

文章编号: 1001-0920(2012)09-1365-05

基于谱分析的无线传感器网络模块度分簇算法

刘 逵, 刘三阳, 冯海林

(西安电子科技大学 理学院, 西安 710071)

摘要: 基于谱分析与模块度, 提出一种无线传感器网络分簇算法(CHSM). 首先利用非平凡特征向量获得传感器网络的原始簇结构; 然后借助模块度的增量来评估、合并原始簇, 从而形成一个与真实网络相匹配的簇结构; 同时设计了一种能量异配度函数, 并利用各节点的能量异配度及其剩余能量在各个簇内选取簇头节点. 仿真结果表明, CHSM算法找到的簇结构具有更高的模块度, 其选取的簇头节点具有更高的能量异配度, 进而表明了所提出的算法能有效延长网络的寿命.

关键词: 谱分析; 模块度; 非平凡特征向量; 能量分布异配性

中图分类号: TN915

文献标志码: A

Clustering hierarchy algorithm based on spectral method and modularity measure in wireless sensor networks

LIU Kui, LIU San-yang, FENG Hai-lin

(School of Science, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: LIU Kui, E-mail: LiuKui_1980@163.com)

Abstract: A clustering hierarchy algorithm based on spectral method and modularity measure(CHSM) is presented in this paper. The original clustering structure of the networks is given by using the nontrivial eigenvectors, then a parameter modularity measure is used to evaluate whether the clustering fits for the real networks structure. So a clustering structure which fits for the real networks can be got by using this strategy. At the same time, the function about the disassortativity coefficient of energy distributing is presented, and the residual energy of the nodes and the disassortativity coefficient of energy distributing in the cluster are considered in selecting the cluster head. Simulation results show that the proposed approach can obtain a more reasonable and steady distribution of clustering, the modularity measure and the disassortativity coefficient of the clustering are more high, which can prolong the lifetime of networks.

Key words: spectral method; modularity measure; nontrivial eigenvector; disassortativity of energy distributing

1 引言

传感器网络是集传感器技术、嵌入式技术以及低功耗无线通信技术而形成的一种以自组织方式构建的无线网络,其主体是低成本、低功耗、多功能的集成化微型传感器. 这些微型传感器利用自身的嵌入式系统对其监测到的信息进行简单预处理,然后通过随机自组织网络以多跳中继的方式将信息传送给目标节点,从而完成对监测区域的掌控. 传感器节点通常采用能量有限的电池为其供电,其工作环境较为恶劣,替换节点的电池或对电池进行充电十分困难. 因此,如何有效利用节点的有限能量^[1-3],最大化地延长网络的使用寿命^[4]至关重要.

分簇机制^[5-6]是无线传感器网络协议中的一个重要问题,好的分簇算法能够求出一个优良的网络拓扑结构,从而可以有效地提高路由协议的执行效率,减少网络的通信能耗. 目前,分簇算法一般可以分为两类,一类是分裂算法,这类算法是从所关注的网络入手,逐步移除相似性低的节点对之间的边,直到将网络分成不同的簇;另一类是凝聚算法,它与分裂算法相反,该类算法是按一定的规则往一个空图中加边,直到形成网络的簇结构. 其中凝聚算法中具有代表性的算法是: Newman^[7]快速算法、CNM^[8]算法、LEACH-C^[9]算法和 HEED^[10]算法等. 这些算法的优点是复杂度低,缺点是无法保证得到与实际网络结

收稿日期: 2011-03-30; 修回日期: 2011-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874085, 60974082).

作者简介: 刘逵(1980—),男,博士生,从事无线传感器网络算法及其优化的研究; 刘三阳(1959—),男,教授,博士生导师,从事现代优化理论与方法、无线传感器网络算法及其优化等研究.

构相匹配的簇结构, 而且 LEACH-C 算法和 HEED 算法都是先选簇头, 然后再由簇头形成簇. 该类算法每轮都要变化簇结构, 因此求出的网络簇结构极不稳定, 同时还加大了网络的选簇开销.

