

引用格式:陈磊,张颖. 基于自适应遗传算法的 WSNs 分簇路由方法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(11):41-47. [CHEN L, ZHANG Y. An improved adaptive genetic algorithm-based clustering routing method for wireless sensor networks[J]. Microelectronics & Computer,2020,37(11):41-47.]

基于自适应遗传算法的 WSNs 分簇路由方法

陈 磊,张 颖

(上海海事大学,信息工程学院,上海 201306)

摘 要: 在设计和部署无线传感网络的过程中,由于部署环境多变,节点能量有限,各节点传输数据时负载不均衡. 因此,如何充分利用有限的能量来延长网络寿命,提高数据传输效率和算法的实时性成为了亟需解决的问题. 本文针对上述问题提出了一种基于改进型自适应遗传算法的无线传感网络分簇路由协议 IAGA-C(Improved Adaptive Genetic Algorithm-Clustering). 该方法在分簇过程中,综合考虑了各节点与簇头节点间、簇头节点与基站间的距离以及各节点剩余能量三方面因素来进行簇头的选择. 此外,为了提高分簇算法的实时性,本文改进了经典遗传算法的交叉和变异机制,在保证算法有效性的同时缩短了分簇过程所消耗的时间和能量. 仿真结果表明,相比于其他协议,该方法在网络寿命、数据传输效率以及实时性等方面有较好的表现.

关键词: 无线传感网络;分簇;自适应遗传算法;网络寿命;数据传输效率

中图分类号: TP212. 9;TN929. 5

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)11—0041—07

An improved adaptive genetic algorithm-based clustering routing method for wireless sensor networks

CHEN Lei, ZHANG Ying

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In the process of designing and deploying wireless sensor networks (WSNs), due to the changeable deployment environment and limited energy, the load of each node is unbalanced when transmitting data. Therefore, how to make full use of the limited energy to prolong the lifetime of the network, improve the data transmission efficiency and real-time performance of the algorithm has become an urgent problem to be solved. An improved adaptive-genetic-algorithm based clustering protocol (IAGA-C) for WSNs is proposed in this paper. The cluster heads are selected by integrating the factors of the distance between each node and cluster heads, the distance between cluster heads and base station (BS), and the remaining energy of each node. Additionally, in order to improve the real-time performance of clustering algorithm, this paper improves the crossover and mutation mechanism of classical genetic algorithm, and reduces the time consumed in clustering process while ensuring the effectiveness of the algorithm. Simulation results show that, compared with another clustering routing protocols, the proposed method has good performance on improving network life, data transmission efficiency and real-time capability.

Key words: WSNs; clustering; adaptive genetic algorithm; network lifetime; data transmission efficiency

1 引言

无线传感网络(WSNs)由很多传感器设备组

成. 这些设备能感知到周围环境的一些物理特性从而获得各种数据,例如声音、压力、湿度、温度或化学浓度等. 如今,WSNs 被广泛应用于空气质量监测、

健康监测、水质监测、家庭安全等领域^[1-3]然而,这些传感器节点随着电池电量耗尽,节点也会相应失效.近年来,由于分簇网络结构具有良好的扩展性,便于能量管理,均衡负载,资源分配等优势,众多研究人员对无线传感网络分簇路由协议^[4-6]进行了深入的研究.

本文在分簇过程中,综合考虑了各节点间以及簇头节点与基站间的距离、各节点剩余能量等方面因素^[7-12]来进行簇头的选择,解决了传统分簇路由协议分簇不均匀,网络寿命仍然较短等问题;同时改进了遗传算法的交叉和变异机制,在保证分簇效果的同时缩短了分簇过程所消耗的时间,提升了分簇算法的实时性.

2 系统模型

2.1 无线传感器网络模型

- (1) 100 个节点随机分布网络区域内
- (2) 每个节点都有唯一的 ID 标识
- (3) 节点根据接收到的信号强弱判断相对距离
- (4) 节点初始能量相同且能量有限
- (5) 节点死亡只和能量耗尽有关,不考虑其他因素

2.2 能耗模型

本文采用一阶无线电模型^[8]作为能耗模型,如图 1 所示.

