

基于模糊聚类 and 能量均衡的 WSN 路由算法

朱 攀¹, 吴多龙¹, 吴艳杰¹, 苏成悦¹, 王 勇²

(1 广东工业大学 物理与光电工程学院, 广东 广州 510006; 2 广东工业大学 计算机学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 针对无线传感器网络节点能量受限问题, 提出了两种不同网络规模下能量均衡的分簇路由算法. 在簇的形成阶段, 两种算法均采用了改进的模糊 C-均值聚类算法, 一次性将传感器节点分成预先指定数量的簇. 新一轮开始时, 两种算法的簇头选择是基于两个簇内节点能耗均衡的不同目标函数值. 在数据传输阶段, 簇内普通节点均直接传送数据到簇头, 簇头将融合好的数据分别通过单跳方式以及单跳和多跳相结合的混合路由方式发送到基站. 仿真结果表明, 提出的算法能够延长网络生命周期, 均衡网络的能量消耗, 同时有效地降低了网络节点的能量消耗.

关键词: 无线传感器网络; 模糊 C-均值; 能量均衡; 网络生命周期

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)12-0031-05

Routing Algorithms for WSN Based on Fuzzy Clustering and Energy-Balance

ZHU Pan¹, WU Duo-long¹, WU Yan-jie¹,
SU Cheng-yue¹, WANG Yong²

(1 Faculty of Physics and Optoelectronic Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2 Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: For the problem of the energy of nodes in Wireless Sensor Network (WSN) is restricted, two energy-balance clustering routing algorithms which are based on different scale networks are proposed. In the cluster formation phase, both algorithms use an improved Fuzzy C-Means algorithm to allocate sensor nodes into clusters, which remains unchanged throughout the network's lifetime. When the new round begins, the election of cluster heads are based on two different objective function values considering the energy-balance of nodes in a cluster. During the data transmission phase, the sensing data are transferred from each sensor node to their respective cluster head directly, and cluster heads aggregate and send the sensed data to the base station through single-hop and a hybrid mode that combined single-hop and multi-hop. Simulation results demonstrate that the proposed algorithms can prolong the network lifetime, balance the energy dissipation of all nodes, and effectively lower energy consumption of the network.

Key words: wireless sensor network; fuzzy-C means; energy-balance; network lifetime

1 引言

无线传感器网络 (Wireless Sensor Network, WSN) 具有低功耗、低成本、自组织获取信息的特

点, 可广泛应用于环境监测、医疗保健、交通控制和目标跟踪等重要民用和军用领域. 然而节点能量受限阻碍了 WSN 的应用和发展, 分簇路由具有节省能量, 扩展性良好等优点^[1], 相关的分簇路由协议也

收稿日期: 2015-02-17; 修回日期: 2015-04-03

基金项目: 广州市科学研究专项 (2014J4100202); 2013 年广东省信息产业发展专项 (广东省物联网芯片与系统应用技术工程中心)

陆续被提出. 低功耗自适应分簇路由协议 LEACH^[2]是最早提出的分簇路由协议, 与不分簇路由协议相比, 网络能耗和第一个节点死亡时间等指标大为提高, 但也有不能保证簇头的数量、质量, 簇头分布不均匀, 选举的簇头未考虑其剩余能量, 以及远离基站的节点过早死亡, 从而出现“能量空洞”等不足. 针对 LEACH 协议的不足, 研究人员先后提出了一些改进的协议, 而在众多改进协议中, 通过 FCM(Fuzzy C-Means, FCM)聚类方法优化簇的结构, 以延长网络生命周期的模糊 C-均值分簇协议^[3], 被证明是一种高效节能的分簇路由协议. 在文献^[4]中, 为克服像 LEACH 协议中因传感器节点随机部署而导致节点分布不均匀的问题, 簇内节点到簇中心距离之和最小化的 FCM 分簇协议被提出了. 在模糊 C-均值分簇协议的基础上, 针对两种不同的网络规模, 文中提出了相应的能量均衡的分簇路由协议. 第一种是基于模糊 C-均值和能量均衡的单跳路由协议(energy-balance routing based on fuzzy c-means and single-hop, EBFCMS); 另一种是基于基于模糊 C-均值和能量均衡的混合路由协议(energy-balance routing based on fuzzy c-means and hybrid, EBFCMH).

