

控制与决策

Control and Decision

基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法

付雷, 王骥

引用本文:

付雷, 王骥. 基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 80-86.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1617>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法](#)

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging
控制与决策. 2021, 36(5): 1173-1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

[基于虚拟力移动锚节点的3D-DVHop-ACR定位算法](#)

3D-DVHop-ACR localization algorithm based on virtual force moving anchor nodes
控制与决策. 2021, 36(10): 2409-2417 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0323>

[基于反向学习的群居蜘蛛优化WSN节点定位算法](#)

WSN node localization based on social spider optimization and opposition based learning
控制与决策. 2021, 36(10): 2459-2466 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0258>

[一种自适应拟牛顿-状态转移混合智能优化算法及应用](#)

A hybrid state transition optimization algorithm based on adaptive quasi-newton method and its application
控制与决策. 2021, 36(10): 2451-2458 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0214>

[基于超级节点的分布式传感器节点定位算法](#)

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes
控制与决策. 2020, 35(12): 2898-2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法

付雷^{1,2}, 王骥^{1,2†}

1. 广东海洋大学 电子与信息工程学院, 广东 湛江 524088;
2. 广东省智慧海洋传感网及其装备工程技术研究中心, 广东 湛江 524088)

摘要: 为解决三维空间中的水下无线传感器网络 (underwater wireless sensor networks, UWSN) 传统DV-Hop算法定位误差大的问题, 提出一种基于改进瞪羚优化算法 (improved gazelle optimization algorithm, IGOA) 的UWSN三维定位算法 (IGOADV-Hop). 首先, 通过双通信半径修正节点跳数, 对锚节点间的距离误差进行加权修正; 然后, 在瞪羚优化算法引入Logistic映射初始化种群, 增加种群多样性; 接着, 在开发阶段引入位置更新动态权重系数, 提升节点位置计算的全局寻优能力; 最后, 使用IGOA替代最小二乘法进行节点三维坐标计算, 并在网络中加入移动节点和水下噪声构建动态UWSN. 仿真实验结果表明, 与传统DV-Hop算法和其他群智能优化算法相比, 所提出算法定位精度更高.

关键词: 水下无线传感器网络; 三维定位; 移动节点; DV-Hop算法; 瞪羚优化算法; Logistic映射; 动态权重系数

中图分类号: TB393 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1617

引用格式: 付雷, 王骥. 基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法[J]. 控制与决策, 2025, 40(1): 80-86.

UWSN 3D localization algorithm based on improved gazelle optimization algorithm

FU Lei^{1,2}, WANG Ji^{1,2†}

1. College of Electronics and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China;
2. Research Center of Guangdong Smart Oceans Sensor Networks and Equipment Engineering, Zhanjiang 524088, China)

Abstract: To address the issue of large positioning errors in the traditional DV-Hop algorithm for underwater wireless sensor networks (UWSN) in three-dimensional spaces, an improved gazelle optimization algorithm based three-dimensional positioning algorithm for UWSN (IGOADV-Hop) is proposed. Firstly, the node hops are corrected through dual communication radii, and the distance error between anchor nodes is weighted and corrected. Secondly, the Logistic mapping is introduced into the gazelle optimization algorithm to initialize the population, increasing population diversity. Then, a dynamic weight coefficient for position updating is introduced in the exploitation stage to improve the global optimization ability of node position calculation. Finally, the IGOA is used to replace the least squares method for calculating the three-dimensional coordinates of nodes, and the dynamic UWSN is constructed by adding mobile nodes and underwater noise to the network. Simulation results show that compared with the traditional DV-Hop algorithm and other swarm intelligence optimization algorithms, the proposed algorithm has higher positioning accuracy.

Keywords: underwater wireless sensor network; three-dimensional positioning; mobile node; DV-Hop algorithm; gazelle optimization algorithm; Logistic mapping; dynamic weight coefficient

0 引言

随着海洋开发的重要性逐渐凸显, 水下无线传感器网络 (underwater wireless sensor networks, UWSN) 在海洋领域的应用日益广泛. UWSN水下节点三维精准定位是实现海洋环境监测、资源勘探和水下目

标跟踪等应用的核心技术之一^[1]. 海洋环境的复杂性和水下信号传输的限制使得UWSN的三维定位具有挑战性. 近年来, 群智能技术在水下环境得到了广泛应用, 而其独特的去中心化、高智能度和强大的灵活性优势, 可有效解决UWSN目标跟踪和定位问题^[2-4].

收稿日期: 2023-11-19; 录用日期: 2024-03-26.