针对上述分簇算法求出的簇结构随机性强以及与实际网络不匹配等问题, 本文提出一种基于谱分析的模块度分簇算法 (CHSM). 该算法首先在原始网络的基础上利用非平凡特征向量^[11]来形成天然的簇结构; 然后运用模块度^[8]来评价、合并这些天然的簇, 从而求出一个与实际网络更加匹配的簇结构; 最后利用簇头选择函数在每个簇内选取簇头. 该方法充分利用了原始的网络结构, 从而能够求出一个与实际网络更加匹配的簇结构, 并有效减少网络的通信能耗. 同时, 所设计的簇头选择函数充分考虑了簇内各节点的剩余能量和簇内节点的能量分布情况, 使得所选取的簇头节点具有最高的能量分布异配度, 从而能够延长簇头节点及网络的使用寿命.

2 网络通信能耗模型

本文假设无线传感器网络中各节点的接收和发射天线均是全向的, 并在一定的频率下进行数据通信; 网络中所有节点都是同构的且能量有限, 同时每个节点都有唯一的标识 (id); 传感器节点随机地分布在一定的区域, 通过传感器节点的可调通信半径获得整个网络的拓扑结构. 当父节点要发送大小为 k bits 的信息给相距为 d m 的子节点时, 父节点和子节点双方的能量消耗公式可参见文献 [2].

3 CHSM 算法描述

有关网络簇结构的研究已经进行了很长时间, 它与社会学中的分级聚类有着密切的关系. 目前, 大部分算法在寻找网络的簇结构时都是先选择簇头, 然后再由选出的簇头来构造簇. 这种机械式的寻簇策略破坏了网络本身的拓扑结构, 从而可能将原本相对密集的区域分割成多个簇, 将相对稀疏的区域分成了一个簇, 使得选出的簇结构与实际网络不匹配. 本文提出的 CHSM 算法则与其相反, CHSM 算法是先原始网络的基础上利用非平凡特征向量和模块度来形成簇, 然后利用簇头选择函数在各个簇内选取簇头.

3.1 理论基础

为了让 CHSM 算法能够在适当的时刻终止以获得最匹配的簇结构, 本文引入了非平凡特征向量和模块度两个参数, 并利用这两个参数来设置 CHSM 算法的终止条件. 首先利用 Laplace 矩阵定义非平凡特征向量. 如果矩阵 B 对角线上的元素 B_{ii} 是节点 i 的度, 其他非对角线上的元素 B_{ij} 为 -1 或 0 (如果节点 i 与节点 j 之间有边, 则令 $B_{ij} = -1$, 否则令 $B_{ij} = 0$), 则

称矩阵 B 为简单无向图 G 的 Laplace 矩阵.

假设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 是 Laplace 矩阵 B 的特征值, 则由 Laplace 矩阵的性质可知 $\lambda_n = 0$, 且其对应的特征向量为 $e = (1, 1, \dots, 1)$. 如果简单无向图 G 是连通的, 则 $\lambda_{n-1} > 0$. 简单无向图 G 的分枝数等于矩阵 B 的 0 特征值的重数. 如果图 G 有 k 个较明显的簇结构, 则其对应的 Laplace 矩阵便有 $k-1$ 个接近于 0 的特征值, 这里称这 $k-1$ 个接近于 0 的特征值为图 G 的非平凡特征值, 其对应的特征向量称为图 G 的非平凡特征向量. 这 $k-1$ 个非平凡特征向量具有如下性质: 同一簇内节点对应的非平凡特征向量中的分量非常接近. 因此, 如果连通的简单无向图 G 具有较明显的簇结构, 则其对应的非平凡特征向量中的元素会呈明显的阶梯状分布. 这一特性可由如下定理保证. 假设无线传感器网络是一个连通的网络, 记为 $G(v, E)$, 则由无线传感器网络的性质可知, $G(v, E)$ 是无重边、无环的简单无向图. 设矩阵 B 为其对应的 Laplace 矩阵, 则矩阵 B 为半正定对称矩阵. 又因为网络图 $G(v, E)$ 是连通的, 所以图 $G(v, E)$ 对应的 Laplace 矩阵 B 是不可分的.

