

基于粒子群优化和最小生成树聚类的能耗均衡算法

李凯佳¹, 袁凌云², 俞锐刚¹

(1 昆明学院 信息技术学院, 昆明 650214; 2 云南师范大学 信息学院, 昆明 650500)

摘 要: 提出了一种无线传感网络的能耗均衡算法。算法基于粒子群优化方法求解适应值, 选择最佳簇头以减少簇内节点的传输能耗; 利用最小生成树聚类规则, 以剩余能量和距离等因素来选择最优簇头数量, 在保证数据传输质量的同时优化了簇头总能耗。仿真结果表明, 相比 EEMDC 算法和 DE 算法两种能耗均衡算法, 本文算法节点平均能量效率分别提高了 6.7% 和 31.76%, 网络节点的失效节点数分别降低了 22% 和 27%。

关键词: 无线传感网络; 能耗均衡; 粒子寻优; 最小生成树聚类

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)12-0015-05

Energy Balance Algorithm Based on Particle Swarm Optimization and Minimum Spanning Tree Clustering

LI Kai-jia¹, YUAN Ling-yun², YU Rui-gang¹

(1 School of Information Technology, Kunming University, Kunming 650214, China; 2 School of Information, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China)

Abstract: A new energy balance algorithm for wireless sensor networks is proposed. This algorithm through adaptive value to choose the best cluster head to reduce the energy consumption of the cluster nodes; The algorithm uses the minimum spanning tree clustering rules, the residual energy and distance and other factors to select the optimal number of cluster heads in order to ensure the quality of data transmission at the same time optimize the cluster head total energy consumption. Simulation results show that compared EEMDC algorithm and DE algorithm two energy balancing algorithm, the algorithm of the node average energy efficiency were increased by 6.7% and 31.76%, the network node failure node number were decreased by 22% and 27%.

Key words: wireless sensor networks; energy balance; particle optimization; minimum spanning tree clustering

1 引言

无线传感网络 (Wireless Sensor Networks, WSN) 是利用大量传感节点通过无线电通信协作地感知、采集和处理网络覆盖区域里被监测对象的信息, 并将数据信息发送给网络管理者^[1]。传感节点体积小, 能量有限, 且部署区域环境复杂, 这使得能量问题成为无线传感网络亟需解决的重要问题^[2]。

许多研究者提出了应对能量过度消耗的方法。付帅等^[3]提出一种改进的基于分簇无线传感网络的数据聚合算法, 但算法没有有效地控制簇头数量, 有

一定的能量浪费。Pratyay 等^[4]提出一种无线传感网络的新型差分进化聚类算法 (DE), 通过网关寻找最佳的节点集群, 以防止簇头负荷过高而死亡, 然而算法并没有考虑簇内节点的能耗均衡。AlShawi 等^[5]提出一种基于模糊聚类 and 人工蜂群路由的无线网络聚类算法 (ABCRM), 但该算法加重了靠近汇聚端节点的能量负担, 容易造成汇聚端临近节点过早死亡。Amjad 等^[6]提出一种多层节能及距离感知的无线网络聚类算法 (EEMDC), 但越靠近汇聚节点的簇头能量负载越大, 缩短了簇头节点的寿命。

为了均衡各簇头的能量消耗, 同时平衡簇内各

节点的传输能耗,本文提出了一种基于粒子寻优和最小生成树聚类的无线传感网络能耗均衡算法。

2 无线传感网络的能量模型

假设无线传感网络节点随机分布部署在一个面积为 $L_1 \times L_2$ 区域中,负责汇总数据的汇聚节点位于该区域的正中间.所有传感节点是同构的,能量有限且具有唯一的标识号.节点传输的数据包长度相同,并可根据接收到的信号强度来估算另一个节点的距离.在网络模型中,节点发送距离为 d ,数据量为 h 比特,所消耗的能量为^[7-8]:

$$E_{Tr}(h, d) = \begin{cases} hE_e + h\delta_{fs}d^2, & d < d' \\ hE_e + h\delta_{fp}d^4, & d \geq d' \end{cases} \quad (1)$$