基金项目: 广东省普通高校重点领域新一代信息技术专项项目 (2020ZDZX3008); 广东省人工智能领域重点专项项目 (2019KZDZX1046).

责任编辑: 闫敬.

†通讯作者. E-mail: 13902576499@163.com.

随着定位技术的发展, 研究人员将重心转移至更贴近现实环境的三维定位工作中. Sah等^[5]在水下三维空间中, 提出了一种传感器节点定位的误差最小化协议, 以解决最小化视距和最小化非视距信号的误分类问题; Zhang等^[6]提出了运动预测定位算法, 利用灰狼优化算法找到定位精度较低的次节点的最优位置; Kanwar等^[7]将单目标优化的DV-Hop算法转化为多目标优化算法, 提出了多目标粒子群算法的三维WSN定位算法, 但是该算法复杂度较高; Liu等^[8]使用虚拟节点辅助水声传感器网络进行动态和静态定位, 但是该算法没有讨论节点数量和通信半径对定位的影响; Saeed等^[9]针对水下光学传感器网络三维定位问题, 提出了局部连通的定位方法, 该方法能够适应离群值, 优化锚节点位置, 提高定位精度, 但是该算法计算步骤较多, 复杂度高; Kumari等^[10]为了解决WSN三维传统DV-Hop算法在跳数较大的情况下易产生较大的定位偏差问题, 将跳数划分为球形带和使用非共面网络集, 减小了网络间的距离误差, 但是算法应用环境为静态网络, 也没有对节点进行跳数和跳距修正; Ojha等^[11]针对稀疏部署的UWSN, 利用水下机器人(AUV)进行辅助定位, 该方法利用高速自主AUV作为传感器节点, 为整个网络提供全面的定位服务; Wang等^[12]提出了一种能量优化分布式定位方法, 该方法利用自主AUV作为移动信标, 通过监测信标信号来计算未知节点的三维坐标位置. 使用AUV作为移动节点能够填补固定节点间的空白区域, 提高网络的覆盖范围和连通性.

在上述定位工作文献中, 大部分算法复杂度较高且应用环境多为静态网络, 没有解决以下问题: 1) 节点间距离误差问题; 2) 节点位置计算的寻优能力; 3) 未考虑水流引起节点位置漂流导致的定位误差, 以及水下噪声对定位造成的干扰.

鉴于此, 本文优选DV-Hop算法为基础, 提出IGOADV-Hop算法来解决UWSN三维定位难题, 进一步调整总节点和锚节点数量比例, 优化节点通信半径, 削弱节点跳数和跳距计算引起的定位误差, 进而在网络中部署移动节点构建动态UWSN, 提高网络抗毁性. 增加水下噪声等约束条件模拟水下环境. 实验结果表明, 与其他算法相比, 所提出算法定位精度更高, 受水下环境影响更低.

1 UWSN三维定位与网络模型

1.1 DV-Hop定位算法理论

DV-Hop(distance vector hop)算法是一种基于跳数和距离向量的UWSN定位算法, 其通过测量节点

间的跳数和信号强度来估计节点的位置, DV-Hop算法分为以下3个阶段^[13].

1) 跳数估计. 节点间的信息传递是通过锚节点向邻居节点广播自身位置信息的分组实现的. 这些分组包含跳数字段, 信息传递的跳数是在接收节点收到分组后记录的. 接收节点记录了到达每个锚节点所需的最小跳数, 并排除了来自同一锚节点的较大跳数的分组. 接收节点将跳数值加1, 然后将分组传递给邻居节点, 确保网络中的所有节点均能够记录到每个锚节点的最小跳数.

2) 计算未知节点与锚节点的跳距. 锚节点根据第1)步骤记录的其他锚节点的位置信息和跳数, 利用下式计算锚节点 H_i 平均每跳的实际距离:

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

其中: (x_i, y_i, z_i) 和 (x_j, y_j, z_j) 为锚节点的坐标, $h_{i,j}$ 为锚节点 i 与锚节点 j 间的最小跳数. 然后, 锚节点将计算的平均跳距广播至网络中, 未知节点仅记录接收到的第1个平均跳距, 并转发给邻居节点. 该方法确保了大多数未知节点从最近的锚节点接收平均跳距. 最后, 根据记录的跳数, 使用下式计算未知节点到每个锚节点间的距离 $d_{u,i}$:

$$d_{u,i} = H_u \times \text{hop}_{u,i} \quad (2)$$

这里: H_u 为未知节点的平均跳距, $\text{hop}_{u,i}$ 为未知节点 u 到锚节点 i 的最小跳数.

3) 使用最小二乘法计算出未知节点的三维坐标.

