

## 基于测距修正和改进BBA的三维DV-Hop算法

王佳豪, 江凌云

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 本文提出了一种基于测距修正和改进二进制蝙蝠算法 (Binary Bat Algorithm, BBA) 的三维 DV-Hop 定位算法 (3D DV-Hop Localization Algorithm Based on Distance Correction and Improved Binary Bat Algorithm, 3D IBBA-DV-Hop), 旨在解决传统 DV-Hop 算法在复杂三维地形中由于地形遮挡、信号绕射和节点分布不均导致的定位误差。首先通过多通信半径结合接收信号强度指示 (Received Signal Strength Indication, RSSI) 优化了节点间最小跳数的估计误差。然后采用多项式平均方法提高锚节点平均跳距的估计精度。最后在坐标估计阶段, 采用了改进的二进制蝙蝠算法 (Improved Binary Bat Algorithm, BBA) 筛选可靠锚节点集, 进一步提高定位精度。仿真实验结果表明, 在各向同性网络中 3D IBBA-DV-Hop 对比 3D DV-Hop、3D IMSSA-DV-Hop 和 3D 3-Anchor-DV-Hop 的平均定位误差分别降低了 42.9%、20.3%、10.5%; 在各向异性网络中, 分别降低了 53.1%、25.8%、14.4%。实验结果证明, 本文提出的改进算法定位误差最小, 并且该算法在各向异性网络中的定位效果更好。

**关键词:** 无线传感器网络; 三维节点定位; DV-Hop算法; 多通信半径; 多项式平均; 二进制蝙蝠算法

**中图分类号:** TN915.08

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.XXXX.

## A 3D DV-Hop Localization Algorithm Based on Distance Correction and Improved Binary Bat Algorithm

Wang Jiahao, JIANG Lingyun

College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

**Abstract:** This paper presents a 3D DV-Hop localization algorithm based on distance correction and an improved Binary Bat Algorithm (BBA), referred to as 3D IBBA-DV-Hop. The algorithm aims to address the localization errors of the traditional DV-Hop algorithm in complex 3D terrains due to terrain obstructions, signal diffraction, and uneven node distribution. First, the estimation error of the minimum hop count between nodes is optimized using a combination of multiple communication radii and Received Signal Strength Indication (RSSI). Then, the polynomial averaging method is employed to improve the estimation accuracy of the average hop distance of anchor nodes. Finally, during the coordinate estimation stage, the improved Binary Bat Algorithm (BBA) is used to select a reliable set of anchor nodes, further enhancing the localization accuracy. Simulation results show that, in an isotropic network, the 3D IBBA-DV-Hop reduces the average localization error by 42.9%, 20.3%, and 10.5%, compared to 3D DV-Hop, 3D IMSSA-DV-Hop, and 3D 3-Anchor-DV-Hop, respectively. In an anisotropic network, the reductions are 53.1%, 25.8%, and 14.4%, respectively. The experimental results prove that the proposed improved algorithm minimizes localization errors and performs better in anisotropic networks.

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 江凌云, jiangly@njupt.edu.cn

基金项目: 江苏省重点研发计划 (No.BE2020084-4); 国家自然科学基金 (No.92067201)

**Foundation Items:** The Jiangsu Provincial Key Research and Development Program (No.BE2020084-4), The National Natural Science Foundation of China (No.92067201).

**Key words:** Wireless sensor network, Three-dimensional node positioning, DV-Hop algorithm, Multiple communication radius, Polynomial average, Binary bat algorithm

## 0 引言

随着无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN)<sup>[1]</sup>在环境监测、灾害预警、智能城市和军事侦察<sup>[2]</sup>等领域的广泛应用,节点的高精度定位成为保障其功能有效实现的关键技术之一。相较于传统的基于 GPS (Global Position System) 的定位方式,无测距类定位算法<sup>[3]</sup>因其成本低、易部署、能耗小等优势在实际应用中得到了广泛关注。其中, DV-Hop 算法<sup>[4]</sup>因不依赖距离测量设备,成为最具代表性的无测距定位算法之一。

然而,在山区、丘陵或城市峡谷等复杂三维地形中,传感器网络通常存在地形遮挡严重、节点分布不均、信号传播路径不规则等问题<sup>[5]</sup>。这些因素使得 DV-Hop 算法在节点跳数与实际距离之间无法保持线性关系<sup>[6]</sup>,且常常忽略高低差异所带来的空间距离偏差,导致平均跳距估计失真<sup>[7]</sup>,从而引发较大的定位误差。在此背景下,传统的三维 DV-Hop 算法<sup>[8]</sup>在各向异性网络环境中的定位精度显著下降,难以满足复杂环境下的高精度定位需求。

为解决上述问题,本文提出了一种基于二进制蝙蝠算法 (BBA) 的三维跳数跳距优化 DV-Hop 定位算法 (3D IBBA-DV-Hop)。该方法通过结合多通信半径与信号强度,优化节点间最小跳数估计,降低跳数误差;同时,针对节点分布不均的特点,引入多项式拟合模型对跳数与距离关系进行修正,并且采用多项式平均方法优化平均跳距的估计;最后,在位置坐标估计阶段,利用改进的二进制蝙蝠算法筛选最优锚节点集,进一步提升定位精度。仿真实验结果表明,3D IBBA-DV-Hop 在各向同性与各向异性网络环境下,均显著优于现有的多种改进算法,在复杂地形环境下展现出更高的定位精度。

## 1 相关工作

为了提高 DV-Hop 算法的定位精度,研究者主要从两个方向进行改进:一是通过修正节点间的跳数和平均跳距<sup>[9]</sup>来降低定位误差;二是应用群智能优化算法<sup>[10]</sup>提高待定位节点坐标的精度。