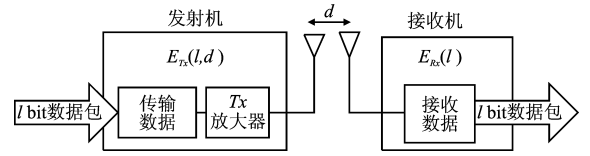


图 1 一阶无线电模型

若源节点需要发送 1 比特的数据至距离源节点距离为 d 的目的节点,则源节点的能耗为:

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

式中, $d_0 = \sqrt{\epsilon_{fs}/\epsilon_{mp}}$ 表示距离阈值, E_{elec} 表示发送或者接收 1 比特数据所消耗的能量, ϵ_{fs} 和 ϵ_{mp} 表示不同通信距离下的功率放大系数. 相应的,目的节点接收 l 比特数据所消耗的能量如式(2)所示:

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

3 算法实现

3.1 适应值函数的确定

适应值函数用来评估个体的优劣性,不同研究者构造的适应值函数也不尽相同,本文综合考虑了网络平均能量,成员节点到簇头欧式距离以及各簇头节点到基站的欧式距离构造了适应值函数. 本文构造的种群中第 x 条染色体适应值函数如式(3)所示:

$$f(x) = \frac{E_{avg}}{\exp\left[\frac{\sum D_{CH \rightarrow BS}(x) - \min pop D_{CH \rightarrow BS} + 1}{1 + avg pop D_{CH \rightarrow BS}} + \frac{\sum D_{S \rightarrow CH}(x) - \min pop D_{S \rightarrow CH} + 1}{1 + avg pop D_{S \rightarrow CH}}\right]} \quad (3)$$

式中, E_{avg} , $\sum D_{CH \rightarrow BS}(x)$ 和 $\sum D_{S \rightarrow CH}(x)$ 分别表示网络平均能量,种群中第 x 条染色体对应的分簇方案中各簇头节点至基站的距离之和以及成员节点至簇头节点距离之和,计算方法如式(4), (5) 所示:

$$\sum D_{CH \rightarrow BS}(x) = \sum_{j=1}^K D(CH(j), BS) \quad (4)$$

$$\sum D_{S \rightarrow CH}(x) = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n D(S(i) \rightarrow CH(j)) \quad (5)$$

$\min pop D_{CH \rightarrow BS}$ 和 $\min pop D_{S \rightarrow CH}$ 表示所有染色体中各簇头节点至基站的距离之和以及成员节点至相应簇头节点距离之和的最小值, K 表示簇头个数, $avg pop D_{CH \rightarrow BS}$ 和 $avg pop D_{S \rightarrow CH}$ 表示所有染色体中各簇头节点至基站的距离之和的平均值以及成员节点至簇头节点距离之和的平均值,计算如公式(6)、(7) 所示:

$$avg pop D_{CH \rightarrow BS} = \frac{\sum_{x=1}^m \sum D_{CH \rightarrow BS}(x)}{m} \quad (6)$$

$$avg pop D_{S \rightarrow CH} = \frac{\sum_{x=1}^m \sum D_{S \rightarrow CH}(x)}{m} \quad (7)$$

这里 m 代表种群大小. 在同一代种群中,式(3) 的值越大,说明采用该个体对应的分簇方案时,簇头至基站距离以及成员节点至簇头距离整体越小,同时剩余能量越高. 随着上述适应值函数值增大,整个网络越来越趋向于选择能量较高,同时位置更合理的节点作为簇头.

3.2 种群初始化

种群大小为 m ,即种群包含 m 条染色体,种群集合如式(8) 所示:

$$Pop = \bigcup_{x=1}^m C(x) \quad (8)$$

式中, $C(x)$ 表示种群中的第 x 条染色体. 每条染色体的长度为传感器节点数 n ,染色体集合如式(9) 所示:

$$C(x) = \{B_1, B_2, B_3, \dots, B_i, \dots, B_n\} \quad (9)$$

式中, B_i 表示染色体上基因的值, 本文中 B_i 由节点 S_i 的能量, 网络中存活节点的平均能量以及阈值 $T(s)$ 决定. 每个节点随机产生一个 $0 \sim 1$ 的数 rand , 并将其与阈值 $T(s)$ 比较, 若其小于等于 $T(s)$ 并且节点 S_i 的能量大于等于当前网络中存活节点的平均能量时, $B_i = 1$, 节点 S_i 被选为簇头 CH(Cluster Head); 当节点能量大于 0 但小于平均能量时, $B_i = 0$; 当节点能量小于 0 即节点死亡时, $B_i = -1$. 阈值 $T(s)$ 以及 B_i 计算公式如下所示:

$$T(s) = \begin{cases} \frac{p}{1 - p \times \lceil r \bmod (1/p) \rceil} & \text{if } s \in G \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$C(x, i) = B_i = \begin{cases} 1 & S_i.E \geq E_{\text{avgAlive}}, \text{rand} \leq T(s) \\ 0 & 0 \leq S_i.E < E_{\text{avgAlive}} \\ -1 & S_i.E < 0 \end{cases} \quad (11)$$