1.2 DV-Hop定位误差分析

1) DV-Hop算法在计算跳数时, 将锚节点通信半径范围内的所有邻居节点均视为1跳. 在节点随机部署的情况下, 定义为1跳的邻居节点与锚节点距离远近不完全一样时, 记为1跳会产生误差.

2) 平均跳距. 平均每跳距离是通过将锚节点间的欧氏距离总和除以最小跳数总和计算的, 但是节点的实际跳数不在一条直线. 多跳的情况下, 节点密度低的空间存在定位误差.

3) 计算误差. 前两个阶段产生的误差会在第3阶段由最小二乘法估计未知节点的位置时扩大, 也会累积大量的误差^[14].

1.3 水下网络模型

在水下应用中, 传感器节点的通信范围受到水下噪声、多径衰弱和信号传播不稳定等因素的影响, 导

致其并不是一个规则的圆形区域,通信半径小于真实的传感器通信半径.为了建模海域通信这种不规则性,本文引入了通信不规则度(degree of irregularity, DOI)指标. DOI值的高低直接反映了通信范围受环境影响的严重程度,即 DOI值越高,通信受环境干扰的影响越大,通信范围越会缩小, DOI表达式为

$$I_d = \begin{cases} 1, & d = 0; \\ I_{d-1} \pm r \times \text{DOI}, & 1 \leq d \leq 359. \end{cases} \quad (3)$$

其中: I_d 为第 d 个方向上的不规则度,其满足一个条件 $|I_0 - I_{359}| \leq \text{DOI}$; r 为随机变量,其取值范围在 $0 \sim 1$ 之间,且遵循均匀分布.

为了实验的合理性,水下定位网络模型如下.

1) 水下传感器通信性能满足 UWSN 节点间的通信,为了减少节点能耗,节点定位采用按需定时定位.

2) 传感器节点部署于水下三维空间,分为固定节点和移动节点,移动节点会记录每次定位时的位置.根据监测需求,移动至需要执行监测任务的位置.

3) 水下环境水流平稳,移动节点受水流影响,做横向移动.

2 瞪羚优化算法

Agushaka 等^[15]于 2023 年提出的瞪羚优化算法(gazelle optimization algorithm, GOA)是一种新的群智能优化算法,主要是模拟羚羊在掠食者统治环境下的生存能力.

2.1 种群随机初始化

GOA 使用随机初始化的瞪羚 X 作为搜索代理, X 为 $x_{i,j}$ 组成的候选种群位置向量矩阵, $x_{i,j}$ 为随机生成的第 i 个种群在第 j 维的向量位置,初始化如下所示:

$$x_{i,j} = \text{rand} \times (\text{UB}_j - \text{LB}_j) + \text{LB}_j. \quad (4)$$

其中: rand 为随机数, UB_j 为问题的上界, LB_j 为问题的下界. 通过每次迭代,每个 $x_{i,j}$ 均会生成一个候选解,取最小解为迄今为止获得的最佳解. 精英瞪羚生存能力强,发现和躲避捕食者的能力更强. 因此,构建一个 $m \times n$ 的精英瞪羚矩阵 Elite.

2.2 布朗运动

布朗运动为一种随机运动,是分子热运动的反映. 其位移遵循正态(高斯)概率分布函数,其特定均值和单位方差分别为 $\alpha = 0$ 和 $v^2 = 1$. 在点 x 处,标准布朗运动定义为

$$f_B(x; \alpha, v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi v^2}} \exp\left(-\frac{(x - \alpha)^2}{2v^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \quad (5)$$

2.3 莱维飞行

莱维飞行(Lévy flight)是一种随机搜索过程,具有长短距离交替的飞行特性,有助于平衡群智能优化算法的局部探索和全局搜索能力. 其定义为

$$\text{Levy}(\beta) = 0.05 \times \frac{x}{|y|^{\frac{1}{\beta}}}. \quad (6)$$

其中: $y = \text{Normal}(0, \mu_y^2)$, $\mu_y = 1$; $\beta = 1.5$; $x = \text{Normal}(0, \mu_x^2)$, μ_x 定义为

$$\mu_x = \left[\frac{\Gamma(1 + \beta) \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \beta 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right]^{1/\beta}, \quad (7)$$

这里 Γ 为伽马函数.

2.4 开发阶段

在没有捕食者或被捕食者追踪的情况下,该阶段模拟自由放牧的瞪羚,采用布朗运动. 瞪羚的位置更新为

$$\text{Ga}_{i+1} = \text{Ga}_i + s \times R \times R_B \times (\text{Elite}_i - R_B \times \text{Ga}_i). \quad (8)$$

其中: Ga_{i+1} 为下一次迭代的解, s 为瞪羚的移动速度, R_B 为布朗运动的随机向量, R 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数.