Dragos Niculescu 及 Badri Nath 提出的 DV-Hop

算法<sup>[11]</sup>是目前应用较为广泛的非测距定位算法,该算法基于无线传感器网络中节点的连通性进行定位。文献<sup>[12]</sup>提出基于三通信半径的 DV-Hop 改进算法,该算法通过增加通信半径,将距离锚节点较近的未知节点获得的最小跳数更新为较小的跳数值,保留距离较远的未知节点的最小跳数信息,这种方法重新定义了节点间的最小跳数,有效的减小了定位误差。文献<sup>[13]</sup>提出改进的基于可变通信半径的 DV-Hop 定位算法,该算法通过改变锚节点的通信半径,将节点间的跳数从整数细化为十进制,提高了节点间距离估计的准确性。从而提高了节点的定位精度。Wang 等人<sup>[14]</sup>利用信标节点的精确距离来估计模型设计的上下边界,优化平均跳距的计算模型。Fang 等人<sup>[15]</sup>对信标节点进行了分类,并使用阈值法设计加权策略,选择可靠的信标节点执行测量。Wang 等人<sup>[16]</sup>引入仿真算法和加权误差模型,建立跳数与误差之间的关系,改进定位模型。文献<sup>[17]</sup>建立了基于概率的最大距离估计 (Probability-based Maximum Distance Estimation, PMDE) 模型来计算锚节点检测到的距离的上界。利用得到的平均距离构造距离损失函数,将其与传统的距离损失函数嵌入到多目标遗传算法中,以预测未知节点的位置,大大提高了定位精度。文献<sup>[18]</sup>提出利用 RSSI 参数对锚节点和未知节点之间的距离进行加权,加权系数是未知节点接收到某个锚节点的 RSSI 值与总 RSSI 值的比值,权重越大表明未知节点和锚节点的距离越近,提出加权系数解决了使用平均跳距估计锚节点到未知节点距离误差较大的问题。

文献<sup>[19]</sup>提出了基于三角不等式的距离上界估计 (Upper Bound Estimation Based on Triangle Inequality, UBETI) 来调整 DV-Hop 目标,减轻不规则区域的距离高估。此外,还提出了一种遗传算法在优化中的交叉策略,称为 Stats-crossover。评价结果表明该算法有明显的改进,特别是在不规则区域的。文献<sup>[20]</sup>提出了一种新的混合优化器 PCWCO (Parallel Compact Willow Catkin Optimization Algorithm)。PCWCO 算法在柳絮优化 (Willow Catkin Optimization, WCO) 框架中引入了紧凑技术和新的并行策略,旨在减少内存使用的同时提高求解质

量。文献<sup>[21]</sup>提出了基于粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 和遗传算法 (Genetic Algorithms, Gas) 的增强 3D-DV-Hop (3D-Distance Vector Hop) 定位。该算法只利用群智能确定待定位节点的坐标, 并未考虑因跳数和跳距计算不准确引起的固有误差。Wangxiang 等人<sup>[22]</sup>提出了一种基于 Spider Wasp Optimization (SWO) 算法的改进 DV-Hop 定位方法, 使用 SWO 代替传统的最小二乘法估计未知节点位置, 但是该算法的复杂度较高。鲍等人<sup>[23]</sup>通过传统的方法获取待定位节点的估计坐标, 将羊群算法融入到狮群算法, 利用改进的狮群算法优化未知节点坐标, 但该算法未考虑跳数和跳距计算不准确引起的定位精度低的问题。曹和徐<sup>[24]</sup>基于最优信标节点, 设计了一种二进制粒子群优化方法, 重新计算平均跳距和广播、自适应函数, 逐步提高定位精度。Wang 等人<sup>[25]</sup>进行了基于距离向量跳的多节点估计距离和跳损的分析, 并将该分析嵌入到多目标优化算法中, 从而在算法精度和有效性方面具有显著优势。

上述研究方法由于各向异性网络中的节点分布不均, 或者存在网络空洞等原因, 使得在估计锚节点平均跳距时有较大误差, 以及在使用群智能算法优化估计坐标时存在控制参数多、收敛速度慢等问题。本文提出一种基于多通信半径与改进二进制蝙蝠算法的三维 DV-Hop 定位算法 (3D-IBBA DV-Hop)。本文的主要创新点如下: (1) 在最小跳数选取阶段, 结合信号强度 (RSSI) 对通信半径进行多次分层, 可以有效降低误差; (2) 在平均跳距估算阶段, 在多项式估计距离的基础上对估计距离进行了平均优化, 这减小了锚节点周围网络连通度差异较大时带来的锚节点平均跳距误差; (3) 在坐标估计阶段, 将筛选除自身外的一组锚节点用于定位未知节点抽象为一个组合优化问题, 采用二进制蝙蝠算法, 筛选出到未知节点的跳数较小的一组锚节点来定位未知节点。

## 2 基于测距修正的三维 IBBA-DV-Hop 算法

本章提出了一种结合多通信半径和锚节点筛选的 3D DV-Hop 定位算法 (3D IBBA-DV-Hop)。利用 RSSI 技术对节点间的跳数进行分级细化, 减少跳数误差对定位结果的影响, 通过多项式平均的方法提高了锚节点的平均跳距估计的精度, 最后使用

改进的二进制蝙蝠算法筛选出可靠的锚节点对未知节点进行定位。

### 2.1 RSSI跳数优化

在传统 DV-Hop 算法中, 采用单一通信半径  $R$ , 不管两个相邻节点相距多少, 都标记为一跳, 如图 1 所示, 节点 A 分别与节点 B、C、D、E 间的跳数都记 1, 但 AB、AC、AD、AE 的距离相差甚大。

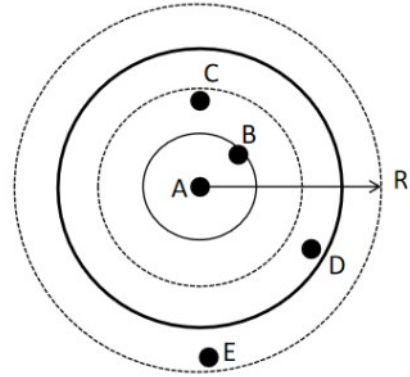


图1 最大通信半径  $R$  内节点分布

为了使节点间的跳数更加接近真实情况, 本文采用多通信半径对跳数值进行修正. 传统的多通信半径修正将信标节点  $i$  设置有 3 种通信半径<sup>[26]</sup>, 分别为  $R/3$ 、 $R/2$  和  $R$ , 再依次以通信半径  $R/3$ 、 $R/2$ 、 $R$  在网络中以泛洪的方式广播自身数据包, 这样会导致资源的浪费和能耗增加, 本文采用多通信半径与信号强度的结合, 可以使用一次泛洪得到修正后的跳数值。

