

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415493

# 基于改进天鹰的三维室内多层结构定位算法<sup>\*</sup>

彭 铎 罗 贝 陈江旭

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘要:** 在面向一些大型商超、医院、教学楼等大规模室内多层结构定位中,针对多层 WSN 结构的非测距定位问题,提出一种基于改进天鹰的三维室内多层结构定位算法 IAODV-HOP 算法。首先,为节点划分 3 类通信半径以细化跳数,同时利用最小均方差和权重因子修正节点的平均跳距。其次,用 IAO 算法对未知节点坐标进行寻优,通过佳点集策略对种群初始化,解决天鹰算法因初始种群随机分布而导致的种群的质量和多样性难以保证的问题,并且在局部搜索中加入黄金正弦的搜索策略完善种群的位置更新方式,增强了算法的局部搜索能力。通过仿真实验,本文所提算法 IAODV-HOP 相较于传统 3D-DV-Hop、PSO-3DDV-Hop、N3-3DDV-Hop 以及 N3-ACO-3DDV-Hop 算法,归一化平均定位误差分别下降 70.33%、62.67%、64%、53.67%,表现出更优的性能,具有更好的稳定性和更高的定位精度。

**关键词:** 无线传感器网络;多层结构定位;改进天鹰优化;佳点集;黄金正弦

**中图分类号:** TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

## Three-dimensional indoor multi-layer structure location algorithm based on improved skying

Peng Duo Luo Bei Chen Jiangxu

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** Aiming at the non-range-ranging location problem of multi-storey WSN structures, a three-dimensional indoor multi-storey structure location algorithm IAODV-HOP algorithm based on improved Tianying is proposed in the field of large-scale indoor multi-storey structure location for some large commercial supermarkets, hospitals, teaching buildings and so on. Firstly, the nodes are divided into three types of communication radius to refine the number of hops, and the average hop distance of the nodes is modified by using the minimum mean square error and the weight factor. Secondly, the IAO algorithm is used to optimize the coordinates of unknown nodes, and the population is initialized by the best point set strategy, which solves the problem that the quality and diversity of the population are difficult to guarantee due to the random distribution of the initial population in the Tianying algorithm. In addition, the golden sine search strategy is added to the local search to improve the position update mode of the population, and enhance the local search ability of the algorithm. Through simulation experiments, compared with traditional 3D-DV-Hop, PSO-3DDV-Hop, N3-3DDV-Hop and N3-ACO-3DDV-Hop, the normalized average positioning error of the proposed algorithm IAODV-HOP is reduced by 70.33%, 62.67%, 64% and 53.67%, respectively. It has better performance, better stability and higher positioning accuracy.

**Keywords:** wireless sensor network; multi-layer structure positioning; improved skyhawk optimization; good point set; golden sine

## 0 引言

无线传感器网络<sup>[1]</sup> (wireless sensor networks, WSN) 是一种具有自组织能力的网络系统,在各个领域广泛应用<sup>[2]</sup>,节点定位作为 WSN 的研究方向之一,具有极其重要

的研究价值<sup>[3]</sup>。

目前,室外的位置信息主要依靠全球定位系统获取,但在室内环境中,由于钢筋混凝土搭建的建筑物遮蔽了卫星信号,因此在室内实现高效定位变得困难<sup>[4]</sup>。相较之下,WSN 所具备的独特性能可以很好的适应室内环境定位<sup>[5]</sup>,

收稿日期:2024-02-07

\* 基金项目:国家自然科学基金(62061024,62265010)、甘肃省科技计划(23YFGA0062)、甘肃省创新基金(2022A-215)项目资助

这使得以 WSN 为基础的室内定位变得至关重要。例如,地下天然气管道泄漏时的定位<sup>[6]</sup>;矿井塌陷区域的定位<sup>[7]</sup>;室内火灾源头的定位<sup>[8]</sup>;大型化工厂中有毒气体泄漏的定位<sup>[9]</sup>等。此外,室内公共场所,如超市、地下停车场、机场等也需要有效的室内定位技术。当前的定位算法可根据节点是否需要测量其实际距离分为两大类<sup>[10]</sup>。DV-Hop (distance vector-hop) 算法作为具有代表性的非测距定位算法<sup>[11-12]</sup>,因其优良的综合特性而备受学者们的青睐,并涌现出众多改进方法。