2.5 探索阶段

GOA 模拟瞪羚在发现捕食者后的逃跑行为,分为两个阶段:第 1 阶段采用莱维飞行,第 2 阶段采用布朗运动. 在每个阶段中,根据迭代次数的奇偶性,瞪羚采取两种相反的运动方式.

2.5.1 第 1 阶段

瞪羚在发现捕食者的前期采用莱维飞行,有

$$\text{Ga}_{i+1} = \text{Ga}_i + S \times \lambda \times R \times R_L \times (\text{Elite}_i - R_L \times \text{Ga}_i). \quad (9)$$

其中: $\lambda = -1$ 或 1 , 表示两种运动方向; S 为最高速度; R_L 为莱维分布的随机数向量.

2.5.2 第 2 阶段

瞪羚在发现捕食者的后期采用布朗运动,即

$$\text{Ga}_{i+1} = \text{Ga}_i + S \times \lambda \times A \times R_B \times (\text{Elite}_i - R_L \times \text{Ga}_i), \quad (10)$$

其中 $A = (1 - \text{iter}/\text{max_iter})^{2(\text{iter}/\text{max_iter})}$ 为捕食者的累积效应.

2.6 瞪羚逃生

当瞪羚面对捕食者时,其存活率为 0.66,捕食者的狩猎成功率为 0.34. 使用 PSRs(predator success rates)表示捕食者的狩猎成功率. 基于这个条件,建立一个数学模型来描述瞪羚逃生的过程,有

$$\text{Ga}_{i+1} =$$

$$\begin{cases} \text{Ga}_i + A \times [\text{LB} + R \times (\text{UB} - \text{LB})] \times U, & r \leq \text{PSRs}; \\ \text{Ga}_i + [\text{PSRs}(1-r) + r] \times (\text{Ga}_{r_1} - \text{Ga}_{r_2}), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

其中: r 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, U 为二进制向量, r_1 和 r_2 为瞪羚矩阵的随机指标.

3 改进瞪羚优化算法

3.1 Logistic映射

种群初始化对群智能优化算法的性能产生重要影响. 传统的初始化方法通常是随机瞪羚的位置和移动步长, 确保了一定程度的随机性, 但是可能导致某些瞪羚的逃生位置影响算法的收敛速度. 为了解决这一问题, 引入 Logistic 混沌映射初始化瞪羚种群. 通过利用混沌运动的遍历性, 可以更好地选择初始群体, 从而加速算法的收敛速度, 提高算法性能^[6]. 其表达式为

$$y_n(t) = by_n(t+1)(1 - y_n(t-1)). \quad (12)$$

其中: $y_n \in [0, 1]$; t 为当前的迭代数; 参数 b 的取值范围为 $1 \leq b \leq 4$, 是一个控制参数. 随着 b 的增加, 种群分布变得更加均匀, 使得映射序列的取值范围扩大.

3.2 动态权重系数

在瞪羚开发阶段, 引入动态权重系数能够提高瞪羚全局寻优能力. 动态权重表达式为

$$E_1 = 1 - \frac{t^3}{T^3}, \quad E_2 = \frac{t^3}{T^3}. \quad (13)$$

其中: t 为当前的迭代数, T 为最大迭代次数. 在算法的早期阶段, E_1 较大, 这使得瞪羚更多地探索、搜索空间以寻找更优的区域. 当精英瞪羚靠近最优区域时, E_2 的权重逐渐增大, 这促使瞪羚更加专注于最优区域的开发, 从而提高算法的全局开发能力^[7]. 使用动态权重系数加入全局开发阶段, 改进公式为

$$\begin{aligned} \text{Ga}_{i+1} = & E_1 \times \text{Ga}_i + E_2 \times s \times R \times R_B \times \\ & (\text{Elite}_i - R_B \times \text{Ga}_i). \end{aligned} \quad (14)$$

改进瞪羚优化算法的步骤如下.

step 1: 使用 Logistic 混沌映射公式(12)初始化瞪羚优化算法参数.

step 2: 计算瞪羚的适应度, 精英瞪羚 = 适应瞪羚, 构建精英瞪羚矩阵.

step 3: 若 $r < 0.5$, 则进入开发阶段, 执行式(14)中模拟的开发活动; 否则, 执行 step 4.

step 4: 若 $r \geq 0.5$, 则进入探索阶段: 若 $\text{iter} < \text{Ga}/2$, 则执行式(9)中模拟的勘探活动; 反之, 则执行式(10)中模拟的勘探活动.

step 5: 更新适应度和精英瞪羚矩阵, 应用 PSRs, 基于式(11)更新瞪羚位置.

step 6: 判断迭代次数是否最大, 若是, 则结束循环, 输出最优解; 否则, 返回至 step 2.