根据测量的 RSSI 值估计  $d$  与  $R$  的关系, 然后将一跳分为  $n$  级, 分级方法如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{n}A - 10k_0 \lg\left(\frac{R}{n}\right) \leq P_r(d) < 0 \\ \frac{i}{n}A - 10k_0 \lg\left(\frac{iR}{n}\right) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{(i-1)R}{n}\right) \\ 1, A - 10k_0 \lg(R) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{(n-1)R}{n}\right) \end{array} \right. \quad (1)$$

其中  $d$  为两个节点之间的距离,  $R$  为通信半径,  $A$  为节点距离为 1 m 时接收到的信号强度,  $k_0$  为无线信号的传播因子,  $k_0$  为人为设置的参数, 与硬件节点和环境有关, 通常设置在 2 - 6 之间<sup>[27]</sup>。同时, 在传统的多通信半径方法中, 当半径数量过多时会导致每个节点需要维护多个不同通信半径的跳数信息, 使得计算复杂度增加, 所以半径数量一般设置

为2-3个,本文多通信半径结合信号强度后仅一次泛洪<sup>[28]</sup>就可以修正跳数值,所以本文设置5种通信半径,分别为 $R/5$ 、 $2R/5$ 、 $3R/5$ 、 $4R/5$ 、 $R$ 。从而具体的通信半径分级如下,其中 $h$ 为:

$$h = \begin{cases} \frac{R}{5}, A - 10k_0 \lg\left(\frac{R}{5}\right) \leq P_r(d) < 0 \\ \frac{2R}{5}, A - 10k_0 \lg\left(\frac{2R}{5}\right) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{R}{5}\right) \\ \frac{3R}{5}, A - 10k_0 \lg\left(\frac{3R}{5}\right) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{2R}{5}\right) \\ \frac{4R}{5}, A - 10k_0 \lg\left(\frac{4R}{5}\right) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{3R}{5}\right) \\ R, A - 10k_0 \lg(R) \leq P_r(d) < A - 10k_0 \lg\left(\frac{4R}{5}\right) \end{cases} \quad (2)$$

## 2.2 多项式平均优化估计跳距

在山区、丘陵和峡谷等环境中,传感器节点的网络连通度存在较大差异。当锚节点利用其他锚节点的位置和跳数信息来计算其平均跳距时,会出现较大的误差<sup>[29]</sup>,从而影响算法的定位效果。

本文提出了多项式平均优化的方法来计算锚节点的平均跳距。分别采用锚节点和未知节点的跳数-距离多项式系数估计锚节点的平均跳距,具体的实现流程如下:

首先将节点间跳数和距离的关系定义如下: $d_{ij} = \alpha(3) + \alpha(2) \times h_{ij} + \alpha(1) \times h_{ij}^2$  (3)

其中 $\alpha$ 表示多项式的系数, $d_{ij}$ 和 $h_{ij}$ 分别表示节点 $i$ 和节点 $j$ 之间的距离和跳数。采用式(4)可以得到锚节点 $i$ 的跳数-距离多项式系数:

$$\alpha_i = (H_i^T H_i)^{-1} H_i^T D_i \quad (4)$$

其中,锚节点 $i$ 到其余所有锚节点的跳数信息构成

$$\text{的跳数矩阵记为 } H_i = \begin{bmatrix} h_{i1}^2 & h_{i1} & 1 \\ h_{i2}^2 & h_{i2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{im}^2 & h_{im} & 1 \end{bmatrix}, \text{ 其中 } h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{im}$$

分别表示锚节点 $i$ 到其余所有锚节点的跳数,并且 $i \neq m$ ,锚节点 $i$ 到其余所有锚节点的距离矩阵记为

$$D_i = \begin{bmatrix} d_{i1} \\ d_{i2} \\ \vdots \\ d_{im} \end{bmatrix}, \text{ 其中 } d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im} \text{ 分别表示锚节点 } i \text{ 到传}$$

感器网络中其余锚节点的距离,其中 $i \neq m$ ,  $H_i^T$ 是 $H_i$ 的转置。

然后根据式(4)计算出每个锚节点的跳数-距离多项式系数,然后将距未知节点几何距离最小的锚节点 $j$ 的跳数-距离多项式系数作为未知节点自身的多项式系数。

选择未知节点 $u$ 的跳数-距离多项式系数 $\alpha_u$ 和节点 $u$ 、 $j$ 之间的跳数 $h_{uj}$ 通过跳数-距离多项式计算 $u$ 、 $j$ 之间的跳距估计距离 $d_{u,uj}$ :

$$d_{u,uj} = \alpha_u(3) + \alpha_u(2) \times h_{uj} + \alpha_u(1) \times h_{uj}^2 \quad (5)$$

选择与未知节点 $u$ 之间跳数最小的锚节点 $i$ 的跳数-距离多项式系数 $\alpha_i$ 和节点 $u$ 、 $i$ 之间的跳数 $h_{ui}$ 通过跳数-距离多项式计算 $u$ 、 $i$ 之间的跳距估计距离 $d_{i,ui}$ :

$$d_{i,ui} = \alpha_i(3) + \alpha_i(2) \times h_{ui} + \alpha_i(1) \times h_{ui}^2 \quad (6)$$

最终得到该锚节点的平均跳距为:

$$d_{ui} = \frac{(d_{u,uj} + d_{i,ui})}{2} \quad (7)$$

## 2.3 改进二进制蝙蝠算法

如何选择除自身之外的一组锚节点来定位未知节点,以使定位误差最小,这是一个组合优化问题<sup>[30]</sup>。采用改进的BBA算法来筛选出一组最优锚节点集。

二进制PSO的传递函数如等式(8),其中 $v_i^k(t)$ 是粒子 $i$ 在迭代 $t$ 时在第 $k$ 维中的速度。

$$S(v_i^k(t)) = \frac{1}{1 + e^{-v_i^k(t)}} \quad (8)$$

在使用传递函数计算概率之后,需要一个新的位置更新方程来更新蝙蝠的速度和位置向量,如等式(9)和(10)。

$$V(v_i^k(t)) = \left\lfloor \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\pi}{2} v_i^k(t)\right) \right\rfloor \quad (9)$$

$$x_i^k(t+1) = \begin{cases} (x_i^k(t))^{-1} & \text{If } \text{rand} < V(v_i^k(t+1)) \\ x_i^k(t) & \text{If } \text{rand} \geq V(v_i^k(t+1)) \end{cases} \quad (10)$$