时雨农<sup>[13]</sup>针对传统三维 DV-Hop 算法的不足之处,提出一种适合在复杂三维空间中定位的 DV-Hop-RE 优化定位算法,该算法同时对距离计算阶段以及位置确定阶段进行了优化,相对于原始算法大幅度降低了定位误差。余修武等<sup>[14]</sup>提出一种基于跳数跳距修正的 DV-HOP 定位算法,通过跳数调整因子的调节以取得最优跳数,利用节点间的距离误差作为权值来优化平均跳距,最后通过遗传算法进行寻优定位,进一步提升了算法的收敛速率以及定位准确性。Li 等<sup>[15]</sup>提出的改进 DV-Hop 定位算法,将通信半径按照与锚节点的距离划分为双通信半径,从而降低了因距离差距较大却被赋予相同跳数产生的误差。Han 等<sup>[16]</sup>则提出了一种结合 DE 和改进 DV-Hop 的节点定位算法 DEIDV-Hop。该算法通过对随机个体进行变异操作来增加种群的多样性;此外,将 PSO 算法的社会学习部分融入交叉操作中,有效提高了算法的收敛速度。

上述算法从跳数、跳距或者位置计算等不同角度、不同阶段对 DV-HOP 进行改进,并在一定程度上提高了定位精度。本文通过对传统三维 DV-HOP 存在的问题进行深入分析,提出一种基于改进天鹰优化的三维定位算法。

## 1 传统三维 DV-Hop 定位算法

三维 DV-Hop 定位算法<sup>[17]</sup>因其简单性和可扩展性通常被用于大规模、分散的场景定位中。其定位过程包括以下主要步骤:

1) 最小跳数的计算:每个节点通过广播自身信息实现节点之间的信息传递,以确定每个节点到最近锚节点的最小跳数以及相对位置。

2) 平均跳距的计算:平均跳距反映了网络中相邻节点之间的平均物理距离。其计算方法如式(1)所示,其中: $A(x_a, y_a, z_a)$ 、 $B(x_b, y_b, z_b)$ 为锚节点, $h_{a,b}$ 为两节点间的最小跳数。

$$\bar{D} = \frac{\sum_{a \neq b} \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2 + (z_a - z_b)^2}}{\sum_{a \neq b} h_{a,b}} \quad (1)$$

3) 节点坐标的计算:设未知节点的坐标为 $(x_1, x_2, x_3)$ ,锚节点的坐标为 $(x_k, y_k, z_k)$  $(k=1, 2, \dots, n)$ ,通过式(2)便可计算出未知节点与各锚节点之间的距离。

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (z_n - z)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (2)$$

由极大似然估计法可得:

$$\begin{cases} x_1^2 - x_m^2 - 2x(x_1 - x_m) + y_1^2 - y_m^2 - 2y(y_1 - y_m) + z_1^2 - z_m^2 - 2z(z_1 - z_m) = d_1^2 - d_m^2 \\ x_2^2 - x_m^2 - 2x(x_2 - x_m) + y_2^2 - y_m^2 - 2y(y_2 - y_m) + z_2^2 - z_m^2 - 2z(z_2 - z_m) = d_2^2 - d_m^2 \\ \vdots \\ x_n^2 - x_m^2 - 2x(x_n - x_m) + y_n^2 - y_m^2 - 2y(y_n - y_m) + z_n^2 - z_m^2 - 2z(z_n - z_m) = d_n^2 - d_m^2 \end{cases} \quad (3)$$

将式(3)用矩阵形式表示,如式(4)所示。

$$\begin{bmatrix} 2(x_1 - x_m)2(y_1 - y_m)2(z_1 - z_m) \\ 2(x_2 - x_m)2(y_2 - y_m)2(z_2 - z_m) \\ \vdots \\ 2(x_n - x_m)2(y_n - y_m)2(z_n - z_m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_m^2 + x_1^2 - x_m^2 + y_1^2 - y_m^2 + z_1^2 - z_m^2 \\ d_2^2 - d_m^2 + x_2^2 - x_m^2 + y_2^2 - y_m^2 + z_2^2 - z_m^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - d_m^2 + x_n^2 - x_m^2 + y_n^2 - y_m^2 + z_n^2 - z_m^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据最小二乘法公式(5),可得待定位节点的坐标。

$$\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (5)$$

## 2 IAODV-HOP 算法设计

通过分析传统 DV-HOP 的误差来源,针对其存在的缺陷,在面向室内三维空间环境的定位中修正节点距离误差的同时引入改进的天鹰算法,提出一种基于改进天鹰优化的三维(improve aquila optimization algorithm distance vector-hop, IAODV-HOP)定位算法。该算法首先将节点的通信半径划分为 3 类以减小跳数误差;同时利用最小均方差和权重因子修正节点的平均跳距;之后,针对标准天鹰算法因初始种群随机分布而导致的种群的质量和多样性难以保证的问题以及局部勘探能力弱、抗停滞能力差的问题,对其进行佳点集<sup>[18]</sup>初始化,并使用黄金正弦搜索策略<sup>[19]</sup>完善其种群的位置更新公式;最后,使用改进天鹰算法对未知节点坐标进行寻优。具体如下:

### 2.1 距离修正

#### 1) 细化跳数

通过将原通信半径划分为多通信半径的方法细化跳数,使之更加准确,本文根据前人经验以及实验需要使用三通信半径进行跳数计算。假设相邻节点之间的距离为 $d$ ,节点原始通信半径为 $R$ ,则可以通过式(6)进行跳数 $hop$ 的划分。

$$hop = \begin{cases} \frac{1}{m}, & 0 < d \leq \frac{R}{m} \\ \frac{2}{m}, & \frac{R}{m} < d \leq \frac{2R}{m} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{m-1}{m}, & \frac{(m-2)R}{m} < d \leq \frac{(m-1)R}{m} \\ 1, & \frac{(m-1)R}{m} < d \leq R \end{cases} \quad (6)$$

2) 平均跳距加权修正

为了更准确地反映节点间的实际距离。针对原算法产生误差的原因,引入权重因子对节点跳距进行加权处理,通过赋予不同节点不同的权重,更精细地调整了平均跳距。具体如下:

使用式(7)对信标节点  $i, j$  的最小跳数  $h_{ij}$ 、距离值  $d_{ij}$  进行均方差计算,求得修正后的平均跳距  $Hopsiz_e_i$ ;之后根据式(8)将两节点的最小跳数与其平均跳距相乘得到节点距离估计值。

$$Hopsiz_e_i = \frac{\sum_{i \neq j} h_{ij} \times d_{ij}}{\sum_{i \neq j} h_{ij}^2} \quad (7)$$

$$\hat{d}_{ij} = Hopsiz_e_i \times h_{ij} \quad (8)$$

根据两节点之间的真实距离  $d_{ij}$  与估计距离求平均误差,如式(9)所示;之后通过式(10)更新信标节点的平均跳距。

$$\xi_i = \frac{\sum_{i \neq j} (\hat{d}_{ij} - d_{ij})}{\sum_{i \neq j} h_{ij}} \quad (9)$$

$$Hopsiz_e_{new} = Hopsiz_e_i + \xi_i \quad (10)$$

由于对通信半径进行细分,因此可以通过权重因子对不同节点赋予不同的权重,更精细地调整平均跳距。其中,权重因子可用式(11)表示。式(12)表示通过权重因子加权处理后的平均跳距。

$$\delta_i = \frac{1/h_i}{\sum_{j=1}^k 1/h_j} \quad (11)$$

$$Hopsiz_e_m = \sum_{i=1}^k \delta_i \times Hopsiz_e_{new} \quad (12)$$

2.2 改进天鹰优化算法

标准天鹰优化算法<sup>[20]</sup>(aquila optimization algorithm, AO)在全局搜索方面有很好的优势,但也存在算法后期多样性减少、局部搜索能力较弱的问题。针对其不足,本文提出了改进天鹰优化算法(improve aquila optimization algorithm, IAO)。首先利用佳点集策略对天鹰种群进行初始化,提高种群多样性和逃离桎梏能力,然后在天鹰算法的高空搜索阶段加入了黄金正弦搜索策略,提高算法的寻优精度。

1) 佳点集初始化种群

对于天鹰算法而言,算法的执行速度和最终所求得解

的优劣一定程度上取决于其种群初始个体的质量。在标准的天鹰算法中,其初始化的随机性使得初始种群的多样性降低,很难保持稳定且优良的种群个体,导致定位精度减小。而佳点集则能够使天鹰种群个体分布的更加均匀,可以较好的提升天鹰算法的执行效率和优化结果。因此,本文采用佳点集策略来初始化天鹰种群。

图 1 为佳点集策略初始化天鹰种群的效果图,由图可知,使用佳点集策略对天鹰种群进行初始化后,其种群个体在网络区间内更加均匀的分布,这使得 AO 算法的多样性以及遍历性得到很好的提升,更容易得到优质解。

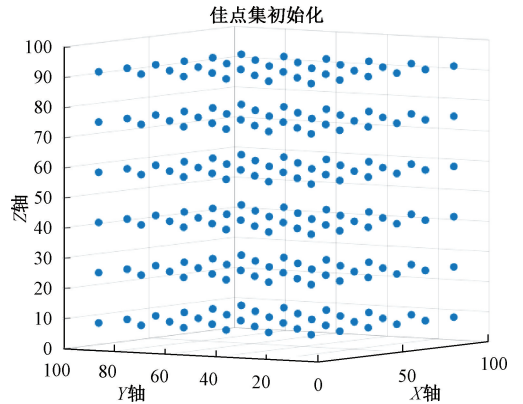


图 1 佳点集初始化效果图

2) 黄金正弦策略

对于天鹰优化算法而言。在算法的迭代过程中,发现者们主导整个种群进行搜索,但它们之间缺乏足够的交流。而引入黄金正弦策略便可以全面遍历正弦函数,通过使用黄金分割法的灵活性,弥补这种缺乏交流的不足。本文通过在天鹰优化算法的 X1 阶段引入黄金正弦因子来更新种群位置,以缩小探索空间,提高收敛精度。天鹰算法 X1 阶段的数学模型如式(13)和(14)所示。

$$X_1^{t+1} = X_b \times (1 - \frac{t}{T}) + (X_M^t - X_b) \times rand \quad (13)$$

$$X_M^t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^t \quad \forall j = 1, 2, \dots, D \quad (14)$$

