

基于改进 WOA 的三维 DV-HOP 定位算法研究

武刚¹, 王莹¹, 武志军²

(1. 沈阳大学智能科学与信息工程学院, 沈阳 110044;

2. 浙江环创科技有限公司, 杭州 310015)

摘要:针对传统的距离矢量跳数(DV-HOP)定位算法在无线传感器网络(WSNs)中定位精度较低的问题,提出了一种基于改进的鲸鱼优化的三维 DV-HOP(3D-DV-HOP)定位算法。该算法去除了 WSNs 中的孤立节点,并在锚节点的平均跳距计算中添加修正因子修正平均跳距;在鲸鱼优化算法(WOA)中加入 Tent 混沌映射初始化种群以及最优邻域扰动策略,以增强 WOA 对全局的搜索,并使用贪婪策略判断是否保留生成的邻域位置;使用改进后的 WOA 对 3D-DV-HOP 定位进行优化。仿真结果表明,在不增加任何额外硬件设备的情况下,所提出的算法平均定位误差降低了 29%。

关键词:节点定位;三维距离矢量跳数(3D-DV-HOP);无线传感器;修正因子;平均跳距

中图分类号:V240.2;TP212.9;TN929.5 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-8110(2025)01-0111-07

Research on 3D DV-HOP positioning algorithm based on improved WOA

WU Gang¹, WANG Ying¹, WU Zhijun²

(1. College of Intelligent Science and Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China;

2. Zhejiang Huanchuang Technology Co., Hangzhou 310015, China)

Abstract: Aiming at the problem of low positioning accuracy of the traditional distance vector hop (DV-HOP) positioning algorithm in wireless sensor networks(WSNs), a 3D-DV-HOP positioning algorithm based on improved whale optimisation is proposed. The algorithm removes the isolated nodes in WSNs and adds a correction factor to the calculation of the average hopping distance of the anchor node to correct the average hopping distance; the Tent chaotic mapping initialisation population as well as the optimal neighbourhood perturbation strategy is added to the whale optimization algorithm(WOA) to enhance the global search of WOA in the WSNs, and the greedy strategy is used to determine whether to keep the generated neighbourhood position; the improved WOA is used to optimize 3D-DV-HOP positioning. Simulation results show that the average positioning error of the proposed algorithm is reduced by 29% without adding any additional hardware devices.

Key words: Positioning of node; 3D distance vector hop(3D-DV-HOP); Wireless sensors; Correction factor; Average jump distance

收稿日期: 2024-06-04; 修订日期: 2024-10-08

基金项目: 辽宁省教育厅基本科研项目(LJKZZ20220146)

作者简介: 武刚(1978—), 男, 硕士, 副教授, 主要从事模式识别与智能系统方面的研究。

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)在航空航天、军事、智能交通及智慧医疗等多个领域均有广泛的应用。定位技术是 WSNs 中必不可少的关键技术。节点定位算法可分为基于距离的算法和无需测距的算法两类,基于距离的定位算法通常通过测量节点之间的距离或角度信息确定目标节点的位置,虽然定位精度更高,但需要复杂昂贵的硬件设备^[1];而无需测距的定位算法则是通过节点之间的连接关系、网络拓扑结构或者其他信息确定节点位置。

距离矢量跳数(distance vector hop, DV-HOP)算法是一种无需测距的定位算法,具有实现简单、无需额外测量装置、功耗低及成本低等优点,但缺点是定位精度相对有限。因此,提高 DV-HOP 算法的定位精度是本研究的关键问题。刘燕等^[2]提出了一种基于区域限定策略的改进人工蜂群优化 DV-HOP 算法,可有效减少多边定位阶段中产生的误差和计算量。胡诚等^[3]提出了一种加入自适应搜索机制和改进浓度机制的免疫粒子群算法以优化 DV-HOP。刘川洲等^[4]利用多通信半径优化跳数、最小均方误差和加权平均跳距对 DV-HOP 进行优化。王磊等^[5]使用改进后的鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)代替最小二乘法获得未知节点的坐标,从而降低定位误差。刘伟等^[6]提出了在 WOA 中加入 Fuch 混沌对立学习策略与自适应策略,通过高斯扰动在迭代搜索过程中更新各个位置,该算法在节点定位各方面都展现出良好的定位性能。