其中 $v_i^k(t)$ 和 $x_i^k(t)$ 表示第 $i$ 个蝙蝠在第 $k$ 维迭代 $t$ 时的速度和位置, $(x_i^k(t))^{-1}$ 是 $x_i^k(t)$ 的补数。

当我们使用BBA解决组合优化问题时,首先要对人工蝙蝠进行编码,即将问题的解抽象为蝙蝠的位置向量,在筛选锚节点方面,蝙蝠编码是建立蝙蝠位置矢量与锚节点是否被选中之间的对应关系。假设网络中总共有 $m$ 个锚节点,锚节点 $A$ 通过迭代后筛选出除本身外的一组锚节点有 $n$ 个,则筛选过后得到的一组蝙蝠编码方案可以被描述为 $(x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{in}^k)$ 。 $x_{ij}^k (1 \leq j \leq m)$ 是第 $k$ 次迭代时第 $i$ 个蝙蝠位置向量的值,其值为二进制0或1。 $x_{ij}^k = 1$ 表

示选择第j锚节点参与估计未知节点坐标，相反， $x_{ij}^k = 0$ 意味着锚节点j与未知节点的计算无关。

用于筛选锚节点的个体适应度函数（11）和全局适应度函数（12）如下：

$$f(HopSize_i) = (\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} - HopSize_i * h_{ij})^2 \quad (11)$$

$$f(HopSize_i) = \frac{1}{\sum_{j \neq i} h_{ij}} (\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} - HopSize_i * h_{ij})^2 \quad (12)$$

其中 $(x_i, y_i, z_i)$ 和 $(x_j, y_j, z_j)$ 分别是锚节点i和j的坐标， $HopSize_i$ 表示锚节点i的平均跳距， $h_{ij}$ 表示锚节点i和j之间的跳数。

## 2.4 IBBA-DVHop算法实现流程

改进算法IBBA-DVHop的流程图如下：

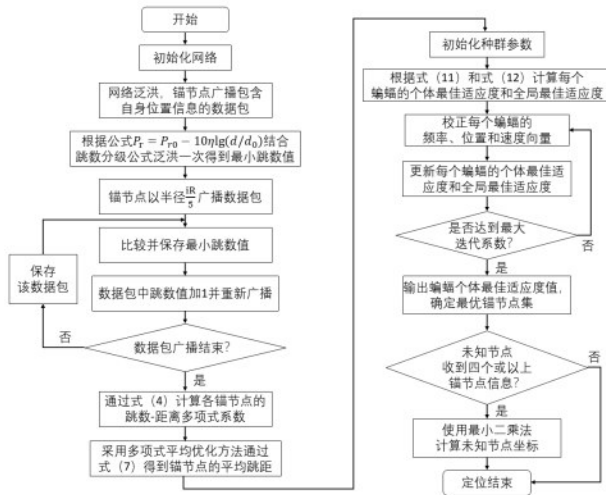


图2 3D IBBA-DVHop算法流程

## 3 仿真实验与结果分析

为了验证3D IBBA-DV-Hop在WSN节点定位中的性能，利用MATLAB2023在相同网络环境下与传统的3D DV-Hop、集成多目标salp群算法的3D IMSSA-DV-Hop算法<sup>[31]</sup>、由最优信号节点过滤的3D 3-Anchor-DV-Hop算法<sup>[32]</sup>3种算法的定位误差进行对比分析，以评估本文改进算法的性能。本文通过式（13）的平均定位误差来评价定位的性能：

$$ALE = \frac{\sum_{j=1}^{N-M} \sqrt{(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2 + (z_i - z'_i)^2}}{R * (N - M)} \quad (13)$$

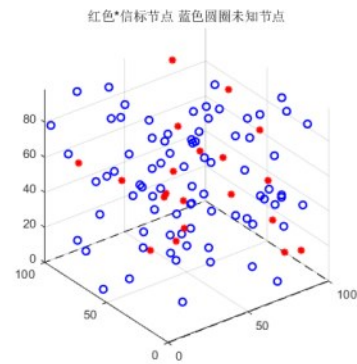
其中： $(x_i, y_i, z_i)$ 和 $(x'_i, y'_i, z'_i)$ 分别为待定位节点i的实际坐标和估计坐标；R表示节点的通信半径；N表示传感器节点的总数，M表示锚节点的数量，ALE（Average Localization Error）表示平均定位误差。

### 3.1 仿真环境

分别在各向异性网络和各向同性网络下进行了模拟。其中各向同性网络为正方形拓扑，各向异性网络则是采用了C型、H型、L型区域，其中C型分布常见于城市或者郊区的道路网络，H型分布代表大型工业园区和铁路站以及L型分布常见于具有角落或边界的环境，例如工厂仓库等。这三种具有代表性的各向异性网络都是基于具有特定结构或边界的实际场景，能够在仿真中模拟这些环境下的信号传播特性。图3是不同网络下节点分布的随机模拟图，图中红色圆表示锚节点，蓝色圆圈表示未知节点。仿真实验过程中详细的参数设置如表1所示。

表1 仿真参数设置

| 仿真参数  | 数值             |
|-------|----------------|
| 区域大小  | 100m*100m*100m |
| 节点总数  | 50~100         |
| 锚节点比例 | 5%~50%         |
| 通信半径  | 20m~50m        |



