周期成为 WSN 研究的重要课题.

为解决上述问题, 实现能量均衡、鲁棒性强和综合性能好的无线传感器网络的分簇拓扑结构, 不少学者尝试从不同的角度对无线传感器网络的分簇算法进行研究^[2-4].

这些基于博弈论的分簇算法均假设传感器节点

处于一种理想的网络环境, 网络中所有的节点都是一样的, 节点间能够清楚地知道其他节点的所有信息. 而在无线传感器网络的实际应用中, 拓扑结构往往是异构的, 网络中可能存在不同类型的节点, 每个节点有不同的能量, 处于不同的位置, 具有各自不同的喜好. 由于拓扑结构的动态变化, 节点间相互掌握的信息是不完全的. 因此, 利用不完全信息博弈的方法设计分簇算法更适合无线传感器网络实际应用的特点.

基于上述原因, 本文提出了一种基于贝叶斯博弈的分簇算法 (Cluster Algorithm Based on Bayesian Game, BGCA).

收稿日期: 2012-01-08; **修回日期:** 2012-03-03

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60703118); 广东省科技计划项目 (20110401); 韩山师范学院理科团队项目 (LT201001)

2 网络结构描述

在分层异构的 WSN 中部署着不同类型的传感器节点,各节点有不同的剩余能量,不同的偏好.其中网络模型假设如下:

- (1) 网络中所有节点处于静止状态;
- (2) 为分析简单,根据网络中节点剩余能量的不同,假设网络中存在两种不同类型的节点,分别为高能量(Rich)节点和低能量(Poor)节点;
- (3) 节点一旦部署,便进入自组织控制模式,没有中心控制节点;
- (4) 不需预先设置簇首数量及选择概率;
- (5) 网络中节点以广播方式转发数据,其邻居节点根据自己的能量、位置及偏好等信息来决定是否申请成为簇首和是否转发数据;

(6) 簇首选举是通过邻居节点间博弈进行的.

由于簇头的选举是通过传感器节点及其相邻节点间的相互博弈来实现的,因此传感器节点及其邻居节点的数量决定了参与博弈的节点数量,其中传感器节点的邻居节点数量可由定理 1 给出.

定理 1 对于 N 个随机部署的传感器节点,假设节点的通信面积为 A ,则在节点 i 的通信范围内,节点 i 拥有 k 个邻居节点的概率服从近似泊松分布.

证明:先考虑一维坐标轴的情况,假设 N 个节点均匀分布在 $[0, x_m]$ 的范围内,节点 i 位于位置 x_i ,因此节点 i 的传输范围是 $[x_i - r_i, x_i + r_i]$. 对任意一个节点其随机位于 $[x_i - r_i, x_i + r_i]$ 的概率是 $2r_i/x_m$. 因此, k 个节点随机分布在 $[x_i - r_i, x_i + r_i]$ 范围内的概率服从二项分布:

$$P(d = k) = \frac{n!}{k!(n-k)!} \cdot \left(\frac{2r_i}{x_m}\right)^k \cdot \left(1 - \frac{2r_i}{x_m}\right)^{n-k},$$

且 $\lim_{n \rightarrow \infty} P(d=k) = \left(\frac{2nr_i}{x_m}\right)^k \cdot \frac{1}{k!} e^{-2nr_i/x_m}$, 由于节点密

度 $\lambda = \frac{n}{x_m}$, 因此

$$P(d = k) = \frac{(2r_i\lambda)^k}{k!} \cdot e^{-2r_i\lambda} \quad (1)$$

式中, $2r_i$ 表示节点 i 的覆盖范围.

考虑二维平面的情况,将节点 i 的覆盖范围 πr_i^2 , 节点密度 $\lambda = n/A$ 代入式(1), 得到节点 i 通信范围内拥有 k 个邻居节点的概率为 $P(d=k) = \frac{(\pi r_i^2 \lambda)^k}{k!} \cdot e^{-\pi r_i^2 \lambda}$, 服从泊松分布.

3 基于贝叶斯博弈的分簇模型

3.1 模型的定义

本文将网络中的节点根据节点能量的不同分为高能量节点(Rich)和低能量节点(Poor), 参与博弈的参与人分别用 i 和 j 表示.

定义 1 贝叶斯博弈分簇模型(Clustering Model Based on Bayesian Game, BGCM)模型可表示为: $BGCM = \{\theta_i^R, \theta_i^P, \theta_j^R; p(\theta_i^R), p(\theta_i^P), p(\theta_j^R); A_i(\theta_i^R), A_i(\theta_i^P), A_j(\theta_j^R); \mu_i(\theta_i^R), \mu_i(\theta_i^P), \mu_i(\theta_j^R)\}$ 其博弈的结果 BGCM 的贝叶斯纳什均衡, BGCM 包括如下的六元组:

(1) 参与人: 参与人包括节点 i 和节点 j , 其中节点 i 的类型空间为 $\theta_i = \{\theta_i^R, \theta_i^P\}$, θ_i^R 表示节点 i 的类型是能量高的 Rich 节点, 可以参加簇首的选举, θ_i^P 表示节点 i 的类型是能量低的 Poor 节点, 不可以参加簇首的选举; 节点 j 的类型空间为 $\theta_j = \{\theta_j^R\}$, θ_j^R 表示节点 j 的类型是能量高的 Rich 节点, 可以参加簇首的选举.

(2) 先验信念: 是指每个参与博弈的节点认为其他节点是某种类型的先验概率, 包括 $p(\theta_i^R)$ 、 $p(\theta_i^P)$ 、 $p(\theta_j^R)$. 其中: $p(\theta_i^R) = \mu$ 、 $p(\theta_i^P) = 1 - \mu$ 、 $p(\theta_j^R) = 1$.

(3) 行动空间: 指每个节点在进行博弈时依据其所属类型可以选择的行动. 包括 $A_i(\theta_i^R)$ 、 $A_i(\theta_i^P)$ 、 $A_j(\theta_j^R)$, 其中: $A_i(\theta_i^R) = \{D, ND\}$ 、 $A_i(\theta_i^P) = \{ND\}$ 、 $A_j(\theta_j^R) = \{D, ND\}$, D 表示节点宣布自己为簇首节点, ND 表示节点不宣布自己为簇首节点.

(4) 收益函数(payoff): 指每个节点在参与博弈时依据其所属类型和选择的行动可获得的收益. 包括 $\mu_i(\theta_i^R)$ 、 $\mu_i(\theta_i^P)$ 、 $\mu_i(\theta_j^R)$.

(5) 私有信息: 指只有节点 i 知道自己的类型 θ_i , 节点 j 不知道节点 i 的类型是 Rich 节点还是 Poor 节点. 因此节点 i 的类型信息是节点 i 的私有信息.

(6) 共同知识: 指每个节点都知道其他节点类型先验信念、类型依存行动空间及依存收益函数. 因此, 尽管节点 j 并不知道节点 i 类型 θ_i , 但知道节点 i 的行动空间和收益函数是如何依赖于他的类型.

3.2 效用函数设计

定义每次簇首选举过程为一轮博弈, 由节点 i 及其相邻节点间进行博弈, 相邻节点数目由式(1)决定. 博弈过程中为节省节点能量, 如果节点属于低能量级的 Poor 节点, 则该节点不会宣布(Not De-

clare)自己成为簇首,如果节点属于高能级的 Rich 节点,则该节点宣布(Declare)自己成为簇首.定义各节点的收益矩阵如表1所示.

表1 节点收益矩阵

	Declare	Not Declare
Declare	$(v-c, v-c)$	$(v-c, v)$
Not Declare	$(v, v-c)$	$(0, 0)$

在该收益矩阵中如果参加博弈的双方节点都不宣布自己为簇首,则双方收益均为0;如果双方节点都宣布自己为簇首,则双方收益均为 $v-c$;如果一方宣布自己为簇首,而另一方不宣布为簇首,则节点收益分别为 $v-c$ 和 v . 其中 v 为节点的纯收益, c 为节点宣布作为簇首的效用. 为使网络中的簇首节点能量均衡及分布均匀,定义 $v = a(E_i/E_{init})$, $c = b(E_{average}/E_{total})$, 则节点成为簇首的效用方程为 $\pi_i = a(E_i/E_{init}) - b(E_{average}/E_{total})$, 其中 E_i 为节点 i 的剩余能量, E_{init} 为节点 i 的初始能量, $E_{average}$ 为邻节点到节点 i 所需能量的平均值, E_{total} 为网络中所有节点的能量之和. 因此, E_i/E_{init} 表示了节点的归一化能量,保证了节点在剩余能量较少的情况下成为簇首的几率越小, $E_{average}/E_{total}$ 表示邻节点到节点 i 的平均能量归一化,保证了邻节点到备选簇首所需能量较少的节点成为簇首的概率越大.

3.3 BGCM 贝叶斯纳什均衡

由于在实际的 WSN 应用中,网络中存在不同类型的节点,节点间无法完全掌握对方的相关信息,因此无法使用完全信息博弈的方法来求解那什均衡,对这种不完全信息静态博弈可以通过使用“Harsanyi 转换”将问题转为完全但不完美信息博弈,通过引入一个虚拟的参与人自然(N),由自然首先行动,决定参与人 i 的类型. 这样对于节点 j 来说,节点 i 的类型就由不完全信息变成完全但不完美的信息,从而可以构造如图1所示的博弈树来分析不完全信息下的贝叶斯纳什均衡.

利用静态贝叶斯博弈进行簇首选择时节点 i 和节点 j 在进行博弈时都是理性的,它们都会为最大化自己收益而选择最优行动. 因此可作如下分析:

对节点 i ,一共有两种可能的选择,分别是(ND if Rich, ND if Poor)和(D if Rich, ND if Poor).

(1) 当节点 i 选择的纯策略行动是 $(a_i(\theta_i^R) = \{ND\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\})$ 时:若节点 j 选择的纯策略

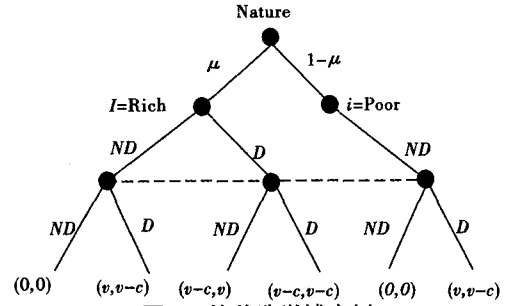


图1 簇首选举博弈树

的行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{ND\}$, 此时 j 的收益为 $E_j(ND) = 0$; 若节点 j 选择的纯策略的行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 此时 j 的收益为 $E_j(D) = \mu(v-c) + (1-\mu)(v-c) = v-c$; 因为 $E_j(D) > E_j(ND)$, 所以对 j 来说, 最优行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 因此 $(\mu, a_i(\theta_i^R) = \{ND\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\}, a_j(\theta_j^R) = \{D\})$ 是一个纯策略贝叶斯纳什均衡.

(2) 当节点 i 选择的纯策略行动是 $(a_i(\theta_i^R) = \{D\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\})$ 时:若节点 j 选择的纯策略的行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{ND\}$, 此时 j 的收益为 $E_j(ND) = \mu v$; 若节点 j 选择的纯策略的行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 此时 j 的收益为 $E_j(D) = \mu(v-c) + (1-\mu)(v-c) = v-c$; 因此只有满足 $E_j(D) > E_j(ND)$, 即 $\mu < 1 - \frac{c}{v}$ 时, 对 j 来说, 最优行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 但如果 j 选择了 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 此时对 i 来说, $a_i(\theta_i^R) = \{ND\}$ 是它的最优行动, 因此 $(\mu, a_i(\theta_i^R) = \{D\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\}, a_j(\theta_j^R) = \{D\})$ 不是一个纯策略贝叶斯纳什均衡. 而当 $\mu > 1 - \frac{c}{v}$ 时, 对 j 来说, 最优行动为 $a_j(\theta_j^R) = \{ND\}$, 因此 $(\mu, a_i(\theta_i^R) = \{D\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\}, a_j(\theta_j^R) = \{ND\})$ 是一个纯策略贝叶斯纳什均衡.