4 改进瞪羚优化算法的三维定位算法

IGOADV-Hop 算法通过修正节点间的最小跳数和平均跳距, 使用 IGOA 替代最小二乘法计算未知节点的三维坐标, 减小定位误差.

4.1 跳数修正

跳数修正一般可采用多等级通信半径的方式来减少跳数误差, 提高准确性. 但是通信半径多次调整会增加节点能耗. 双通信半径调整次数少, 因此, IGOADV-Hop 使用双通信半径进行跳数修正^[18].

假设锚节点有 R 和 $0.5R$ 两种通信半径. 如图 1 所示: 首先, 锚节点以 $0.5R$ 的通信半径在网络中首次广播数据包, 并将初始跳数设置为 0.5, 接收到信息的节点 J 将最小跳数设置为 0.5, 但是不转发信息; 然后, 锚节点 O 再次利用完整的通信范围 R 进行传播, 未接收到首次传播的节点 K 将最小跳数设置为 1, 并将保存的跳数增加 1, 后传播给相邻节点; 最后, 所有节点均会保存与各锚节点的最小跳数信息. 为了避免泛洪传播消耗节点能量和缩短网络寿命, 在 $0.5R$ 的通信范围传播时, 接收到信息的节点无需再次传播.

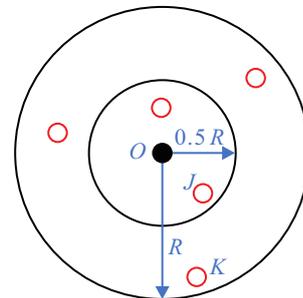


图 1 双通信半径

4.2 跳距修正

两个锚节点间的距离为

$$D_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}. \quad (15)$$

根据锚节点的三维坐标, 求得两个锚节点间的距离误差如下所示:

$$e_{i,j} = |H_i \times h_{i,j} - D_{i,j}|. \quad (16)$$

为了降低锚节点间的距离误差, 可对距离误差进行加权求和. 距离误差的值越大, 表明实际传播距离与理想路径间的偏差越大. 通过加权求和, 可以更好地衡量和优化锚节点间的传播距离, 权重系数 $\omega_{i,j}$ 为

$$\omega_{i,j} = \left(\frac{1}{e_{i,j}} \right) / \left(\sum_{i \neq j} \frac{1}{e_{i,j}} \right). \quad (17)$$

通过采用与未知节点 u 距离最近的锚节点 i 的平均跳距 H_i , 可计算未知节点 u 的平均跳距为

$$\text{hop}_u = \sum_{i=1}^n (\omega_{i,j} \times H_i). \quad (18)$$

4.3 坐标计算优化

最小二乘法会造成误差积累,因此使用改进的IGOA替代最小二乘法进行位置计算. 三维定位算法的目标函数公式为

$$\text{fitness} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + (z_i - z_u)^2} - d \right|}{n}. \quad (19)$$

其中: fitness为瞪羚个体适应度值, (x_i, y_i, z_i) 和 (x_u, y_u, z_u) 分别为锚节点和未知节点的三维坐标, d 为锚节点与未知节点间的距离, n 为锚节点数量.

4.4 算法时间复杂度分析

算法复杂度,特别是时间复杂度,是评估算法性能的重要指标,能够有效反映算法的性能. 所提出算法在参数设置的时间复杂度为常数阶 $O(1)$. 对于双通信半径下的节点跳数计算,其时间复杂度与节点数的3次方成正比,即 $O(2N^3)$, 计算平均跳距的时间复杂度为 $O(N^2 + N)$. 在锚节点数为 N_b 、迭代次数 iter、瞪羚种群数为 pop 以及空间维度为 d 的条件下,权重因子的计算时间复杂度为 $O(N_b)$, 目标函数计算所需时间为 $f(d)$. 因此,瞪羚种群数的初始化时间复杂度为 $O(N_b + \text{pop} + f(d))$. 在IGOA中,种群位置和边界的更新计算时间复杂度为常数阶 $O(1)$, 而种群位置更新后计算适应度函数的时间复杂度为 $O(\text{pop} + f(d))$. 最后,IGOADV-Hop算法的时间复杂度为

$$\begin{aligned} T(n) &= \\ &O(2N^3 + N^2 + N) + O(N_b + \text{iter} \times \text{pop} \times f(d)) = \\ &O(N_b + N + N^2 + N^3 + \text{iter} \times \text{pop} \times f(d)). \quad (20) \end{aligned}$$

5 仿真实验

本文使用 Matlab R2020b 平台对所提出的IGOADV-Hop算法进行性能仿真,并与传统的DV-Hop算法以及基于群智能优化算法的定位算法PSODV-Hop^[19]、SCSSADV-Hop^[20]进行比较. 主要选择平均定位误差(ALE)指标进行算法评估,结果取30次仿真实验的平均值. ALE计算公式为

$$\text{ALE} = \frac{\sum_{u=1}^N \sqrt{(x_u - x_{ue})^2 + (y_u - y_{ue})^2 + (z_u - z_{ue})^2}}{R \times N}. \quad (21)$$

其中: (x_u, y_u, z_u) 为未知节点的真实坐标, (x_{ue}, y_{ue}, z_{ue}) 为未知节点的估计坐标, R 为通信半径, N 为未知

节点数量. 图2为100m³的UWSN三维空间的移动和固定节点随机分布图,仿真实验参数如表1所示.

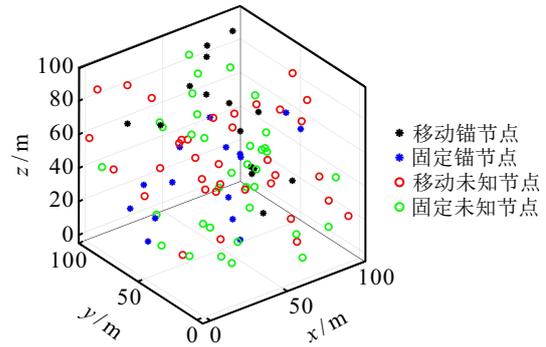


图2 UWSN节点随机分布图

表1 仿真实验参数

参数名	参数值
仿真区域/m	100 × 100 × 100
总节点数量	100 ~ 400
锚节点数量	10% ~ 45%
通信半径(R)/m	30 ~ 60
节点移动距离/m	1 ~ 4
迭代次数(iter)	50
瞪羚种群(pop)	30

5.1 锚节点数量对定位精度的影响

在本次实验中,设置节点总数100个,通信半径60m. 计算不同锚节点数量的情况下平均定位误差,实验结果如图3所示:IGOADV-Hop的ALE均值为0.241,与前4种算法对比,分别降低了0.0941、0.0505、0.0274、0.0349. 在锚节点数量增加的情况下,平均定位误差也逐渐减小. 由于未知节点1跳范围内的锚节点数量增多,平均跳距误差减少,从而提高了未知节点与锚节点间的距离估计精度.

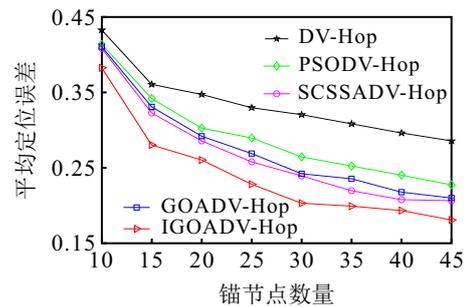


图3 锚节点数量对定位精度的影响

5.2 总节点数量对定位精度的影响

在本次实验中,设置锚节点比例30%,通信半径50m. 计算不同总节点数量的情况下平均定位误差,实验结果如图4所示:IGOADV-Hop的ALE均值为0.1501,与前4种算法对比,分别降低了0.1415、0.035、0.0207、0.0258. 节点总数增加,平均定位误差也在下降. 由于总节点数量的增加提高了网络连通度,未知节点可获取更多辅助定位信息.

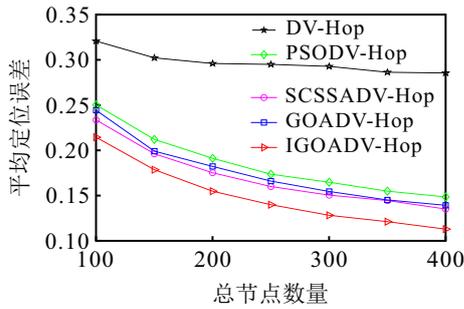


图4 总节点数量对定位精度的影响

5.3 通信半径对定位精度的影响

在本次实验中,设置节点总数100个,锚节点30个.计算不同通信半径的情况下平均定位误差,实验结果如图5所示:IGOADV-Hop的ALE均值为0.2647,与前4种算法对比,分别降低了0.138、0.044、0.0181、0.0255.平均定位误差随着通信半径增加而减小.由于增大通信半径会增加节点的邻居节点个数,进而提供更多的信息给节点,提高了定位精度.

