

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108573

# 基于测距修正和蜜獾优化的改进 DV\_Hop 定位算法

宋跃才 林海涛 卞媛 肖丹妮  
(海军工程大学电子工程学院 武汉 430030)

**摘要:** 针对传统 DV\_Hop 算法在无线传感器网络中定位精度不足的问题,提出一种基于测距修正和蜜獾优化的改进 DV\_Hop 定位算法。首先,通过多通信半径细化节点间最小跳数;其次,利用最小均方差准则与修正因子减少跳距误差;最后引入全局寻优性能优异的改进蜜獾算法代替最小二乘法计算未知节点坐标,进一步降低计算误差。经网络仿真验证,在不同条件下,优化算法较传统 DV\_Hop 算法和改进算法(PDDV\_Hop)定位误差平均下降 16.62%、3.92%,能够有效地提高定位精度,且优化算法定位精度受锚节点数量影响较小,可在保证定位精度的前提下降低锚节点部署成本。

**关键词:** 无线传感器网络;节点定位;DV\_Hop 算法;多通信半径;最小均方差;蜜獾算法

**中图分类号:** TP212.9;TN929.5;TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## Improved DV\_Hop localization algorithm based on ranging correction and honey badger optimization

Song Yuecai Lin Haitao Bian Yuan Xiao Danni

(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430030, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of insufficient positioning accuracy of traditional DV\_Hop algorithm in wireless sensor networks, an improved DV\_Hop positioning algorithm based on ranging correction and badger optimization is proposed. Firstly, the minimum hops between nodes are refined by multi-communication radius. Secondly, the minimum mean square deviation criterion and correction factor are used to reduce the jump error. Finally, the improved badger algorithm with excellent global optimization performance is introduced to replace the least square method to calculate the unknown node coordinates, which further reduces the calculation error. The network simulation results show that under different conditions, the positioning error of the optimization algorithm decreases by 16.62% and 3.92% on average compared with the traditional DV\_Hop algorithm and the improved algorithm (PDDV\_Hop), which can effectively improve the positioning accuracy. The positioning accuracy of the optimization algorithm is less affected by the number of anchor nodes, which can reduce the deployment cost of anchor nodes on the premise of ensuring the positioning accuracy.

**Keywords:** wireless sensor network; node localization; DV\_Hop algorithm; multi-communication radius; minimum mean variance; honey badger algorithm

## 0 引言

无线传感器网络(WSN)是由大量传感器节点组成的自组织网络,呈现出多学科高度交叉的特点<sup>[1]</sup>,因其可大规模部署、扩展性强、能耗较低、价格低廉等优势<sup>[2]</sup>,被广泛应用于精准农业<sup>[3]</sup>、军事侦察<sup>[4]</sup>、环境监测<sup>[5]</sup>、智能家居<sup>[6]</sup>等诸多领域。

无线传感器网络的定位技术可分为基于测距的定位算法和非测距的定位算法<sup>[7-8]</sup>。测距定位算法相比于非测距

算法定位精度更高,但是其对节点本身硬件要求过高,且在大规模网络中实现难度较高<sup>[9]</sup>。因此成本更低且易于实现的非测距定位算法实际应用更为广泛,特别是对于大规模网络而言。

DV\_Hop(distance vector-Hop)算法<sup>[10]</sup>因简单易行,无需额外的硬件即可获得未知节点的坐标,因此成为非测距的定位算法中应用最广泛的算法。在传统的 DV-Hop 算法中,跳数、跳距的处理误差和未知节点坐标的计算误差是导致定位不理想的主要原因<sup>[11]</sup>。

收稿日期:2021-12-11

近年来,为了解决 DV\_Hop 算法定位精度差的问题,许多国内外学者都进行了大量研究。Mohamed 等<sup>[12]</sup>提出通过分区域计算节点间距离的方式提高 DV\_Hop 算法定位精度,锚节点通信半径范围内节点使用 RSSI 计算距离,区域外使用跳距计算距离,但是 RSSI 测距受多径衰落影响容易产生误差,定位精度提高不明显。Kaur 等<sup>[13]</sup>提出了一种以非线性的高斯-牛顿法代替最小二乘法计算未知节点坐标的改进算法,该算法提高了未知节点定位精度,但是由于高斯-牛顿法是一种迭代算法,计算复杂度高。祁晓瑛等<sup>[14]</sup>提出引入多通信半径方法细化节点间跳数,以此优化跳距提高定位精度,但是计算未知节点坐标时仍采用最小二乘法,还有较大提升空间。褚银菲等<sup>[15]</sup>提出利用改进的差分进化算法求解未知节点坐标,虽然提高了定位精度,但是差分进化算法受控制参数影响较大,种群进化过程中容易过早地失去多样性。王国武等<sup>[16]</sup>提出引入遗传退火算法计算未知节点坐标,相对最小二乘法大大提高了定位精度,但是仍存在收敛慢耗时长,计算复杂度较高的问题。

基于现有研究基础,本文提出一种基于蜜獾算法优化的 DV\_HOP 定位算法(honey badger algorithm DV\_Hop, HBADV\_Hop),利用多通信半径法优化跳数并计算经最小均方差准则和修正因子修正后的平均跳距,最后采用改进的蜜獾算法求出未知节点坐标。

## 1 DV\_Hop 算法及误差分析

### 1.1 传统 DV\_Hop 算法

传统 DV\_Hop 算法的定位过程可以分为 3 个阶段。

#### 1) 计算未知节点与锚节点间最小跳数

每个锚节点均会向网络中泛洪包含锚节点自身坐标信息和初始值为 0 的跳数信息的分组,节点接收到分组后将跳数加一后创建表保存信息(表中仅保存到锚节点最小跳数和锚节点坐标信息),并转发给邻居节点。通过此法,网络中所有节点均可记录下到每个锚节点的最小跳数和锚节点坐标。

#### 2) 计算未知节点与锚节点平均跳距

每个锚节点获取其他锚节点坐标信息和最小跳数后,可由式(1)求出各锚节点的平均跳距。

$$hopsizex_i = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{i \neq j} hops_{ij}} \quad (1)$$

式中:  $(x_i, y_i)$  和  $(x_j, y_j)$  代表锚节点  $i$  和  $j$  的坐标,  $hopsizex_i$  代表锚节点  $i$  的平均跳距,  $hops_{ij}$  为锚节点  $i$  和  $j$  间的最小跳数。

锚节点计算求出自身平均跳距后,将该信息泛洪,其它未知节点收到各锚节点的平均跳距信息后,即可按照式(2)求出到各锚节点的距离。

$$d_{iu} = hopsizex_{iu} \times hops_{iu} \quad (2)$$

式中:  $d_{iu}$  表示未知节点  $u$  到锚节点  $i$  的距离,  $hops_{iu}$  为未知

节点  $u$  到锚节点  $i$  的最小跳距。

#### 3) 计算未知节点坐标

在获得未知节点到锚节点的距离后,即可通过最小二乘法求解未知节点坐标<sup>[15]</sup>。

### 1.2 误差分析

#### 1) 跳数误差

在 DV\_Hop 算法中,传感器节点的通信半径范围内所有节点都会被视作 1 跳,不论是距离泛洪节点远或者近,如图 1 所示,节点  $B$ 、 $C$  均在节点  $A$  的通信半径内,所以均视为距离节点  $A$  的 1 跳距离,但是事实上节点  $B$  和节点  $C$  距离节点  $A$  的距离差是很大的,由此便产生了跳数误差。

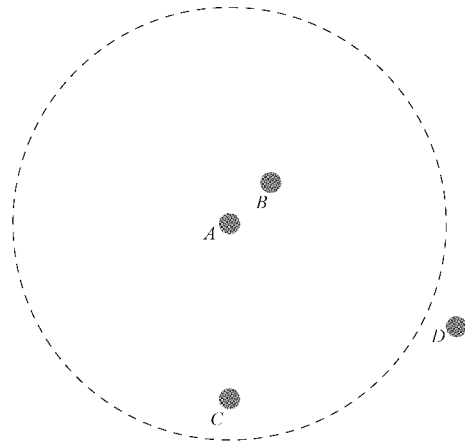


图 1 节点分布示意图

#### 2) 跳距误差

传统 DV\_Hop 算法以第 1 个接收到的锚节点的平均跳跃距离作为未知节点的平均跳跃距离,忽略了其他锚节点的信息。在多跳网络中,未知节点的单一选择方法往往不能反映真实的跳跃距离<sup>[17]</sup>。

