

激光与光电子学进展

基于双通信半径与改进灰狼算法的距离向量跳段定位

蔡朋宸^{1,2}, 张达敏^{1,2*}, 张琳娜^{1,2}, 尹德鑫^{1,2}, 秦维娜^{1,2}

¹贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025;

²贵州大学机械工程学院, 贵州 贵阳 550025

摘要 针对无线传感器网络中距离向量跳段(DV-Hop)算法定位精度不高的问题,提出了一种基于双通信半径及改进灰狼算法的DV-Hop定位算法。首先,用双通信半径广播信标节点的位置,得到其与未知节点之间的跳数,从而得到信标节点与未知节点之间的距离。然后,用改进的灰狼算法估算未知节点的位置。仿真结果表明,相比传统的DV-Hop算法及同类型算法,改进DV-Hop算法的定位精度更高、稳定性更好。

关键词 传感器; 无线传感器网络; 双通信半径; 灰狼优化算法; 距离向量跳段

中图分类号 TP393

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0728003

Distance Vector Hop Positioning Based on Double Communication Radius and Improved Gray Wolf Algorithm

Cai Pengchen^{1,2}, Zhang Damin^{1,2*}, Zhang Linna^{1,2}, Yin Dexin^{1,2}, Qin Weina^{1,2}

¹College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China;

²College of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025 China

Abstract Aiming at the low positioning accuracy of distance vector hop (DV-Hop) algorithm in wireless sensor networks, a DV-Hop positioning algorithm based on double communication radius and improved gray wolf algorithm is proposed in this paper. First, the position of the beacon node is broadcast with the double communication radius, and the hop number between the beacon node and the unknown node is obtained, so as to get the distance between the beacon node and the unknown node. Then, an improved gray wolf algorithm is used to estimate the location of unknown nodes. