

# 基于蜂窝分区的蚁狮优化自适应路由算法

孟德智, 葛斌\*

(安徽理工大学计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001)

**摘要:**为有效均衡无线传感器网络能耗、延长网络生命周期,提出一种基于虚拟蜂窝分区结合智能算法的多跳路由算法。首先引入边界光滑收缩因子和权重调节系数于蚁狮算法中,平衡算法全局开发能力、加快收敛速度,并通过基准函数进行对比验证改进有效性;再将监测区域进行多六边形划分,并利用改进蚁狮算法寻找最低代价传输路径,当路径中出现节点死亡时自动更新传输路径;最终形成自适应低能耗路径的网络路由协议。仿真实验表明,此算法在降低能耗和延长网络寿命方面,均明显优于CRVB,IHCRA算法。

**关键词:**虚拟分区;六边形划分;改进蚁狮群算法;能耗均衡

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1672-755X(2020)02-0017-07

## Based on the Cellular Clumps and Ant Lion Optimized Adaptive Routing Algorithm

MENG De-zhi, GE Bin\*

(安徽理工大学计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001, China)

**Abstract:** In order to effectively balance the energy consumption of wireless sensor network and prolong the network life cycle, a multi-hop routing algorithm based on virtual cellular partition and intelligent algorithm is proposed. Firstly, the smoothing shrinkage factor and weight adjustment coefficient are introduced into the ant-lion algorithm to balance the global development capability of the algorithm and accelerate the convergence rate. Four benchmark functions are compared to verify the effectiveness of the improvement. Then the monitoring area is divided into multiple hexagon, and the improved ant-lion algorithm is used to find the lowest cost transmission path, and the transmission path is automatically updated when a node dies in the path. Finally, an adaptive network routing protocol with low energy consumption path is formed. Simulation results show that this algorithm is superior to CRVB and IHCRA in reducing energy consumption and extending network life.

**Key words:** virtual partitions; hexagonal division; improved ALO algorithm; balanced energy consumption

无线传感器网络 WSN(Wireless Sensor Network)是一种灵活性强、可靠性高的自组织网络,具有广泛的民事和军事应用前景<sup>[1-2]</sup>。网络路由协议是 WSN 热门研究方向,优化信息传输路径能够均衡网络能耗,增长网络寿命<sup>[3-4]</sup>。近些年来,智能算法广泛应用于 WSN 路由优化中。文献[5]结合细菌觅食算法和

收稿日期:2020-03-05

基金项目:国家自然科学基金(51474007,51874003);安徽省自然科学基金(1808085MG221)

作者简介:孟德智(1994—),男,安徽亳州人,硕士研究生,主要从事无线传感网络研究。

通信作者:葛斌(1975—),男,安徽安庆人,教授,博士,主要从事物联网技术、智能控制技术和网络与信息安全研究。

遗传算法,以模式转化下的数据包发送策略,提出一种构建最优路径方法;文献[6]采用混沌蚁群算法自组织性以及动态寻优特点使得节点间处于最优,减少路由路径长度,减缓能耗速度;文献[7]以圆环为单位,对蚂蚁多次位置交换,构建出能量消耗较为均衡的网络。上述研究成果表明,智能算法优化路由协议具有有效性,但还有提升空间。