#### 3) 计算误差

前两阶段产生的跳数误差和跳距误差会在第 3 阶段由最小二乘法计算未知节点坐标时进一步扩大,容易造成累积误差从而导致最终结果准确性差<sup>[18]</sup>。

## 2 HBADV\_Hop 算法

### 2.1 跳数优化

为减少跳数误差可采取多通信半径细化跳数的方法,假设锚节点的通信半径为  $R$ ,可将  $R$  等分为  $n$  份,从而产生  $n$  个同心圆,细化后的通信半径为:  $R, \frac{(n-1)R}{n}, \frac{(n-2)R}{n}, \dots, \frac{R}{n}$ 。锚节点依次以通信半径  $R$  到  $\frac{R}{n}$  的顺序向网络泛洪信息,各通信半径范围内的节点仅在表中记录下最小跳数。由于节点每次在网络中泛洪耗能较大,因此以小于  $R$  的通信半径向网络中广播信息分组时,接收节点不将接收到的信息分组转发,节约网络能量开销<sup>[14]</sup>。

原则上  $n$  越大代表着跳数越精细,产生的误差也就越

小,然而与之相伴的是增高能耗,综合考虑节点定位精度与使用寿命,本文将  $n$  设为 4,其细化后通信半径如图 2 所示。

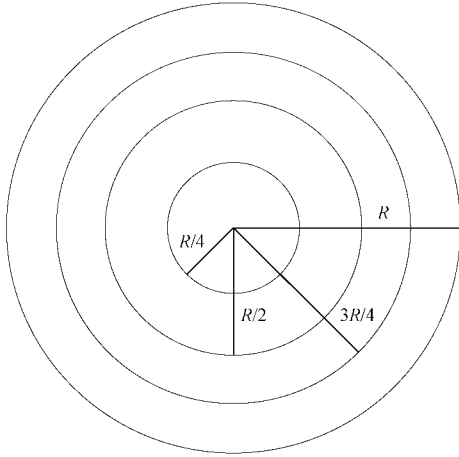


图 2  $n$  为 4 时节点通信半径示意图

### 2.2 跳距优化

在获得锚节点间的最小跳数后,可通过最小均方差准则求出各锚节点的平均跳距:

$$Hopsize_i = \frac{\sum_{i \neq j} hop_{ij} \times d_{ij}}{\sum_{i \neq j} hop_{ij}^2} \quad (3)$$

其中,  $hop_{ij}$  表示锚节点  $i$  和  $j$  之间的最小跳数,  $d_{ij}$  为锚节点  $i$  和  $j$  之间的距离。获得平均跳距信息后锚节点便可求出两锚节点间的估计距离。

$$\hat{d}_{ij} = Hopsize_i \times hop_{ij} \quad (4)$$

为了进一步减小跳数误差,可通过综合考虑所有锚节点间实际距离与估计距离之间的差值求出锚节点间的每跳误差,从而对式(3)中的  $Hopsize_i$  进行修正。

$$\xi_i = \frac{\sum_{i \neq j} (\hat{d}_{ij} - d_{ij})}{\sum_{i \neq j} hop_{ij}} \quad (5)$$

$$Hopsize_{newi} = Hopsize_i - \xi_i \quad (6)$$

式中:  $\xi_i$  代表锚节点  $i$  平均每跳误差,  $Hopsize_{newi}$  则为锚节点  $i$  修正后的平均跳距。在计算未知节点平均跳距时引入归一化加权因子  $w_i$ , 表示在未知节点在通信半径范围内所接收到各锚节点平均跳距的权重。

$$w_i = \frac{1}{hop_i} \quad (7)$$

$$Hopsize_u = \sum_{i=1}^k (w_i \times Hopsize_{newi}) \quad (8)$$

$Hopsize_u$  即未知节点的平均跳距,最后可由该跳距和跳数求出未知节点到各锚节点的距离。

$$d_u = hop_i \times Hopsize_u \quad (9)$$

### 2.3 计算优化

为解决最小二乘法求解未知节点坐标易产生累积误差的问题,引入改进的蜜獾算法(honey badger algorithm, HBA)<sup>[19]</sup>进行未知节点坐标求解。