其中,  $X_1^{t+1}$  是 X1 模式下生成的第  $t+1$  次解;  $X_b$  是当前迭代次数之前的全局最优解;  $T$  是最大迭代次数;  $X_M^t$  是前面全部  $t$  次迭代所求得平均值;  $rand$  表示  $[0, 1]$  的随机数;  $N$  是候选解的数量;  $D$  是问题的维度。

根据式(15)生成随机的黄金正弦因子  $A$ , 然后将其引入式(13)中, 得天鹰算法新的位置更新公式如式(16)所示。

$$A = \sin(\frac{2\pi \times rand}{3}) \quad (15)$$

$$X_{1new}^{t+1} = AX_b \times (1 - \frac{t}{T}) + A(X_M^t - X_b) \times rand \quad (16)$$

### 2.3 IAODV-HOP 算法

#### 1) 适应度函数

适应度函数通常用于评估潜在解的质量或适应性,用于衡量个体的性能,即在问题域中的某一点的优越程度。适应度函数值越好,表示个体越优越。在具体应用中,节点间的距离误差越小,未知节点的定位精度越高,因此定位问题也就转化成了求节点间距离误差总和的最小值的问题。因此,为了更方便的评估定位精度,将适应度函数表示为:

$$f(x, y, z) = \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2} - d_i \right| \quad (17)$$

只须使式(17)中的  $f(x, y, z)$  最小,得到的误差值将最小。

#### 2) IAODV-HOP 算法步骤

本文所提的 IAODV-HOP 定位算法。通过改进跳数、跳距的计算方法来减小距离计算误差。同时,采用改进的天鹰算法对未知节点坐标进行二次求精,图 2 为 IAODV-HOP 算法流程图。

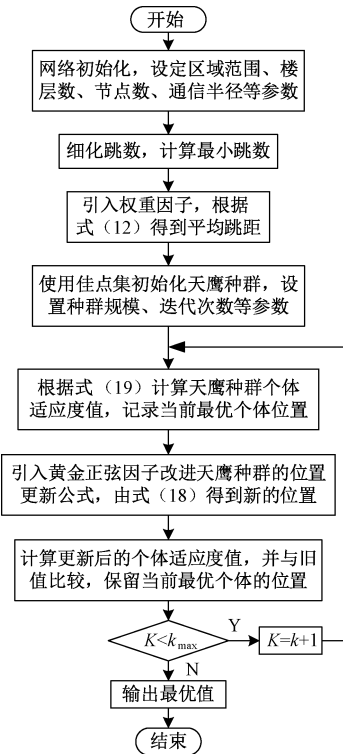


图 2 IAODV-HOP 算法流程图

具体步骤如下:

(1) 初始化网络, 设置目标区域结构、范围、楼层数、节点总数、锚节点比例、通信半径等参数, 并在所设定的区域内随机播撒节点。

(2) 细化跳数, 将节点通信半径分为三类并按照该划分依据得到信标节点的位置以及最小跳数。

(3) 引入权重因子, 通过式(12)对跳距进行加权处理得

到修正之后的平均跳距。

(4) 采用佳点集策略对天鹰种群进行初始化, 并设置天鹰种群的规模大小以及迭代次数等各类参数。

(5) 计算天鹰种群个体适应度值, 记录当前种群的最优个体的位置, 并在位置更新公式中引入黄金正弦因子, 由式(18)更新种群位置。

(6) 根据式(19)计算更新之后的天鹰种群个体适应度值, 并与之前的值作比较, 保留并记录最优个体的位置。

(7) 重复步骤(5)、(6)直至满足最大迭代次数  $k_{\max}$ , 得到天鹰种群全局最优位置。

#### 3) 算法复杂度分析

对于传统 DV-HOP 算法而言, 算法的整体时间复杂度由两部分组成。首先, 收集距离信息的复杂度为  $O(M)$ , 其中  $M$  是节点总数。然后, 在未知节点坐标的计算阶段, 采用最小二乘法, 其复杂度为  $O(4n)$ 。将锚节点数量  $m$  考虑进去, 可以得知 DV-HOP 算法的总时间复杂度为  $O(M + (M-m) \times 4n)$ , 化简之后为  $O(n^2)$ 。

对于本文提出的 IAODV-HOP 算法。由于 AO 算法的时间复杂度与最大迭代次数  $C$ 、种群规模  $N$  和问题维度  $D$  相关, 因此 AO 算法的时间复杂度为  $O(C \times N \times D)$ 。而 IAO 算法虽然引入了佳点集初始化和黄金正弦策略, 但这并没有增加计算复杂性, 所以 IAO 算法的时间复杂度仍然为  $O(C \times N \times D)$ 。因此, IAODV-HOP 算法的总时间复杂度为  $O(M + (M-m) \times C \times N \times D)$ , 化简后为  $O(n^4)$ 。