蚁狮优化算法 ALO(Ant Lion Optimization)<sup>[8]</sup>是 Mirjalili 提出的自然启发优化算法,相比于粒子群<sup>[9]</sup>、蚁群<sup>[10]</sup>等智能算法具有参数少、调节容易、全局搜寻能力高和收敛速度快等优势,广泛应用于无人机航线规划<sup>[11]</sup>、天线阵列合成<sup>[12]</sup>和 WSN 网络覆盖优化<sup>[13]</sup>等工程领域。因此,将 ALO 应用于路由协议优化值得深入思索。但 ALO 仍然存在易陷入局部最优解和求解精度不高等问题。不少国内外学者对此提出了改进方案。文献[14]用 Levy 飞行的不均匀步长引导蚂蚁随机游走,动态调整蚁狮陷阱,改善算法收敛性能;文献[15]中对蚂蚁种群采用混沌扰动,并利用锦标赛策略替代轮盘赌,均衡全局和局部搜寻能力;文献[16]根据蚁狮位置调整蚂蚁搜索空间边界,并对部分蚂蚁和精英蚁狮进行重新组合,提升其寻优精度;文献[17]将蚂蚁种群改善率和蚁狮能力的特征作为反馈信息引入 ALO,动态调整陷阱大小,改善了算法早熟问题。改进算法各有优势,但如何平衡算法搜寻能力,以及跳出局部最优、加速算法收敛仍是难点。

为了最小化网络能耗、最大化网络寿命,本文针对 ALO 算法缺陷,引入光滑收缩边界因子和蚁狮引力权重调节系数,提出改进蚁狮算法 AALO(Adaptive Ant Lion Optimizer),仿真实验验证其优化有效性后,应用于 WSN 路由优化。然后提出基于蜂窝分区的改进蚁狮路由算法 HCAALORA(Hexagonal Clustering and ALO Adaptive Routing Algorithm),蜂窝分区保证网络可抑制产生冗余能耗。AALO 算法自主寻找网络中质量优质的传输路径和节点坐标,并在路径中出现死亡节点时重新寻找传输路径,最终形成优化低能耗路由协议,推迟节点死亡时间,提高能量利用率,延长网络生存周期。

## 1 相关工作

### 1.1 能耗模型

为方便仿真实验,本文采用的一阶无线电通信能耗自由空间模型。由于节点能耗主要来自无线通信模块,故忽略数据处理器模块和传感器模块等方面消耗。即传感器节点的能耗模型如下:

$$E_{\text{Total}} = E_{\text{Tx}}(k, d) + E_{\text{Rx}}(k) = 2kE_{\text{elec}} + k\epsilon_{fs}d \quad (1)$$

其中,  $E_{\text{Tx}}(k, d)$  与  $E_{\text{Rx}}(k)$  分别为节点发送、接收  $k$  bits 数据所需能耗,  $E_{\text{elec}}$  为发送单位 bit 数据所需能耗,  $\epsilon_{fs}$  为比例系数,  $d$  为矢量距离。

### 1.2 网络模型

传统分簇路由算法多采用圆形聚类,其缺点是只有簇团相交分布才能避免检测黑洞,节点监听冗余而造成能量浪费,如图 1(a)所示。而六边形簇团能够两两相切,且簇团中心到任一相邻簇团距离相等,说明蜂窝分簇具有更好覆盖性。综合资料分析,蜂窝分簇无论在单跳覆盖面积、网络覆盖率或可拓展性等方面均优势明显<sup>[18-19]</sup>。因此在 HCAALORA 算法中,对监测区域进行多正六边形划分。其网络模型如图 1(b)所示。

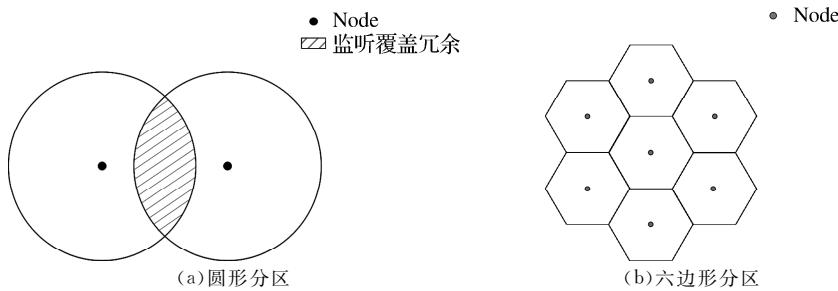


图 1 无线传感网络模型

### 1.3 问题模型分析

假设以边长为  $R$  的六边形为检测区域,将  $n$  个同质传感器节点随机播撒其中,将各分簇内节点集合定义为  $M=\{m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_n\}$ ,  $m_i$  坐标为  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , 则一节点与簇内所有节点间传输