上述文献已在二维的环境进行了研究,但在实际应用中,WSNs 的空间分布往往是三维的。若将二维空间中的定位算法直接应用于三维环境中,会使得 WSNs 的定位误差大大增加。吴毅等^[7]将三维 DV-HOP(3D-DV-HOP)与 MCR 相结合,并引入一种基于线性递减权值的粒子群优化算法,从而融合得到一个新算法。张晶等^[8]提出了一种融合基于 Levy 飞行策略的灰狼优化算法与 DV-HOP 的方法,通过对灰狼群每次的位置迭代更新进行优化,从而进一步提高了未知节点的估计精度。彭铎等^[9]提出了一种基于自适应权重的蝴蝶优化算法以优化 3D-DV-HOP 定位算法。韩德志等^[10]提出了一种改进的差分进化算法,以获取未知节点估计

位置的全局最优解。勾平章等^[11]提出了一种基于改进麻雀搜索优化的 3D-DV-HOP 算法,采用 K-means 聚类 and 正弦余弦搜索策略对麻雀算法进行改进,修正了目标节点的位置偏差。

基于上述研究发现,三维空间中的 DV-HOP 算法在提升定位精度方面仍有很大的改进空间。因此,提出了一种基于改进鲸鱼算法的 3D-DV-HOP 的节点定位算法。在 3D-DV-HOP 算法中,通过去除孤立节点和添加修正因子优化未知节点的估计距离,并引入改进后的 WOA 对定位结果进行优化。仿真结果显示,在不增加任何额外硬件设备的情况下,相较于传统 3D-DV-HOP 与基于未改进鲸鱼优化的 3D-DV-HOP 节点定位算法,所提算法的定位精度显著提高。

1 3D-DV-HOP

1.1 3D-DV-HOP

DV-HOP 算法是一种基于距离矢量路由设计的算法,根据锚节点每一跳的距离计算锚节点到未知节点的距离^[12]。该算法的核心理论是用锚节点与未知节点间的平均跳距和相应跳数的乘积估计两者之间的距离,首先需获取所有节点的跳数,然后估算出平均跳距,再用平均跳距与跳数相乘即可得到锚节点与未知节点之间的距离,最后采用最小二乘法对未知节点的坐标进行估计。3D-DV-HOP 是在二维 DV-HOP 的基础上扩展而来的。三维环境对定位算法的要求更严格,空间复杂度更强。3D-DV-HOP 的主要步骤如下。

步骤 1: 计算锚节点与未知节点之间的最小跳数。

每个锚节点都会发出 1 个包含该节点自身位置信息、跳数(跳数的起始值为 0)以及地址等信息的数据包。当未知节点接收到来自锚节点的信息,此时跳数就会增加 1。同一个锚节点可发出多个数据包,未知节点仅储存最小跳数。

步骤 2: 计算所有锚节点的平均每跳距离。

根据锚节点 i 获得的其他锚节点的位置和相应的最小跳数,计算锚节点 i 的平均跳距,可表示为

$$D_{\text{hop},i} = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}}{\sum_{j=1, j \neq i}^N h_{ij}} \quad (1)$$

式中, $D_{\text{hop},i}$ 为锚节点 i 的平均跳距, N 为锚节点的总数, (x_i, y_i, z_i) 与 (x_j, y_j, z_j) 分别是锚节点 i 与锚节点 j 的坐标, h_{ij} 为锚节点 i 与 j 之间的最小跳数。

步骤 3: 计算未知节点坐标。

通过式(2)计算其与锚节点之间的估计距离 $D_{i,j}$, 最后通过最小二乘法即可获得未知节点的坐标。

$$D_{i,j} = D_{\text{hop},i} \times h_{ij} \quad (2)$$

式中, $D_{i,j}$ 为锚节点 i 和未知节点 j 之间的估计距离。

1.2 3D-DV-HOP 误差分析

3D-DV-HOP 算法的误差主要有以下几个方面:

1) 在实际环境中, WSNs 中节点的分布往往是不规则的, 且随机分布在网络中, 这可能导致网络中产生一些难以通信的孤立节点, 进而造成定位精度下降。

2) 在计算平均跳距时, 通常会把 1 个通信半径 R 内的节点之间的跳数都记为 1 跳, 但实际上节点与节点之间的距离或远或近, 粗略地记作 1 跳也会降低定位的准确性。

3) 使用最小二乘法估计未知节点的坐标会累积误差, 从而使得整个网络中的定位精度下降。

通过上述对 3D-DV-HOP 误差的分析, 可为后续的优化算法提供理论依据。

1.3 改进 3D-DV-HOP

1.3.1 去除孤立节点

在 WSNs 中存在一些难以与其他节点通信的节点, 被称为孤立节点。孤立节点不仅会影响数据传输的效率, 还可能导致数据传输中断或者丢失, 因此去除孤立节点可有效提高整个网络的效率。去除孤立节点的过程如下。

步骤 1: 当出现节点 i 与 m 个节点不能通信时, 判断 m 是否大于总节点数的一半。

步骤 2: 若大于总节点数的一半, 此时节点 i 就被确定为孤立节点, 并且会分别记录锚节点与未知节点中存在的孤立节点个数。

步骤 3: 去除网络中存在的所有孤立节点, 然后重新初始化节点个数以及重新计算节点间的距离与跳数。

1.3.2 改进平均跳距

当网络中锚节点过多时, 节点的跳数会被浪费。在锚节点距离未知节点较近的情况下, 由于平均跳数本身存在误差, 该误差将直接传递给未知节

点, 进而造成整个网络的定位精度下降, 因此在本文中引入了修正因子对锚节点的平均跳距进行优化。改进步骤如下。

步骤 1: 根据式(1)与式(2)可求得每个锚节点之间的平均跳距 $D_{\text{hop},i}$ 以及锚节点 i 和 j 之间的估计距离 $D_{i,j}$, 那么锚节点 i 和 j 之间的实际距离就可以由其坐标计算求得

$$D'_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (3)$$

步骤 2: 根据式(2)和式(3), 锚节点 i 和 j 之间的距离误差则可表示为

$$d_{i,j} = |D_{i,j} - D'_{i,j}| \quad (4)$$

步骤 3: 由式(4)的距离误差可得锚节点 i 的修正因子为

$$\xi_i = \frac{\sum_{i \neq j} d_{i,j}}{\sum_{i \neq j} h_{ij}} \quad (5)$$

步骤 4: 此时锚节点 i 的平均跳距则可表示为

$$D'_{\text{hop},i} = D_{\text{hop},i} + \xi_i \quad (6)$$

步骤 5: 最后, 使用添加了修正因子的平均跳距计算锚节点 i 和 j 之间的估计距离, 则可表示为

$$D = D'_{\text{hop},i} \times h_{ij} \quad (7)$$

2 改进 WOA

2.1 WOA

WOA 是模仿座头鲸独特的捕猎行为而设计的, 在收敛速度与勘探及开发能力之间的平衡表现上优于其他常用算法。该算法主要包括 2 个阶段, 在第一阶段, 包围猎物并螺旋更新位置, 也被称为开发阶段; 第二阶段随机搜索猎物, 也被称为探索阶段。

(1) 开发阶段

座头鲸发现猎物的位置后, 会将猎物团团围住。首先, WOA 假设当前领先的候选解是目标猎物或接近最优, 然后其他搜索代理将尝试调整其位置以接近最佳搜索代理的位置, 此行为由式(8)和式(9)表示

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (8)$$

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (9)$$

式中, $\mathbf{X}^*(t)$ 是鲸鱼在迭代到 t 时的最佳位置, $\mathbf{X}(t+1)$ 是鲸鱼当前的位置, $\mathbf{D}$ 是鲸鱼和猎物之间的距离矢量, 系数向量 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 可通过如下计算得到。

$$\mathbf{A} = 2 \cdot \mathbf{a} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} \quad (10)$$

$$\mathbf{C} = 2 \cdot \mathbf{r} \quad (11)$$

$$a = 2 - \frac{2t}{t_{\max}} \quad (12)$$

为了应用收缩, $t_{\max}$ 为最大迭代次数, a 为收敛因子, 其值在式(10)中减小, 因此 A 的振荡也减小到 a , A 的值在区间 $(-a, a)$ 中, 通过迭代, a 的值为 1, 所以 A 为 $(-1, 1)$ 之间的随机值^[14]。

