

基于测距修正及改进灰狼优化器的 DV-Hop 定位算法研究

赵小强^{1,2}, 吴帅^{1,2}, 高传义^{1,2}, 李宁^{1,2}, 李波东^{1,2}, 杨小勇^{2,3}

(1. 西安邮电大学, 陕西 西安 710021; 2. 陕西省信息通信网络及安全重点实验室, 陕西 西安 710121;

3. 国家无线电频谱管理研究所, 陕西 西安 710061;

摘要: 节点定位是无线传感器网络中的一个重要问题, 基于测距的定位算法虽然定位误差较小, 但在应用于室外三维环境时具有较多的局限性。因此, 以原始的距离向量 (DV-Hop, distance vector-hop) 算法为研究基础, 分别引入接收信号强度指示 (RSSI, received signal strength indication) 算法和最小均方误差 (MMSE, minimum mean squared error) 准则对算法的测距过程进行修正, 同时采用改进的灰狼优化器对确定未知节点坐标的过程进行优化处理。仿真结果表明, 相较于原始 DV-Hop 算法和 IPDV-Hop 算法, IGDV-Hop 算法在初始参数下的平均定位误差率分别降低了 28% 和 17%, 定位效果得到明显改善。

关键词: 无线传感器网络; 节点定位; DV-Hop 算法; 灰狼优化器

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00222

Research on DV-Hop location algorithm based on range correction and improved gray wolf optimizer

ZHAO Xiaoqiang^{1,2}, WU Shuai^{1,2}, GAO Chuanyi^{1,2}, LI Ning^{1,2}, LI Bodong^{1,2}, YANG Xiaoyong^{2,3}

1. Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China

2. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Information Communication Network and Security, Xi'an, 710121, China

3. National Institute of Radio Spectrum Management, Xi'an 710061, China

Abstract: Node location is an important problem in wireless sensor network. Although the location algorithm based on distance measurement has small positioning error, it has many limitations when applied to outdoor environments. Therefore, based on the original distance vector-hop (DV-Hop) algorithm, received signal strength indication (RSSI) technology and the minimum mean square error (MMSE) criterion to modify the algorithm's ranging process were introduced, and the improved gray wolf optimizer was used to optimize the process of determining the coordinates of unknown nodes. Simulation results show that, compared with the original DV-Hop algorithm and IPDV-Hop algorithm, the average location error rate of the IGDV-Hop algorithm under the initial parameters was reduced by 28% and 17% respectively, and the location effect was significantly improved.

Key words: wireless sensor network, node location, DV-Hop algorithm, gray wolf optimizer

1 引言

无线传感器网络 (WSN, wireless sensor net-

work) 是由随机部署在监测区域内的节点以自组织的方式形成的网络^[1], 在许多应用场景中, 传感器节点监测到的数据必须与相应的坐标信息结合才

收稿日期: 2020-12-28; 修回日期: 2021-11-08

通信作者: 吴帅, ws_19941009@163.com

基金项目: 国家自然科学基金-雅砻江联合基金资助项目 (No.U1965102); 西安市科技计划项目 (No.201806117YF05NC13-2); 陕西省创新人才推进计划-物联网科技创新团队 (No.2019TD-028)

Foundation Items: The Yalong River Joint Funds of the National Natural Science Foundation of China (No.U1965102), The Science and Technology Project of Xi'an (No.201806117YF05NC13-2), The IoT Innovation Team for Talent Promotion Plan of Shaanxi Province (No.2019TD-028)

有意义^[2]。在对复杂山地风能资源进行监测时,旨在以低成本、高效率的方式精准观测山地风能数据,若无法对气艇准确定位,则不能对模型测风结果实时获取。而现有的定位算法主要分为两类,一类是基于测距的定位算法,此类算法常依赖额外的硬件设备^[3],如到达时间(TOA, time of arrival)算法、到达时差(TDOA, time difference of arrival)算法及接收信号强度指示(RSSI, received signal strength indication)算法等;另一类是无须测距的定位算法,此类算法常利用节点间的位置关系或连通性确定未知节点的坐标,如质心定位(CL, centroid localization)算法、近似三角形内点测试(APIT, approximate point-in-triangulation test)算法及距离向量(DV-Hop, distance vector-hop)算法等。

复杂山地节点之间的通信具备的特征是非视距(NLOS, non-line-of-sight)环境^[4]比较普遍,视距(LOS, line-of-sight,)环境较少,而非视距情形不能很好反映两点之间的直线距离,所以基于测距的定位算法效果在复杂山地的节点定位中适用效果不理想,因此,需要采用非测距的定位技术(DV-Hop 算法)。然而考虑到非测距定位算法的精度较差,并且在复杂山地场景下,部分节点之间存在视距环境,所以基于测距的定位算法能够发挥价值,对非测距定位算法进行补偿。因此,在复杂山地场景下,研究如何测距和非测距算法相结合,提升节点定位精度具有重要意义。