$k$  bit 数据所耗费的能量为:  $E_{\text{cluster}} = \sum_{i=1}^n 2kE_{\text{elec}} + k\varepsilon_{fs} \sqrt{(x_1 - x_i)^2 + (y_1 - y_i)^2}$

另一方面,簇间传输信息时节点能耗为:  $E_{\text{iner}} = n[2kE_{\text{elec}} + k\varepsilon_{fs} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}]$

则网络总能耗公式为:  $E_{\text{consume}} = \sum_{i=1}^7 (E_{\text{cluster}}^i + E_{\text{iner}}^i)$

因此,将上式作为采用 AALO 算法求解 WSN 路由优化问题的目标函数。即利用 AALO 算法优化求解网络总能耗  $E_{\text{consume}}$  的最小值。

## 2 ALO 算法

ALO 是一种自然启发优化算法,主要过程如下。

随机初始化蚂蚁位置,计算适应值,轮盘赌选出蚁狮和精英蚁狮修筑陷阱。蚂蚁位置如下所示。

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(1)-1), \dots, \text{cumsum}(2r(t)-1), \dots, \text{cumsum}(2r(T)-1)] \quad (2)$$

其中,cumsum 为蚂蚁位置累积,t 为第  $t$  次迭代,T 为最大迭代次数,r( $t$ )为 0 或 1 随机取值。公式如下:

$$r(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } m \leqslant 0.5 \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $m$  取  $[0,1]$  之间随机数。

蚂蚁随机游走范围受到蚁狮陷阱吸引:

$$c_i^t = AL_i^t + c^t; \quad d_i^t = AL_i^t + d^t \quad (4)$$

其中, $c^t$  和  $d^t$  为所有变量迭代  $t$  次最小值和最大值; $c_i^t$  和  $d_i^t$  为个体  $i$  迭代  $t$  次最小值和最大值; $AL_i^t$  为第  $i$  个蚁狮迭代  $t$  次时的位置。

陷阱引力随时间增加而增大,蚂蚁在陷阱附近游走并不断滑向底部:

$$c^t = \frac{c^t}{10^\omega \times \frac{t}{T}}; \quad d^t = \frac{d^t}{10^\omega \times \frac{t}{T}} \quad (5)$$

其中, $t$  为迭代次数, $T$  为最大迭代次数。 $\omega$  为陷阱引力权重因子,受  $\frac{t}{T}$  影响。 $t > 0.1T$  时, $\omega = 2$ ; $t > 0.5T$  时, $\omega = 3$ ; $t > 0.75T$  时, $\omega = 4$ ; $t > 0.9T$  时, $\omega = 5$ ; $t > 0.95T$  时, $\omega = 6$ 。

蚂蚁在规定空间内继续搜索,进行标准化处理:

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (d_i^t - c_i^t)}{b_i - a_i} + c_i^t \quad (6)$$

其中, $a_i$  和  $b_i$  分别为第  $i$  个蚂蚁游走最小值和最大值; $a_i^t$  和  $b_i^t$  分别为第  $i$  个蚂蚁第  $t$  次迭代时最小值和最大值。

蚂蚁位置更新受蚁狮  $AL_{\text{ant}}^t$  和  $E_{\text{ant}}^t$  “引导”:

$$Ant_i^t = \frac{AL_{\text{ant}}^t + E_{\text{ant}}^t}{2} \quad (7)$$

蚂蚁被捕捉后,更新蚁狮和精英蚁狮:

$$AL_i^t = Ant_i^t \quad \text{if } f(AL_i^t) < f(Ant_i^t) \quad (8)$$

其中, $AL_i^t$  为第  $t$  次迭代第  $i$  个蚁狮, $Ant_i^t$  为第  $t$  次迭代时第  $i$  个高适应值蚂蚁, $f$  为适应值函数。

## 3 蚁狮优化算法分析及改进

### 3.1 连续收缩边界

ALO 算法中蚂蚁受蚁狮“引导”逐渐靠近蚁狮搜索阶段,边界逐渐缩小,以便开发搜索最优点。搜索边界由  $\omega$  随算法迭代呈现分段式增大,虽加速算法收敛,但边界值的跳跃可能导致跳过某些搜索区域,从而错过最优点。由文献[8]中 ALO 算法单峰测试函数图像可知,相比于 PSO、CS 等算法,ALO 具有较高收敛精度,但由于  $\omega$  间断式变化,搜索边界缓慢、不均匀紧缩,致使 ALO 收敛速度劣于其他算法。针对上

述问题,为增强算法全局搜索能力,使其能够更全面地遍历解空间和提高收敛速度,提出一种随着算法迭代边界快速光滑收缩公式:

$$c^t = c^t / I; \quad d^t = d^t / I; \quad I = \psi x \frac{e^{\omega x} - e^{-\omega x}}{2}; \quad x = \frac{t}{T} \quad (9)$$

其中, $\psi$  和  $\omega$  为调节因子,多次实验取  $\psi=400$ 、 $\omega=20$ , 算法前期全局搜寻能力较强, 后期收敛速度快。

### 3.2 权重调节系数

由公式(7)可知,受到蚁狮“引导”,蚂蚁逐渐向本代较优值区域探索。由于蚁狮由轮盘赌选择而来,而蚁狮适应值普遍高于蚂蚁,因此精英蚁狮被选取概率最大:

$$Ant_i^t = \frac{AL_{ant}^t + E_{ant}^t}{2} = \frac{E_{ant}^t + E_{ant}^t}{2} = E_{ant}^t \quad (10)$$

蚂蚁种群受精英蚁狮影响最大,“引导”蚂蚁宏观上只绕精英蚂蚁游走,导致蚂蚁对解空间的遍历力度下降,抑制了算法的全局搜索能力。针对此情况,本文在公式(8)中引入引力系数,平衡不同迭代时期精英蚁狮和蚁狮的陷阱引力。如下所示:

$$Ant_i^t = \frac{\mu_1 AL_{ant}^t + \mu_2 E_{ant}^t}{2}; \quad \mu_1 = \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{t}{T}\right); \quad \mu_2 = \sin^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{t}{T}\right) \quad (11)$$

其中, $\mu_1$  和  $\mu_2$  是两个引力调整系数。 $\mu_1$  在算法迭代前期比重较小,精英蚁狮引导力较小,鼓励蚂蚁全局搜索解空间,提高算法遍历性;后期  $\mu_2$  比重较大,蚂蚁在最优区域探索开发,有利于算法加速向最优值收敛,以此来平衡算法的局部开发和全局搜索能力。

### 3.3 仿真实验与分析

3.3.1 基准函数和实验环境参数设置 为验证 AALO 有效性,选取单峰、多峰函数各 2 个作为基准函数与 ALO 比较。其中单峰函数主要测试算法寻优能力和收敛速度,多峰函数测试算法跳出局部最优和全局寻优能力。基准函数和理论最优值如表 1 所示。

表 1 四种基准测试函数

基准测试函数	实验范围	最优解
$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^D  x_i ^{(i+1)}$	$[-100, 100]$	0
$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-100, 100]$	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-100, 100]$	0

实验运行仿真软件为 MATLAB R2013a。试验参数设置为:蚂蚁和蚁狮数量都为 100,最大迭代次数为 300,维度为 50。不同算法在基准函数上各运行 50 次,取平均适应值衡量算法优化性能。

3.3.2 实验结果分析 从图 2(a)、(b)可以看出,AALO 总能以较快速度收敛到最优值,而 ALO 无法逼近最优解;由图 2(c)、(d)结果分析可得,对于多峰基准函数,AALO 经历较少迭代次数就收敛至最优值,寻优精度明显强于 ALO。即 AALO 算法在寻优能力和收敛速度上优于 ALO。