上式中 E_e 表示节点发送或接收 1 比特数据所消耗的能量, d' 为数据发送或接收距离阈值,它的大小决定了该能量模型是采用自由空间模型还是多径模型, δ_{fs} 和 δ_{fp} 为信道模型功率放大系数。

$$d' = \sqrt{\frac{\delta_{fs}}{\delta_{fp}}} \quad (2)$$

接收一个 h 比特位的消息,所消耗的总能量为:

$$E_{Re}(h) = hE_e \quad (3)$$

簇头节点聚合一个 h 比特位的消息,所消耗的总能量为:

$$E_{con}(h) = hE_o \quad (4)$$

式中, E_o 为聚合一个 1 比特位消息所消耗的能量。

3 无线传感网络的能耗均衡算法

而无线传感网络的聚类就是寻找最优节点作为簇头的过程,与粒子群优化算法的寻优过程是一致相符的,且粒子群优化算法收敛速度快,能发现全局最优解,为此,本文采用基于粒子群优化算法来选择最佳簇头。

3.1 基于粒子群优化的簇头选择

簇头担负着簇内数据融合与通信、簇间通信等任务,能量消耗较大,为了防止簇头过早死亡,借鉴粒子群优化算法,选择剩余能量较大的节点作为簇头.粒子群优化算法是基于群体智能的搜索算法,假设群体的粒子数为 n ,第 s 步迭代时位置向量 $x_i(s) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,速度向量为 $v_i(s) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$,该粒子 i 经历的最好位置向量为 $p_i(s) = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,整个群体中粒子经历的最好位置向量为 $p_b = (p_{b1}, p_{b2}, \dots, p_{bd})$,群体粒子根据以下两个公式更新自身的位置和速度:

$$x_{id}(s) = x_{id}(s-1) + v_{id}(s) \quad (5)$$

$$v_{id}(s) = \theta v_{id}(s-1) + c_1 \eta_1 (p_{id} - x_{id}(s-1)) + c_2 \eta_2 (p_{bd} - x_{id}(s-1)) \quad (6)$$

上式中, θ 为惯性权重, c_1, c_2 为智能学习因子, η_1, η_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数.为了使式(5)和式(6)适合簇头的选择,需要对其进行改进,并给出一个选择最优簇头的适值函数 $\text{suit}(x)$.整个平面区域的无线节点集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,任意节点 i 的位置由其平面坐标分量 x 和 y 决定:

$$x_{xid}(s) = x_{xid}(s-1) + v_{xid}(s) \quad (7)$$

$$x_{yid}(s) = x_{yid}(s-1) + v_{yid}(s) \quad (8)$$

任意节点 i 的速度由其平面坐标分量 x 和 y 决定:

$$v_{xid}(s) = \theta v_{xid}(s-1) + c_1 \eta_1 (p_{id} - x_{xid}(s-1)) + c_2 \eta_2 (p_{bd} - x_{xid}(s-1)) \quad (9)$$

$$v_{yid}(s) = \theta v_{yid}(s-1) + c_1 \eta_1 (p_{id} - x_{yid}(s-1)) + c_2 \eta_2 (p_{bd} - x_{yid}(s-1)) \quad (10)$$

由于网络节点离散分布,由上式得到的位置与实际值不能一一对应,需要公式求出的值进行调整,从而使 $x_{xid}(s) \in \{p_{x1}, p_{x2}, \dots, p_{xd}\}$, $y_{xid}(s) \in \{p_{y1}, p_{y2}, \dots, p_{yd}\}$,其中 p_{xi} 和 p_{yi} 为簇内节点坐标的 x 和 y 分量.设 Δp_{xi} 为 $x_{xid}(s)$ 与 i 节点横坐标差的绝对值,同理, Δp_{yi} 为 $x_{yid}(s)$ 与 i 节点纵坐标差的绝对值,则有:

$$\Delta p_{xi} = |x_{xid}(s) - p_{xi}| \quad (11)$$

$$\Delta p_{yi} = |x_{yid}(s) - p_{yi}| \quad (12)$$

令

$$\Delta p_i = \sqrt{(\Delta p_{xi})^2 + (\Delta p_{yi})^2} \quad (13)$$

$$\Delta p_t = \min(\Delta p_1, \Delta p_2, \dots, \Delta p_n) \quad (14)$$

t 节点位置最近似于 $x_{xid}(s)$,从而对 $x_{xid}(s)$ 和 $y_{xid}(s)$ 进行调整得:

$$x_{xid}(s) \approx p_{xt} \quad (15)$$

$$y_{xid}(s) \approx p_{yt} \quad (16)$$

适应值函数决定着能否选出理想的簇头,但簇头的选择需要考虑其自身能量剩余及周围节点的能量多少,考虑以上两点,本文将簇头选择的适应值函数构造为:

$$\text{suit}(x) = \omega E_x + \delta \bar{E} \quad (17)$$

上式中 ω 和 δ 分别为 x 节点能量影响因子和除 x 节点外其他节点能量影响因子,且 $\omega + \delta = 1$, E_x 为节点 x 的剩余能量, $\bar{E}$ 为除节点 x 外其他节点的平均剩余能量。

$$\bar{E} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1, i \neq x}^n E_i \quad (18)$$

E_i 为第 i 个节点的剩余能量,由节点 i 的剩余能量 e_i 和到节点 x 的距离决定 d_i ,根据式(1)可构造:

$$E_i = \frac{e_i}{d_i^2}$$

则适应值函数可化为:

$$\text{suit}(x) = \omega E_x + \delta \frac{1}{n-1} \sum_{i=1, i \neq x}^n \frac{e_i}{d_i^2} \quad (19)$$

基于粒子群优化的簇头选择算法的步骤:

(1) 初始化粒子群规模为 n , 初始化每个粒子 i ;

(2) 初始化粒子 i 的 $x_{iid}(s)$ 和 $x_{yid}(s)$, 并代入公式(11) ~ (16) 进行位置调整;

(3) 初始化粒子 i 的 $v_{iid}(s)$ 和 $v_{yid}(s)$;

(4) 根据式(19) 求出适应值函数 $\text{suit}_i(x)$;

(5) 令 p_{id} 为最大适应值 $\text{suit}_{\max}(x)$, p_{id} 为 $\text{suit}_i(x)$;

(6) 循环执行, 直到达到最大迭代次数:

① 更新每个粒子的 $x_{iid}(s)$, $x_{yid}(s)$, $v_{iid}(s)$ 和 $v_{yid}(s)$, 并代入公式(11) ~ (16) 进行位置调整;

② 计算每个粒子的适应值 $\text{suit}_i(x)$;

③ 令 $p_{id} = \text{suit}_{\max}(x)$, $p_{id} = \text{suit}_i(x)$.

(7) 选择适应值 $\text{suit}(x)$ 最大的节点作为簇头.

3.2 最小生成树聚类规则的簇头数量

每一轮后簇头都重新选举, 而重新选举时, 簇头个数对节点的数据转发、网络能量消耗量有至关重要的影响. 每个传输周期的簇头数量对簇内通信、簇间通信的负载均衡也有很大的作用, 过多的簇头会消耗更多的能量, 而簇头过少则不能保证数据的传输任务. 最小生成树的方法可以保持图连通最少的边, 由于在无线传感网络中节点与节点的间距越小, 所消耗的传输能耗也越小, 本文将节点与节点间的传输链路看作图中的边, 采用最小生成树的聚类规则使得簇头与簇内节点的平均距离保持在最小, 根据节点与簇头的平均距离来为网络选择合适的簇头数量, 优化网络能量.

初始定义簇头为初始树干节点, 簇内的其他节点作为叶子节点, 叶子节点在簇内是随机均匀分布的, 对于簇内的树干节点 q , 假设与最远的叶子节点 w 的距离为 $d(q, w)$, 最近的叶子节点 g 与它的距离为 $d(q, g)$, 我们假设在区域 S 内, 簇 q 占据区域 S 的面积为:

$$\frac{\pi \left(\frac{d(q, w) + d(q, g)}{2} \right)^2}{S} \quad (20)$$

则该区域内有一坐标为 (x, y) 节点的分布密度函数为:

$$\rho(x, y) = \begin{cases} \frac{\pi \left(\frac{d(q, w) + d(q, g)}{2} \right)^2}{S} X, & (x, y) \in S \\ 0, & (x, y) \notin S \end{cases} \quad (21)$$

该节点与簇头距离平方的数学期望为:

$$D[x^2 + y^2] = \frac{\pi \left(\frac{d(q, w) + d(q, g)}{2} \right)^2}{2\pi S} \quad (22)$$

当能量模型采用自由空间模型, 假设选择的簇头数量为 n , 整个网络的能量消耗量为:

$$\begin{aligned} E_T &= n \times E_{\text{cluster}} + E_N \\ &= n \times (hE_e + hE_o + \sum_{i=1}^n E_{Tr}(q, \sigma)) \\ &\quad + \sum_{i=1}^n hE_e + h\delta_{fs} \left[\frac{\pi \left(\frac{d(q, w) + d(q, g)}{2} \right)^2}{2\pi S} \right]^2 \end{aligned} \quad (23)$$

当能量模型采用多径模型, 整个网络的能量消耗量为:

$$\begin{aligned} E_T &= n \times E_{\text{cluster}} + E_N \\ &= n \times (hE_e + hE_o + \sum_{i=1}^n E_{Tr}(q, \sigma)) \\ &\quad + \sum_{i=1}^n hE_e + h\delta_{fp} \left[\frac{\pi \left(\frac{d(q, w) + d(q, g)}{2} \right)^2}{2\pi S} \right]^4 \end{aligned} \quad (24)$$

在式(23) 和式(24) 中求关于 n 的一阶导数, 可得:

$$n' = \sqrt{\frac{X}{S} (2\pi(d(q, w) + d(q, g)) - E_e)} \quad (25)$$

当上式成立时整个网络的总能量消耗量最小, 此时的簇头数量 n' 为最优簇头数量.

4 实验仿真及结果分析

在 Matlab 仿真平台上实现本文提出的算法, 并将其与已提出的无线传感器网络的新型差分进化聚类算法(DE)^[4]、多层节能及距离感知的无线传感器网络聚类算法(EEMDC)^[6] 进行对比. 在不特别说明的情况下, 所有算法都在同一平台和同样的参数条件下进行对比仿真.

仿真矩形场景为 $250 \text{ m} \times 250 \text{ m}$, 初始节点为 60 个, 节点通信半径为 60 m, E_e 为 $5 \times 10^{-8} \text{ J/bit}$, E_o 为 $5 \times 10^{-9} \text{ J/bit}$, 节点初始能量为 2 J, 数据包的长度为 20 bit, δ_{fs} 为 $6 \times 10^{-11} \text{ J/bit} \cdot \text{m}^{-2}$, δ_{fp} 为 $8 \times 10^{-11} \text{ J/bit} \cdot \text{m}^{-2}$, 距离阈值 d_0 为 120 m, 基站的位置

置在(25,30),仿真时间 6 000 s.

4.1 簇头剩余能量结果分析

簇头的剩余能量反映了簇头在执行任务过程中的能量消耗量. 剩余的越多,表明簇头的能力优化效果越明显. 图 1 给出了网络运行过程中不同时间点的簇头剩余能量情况.

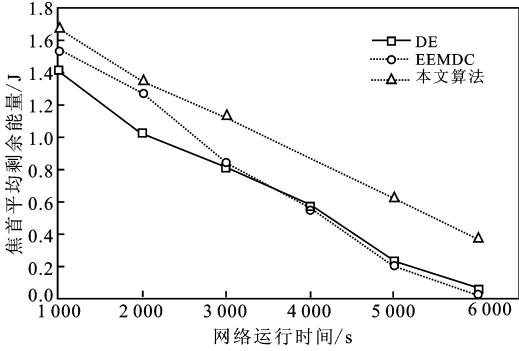


图 1 簇头平均剩余能量

从图 1 的曲线结果可以看出,在执行相同任务量的情况下,随着仿真时间的延续,簇头的剩余能量呈递减的走势. 仿真到 6 000 s 时,本文算法的簇头平均剩余能量为 0.4 J, DE 算法的簇头平均剩余能量为 0.01 J, EEMDC 算法簇头平均剩余能量为 0.03 J. 可见本文算法的簇头平均剩余能量最多, EEMDC 算法和 DE 算法相差无几. DE 算法通过选择最佳路由路径来减少传输能耗,而 EEMDC 算法通过改进无线传感器网络的集群结构来减小传输能耗,但这两种算法在簇头选择机制中并没有优化网络的簇头数量,过多的簇头造成较多的能量消耗. 本文算法将剩余能量和距离作为簇头选举的因素,通过优化簇头数量使得簇头负载得到合理的均衡.

4.2 节点平均剩余能量结果分析

图 2 为节点的平均剩余能量. 从 2 图中可以看出,节点的剩余能量随着仿真时间的递增而减小,节点的初始能量为 2 J,运行到 6 000 s 时,本文算法的节点平均剩余能量为 1.12 J, EEMDC 算法的节点平均剩余能量为 1.05 J, DE 算法的节点平均剩余能量为 0.85 J. 本文算法的节点平均剩余能量更多,说明了本文算法具有更好的节能效果. 这主要是因为本文算法除了考虑簇头的能量均衡外,还考虑簇内节点的平均传输距离,通过选举簇内节点与簇头平均传输距离最小的簇头,从而节省簇内节点的传输能耗. 而 DE 算法通过网关寻找最佳的传感器节点集群,减少簇头负载,却没考虑簇内节点的传输能耗问题, EEMDC 算法采用基于跳数信息的方法减

少了节点间的传输能耗,却没法有效均衡簇头的能量负载.

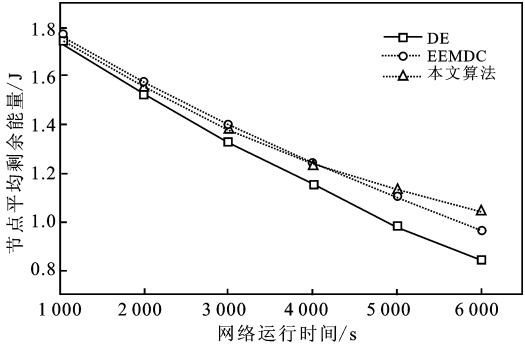


图 2 节点的平均剩余能量

4.3 网络实效节点结果分析

图 3 为多次仿真实验下,无线网络中失效节点个数的结果示意图.

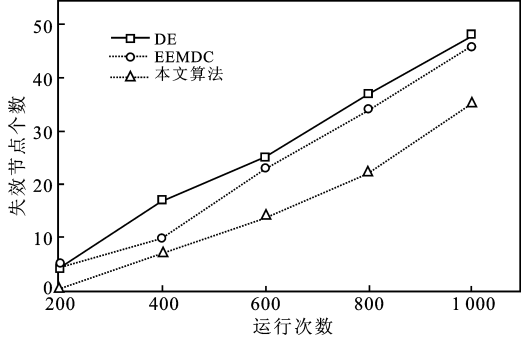


图 3 失效节点个数

在同样仿真时间前提下,随着运行次数的增加,失效节点越少,无线传感网络越健壮,网络寿命越长. 通过图 3 可以看出,当运行到 1 000 次时,本文算法有 35 个失效节点, EEMDC 算法有 45 个失效节点, DE 算法有 48 个失效节点. 本文算法的失效节点少于 EEMDC 算法和 DE 算法中的失效节点. 簇头承担了簇内通信,融合数据和簇间通信多项任务,能量消耗量比普通节点要大,失效的节点往往是簇头节点,当节点减少至一个临界点,无线传感网络将无法正常工作. 本文算法的失效节点个数少. 说明了本文算法可以更好地延长网络的工作寿命.