(3) 当 $\mu < 1 - \frac{c}{v}$ 时, 由(2)分析可知不存在一个纯策略的贝叶斯纳什均衡. 若节点 i 以概率 ω 选择 $a_i(\theta_i^R) = \{D\}$, 则节点 j 选择 $a_j(\theta_j^R) = \{ND\}$ 时的收益为 $E_j(ND) = \mu\omega v$; 节点 j 选择 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$ 时收益为 $E_j(D) = \mu\omega(v-c) + \mu(1-\omega)(v-c) + (1-\mu)(v-c)$. 令 $E_j(ND) = E_j(D)$, 得 $\omega^* = \frac{v-c}{\mu v}$, 即 i 选择 $a_i(\theta_i^R) = \{D\}$ 的概率为 $\omega^* = \frac{v-c}{\mu v}$.

若节点 j 以概率 σ 选择 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$, 则节点 i 选择 $a_i(\theta_i^R) = \{ND\}$ 时的收益为 $E_i(ND) = (1-\mu)\sigma v$; 节点 i 选择 $a_i(\theta_i^R) = \{D\}$ 时的收益为 $E_i(D) = \mu\sigma$

$$(v-c) + \mu(1-\sigma)(v-c).$$

令 $E_i(ND) = E_i(D)$, 得 $\sigma^* = \frac{\mu(v-c)}{v(1-\mu)}$, 即 j 选

择 $a_j(\theta_j^R) = \{D\}$ 的概率为 $\sigma^* = \frac{\mu(v-c)}{v(1-\mu)}$. 此时 $((\omega^*$

$a_i(\theta_i^R) = \{D\}$), $a_i(\theta_i^P) = \{ND\}$), σ^* ($a_j(\theta_j^R) = \{D\}$), μ) 是一个混合策略的贝叶斯纳什均衡.

由上述分析可知, 在该博弈模型下, Rich 节点和 Poor 节点会按照表 2 所示的贝叶斯纳什均衡的结果进行博弈, 并由此来决定各自的最优行动.

表 2 贝叶斯纳什均衡

μ	BNE
μ	存在纯策略的 BNE $(\mu, a_i(\theta_i^R) = \{ND\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\},$ $a_j(\theta_j^R) = \{D\})$
$\mu > 1 - \frac{c}{v}$	存在纯策略的 BNE $(\mu, a_i(\theta_i^R) = \{D\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\},$ $a_j(\theta_j^R) = \{ND\})$
$\mu < 1 - \frac{c}{v}$	存在混合策略的 BNE $((\omega^* a_i(\theta_i^R) = \{D\}, a_i(\theta_i^P) = \{ND\}),$ $\sigma^* (a_j(\theta_j^R) = \{D\}), \mu)$

4 分簇算法

BGCA 分簇算法由网络初始化、簇首选择与数据传输三个阶段组成.

当各节点部署好以后, 网络开始进行初始化. 由 sink 节点以广播的方式发出初始化信息, 各节点将自己的 ID, 位置等信息封装为数据报文向周围的邻居节点及 sink 节点进行广播. 当初始化过程完成后, 每个节点形成并维护一组邻居列表信息.

簇首选举是通过各邻居节点间的博弈来完成的, 由于拓扑结构动态变化, 因此节点对其邻居节点的信息并不能完全掌握, 簇首选举时邻居节点会根据表 2 所示纳什均衡结果, 根据节点能量及位置等信息进行博弈, 并由此决定自己是否成为簇首. 为防止某些节点长期成为簇首而导致过早死亡, 算法规定在每一轮博弈中每个节点只有一次机会选举为簇首, 只有当邻居节点也被选为簇首后, 才有机会参加新一轮簇首选举. 算法为每个节点引入效用函数, 效用函数与簇首节点剩余能量和所处位置相关, 从而使节点在是否被选为簇首过程中充分考虑上述因素, 这样能使簇首分布均匀, 并能使簇首包括尽可能多节点, 同时使能量分布也相对平衡.

