

引用格式:侯鹏,贺之航,袁也,等. WSN 中基于改进灰狼优化的分簇路由协议[J]. 微电子学与计算机, 2021, 38(5): 54-59.
[HOU P, HE Z H, YUAN Y, et al. Clustering routing protocol based on improved grey wolf optimization in WSN[J]. Microe-
lectronics & Computer, 2021, 38(5): 54-59.]

WSN 中基于改进灰狼优化的分簇路由协议

侯 鹏¹, 贺之航², 袁 也¹, 晋士程¹

(1 云南大学 信息学院, 云南 昆明 650500;

2 深圳大学 土木与交通工程学院, 广东 深圳 518060)

摘 要: 针对无线传感器网络能耗不均衡、网络生存期短的问题, 提出一种基于改进灰狼优化的分簇路由算法. 在簇构建阶段, 首先采用自组织神经网络映射(SOM)对网络节点聚类分簇, 然后在簇内使用改进的灰狼优化算法选择最优簇头; 簇间路由阶段, 综合考虑节点的剩余能量和地理位置, 为簇首选择合理的下一跳; 簇内通信阶段, 引入轮询控制机制, 进一步降低网络能耗. 仿真结果表明: 在不同规模的场景下, 所提算法均能够均衡网络能耗、延长网络生存期、提高网络吞吐量.

关键词: 无线传感器网络; 改进灰狼优化; 自组织神经网络映射; 聚类算法; 路由协议

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2021)05—0054—06

Clustering routing protocol based on improved grey wolf optimization in WSN

HOU Peng¹, HE Zhi-hang², YUAN Ye¹, JIN Shi-cheng¹

(1 School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China;

2 School of Civil and Traffic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: In order to solve the problems of uneven energy consumption and short network lifetime in wireless sensor networks, a clustering routing algorithm based on improved grey wolf optimization is proposed. In the cluster construction phase, the self-organizing map network (SOM) clustering algorithm is used to cluster the network nodes, and then the improved grey wolf optimization algorithm is used to select the optimal cluster head in each cluster. In the inter-cluster routing stage, a reasonable next hop is selected for the cluster head by comprehensively considering the residual energy and geographical location of the nodes. In the intra-cluster communication phase, polling control mechanism is introduced to further reduce network energy consumption. Simulation results show that the proposed algorithm can balance the network energy consumption, prolong the network lifetime and improve the network throughput in different scale scenarios.

Key words: wireless sensor networks; improved grey wolf optimization; self-organizing map network (SOM); clustering algorithm; routing algorithm

1 引言

无线传感器网络中, 将传感器节点聚类分簇并

建立高效的簇间路由能够有效降低网络能耗, 从而最大化网络生存期. 因此高能效的分簇路由协议对无线传感器网络至关重要.

经典的无线传感器网络分簇算法 LEACH 通过在所有网络节点中周期性轮换簇首角色,将网络能耗均衡给每一个节点,从而延长网络生存期.但该协议在所有节点中等概率选择簇首,没有考虑节点的地理位置和剩余能量,导致簇首节点分布不合理,成簇不均匀,且不能保证簇首节点剩余能量充足,影响了网络性能.文献[1]以延长网络生存期为目的,提出一种基于改进灰狼优化的分簇路由协议.该算法有效地延长了网络生存期、提高了网络吞吐量,但簇首与基站直接通信加速了簇首节点的能量消耗,缩短了网络生存期.文献[2]提出一种基于灰狼优化器的集中式分簇路由算法,有效地延长了网络生存期,但在中继选择阶段,并非所有的簇首都能找到满足条件的下一跳,这就导致部分簇首必须与基站直接通信,这部分簇首会因远距离通信而产生大量的能量耗损,从而缩短网络生存期.文献[3]提出的 GAFCMCR 是一种基于遗传算法和 FCM 聚类的均匀分簇路由协议,但该协议没有考虑任何簇间路由,簇首会因远距离通信而产生大量能耗,导致网络节点能耗不均衡,从而降低网络性能.

