

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211074

融合测距修正和哈里斯鹰优化的 DV-Hop 定位算法*

曹鹏飞 王秀英 孟庆斌

(天津中德应用技术大学智能制造学院 天津 300350)

摘要: 针对传统 DV-Hop 定位算法在无线传感器网络节点定位时精度偏低的问题,本文提出了一种基于测距修正和哈里斯鹰优化算法的 DV-Hop 改进算法。该算法采用多通信半径调整网络节点最小跳数,利用最小均方差和权重因子优化网络节点平均跳距,采用改进的哈里斯鹰算法替代最小二乘法进行位置计算,引入 Tent 混沌映射、精英群体制度和正余弦优化策略以避免算法过早陷入局部优化,通过最优解求解得到网络节点近似坐标值。仿真结果表明,在不同条件下,改进算法与传统 DV-Hop 算法和 ABCDV-Hop 算法相比能够具有更好的定位能力,节点定位误差平均下降 20.13% 和 7.74%,定位精度较高。

关键词: 节点定位; DV-Hop; 多通信半径; 最小均方差; 哈里斯鹰算法

中图分类号: TP393; TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

DV-Hop localization algorithm combining ranging correction
and Harris hawks optimization

Cao Pengfei Wang Xiuying Meng Qingbin

(College of Intelligent Manufacturing, Tianjin Sino-German University of Applied Sciences, Tianjin 300350, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy of traditional DV-Hop positioning algorithm in wireless sensor network node positioning, this paper proposes an improved DV-Hop algorithm based on ranging correction and Harris hawks optimization algorithm. The algorithm uses multi-communication radius to adjust the minimum hop number of network nodes, optimizes the average hop distance of network nodes by using the minimum mean square error and weight factor, uses the improved Harris hawks algorithm to replace the least square method for position calculation, and introduces Tent chaotic mapping and elite group system. And the sine and cosine optimization strategy is used to avoid the algorithm falling into local optimization prematurely, and the approximate coordinate value of the network node is obtained by solving the optimal solution. The simulation results show that under different conditions, the improved algorithm can have better positioning ability compared with the traditional DV-Hop algorithm and ABCDV-Hop algorithm, the node positioning error is reduced by 20.13% and 7.74% on average, and the positioning accuracy is higher.

Keywords: node localization; DV-Hop; multi-communication radius; minimum mean square error; Harris hawks algorithm

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)是一种传感器节点空间分散,具有自组织能力的网络系统。网络节点具有数量大、体积小、能量和通信受限、成本低等特点^[1]。WSN 在智能家居、智能物流、环境监测^[2]、军事侦测^[3]等领域可以满足不同用户的需求。节点定位技术是无线传感器网络主要研究内容之一,具有十分重要的应用价值。

无线传感器网络节点定位技术主要分为两类:一类是基于测距的定位算法^[4],另一类是非测距定位算法^[5-6]。第 1 类需要测定目标和观测站之间的距离和角度,定位精度高,但是需要需要额外的硬件,不适合大规模的网络部署。这一类算法以 TOA/TDOA、RSSI、AOA 等为主。第 2 类无需测定目标和观测站之间的距离和角度,误差相对较大,但是具有硬件简单、通信数据小、成本低等优势,适合大规模网络部署。主要包括 APIT、CL、DV-Hop 等定位算法。

收稿日期:2022-08-15

* 基金项目:天津中德应用技术大学科技项目(zdkt2021-005)资助

DV-Hop 定位算法通过共享网络节点信息,获得节点间最小跳数和平均跳距,进而计算得到位置信息,对节点硬件要求不高,适合大规模部署。其缺点是节点间的直线距离被折线距离代替,从而产生跳数误差。平均跳距计算和未知节点坐标计算时也会产生定位误差。为提高节点定位精度,国内外研究人员进行了深入研究。