定理 1 设 A 是 n 阶非负对称矩阵, 且 A 是不可分的, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 是 A 的特征值. 对于任意的 n 维列向量 $U = (u_1, \dots, u_n)^T$, 令集合 $M_1 = \{i \in n | u_i \geq 0\}$, 集合 $M_2 = \{i \in n | u_i \leq 0\}$, 如果 U 满足 $AU \geq \lambda_2 U$, 则集合 M_1 确定的子矩阵 $A(M_1)$ 是不可分的, 集合 M_2 确定的子矩阵 $A(M_2)$ 也是不可分的.

证明 首先证明集合 M_1 和 M_2 均非空. 假设集合 M_1 是空集, 则 n 维列向量 $U < 0$, 所以向量 $Z = -U > 0$, 且满足 $AZ \leq \lambda_2 Z$. 因为 λ_1 是矩阵 A 的最大特征值, 所以矩阵 $\lambda_1 I - A$ 是一个半正定矩阵, 并且是不可分的. 由 Perron-Frobenius 定理可知, 存在一个正向量 Q , 它满足

$$(\lambda_1 I - A)Q = 0,$$

化简可得

$$Q^T A = \lambda_1 Q^T,$$

两边同时右乘正向量 Z , 得

$$Q^T A Z = \lambda_1 Q^T Z > \lambda_2 Q^T Z. \quad (1)$$

又因为 $AZ \leq \lambda_2 Z$, 故不等式两边均左乘正向量 Q , 有

$$Q^T A Z \leq Q^T \lambda_2 Z = \lambda_2 Q^T Z, \quad (2)$$

与式 (1) 矛盾, 所以集合 M_1 不能是空集. 同理可证, 集合 M_2 也不能是空集.

下面证明 $A(M_1)$ 是不可分的. 如果 $M_1 = \{1 \leq i \leq n\}$, 则 $A(M_1) = A$. 因为矩阵 A 不可分, 故矩阵 $A(M_1)$ 是不可分的. 当 $A(M_1) \neq A$ 时, 假设矩阵 $A(M_1)$ 是可分的, 记 $M_1 = (1, 2, \dots, m_1)$, 且 $m_1 < n$, 则矩阵 A 可

化成如下形式:

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & 0 & \cdots & 0 & A_{1,r+1} \\ 0 & A_{22} & \cdots & 0 & A_{2,r+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & A_{rr} & A_{r,r+1} \\ A_{1,r+1}^T & A_{2,r+1}^T & \cdots & A_{r,r+1}^T & A_{r+1,r+1}^T \end{bmatrix}.$$

其中: $r \geq 2$, 且分块矩阵 $A_{ii}(1 \leq i \leq r)$ 的维数之和等于 m_1 .

对于上述分块矩阵 A , 存在相应的分块列向量 U , 分块列向量 $U = (u_1, \dots, u_r, u_{r+1})^T$, 且满足 $u_{r+1} < 0, u_i \geq 0, 1 \leq i \leq r$. 同时, 由 $AU \geq \lambda_2 U$ 可得

$$(A_{ii} - \lambda_2 I_i)u_i \geq -A_{i,i+1}u_{i+1}, 1 \leq i \leq r;$$

$$B = \begin{bmatrix} \lambda_2 I_1 - A_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 I_2 - A_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_2 I_r - A_{rr} \end{bmatrix}.$$

矩阵 B 是矩阵 $\lambda_2 I - A$ 的顺序主子式矩阵. 因为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 所以矩阵 B 只有一个负特征值, 该矩阵至少有一个分块满足它的特征值均是非负的.

不失一般性, 设 $\lambda_2 I_1 - A_{11}$ 的特征值均是非负的, 即 $\lambda_2 I_1 - A_{11}$ 是半正定阵. 当矩阵 $\lambda_2 I_1 - A_{11}$ 是非奇异矩阵时, 由 $(\lambda_2 I_1 - A_{11})u_1 \leq A_{1,r+1}u_{r+1} \leq 0$ 可得

$$u_1 \leq (\lambda_2 I_1 - A_{11})^{-1} A_{1,r+1} u_{r+1} \leq 0.$$

又因为 $u_1 \geq 0$, 所以 $(\lambda_2 I_1 - A_{11})^{-1} A_{1,r+1} u_{r+1} = 0$, 即 $A_{1,r+1} = 0$. 因为 $A_{1,r+1} = 0$, 所以矩阵 A 是可分的, 矛盾.

当 $\lambda_2 I_1 - A_{11}$ 是奇异矩阵时, 存在正向量 Y 满足 $Y^T(\lambda_2 I_1 - A_{11}) = 0$, 从而有 $Y^T(\lambda_2 I_1 - A_{11})u_1 = 0$. 因为 $(\lambda_2 I_1 - A_{11})u_1 \leq 0$, 所以得 $(\lambda_2 I_1 - A_{11})u_1 = 0$. 又因为 $(\lambda_2 I_1 - A_{11})u_1 \leq A_{1,r+1}u_{r+1} \leq 0$, 所以可得 $A_{1,r+1}u_{r+1} = 0$, 即 $A_{1,r+1} = 0$. 因为 $A_{1,r+1} = 0$, 所以矩阵 A 是可分的, 矛盾.

综上所述, $A(M_1)$ 和 $A(M_2)$ 均是不可分的. \square

推论 1 设对应于 λ_1 的特征向量为 U^1 , 对应于 λ_2 的特征向量为 U^2 , 记 $U^1 + aU^2$ 中非负分量对应的集合为 $M_3 = \{i \in n | u_i^1 + au_i^2 \geq 0\}$, 其中 a 为非负数, 则子矩阵 $A(M_3)$ 是不可分的.

定理 2 连通的传感器网络图 $G(v, E)$ 是无重边、无环的简单无向图, 矩阵 B 是其对应的 Laplace 矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n = 0$ 是矩阵 B 的特征值. 设特征值 λ_{n-1} 对应的特征向量为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$. 对于任意的非负数 r , 记集合 $M(r) = \{i \in n | y_i + r \geq 0\}$, 则子矩阵 $B(M_r)$ 是不可分的, 即以 $M(r)$ 中元素对应的传感器节点组成的子网络 $G(r)$ 是连通的.

证明 令矩阵 $C = -B$, 则矩阵 $C + dI$ 是非负对称不可分矩阵, 其中 d 为传感器节点中度数最高的节点对应的度数, 且 Laplace 矩阵 B 的最小特征值 $\lambda_n = 0$ 对应的特征向量 $e = (1, 1, \dots, 1)^T$ 是矩阵 $C + dI$ 的最大特征值对应的特征向量. 矩阵 B 的第 2 小特征值 λ_{n-1} 对应的特征向量 Y 是矩阵 $C + dI$ 的第 2 大特征值对应的特征向量. 由推论 1 可得, 矩阵 $B(M_r)$ 是不可分的, 即以 $M(r)$ 中元素对应的传感器节点组成的子网络 $G(r)$ 是连通的.

同理可证, 对于任意的非正数 r , 记集合

$$N(r) = \{i \in n | y_i + r \leq 0\},$$

则子矩阵 $B(N_r)$ 也是不可分的, 即以 $N(r)$ 中元素对应的传感器节点组成的子网络 $G(r)$ 也是连通的. \square

由定理 2 可知, 如果传感器网络中某些节点在同一个簇内, 则这些节点在非平凡特征向量中对应的元素近似相等. 当节点 i 与节点 j 等节点在非平凡特征向量中对应的元素近似相等时, 记这些相似元素绝对值中的最大值为 r_1 , 最小值为 r_2 , 则这些相似节点能同时出现在以 $N(r_1) = \{i \in n | y_i + r_1 \leq 0\}$ 中的元素对应的传感器节点组成的簇 $G(r_1)$ 中, 也能同时出现在以 $M(r_2) = \{i \in n | y_i + r_2 \geq 0\}$ 中的元素对应的传感器节点组成的簇 $G(r_2)$ 中. 换言之, 对应不同的细分度, 那些在非平凡特征向量中对应的分量近似相等的节点必定存在于同一个簇内.

假设网络被分成 k 个簇, 定义一个 $k \times k$ 阶对称矩阵 $E = (e_{ij})$. 其中: 元素 e_{ij} 表示网络中两个不同簇之间的边在网络内所有边中所占的比例, 该类边两端的节点分别位于第 i 个簇和第 j 个簇; e_{ii} 表示簇 i 中所含边的个数占网络总边数的比例. 令矩阵 E 每行元素的和为 $a_i = \sum_j e_{ij}$, 则模块度^[8]的定义如下:

定义 1 在无线传感器网络中, 各个簇内的总边数占网络总边数的比例, 减去各自簇内节点在网络中连接的总边数占网络总边数的比例的平方被称为该网络的模块度.

由定义 1 可推出, 无线传感器网络的模块度计算公式为

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2),$$

其上限是 1. Q 的值越大, 说明该网络具有越明显的簇结构. 利用模块度的数值可以度量每次得到的簇结构与实际网络的匹配程度. 当网络的模块度达到最大值时, 所求出的簇结构便是与实际网络最匹配的簇结构.

定义 2 从两个待合并的簇中选取所有连通的节点对, 以这些节点对之间最短的距离作为这两个簇之间的距离.

本文采用文献[12]的方法求取传感器网络图 $G(v, E)$ 的非平凡特征向量. 假设图 $G(v, E)$ 的非平凡特征向量为 d_1, d_2, \dots, d_e , 求 $d_i (1 \leq i \leq e)$ 的均值

$$d^* = \frac{d_1 + d_2 + \dots + d_e}{e}.$$

3.2 算法流程

Step 1: 取 d^* 中各节点对应的元素为该节点的坐标, 并计算各节点之间的距离. 此时, 将网络中每一个节点看成一个独立的簇, 建立簇间距矩阵 D , 其中

$$d_{ij} = \begin{cases} |d_i - d_j|, & i \neq j; \\ +\infty, & i = j. \end{cases}$$

Step 2: 初始的模块度 $Q = 0$, 初始的 e_{ij} 和 a_i 分别满足

$$e_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2m}, & i \text{ 与 } j \text{ 之间有边相连;} \\ 0, & i \text{ 与 } j \text{ 之间无边相连.} \end{cases}$$

$$a_i = \frac{k_{ii}}{2m}.$$

其中: k_{ii} 为节点 i 的度数, m 为网络中的总边数. 此时, 初始的模块度增量矩阵中元素满足

$$\Delta Q_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2m} - \frac{k_{ii}k_{jj}}{(2m)^2}, & i \text{ 与 } j \text{ 之间有边;} \\ 0, & i \text{ 与 } j \text{ 之间无边.} \end{cases}$$

Step 3: 找距离最近的两个簇 i 与 j . 如果 $\Delta Q_{ij} > 0$, 则合并簇 i 与 j ; 然后对模块度增量矩阵中的元素进行更新, 删除第 i 行和第 i 列的所有元素, 更新第 j 行和第 j 列的元素. 公式如下:

$$\Delta Q_{jk}^* = \begin{cases} \Delta Q_{ik} + \Delta Q_{jk}, & \text{簇 } k \text{ 同时与簇 } i \text{ 和簇 } j \text{ 相连;} \\ \Delta Q_{ik} - 2a_j a_k, & \text{簇 } k \text{ 仅与簇 } i \text{ 相连;} \\ \Delta Q_{jk} - 2a_i a_k, & \text{簇 } k \text{ 仅与簇 } j \text{ 相连.} \end{cases}$$

Step 4: 更新初始距离矩阵 D . 删除第 i 行和第 i 列的所有元素, 更新距离矩阵 D 第 j 行和第 j 列的元素. 公式如下:

$$d_{jk}^* = d_{kj}^* = \begin{cases} \min(d_{ik}, d_{jk}), & k \neq j; \\ +\infty, & i = j. \end{cases}$$

Step 5: 更新参数 a_j^* , a_i^* , Q^* . 更新公式分别为

$$a_j^* = a_i + a_j, \quad a_i^* = 0, \quad Q^* = Q + \Delta Q_{ij}.$$

如果所有的 ΔQ_{ij} 均不大于 0, 则进行 Step 6; 否则, 重复 Step 3.

Step 6: 设置一个参数 W , 用以控制簇的大小. 如果簇内的节点数小于 W , 则将这个簇打散, 将其节点加入最近的大簇中 (大簇的标准是节点数大于 W).