## 4 HCAALORA 算法

### 4.1 虚拟蜂窝分区

HCAALORA 算法对网络进行图 3 所示虚拟分区。网络由大量低功耗、有限能源的相同传感器节点组成。所有节点能够存储、计算和转发信息;除 Sink 节点外各节点地位相同,都能参与竞争;具有唯一 ID 和定位功能,根据部署位置可计算出所属簇团 C-ID(Cluster-ID)。分区后节点自行判断所属区域,相同 C-ID 自组成簇,减少成簇复杂度。

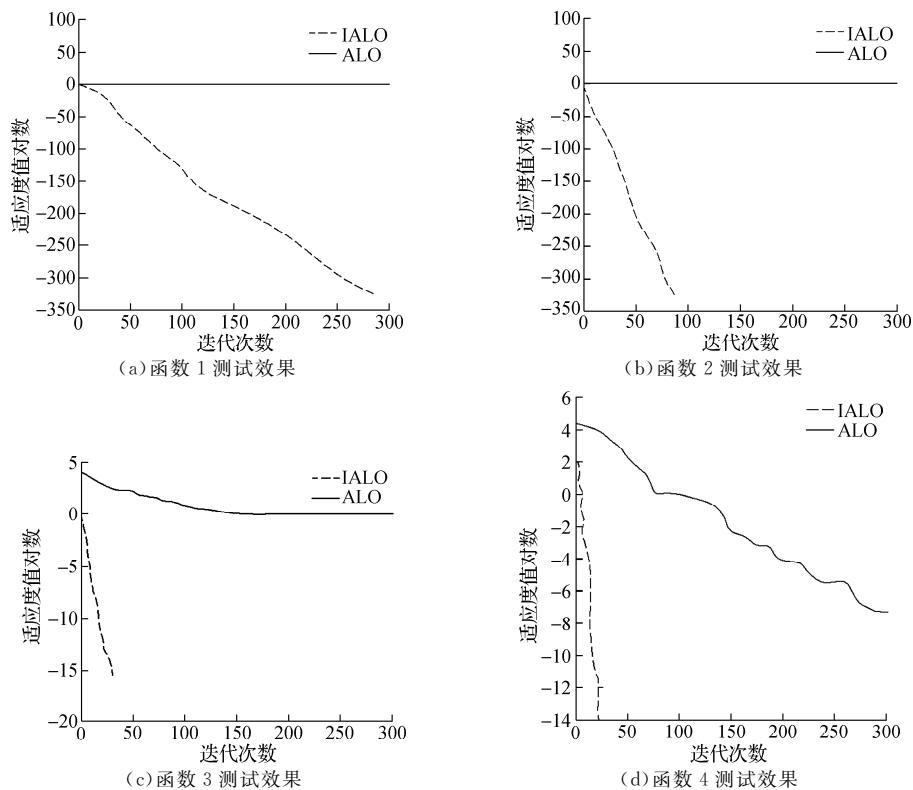


图 2 50 维不同基准函数测试下算法收敛过程

#### 4.2 AALO 路由优化算法

网络中传感器节点向邻居节点发送报文信息,交换各自 ID、C-ID、所处状态和剩余能量,若 C-ID 相同则记录在节点列表中,否则抛弃信息。同时,AALO 算法搜索得出最优路由路线,并由 Sink 广播路由节点 ID。选中节点负责收集监测区域内成员信息,并要求成员节点向就近选中节点发送 ACK(Acknowledgement)信息,选中节点根据回复情况分配时间片传输信息,整合后逐步传递至 Sink 节点;未选中节点自动退出竞选,转入休眠降低非必要能耗。休眠时只上传自身信息和监测数据至同簇最近活跃节点,拒绝接收其他成员节点信息,只有收到重新竞选消息时转为活跃状态,形成初代较低能耗多跳路由路线。