Li 等^[7]通过细化通信半径,将距离信标节点较近的未知节点获得的最小跳数进行更新,并保持距离较远的未知节点的最小跳数不变。Messous 等^[8]使用 RSSI 值和多项式近似估计未知节点和信标节点间的距离,采用递归计算以提高坐标估值精度。周涛等^[9]为降低最小二乘法计算产生的位置误差累积,在计算未知节点坐标时采用改进粒子群算法,有效提升了定位准确性。王磊等^[10]通过加入权重因子以减小平均跳距误差,同时在位置计算时将差分进化算法和最小二乘法相融合,进一步改善了节点定位精度。印雷等^[11]利用麻雀搜索算法求解未知节点的位置估值,引入佳点集提高算法的遍历性,通过 Levy 飞行策略增强跳出局部最优的能力。王国武等^[12]提出根据已知节点的精确跳数,计算误差系数对其增加修正值,利用模拟退火算法和遗传算法修正平均跳距值,减小了定位误差。本文针对 DV-Hop 定位算法距离估计和位置计算存在的问题进行改进,通过多通信半径方式修正最小跳数,采用加权因子优化每跳距离,利用哈里斯鹰改进算法计算位置估值,仿真分析表明达到了提高定位精度的效果。

1 DV-Hop 定位算法与误差分析

1.1 传统 DV-Hop 定位算法

传统 DV-Hop 定位算法的实现过程分为 3 个阶段:

1) 计算节点间最小跳数

网络中的每个信标节点通过广播发送数据,二进制数据包中包括位置信息比特和跳数信息比特(初始值为 0)。

网络节点如果接收到编号相同信标节点的最小跳数值,通过比较,只保存跳数值较小的数据包信息。然后将该节点的跳数值以步长为 1 增加后再广播发送,最终所有网络节点的最小跳数信息表完成更新。

2) 计算节点间平均跳距

网络中包含的每个信标节点除了能够保存其他信标节点的最小跳数值以外,还存储了相应的坐标值。利用式(1)计算平均跳距的估计值 $Hopsizex_i$ 。

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

其中, (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 分别表示信标节点 i, j 的位置, h_{ij} 表示信标节点 i 与 j 的最小跳数。

对于任意未知节点,除了保存第一个接收到的信标节点的平均跳距外,需要丢弃其余所接收的信标节点的平均跳距,然后再将保存的信息广播出去。未知节点 m 与信标

节点 i 之间的估值 d_{mi} 如式(2)所示。

$$d_{mi} = Hopsizex_m \times h_{mi} \quad (2)$$

其中, $Hopsizex_m$ 代表选用的平均跳距, h_{mi} 是未知节点 m 到信标节点 i 的最小跳数。

3) 求取未知节点坐标

根据前两个阶段得到的最小跳数以及距离估值,采用最小二乘法求解未知节点坐标值。

未知节点与信标节点间距离的方程组如式(3)所示。

$$\begin{cases} (x_m - x_1)^2 + (y_m - y_1)^2 = d_{m1}^2 \\ (x_m - x_2)^2 + (y_m - y_2)^2 = d_{m2}^2 \\ \vdots \\ (x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2 = d_{mn}^2 \end{cases} \quad (3)$$

其中, (x_m, y_m) 是未知节点 m 的坐标, (x_i, y_i) 是信标节点 i 的坐标, n 为信标节点个数。

在上一方程组中,最后 1 个方程和前面的每个方程做减法,再将得到的新方程组用矩阵 $\mathbf{AX}=\mathbf{B}$ 表示,其中矩阵 \mathbf{A} 、矩阵 \mathbf{B} 、矩阵 \mathbf{X} 分别如式(4)~(6)所示。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_n) & 2(y_1 - y_n) \\ 2(x_2 - x_n) & 2(y_2 - y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1} - x_n) & 2(y_{n-1} - y_n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 + d_{m1}^2 - d_{mn}^2 \\ x_2^2 - x_n^2 + y_2^2 - y_n^2 + d_{m2}^2 - d_{mn}^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 + d_{m(n-1)}^2 - d_{mn}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} \quad (6)$$

利用最小二乘法求解得到未知节点坐标的估计值,如式(7)所示。

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (7)$$

1.2 DV-Hop 定位算法误差分析

DV-Hop 算法会在实现过程的 3 个阶段产生误差^[13]。

1) 由于实际环境的复杂性,当无线传感器网络部署时,传感器节点存在局部集中或者局部稀疏的问题,在整个目标区域内相邻节点间的距离远近各不相同,因此通信半径内的节点跳数都记为 1 跳,不能准确反映节点之间的距离。