式(10)中 p 为簇头数占总节点数的比例, r 为当前轮数, G 为过去 $1/p$ 轮中未成为簇头的节点的集合. 式(11)中 $S_i.E$ 表示节点 S_i 的剩余能量, E_{avgAlive} 表示网络中存活节点的平均能量, 平均能量计算公式如式(16)所示:

$$E_{\text{avgAlive}} = \frac{\sum_{i=1}^n S_i.E}{n - \text{Deadnum}} \quad (12)$$

式中, n 为节点总数, Deadnum 表示死亡节点数.

3.3 选择操作

本文使用精英保留策略, 通过精英保留, 适应度较高的优良个体得以保留并遗传到下一代. 设集合:

$$C_{\max} = \left\{ \begin{array}{l} C_{\max}(k) : f[C_{\max}(k)] = \max[f(C(k))] \\ | C_{\max}(k) \in \text{Pop}(k), k = 1, 2, \dots \end{array} \right\} \quad (13)$$

$$C_{\min} = \left\{ \begin{array}{l} C_{\min}(k) : f[C_{\min}(k)] = \min[f(C(k))] \\ | C_{\min}(k) \in \text{Pop}(k), k = 1, 2, \dots \end{array} \right\} \quad (14)$$

式中, $C_{\max}(k)$ 和 $C_{\min}(k)$ 分别表示第 k 代种群 $\text{Pop}(k)$ 中的最优个体和最劣个体, $f[C_{\max}(k)]$ 和 $f[C_{\min}(k)]$ 为相应个体的适应值. 若 $f[C_{\max}(k)] > f[C_{\min}(k+1)]$, 则:

$$C_{\min}(k+1) = C_{\max}(k) \quad (15)$$

$$f[C_{\min}(k+1)] = f[C_{\max}(k)] \quad (16)$$

本文采用的精英保留策略在保存当前种群中适应值最高的个体 H 的同时, 让个体 H 继续参与交叉和变异操作, 若下一代中表现最差的个体 L 适应值

小于上一代的个体 H , 则用 H 个体直接替换掉 L 个体. 至于可能会遇到的早熟问题, 本文将在之后的自适应交叉和变异操作中解决.

3.4 自适应交叉和变异算子的确定

交叉操作是将两条染色体的部分结构进行互换重组从而产生新的个体, 通过交叉重组, 遗传算法的搜索能力大大提升. 本文采用两点交叉的方式, 在种群中第 x 条染色体上随机选择两个基因切点 CP_1 和 CP_2 , 将第 x 条染色体上 CP_1 到 CP_2 之间的基因与第 $x+2$ 条染色体相应位置的基因互换. 具体操作如图 2 所示.

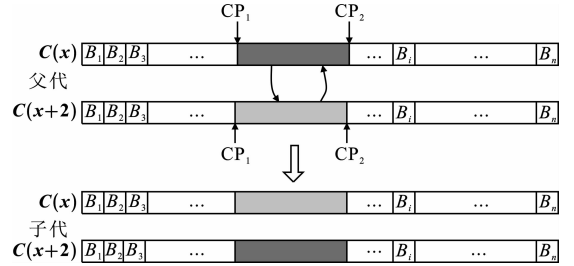


图2 交叉操作示意图

在进化过程中, 可能会出现一些差错而导致基因突变. 变异操作便是依据这种现象, 通过设置变异概率, 使得染色体上的某些基因值发生突变, 目的是为了增加种群的多样性, 避免陷入局部最优. 本文采用经典的变异方式, 对发生变异的基因值进行替换. 对于节点 S_i , 若相应的 $B_i = 0$, 则变为 1, 反之亦然. 具体操作如图 3 所示.