当完成簇首的选举后, 开始数据传输.

5 算法仿真及性能分析

本节对 BGCA 算法进行仿真以验证算法的性能. 考虑在一个长宽均为 100 m 的区域内随机部署 100 个传感器节点, 节点的通信半径为 18 m, 在仿真中设定传输数据的长度为 125 byte, 传输能耗为 50 nJ/bit, 每个节点的初始能量为 0.5 kJ.

为考察簇首的分布是否合理, 对 BGCA 算法进行仿真. 通过在 100 m × 100 m 的场景中随机地对簇首的数量和分布进行 100 次抽样, 从图 2 可知 BGCA 算法由于通过博弈进行簇首选举, 并且在效用函数设计中充分考虑了节点能量损耗和路径损耗的问题, 因此整个网络中簇首的分布相对均匀和合理, 簇首节点包括了尽可能多的节点, 且簇首节点不会彼此覆盖, 避免了多个簇首节点相距较近的情况.

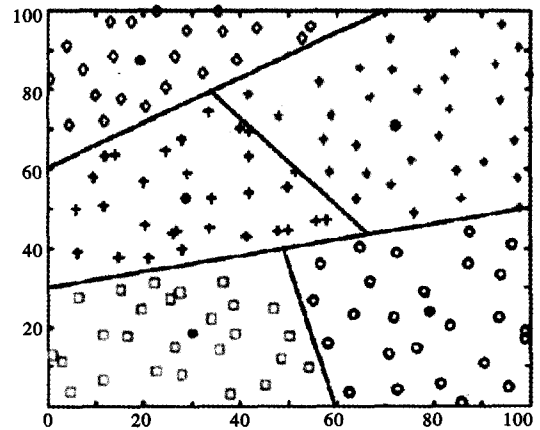


图 2 BGCA 簇分布

图 3 表示了节点剩余能量分布状况. 可知, 采用 BGCA 算法后, 节点剩余能量分布总体比较均衡, 随着节点数的增加剩余能量分布更加均衡, 当节点数大于 50 时, 网络能量趋于稳定. 这是由于通过节点间博弈可使簇首分布达到纳什均衡, 并使全网数据转发路径分布更加均匀, 此外簇首轮选举也能有效节省节点能量, 保证网络能量的均匀分布.

BGCA 算法的实时性, 可以用数据从源点到 sink 节点所需的平均跳数来衡量. 从图 4 可以看出, 运行 BGCA 算法, 经过 100 次仿真后, 节点的平均跳数为 6 至 7 之间, 也就是说该 BGCA 算法能保证高实时性要求的数据传递, 这与簇首的合理分布及效用函数设计时平均路径损耗的归一化等因素有关.

定义网络寿命为第一个节点死亡的时间, 考察 BGCA 算法运行情况下网络的生存时间. 图 5 所示

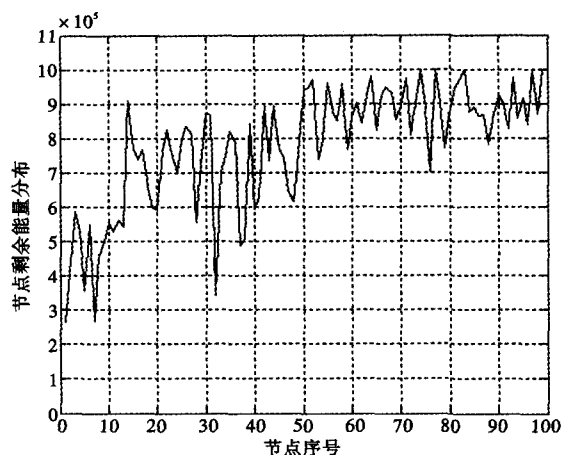


图3 节点剩余能量分布

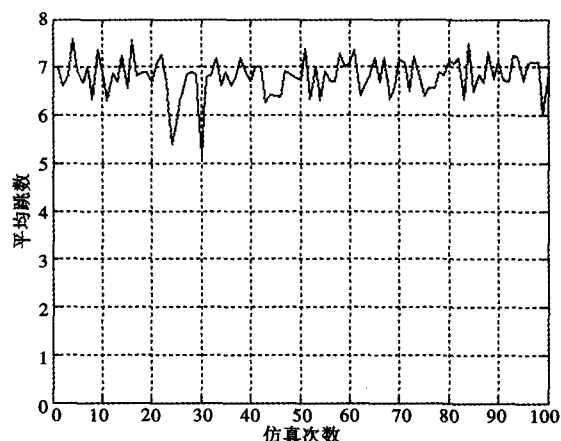


图4 平均跳数

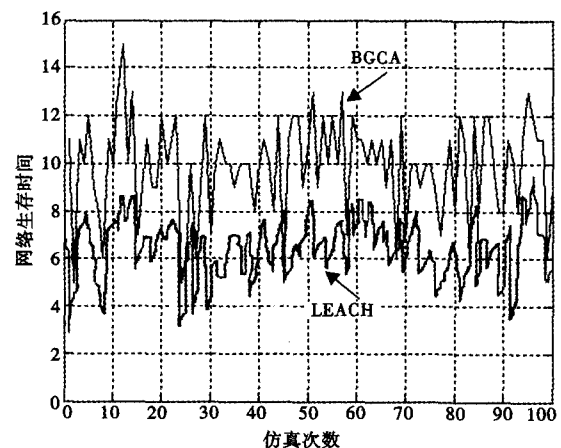


图5 BGCA和LEACH网络生存时间对比

为采用BGCA算法和LEACH算法的网络生存时间对比。从图可知,采用BGCA算法,网络的平均生存时间在5和15之间。采用LEACH算法,网络的

平均生存时间在3到7之间。与LEACH算法相比,BGCA算法的网络平均生存时间提高了近2倍,主要原因是BGCA算法在效用函数的设计时不仅考虑了节点剩余能量的问题,而且考虑了簇首节点的合理分布和节点的路径损耗等问题,因此节点的能量消耗较少,网络生存时间比较短。

6 结束语

本文针对WSNs能耗不均匀的问题,将WSNs中节点的簇首选择抽象为一个多人的博弈过程,提出了一种基于贝叶斯博弈的分簇路由模型,节点之间通过不完全信息的静态博弈实现簇首的合理分布。在此基础上设计了相应的分布式分簇路由算法,算法在设计时针对WSNs的特点,充分考虑了节点能耗和路径损耗等问题。仿真结果表明,该算法能够实现簇首节点的合理分布,在保证数据传输实时性的前提下使网络的能耗更加稳定,能量分布更加均匀,有效的延长了网络的生命周期。本文将博弈论的思想引入WSNs的分簇设计,为博弈论在WSNs中的性能优化提供了一种新的思路。

参考文献:

- [1] Akyildiz IF, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless sensor networks: A survey [J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393-422.
- [2] 王伟东,朱清新. 无线传感器网络中一种层次分簇算法及协作性分析[J]. 软件学报, 2006, 17(5): 157-1167.
- [3] G Koltsidas. Towards a game theoretic formulation of clustering routing in wireless sensor networks[C]// Proc of International Conference On Performance Evaluation Methodologies And Tools & Workshops. Brussels, Belgium: ACM, 2008: 1-9.
- [4] Zheng Zengwei, Wu Zhaozhui, Lin Huaizhong. Clustering routing algorithm using game theoretic techniques for WSNs[C]// Proc of 2004 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2004: 904-907.

作者简介:

郑耿忠 男, (1975-), 副教授, 博士。研究方向为无线传感器网络及网络优化。

刘秋梅 女, (1976-), 副研究员, 硕士。研究方向为网络信息及应用。