3.3 簇头选择函数

为了尽可能地延长网络寿命, 在 CHSM 算法求得的簇内选取簇头节点时应注意以下两个方面: 1) 簇头节点本身的剩余能量要大, 这是因为簇头节点本身

能量消耗较大, 从而容易产生能量空洞; 2) 要突出簇头节点与其邻居节点之间的能量分布异配性^[12], 异配度越高的节点, 被选作簇头的几率越大. 基于此, 本文设计了一个能够求取能量分布异配度的函数

$$g_i(t) = \max \left\{ \sum_{k=1}^m \frac{E_i(t) - E_k(t)}{d(i, k)} \right\}. \quad (3)$$

其中: $E_i(t)$ 为 t 时刻节点 i 的剩余能量, $E_k(t)$ 为 t 时刻节点 k 的剩余能量, $d(i, k)$ 为节点 i 与节点 k 之间的距离, m 为节点 i 的邻居个数. 由式 (3) 可知: 如果 t 时刻节点 i 的剩余能量较大, 节点 k 的剩余能量较小, 并且两节点相距较近, 则该时刻节点 i 的能量分布异配度值较大; 如果 t 时刻节点 i 的剩余能量较小, 而节点 k 的剩余能量较大, 并且两节点相距较远, 则该时刻节点 i 的能量分布异配度值较小. 基于节点的剩余能量及其能量分布异配度可得到簇头选择函数

$$f_i(t) = \lambda_1 \frac{E_i(t)}{\sum_{i=1} E_i(t)} + \lambda_2 g_i(t). \quad (4)$$

其中非负参数 λ_1 和 λ_2 为节点剩余能量和能量分布异配度的偏向参数, 且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$. 簇头选择函数取到最大值时的节点 i 将被选为簇头.

4 仿真实验

本文采用 NS-2 软件仿真, 传感器网络由 200 个节点组成, 节点随机分布在一个边长为 50m 的正方形目标区域. 设定发送和接收时电路的功耗为 $E_1 = 50 \text{ nJ/bit}$; 当接收双方的距离小于阈值 d_0 时, 放大电路的功耗为 $a = 10 \text{ pJ/(bit/m}^2)$; 当接收双方的距离不小于阈值 d_0 时, 放大电路功耗为 $b = 0.0013 \text{ pJ/(bit/m}^4)$; 传感器节点的初始能量均为 1J; 节点每轮发送的数据包大小为 4000 bits; 同时, 假设基站的初始位置坐标为 (20, 150). 在初始网络中, 利用 CHSM 算法得到的簇结构如图 1 所示.

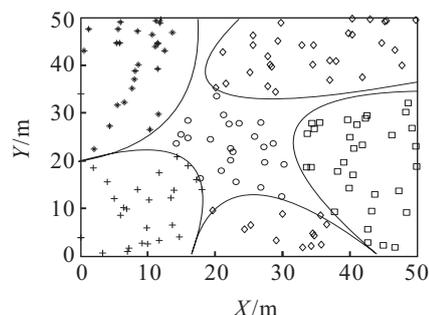
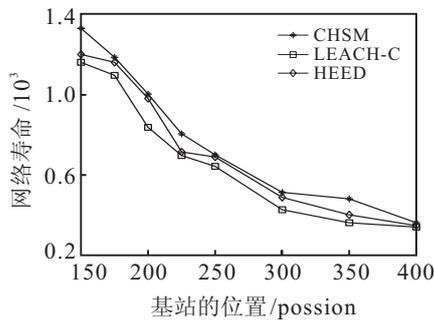


图 1 网络分簇图示

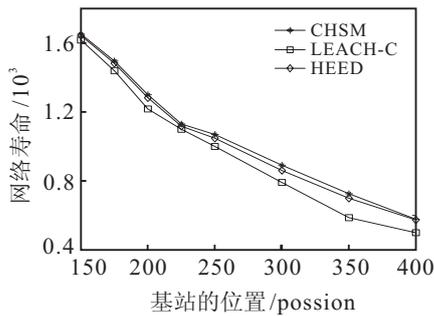
由图 1 可以看出, 根据 CHSM 算法求出的簇结构相对密集, 且与实际网络结构相匹配. 这主要是因为 CHSM 算法是先原始网络的基础上利用非平凡特征向量来获得天然的簇结构, 进而从根本上保证了所选的簇结构与实际网络相匹配; 然后应用模块度来评