#### 1) 标准的蜜獾算法

蜜獾为了找到食物源,会采取嗅探挖掘和跟随导蜜鸟两种行为。蜜獾利用嗅觉能力来估计猎物的位置,当它到达那里时,它在猎物周围移动,选择合适的地点挖掘和捕捉猎物,这种模式可称为挖掘模式。蜜獾还可以在导蜜鸟的引导下直接定位蜂巢,这种模式可称为采蜜模式。以此为启发可建立相应数学模型。

#### (1) 种群初始化

初始化蜜獾种群数量以及按照式(10)初始化蜜獾所在位置。

$$x_i = lb_i + r_1 \times (ub_i - lb_i) \quad (10)$$

其中,  $x_i$  表示第  $i$  个个体的位置,  $lb_i$  和  $ub_i$  分别为搜索空间的下界和上界,  $r_1$  为(0,1)内的随机数。

#### (2) 定义嗅觉强度 $I$

嗅觉强度与猎物的集中程度以及猎物和蜜獾之间的距离有关。嗅觉强度越大,则蜜獾运动速度越快,反之亦然。

$$I_i = r_2 \times \frac{S}{4\pi d_i^2} \quad (11)$$

$$S = (x_i - x_{i+1})^2 \quad (12)$$

$$d_i = x_{prey} - x_i \quad (13)$$

式中:  $I_i$  代表蜜獾个体嗅觉强度,  $S$  为源强度或者集中强度,  $d_i$  表示猎物与第  $i$  只蜜獾的距离,  $r_2$  为(0,1)内的随机数。

#### (3) 更新密度因子

密度因子  $\alpha$  控制随时间变化的随机性,以确保从勘探到开发的平稳过渡。采用式(14)更新随迭代而减少的密度因子  $\alpha$ ,以减少觅食过程中随时间变化的随机性。

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-t}{t_{max}}\right) \quad (14)$$

式中:  $t_{max}$  表示最大迭代次数,  $C$  为一个大于 1 的常数,一般设置为 2。

#### (4) 挖掘模式

在挖掘模式中,蜜獾的运动轨迹犹如一个心形,可由下列方程描述。

$$x_{new} = x_{prey} + F \times \beta \times I \times x_{prey} + F \times r_3 \times \alpha \times d_i \times |\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]| \quad (15)$$

式中:  $x_{prey}$  是猎物到目前为止最佳位置,  $\beta$  (为  $\geq 1$  的常数,一般设为 6) 为蜜獾获取食物的能力,  $r_3, r_4, r_5$  均为(0,1)内的随机数,  $F$  用于改变搜索方向,防止搜索陷入局部最优,表示为:

$$F = \begin{cases} 1, & r_6 \leq 0.5 \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

在挖掘模式中,蜜獾很大程度上依赖于猎物集中程度、

獾和猎物之间的距离以及时变的密度因子  $\alpha$ 。此外,在挖掘过程中,獾可能会受到其他干扰( $F$ ),从而找到更好的猎物位置。

(5) 采蜜模式

蜜獾跟随导蜜鸟寻找蜜源的运动轨迹可由式(17)模拟:

$$x_{new} = x_{prev} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i \quad (17)$$

式中: $r_7$ 为(0,1)内的随机数。由式(17)亦可知,在采蜜模式中,蜜獾搜索范围为导蜜鸟所指示的蜜源附近,然而也会受外界因素影响,跳出该范围前往其他区域搜索。

2) 佳点集初始化种群

对于种群智能算法而言,初始个体的优劣直接影响了算法的执行速度和解的质量,具有良好分布特性的初始种群能提高算法寻优的效果<sup>[20]</sup>。蜜獾算法初始化采用随机式分布的方式,很难遍历整个搜索空间而导致过早收敛,影响解的质量。为解决此问题,本文引入华罗庚等人提出的佳点集<sup>[17]</sup>进行种群初始化。

采用佳点集的方式初始化规模为 100 的种群分布如图 3 所示,采用随机式分布的方式初始化规模为 100 的种群分布如图 4 所示。对比可知,佳点集初始化的种群分布更均匀,种群多样性更高,因此算法遍历性也更优。