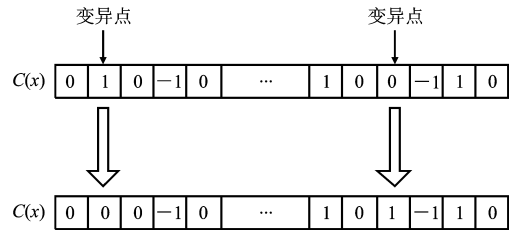


图3 变异操作示意图

在传统遗传算法中, 交叉概率 P_c 以及变异概率 P_m 通常为一定值, 若 P_c 或 P_m 过大, 则适应值较高的个体结构便容易遭到破坏, 算法陷入随机搜索; 若 P_c 或 P_m 过小, 则会导致进化过程停滞, 陷入局部最优. 因此, 在利用经典遗传算法解决不同问题时, 需要不断调整选出适当的交叉概率以及变异概率, 增加了工作量. 为了解决这个问题, Srinivas 等人提出了一种根据个体适应值大小动态调整 P_c 和 P_m 的自适应遗传算法 (Adaptive Genetic Algorithm, AGA)^[13]. 随着个体适应值在种群平均适应值和最大适应值之间变化, 交叉概率和变异概率也同时线

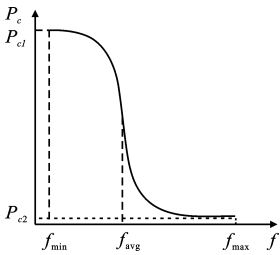
性调整. 若个体适应值越来越接近最大适应值, P_c 和 P_m 也相应变小直到 0. 但由于在适应值达到峰值后, P_c 和 P_m 都为 0, 所以该算法容易陷入局部最优. 因此, 为了进一步缓解算法陷入局部最优的问题, P_c 和 P_m 在个体适应值较低时应变化缓慢, 维持在较高的水平; P_c 和 P_m 在个体适应值较高时同样变化缓慢, 维持在较低的水平. 即交叉和变异概率应该随着个体适应值大小进行非线性调整. 本文采用 Sigmoid 函数来量化交叉和变异概率的自适应调整, Sigmoid 函数顶部和底部较为平滑, 能够满足本文对交叉和变异概率非线性变化的要求. 本文提出的交叉和变异公式如式(17), (18) 所示:

$$P_c(x) = P_{c2} + \frac{P_{c1} - P_{c2}}{1 + \exp\left[10 \cdot \frac{f(x) - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}}\right]} \tag{17}$$

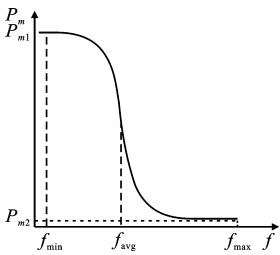
$$P_m(x) = P_{m2} + \frac{P_{m1} - P_{m2}}{1 + \exp\left[10 \cdot \frac{f(x) - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}}\right]} \tag{18}$$

式中, P_{c1} 和 P_{c2} 为交叉概率调整的上下限, 取 0.9 和 0.6; P_{m1} 和 P_{m2} 为变异概率调整的上下限, 取 0.03 和 0.01. f_{max} 为种群中个体适应值的最大值, f_{avg} 为种群中所有个体适应值的平均值.

根据式(17)、(18), 本文提出的 IAGA 自适应交叉和变异概率调整曲线如图 4 所示.



(a) 自适应交叉概率 P_c



(b) 自适应变异概率 P_m

图 4 自适应交叉变异概率调整曲线

4 算法流程

在上述种群初始化、适应值计算、选择、交叉、变

异操作在基站上全部迭代完成之后, 产生的最优个体对应的分簇方案即为当前轮分簇的最优方案, 然后基站通知相应节点成为簇头, 成员节点通过与附近簇头的信息交互加入相应的簇结构. IAGA-C 算法的流程图如图 5 所示.