针对上述协议存在的问题,文本提出一种基于改进灰狼优化的分簇路由协议.通过自组织映射网络聚类算法形成网络分簇,最小化簇内通信距离;采用改进的灰狼优化迭代计算选择最优簇首,保证簇首分布均匀且剩余能量充足;基于能量和位置为簇首节点选择合理的下一跳,降低簇间通信能耗;簇内通信采用轮询控制机制,避免时隙浪费.

2 系统模型

2.1 网络模型

本文假设无线传感器网络具有以下性质:

- (1) 传感器节点随机分布在正方形的网络区域内,所有节点同构且具备全网唯一的 ID 号;
- (2) 所有传感器节点都能对数据进行去冗余处理,可以根据接收到的信号强度估算出到信号发送端的距离,并能够根据通信距离调整发射功率;
- (3) 节点和基站的位置固定,基站的计算能力和能量不受限.

2.2 能耗模型

本文使用和文献[4]相同的一阶无线电模型.根据通信距离与阈值距离 d_0 的关系分别采用自由空间模型和多路径衰减模型.节点经过距离 d 发送 m bit 数据所消耗的能量为:

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

式中, E_{dec} 为节点发送或接收每 bit 数据所需要的能量, ϵ_{fs} 为自由空间模型的功放因子, ϵ_{mp} 为多路径衰减模型的功放因子.

节点接收 m bit 数据消耗的能量为:

$$E_{Rx}(m, d) = mE_{dec} \quad (2)$$

簇首融合 m bit 数据所消耗的能量为:

$$E_{Mx}(m) = mE_{DA} \quad (3)$$

式中, E_{DA} 为簇首节点融合 1 bit 数据所消耗的能量.

3 经典灰狼优化算法

灰狼优化是一种受自然界中灰狼群体捕食行为启发而提出的新型元启发式优化算法,该算法将狼群划分为 α 、 β 、 ω 、 γ 四个等级,灰狼的等级在狩猎过程中发挥着关键性作用^[5].狼群的狩猎过程主要包括三个部分:追踪并接近猎物、包围猎物和攻击猎物.将灰狼优化应用于基于分簇 WSN 的簇首选举问题中,灰狼位置对应网络节点的位置,猎物位置对应簇首节点的位置.灰狼个体与猎物之间的距离根据下式进行计算:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (4)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (5)$$

式中, C 和 A 分别表示摆动因子和收敛因子, X_p 和 X 分别表示猎物位置和灰狼位置, t 表示算法当前迭代的轮次. A 和 C 分别根据下式进行计算:

$$A = 2 \cdot a \cdot r_1 - a \quad (6)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (7)$$

式中, r_1 和 r_2 均为 $[0, 1]$ 之间的随机向量, a 为收敛因子,随着迭代次数的增加从 2 线性减小到 0.

α 、 β 、 ω 狼共同决定灰狼种群中其它个体的位置,其数学模型描述如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X|, X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X|, X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X|, X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \end{cases} \quad (8)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (9)$$

4 基于改进灰狼优化的分簇路由算法

本文提出一种基于改进灰狼优化的分簇路由算法,算法按轮运行,每轮分为簇的构建和数据传输两个阶段.簇构建阶段,该协议首先采用 SOM 聚类算法将网络节点分簇,从而最小化簇内通信距离,然后在每个簇内采用改进的灰狼优化算法选择最优簇

首. 稳定传输阶段, 簇首节点采用轮询调度收集簇内信息, 避免时隙的浪费, 从而提高网络吞吐量. 簇首收集本簇信息后, 通过单跳或多跳的方式将数据发送给基站, 有效地避免了远离基站的簇首的过度能耗.