2) 未知节点的平均跳距接收策略是采取信标节点最近原则,而涉及其他信标节点的平均跳距值被完全忽略,这样对于一个非均匀分布的无线传感器网络而言,具有一定的巧合性和局限性,对距离的准确计算带来了不确定性。

3) 采用最小二乘法实现未知节点的位置估值计算,由于计算过程中的累计误差,也会影响到定位精度的准确性。

2 DV-Hop 算法改进

2.1 最小跳数改进

为了减少网络节点的最小跳数误差,将网络的通信半

径由单通信半径划分为多通信半径。多通信半径是将原通信半径 R 进一步细化, 细化后通信半径 R_{new} 如式(8)所示。

$$R_{new} = R/2^{(n-1)}, n = 1, 2, 3, \dots \quad (8)$$

信标节点按照通信半径由小到大的顺序依次进行网络广播泛洪。接收到信息的节点仅在细分的通信半径范围内才记录下最小跳数。若信标节点跳数为 h , 当通信半径更新后, 跳数 h 如式(9)所示。

$$h = 1/2^{(n-1)}, n = 1, 2, 3, \dots \quad (9)$$

通信半径的增加会造成无线网络节点能耗的增加。网络节点本身能量有一定的限制, 为了提高节点生存时间, 本文将 n 设为 3, 通信半径细化为 3 个, 分别是 $R, R/2, R/4$, 此时对应跳数分别为 1、0.5、0.25。由于广播会造成节点大量能耗损失, 因此当通信半径小于 R , 即为 $R/2$ 或 $R/4$ 时, 接收到广播数据的节点不再将信息转发到下一节点。

2.2 未知节点跳距改进

信标节点之间的平均跳距通过最小均方差加以修正。信标节点 i 的平均跳距调整后的 $Hopsiz_e_i$ 如式(10)所示。

$$Hopsiz_e_i = \frac{\sum_{j \neq i} h_{ij} \times d_{ij}}{\sum_{j \neq i} h_{ij}^2} \quad (10)$$

其中, d_{ij}, h_{ij} 分别表示信标节点 i, j 的距离和最小跳数。

得到信标节点平均跳距后, 通过计算求出两节点之间的距离估值 \hat{d}_{ij} 如式(11)所示。

$$\hat{d}_{ij} = Hopsiz_e_i \times h_{ij} \quad (11)$$

其中, $Hopsiz_e_i$ 表示信标节点 i 的平均跳距, h_{ij} 表示信标节点 i 和 j 的最小跳数。

信标节点 i 的距离估值和真实值误差 ζ_i 如式(12)所示。

$$\zeta_i = \frac{\sum_{i \neq j} (\hat{d}_{ij} - d_{ij})}{\sum_{i \neq j} h_{ij}} \quad (12)$$

其中, h_{ij} 表示信标节点 i, j 之间的最小跳数, 而 \hat{d}_{ij} 和 d_{ij} 分别表示信标节点 i, j 之间的估计距离和实际距离。

信标节点 i 更新的平均跳距 $Hopsiz_e_{i_{new}}$ 如式(13)所示。

$$Hopsiz_e_{i_{new}} = Hopsiz_e_i + \zeta_i \quad (13)$$

利用权重因子 δ_i 计算未知节点的平均跳距。在通信半径细化后, 未知节点和信标节点之间的最小跳数受到了通信半径新阈值的限制, 权重因子 δ_i 如式(14)所示。

$$\delta_i = \frac{1/h_i}{\sum_{j=1}^k 1/h_j} \quad (14)$$

其中, h_i 表示未知节点和信标节点 i 的最小跳数, h_j 为未知节点与全部信标节点的最小跳数。

经过加权处理后, 未知节点 m 的平均跳距如式(15)