(a) 方形网络拓扑

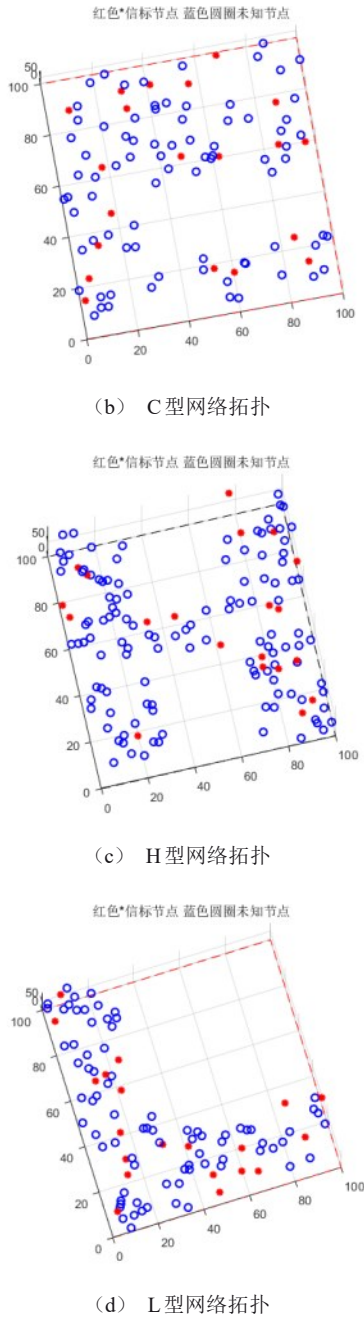


图3 节点随机分布图

### 3.2 实验结果与分析

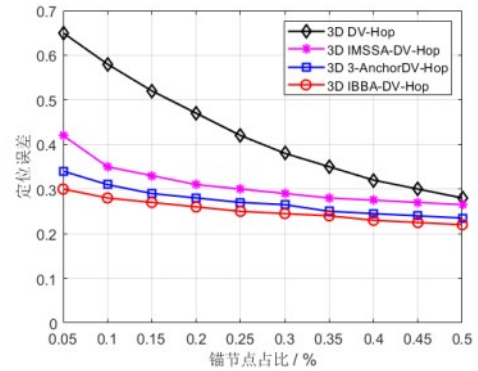
本文采用平均定位误差作为衡量算法定位精度的评判标准,其计算方式如式(13)。所展示的实验结果为在相同环境下运行100次取得的平均值。

#### 3.2.1 不同锚节点比例对定位结果的影响

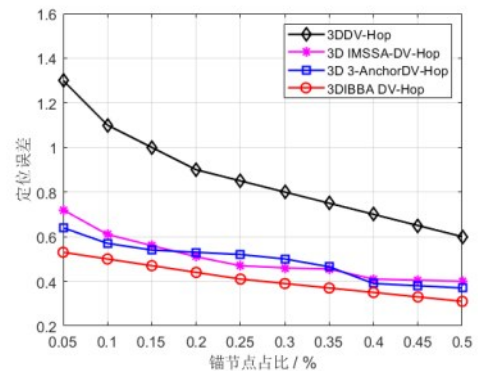
在本阶段实验中,通过改变网络中的锚节点比例比较了3DIBBA DV-Hop算法和其余三种算法的定位性能。参数设置为所有节点通信半径保持40m不变,节点总数100个,图4显示了随着锚节点比

例从5%增长到50%不同算法的定位效果。

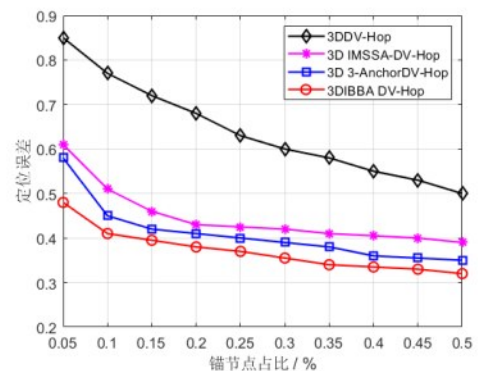
从图4上可以看出,各算法的定位精度都随着锚节点比例的增加而逐渐增大。其原因是随着锚节点数量的增加,网络中知道自身位置的节点越来越多,网络能够为定位提供的有效信息也就越多,从而使网络的定位精度得到提升。



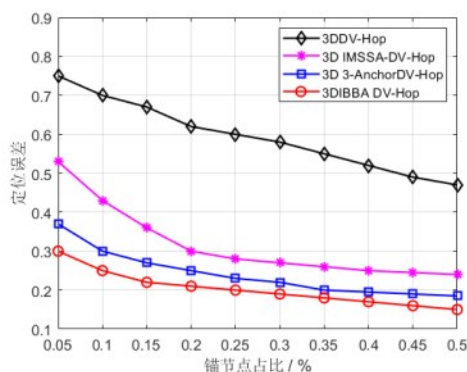
(a) 方型区域定位误差



(b) C型区域定位误差



(c) H型区域定位误差



(d) L型区域定位误差

图4 不同锚节点比例仿真结果图

从图4可以得出,网络中的锚节点比例越大,四种算法的定位误差越小,并且随着锚节点比例增加到一定值后逐渐趋于平稳。因为锚节点比例越大,其网络的连通度越大,未知节点越能准确的获取自身位置。本文所提出的3D IBBA-DV-Hop定位精度在各个网络拓扑下都优于其它四种算法。

表2为锚节点比例为40%时各算法在不同网络拓扑下的定位误差。表3为3D IBBA-DV-Hop算

法在锚节点比例为40%的情况下,相较其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例。可以看出在各向异性网络中3D IBBA-DV-Hop算法的定位误差更小,其对定位精度的提升幅度更大,这是因为3D IBBA-DV-Hop算法在计算锚节点平均跳距时引入多项式平均优化,这减小了锚节点由于周围网络连通度差异较大时带来的定位误差。

表2 锚节点比例为40%时的各算法定位误差

| 网络拓扑 | 3D DV-Hop | 3D IMSSA-DV-Hop | 3D 3-Anchor-DV-Hop | 3D IBBA-DV-Hop |
|------|-----------|-----------------|--------------------|----------------|
| 方型   | 0.3241    | 0.2753          | 0.2462             | 0.2315         |
| C型   | 0.7554    | 0.4133          | 0.3925             | 0.3562         |
| H型   | 0.5465    | 0.4076          | 0.3634             | 0.3314         |
| L型   | 0.5213    | 0.2532          | 0.1957             | 0.1723         |