在计算位于 (x, y) 的鲸鱼和位于 (x^*, y^*) 的猎物之间的距离后, 鲸鱼和猎物的位置之间会生成一个模拟座头鲸螺旋运动的螺旋方程如下

$$X(t+1) = e^{bk} \cdot \cos(2k\pi) \cdot D^* + X^*(t) \quad (13)$$

$$D^* = |X^*(t) - X(t)| \quad (14)$$

其中, b 是用来识别对数螺线形状的常数, k 是 $[-1, 1]$ 范围内的随机数。在 WOA 中, 这种行为代表在优化期间改变鲸鱼的位置, 有 50% 的概率在收缩包围机制和螺旋模型之间进行选择, 其公式如下

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ e^{bk} \cdot \cos(2k\pi) \cdot D^* + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

其中, p 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 探索阶段

在被捕食者的搜索阶段, 鲸鱼使用随机搜索方式发现猎物, 这取决于彼此的位置。搜索代理的位置是根据随机选择的搜索代理而不是最佳搜索代理进行重组的, 数学模型如下

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (16)$$

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X| \quad (17)$$

其中, X_{rand} 是当前种群中随机一个鲸鱼的位置向量。

2.2 改进 WOA 算法

2.2.1 Tent 混沌映射初始化种群

传感器节点都是随机部署在网络中的, 极易出现分布不均匀的情况, 因此引入 Tent 混沌映射以改进 WOA 的种群初始化, 可使种群在初始空间中均匀分布在解空间内。Tent 混沌映射公式如式(18)所示。

$$x_{n+1} = \begin{cases} 2x_n, & x_n < 0.5 \\ 2(1-x_n), & x_n \geq 0.5 \end{cases} \quad (18)$$

其中, x_n 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数。

2.2.2 最优邻域扰动策略

鲸鱼一般会将当前的最优位置作为下一步的目标, 在迭代过程中, 最初的最优位置不一定会出现, 从而导致初始计算时无法进行位置的更新, 因此使用最优邻域扰动将最接近最优解的鲸鱼作为

目标, 可以增强 WOA 对全域的搜索。最优邻域扰动公式如下

$$X^e = \begin{cases} X^*(t) + 0.5r_1 \cdot X^*(t), & r_1 < 0.5 \\ X^*(t), & r_2 \geq 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

其中, X^e 为生成的新位置, r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 内随机生成的数值。

2.2.3 贪婪策略

使用贪婪策略判断是否保留生成的邻域位置, 公式如下

$$X^*(t) = \begin{cases} X^e(t), & f(X^e(t)) < f(X^*(t)) \\ X^*(t), & f(X^e(t)) \geq f(X^*(t)) \end{cases} \quad (20)$$

其中, $f(x)$ 为位置适应度值。如果新位置优于原位置, 则保留新位置并使其成为全局最优, 否则保持不变。

2.2.4 设置适应度函数

为了提高 3D-DV-HOP 算法在 WSNs 中的定位精度, 本文利用改进的 WOA 对其进行优化, 适应度函数如式(21)所示。

$$f_{\text{fitness}} = \min \left[\sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x_u - x_j)^2 + (y_u - y_j)^2 + (z_u - z_j)^2} - D_{u,j} \right| \right] \quad (21)$$

其中, (x_u, y_u, z_u) 是未知节点 u 的坐标, (x_j, y_j, z_j) 是锚节点 j 的坐标, $D_{u,j}$ 是未知节点 u 与锚节点 j 之间的估计距离。

3 基于 WOA 的 DV-HOP 定位的改进算法流程

针对 3D-DV-HOP 算法定位精度低的问题, 本文提出了一种基于改进 WOA 的 3D-DV-HOP 定位算法。改进后的定位算法流程如下。

步骤 1: 设置相关参数, 利用混沌映射初始化种群, 初始化网络区域的大小以及传感器节点的数量, 并去除孤立节点。根据接收到的数据包里的信息计算节点间的最小跳数。