所示:

$$Hopsiz_e_m = \sum_{i=1}^k \delta_i \times Hopsiz_e_{i_{new}} \quad (15)$$

2.3 基于改进哈里斯鹰算法定位未知节点

在传统 DV-Hop 算法中, 未知节点的位置坐标利用最小二乘法计算, 而最小二乘法存在累计误差问题。为此引入改进哈里斯鹰算法进行未知节点坐标的计算。

1) 哈里斯鹰算法

哈里斯鹰算法^[14]是 2019 年提出的一种新型群智能算法, 其实现类似于哈里斯鹰群体狩猎时的协作行为方式。算法寻优过程分为搜索、过渡和开发 3 个阶段。

(1) 搜索阶段

在这个阶段, 哈里斯鹰处于等候状态, 初始位置随机, 通过 2 种策略寻找猎物, 如式(16)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 | X_{rand}(t) - 2r_2 X(t) |, & q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t) - r_3(lb + r_4(ub - lb))), & q < 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

其中, $X_{rand}(t)$ 函数表示哈里斯鹰随机个体值, $X_{rabbit}(t)$ 函数表示哈里斯鹰最优解个体值。 r_1, r_2, r_3, r_4 及 q 采用随机数, 取值范围在 $0 \sim 1$ 。 lb 和 ub 分别表示搜索空间的边界下限和边界上限。哈里斯鹰的位置平均值用 $X_m(t)$ 表示, 表达式如式(17)所示。

$$X_m(t) = \sum_{k=1}^M X_k(t) / M \quad (17)$$

其中, $X_k(t)$ 表示哈里斯鹰种群中编号为 k 的个体位置, M 用来表示种群规模。

(2) 过渡阶段

猎物在哈里斯鹰捕猎时存在不同的抵抗能力, 从而影响哈里斯鹰采取不同的捕猎方式。猎物抵抗能力用 E 来表示, E 的定义如式(18)所示。

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{N}) \quad (18)$$

其中, E_0 代表能力初值, 用一个随机数表示, 数值范围在 $-1 \sim 1$, 在每次迭代计算时需要选择一个新值。 t 是迭代次数, N 是最大迭代次数。当 $|E|$ 的值小于 1 时跳转到开发阶段, 反之则退回到搜索阶段。

(3) 开发阶段

在此阶段, 哈里斯鹰实施突袭抓捕猎物。按照哈里斯鹰的追逐方式以及猎物的抵抗能力, 选择 4 种不同方式来实施攻击。 r 用来表示猎物成功逃脱的概率。当 $r < 0.5$ 时, 表示猎物逃脱成功; 当 $r \geq 0.5$ 时, 表示猎物逃脱失败。参数 E 用来表示哈里斯鹰执行软围攻还是硬围攻。当 $|E| \geq 0.5$ 时, 执行软围攻; 否则执行硬围攻。

方式 1: 当 $r \geq 0.5$ 且 $0.5 \leq |E| < 1$ 时, 采取软围攻方式计算, 哈里斯鹰个体位置更新公式如式(19)所示。

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E | JX_{rabbit}(t) - X(t) | \quad (19)$$

其中, $\Delta X(t) = X_{rabbit}(t) - X(t)$ 表示哈里斯鹰个体与猎物当前的距离, 参数 J 取值 $0 \sim 2$ 的随机数。

方式 2: 当 $r \geq 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时, 采取硬围攻方式计算, 哈里斯鹰个体位置更新公式如式(20)所示。

$$X(t+1) = X_{rabbit}(t) - E | \Delta X(t) | \quad (20)$$

方式 3: 当 $r < 0.5$ 且 $0.5 \leq |E| < 1$ 时, 采取渐近式快速俯冲的软包围方式计算, 哈里斯鹰个体位置更新公式如式(21)~(23)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X(t)) \\ Z, & f(Z) < f(X(t)) \end{cases} \quad (21)$$

$$Y = X_{rabbit}(t) - E | JX_{rabbit}(t) - X(t) | \quad (22)$$

$$Z = Y + S \times LF(2) \quad (23)$$

其中, $f(\cdot)$ 函数用来求解算法适应度, S 表示 2 维随机向量, $LF(\cdot)$ 是 Levy 飞行函数, t 是迭代次数。

方式 4: 当 $r < 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时, 采取渐近式快速俯冲的硬包围方式计算, 哈里斯鹰个体位置更新公式如式(24)~(26)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X(t)) \\ Z, & f(Z) < f(X(t)) \end{cases} \quad (24)$$