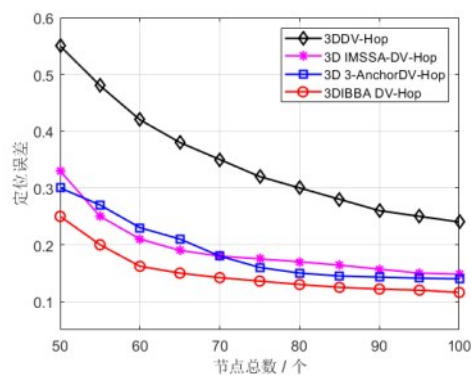
### 3.2.2 不同总节点数对定位结果的影响

在本阶段实验中,在锚节点比例和节点通信半径不变的情况下,通过改变网络中的节点数量比较了3D IBBA-DV-Hop算法和其余三种算法的定位性能。仿真条件如下:锚节点比例为20%,所有节点通信半径保持30 m不变,节点数从50个增加到100个,间隔为10个。四种网络拓扑下的仿真结果

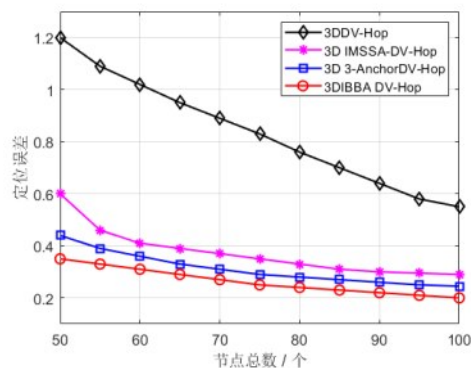
表3 3D IBBA DV-Hop算法相较其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例(锚节点比例40%)

| 网络拓扑 | 相比3D DV-Hop | 相比3D IMSSA-DV-Hop | 相比3D 3-Anchor-DV-Hop |
|------|-------------|-------------------|----------------------|
| 方型   | 28.6%       | 15.9%             | 5.9%                 |
| C型   | 52.8%       | 13.8%             | 9.6%                 |
| H型   | 38.5%       | 17.5%             | 8.1%                 |
| L型   | 66.1%       | 30.0%             | 10.2%                |

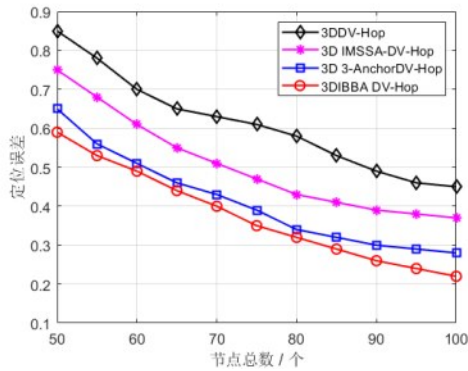
如图5所示,当四种网络拓扑节点总数为100时,四种算法的ALE值列于表4中。



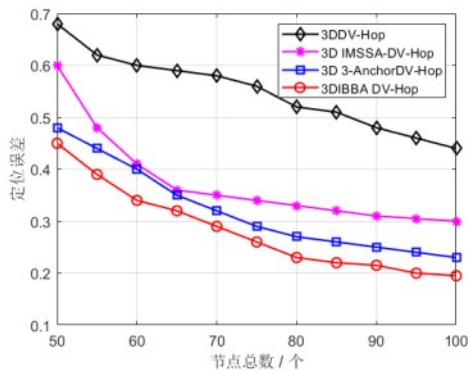
(a) 方型区域定位误差



(b) C型区域定位误差



(c) H型区域定位误差



(d) L型区域定位误差

图5 不同总节点数仿真结果图

从图5中可以得出,四种算法的定位误差都是随着节点总数的增加而减小,这是因为随着节点总数的增加,锚节点的数量也在增加,从而四种网络拓扑的连通性不断加强,使得定位误差逐渐减小并逐渐趋于平稳。在四种网络拓扑中,,无论网络中节点数是多少,3D IBBA-DV-Hop的定位误差曲线一直处于最下方,表明其具有最佳的定位精度。

表4为节点总数为100时各算法在不同网络拓扑下的定位误差。表5为3D IBBA-DV-Hop算法在节点总数为100的情况下,相较于其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例。由于采用了可变通信半径来细化未知节点到锚节点的跳数,并且引入多项式平均优化锚节点的平均跳距,可以看出在各向异性网络中3D IBBA- DV-Hop算法对定位精度的提升幅度更大。

### 3.2.3 不同通信半径对定位结果的影响

在本阶段实验中,通过改变网络中锚节点的通信半径来比较3D IBBA-DV-Hop算法和其他三种算法的定位性能。图6显示了总节点数为100,锚节点比例为20%时,随着通信半径从20m增长到50m

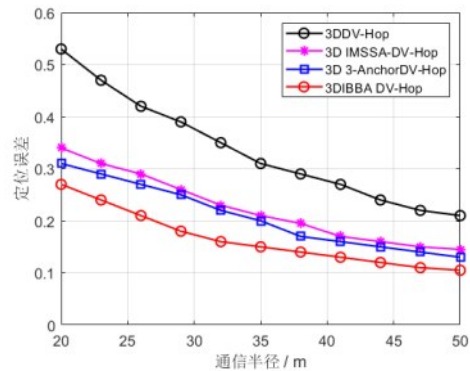
表4 节点总数为100时各算法的定位误差

| 网络拓扑 | 3D DV-Hop | 3D IMSSA-DV-Hop | 3D 3-Anchor-DV-HOP | 3D IBBA-DV-Hop |
|------|-----------|-----------------|--------------------|----------------|
| 方型   | 0.2432    | 0.1483          | 0.1313             | 0.1192         |
| C型   | 0.5514    | 0.2941          | 0.2449             | 0.2049         |
| H型   | 0.4519    | 0.3723          | 0.2845             | 0.2211         |
| L型   | 0.4463    | 0.3017          | 0.2351             | 0.1961         |