2 系统模型

2.1 网络模型

本文采用的网络结构模型如下:

(1) 所有传感器节点具有相同的初始能量, 随机部署在一个矩形区域内, 且均不可移动;

(2) 每个传感器节点具有唯一的 ID, 可获知自己的坐标信息和能量信息, 同时每个节点还具有测距功能;

(3) 每个节点可根据通信距离调节发射功率, 且节点具有相同的处理数据能力, 可独立工作, 不受其他节点的影响;

(4) 通信链路具有对称性, 所有数据包能够可靠地传输.

2.2 能耗模型

本文采用文献^[2]提出的能量消耗模型, 每个节点发射数据所使用的能耗, 由该节点传感器内部的发送电路和功率放大电路两部分组成, 应用 $E_{Tx}(l, d)$ 表示为

$$E_{Tx}(l, d) = \begin{cases} lE_{elec} + l\epsilon_{fs}d^2, & d < d_0 \\ lE_{elec} + l\epsilon_{mp}d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (1)$$

无线传感器网络的每个节点接收数据所使用的

能耗 $E_{Rx}(l)$, 由该节点传感器内部的接收电路组成, 具体计算方法如下:

$$E_{Rx}(l) = lE_{elec} \quad (2)$$

式中, E_{elec} 表示收发单位比特数据的能量消耗, l 代表数据包的大小, ϵ_{fs} 和 ϵ_{mp} 分别为在自由空间衰落和多径衰落模型与功率放大器有关的参数. 如果传输距离小于门槛距离 d_0 , 采用自由空间传输模型; 如果传输距离大于门槛距离 d_0 , 采用多径衰落模型. 门槛距离为

$$d_0 = \sqrt{\epsilon_{fs}/\epsilon_{mp}} \quad (3)$$

3 算法设计思想

3.1 改进的 FCM 分簇

模糊 C-均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类^[5]是一种类似于无监督学习的聚类方法, 利用模糊理论将数据按照某种相似方法进行归类. FCM 将 n 个数据点 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分为 k (由用户确定) 个模糊类, 每个数据点按照一定的模糊隶属度划入到某类, 并计算每个类的中心位置, 通过反复修正聚类中心位置, 使具有某种非相似性指标的价值函数值达到最小. 最终的分类结果是同一个类中的数据点间相似度最大, 不同类之间数据点相似度最小.

3.1.1 初始化聚类中心

FCM 聚类效果依赖于初始聚类中心, 选取一个好的初始聚类中心对最终的聚类效果影响很大, 传统的 FCM 聚类大多采用的是随机的初始化聚类中心, 聚类的结果随不同的输入而产生波动, 且聚类时间更长. 本文通过选取处于高密度区域的节点附近位置作为初始聚类中心, 具体做法是通过预先设定好节点密度参数 (MinPts, ϵ) 就可以找出处于高密度区域的数据对象 (满足 ϵ 领域范围内的数据对象数最少为 MinPts 的数据对象, 这里取 $\text{MinPts} = n/k, \epsilon = \sqrt{S/k\pi}$ (n, k 分别代表节点数和聚类数, S 代表网络的面积)). 从而得到一个高密度点集合 A , 在 A 中取最高密度区域数据点作为第一个聚类中心 C_1 , 在从 A 中取距离第一个聚类中心 C_1 最远的高密度数据点作为第二个聚类中心 C_2 , 再从 A 中其余的数据点中选取 A_i 作为第三个聚类中心 C_3 , C_3 满足:

$$\max(d(A_i, C_1) \times d(A_i, C_2)) \quad (4)$$

依次类推第 k 个聚类中心 C_k 满足

$$\max(d(A_i, C_1) \times d(A_i, C_2) \times \dots \times d(A_i, C_{k-1})) \quad (5)$$

为避免聚类过程中, 节点位置与聚类中心之间

的欧式距离出现零的情况,从而使聚类迭代无法进行,在此对初始聚类中心进行修正,即取到 $C_1, C_2, \dots, C_k$ 距离最近节点的中心位置作为最终的初始聚类中心 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$.