2 相关工作

基于测距的定位算法虽然具有较高的定位精度,但是在一定程度上仍存在较多不足。Zhang 等^[5]在结合 RSSI 与加权质心定位的基础上,将已经被定位的未知节点转化为锚节点,然后对剩余节点定位,该算法能够有效地解决因节点连通度差而导致定位精度较低的问题,但计算结果易受外界环境因素的干扰。Wang 等^[6]基于接收信号强度值计算目标节点与各参考节点的距离,构建关于距离与锚节点位置的适应度函数,并利用人工鱼群算法对 CL 算法的定位过程进行优化,但该算法在节点相距较远且分布无规则的区域的应用性还有待验证。Xue 等^[7]围绕 RSSI 的修正问题,对多个较大的 RSSI 值进行平均化处理,并利用平滑指标函数对该值的质量评价,在处理异常的 RSSI 值方面具有较大的优势,但是算法仅能对较显著的误差修正,对其他类型的

误差改进效果不明显。而作为无须测距定位算法的代表之一, DV-Hop 算法具有网络开销低及适用范围广的优点,但在测距精度方面仍存在缺陷。Li 等^[8]提出了一种基于改进粒子群(IPSO, improved particle swarm optimization)算法的 DV-Hop 定位算法,可显著降低节点的定位误差,但因算法易陷入局部最优解,导致定位结果的均衡度较低。Gao 等^[9]根据不均匀度和偏离度建立距离补偿模型,提高了算法的定位精度。Ni 等^[10]提出了一种基于多通信半径加余弦定理的 DV-Hop 算法,但多分半径的思想会增加网络整体的开销。Tomic 等^[11]将定位问题转换为有界的最小二乘问题,并通过二次编程克服了误差较大的缺陷,但复杂度较高。Zhao 等^[12]对平均跳距进行修正,并利用加权的最小二乘法用于求解未知节点坐标,虽然能提高 DV-Hop 算法的定位精度,但在三维环境中的定位效果仍有待验证。根据以上所述研究可以发现,虽然 DV-Hop 算法的定位原理较为简单,但在最小跳数的选取、平均跳距的计算以及节点最终位置的确定 3 个方面仍存在不合理之处^[13],会对定位结果产生影响。

针对上述各种定位算法存在的问题,本文提出了一种适用于三维环境的 IGDV-Hop 定位算法,从 DV-Hop 定位算法的原理入手,从平均跳距及最小跳数两个方面改进,采用 RSSI 技术、最小均方误差(MMSE, minimum mean squared error)准则对未知节点与锚节点的距离进行修正以提升算法在测距方面的精准度。另外,引入一种新型群智能优化算法——灰狼优化器(GWO, grey wolf optimizer)^[14],通过引入非线性收敛因子、个体记忆策略及可变比例权重对灰狼优化器进行改进,利用改进 GWO 全局搜索能力强、收敛速度快且鲁棒性高的特性,将复杂的节点坐标计算问题转化为求目标函数最优解的问题,最终实现准确定位。

3 基于测距修正及改进灰狼优化器的定位算法

3.1 基于 RSSI 技术计算最小跳数

利用 RSSI 技术获取两个相邻节点间的距离值,并将该值与通信半径的比值作为两节点间跳数的基础值,最终以累加的方式计算未知节点与各锚节点的最小跳数值。

1) 利用 RSSI 技术计算相邻节点间的距离

在实际应用中,节点间的距离与信号强度的关

系式满足式(1)。其中, A 为发送端与接收端相距 1 m 时的 RSSI 值, n 为路径损耗因子。节点间的距离可通过式(2)计算。

$$\text{RSSI} = A - 10n \lg d \quad (1)$$

$$d = 10^{\frac{A - |\text{RSSI}|}{10n}} \quad (2)$$

本文假设未知节点仅能与通信范围内的邻居节点使用 RSSI 测距, 暂不考虑在未知节点与距离较远的锚节点之间使用 RSSI 测距。

2) 基于累加求和的最小跳数计算方法

未知节点 U 到第 i 个锚节点的最小跳数如式(3)所示, 其中, m 表示未知节点 U 与锚节点 i 通信过程中的节点总数。 $\text{hop}_{j,j+1}$ 表示以未知节点 U 为起点, 以锚节点 i 为终点的通信过程中, 第 j 个节点与第 $j+1$ 个节点之间的跳数, 可按式(4)计算。

$$\text{hop}_{Ui} = \sum_{j=1}^{m-1} \text{hop}_{j,j+1} \quad (3)$$

$$\text{hop}_{j,j+1} = \frac{d_{j,j+1}}{R} = \frac{10^{\frac{A - |\text{RSSI}|}{10n}}}{R} \quad (4)$$

3.2 基于 MMSE 准则加权修正平均跳距

1) 利用 MMSE 准则改进锚节点的平均跳距

在原始 DV-Hop 算法中, 锚节点 i 和 j 间的估算距离总误差可用式(5)计算。

$$\text{err}_{ij} = D_{ij} - \text{HopSize}_i \times \text{hop}_{ij} \quad (5)$$

基于 MMSE 准则为平均跳距 HopSize_i 设置代价函数, 如式(6)所示, 通过偏导计算可得出使目标函数最小化的平均跳距, 如式(7)所示。

$$f(\text{HopSize}_i) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{j=N} \text{err}_{ij}^2}{N-1} = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{j=N} (D_{ij}^2 - 2D_{ij} \times \text{HopSize}_i \times \text{hop}_{ij} + \text{HopSize}_i^2 \times \text{hop}_{ij}^2)}{N-1} \quad (6)$$

$$\text{HopSize}_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{j=N} \text{hop}_{ij} \times D_{ij}}{\sum_{j=1, j \neq i}^{j=N} \text{hop}_{ij}^2} \quad (7)$$

2) 基于 MMSE 准则加权修正未知节点的平均跳距

本文综合考虑未知节点附近所有锚节点的平均跳距, 利用加权的方式计算该未知节点的平均跳距, 具体步骤如下。

均跳距, 利用加权的方式计算该未知节点的平均跳距, 具体步骤如下。

步骤 1 根据式(7)得到使全局总误差最小的单跳平均距离 HopSize_i , 并以此计算锚节点 i 的平均单跳误差值, 如式(8)所示。

$$S_i = \text{hop}_{Ui} \times \text{HopSize}_U \quad (8)$$

步骤 2 根据每个锚节点的平均跳距误差设置相应的权值, 降低误差较大的锚节点对定位结果的影响, 如式(9)所示。

$$\varphi_i = \frac{1}{\text{err}_i} \quad (9)$$

步骤 3 将所有锚节点的平均跳距考虑到未知节点的平均距离计算过程中, 如式(10)所示。

$$\text{HopSize}_U = \sum_{i=1}^N \varphi_i \times \text{HopSize}_i \quad (10)$$

未知节点 U 与 N 个锚节点间的估算距离 S_i 如式(11)所示, 其中, $i=1, 2, \dots, N$ 。

$$S_i = \text{hop}_{Ui} \times \text{HopSize}_U \quad (11)$$

3.3 灰狼优化器及其改进

1) 灰狼优化器的基本原理

GWO^[15]通过模拟狼群中的等级制度及相互合作关系实现对目标函数的求解。因其在多峰函数优化^[16]、最佳特征子集^[17]等工程问题中表现突出, 近年来饱受学者青睐。在自然环境中, 狼群严格遵守着社会等级关系, 狼群等级制度示意图如图 1 所示。

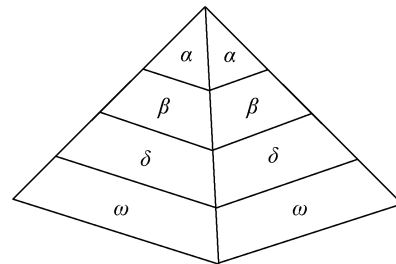


图 1 狼群等级制度示意图

GWO 通过模拟狼群的狩猎过程实现对最优解的获取, 主要包括如下步骤。

步骤 1 社会等级分层

在狩猎的初始阶段, 狼群无规则地分布于猎物周围, 算法根据适应度函数(灰狼距离猎物的位置)计算每头狼的适应值, 并将最优的前 3 者记作 α 、

β 、 δ ，其余个体记为 ω 。

步骤2 包围猎物

在狩猎过程中，狼群根据距离猎物最近的 α 、 β 、 δ 狼的位置，通过不断更新自己的坐标从而实现了对猎物的包围。灰狼个体与猎物的距离如式(12)所示。

$$D^t = |C \times X_p^t - X^t| \quad (12)$$

其中， X_p^t 和 X^t 分别表示第 t 次迭代时“虚拟猎物”的位置以及灰狼个体的位置， C 表示算法的摆动因子，可通过式(13)计算， r_1 为[0,1]之间的随机数。

$$C = 2 \times r_1 \quad (13)$$

由式(14)可计算下一时刻包围猎物时自身应处的位置。其中， X^{t+1} 是算法在第 $t+1$ 次迭代时灰狼的位置， A 是影响算法搜索能力的参数， σ 是收敛因子， r_2 是[0,1]的随机数。

$$X^{t+1} = X^t - A \times D^t \quad (14)$$

$$A = 2 \times \sigma \times r_2 - \sigma \quad (15)$$

步骤3 攻击猎物

在算法的初始阶段，每只灰狼会在自身周围区域内随机搜索，当迭代结束时，选出适应值排名前3的狼，由它们对猎物发起攻击。狼群狩猎机制如图2所示。

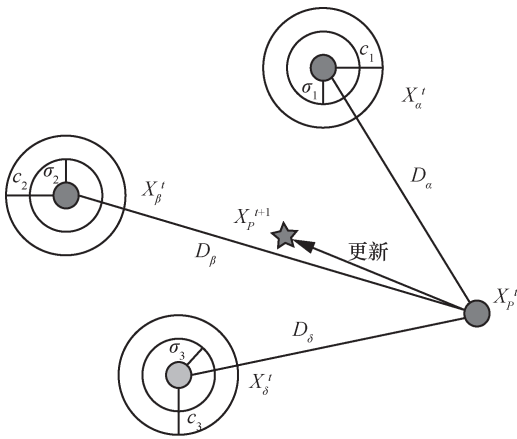


图2 狼群狩猎机制

GWO 中的 α 、 β 、 δ 狼跟踪猎物的数学表达式如式(16)~式(18)所示。

$$D_\alpha^t = |C_1 \times X_p^t - X_\alpha^t| \quad X_\alpha^{t+1} = X_\alpha^t - A_1 \times D_\alpha^t \quad (16)$$

$$D_\beta^t = |C_2 \times X_p^t - X_\beta^t| \quad X_\beta^{t+1} = X_\beta^t - A_2 \times D_\beta^t \quad (17)$$

$$D_\delta^t = |C_3 \times X_p^t - X_\delta^t| \quad X_\delta^{t+1} = X_\delta^t - A_3 \times D_\delta^t \quad (18)$$

当前猎物的位置如式(19)所示，其中， X_α^{t+1} 、 X_β^{t+1} 、 X_δ^{t+1} 分别表示 α 、 β 、 δ 狼的位置， X_p^{t+1} 表示灰狼将要攻击的猎物位置。

$$X_p^{t+1} = \frac{X_\alpha^{t+1} + X_\beta^{t+1} + X_\delta^{t+1}}{3} \quad (19)$$

2) 灰狼优化器的改进

虽然 GWO 在全局搜索方面比其他群智能优化算法占据优势，但该算法用于求目标函数最优解时，仍存在依赖初始种群、收敛速度慢以及未考虑自身经验等缺陷，本文改进点包括以下内容。

① 非线性收敛因子

由 GWO 的原理可知， A 会影响算法的搜索能力。当 $|A| > 1$ 时，狼群进行全局搜索；当 $|A| < 1$ 时，狼群进行局部搜索。由式(15)可知， σ 是影响灰狼搜索能力的主要因素，本文引入一种非线性的收敛因子，见式(20)，使得算法初期 A 保持较大值的时间稍长，增强了算法前期的全局搜索能力；中后期 A 保持较小值的时间稍长，增强了算法后期的局部搜索能力。

$$\sigma = \frac{2}{\left(1 + e^{\left(\frac{8 \times t}{T_{\max}} - 4\right)}\right)} \quad (20)$$

② 基于适应度值的可变比例权重

在 GWO 中， α 、 β 、 δ 狼均有领导其他狼群觅食的作用，但算法在求解猎物位置时并未对三者进行等级划分，导致3头狼具有相同的决策权。因此本文根据灰狼个体的适应度值重新对计算猎物位置的权重因子进行设定，改进后的猎物位置计算方式如式(21)所示。

$$X_p^{t+1} = \omega_\alpha \times X_\alpha^{t+1} + \omega_\beta \times X_\beta^{t+1} + \omega_\delta \times X_\delta^{t+1} \quad (21)$$

其中， ω_α 、 ω_β 和 ω_δ 分别表示 α 、 β 、 δ 狼狩猎时的决定权重，由式(22)计算。 F_i 表示灰狼个体的适应度值，其中， $i = \alpha, \beta, \delta$ 。

$$\omega_i = \frac{\frac{1}{F_i}}{\frac{1}{F_\alpha} + \frac{1}{F_\beta} + \frac{1}{F_\delta}} \quad (22)$$

③ 灰狼个体记忆策略

在 GWO 的狼群位置更新策略中，灰狼下一时刻需移动的位置主要受种群中适应值最优的前3头

狼的影响,但并未将灰狼的先前经验考虑在内,导致算法后期的局部搜索能力较弱且收敛速度较慢。因此,本文在式(14)的基础上,通过在狼群位置更新式中加入一定比例的灰狼个体的自身意识比重,增强 GWO 后期的局部搜索能力,如式(23)所示。

$$X^{t+1} = \mu_1 \times (X^t - A \times D^t) + \mu_2 \times r_3 \times (X_{best}^t - X^t) \quad (23)$$

其中, μ_1 、 μ_2 表示种群交流和个体记忆所占的权重, r_3 是 [0,1] 的随机数, X^t 和 X_{best}^t 表示算法在第 t 次迭代时灰狼的位置及个体历史最优位置, D^t 表示灰狼与猎物的距离。

3.4 基于改进灰狼优化器计算未知节点的坐标

由式(11)可知, S_i 表示未知节点与 N 个锚节点的估算距离,尽管上文对其进行了修正,但与欧氏距离相比仍存在误差。假设未知节点 U 的坐标为 (x_U, y_U, z_U) , N 个锚节点的位置分别用 $M_1(x_1, y_1, z_1), M_2(x_2, y_2, z_2), \dots, M_N(x_N, y_N, z_N)$ 表示,则未知节点与锚节点间的真实距离与估算距离的误差分别为 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_N$ 。根据上述分析建立如式(24)所示方程式。

$$\begin{cases} \sqrt{(x_U - x_1)^2 + (y_U - y_1)^2 + (z_U - z_1)^2} = S_1 + \varepsilon_1 \\ \sqrt{(x_U - x_2)^2 + (y_U - y_2)^2 + (z_U - z_2)^2} = S_2 + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \sqrt{(x_U - x_N)^2 + (y_U - y_N)^2 + (z_U - z_N)^2} = S_N + \varepsilon_N \end{cases} \quad (24)$$

未知节点的定位问题可转化为求满足总误差

最小值问题,算法的适应度函数如式(25)。

$$F(x_U, y_U, z_U) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\sqrt{(x_U - x_i)^2 + (y_U - y_i)^2 + (z_U - z_i)^2} - S_i}{hop_i} \right) \quad (25)$$