价、合并这些天然簇, 并求出模块度取到最大值时的簇结构, 此时的簇结构即为与真实网络最为匹配的簇结构。

对 CHSM 算法和 LEACH-C 算法以及 HEED 算法进行仿真比较. 首先固定目标区域的位置; 然后不断移动基站的位置, 使基站从 (20, 150) 这个位置开始逐渐远离目标区域, 直到其到达位置 (20, 400). 在基站移动过程中, 分别考察传感器网络运行各算法得到的第一个节点死亡时的网络寿命和最后一个节点死亡时的网络寿命. 由图 2 可知, 当基站逐渐远离目标区域时, CHSM 算法仍然保持着最好的算法性能. 这是因为 CHSM 算法采用了本文设计的簇头选择函数, 从而使其选取的簇头能同时兼顾节点的剩余能量和簇内各节点能量分布的异配性, 进而能延长簇头节点及网络的寿命。



(a) 第一个节点死亡时的网络寿命



(b) 最后一个节点死亡时的寿命

图 2 基站处于不同位置时的网络寿命

将基站的位置固定在 (20, 150), 在不同比例的节点死亡时比较网络分别运行这 3 种算法时的最大寿命. 该寿命定义为传感器网络中节点与基站之间的最大通信次数. 由图 3 可知, 本文提出的 CHSM 算法具有更好的算法性能, 这是因为 CHSM 算法能够求得一个与实际网络更加匹配的簇结构, 从而能有效地减少网络的通信能耗. 同时, 由于 LEACH-C 算法和 HEED 算法需不断地更改簇头, 从而引起网络簇结构的不断变动, 这无疑加大了网络的寻簇开销; 而 CHSM 算法则只需在已获得的簇内变换簇头, 这相对于 LEACH-C 算法和 HEED 算法需要不断地更改簇结构而言, 显然更加节能。

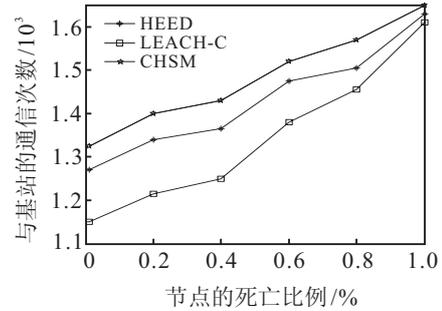


图 3 不同情景下的网络寿命

5 复杂度分析

目前, 求取传感器网络簇结构最快的算法是 Clauset 等^[8]利用堆结构构造的凝聚算法 (CNM 算法). 该算法的时间复杂度为 $O(n \log^2 n)$, 已经接近线性复杂度. 该算法可以帮助分析大型的网络, 但无法保证得到正确合理的簇结构. 其他算法^[11-12]可以得到较好的与实际网络较匹配的结果, 但算法的复杂度大都相对较高. 本文提出的 CHSM 算法的时间复杂度为 $O(n^2)$, 略高于 CNM 算法, 但可以保证求得与真实网络更加匹配的簇结构。

6 结 论

本文基于谱分析和模块度提出了 CHSM 算法. 该算法首先利用非平凡特征向量来形成天然的簇; 然后应用模块度来评价、合并这些天然簇, 从而求得一个与实际网络结构更加匹配的簇结构. 同时, 本文设计了一种簇头选择函数, 使选取的簇头能兼顾节点的剩余能量和簇内节点能量分布的异配性, 从而能有效地延长簇头节点及网络的寿命. 虽然 CHSM 算法的时间复杂度略高于 CNM 算法, 但该算法能够保证得到一个与真实网络更加匹配的簇结构. 下一步的研究目标将是降低本文算法的复杂度。

参考文献(References)

- [1] Gallais A, Carle J, Stojmenovic I. Localized sensor area coverage with low communication overhead[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2008, 7(5): 661-672.
- [2] Anastasi G, Conti M, Passarella A, et al. Energy conservation in wireless sensor networks: A survey[J]. Ad Hoc Networks, 2009, 7(3): 537-568.
- [3] Jia J, Chen J, Chang G R. Efficient cover set selection in wireless sensor networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(9): 1157-1162.
- [4] Yang S X, Cheng H, Wang F T. Genetic algorithms with immigrants and memory schemes for dynamic shortest path routing problems in mobile ad hoc networks[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2010, 40(1): 52-63.