当网络工作至某一时刻传输节点因能量耗尽而死亡,其上、下跳节点传输距离增加,且需分担死亡节点工作任务,活跃节点能耗逐渐加大,不利于均衡网络能耗。因此在算法中对活跃节点设立长度为  $T$  的定时器,路由节点以  $T$  为间隔向 Sink 节点汇报自身生命状态。若连续两个间隔周期内未收到某节点生命信息,认定该节点已死亡,Sink 节点广播重新竞选信息,所有节点停止休眠参加竞选,并立刻跳转至 AALO 算法对下一代路由线路进行自适应调整更新,直至网络能量耗尽为止(图 4)。

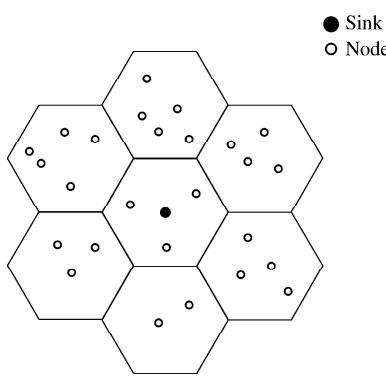


图 3 网络模型

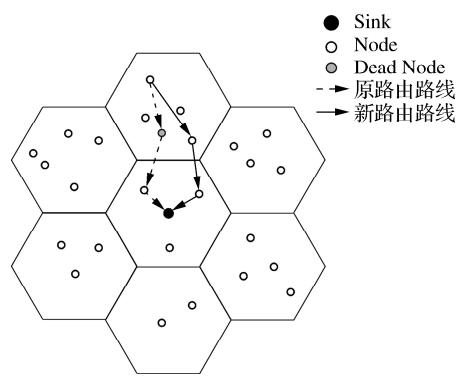


图 4 自适应路由调整

### 4.3 算法流程

HCAALORA 算法中种群的个体代表传感器节点,所以寻优维度为  $d=2V$ 。算法流程如图 5 所示。

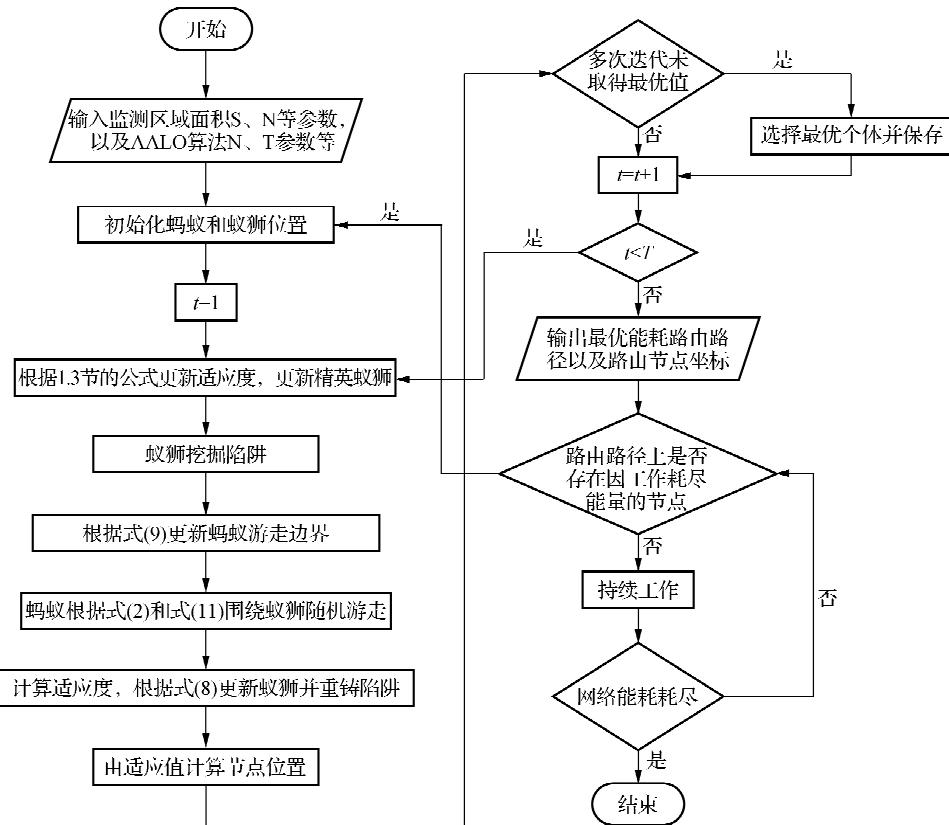


图 5 基于 AALO 算法的 WSN 路由优化

## 5 仿真结果与分析

为验证 HCAALORA 算法有效性,文本通过 MATLAB 仿真平台与同样采用虚拟分区的 IHCRA 算法<sup>[20]</sup>、CRVB 算法<sup>[21]</sup>和未改进的 ALO 算法进行实验。其中,就网络总能量和剩余节点数进行分析,对比不同算法网络寿命,实验相关参数如下。