3.5 确定未知节点坐标

本文将未知节点与锚节点的真实距离、估算距离以及跳数 3 个参数考虑到 IGWO 的适应度函数设计过程中,提出一种改进的灰狼优化器用于准确计算未知节点的坐标。对未知节点定位的具体步骤如下所示。

1) 根据改进灰狼优化器,将式(25)中的 $F(x_U, y_U, z_U)$ 作为目标函数,计算灰狼种群中适应度值最优的前三者。

2) 根据最优 3 头狼的适应度值设定影响猎物虚拟位置的权重,通过式(21)计算虚拟猎物的位置,并根据当前时刻灰狼与虚拟猎物的距离以及灰狼个体历史最优位置,通过式(23)更新狼群的坐标。

3) 根据式(13)、式(15)和式(20)更新算法中的参数 C 、 A 和 σ 。

4) 重复上述步骤,当狼群位置不断更新的时候,未知节点的“虚拟坐标”也越来越靠近真实的未知节点坐标。最终算法达到最大迭代次数或者结果满足预期要求时,输出适应值最优的头狼所对应的未知节点的“虚拟坐标”,即被视为所求节点的坐标。

本文所提的 IGDV-Hop 算法执行流程如图 3 所示。

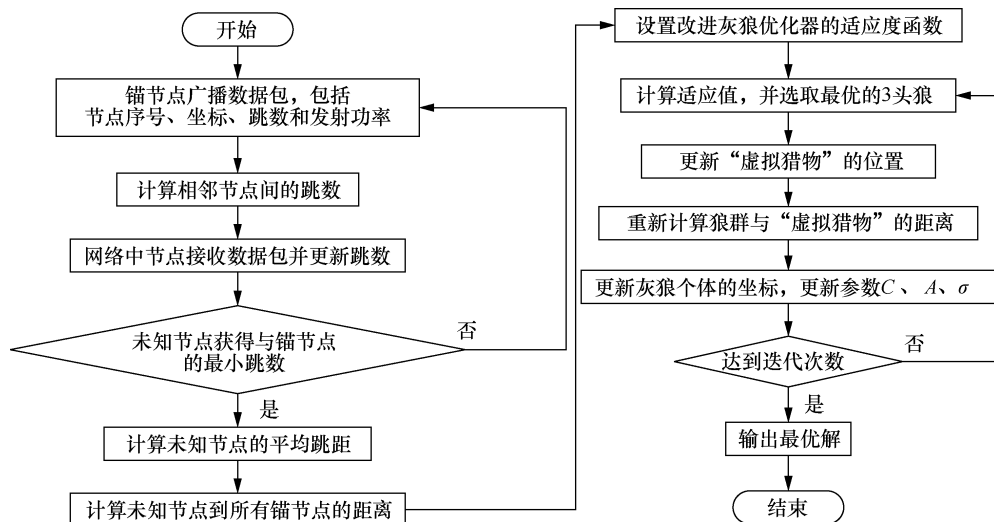


图 3 IGDV-Hop 算法执行流程

4 实验与仿真

4.1 仿真环境与参数设置

为了验证三维 IGDV-Hop 算法在 WSN 节点定位中的有效性，本文利用 MATLAB 仿真软件在相同的网络环境下分别对原始 DV-Hop 算法、基于 IPSO 的 DV-Hop 算法^[4]以及 IGDV-Hop 算法进行了对比仿真。其中，IGDV-Hop 算法的初始参数为：在 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维正方体场景下，随机部署 100 个监测节点，其中，锚节点的数量为 30，未知节点的数量为 70，节点的通信半径为 30 m。算法初始仿真参数设置见表 2。

表 2 算法初始仿真参数设置

算法参数	参数意义	默认值
BorderLength	节点分布区域大小	$100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$
NodeAmount	节点总数	100 个
BeaconAmount	锚节点数量	30 个
UNAmount	未知节点数量	70 个
R	通信半径	30 m
Iteration	仿真次数(取 20 次仿真平均值)	20 次

本文所提的 IGDV-Hop 算法在上述参数下的三维节点初始分布如图 4 所示。算法中锚节点以及未知节点都是被随机布设在网络中的，在现实环境中也可以通过人工部署的方式选择合适的地点放置。