3.1.2 簇形成过程

FCM 算法是一个迭代过程,目的在于最大限度地减小目标函数(6)的值:

$$J_m = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \quad (6)$$

式中, $\{v_j\}_{j=1}^k, \{x_i\}_{i=1}^n$ 分别代表 k 个聚类中心和 n 个节点的位置, u_{ij} 是第 i 个节点属于第 j 个类的模糊隶属度,其值介于 0 到 1 之间, $m \in (1, +\infty)$, 这里取值为 2. 本文采用的节点是随机部署在网络区域内,势必会出现个别孤立的节点,为了减小孤立节点对聚类效果产生的影响,模糊隶属度 $U = [u_{ij}]_{k \times n} \in M_{ft}$ 满足

$$M_{ft} = \{U \in R^{k \times n} \mid \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n u_{ij} = n, 0 < \sum_{i=1}^n u_{ij} < n, u_{ij} \in [0, 1], 1 \leq j \leq k, 1 \leq i \leq n\} \quad (7)$$

簇的建立过程如下:

(1) 设定簇头个数 k , 计算初始化聚类中心 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$, 设置迭代次数 $r = 0$;

(2) 计算出节点的模糊划分矩阵 $U = [u_{ij}]$;

$$u_{ij} = \frac{n(1/\|x_i - v_j\|^2)^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n (1/\|x_i - v_j\|^2)^{1/(m-1)}}, 1 \leq j \leq k, 1 \leq i \leq n \quad (8)$$

(3) 计算各聚类中心 v_j :

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m}, j = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

(4) 重复步骤(2)和(3),直到满足不等式(10)时算法终止,否则,令 $r = r + 1$ 转向步骤(2).

$$\left| \frac{J_m(r+1) - J_m(r)}{J_m(r+1)} \right| \leq \epsilon \quad (10)$$

式中, ϵ 是一个很小的值,本文取 $\epsilon = 0.0001$, J_m 是对等式(6)的一种改进,目的是兼顾类内和类间距离的有效性指标^[6],其满足:

$$J_m = \frac{J_m}{n \min_{i \neq j} (\|x_i - v_j\|^2)} \quad (11)$$

通过改进的 FCM 算法形成的簇结构,在整个网络周期内,将固定不变.

3.2 簇头选择过程

(1)EBFCMS: 适合网络规模小

该网络模型中,选出的簇头节点在数据传输过程中直接与基站通信.在此假设新一轮开始时簇内所有存活节点均是候选簇头,分别计算某个节点成为候选簇头节点时对应簇内所有存活节点的传输能耗,具体计算方法如下:

$$\begin{aligned} E_r(\text{CH}) &= (N_{\text{alive}} - 1)E_{\text{Rx}}(l) + N_{\text{alive}}E_{\text{DA}}(l) + \\ &E_{\text{Tx}}(l, d_{(\text{CH}, \text{BS})}) = \\ &(N_{\text{alive}} - 1)lE_{\text{elec}} + N_{\text{alive}}lE_{\text{DA}} + lE_{\text{elec}} + \\ &\begin{cases} \epsilon_{\text{fs}} d_{(\text{CH}, \text{BS})}^2 d_{\text{CH} \rightarrow \text{BS}} < d_0 \\ \epsilon_{\text{mp}} d_{(\text{CH}, \text{BS})}^4 d_{\text{CH} \rightarrow \text{BS}} \geq d_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} E_r(S, \text{CH}) &= E_{\text{Tx}}(l, d_{S \rightarrow \text{CH}}) = lE_{\text{elec}} + \\ &\begin{cases} \epsilon_{\text{fs}} d_{S \rightarrow \text{CH}}^2 d_{S \rightarrow \text{CH}} < d_0 \\ \epsilon_{\text{mp}} d_{S \rightarrow \text{CH}}^4 d_{S \rightarrow \text{CH}} \geq d_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $E_r(\text{CH}), E_r(S, \text{CH})$ 分别为第 r 轮候选簇头节点和普通节点的能量消耗, N_{alive} 为相应簇内存活节点的个数, $d(\text{CH}, \text{BS}), d(S, \text{CH})$ 分别代表簇头节点到基站,以及簇内普通节点到簇头节点的距离,为均衡簇内所有节点的能量消耗,减缓第一个死亡节点的时间,定义了一个影响簇内所有节点的寿命函数:

$$\begin{aligned} \text{Rco} &= \min \left\{ \frac{E_{\text{residual}}(S_1)}{E_r(S_1, \text{CH})}, \frac{E_{\text{residual}}(S_2)}{E_r(S_2, \text{CH})}, \dots, \right. \\ &\left. \frac{E_{\text{residual}}(S_{N_{\text{alive}}-1})}{E_r(S_{N_{\text{alive}}-1}, \text{CH})}, \frac{E_{\text{residual}}(\text{CH})}{E_r(\text{CH})} \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $E_{\text{residual}}(S_i)$ ($i = 1, 2, \dots, N_{\text{alive}} - 1$), $E_{\text{residual}}(\text{CH})$ 分别代表簇内候选簇头节点和普通节点上一轮的剩余能量, $E_r(S_i, \text{CH})$ ($i = 1, 2, \dots, N_{\text{alive}} - 1$), $E_r(\text{CH})$ 分别代表第 r 轮簇内候选簇头和其他普通节点消耗的能量. 分别计算各节点成为选簇头节点 Rco 值,为减少簇内节点的能耗,最终的簇头节点应满足:

$$\text{CH}_{\text{obj}} = \max \text{Rco} \quad (15)$$

(2)EBFCMH: 适合网络规模较大

由于该网络模型选出的簇头在之后的数据传输时不考虑直接与基站通信,故无法确定簇头节点的下一跳是哪一个簇头又或者是基站,簇头节点的传输能耗也就很难计算出. EBFCMS 算法中的簇头选择方法将不再适用,此时仅需对 EBFCMS 中的方法进行一定的修改. 首先,将簇内大于存活节点平均能量的节点作为候选簇头,并分别计算节点成为候选簇头时影响簇内普通节点的寿命函数:

$$\begin{aligned} \text{Rco}' &= \min \left\{ \frac{E_{\text{residual}}(S_1)}{E_r(S_1, \text{CH})}, \frac{E_{\text{residual}}(S_2)}{E_r(S_2, \text{CH})}, \dots, \right. \\ &\left. \frac{E_{\text{residual}}(S_{N_{\text{alive}}-1})}{E_r(S_{N_{\text{alive}}-1}, \text{CH})} \right\} \end{aligned} \quad (16)$$

由于簇头承担了很大一部分能量的消耗,因此选取的簇头剩余能量尽量大一些,离基站的距离尽量小一些,为均衡簇内所有节点的能耗,最终当选簇头的节点应满足:

$$CH_{obj} = \max \frac{E_{residual}(CH) \times R_{co}}{d(CH, BS)} \quad (17)$$

3.3 簇的数据传输

3.3.1 EBFCMS

通过改进的 FCM 算法形成的簇,簇内采用直接通信的方式.同时该算法适用于规模较小的无线传感器网络,故簇间也采用单跳直接通信的数据传输方式.