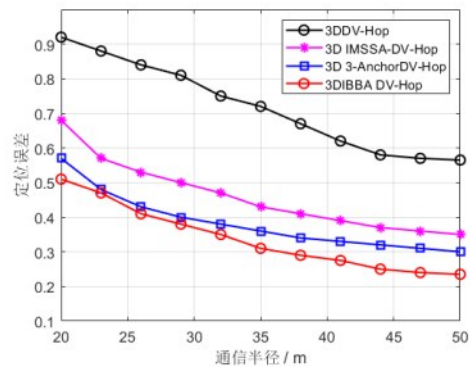
表5 3DIBBA DV-Hop算法相较于其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例(节点总数为100)

| 网络拓扑 | 相比3D DV-Hop | 相比3D IMSSA-DV-Hop | 相比3D Anchor-DV-HOP |
|------|-------------|-------------------|--------------------|
| 方型   | 52.3%       | 21.8%             | 9.2%               |
| C型   | 62.8%       | 30.3%             | 16.3%              |
| H型   | 51.1%       | 40.6%             | 22.3%              |
| L型   | 56.1%       | 35.0%             | 16.6%              |

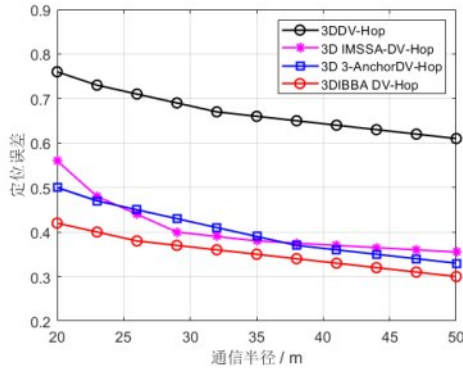
的平均定位误差情况。



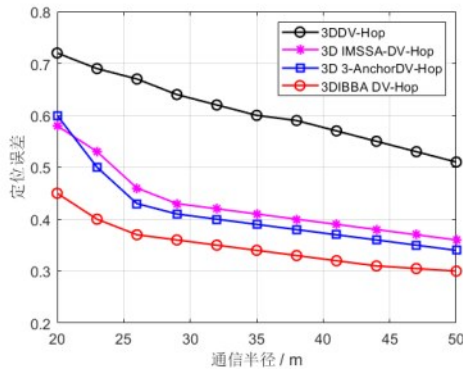
(a) 方型区域定位误差



(b) C型区域定位误差



(c) H型区域定位误差



(d) L型区域定位误差

图6 不同通信半径仿真结果图

从图6可以得出，四种算法的定位误差都随通信半径的增加而减小。这是因为通信半径较小时，节点周围的网络连通度也比较小，并且两个不相邻的节点要建立连接时，需要通过更多的中间节点进行转发，这会引起跳数误差增大。当通信半径逐渐增大时，节点周围的网络连通度也逐渐增大，定位精度也随之增加，并且当通信半径超过40m后，各算法的定位误差趋于平稳。并且3D IBBA-DV-Hop在不同网络拓扑下的定位效果均优于其他几种算法。

表6为通信半径为40m时各算法在不同网络拓扑下的定位误差。表7为3D IBBA-DV-Hop算法在通信半径为40m的情况下，相较于其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例。综上，在各向异性网络中本文所提的3D IBBA-DV-Hop算法对定位精度的提升幅度更大，定位精度更高。

#### 4 结束语

针对三维DV-Hop定位算法在实际应用中存在定位精度较低的问题，本文进行了三个方面的优

表6 通信半径为40m时各算法的定位误差

| 网络拓扑 | 3D DV-Hop | 3D IMSSA-DV-Hop | 3D 3-Anchor-DV-HOP | 3D IBBA-DV-Hop |
|------|-----------|-----------------|--------------------|----------------|
| 方型   | 0.2431    | 0.1652          | 0.1519             | 0.1268         |
| C型   | 0.5815    | 0.3792          | 0.3234             | 0.2514         |
| H型   | 0.6322    | 0.3659          | 0.3583             | 0.3201         |
| L型   | 0.5571    | 0.3855          | 0.3619             | 0.3102         |

表7 3D IBBA-DV-Hop算法相较于其他算法在不同网络拓扑下定位误差降低比例(通信半径为40m)

| 网络拓扑 | 相比3D DV-Hop | 相比3D IMSSA-DV-Hop | 相比3D 3-Anchor-DV-HOP |
|------|-------------|-------------------|----------------------|
| 方型   | 47.8%       | 23.2%             | 16.5%                |
| C型   | 56.7%       | 33.7%             | 22.3%                |
| H型   | 48.9%       | 11.8%             | 10.3%                |
| L型   | 44.3%       | 19.5%             | 14.2%                |

化：结合信号强度（RSSI）不仅重新划分跳数优化节点间的最小跳数值，而且只需要网络泛洪一次，降低了算法的复杂度；采用多项式平均距离估计优化了锚节点的平均跳距值，并且将选择除自身之外的一组锚节点来定位未知节点坐标抽象成一个组合优化问题，结合改进的二进制蝙蝠算法求解待定位节点坐标，从而提高整个网络的定位精度。仿真结果验证了所提算法的定位性能。然而，在后续的最小二乘法对未知节点进行定位时，由于最小二乘法对输入数据的误差较为敏感，尤其是在距离估计不准确的情况下，误差可能被放大，导致定位精度下降，并且它不能很好处理非线性问题。如何改进这些问题是下一步研究的方向。

#### 参考文献：

- [1] T. Chen, L. Sun, Z. Wang, Y. Wang, Z. Zhao, and P. Zhao, "An enhanced nonlinear iterative localization algorithm for DV-Hop with uniform calculation criterion," *Ad Hoc Network*. vol. 111, 2021, Art. no. 102327.
- [2] G. Kaur and P. Chanak, "An intelligent fault tolerant data routing scheme for wireless sensor network-assisted Industrial Internet of Things," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 19, no. 4, pp. 5543-5553, Apr. 2023.
- [3] MOHANTA T K, DAS D K. A three-dimensional wireless sensor network with an improved localization algorithm based on orthogonal learning class topper optimization[J]. *Annals of Telecommunications*, 2023, 78(7): 475-489.