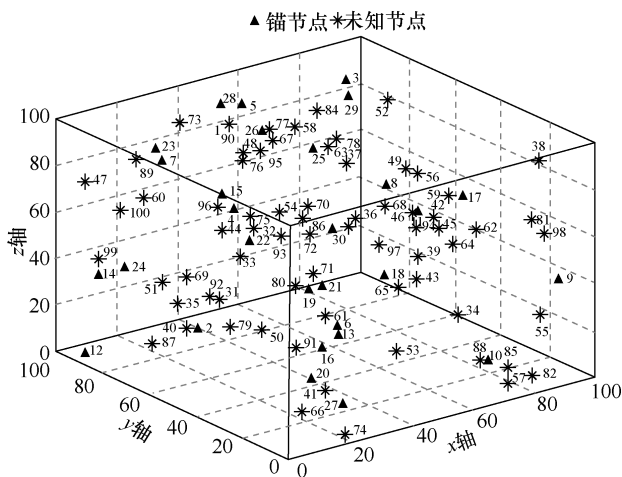


图 4 三维节点初始分布

4.2 仿真结果分析

1) 算法定位效果

IGDV-Hop 算法在初始参数下的定位结果如图 5 所示。

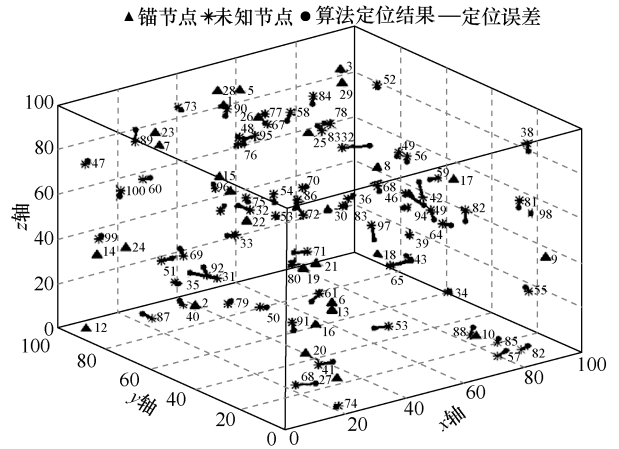


图 5 IGDV-Hop 算法在初始参数下的定位结果

本文分别对原始 DV-Hop 算法、基于 IPSO 的 DV-Hop 算法及 IGDV-Hop 算法进行了仿真，3 种算法定位误差对比如图 6 所示。由计算可知，原始 DV-Hop 算法的平均定位误差为 19.91 m。基于 IPSO 的 DV-Hop 算法的平均定位误差为 11.88 m，与原始 DV-Hop 算法相比，平均定位误差降低了 67%且稳定性有所提高。IGDV-Hop 算法的平均定位误差为 3.28 m，与原始 DV-Hop 算法和基于 IPSO 的 DV-Hop 算法相比，平均定位误差分别降低了 84%和 72%。

此外，对于原始 DV-Hop 算法，未知节点的定位误差范围从 3.44 m 到 80.5 m，具有较大跨度，表明该算法的定位稳定性较弱。原始 DV-Hop 算法在平均跳距以及跳数方面的计算方式不合理，并且使用极大似然估计法计算未知节点坐标时矩阵对定位结果的影响较大，因此该算法的定位效果较差。对于基于 IPSO 的 DV-Hop 算法，由于粒子群算法存在易陷入局部最优解的缺陷，导致网络中仍然存在定位误差较大的节点。

2) 锚节点数量和节点总数对定位误差的影响

当节点通信半径为 30 m、节点总数为 100 时，锚节点数量对平均定位误差的影响如图 7 所示。本文所提 IGDV-Hop 算法在锚节点数量从 10 增加到 30 的过程中，定位误差降低约 28 m，在锚节点数量从 30 增加到 50 的过程中，定位结果均处于相对稳定状态，但与原始 DV-Hop 算法、基于 IPSO 优化的 DV-Hop 算法相比，平均定位误差仍然降低约 80%和 70%。从图 7 中可以看出，随着锚节点数量的增加，3 种算法的定位效果呈上升趋势，当网络中的锚节点数量增加到 30 时，算法的定位精度得到大幅度提升，能够满足基本的定位需求。当锚节

点数量继续增加时，算法的定位误差并未出现大幅度下降，而是在某个区间内稳定变化。产生这种现象的原因是：当锚节点数量较少时，网络中的未知节点需要通过多跳的方式与之通信，会导致误差累积量增多，从而影响定位效果；随着锚节点数量的不断增加，能与之直接通信的未知节点数量也会随之增加，虽然降低了因平均跳距而导致的定位误差，但未知节点与锚节点的最小跳数值的增加同样会对定位结果产生影响。因此，定位误差并不一定随着锚节点的数量增加逐渐减小，而是在一定的范围内呈波动变化状态。