因此, 相较于传统 DV-HOP, 本文所提算法 IAODV-HOP 增加了时间复杂度, 但在定位性能上有较为明显的改善。

## 3 仿真结果与分析

### 3.1 IAO 算法性能分析

为了更全面的验证 IAO 算法的优越性, 从基准测试函数中选取三个单峰基准测试函数 ( $f_1, f_3, f_5$ ) 用于检验算法的全局勘探能力, 其函数表达式为:

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (18)$$

$$F_3(x) = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i| \quad (19)$$

$$F_5(x) = \max_i |x_i| \quad (20)$$

选取 3 个多峰基准测试函数 ( $f_8, f_{10}, f_{12}$ ) 用于检验算法的鲁棒性, 即算法对局部搜索和全局搜索之间的平衡能力, 其函数表达式为:

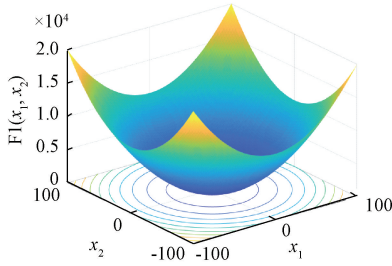
$$F_8(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}) - \exp\left(\frac{\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}{n}\right) + 20 + e \quad (21)$$

$$F_{10}(x) = \sum_{i=1}^n |x_i \cdot \sin(x_i) + 0.1 \cdot x_i| \quad (22)$$

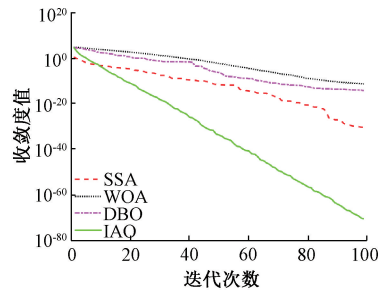
$$F_{12}(x) = 1 - \cos(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (23)$$

如图 3、4 是所选测试函数对麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA)、鲸鱼优化算法 (whale optimization

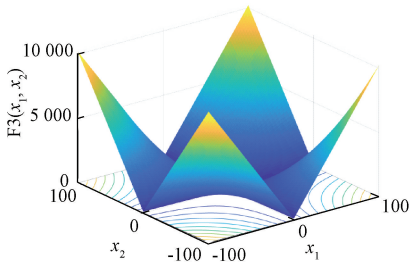
algorithm, WOA)、蜣螂优化算法 (dung beetle optimizer, DBO) 以及本文所提的 IAQ 算法的仿真测试图。其中, 图 3 为单峰函数 ( $f_1$ 、 $f_3$ 、 $f_5$ ) 测试图, 图 4 为多峰函数 ( $f_8$ 、 $f_{10}$ 、 $f_{12}$ ) 测试图。



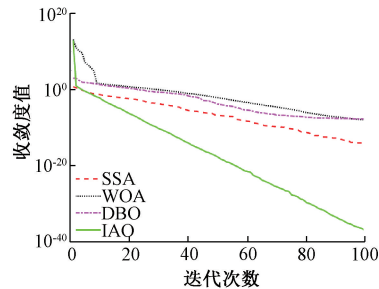
(a)  $f_1$  函数模型图



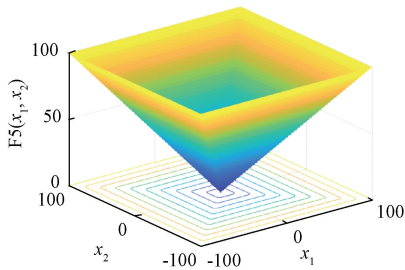
(b)  $f_1$  函数算法对比图



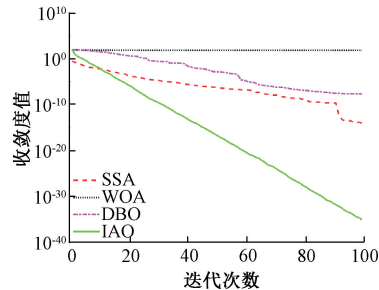
(c)  $f_3$  函数模型图



(d)  $f_3$  函数算法对比图



(e)  $f_5$  函数模型图



(f)  $f_5$  函数算法对比图

图 3 单峰函数 ( $f_1$ 、 $f_3$ 、 $f_5$ ) 测试图

由图 3、4 可知, 相较于其他算法, IAQ 算法在单峰场景以及多峰场景中的曲线均表现出更好的收敛性及稳定性, 且总是比其他算法更接近最优值, 说明其具有更好的全局搜索能力和鲁棒性。