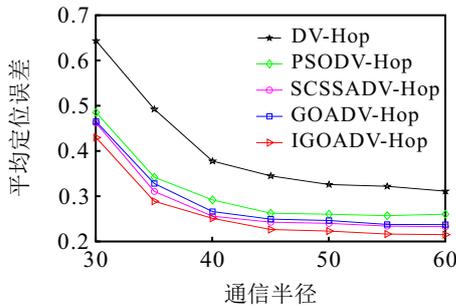


图5 通信半径对定位精度的影响

5.4 未知节点平均定位误差

在本次实验中,设置节点总数100个,锚节点30个,通信半径50m.平均定位误差如图6所示,IGOADV-Hop算法的未知节点平均定位误差总体上低于其他定位算法.

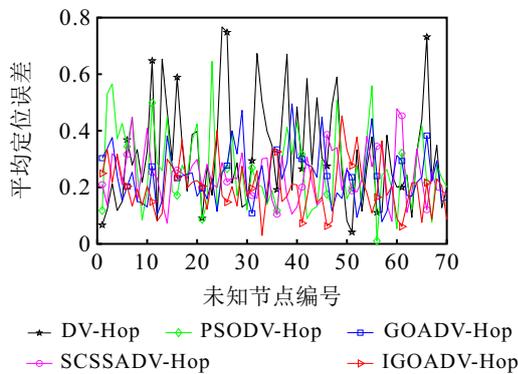


图6 未知节点平均定位误差

5.5 定位算法运行时间

在本次实验中,设置锚节点30个,通信半径50m,不同总节点数量,计算定位算法运行时间.定位算法所需时间如图7所示:IGOADV-Hop算法运行时间位

于第2,均优于其他群智能优化算法.这是因为加入Logistic映射和动态权重系数的瞪羚优化算法迭代速度快,有较强的探索最佳位置能力.

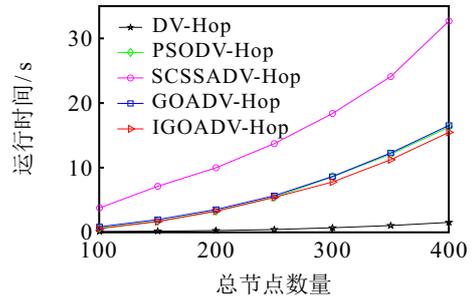


图7 定位算法运行时间

5.6 海洋水流速度对定位精度的影响

本次实验考虑水流速度情况,项目工程化研究场景在南海湛江海域,表层海流的水平流速一般为1~300 cm/s,深远海处的水平流速则在10 cm/s以下.设置总节点100个,通信半径50m,移动锚节点和固定锚节点均为15个,移动未知节点和固定未知节点均为35个,流速选择10~40 cm/s区域,每10s进行一次定位.水流对定位精度的影响如图8所示,IGOADV-Hop算法定位误差变化幅度平缓,且精度均优于其他算法.

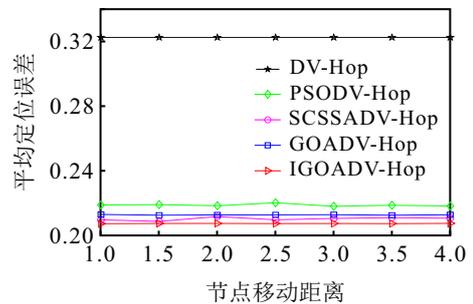


图8 水流对定位精度的影响

5.7 通信不规则度对定位精度的影响

在本次实验中,设置总节点150个,锚节点80个,通信半径50m,受水下噪声和洋流等环境因素的作用,通信半径有损耗.图9为DOI对定位精度的影响,DOI值越大,定位误差越大.

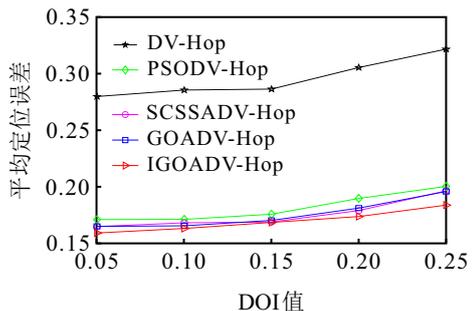


图9 DOI对定位精度的影响

6 结论

为解决传统 DV-Hop 算法三维定位误差大的问题,本文提出了基于改进瞪羚优化算法的动态 UWSN 三维定位算法. 首先,通过双通信半径修正节点间跳数;然后,对锚节点间的误差加权修正,优化跳距;最后,使用引入 Logistic 映射和动态权重系数的瞪羚优化算法替代最小二乘法进行位置计算. 仿真实验结果表明,所提出 IGOADV-Hop 算法与传统 DV-Hop 算法以及其他群智能优化算法相比,定位误差均有所降低. 在未来的工作中,将继续改进瞪羚优化算法,结合实际的海洋三维工程环境进行实验,进一步提高定位精度.