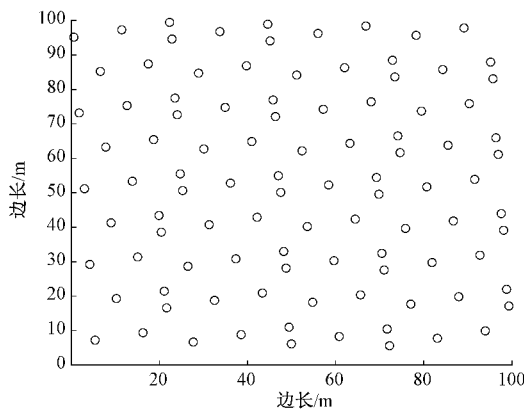


图 3 佳点集初始化种群

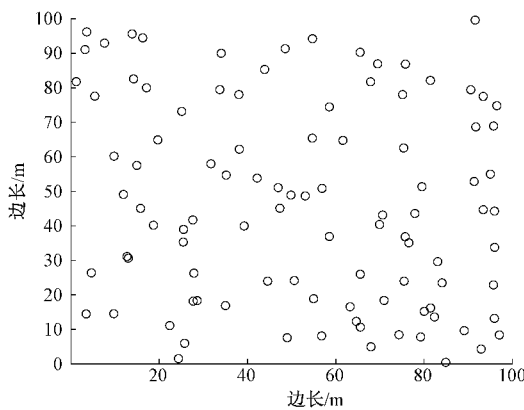


图 4 随机式分布初始化种群

3) 适应度函数

本文采取的适应度函数如下:

$$Fitness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - d_i| \quad (18)$$

式中: $Fitness$ 为蜜獾个体适应值, $(x_i, y_i)$ 和 $(x, y)$ 为锚节点和未知节点坐标, $d_i$ 为未知节点到锚节点距离。

2.4 算法流程

HBADV\_Hop 算法的步骤如下:

1) 锚节点按照细化后的通信半径依次泛洪信息,所有节点接收到信息后建表保存锚节点位置信息以及最小跳数,并转发信息。

2) 锚节点根据相互之间最小跳数与距离计算平均跳距,继而计算修正因子修正跳距。

3) 未知节点求出归一化后的每跳距离,并以此计算出到各锚节点距离。

4) 根据将未知节点到锚节点的距离以及它们各自的位置信息带入适应度函数,采用改进的蜜獾算法进行寻优,当满足寻优条件或者迭代次数达到最大时,输出猎物目前为止最佳位置,即所求未知节点位置。