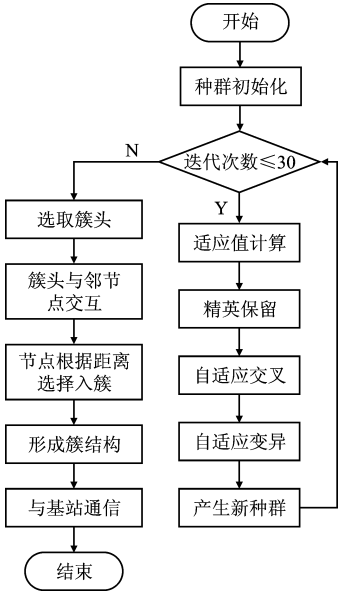


图 5 算法流程图

5 仿真实验

本文从平均分簇耗时、网络寿命、剩余能量以及基站接收到的数据量四个方面对 IAGA-C 协议进行了评估^[14]. 通过 MATLAB 仿真, 证明本文提出的 IAGA-C 协议与 EAMR^[7]、GABEEC^[9]、ESNAGA^[10]、CFGA^[11] 和 ECAFG^[12] 相比具有一定优越性. 此外, 本文还将采用经典遗传算法 CGA(Classical Genetic Algorithm)的分簇路由协议在相同适应值函数和迭代次数等条件下与 IAGA-C 作对比, 以此来进一步证明本文对遗传算法的改进具有一定效果.

通过大量实验所得, 本文使用的网络模型仿真所用参数如表 1 所示, 自适应遗传算法仿真所用参数如表 2 所示.

表 1 网络模型参数设置

参数	数值
网络范围	100 m × 100 m
节点数目	100
节点初始能量	0.1 J
数据包大小	4 000 bits
簇头比例 ρ	0.05
E_{elec}	50 nJ/bit
ϵ_{fs}	10 pJ/bit/m2
ϵ_{mp}	0.001 3 pJ/bit/m4

表 2 遗传算法参数设置

参数	数值
种群大小	20
染色体长度	100
迭代次数	30
自适应交叉概率	0.6~0.9
自适应变异概率	0.01~0.03

10 轮后 IAGA-C 的成簇情况如图 6 所示,CGA 的成簇情况如图 7 所示. 如图所示,采用本文提出的算法选出的簇头分布更加均匀,位置更为合理.

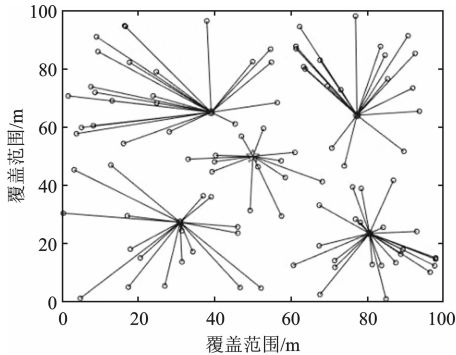


图 6 IAGA-C 成簇图

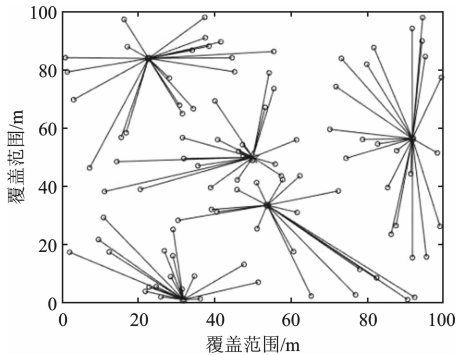


图 7 CGA 成簇图

图 8 显示了分簇的平均耗时. 从图中可以看出,与 GABEEC、ESNAGA、CFG A、CGA 和 ECAFG 相比,IAGA-C 分簇所用时间更短,实时性更好,这得益于自适应遗传算法的改进. 但 IAGA-C 的实时性比 EAMR 略低,因为本文提出的方法在实时性和算法有效性之间进行了权衡. 虽然 EAMR 具有更好的实时性,但网络寿命等其他指标相对较低.

图 9 显示了各个协议的节点死亡情况. 如图所示,随着运行轮数的增加,本文提出的 IAGA-C 在第一个节点以及所有节点死亡时的轮数均要大于其他分簇路由协议,显著提升了网络寿命.

图 10 显示了将 IAGA-C 和其他协议的网络剩

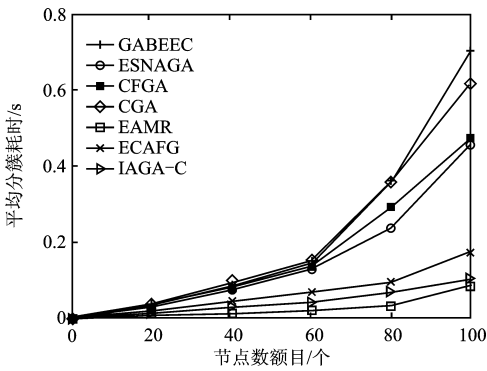


图 8 平均分簇耗时对比

余能量的对比结果. 如图所示,随着运行轮数的增加,使用 IAGA-C 的网络剩余能量一直高于其他协议. 这说明本文提出的 IAGA-C 相较于其他协议,能量消耗更均匀.