4.1 簇的构建

4.1.1 基于 SOM 的网络分簇

SOM 聚类算法是一种聚类和高维可视化的无监督学习算法, 具有学习速度快、分类准确等优点^[6]. 用 SOM 算法解决无线传感器网络的聚类问题, 能够优化聚类效果, 最小化簇内通信距离, 从而降低网络能耗. 使用 SOM 算法对网络节点进行聚类的步骤描述如下:

step1: 初始化网络. 给网络连接权值 W_{ij} 赋予 $[0, 1]$ 之间的随机值, 确定学习速率, 设置初始邻域和总的学习次数.

step2: 提供新的输入模式 $X, X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$.

step3: 根据式(10) 计算模式 X 和各输出神经元之间的欧式距离, 和 X 距离最小的神经元 c 即为获胜神经元.

$$d_j = \|X - W_{ij}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (X_i(t) - W_{ij}(t))^2} \quad (10)$$

step4: 调整获胜神经元的权值, 权值向量的更新方式如式(11) 所示.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)h_{c,j}(t)(X_i(t) - W_{ij}(t)) \quad (11)$$

式中, $0 < \alpha(t) < 1$ 为学习速率, 随着算法的迭代逐渐减小, $h_{c,j}(t)$ 为获胜神经元周围的领域函数.

step5: 令 $t = t + 1$, 返回 step2 继续迭代, 直到学习速率 $\alpha(t) < \alpha_{\min}(t)$ 或迭代次数 $t = T$, 输出聚类结果.

4.1.2 簇首选举

使用 SOM 聚类算法形成网络分簇后, 在每个簇内使用改进的灰狼优化选择最优簇首. 本文综合考虑节点的位置因素和能量因素设计了高效的灰狼优化适应度函数, 用于寻找最优簇首的位置.

选择剩余能量充足的节点担任簇首能够均衡网络能耗、延长网络生存期. 本文考虑节点的剩余能量设计了簇首能量适应度函数, 其数学描述为:

$$f_1 = E_{res}(i) / ((\sum_{j=1}^n E_{res}(j)) / n) \quad (12)$$

上式中 f_1 表示节点 i 与该节点所在簇的平均剩

余能量的比值. 节点 i 的剩余能量越多, 适应度函数值越大.

最小化簇内通信距离能降低节点的通信能耗, 从而延长网络生存期、提高网络吞吐量. 因此考虑节点的地理位置设计了簇内通信距离适应度函数, 其数学描述为:

$$f_2 = [(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2]^{-1/2} \quad (13)$$

式中, x_i 和 y_i 分别表示节点 i 的横坐标和纵坐标, $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别表示该簇内所有节点横坐标、纵坐标的平均值. 节点 i 与簇内其它节点的总通信距离越短, 则该节点的位置越理想, 适应度值越大.

选择距离基站近的节点担任簇首能够缩短簇间通信距离, 从而降低簇首的通信能耗. 因此考虑节点与基站的距离设计了簇间通信距离适应度函数, 其数学描述为:

$$f_3 = \frac{d(i, BS)}{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m d(j, BS)} \quad (14)$$

式中, $d(i, BS)$ 表示节点 i 到基站的距离, m 表示该簇内的节点数量. 上式表示节点 i 到基站的距离与该簇内节点到基站的平均距离的比值. 从式可以看出, 节点距离基站越近, 适应度函数值越大.

基于节点的位置因素和能量因素, 采用加权方式得到本算法的适应度函数为:

$$F = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \omega_3 f_3 \quad (15)$$

式中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为适应度函数的权重因子, 满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$.

基于上述提出的高效适应度函数, 采用改进的灰狼优化算法迭代选取最优簇首. 根据式(9) 可知, 灰狼优化中 α, β, ω 狼共同决定灰狼种群中其它个体的位置, 为选出最优簇首, 对 α, β, ω 狼的权重系数进行改进. 本文使用基于适应度函数值的比例权重^[7], 其数学描述为:

$$\begin{cases} F_1 = \frac{F_\alpha}{F_\alpha + F_\beta + F_\delta} \\ F_2 = \frac{F_\beta}{F_\alpha + F_\beta + F_\delta} \\ F_3 = \frac{F_\delta}{F_\alpha + F_\beta + F_\delta} \end{cases} \quad (16)$$

$$X(t+1) = X_1 F_1 + X_2 F_2 + X_3 F_3 \quad (17)$$

公式(17) 中, $F_\alpha, F_\beta, F_\omega$ 分别表示改进灰狼优化中 α, β, ω 狼的适应度函数值, F_1, F_2, F_3 分别表示 α, β, ω 狼的权重系数. 在节点数大于三的簇中, 选择 F 值最大的三个节点, 分别作为 $F_\alpha, F_\beta, F_\omega$, 根据式