5) 当求出所有未知节点坐标时,算法结束。

算法流程如图 5 所示。

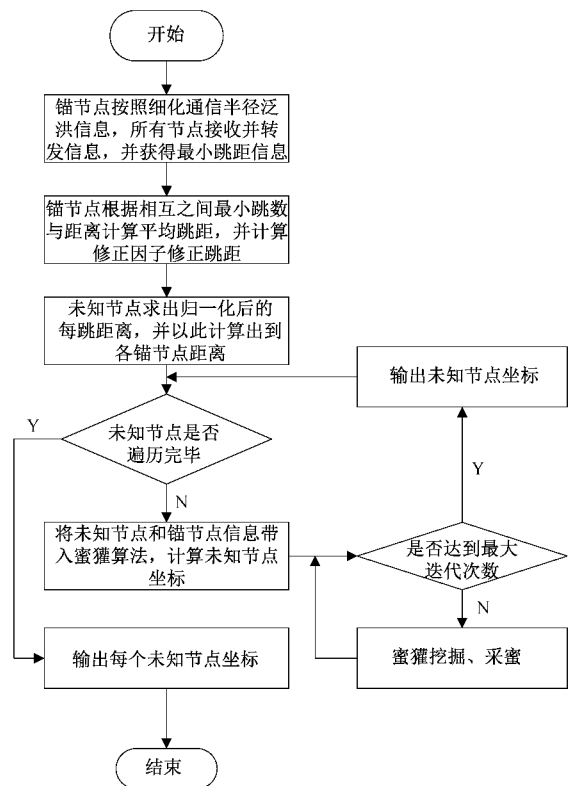


图 5 HBADV\_HOP 算法流程

2.5 HBADV\_Hop 算法复杂度分析

传统的 DV\_Hop 算法采用最小二乘法解方程组从而

求得未知节点坐标,最小二乘法时间复杂度为  $O(4n)$ ,  $n$  为求解方程组数日,所以 DV\_Hop 算法时间复杂度为  $O(M + (M - m) \times 4n)$ ,其中  $M$  为节点总数,  $m$  为锚节点数,化简后可得 DV\_Hop 算法时间复杂度为  $O(n^2)$ 。HBADV\_Hop 算法时间复杂度与 DV\_Hop 算法的差异在于采用蜜獾算法代替了最小二乘法,由于蜜獾算法的时间复杂的为  $O(T \times N \times D)$ ,其中  $T$  表示最大迭代次数,  $N$  是种群的规模,  $D$  表示决策变量的数量,三者为同一数量级,故 HBADV\_Hop 时间复杂度为  $O(M + (M - m) \times T \times N \times D)$ ,化简后为  $O(n^4)$ 。

因此,相对于 DV\_Hop 而言,HBADV\_Hop 增加了时间复杂度,在一定程度上增加了运行时间。但对于节点定位而言,实时性要求并不高,在实际应用中传感节点布设完毕后一般不会随意移动目能够工作很长一段时间<sup>[19]</sup>。故该算法时间复杂度仍在可接受范围内。

### 3 实验仿真

为了验证优化算法的定位性能,采用 MATLAB R2018b 进行仿真实验。将 100 个节点随机部署在 100 m × 100 m 的正方形区域,如图 6 所示。HBADV\_HOP 算法的种群规模设为 30,最大迭代次数为 50,并采用式(19)节点平均定位误差  $\delta$  作为评价指标与传统 DV\_Hop 算法、PDDV\_Hop 算法<sup>[13]</sup>进行对比分析。

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}}{N \times R} \quad (19)$$

式中:  $N$  为未知节点个数,  $R$  为通信半径,  $(x_i, y_i)$ 、 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$  分别为未知节点真实位置坐标和计算所得位置坐标。

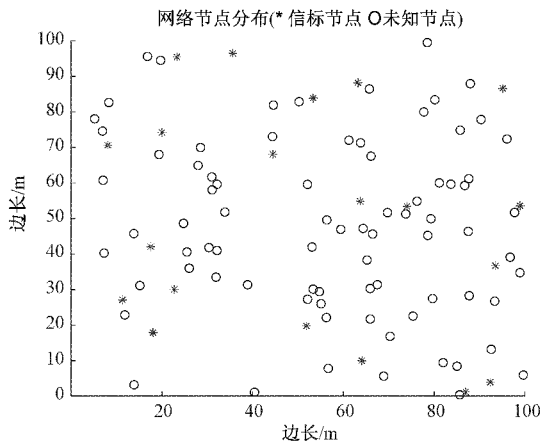
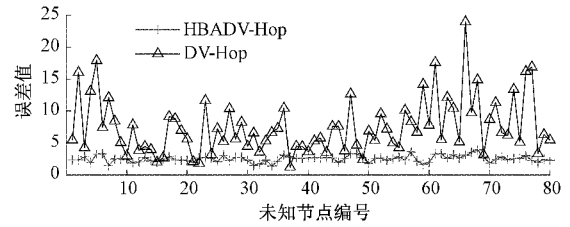


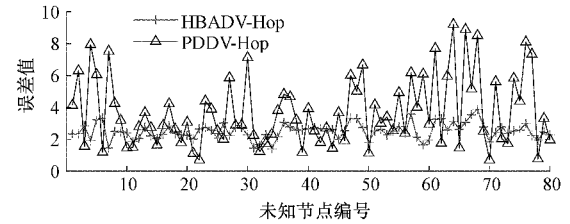
图 6 网络节点分布图

#### 3.1 未知节点定位误差

网络节点总数为 100,锚节点数为 20,节点通信半径为 30 m 时,HBADV\_Hop 与 DV\_Hop 算法节点定位误差比较图如图 7(a)所示,HBADV\_Hop 与 PDDV\_Hop 算法节点定位误差比较图如图 7(b)所示。