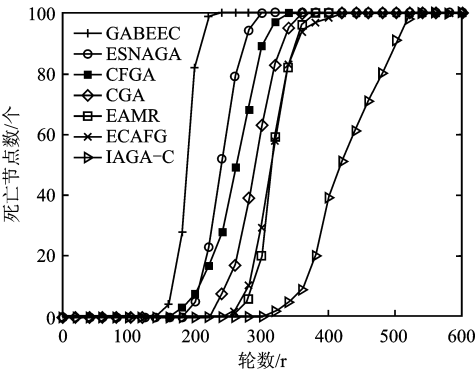


图 9 节点死亡数目对比

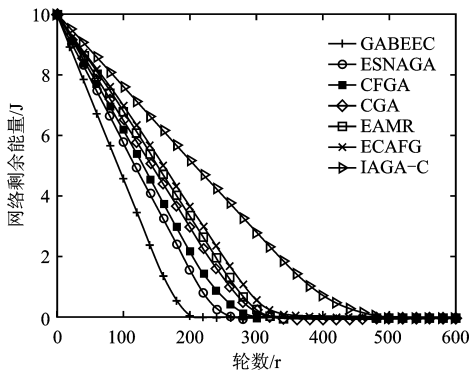


图 10 网络剩余能量对比

图 11 显示了 IAGA-C 和其他协议随着运行轮数的增加,基站接收到的数据量变化曲线. 如图所示,本文提出的 IAGA-C 在网络存活周期内基站接收到的数据量远大于其他协议,说明 IAGA-C 在数据传输量上也有优异的表现. 这得益于本文中采用的自适应遗传算法综合考虑了节点的能量,位置来进行簇头的选举,簇头节点的位置更合理,数据传输

效率得到了提高。

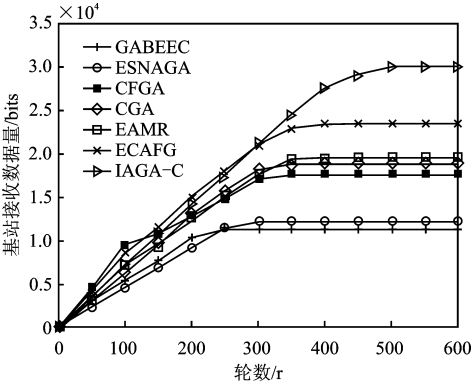


图 11 基站接收数据量对比

对于同一片监测区域,当节点数目较少时,网络覆盖范围变小,理论上数据传输量也会随之减少;当节点数目较多时,冗余节点也会随之增多,增加了不必要的能量消耗,网络寿命并不会明显延长,但基站接受到的数据量却会增加.因此,本文比较了不同路由协议节点部署由稀疏到密集的情况下,基站接收到的数据量.如图 12 所示,随着节点数目的增多,基站接收到的数据量也随之增多,其中本文提出的 IAGA-C 算法在不同节点数目下相较于其他算法均有优势.

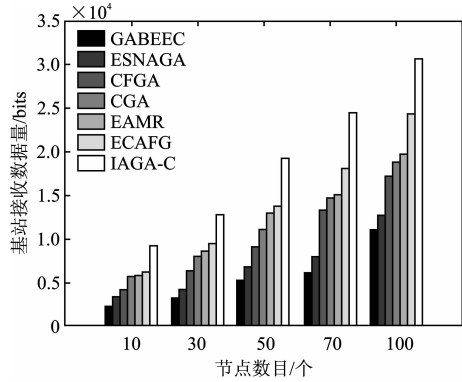


图 12 不同节点数目基站接收数据量对比

6 结束语

本文提出了一种基于改进型自适应遗传算法的无线传感网络分簇路由协议.通过对经典遗传算法交叉和变异算子进行改进,加快了经典遗传算法的收敛速度,在保证分簇效果的同时减少了分簇过程中消耗的时间和能量.此外,本文提出的算法综合考虑了节点能量,成员节点到相应簇头距离以及各簇头节点到基站的距离,使得选出的簇头节点位置更加合理,剩余能量更高.仿真结果表明,该算法达到

了提高实时性、延长网络寿命、提高数据传输效率的目的.