步骤 2: 通过式(3)~式(7), 对平均跳距进行改进, 并计算未知节点到锚节点的估计距离。

步骤 3: 根据式(21)计算种群适应度值, 利用改进后的 WOA 对个体位置进行更新。

步骤 4: 如果满足迭代终止条件, 则输出全局最优解; 否则返回步骤 3 继续迭代优化。

步骤 5: 重复步骤 2~步骤 4, 直至输出所有未知节点的坐标。

4 算法仿真结果与分析

4.1 网络节点部署

为了验证基于改进 WOA 的 3D-DV-HOP 定位算法在 WSNs 中对未知节点定位的效果,如图 1 所示,在 matlab 2019a 中部署了一个 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维立体空间为 WSNs 的覆盖区域,并在区域内随机部署传感器节点(sensor nodes, SN),随机选取部分节点作为锚节点。其中红色实心大圆点表示网络中的锚节点,黑色小圆点表示网络中的未知节点,表 1 为基于改进 WOA 的 3D-DV-HOP 定位算法的相关参数设置。

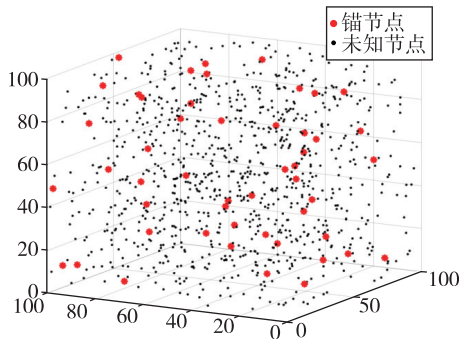


图 1 三维网络节点随机分布图

Fig. 1 Random distribution of nodes in 3D network

表 1 仿真参数设置

Tab. 1 Simulation parameter settings

参数	设置
网络规模	$100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$
总节点数	1 000 个
节点分布	随机分布
锚节点数	300 个
通信半径	30 m
种群数量	500
交叉概率	0.7
最大迭代次数	100

4.2 算法仿真结果

将平均定位误差作为定位精确度的衡量标准,平均定位误差越低,该定位算法的定位效果越好,平均定位误差如式(22)所示。

$$E_{\text{ave}} = \frac{\sum_{t=1}^K \sum_{e=1}^M \sqrt{(x_t - x_e)^2 + (y_t - y_e)^2 + (z_t - z_e)^2}}{KM} \quad (22)$$

式中, (x_t, y_t, z_t) 为未知节点的真实坐标, (x_e, y_e, z_e) 为未知节点的估计坐标, K 为锚节点的数量, M 为未知节点的数量, R 为网络内节点的通信半径。

为了确保算法的可靠性,降低偶然性,进行了 100 次实验,将所得出的实验结果取平均值。采用不同算法的平均定位误差与标准差如表 2 所示。

表 2 定位算法的平均定位误差与标准差

Tab. 2 Mean positioning error and standard deviation of positioning algorithms

算法	平均定位误差	标准差
3D-DV-HOP	0.380 5	0.035 2
未改进 WOA-3D-DV-HOP	0.118 3	0.020 4
改进的 WOA-3D-DV-HOP	0.099 1	0.016 2

由表 2 可以看出,与其他两种算法相比,所提出的算法在平均定位误差和标准差上均小很多,具有较高的定位精度和稳定性。为了进一步验证本文算法的有效性,分析了在相同实验环境中锚节点比例、通信半径等影响因子对平均定位误差产生的影响。

4.3 算法仿真实验分析

4.3.1 锚节点比例对平均定位误差的影响

锚节点数量是 WSNs 中节点定位的关键,数量较多会使整个网络的成本上涨,但是数量太少又会使未知节点的定位效果大打折扣。图 2 所示为在 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维空间内部署 1 000 个节点,通信半径设置为 30 m,锚节点比例从 10%~40% 的情况下,与 3D-DV-HOP 定位算法和未改进的 WOA-3D-DV-HOP 定位算法的平均定位误差进行对比。由图 2 可知,随着锚节点比例的不断增高,3 种算法的平均定位误差均随着锚节点的增多而呈现出逐渐下降的趋势。这是由于随着锚节点个数的增加,锚节点的分布更加均匀,最小跳数和平均