(a) HBADV-Hop与DV-Hop算法节点误差比较图



(b) HBADV-Hop与PDDV-Hop算法节点误差比较图

图 7 节点定位误差图

由图 7 可知,HBADV\_Hop 算法相较于 PDDV\_Hop 算法和传统 DV\_Hop 算法各节点误差值均更小且总体误差值波动也更小,能控制在 5 m 以下。经计算上述 3 种算法的误差平均值分别为 2.514 7、3.733 8 和 7.527 4 m,标准差分别为 0.494 9、2.169 9 和 4.358 6。由此可见,HBADV\_Hop 算法不仅定位精度更高,而且不会出现个别节点定位误差极大的情况,避免了高定位误差对网络产生的不良影响。

#### 3.2 通信半径对定位精度的影响

网络节点总数为 100,锚节点数为 20,节点通信半径从 20 m 增加到 50 m 时 3 种算法平均定位误差的变化情况如图 8 所示。随着节点通信半径增大,节点平均定位误差减小,当节点通信半径大于 35 m 后,节点平均定位误差减小幅度变缓,这是因为当节点通信半径小时,两节点间通信需通过多节点转发,由此跳距误差将对节点定位精度产生较大影响,随着通信半径增大,跳距误差对节点定位误差地影响也相应减小。总体而言,较于其他两种算法,HBADV\_Hop 算法平均定位误差最小,通信半径 20 m 时差距最大,分别平均减少 12.39% 和 20.26%,通信半径 50 m 时差距最小,分别平均减少 1.26% 和 4.07%。

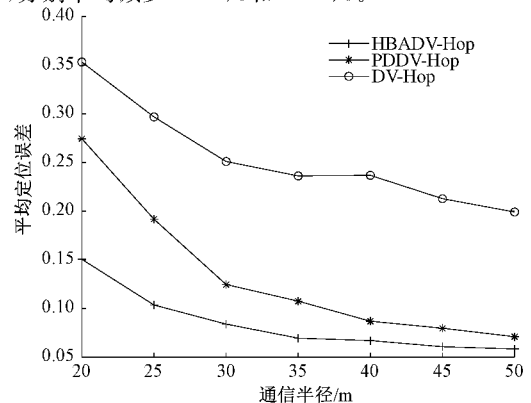


图 8 通信半径对定位精度的影响



### 3.3 锚节点数量对定位精度的影响

网络节点总数为 100,通信半径为 30 m,锚节点个数从 10 增加到 40 时 3 种算法平均定位误差的变化情况如图 9 所示。随着锚节点数量增加,节点平均定位误差减小,但是与其他两种算法相比 HBADV\_Hop 算法受锚节点数量影响较小,能在较少锚节点的情况下,保持较高的定位精度,即使只有 10 个锚节点也能将平均定位误差控制在 10% 以下,而要达到同样的平均定位误差,其他两种算法需要 40 个以上的锚节点。

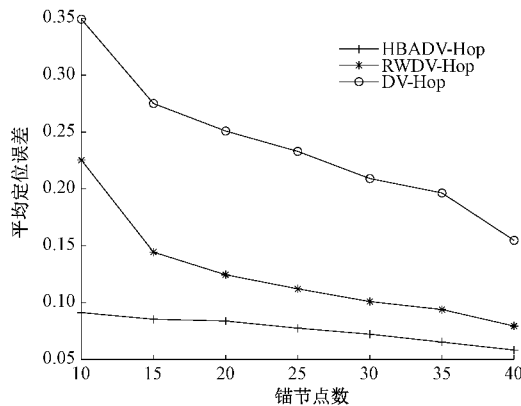


图 9 锚节点数量对定位精度的影响

## 4 结 论

针对传统 DV\_Hop 算法定位精度不足的问题,本文通过分析产生误差的 3 个阶段,分别采取相应优化方法,提出了 HBADV\_Hop 算法。在采用多通信半径减少跳数误差和利用最小均方差准则与修正因子减少跳距误差的基础上,引入了蜜獾优化算法代替最小二乘法求解未知节点坐标,仿真结果显示,HBADV\_Hop 算法能够大幅减少了平均定位误差,并且能利用较少的锚节点实现较高的定位精度,降低锚节点部署成本。但蜜獾算法增加了少许计算量,后期研究将重点关注于降低算法计算量。