### 3.2 IAODV-HOP 算法性能验证

为了验证本文所提 IAODV-HOP 算法的性能, 分别从通信半径、锚节点比例和总节点个数 3 个角度进行了 MATLAB 仿真实验。对本文提出的 IAODV-HOP 算法与传统 3DDV-Hop 算法、Jain 等<sup>[21]</sup> 提出 N3-3DDV-Hop 算法、黄琛晰<sup>[22]</sup> 提出的基于改进 NSGA-III 的 N3-ACO-3DDV-Hop 算法以及 Phoemphon 等<sup>[23]</sup> 提出的 PSO-3DDV-Hop 算法进行了仿真比较。实验中, 使用边长为 100 m 的 WSN 三维六层结构定位场景, 让节点在六层结构内随机分布。每层节点数为 100, 锚节点比例为 25%, 通信半径为 50 m, 如图 5 所示。

#### 1) 不同锚节点比例下的定位误差仿真对比

为了观察锚节点比例与定位误差的关系以及比较各定位算法在不同锚节点比例下的误差, 在设定好的网络区域中, 保持通信半径为 50 m, 总节点数不变。改变锚节点比例, 使其从 10% 增加到 40%, 迭代 100 次。对上述 5 种算法做仿真对比, 对比结果如图 6 所示。

如图 6, 随着锚节点比例的增大, 上述五种定位算法的归一化定位误差曲线逐渐下降最终趋于平稳。由此可知, 增加锚节点比例可获得更好的定位精度, 但当达到一定比例后其定位精度不再变优, 说明此时未知节点所需要的信息量已经满足其定位, 锚节点比例的增加对于各算法定位误差的改善效果已经不再明显。同时, 对比不同算法, IAODV-HOP 算法相较于其他 4 种定位算法始终保持着更小的归一化平均定位误差, 具有更好的定位精度。