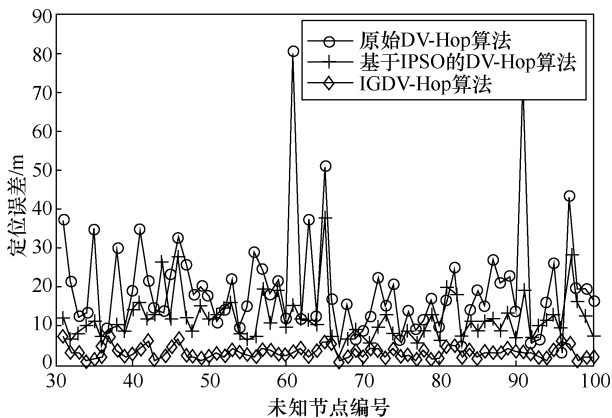


图 6 3 种算法定位误差对比

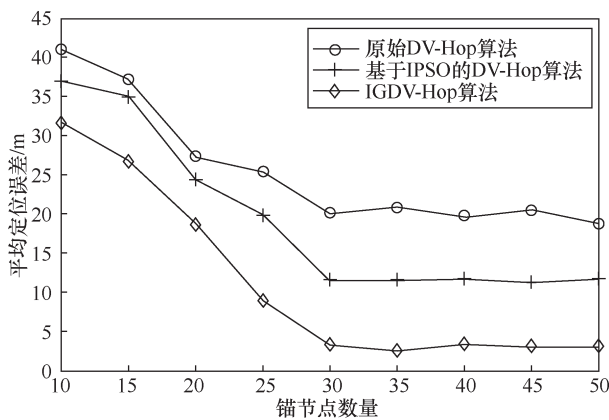


图 7 锚节点数量对平均定位误差的影响

3) 通信半径对定位误差的影响

在锚节点数量为 30、节点总数为 100 时，通信半径对平均定位误差率（定位误差与半径的比值）的影响如图 8 所示。由图可知，IGDV-Hop 算法的平均定位误差率相较于两种对比算法分别降低了约 28%和 17%。这主要是由于利用 RSSI 测距技术获取两个相邻节点间的距离值，并将该值与通信半径的比值作为两节点间跳数的基础值，最终以累加

的方式计算未知节点与各锚节点的最小通信跳数，通过 MMSE 准则对锚节点的平均跳距进行改进，并采用加权的方式将所有锚节点考虑到未知节点平均跳距的计算过程中，最终实现测距精度的提升；而加入的改进灰狼优化算法主要是基于精准测距后，求解未知节点的最终精确位置。由图 8 可知，节点的通信半径从 20 m 变化到 30 m 的过程中，3 种算法的平均定位误差下降趋势较为明显。出现这种现象的原因是：当通信半径小于 30 m 时，网络中节点的通信半径较小，网络中处于邻居节点通信半径内的节点数较少，导致未知节点到锚节点的总跳数值增加，从而对算法的定位精度产生较大的影响。

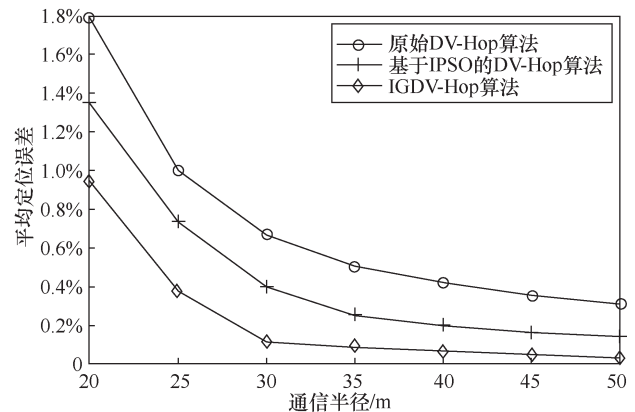


图 8 通信半径对平均定位误差率的影响

4) 定位算法稳定性比较

在初始仿真环境下，分别对原始 DV-Hop 算法、基于 IPSO 的 DV-Hop 算法以及 IGDV-Hop 算法求平均误差和标准差，3 种算法的平均定位误差和标准差对比如图 9 所示，可以看出，本文所提的 IGDV-Hop 算法在定位精度和稳定性方面均优于其他两种对比算法。

5) 算法复杂度分析

本文中主要涉及到的算法复杂度是加入改进的灰狼优化算法引起，DV-Hop 算法本身的复杂度并不高，在引入改进 GWO 后，假设 N_{iter2} 代表改进 GWO 的迭代次数， N_{pop} 代表灰狼种群数量，将猎物位置映射为未知节点的时间复杂度为 $O(N)$ ，所以改进 GWO 复杂度为 $O(N_{iter2} \times N_{pop} \times N)$ ，所以相较于改进之前的 DV-Hop 算法，时间复杂度有所提高，但是，本文在略微牺牲复杂度的情况下，改进后定位算法的性能有了较为明显的改善。

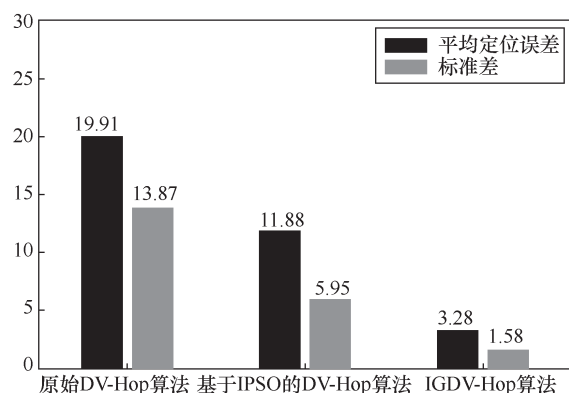


图9 3种算法的平均定位误差和标准差对比

5 结束语

本文以 DV-Hop 算法为研究基础, 采用 RSSI 技术、MMSE 准则对未知节点与锚节点的距离进行修正。此外, 通过引入非线性收敛因子、个体记忆策略及可变比例权重对灰狼优化器进行改进, 提高了算法前期的搜索能力。对灰狼优化器中的收敛因子进行调整, 使其满足算法运行时非线性收敛的特性, 使得算法的收敛速度加快, 算法运行时间缩短。最后, 利用改进的灰狼优化器对节点的最优位置求解, 实现对未知节点的准确定位。仿真结果表明, 本文所提算法可有效降低节点的定位误差, 提高定位稳定性能, 对 WSN 节点定位方面的研究工作具有较高的参考价值。而随着通信半径的增加, 定位效果改善不明显, 还会给网络带来较大负担, 因此在后续研究中, 设置节点的通信半径时, 应当综合考虑节点的定位误差以及功耗这两种影响因子。