3.3.2 EBFCMH

同 EBFCMS 一样,簇内也采用单跳的数据传输方式,但此时网络规模较大,簇头直接与基站通信将消耗节点过多的能量,严重影响网络生命周期.本文提出一种簇间单跳和多跳相结合混合通信的方式,当某簇头与基站的距离小于门槛距离 d_0 或者该簇头是所有簇头中离基站最近的那个簇头时,簇头直接与基站通信,除此之外的簇头节点为了节省能量需要选择一条能量代价较小且能量消耗更均衡的中继节点进行数据转发,若簇头节点 C_i 选择中继节点 C_j 进行数据转发时满足转发总能耗小于簇头 C_i 直接传输数据到基站的能耗,即 $E_{Transmit}(C_i, C_j) + E_{Rx}(l) + E_{Transmit}(C_j, BS) < E_{Transmit}(C_i, BS)$,则 C_j 成为 C_i 的一个候选中继节点,通过建立一个结合考虑中继簇头节点簇内存活节点数目,中继节点的剩余能量,转发总能耗,簇头与中继节点间传输能耗等因素的多标准路径消耗函数:

$$P_Cost(C_i, C_j) = \frac{1}{E_{Transmit}(C_i, C_j)} \left\{ \frac{E_{residual}(C_j) \times N_{alive}(C_i)}{E_{residual}(C_i) \times N_{alive}(C_j)} + \frac{E_{Transmit}(C_i, BS)}{E_{total}} \right\} \quad (18)$$

式中, $E_{total} = E_{Transmit}(C_i, C_j) + E_{Rx}(l) + E_{Transmit}(C_j, BS)$, $N_{alive}(C_i)$, $N_{alive}(C_j)$ 分别代表簇头 C_i , C_j 所在簇内存活节点数目.计算所有候选中继节点的路径消耗函数值 $P_Cost(C_i, C_j)$,选出其中最大值的中继节点转发数据,若 C_i 通信路径内不存在转发总能耗小于 C_i 直接传输数据到基站的能耗的节点,则 C_i 直接同基站通信.

4 仿真与结果分析

4.1 仿真设置

本文以 MATLAB 2014a 建立网络模型,分别

对 EBFCMS 和 EBFCMH 进行仿真,并从网络的整体剩余能量和存活节点数方面与 LEACH 算法进行比较,实验的参数设置如表 1 所示.

表 1 实验参数

参数	EBFCMS	EBFCMH
网络区域/ m^2	100×100	400×400
节点个数/个	100	400
基站位置/m	(50, 175)	(400, 450)
簇头个数/个	5	10
初始能量/J	2	1
数据包长度/bit		4 000
控制消息长度/bit		200
$E_{elec}(PJ/bit)$		50
$E_{fs}(PJ \cdot bit^{-1} \cdot m^{-2})$		10
$E_{mp}(PJ \cdot bit^{-1} \cdot m^{-4})$		0.0013

4.2 结果分析

4.2.1 EBFCMS 算法

EBFCMS 算法适合网络规模小,簇头节点离基站的距离较近,图 1 和图 2 分别是 LEACH、EBFCMS 算法,网络存活节点数与网络整体剩余能量随网络运行时间(轮数)变化的曲线图.