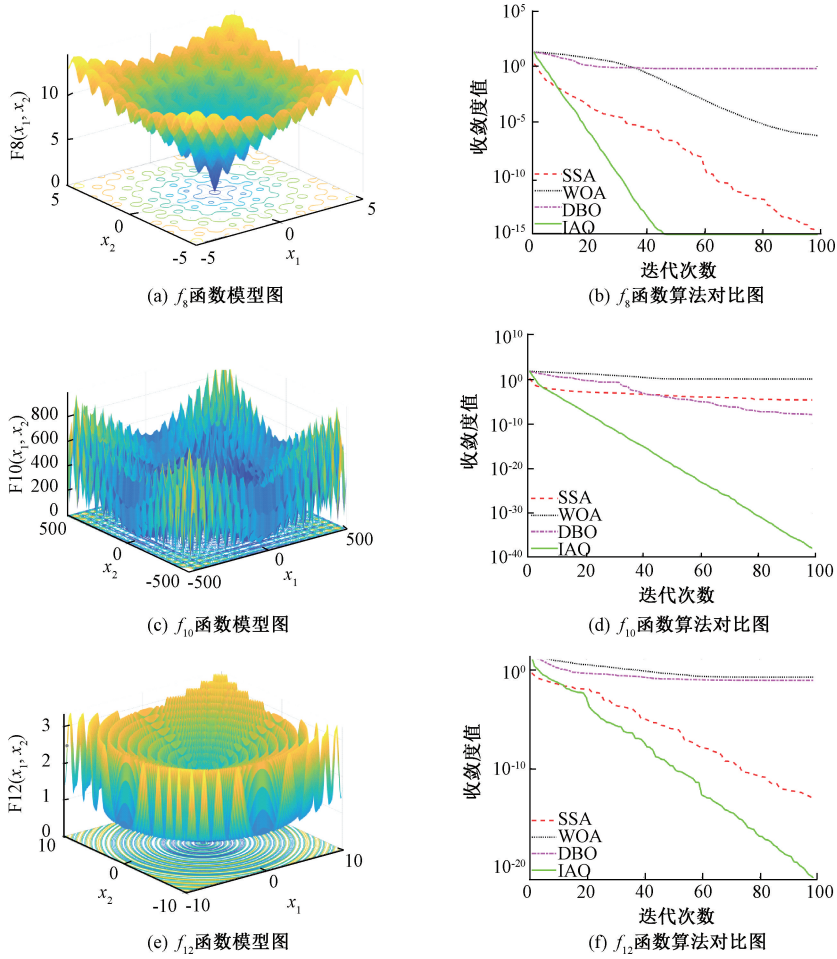


图 4 多峰函数( $f_8$ 、 $f_{10}$ 、 $f_{12}$ )测试图

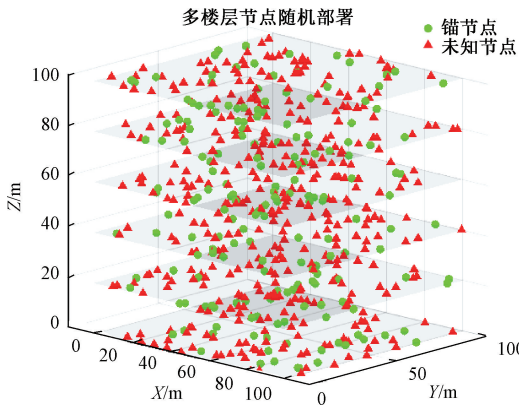


图 5 六层结构节点随机部署图

2) 不同通信半径下的定位误差仿真对比

为了观察通信半径与定位误差的关系以及比较各定位算法在不同通信半径下的误差,在仿真实验中,保持锚节点比例为 25% 固定不变。改变通信半径,使其从 30 m 增加到 60 m,迭代 100 次。对上述五种算法做仿真对比,对比结果如图 7 所示。

如图 7,随着通信半径的增大,上述五种定位算法的归

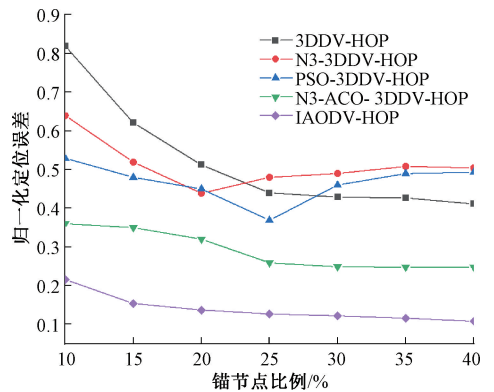


图 6 锚节点比例-归一化定位误差图

一化定位误差曲线逐渐下降最终趋于平稳。由此可知,增加通信半径可获得更好的定位精度,但当达到一定范围后其曲线趋于平稳,说明当通信半径达到一定范围后对定位误差的降低效果不再明显。同时,对比不同算法,IAODV-HOP 算法相较于其他四种定位算法在不同的通信半径下均表现出更好的定位效果,其归一化平均定位误差始终最小。

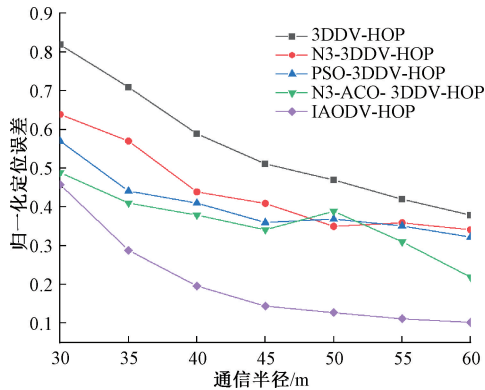


图 7 通信半径-归一化定位误差图

3) 不同节点总数下的定位误差仿真对比

为了观察节点总数与定位误差的关系以及比较各定位算法在不同节点总数下的误差,在仿真实验中,保持通信半径为 50 m、锚节点比例为 25% 固定不变。改变节点总数,使其从 60 增加到 180,迭代 100 次。对上述五种算法做仿真对比,对比结果如图 8 所示。

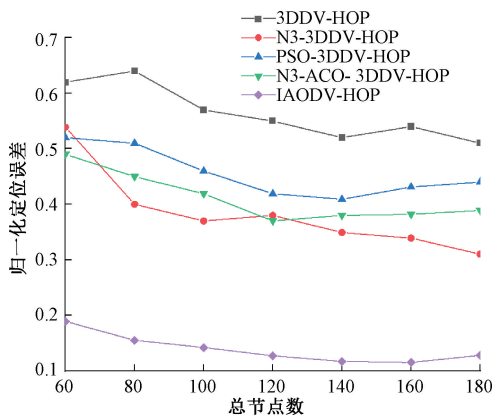


图 8 节点总数-归一化定位误差图

如图 8,随着节点总数的增大,上述五种定位算法的归一化定位误差曲线逐渐下降但下降趋势不大,且较快的趋于平稳,这是由于锚节点比例不变,锚节点数量会随着节点总数的增加而增加,虽然有下降,但综合考虑花销问题,节点并不是越多越好。同时,对比不同算法,IAODV-HOP 算法相较于其他四种定位算法在不同的节点总数下始终具有更好的定位精度。

4) 综合性能分析

为了验证 IAODV-HOP 算法的综合性能,通过三维雷达图模拟了各算法在通信半径、总结点数以及锚节点比例 3 个变量下对各自定位误差的影响。如图 9 所示,本文所提 IAODV-HOP 算法在雷达图的 3 个分支中均离中心点最近,说明 IAODV-HOP 算法受这 3 个因素的影响最小,综合性能更优。