### 参考文献

- [1] KAUR A, KUMAR P, GUPTA G P. Nature inspired algorithm-based improved variants of DV-Hop algorithm for randomly deployed 2D and 3D wireless sensor networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 101(1): 567-582.
- [2] 杨廷鸿,方海洋,姜大立,等. 考虑最大暴露值的无线传感器网络最小暴露路径优化算法[J]. *兵工学报*, 2018, 39(4): 743-752.
- [3] BANDUR D, JAKSIC B, BANDUR M, et al. An analysis of energy efficiency in wireless sensor networks (WSNs) applied in smart agriculture [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 500-507.
- [4] LU X, CHENG L, LIU J, et al. Compressed sensing-based multiple-target tracking algorithm for ad hoc camera sensor networks [J]. *Ksii Transactions on Internet and Information Systems*, 2018, 12(3): 1287-300.
- [5] MATVIYKIV O, BOKLA N, KLYMKOVYCH T, et al. Lab-chip diagnostic device for the rainwater monitoring system using wireless sensors network [C]. *The 2019 26th International Conference Mixed Design of Integrated Circuits and Systems (MIXDES 2019)*, 2019: 241-245.
- [6] ROKONUZZAMAN M, MISHU M K, AMIN N, et al. Self-sustained autonomous wireless sensor network with integrated solar photovoltaic system for internet of smart home-building (IoSHB) applications [J]. *Micromachines*, 2021, 12(6): 653.
- [7] 宋晓东,孙丽君,陈天飞. DV-Hop 优化算法的性能分析与比较 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(5): 125-133.
- [8] 颜慧超,曾子维,王刚. 融合跳距修正与麻雀搜索的改进 DV-Hop 算法 [J]. *电子测量技术*, 2021, 44(21): 133-138.
- [9] 石欣,印爱民,张琦. 基于 K 最近邻分类的无线传感器网络定位算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(10): 2238-2247.
- [10] 李跃飞. 基于锚节点分布特性的跳距修正的 DV-HOP 定位算法 [J]. *传感技术学报*, 2021, 34(10): 1379-1384.
- [11] 任克强,温晓珍. 融合跳数修正与动态布谷鸟搜索的改进 DV-Hop 算法 [J]. *现代电子技术*, 2021, 44(5): 21-26.
- [12] MOHAMED E, ZAKARIA H, ABDELHALIM M B. An improved DV-Hop localization algorithm [M]. Springer, Cham, 2016: 332-341.
- [13] KAUR A, KUMAR P, GUPTA G P. A novel DV-Hop algorithm based on Gauss-Newton method [C]. *International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing*, 2016: 625-629.
- [14] 邴晓瑛,徐保国. 基于多通信半径的加权 DV-Hop 改进算法 [J]. *计算机应用与软件*, 2016, 33(7): 125-128, 199.
- [15] 褚银菲,吕惠芳. 基于测距修正的差分进化的 DV-Hop 定位算法 [J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(6): 33-37.
- [16] 王国武,陈元琰. 基于跳数修正和遗传模拟退火优化 DV-Hop 定位算法 [J]. *计算机科学*, 2021, 48(S1): 313-316.
- [17] 印雷,顾德,刘飞. 基于改进麻雀搜索算法优化的 DV-Hop 定位算法 [J]. *传感技术学报*, 2021, 34(5):

670-675.

- [18] 钱开国,卜春芬,王玉见,等. 基于可靠信标和节点度估计距离的无线传感器网络定位算法[J]. 计算机应用, 2019,39(3):817-823.
- [19] HASHIM F A, HOUSSEIN E H, HUSSAIN K, et al. Honey badger algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Mathematics and Computers in Simulation (MATCOM), 2022, 192:84-110.
- [20] 孙博文,韦素媛. 基于自适应调整策略灰狼算法的 DV-Hop 定位算法[J]. 计算机科学, 2019,46(5):77-82.

### 作者简介

**宋跃才**, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络路由协议与定位技术。

E-mail: 1049514135@qq.com

**林海涛**, 博士, 副教授, 主要研究方向为信息网络管理与规划。

E-mail: figuc2015@163.com

**卞媛**, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: 2365728070@qq.com

**肖丹妮**, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: zz302615581@qq.com