$$Y = X_{rabbit}(t) - E | JX_{rabbit}(t) - X_m(t) | \quad (25)$$

$$Z = Y + S \times LF(2) \quad (26)$$

2) 哈里斯鹰算法改进

(1) 精英群体制度

哈里斯鹰算法执行时随着迭代次数的增加, 算法容易陷入局部最优, 导致整体收敛速度变慢。此外过于依赖最优个体, 导致群体多样性下降。通过引入精英群体制度^[15]来提高算法的寻优性能。为提高影响其他个体行为的有效性, 在每次迭代时将个体最优解通过选取 3 个最优个体位置来实现替换。

$$X_{rabbit} = \sum_{i=a,b,c} \frac{f(X_{ibest}(t))}{\sum_{j=a,b,c} f(X_{jbest}(t))} X(t) \quad (27)$$

其中, $X_{ibest}(t)$ 代表当前种群最优个体, $f(\cdot)$ 函数代表当前种群最优个体适应度值。

(2) 正余弦优化策略

在算法迭代寻优过程中, 每次迭代时求得优势种群的平均值, 如果计算的平均值在连续两次迭代保持不变, 则认为算法陷入寻优停滞。此时通过正余弦优化策略^[16]生成新的个体, 使个体通过不断调整正弦函数值或者余弦函数值向最优解方向波动, 采用自适应变量和随机变量计算个体所在位置。通过避免产生局部最优, 获得更强的适应性和稳定性。更新方程如式(28)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} X(t) + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P(t) - X(t)|, & r_4 < 0.5 \\ X(t) + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P(t) - X(t)|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (28)$$

其中, $X(t)$ 为当前个体的位置, $P(t)$ 表示最优个体位

置。 r_1 参数表达式如式(29)所示。

$$r_1 = 2 - t \frac{2}{T} \quad (29)$$

其中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。

r_2 为在 $[0, 2\pi]$ 区间范围内的随机数, r_3 为在 $[0, 2]$ 区间范围内的随机数, r_4 为在 $[0, 1]$ 区间范围内的随机数。

(3) Tent 混沌映射

混沌作为非线性系统普遍存在的现象, 具有相空间的便利性和内在随机性。由于能够增强算法的全局搜索能力, 易于跳出局部最优, 因此在产生算法过程中的扰动或者产生初始种群时经常被使用。将哈里斯鹰算法中表示猎物成功逃脱概率的参数 r 通过 Tent 混沌映射^[17]来加以改变, r 更新公式如式(30)所示。

$$r_{i+1} = \begin{cases} r_i, & 0 < r_i < 0.5 \\ 0.5, & 0 < r_i < 0.5 \\ \frac{(1-r_i)}{1-0.5}, & 0.5 \leq r_i \leq 1 \end{cases} \quad (30)$$

2.4 改进算法流程

基于改进 DV-Hop 算法 (IHHODV-Hop) 实现步骤如下:

步骤 1) 初始化网络, 指定初始区域范围、通信半径等参数。在目标区域内随机散布若干节点, 在多通信半径条件下通过泛洪得到信标节点的位置和最小跳数。

步骤 2) 利用最小均方差得到信标节点间的平均跳距, 利用信标节点估算距离和实际距离间的误差来修正信标节点的平均跳距, 通过权重因子修正未知节点的平均跳距。

步骤 3) 生成哈里斯鹰种群适应度函数 $f(x, y)$, 初始化哈里斯鹰种群。设定哈里斯鹰种群的数量和位置, 并设置迭代次数、搜索范围等各类参数。

步骤 4) 计算哈里斯鹰种群个体适应度值。根据改进算法策略进行种群优化, 防止停滞在局部最优解, 更新适应度值。

步骤 5) 循环执行前一步哈里斯鹰种群捕猎算法直至满足最大迭代次数, 输出所有未知节点的定位坐标估计值。

3 仿真实验与分析

3.1 仿真环境与算法比较

为验证本文 IHHODV-Hop 改进算法定位精度的性能, 利用 MATLAB2018b 软件进行仿真实验。目标区域范围大小设定为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$, 选择若干个传感器节点散布其中。本文算法选择与传统 DV-Hop 定位算法、文献[18]中的 ABCDV-Hop 算法进行对比分析。