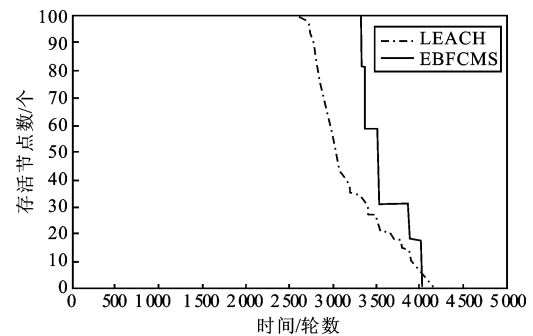


图 1 存活节点数和网络运行时间的关系

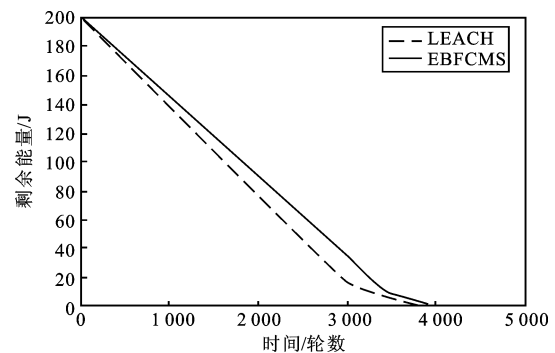


图 2 网络剩余能量和运行时间的关系

表2统计了两种算法在第一个节点死亡(FND)、一半节点死亡(HND)和全部节点死亡(LND)时的轮数,从表中可知EBFCMS算法无论是在FND还是在HND都优于LEACH算法,其中FND和HND分别延长了27.5%和16%,由此可见EBFCMS算法有效延长了网络的存活时间(存活时间以第一个节点死亡的轮数计算)。文献采用文献[7]中能量均衡标准的定义,即FND和LND的比值,该比值越大节点能耗越均衡。由图1或表2均可以看出,EBFCMS相对LEACH而言节点能耗更均衡。从图1也明显可以看出EBFCMS死亡节点趋势具有梯度性,这是因为EBFCMS采用固定分簇方式,且簇内节点消耗更均匀,所以同一个簇内节点死亡时间更相近。另外从图2可知EBFCMS算法网络剩余能量比LEACH整体要高,能量消耗得更缓。

表2 两种算法死亡轮数比较

算法	FND/轮	HND/轮	LND/轮
LEACH	2 619	3 040	4 178
EBFCMS	3 338	3 538	4 035

4.2.2 EBFCMH 算法

图3和图4分别是EBFCMH、EBFCMS以及LEACH算法,网络存活节点数目与网络整体剩余能量随网络运行时间(轮数)变化的曲线图。

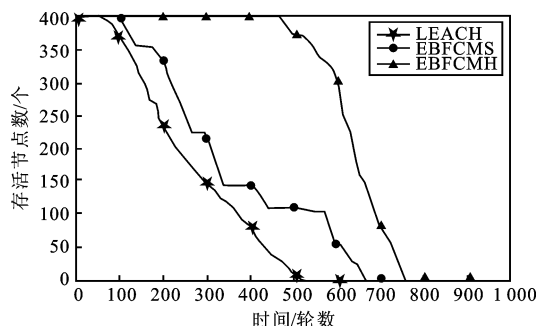


图3 存活节点个数和网络运行时间的关系

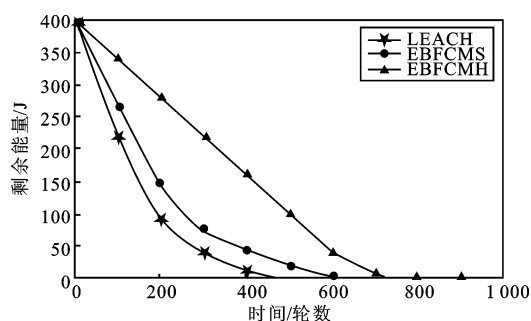


图4 网络剩余能量和运行时间的关系

根据图3,统计了三种算法的网络生命周期,如表3所示,传统的分簇路由大都采用簇间单跳方式(LEACH和前文提出的EBFCMS也一样),这仅适合规模较小,簇头离基站距离较近的网络,一旦网络规模加大,采用簇间单跳的路由方式势必会浪费很多能量,不利于延长网络的生命周期。从表3也可以看出采用簇间混合跳路由方式的EBFCMH算法相比LEACH和EBFCMS,在FND、HND以及LND方面都有很大的改进,尤其是在FND方面分别提高了近10倍和7倍,此外节点能耗均衡标准FND与LND的比率值0.617也要远大于EBFCMS的0.145和LEACH的0.087。由此可以验证,EBFCMH算法有效均衡了节点的能耗,使得网络的能量使用更高效。从图3中也可以看出EBFCMH相比EBFCMS,节点死亡的梯度趋势更不明显,这是因为EBFCMH算法不仅考虑了簇内节点的能耗均衡,同时也考虑了不同簇头之间的能耗均衡,因此整个网络节点的能耗都比较均衡。另外从图4中可以看出EBFCMH算法网络剩余能量比LEACH和EBFCMS一直都要高,因此EBFCMH不仅可以均衡节点的能量,也能更好地节约节点的能量。