参考文献(References)

- [1] Luo J H, Yang Y, Wang Z Y, et al. Localization algorithm for underwater sensor network: A review[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(17): 13126-13144.
- [2] 李芷楠, 丁凯, 齐小刚, 等. 基于改进引力搜索算法的室内定位锚节点部署方案[J]. *控制与决策*, 2023, 38(9): 2707-2713.
(Li Z N, Ding K, Qi X G, et al. Indoor positioning anchor node deployment scheme based on improved gravitational search algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(9): 2707-2713.)
- [3] 余修武, 黄露平, 刘永, 等. 融合柯西折射反向学习和变螺旋策略的 WSN 象群定位算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(12): 3183-3189.
(Yu X W, Huang L P, Liu Y, et al. Cauchy refraction opposition-based learning and variable helix mechanism of elephant herding localization algorithm in WSN[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(12): 3183-3189.)
- [4] Kaveripakam S, Chinthaginjala R. Clustering-based dragonfly optimization algorithm for underwater wireless sensor networks[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2023, 81: 580-598.
- [5] Sah D K, Nguyen T N, Kandulna M, et al. 3D localization and error minimization in underwater sensor networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2022, 18(3): 1-25.
- [6] Zhang W B, Han G J, Wang X, et al. A node location algorithm based on node movement prediction in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 3166-3178.
- [7] Kanwar V, Kumar A. Range free localization for three dimensional wireless sensor networks using multi objective particle swarm optimization[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 117(2): 901-921.
- [8] Liu C, Wang X, Luo H J, et al. VA: Virtual node assisted localization algorithm for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 86717-86729.
- [9] Saeed N, Al-Naffouri T Y, Alouini M S. Outlier detection and optimal anchor placement for 3-D underwater optical wireless sensor network localization[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(1): 611-622.
- [10] Kumari J, Kumar P. A spherical band-based DV-Hop localization technique for three-dimensional wireless sensor network[J]. *Physical Communication*, 2023, 56: 101945.
- [11] Ojha T, Misra S, Obaidat M S. SEAL: Self-adaptive AUV-based localization for sparsely deployed underwater sensor networks[J]. *Computer Communications*, 2020, 154: 204-215.
- [12] Wang Z, Feng X N, Han G J, et al. EODL: Energy optimized distributed localization method in three-dimensional underwater acoustic sensors networks[J]. *Computer Networks*, 2018, 141: 179-188.
- [13] Toky A, Singh R P, Das S. Localization schemes for underwater acoustic sensor networks — A review[J]. *Computer Science Review*, 2020, 37: 100241.
- [14] 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.
(Yin L, Gu D, Liu F. Improved sparrow search algorithm based DV-Hop localization in WSN[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(5): 670-675.)
- [15] Agushaka J O, Ezugwu A E, Abualigah L. Gazelle optimization algorithm: A novel nature-inspired metaheuristic optimizer[J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35(5): 4099-4131.
- [16] Xu K, Xu S, Qi Q. Research on high-precision positioning method of robot based on laser tracker[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2023, 16(3): 361-371.
- [17] 徐钦帅, 何庆, 魏康园. 改进蚁狮算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. *传感技术学报*, 2019, 32(2): 266-275.
(Xu Q S, He Q, Wei K Y. Modified ant lion optimizer based coverage optimization of wireless sensor network[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2019, 32(2): 266-275.)
- [18] Li T C, Wang C Z, Na Q. Research on DV-Hop improved algorithm based on dual communication radius[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020, 2020(1): 113.
- [19] Shi Q Q, Xu Q, Zhang J P. An improved DV-Hop scheme based on path matching and particle swarm optimization algorithm[J]. *Wireless Personal Communications*, 2019, 104(4): 1301-1320.
- [20] 李爱莲, 全凌翔, 崔桂梅, 等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(3): 91-99.
(Li A L, Quan L X, Cui G M, et al. Sparrow search algorithm combining sine-cosine and cauchy mutation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(3): 91-99.)

作者简介

付雷(1996—), 男, 硕士生, 主要研究方向为水下无线传感器网络覆盖及定位, E-mail: fulei9611@163.com;

王骥(1972—), 男, 教授, 主要研究方向为物联网、人工智能, E-mail: 13902576499@163.com.