未知节点的归一化定位误差公式如式(31)所示。

$$\text{error} = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2}}{N \times R} \quad (31)$$

其中, (x_i, y_i) 为未知节点实际坐标, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为未知

节点估计坐标。 R 表示节点通信半径, N 为未知节点个数。

当网络总节点个数为 100, 信标节点个数为 30, 节点通信半径为 30 m 时, 网络节点随机分布图如图 1 所示。其中, 符号 ‘*’ 表示信标节点, 符号 ‘o’ 表示未知节点。

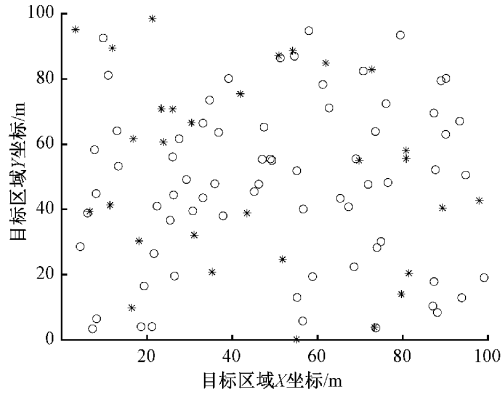


图 1 网络节点随机分布图

采用 DV-Hop 算法时未知节点估计坐标和实际坐标如图 2 所示。其中, 符号 ‘△’ 表示 DV-Hop 算法实现的未知节点估计坐标点, 符号 ‘o’ 表示未知节点的实际坐标点。

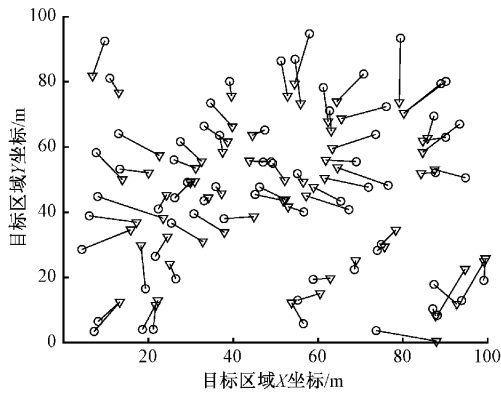


图 2 DV-Hop 算法中未知节点估计坐标与实际坐标图

采用本文算法时未知节点估计坐标和实际坐标如图 3 所示。其中, 符号 ‘△’ 表示本文算法实现的未知节点估计坐标点, 符号 ‘o’ 表示未知节点的实际坐标点。

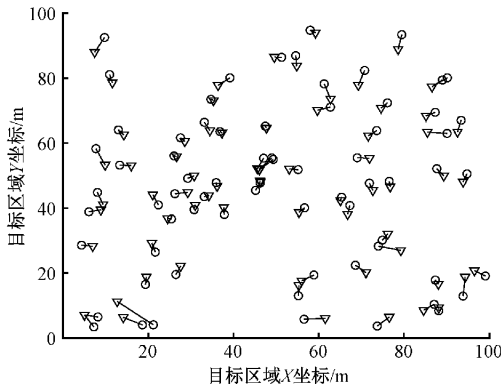


图 3 本文算法中未知节点估计坐标与实际坐标图

为减小偶然性, 模拟 100 次实验再将结果取平均值。实验所用算法的种群数量设为 30, 迭代次数设为 100 次。采用不同定位算法的归一化平均误差与标准差如表 1 所示。

表 1 定位算法的归一化平均误差与标准差

算法	归一化平均误差	标准差
DV-Hop	0.290 1	0.036 1
ABCDV-Hop	0.183 7	0.024 7
IHHODV-Hop	0.103 9	0.020 8