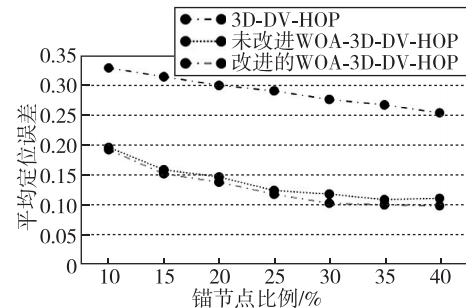


图 2 锚节点对平均定位误差的影响

Fig. 2 Effect of anchor nodes on the mean positioning error

跳距更符合实际情况。与其他两种算法相比,改进后的算法有更好的定位效果。

4.3.2 通信半径对平均定位误差的影响

在 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维空间内设置 1 000 个节点,锚节点为 350 个,通信半径由 20 m 持续增加至 50 m,可得到通信半径与平均误差的关系如图 3 所示。随着通信半径的增大,平均定位误差开始逐渐降低。然而,当通信半径逐渐增大之后,平均定位误差变化开始变小,其实这是由于通信半径的增大使得网络的连通性增强,未知节点所获得的冗余信息也开始变多,从而影响到未知节点的定位精度。与其他两种算法相比,本文算法在通信半径逐渐增大的情况下,得到的平均定位误差分别降低了 22.33% 和 1.07%。

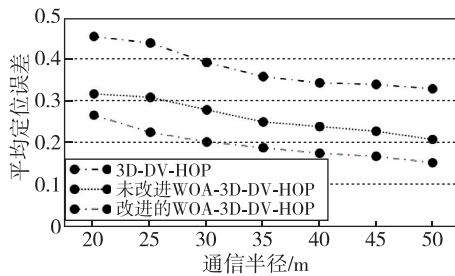


图 3 通信半径对平均定位误差的影响

Fig. 3 Effect of communication radius on the mean positioning error

4.3.3 总节点数对平均定位误差的影响

在 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维空间内设置通信半径为 30 m,锚节点比例为 30%,总节点数由 500 个逐渐增加至 1 100 个,进行 100 次随机实验,并将得到的结果求平均值,可得到总节点个数与平均定位误差之间的关系如图 4 所示。随着总节点个数的增加,锚节点个数与网络中的连通度都会增加,平均定位误差则会越来越小,但是当总节点个

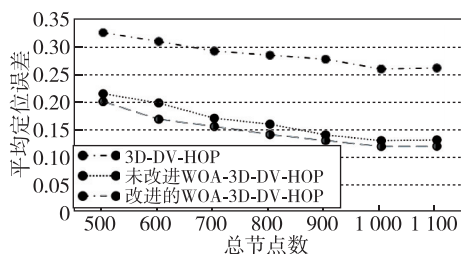


图 4 总节点数对平均定位误差的影响

Fig. 4 Effect of total number of nodes on the mean positioning error

数增加过多时,网络中的冗余信息也相应变多,会使得平均定位误差略微升高。

5 结论

本文针对 3D-DV-HOP 定位算法中定位精度低的问题,提出了一种基于改进 WOA 的 3D-DV-HOP 节点定位算法。

1)通过分析传统 DV-HOP 算法的误差源,增加去除孤立节点的步骤,利用修正因子改进锚节点的平均跳距。

2)在 WOA 中,加入 Tent 混沌映射改进 WOA 的种群初始化,使种群在初始空间中均匀分布在解空间内,采用最优邻域扰动策略与贪婪策略增强 WOA 对全域的搜索,保留生成的最优邻域位置,使用新的适应度函数对节点的位置信息进行优化。