(17) 计算猎物位置,距离猎物位置最近的节点即为该簇簇首。

簇构建的步骤如下:

step1:根据预先定义的最优簇首比例确定聚类数目,采用SOM聚类算法形成初始网络分簇;

step2:节点数大于三的簇内,执行改进的灰狼优化算法迭代选取最优簇首;节点数小于三的簇内,将所有节点定义为普通节点;

step3:普通节点选择距离最近的簇首入簇,完成簇的构建。

4.2 簇间路由

分簇路由算法的数据传输由簇内通信和簇间通信两部分构成。簇内通信是指簇内节点将感知到的数据信息发送给本簇簇首。成簇阶段,本文算法通过考虑簇的紧致性最小化簇内通信距离,成员节点距离本簇簇首较近,因此簇内节点采用单跳方式与簇首通信。簇间通信是指簇首将融合后的数据发送至基站。簇首节点在网络中的位置较为分散,部分簇首距离基站较远,若簇首采用单跳方式与基站通信,会导致部分簇首因能耗过快而过早死亡。因此,本文提出一种单跳与多跳相结合的簇间路由算法。当簇首到基站的距离小于阈值 d_0 时,簇首直接将数据发送给基站,当簇首到基站的距离大于阈值 d_0 时,簇首需要寻找中继节点,以多跳方式将数据发送给基站。

假设簇首 i 到基站的距离大于阈值 d_0 ,且已知其邻居簇首集合为 Adj^i ,则该簇首通过式(18)~(19)选择下一跳簇首。

$$j = \operatorname{argmin}\{\operatorname{cost}(k), \forall k \in Adj^i \text{ and } d(k, BS) < d(i, BS)\} \quad (18)$$

$$\operatorname{cost}(k) = \alpha \frac{d^2(i, k) + d^2(k, BS)}{d^2(i, BS)} + (1 - \alpha) \frac{E(Adj^i)}{E_{\text{res}}(k)} \quad (19)$$

式中, $\operatorname{cost}(k)$ 为损失函数, d 表示两节点之间的距离, $E(Adj^i)$ 表示簇首 i 的邻居簇首集合的平均剩余能量, $E_{\text{res}}(k)$ 表示簇首 k 的剩余能量。从式(19)中可以看出,簇首选择下一跳时主要考虑邻居簇首的地理位置和剩余能量,待选下一跳簇首距离基站越近、剩余能量越多,则损失函数值越小,越适合担任中继节点。

4.3 改进簇内通信机制

现存的大多数分簇路由协议的簇内通信机制采用TDMA机制,每轮的稳定传输阶段簇首根据TDMA调度收集簇内节点感知到的数据信息,然后采用CSMA机制发送给基站。簇内成员节点根据TDMA调度在自己的时隙内被唤醒,与本簇簇首进

行通信,其余时间处于休眠状态,以降低能耗。如果有节点在一段时间内没有感知到有效的数据信息,根据簇首建立的TDMA调度,该节点在自己的时隙内仍要被唤醒,这样就浪费了时隙,同时产生不必要的能耗。因此本文将轮询控制机制引入簇内通信。每轮的簇构建阶段,簇首根据簇内节点信息构建轮询表,轮询表中记录了节点的ID和其轮询顺序之间的对应关系,当节点有较多数据需要发送时,该节点在轮询表中体现出较高的优先级,簇首在一个轮询周期内多次访问该节点,若某节点没有数据需要发送,簇首在该轮询周期内不对该节点进行访问,当节点的能量耗尽或离开所在簇时,将其从轮询表中删除。这样就避免了时隙浪费,同时降低了节点能耗。

簇首完成一个轮询周期后,对收集到的数据信息进行融合,采用CSMA机制单跳或多跳发送给基站。基于改进灰狼优化的分簇路由协议流程图如图1所示。

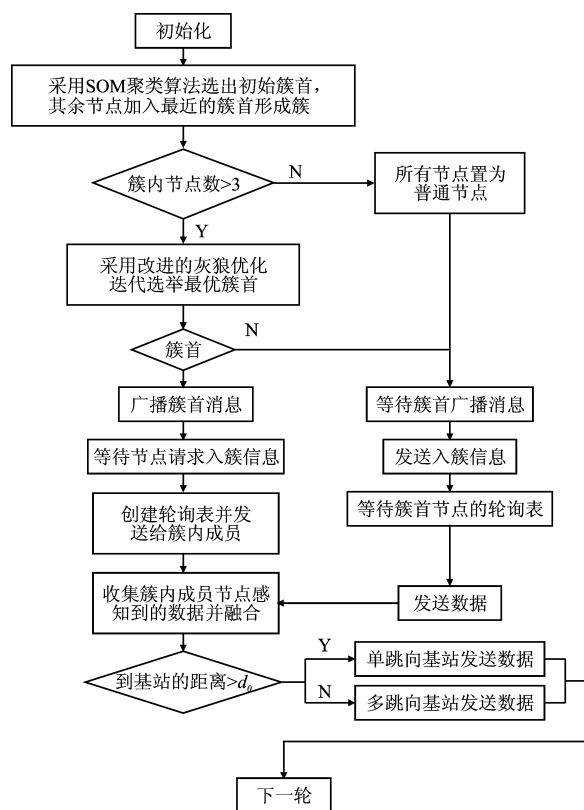


图1 基于改进灰狼优化的分簇路由协议流程

5 仿真结果与分析

5.1 参数设置

本文采用Matlab 2014b软件对所提协议进行仿真,并与FIGWO协议、GAFCMCR协议进行比

较. 评价协议性能的指标为:网络稳定期、网络生存期和网络吞吐量. 基站位置、节点数量、监测区域的规模是影响网络协议性能的三个重要指标. 因此,本文基于上述网络模型设定了不同的应用场景. 场景 1 规模较小,在部署不同数目节点的场景 1 中对所提协议进行仿真,能够充分验证所提协议的能量高效性和能耗均衡性. 场景 2 规模较大,传感器节点数目较多,在该场景中对协议进行仿真能够充分验证所提协议的可扩展性. 场景参数如表 1 所示,实验用到的仿真参数如表 2 所示. 灰狼优化的参数设置为:种群大小为 30,最大迭代次数为 50.

表 1 网络场景参数			
场景	区域规模	基站位置	节点个数
场景 1	200 m×200 m	(100, 300)	100, 200, 300
场景 2	400 m×400 m	(0, 0)	500

表 2 仿真参数设置	
参数	取值
数据包长度	4 000 bits
节点初始能量	0.5 J
最优簇头比例	5%
E_{dec}	50 nJ/bit
E_{DA}	50 nJ/bit/packet
ϵ_{fs}	10 pJ/bit/m ²
ϵ_{mp}	0.001 3 pJ/bit/m ⁴
d_0	87 m
ω_1	1/3
ω_2	1/3
ω_3	1/3

5.2 仿真结果比较

本文将网络稳定期定义为网络中首个节点死亡的时间. 在场景 1 中分别部署 100、200、300 个传感器节点时,三种协议的网络稳定期对比如图 2 所示. 从图中可以看出,本文协议的网络稳定期远长于其他两种协议,这也代表本文协议更适用于对可靠性要求高的应用场景. 使本文协议在网络稳定期指标上有较大优势的原因有两点:(1)本文协议通过优化网络分簇最小化簇内通信距离,从而提高网络能量利用率;(2)本文协议采用改进的灰狼优化算法选举最优簇头,并在簇头和基站之间构建最优传输路径,有效地均衡了网络能耗.

本文将网络生存期内基站接收到的数据包个数定义为网络吞吐量. 图 3 是场景 1 中三种协议的网络吞吐量对比. 从图中可以看出,本文协议的网络吞

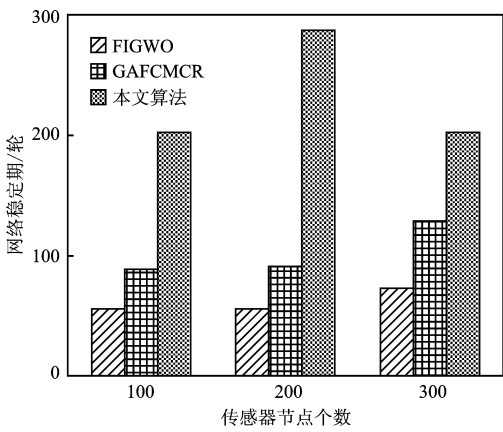


图 2 场景 1 网络稳定期对比

吐量远高于其他两种协议. 使本文协议在网络吞吐量指标上有较大优势的原因有两点:(1)本文协议的网络生存期更长,即 WSN 的正常工作时间更长,因此基站接收到了更多的数据包;(2)本文协议将轮询控制机制引入簇内通信,避免了时隙浪费,进一步提高了网络吞吐量.

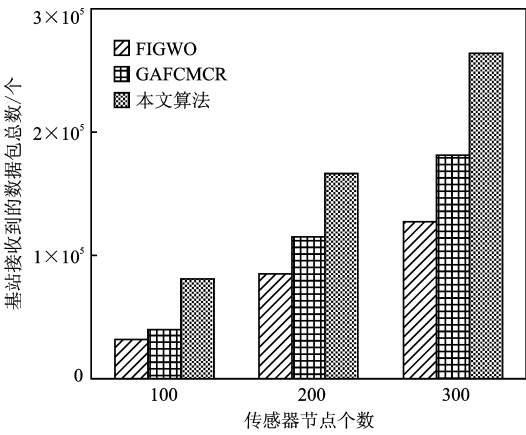


图 3 场景 1 网络吞吐量对比

场景 2 规模较大,传感器节点数量多,在该场景内对本文协议的可扩展性进行了测试. 图 4 是场景 2 中三种协议的网络稳定期对比. 在大规模的应用场景中,簇间路由阶段采用高效的路由算法能够显著提高网络节点的能量利用率,从而延长网络稳定期. 如图 4 所示,本文协议在大规模场景中的网络稳定期比其他两种协议更长,这得益于本文协议在稳定传输阶段为远离基站的簇首寻找位置合理、剩余能量充足的下一跳簇首,降低簇首能耗的同时提高了网络能量利用率.