由表 1 可以看出, 与其他两种算法相比, 本文提出的算法在归一化平均误差和标准差上都要小, 具有较好的定位精度性和稳定性。

3.2 通信半径对定位误差影响

无线传感器网络中总节点个数和信标节点个数分别设为固定值 100 和 30。通信半径与定位误差关系仿真结果如图 4 所示, 当通信半径逐渐增大, 由 20 m 增大到 50 m 时, 定位误差曲线总的趋势是逐渐降低, 这是因为通信半径越大所包含的邻接点数越多, 未知节点接收到的信息也就越多, 从而改善了系统的定位精度。本文提出的算法与其他两种算法相比, 在通信半径逐渐增大时, 得到的归一化平均定位误差分别降低了 20.23% 和 8.36%。

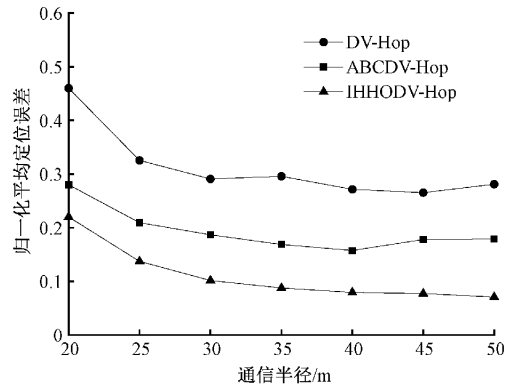


图 4 通信半径与定位误差关系图

3.3 信标节点数对定位误差影响

将网络中的总节点个数设为固定值 100, 网络通信半径设为固定值 30 m。在网络中调整信标节点的个数, 以 10 个为 1 组, 由最初 10 个信标节点依次增加到 70 个信标节点。信标节点个数与定位误差关系仿真结果如图 5 所示, 定位误差曲线的变化趋势总体上是逐渐下降。这是由于随着信标节点个数的增加, 信标节点的分布更加均匀, 最小跳数和平均跳距更加符合实际情况。与其他两种算法相比, 本文提出的算法在信标节点的个数逐渐增加时, 得到的归一化平均定位误差分别降低了 19.07% 和 8.16%。

3.4 总节点数对定位误差影响

网络通信半径设为固定值 30 m, 信标节点数占总节点

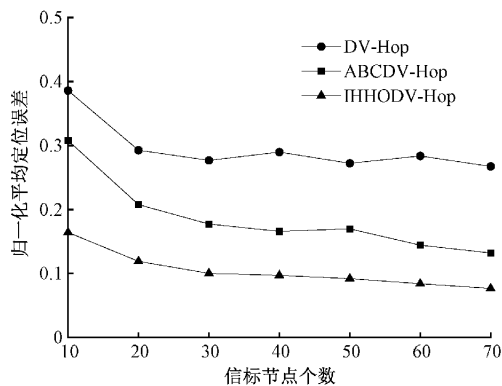


图 5 信标节点个数与定位误差关系图

数的比例为 0.3。在网络中修改总节点的个数,将网络总节点个数由 100 个增加到 400 个。总节点个数与定位误差关系仿真结果如图 6 所示,随着总节点数量逐渐增加,定位误差曲线变化平缓,总体呈现缓慢下降的趋势。这是由于随着网络总节点的增加,网络节点分布更为紧密,网络连通性得到了改善。与其他两种算法相比,本文提出的算法得到的归一化平均定位误差分别下降了和 6.71%。

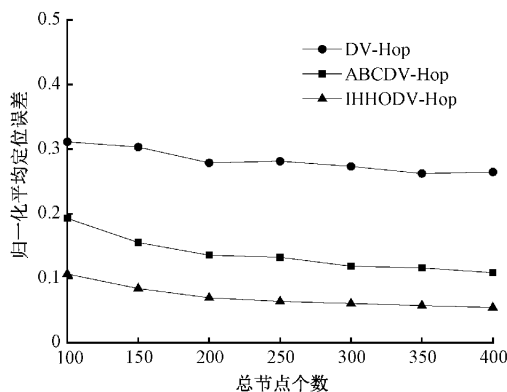


图 6 总节点个数与定位误差关系图

与其他两种算法相比,当网络的通信半径、信标节点数、总节点数发生变化时,本文算法定位误差的改进效率如表 2 所示。算法 1 为传统 DV-Hop 定位算法,算法 2 为 ABCDV-Hop 算法。