表3 三种算法死亡轮数比较

算法	FND/轮	HND/轮	LND/轮
LEACH	46	235	525
EBFCMS	97	310	666
EBFCMH	469	640	759

5 结束语

本文提出了两种能量均衡的无线传感器网络分簇路由算法,两种算法都采用了改进的模糊C-均值聚类进行节点分簇,相比于传统的模糊C-均值聚类分簇,这种改进的分簇方法更加合理,簇内节点能耗代价更小。基于降低网络能耗和均衡各节点能耗为出发点,针对不同的网络规模,两种算法采用了不同的簇头选取方法和簇间路由方式,仿真结果表明提出的算法相比于传统的LEACH算法在网络生命周期和网络整体剩余能量方面都有很大的改善。

参考文献:

- [1] 沈波,张世永,钟亦平. 无线传感器网络分簇路由协议[J]. 软件学报,2006,17(7):1588-1600.

(下转第39页)

min_max 算法,改进算法的聚类准确率在低维和高维输入样本集上都有了很大的提高.但是算法采用的高斯核函数的参数值的设定目前还没有简单可行的方法,这是我们未来研究的方向.

参考文献:

- [1] Celebi M E, Kingravi H A, Vela P A. A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(1): 200-210.
- [2] Redmond S J, Heneghan C. A method for initialising the k-means clustering algorithm using kd-trees[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(8): 965-973.
- [3] 毛韶阳,李肯立. 优化 K-means 初始聚类中心研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(22): 179-181.
- [4] 张靖,段富. 优化初始聚类中心的改进 k-means 算法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(5): 1691-1694.
- [5] Dhillon I S, Guan Y, Kulis B. Kernel k-means: spectral clustering and normalized cuts[C]// Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. USA, Seattle, ACM, 2004: 551-556.

- [6] Li Y G. A clustering method based on k-means algorithm[J]. Physics Procedia, 2012(25): 1104-1109.
- [7] Filippone M, Camastra F, Masulli F, et al. A survey of kernel and spectral methods for clustering[J]. Pattern recognition, 2008, 41(1): 176-190.
- [8] Bache K, Lichman M. UCI machine learning repository [D]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science, 2013.
- [9] 傅德胜,周辰. 基于密度的改进 K 均值算法及实现[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 432-434.
- [10] 谢娟英,郭文娟,谢维信,等. 基于样本空间分布密度的初始聚类中心优化 K-均值算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 888-892.
- [11] 陈光平,王文鹏,黄俊. 一种改进初始聚类中心选择的 k-means 算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 35(6): 1320-1323.

作者简介:

张淑清 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为图像聚类. E-mail: 15527179027@163.com.

黄震坤 男, (1983-), 博士研究生. 研究方向为视频编码、视频分析.

冯 铭 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为视频分析.

(上接第 35 页)

- [2] Heinzelman W B, Chandrakasan A P, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks [C]// Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'00). Maui, Hawaii, USA, 2000: 10-19.
- [3] Hoang D C, Kumar R, Panda S K. Realisation of a cluster-based protocol using fuzzy C-means algorithm for wireless sensor networks [J]. IET Wireless Sensor Systems, 2013, 3(3): 163-171.
- [4] Singh A K, Goutele S, Verma S, et al. An energy efficient approach for clustering in WSN using fuzzy logic [J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 44(18): 8-12.

- [5] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 1994, 2 (3): 267-278.
- [6] Xie X L, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 841-847.
- [7] 黄小青. 大规模 WSN 中基于分环分簇的能量高效路由协议研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011: 48-49.

作者简介:

朱 攀 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络. E-mail: eduzhupan7807@163.com.

吴多龙 男, (1964-), 博士, 副研究员. 研究方向为射频与天线、无线传感器网络、无线通信等.