参考文献:

- [1] 张凤斌, 杨秋杰, 席亮. WSNs 入侵检测中实值否定选择算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(9): 1818-1822.
ZHANG F B, YANG Q J, XI L. A real-value negative selection algorithm in WSNs intrusion detections[J]. Computer Engineering & Science, 2016, 38(9): 1818-1822.
- [2] SHAHZAD F, SHELTAMI 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.
- [3] 陈舒. 无线传感网络中基于 DV-Hop 的节点定位算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017.
CHEN S. Research on node localization algorithm based on DV-hop for wireless sensor networks[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017.
- [4] 江力, 徐海川, 张磊, 等. NLOS 环境中的线性回归最小二乘三维定位算法[J]. 湖南工业大学学报, 2019, 33(6): 23-28.
JIANG L, XU H C, ZHANG L, et al. 3D localization algorithm based on linear regression and least square in NLOS environment[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2019, 33(6): 23-28.
- [5] 张斌, 史文进, 李冠迪, 等. 无线传感网络中基于 RSSI 质心定位的改进算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017, 31(3): 132-136.
ZHANG J, SHI W J, LI G D, et al. Improved RSSI-based centroid localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2017, 31(3): 132-136.
- [6] 汪晨, 张玲华. 基于人工鱼群算法的改进质心定位算法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(5): 103-106.
WANG C, ZHANG L H. An improved centroid localization algorithm based on optimized artificial fish swarm algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(5): 103-106.
- [7] XUE W X, QIU W N, HUA X H, et al. Improved Wi-Fi RSSI measurement for indoor localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(7): 2224-2230.
- [8] 李仁和, 丁勤, 王洪元, 等. 基于自适应粒子群算法的改进 DV-Hop 定位算法[J]. 计算机与应用化学, 2014, 31(10): 1201-1204.
LI R H, DING Q, WANG H Y, et al. An improved DV-Hop localization algorithm based on adaptive particle swarm optimization[J]. Computers and Applied Chemistry, 2014, 31(10): 1201-1204.
- [9] 高文根, 陈其工, 江明, 等. 基于距离补偿模型的改进 DV-Hop 定位算法[J]. 计算机工程, 2015, 41(3): 32-36.
GAO W G, CHEN Q G, JIANG M, et al. Improved DV-hop localization algorithm based on distance compensation model[J]. Computer Engineering, 2015, 41(3): 32-36.
- [10] 尼迎波, 陈元琰, 叶娟, 等. 基于多通信半径加余弦定理的 DV-Hop 算法的改进[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 320-324.
NI Y B, CHEN Y Y, YE J, et al. Improvement of DV-hop algorithm based on multiple communication radii and cosine theorem[J]. Computer Science, 2018, 45(S2): 320-324.
- [11] TOMIC S, MEZEI I. Improvements of DV-Hop localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Telecommunication Systems, 2016, 61(1): 93-106.
- [12] 赵芝璞, 吴栋, 王艳, 等. 基于平均跳距和位置优化的改进 DV-Hop 定位算法[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(6): 1273-1280.
ZHAO Z P, WU D, WANG Y, et al. Improved DV-hop localization algorithm based on average hopping distance and position optimization[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(6): 1273-1280.
- [13] 宋晓东, 孙丽君, 陈天飞. DV-Hop 优化算法的性能分析与比较[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 125-133.
SONG X D, SUN L J, CHEN T F. Performance analysis and comparison of DV-Hop optimization algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5): 125-133.
- [14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [15] 秦鹏程. 无线传感器网络 DV-Hop 定位算法的优化研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
QIN P C. Optimization study on DV-hop localization algorithm in wireless sensor network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [16] MUANGKOTE N, SUNAT K, CHIEWCHANWATTANA S. An improved grey wolf optimizer for training q-Gaussian Radial Basis Functional-link nets[C]//Proceedings of 2014 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC). Piscataway: IEEE Press, 2014: 209-214.
- [17] EMARY E, ZAWBAA H M, GROSAN C, et al. Feature subset selection approach by gray-wolf optimization[M]//Advances in Intelligent Systems and Computing. Cham: Springer International Publishing, 2015: 1-13.

[作者简介]



赵小强（1977-2021），男，博士，西安邮电大学教授，主要研究方向为物联网技术及应用。



李宁（1995- ），男，西安邮电大学硕士生，主要研究方向为物联网技术及应用。



吴帅（1994- ），男，西安邮电大学硕士生，主要研究方向为物联网技术及应用。



李波东（1997- ），男，西安邮电大学硕士生，主要研究方向为物联网技术及应用。



高传义（1994- ），男，西安邮电大学硕士生，主要研究方向为物联网技术及应用。



杨小勇（1975- ），男，国家无线电频谱管理研究所高级工程师，主要研究方向为无线电监测、测向、定位和信号分析等。