参考文献:

[1] LIU X X. Atypical hierarchical routing protocols for wireless sensor networks: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(10): 5372-5383. DOI: 10.1109/JSEN.2015.2445796.

[2] KHAN I, BELQASMI F, GLITHO R, et al. Wireless sensor network virtualization: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(1): 553-576. DOI: 10.1109/COMST.2015.2412971.

[3] GUPTA S, MARRIWALA N. Improved distance energy based LEACH protocol for cluster head election in wireless sensor networks[C]//2017 4th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC). Solan, India, IEEE, 2017: 91-96.

[4] RAULT T, BOUABDALLAH A, CHALLAL Y. Energy efficiency in wireless sensor networks: a top-down survey[J]. Computer Networks, 2014, 67: 104-122. DOI: 10.1016/j.comnet.2014.03.027.

[5] SHAMSAN SALEH A M, ALI B M, RASID M F A, et al. A survey on energy awareness mechanisms in routing protocols for wireless sensor networks using optimization methods[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2014, 25(12): 1184-1207. DOI: 10.1002/ett.2679.

[6] SUJEE R, KANNAMMAL K E. Behavior of LEACH protocol in heterogeneous and homogeneous environment[C]//2015 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI). Coimbatore, India, IEEE, 2015: 1-8.

[7] CENGİZ K, DAG T. Energy aware multi-hop routing protocol for WSNs[J]. IEEE Access, 2018(6): 2622-2633. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2784542.

[8] 王林, 梁濛. 基于多属性决策 TOPSIS 的簇头选择[J]. 计算机工程, 2019, 45(1): 45-49. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0048411.

WANG L, LIANG M. Cluster head selection based on TOPSIS with multi-attribute decision making[J]. Computer Engineering, 2019, 45(1): 45-49. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0048411.

[9] BAYRAKLI S, ERDOĞAN S Z. Genetic algorithm based energy efficient clusters (GABEEC) in wireless sensor networks[J]. Procedia Computer Science, 2012(10): 247-254. DOI: 10.1016/j.procs.2012.06.034.

[10] ELHOSENY M, YUAN X H, EL-MINIR H K, et

al. Extending self-organizing network availability using genetic algorithm[C]//Fifth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT). Hefei, China, IEEE, 2014: 1-6.

[11] SAEEDIAN E, TORSHIZ M N, JALALI M, et al. CFGA: clustering wireless sensor network using fuzzy logic and genetic algorithm[C]//2011 7th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Wuhan, China, IEEE, 2011: 1-4.

[12] SHOKROLLAHI A, MAYBODI B M N. An energy-efficient clustering algorithm using fuzzy C-Means and genetic fuzzy system for wireless sensor network[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2017, 26(1): 1750004. DOI: 10.1142/S0218126617500049.

[13] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabili-

ties of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667. DOI: 10.1109/21.286385.

[14] ALI Q I, ABDULMAOWJOD A, MOHAMMED H M. Simulation & performance study of wireless sensor network (WSN) using MATLAB[C]//2010 1st International Conference on Energy, Power and Control (EPC-IQ). Basrah, Iraq: IEEE, 2010: 307-314.

作者简介:

陈磊男,(1995-),硕士研究生.研究方向为无线传感网、路由算法.

张颖(通讯作者)男,(1968-),博士,教授,博士生导师.研究方向为物联网、海事无线通信、无线自组织网络. E-mail:yingzhang@shmtu.edu.cn.

(上接第 40 页)

[10] 黄苏平. Buck 变换器环路稳定性的研究与设计[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.

HUANG S P. Research and design an loop stability for buck converter[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.

作者简介:

酒耐霞女,(1994-),硕士研究生.研究方向为 DC/DC 电路设计以及功率半导体器件开发.

王立新(通讯作者)男,(1976-),研究员,博士生导师.研究方向为半导体器件的开发及器件可靠性研究和电源管理、智能驱动等模拟电路. E-mail:wanglixin@ime.ac.cn.

陈润泽男,(1992-),博士研究生.研究方向为半导体器件的开发及器件可靠性.

张洪凯男,(1993-),硕士研究生.研究方向为 DC/DC 电路以及智能功率驱动电路设计.

郭敏女,(1994-),硕士研究生.研究方向为模拟集成电路.