区域大小为 200 m × 200 m,节点数量为 100,节点初始能量为 0.5,数据包大小为 200 B,数据处理包大小为 2 B,六边形边长为 50 m,  $E_{elec}$  为 50 nJ · bit<sup>-1</sup>,  $\epsilon_{fs}$  为 10 pJ · (bit \* m<sup>2</sup>)<sup>-1</sup>。

网络剩余能量可直观看出网络总体能量的消耗情况。图 6 中可以看出,200 s 左右所有算法剩余能量均处于快速下降趋势,网络能耗开始增加;800 s 时,CRVB 算法剩余能量约为 40%,IHCRA 为 54%,ALO 为 55%,而 HCAALORA 为 57%;算法运行至 1 100 s 时,剩余能量依次约为 3%、37%、44% 和 48%。说明 HCAALORA 算法将虚拟蜂窝分区和自适应传输路径相结合,相比于其他算法在降低能耗和提高网络寿命方面效果更好。

网络存活节点是指网络运行至某时刻节点的存活数量。传感网络中节点的生存周期与网络生命周期联系紧密,节点存活时间越久,则网络生命周期就会越长。图 7 中 CRVB 算法最早出现死亡节点,而 IHCRA、ALO 和 HCAALORA 则相对较晚。1 200 s 左右 CRVB 算法网络无存活节点,且其余三种算法节点数也开始加速死亡,说明剩余节点通讯距离增加,网络整体能耗增加;其后 HCAALORA 算法中存活结点数始终优于其他算法。说明 HCAALORA 算法能够有效降低节点负载和延长网络寿命。