5 结束语

本文对无线传感网络的簇头能量均衡及节点能量消耗等问题进行了研究,提出了一种基于粒子寻优和最小生成树聚类的能耗均衡算法,该算法采用了基于粒子优化的方法来均衡簇头的能量负载,针对其他传感器网络分簇算法所忽略的簇头节点数量

的控制问题,算法通过最小生成树聚类规则来确定合适的簇头数量,节省簇内各节点的传输能量。仿真实验结果表明,本文算法可有效提高无线传感网络能量利用效率,进一步延长了无线网络寿命。

参考文献:

- [1] 谢和平,周海鹰,左德承,等. 无线传感器网络能量优化与建模技术综述[J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 15-16.
- [2] Hancke G P, Gungor V C. Guest editorial special section on industrial wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(1): 762-765.
- [3] 付帅, 马建峰, 李洪涛. 改进的基于分簇无线传感器网络的数据聚合算法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2014, 44(4): 1118-1125.
- [4] Kuila P, Jana P K. A novel differential evolution based clustering algorithm for wireless sensor networks[J]. Applied Soft Computing, 2014, 25(c): 414-425.
- [5] AlShawi I S, Yan L, Pan W, et al. Fuzzy chessboard clustering and artificial bee colony routing method for energy-efficient heterogeneous wireless sensor net-

works[J]. International Journal of Communication Systems, 2013, 27(12):3581-3599.

- [6] Mehmood A, Khan S, Shams B, et al. Energy-efficient multi-level and distance-aware clustering mechanism for WSNs[J]. International Journal of Communication Systems, 2013, 28(17): 973-989.
- [7] Yu C B, Yu L, Tan J, et al. DV-Hop localization algorithm in WSN based on weighted of correction in hop distance[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 32(6): 143-148.
- [8] 彭铎,黎锁平,杨喜娟. 一种能量高效的无线传感网络非均匀分簇路由协议[J]. 传感技术学报, 2014, 27(12):1687-1691.

作者简介:

李凯佳 女, (1979-), 硕士, 讲师. 研究方向为无线网络信息安全及路由协议、数字图像处理.

E-mail: likaijia1979@126.com.

袁凌云 女, (1980-), 博士, 副教授. 研究方向为物联网及无线网路由协议.

俞锐刚 男, (1979-), 博士研究生, 讲师. 研究方向为无线网路.

(上接第 14 页)

- [2] Mu Y D, Sun U, Han T X. Randomized locality sensitive vocabularies for bag-of-features model[C]// Proceedings of the 11th European conference on computer vision conference on Computer vision. Germany, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [3] Gong Y, Lazebnik S, Gordo A, et al. Iterative quantization: A Procrustean approach to learning binary codes for large-scale image retrieval[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2013, 35(12): 2916-2945.
- [4] Norouzi M, Punjani A, Fleet D J. Fast search in hamming space with multi-index hashing [C]// CVPR 2012. USA, Rhode Island, Providence, 2012.
- [5] Gong Y, Pavlowski M, Yang Fei. Web scale photo hash clustering on a single machine[C]// Proc. CVPR 2015. USA, Boston, 2015.
- [6] Lowe D. Distinctive image features from scale-invari-

ant keypoints[J]. Int. J. Comput. Vis., 2004, 60(2): 91-110.

- [7] Lin W, Wang J, Ji R, et al. Supervised hashing with kernels[C]//Proc. CVPR 2012. USA, Rhode Island, Providence, 2012.
- [8] Li F F, Fergus R, Perona P. Learning generative visual models from few training examples: an incremental Bayesian approach tested on 101 object categories[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 106(1): 59-70.

作者简介:

代雪梅 女, (1972-), 博士研究生, 副教授. 研究方向为算法设计、格上拓扑学与模糊代数.

E-mail: daixuemei666@tom.com.

李生刚 男, (1959-), 博士, 教授. 研究方向为格上拓扑学和拟阵理论.