表 2 本文算法定位误差的改进效率 %

算法	通信半径	信标节点数	总节点数
与算法 1 相比			
定位误差降低率	20.23	19.07	21.09
与算法 2 相比			
定位误差降低率	8.36	8.16	6.71

由表 2 可以看出,当不同条件发生改变时,本文提出的算法与其他两种算法相比在降低定位误差上具有明显的改进效率。

4 结 论

本文对采用传统 DV-Hop 算法实现网络节点定位时精度较低的问题,分析了误差产生的关键原因,从节点跳数、平均跳距、坐标计算等方面加以改进。计算信标节点最小跳数时利用多通信半径方式细化,采用最小均方差准则计算信标节点距离误差并对信标节点平均跳距加以修正,利用权重因子优化未知节点的平均跳距,采用哈里斯鹰算法替换最小二乘法进行位置估算。为了加强哈里斯鹰算法寻优能力,避免过早陷入局部最优,本文通过 Tent 混沌映射对算法中的关键参数进行扰动,并通过引入精英群体制度和正余弦优化策略避免算法陷入局部优化。仿真分析表明,本文改进算法相比传统 DV-Hop 算法和 ABCDV-Hop 算法具有更好的定位能力,有效降低了节点定位误差。利用本文算法可以通过部署少量的信标节点获得较高的定位精度,从而降低网络成本,但本文算法会增加整体算法的复杂度,导致网络开销增大,如何在提高定位精度的同时降低网络开销是后期研究的方向。

参 考 文 献

- [1] PIRAN M J, VERMA S, MENON V G, et al. Energy-efficient transmission range optimization model for wsn-based internet of things [J]. Computers, Materials and Continua, 2021, 67(3): 2989-3007.
- [2] DURANTE G, BECCARO W, PERES H E M. IoT protocols comparison for wireless sensors network applied to marine environment acoustic monitoring [J]. IEEE Latin America Transactions, 2018, 16(11): 2673-2679.
- [3] 危华明. WSN 双迭代栅格扫描定位算法 [J]. 中国测试, 2020, 46(12): 135-141.
- [4] 李昂,付敬奇,沈华明,等. 基于模糊聚类和猫群算法的室内定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 185-194.
- [5] 刘雨,肖本贤,尹柏强. 基于修正 RSSI 值的四边形加权质心定位算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10): 107-114.
- [6] 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.
- [7] LI T, WANG C, NA Q. Research on DV-Hop improved algorithm based on dual communication radius [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 2020(1): 1-10.
- [8] MESSOUS S, LIQUANE H, CHEIKHROUHOU O, et al. Improved recursive DV-hop localization algorithm with RSSI measurement for wireless sensor

- networks[J]. *Sensors*, 2021, 21(12): 4152.
- [9] 周涛, 蒋占军, 路宇挺, 等. 基于粒子群的 DV-Hop 算法优化[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(3): 138-143.
- [10] 王磊, 巫韦华, 齐俊艳, 等. 基于跳距修正差分进化优化的改进 DV-Hop 定位算法[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2020, 32(1): 113-120.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] HEIDARI A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [15] 汤安迪, 韩统, 徐登武, 等. 混沌精英哈里斯鹰优化算法[J]. *计算机应用*, 2021, 41(8): 2265-2272.
- [16] 张晶, 贺媛媛. 融合正余弦优化与跳距优化的 DV-Hop 定位算法[J]. *计算机工程与科学*, 2022, 44(4): 645-653.
- [17] 彭铎, 贲琦, 李英堂, 等. 基于改进 Jaya 的 DV-Hop 定位算法[J]. *传感技术学报*, 2020, 33(8): 1204-1209.
- [18] 刘燕, 高丽. 改进的人工蜂群优化 DV-Hop 定位算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(19): 240-245.

作者简介

曹鹏飞, 副教授, 主要研究方向为无线传感器网络, 嵌入式系统, 智能控制。

E-mail: tjcaopf@126.com

王秀英, 副教授, 主要研究方向为网络通信, 数据加密。

E-mail: 76860311@qq.com

孟庆斌, 副教授, 主要研究方向为信息处理, 网络通信。

E-mail: blue_tune@sina.com