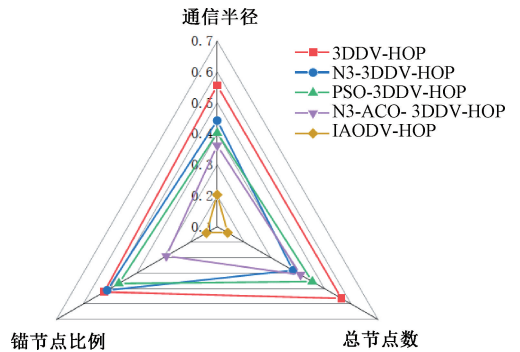


图 9 综合性能图

4 结 论

本文针对传统三维 DV-Hop 算法易产生跳数、跳距误差以及节点位置计算时的累计误差问题。提出一种基于改进天鹰优化的三维室内多层结构定位算法 IAODV-HOP 算法。通过为节点设定 3 类通信半径细化跳数以及利用权重因子对节点的平均跳距进行加权处理来减小距离计算误差。同时,使用改进的天鹰算法对未知节点坐标进行二次求精,通过佳点集策略对种群初始化,解决了天鹰算法因初始种群随机分布而导致的种群的质量和多样性难以保证的问题,并且在局部搜索中加入黄金正弦的搜索策略完善种群的位置更新方式,弥补了天鹰算法在局部搜索方面的不足。仿真结果表明,相较于其他算法,IAODV-HOP 算法在收敛速度、稳定性以及定位精度方面都有较大提升。

参考文献

- [1] SHAHZAD F, SHEL TAMI T R, SHAKSHUKI E M. DV-maxHop: A fast and accurate range-free localization algorithm for anisotropic wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(9): 2494-2505.
- [2] 刘瑞兴,段中兴,李博.改进 DV-Hop 定位算法在钢结构建筑健康监测中的应用[J]. 仪器仪表学报,2022, 43(4):38-49.
- [3] 潘志远,卜凡亮.基于螻蛄算法优化的 DV-Hop 定位算法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(7):33-41.
- [4] 张贺娜,乐燕芬,施伟斌.基于特征降维的核岭回归室内定位算法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(10):83-91.
- [5] PREETHI K, TAMILARASAN R. Monitoring of air pollution to establish optimal less polluted path by utilizing wireless sensor network [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020,12:6375-6386.
- [6] 路泽永,赵亚丽,沙洲.基于 EEMD-SDE 算法的天然气管道泄漏点定位优化[J]. 中国工程机械学报,2023, 21(4): 318-322.
- [7] 王旭启. 矿井无线传感器网络节点定位及覆盖研究[D].

- 北京:中国矿业大学,2020.
- [8] HARIYAWAN M Y, GUNAWAN A, PUTRA E H, et al. Wireless sensor network for forest fire detection[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 175: 435-440.
- [9] 魏莉娜. 基于 WSN 的改进 DV-Hop 定位算法在大型化工厂安全区域预测系统中的研究与应用[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2022.
- [10] 朱清山, 王伟. 基于 SAGA-BP 神经网络室内定位算法[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(9): 100-104.
- [11] 曹鹏飞, 王秀英, 孟庆斌. 融合测距修正和哈里斯鹰优化的 DV-Hop 定位算法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(11): 166-172.
- [12] 刘晓悦, 尤晓芳. 融合跳数划分与蝙蝠优化的 DV-Hop 改进算法[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(2): 26-32.
- [13] 时雨农. 基于无线传感器网络的复杂环境三维定位算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [14] 余修武, 黄露平, 刘永, 等. 遗传-禁忌搜索优化的三维 DV-Hop 定位算法[J]. *北京邮电大学学报*, 2021, 44(4): 75-81.
- [15] 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(1): 113.
- [16] HAN D, YU Y, LI K C, 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.
- [17] 段中兴, 刘瑞兴, 刘冲. 多策略改进麻雀搜索算法优化 3DDV-Hop 节点定位[J/OL]. *吉林大学学报(工学版)*, 1-12 [2024-01-23] <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220530>.
- [18] 张磊, 刘升, 高文欣, 等. 精英反向黄金正弦海洋捕食者算法[J]. *计算机工程与科学*, 2023, 45(2): 355-362.
- [19] 罗施章, 张晶, 王健敏. 基于三维坐标修正的改进型 3DDV-Hop 定位算法[J]. *计算机工程与科学*, 2021, 43(10): 1766-1772.
- [20] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ELAZIZ M A B D, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157: 107250.
- [21] JAIN H, DEB K. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 602-622.
- [22] 黄琛晰. 基于改进 NSGA-III 算法的 DV-Hop 三维定位算法[J]. *现代信息科技*, 2023, 7(18): 92-98, 105.
- [23] PHOEMPHON S, SO-IN C, LEELATHAKUL N. Optimized hop angle relativity for DV-Hop localization in wireless sensor networks [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 78149-78172.

#### 作者简介

彭铎(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为无线通信、无线传感器网络、光纤通信网络、计算机通信。

E-mail: pengduo7642@163.com

罗贝, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: 320426724@qq.com

陈江旭, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: 2351209685@qq.com