场景 2 中三种协议的网络吞吐量对比如图 5 所示. 相比于其他两种协议,本文协议的网络生存期更长,因此基站接收到了更多的数据包. 此外,本文协

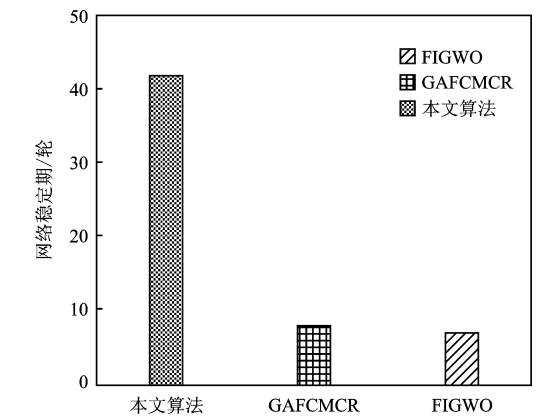


图4 场景2 网络稳定期对比

议在簇内通信阶段引入轮询机制,充分利用了时隙,进一步提高了网络吞吐量。

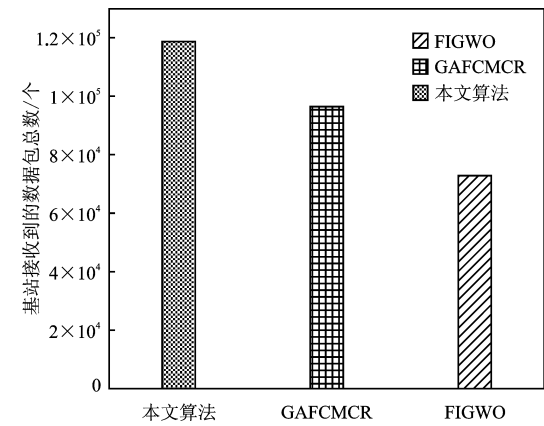


图5 场景2 网络吞吐量对比

6 结束语

本文提出一种基于改进灰狼优化的无线传感器网络分簇路由协议.在该协议中,首先采用 SOM 自组织神经网络映射算法形成网络分簇,然后采用改进的灰狼优化算法迭代选取最优簇首,均衡网络能耗的同时提高了网络能量利用率.簇间路由阶段,为远离基站的簇首选择最优的下一跳,降低了簇首节点的通信能耗.将本文协议与 GAFCMCR、FIGWO 协议进行对比,仿真实验结果表明,相比于其他两种协议,所提协议在能耗均衡和能量效率方面有良好的性能,本文协议能够显著延长 WSN 的网络生存期。

参考文献:

[1] ZHAO X Q, ZHU H, ALEKSIC S, et al. Energy-efficient routing protocol for wireless sensor networks based on improved grey wolf optimizer [J]. KSII

Transactions on Internet and Information Systems, 2018, 12 (6): 2644-2657. DOI: 10. 3837/tiis. 2018. 06. 011.

[2] DANESHVAR S M M, MOHAJER P A A, MAZINANI S M. Energy-efficient routing in WSN: a centralized cluster-based approach via grey wolf optimizer [J]. IEEE Access, 2019 (7): 170019-170031. DOI: 10. 1109/ACCESS. 2019. 2955993.

[3] 董发志, 丁洪伟, 杨志军, 等. 基于遗传算法和模糊 C 均值聚类的 WSN 分簇路由算法 [J]. 计算机应用, 2019, 39 (8): 2359-2365. DOI: 10. 11772/j. issn. 1001-9081. 2019010134.

DONG F Z, DING H W, YANG Z J, et al. WSN clustering routing algorithm based on genetic algorithm and fuzzy C-means clustering [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39 (8): 2359-2365. DOI: 10. 11772/j. issn. 1001-9081. 2019010134.

[4] 武小年, 张楚芸, 张润莲, 等. WSN 中基于改进粒子群优化算法的分簇路由协议 [J]. 通信学报, 2019, 40 (12): 114-123. DOI: 10. 11959/j. issn. 1000-436x. 2019241.

WU X N, ZHANG C Y, ZHANG R L, et al. Clustering routing protocol based on improved PSO algorithm in WSN [J]. Journal on Communications, 2019, 40 (12): 114-123. DOI: 10. 11959/j. issn. 1000-436x. 2019241.

[5] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述 [J]. 计算机科学, 2019, 46 (3): 30-38. DOI: 10. 11896/j. issn. 1002-137X. 2019. 03. 004.

ZHANG X F, WANG X Y. Comprehensive review of grey wolf optimization algorithm [J]. Computer Science, 2019, 46 (3): 30-38. DOI: 10. 11896/j. issn. 1002-137X. 2019. 03. 004.

[6] CHAUDHARY V, BHATIA R S, AHLAWAT A K. Community SOM (CSOM): an improved self-organizing map learning technique [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2015, 17 (2): 129-132. DOI: 10. 1007/s40815-015-0022-7.

作者简介:

侯 鹏 男,(1995-),硕士研究生.研究方向为移动边缘计算、无线传感器网络. E-mail: qingfenghp@163. com.

贺之航 男,(1996-),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络、路径规划.

袁 也 男,(1996-),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络、边缘计算.

晋士程 男,(1997-),硕士研究生.研究方向为车载边缘计算、物联网.