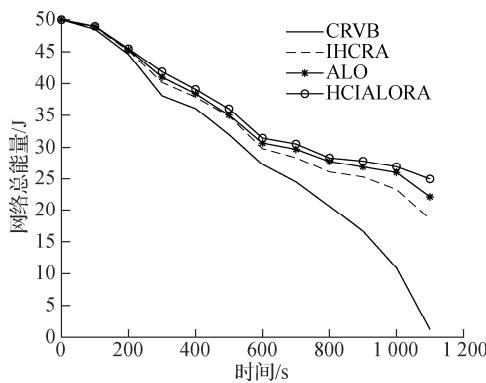


图6 网络总能量随时间变化对比

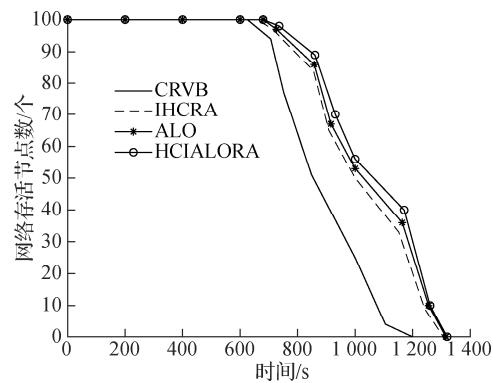


图7 网络存活节点数随时间变化对比

## 6 结语

本文提出一种改进蚁狮算法 AALO, 相比于 ALO 算法具有强收敛性、高搜索精度等优势, 并应用在 WSN 路由优化中, 提出 HCAALORA 路由算法。算法首先进行虚拟蜂窝分区, 抑制节点冗余监听覆盖的产生, 其后利用 AALO 算法寻优性强等特点, 自主搜索 WSN 网络中优质传输路径, 并能根据需要及时更新路由路径, 使得多跳路径的能耗和工作更为合理。仿真结果显示: 相比于 IHCRA 和 CRVB 算法, 本文提出的基于蜂窝分区的自适应蚁狮路由算法在控制能耗、延长网络生存周期方面具有较好的适用性。

### 参考文献:

- [1] 马祖长, 孙怡宁. 无线传感器网络综述[J]. 通信学报, 2004, 25(4): 114–124
- [2] 李建中, 高宏. 无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2008(1): 1–15
- [3] 王继红, 石文孝. 认知无线传感器网络分簇路由协议综述[J]. 通信学报, 2018, 39(11): 156–169
- [4] 张文梅, 廖福保. 改进的无线传感器网络非均匀分簇路由算法[J]. 传感技术学报, 2015, 28(5): 739–743
- [5] 马忠彧, 马宏锋. 面向环境监测的 WSN 中基于定向传输的高能效路由算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(2): 297–303
- [6] 葛方振, 魏臻. 基于混沌蚂蚁的传感器网络分布式任务分配[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(5): 961–969
- [7] 葛斌, 吴波, 代陈. 混沌蚁群算法在划分区域中能量均衡路由方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(5): 786–793
- [8] Mirjalili S. The ant lion optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2015, 83(1): 80–98
- [9] Eberhart C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. New York: The 6th International Symposium on Micro Machine And Human Science, 1995: 39–43
- [10] Stutzle T, Hoos H H. Max-min ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889–914
- [11] 黄长强, 赵克新. 基于改进蚁狮算法的无人机三维航迹规划[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(7): 1532–1538
- [12] Subhashini K R, Satapathy J K. Development of an enhanced ant lion optimization algorithm and its application in antenna array synthesis[J]. Applied Soft Computing, 2017, 59: 153–173
- [13] 徐钦帅, 何庆, 魏康园. 改进蚁狮算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 传感技术学报, 2019, 32(2): 266–275
- [14] Yao P, Wang H. Dynamic adaptive ant lion optimizer applied to route planning for unmanned aerial vehicle[J]. Soft Computing, 2017, 21(18): 5475–5488
- [15] 张振兴, 杨任农, 房育寰, 等. 自适应 Tent 混沌搜索的蚁狮优化算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(5): 152–159
- [16] 李宗妮, 吴伟民, 林志毅. 一种采用改进蚁狮优化算法的图像增强方法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(4): 1258–1260
- [17] 吴伟民, 张晶晶, 林志毅, 等. 双重反馈机制的蚁狮算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(12): 31–35
- [18] Wang D, Lin L, Xu L. A study of subdividing hexagon-clustered wsn for power saving: analysis and simulation[J]. Ad Hoc Netw, 2011, 9(7): 1302–1311
- [19] Mehrabi A, Kim K. Maximizing data collection throughput on a path in energy harvesting sensor networks using a mobile sink[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(3): 690–704
- [20] 朱敏, 肖震, 刘昊霖, 等. WSN 中基于虚拟网格的分簇路由算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2012, 44(5): 143–148
- [21] 余修武, 胡沐芳, 刘琴, 等. 基于蜂窝虚拟网格的 WSN 混合多跳分簇路由算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(10): 1573–1577

(责任编辑:湛江)