3)利用改进后的 WOA 对 3D-DV-HOP 进行优化,实验结果表明,改进后的算法平均定位误差降低了 29%。

参考文献

- [1] JIA Y, ZHANG K, ZHAO L. Improved DV-Hop localization algorithm based on mobile anchor node and modified hop count for wireless sensor network[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2020, 2020(1): 9275603.
- [2] 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.
LIU Yan, GAO Li. Optimized DV-Hop localization algorithm based on improved artificial bee colony[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(19): 240-245(in Chinese).
- [3] 胡诚, 肖本贤. 基于自适应免疫粒子群优化的 DV-Hop 定位算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(1): 121-124.
HU Cheng, XIAO Benxian. DV-Hop localization algorithm based on adaptive immune PSO[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(1): 121-124(in Chinese).
- [4] 刘川洲, 张玲华. 基于 DV-Hop 算法的无线传感器网络定位精度优化[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 498-504.
LIU Chuazhou, ZHANG Linghua. Optimization of localization accuracy of wireless sensor network based on DV-Hop algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(22): 498-504(in Chinese).

- [5] 王磊, 刘晶晶, 齐俊艳, 等. 基于测距修正及改进鲸鱼优化的 DV-HOP 定位算法[J]. 仪表技术与传感器, 2022(2): 116-121+126.
- WANG Lei, LIU Jingjing, QI Junyan, et al. DV-HOP location algorithm based on ranging modification and improved whale optimization[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(2): 116-121+126(in Chinese).
- [6] LIU W, YU H, ZHU H, et al. Research on wireless sensor network localization based on an improved whale optimization algorithm[J]. Journal of Internet Technology, 2023, 24(1): 55-64.
- [7] WU Y, ZHANG C, TONG L, et al. Location optimization based on improved 3D DV-HOP algorithm in wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2023, 8(11): 85525-85536.
- [8] 张晶, 郭一翰. Levy 飞行策略结合三维灰狼优化的 DV-hop 定位算法[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(7): 1518-1522.
- ZHANG Jing, GUO Yihan. DV-hop localization algorithm based on Levy flight strategy and 3D grey wolf optimization[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(7): 1518-1522(in Chinese).
- [9] 彭铎, 张腾飞, 黎锁平, 等. 基于 WBOA 的 3D-DV-Hop 节点定位算法[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(3): 139-143.
- PENG Duo, ZHANG Tengfei, LI Suoping, et al. 3D-DV-Hop node localization algorithm based on WBOA[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(3): 139-143(in Chinese).
- [10] HAN D, YU Y, LI K, et al. Enhancing the sensor node localization algorithm based on improved DV-Hop and DE algorithms in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2020, 20(2): 343.
- [11] GUO P, YU Z, HU X, et al. Three-dimensional DV-Hop localization algorithm based on hop size correction and improved sparrow search[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022(1): 1540110.
- [12] LIU Y, ZHENG W, LIU S, et al. Gaussian-based adaptive fish migration optimization applied to optimization localization error of mobile sensor networks[J]. Entropy, 2022, 24(8): e24081109.
- [13] 周毅勇. 一种改进的无线传感器网络无需测距定位算法[J]. 信息技术与信息化, 2023(11): 65-68.
- ZHOU Yiyong. An improved ranging and positioning algorithm without ranging for wireless sensor networks[J]. Information Technology and Informatization, 2023(11): 65-68(in Chinese).
- [14] MOHANMMED M H, UMAR U S, RASHID A T. A systematic and meta-analysis survey of whale optimization algorithm[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019, 2019(1): 8718571.
- [15] 程小辉, 罗源敏, 张攀峰, 等. 基于麻雀搜索的 WSN 约束优化节点定位研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(11): 346-351.
- CHENG Xiaohui, LUO Yuanmin, ZHANG Panfeng, et al. Research on WSN constrained optimization node location based on sparrow search[J]. Computer Simulation, 2023, 40(11): 346-351(in Chinese).
- [16] ZHAO Q, XU Z, YANG L. An improvement of DV-Hop localization algorithm based on cyclotomic method in wireless sensor networks[J]. Applied Sciences, 2023, 13(6): 3597.
- [17] 陈湘源, 魏延辉, 党宏涛. 基于惯性导航/无线传感器网络组合的采煤机定位方法研究[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(5): 99-106.
- CHEN Xiangyuan, WEI Yanhui, DANG Hongtao. Shearer positioning method based on inertial navigation/wireless sensor network integrated positioning[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(5): 99-106(in Chinese).

(编辑:黄利华)