- [4] X. Wang, Z. Wu, G. Wang and C. Jiang, "DV-Hop localization algorithm based on improved spider wasp optimization algorithm," 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Hangzhou, China, 2024, pp. 826-830.
- [5] 李嘉智, 刘宁, 节笑晗等. 基于人体运动识别约束的室内定位方法[J]. 电讯技术, 2024, 64(4): 606-611.
- [6] R. Tang, H. Hu, Z. Li, S. Wang and F. He, "A Localization Algorithm Joining DV-Hop, LSSVM, and Expected Distance Estimation in IoT of Agriculture in Mountainous and Hilly Areas," in IEEE Sensors Journal, vol. 25, no. 9, pp. 15564-15576, 1 May 1, 2025, doi:10.1109/JSEN.2025.3549416.
- [7] Y. Han, "An Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Approximate Path Distance Optimization in 3D Wireless Sensor Networks," 2024 9th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), Xi'an, China, 2024, pp. 849-853.
- [8] X. Wang, Z. Wu, G. Wang and C. Jiang, "DV-Hop localization algorithm based on improved spider wasp optimization algorithm," 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Hangzhou, China, 2024, pp. 826-830.
- [9] R. Tang, H. Hu, Z. Li, S. Wang and F. He, "A Localization Algorithm Joining DV-Hop, LSSVM, and Expected Distance Estimation in IoT of Agriculture in Mountainous and Hilly Areas," in IEEE Sensors Journal, vol. 25, no. 9, pp. 15564-15576, 1 May 1, 2025.
- [10] F. Xianbao, L. Yong, S. Yian and Z. Letian, "Improved DV-Hop algorithm combining chaotic map and Gray Wolf algorithm," 2022 IEEE 6th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Beijing, China, 2022.
- [11] Yang F, Ding M. An Improved DV-Hop Algorithm Using Hop Distance Correction and Aquila optimization[ C ]. Proceedings of the 2022 International Conference on Artificial Intelligence and Computer Information Technology (AICIT). 2022: 1-4.
- [12] Yu X, Peng W, Zhou Z, et al. An IMO A DV-Hop localization algorithm in WSN based on hop count and hop distance correction[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2024:1-14.
- [13] Cao Y, Wu X, Xu J. Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Variable Communication Radius for Wireless Sensor Networks[J]. Wireless Personal Communications, 2024: 1-23.
- [14] P. Wang, R. Zhou, X. F. Member, and D. Zhao Member, "A distance estimation model for DV-Hop localization in WSNs," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 72, no. 4, pp. 5290 - 5299, Apr. 2023.
- [15] K. Fang, T. Wang, X. Zhou, Y. Ren, H. Guo, and J. Li, "ATOPSIS-based relocation algorithm in wireless sensor networks," IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 18, no. 2, pp. 1322 - 1332, Feb. 2022.
- [16] P. Wang, X. Cai, and L. Xie, "A modified error-oriented weight-positioning model based on DV-Hop," KSII Trans. Internet Inf. Syst., vol. 16, pp. 405 - 422, 2022.
- [17] Wang P, Wang H, Li W, et al. Probability-based distance estimation model for 3d dv-hop localization in wsns[J]. arXiv preprint arXiv:2401.05709, 2024.
- [18] Wang Z, Shen H, Zhou Z. Improved DV-Hop model based on the application of variable scenarios[J]. Ad Hoc Networks, 2024, 154: 103368.
- [19] Wang Q, Shen Z. UBETI: A DV-Hop Localization Algorithm for IoT With Distance Upper Bound Estimation by Triangle Inequality [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024.
- [20] Wang R B, Hu R B, Geng F D, et al. Improved DV-Hop based on parallel compact Willow Catkin Optimization algorithm for 3D nodes localization in WSN[J]. Wireless Networks, 2024, 30(4).
- [21] Reddy M R, Ravi Chandra M L. An enhanced 3D-DV-hop localization algorithm for 3D wireless sensor networks[J]. Wireless Networks, 2024, 30(6): 5809-5821.
- [22] X. Wang, Z. Wu, G. Wang and C. Jiang, "DV-Hop localization algorithm based on improved spider wasp optimization algorithm," 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Hangzhou, China, 2024, pp. 826-830.
- [23] 鲍美英, 申晋祥. 基于改进狮群优化的三维DV-Hop定位算法[J]. 山西大同大学学报(自然科学版), 2022, 38(6):36-39.
- [24] Y. Cao and J. Xu, "DV-Hop-based localization algorithm using optimum anchor nodes subsets for wireless sensor network," Ad Hoc Netw., vol. 139, 2023, Art. no. 103035.
- [25] P. Wang, X. Wang, W. Li, X. Fan, and D. Zhao, "DV-Hop localization based on distance estimation using multinode and hop loss in IoT," IEEE Internet Things J., vol. 11, no. 16, pp. 27803-27815, Aug. 2024.
- [26] R. Gantassi, S. Messous, Z. Masood, Q. A. Sias and Y. Choi, "Enhanced Network QoS in Large Scale and High Sensor Node Density Wireless Sensor Networks Using (IR-DV-Hop) Localization Algorithm and Mobile Data Collector (MDC)," in IEEE Access, vol. 12, pp. 37957-37973, 2024.
- [27] 余成成, 徐巍, 钟宇超, 等. 基于多通信半径和改进遗传算法 DV-Hop 定位[J]. 仪表技术与传感器, 2023(2):99-103+120.
- [28] Y. Wu, C. Zhang, L. Tong and X. Shi, "Location Optimization Based on Improved 3D DV-HOP Algorithm in Wireless Sensor Networks," in IEEE Access, vol. 11, pp. 85525-85536, 2023.
- [29] Z. Xu, "Wireless Sensor Network Localization Incorporating GrayWolf Optimization and DV-Hop Algorithm," in IEEE Access, vol. 12, pp. 168594-168606, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3495983.
- [30] P. Liu, X. Zeng, S. Gai and H. Sun, "Application Research of 3D MSVR-DV-Hop Algorithm Based on Node Filtering," 2023 5th International Conference on Natural Language Processing (ICNLP), Guangzhou, China, 2023, pp. 379-38.
- [31] W. Liu, J. Li, A. Zheng, Z. Zheng, X. Jiang, and S. Zhang, "DV-Hop algorithm based on multi-objective SALP swarm algorithm

- moptimization,"Sensors, vol. 23, no. 7, 2023, Art. no. 3698.
- [32] Q. Wang and Z. Shen, "Ubeti: A DV-Hop localization algorithm for IoT with distance upper bound estimation by triangle inequality," IEEE Internet Things J., vol. 12, no. 3, pp. 2445 – 2457, Feb. 2025.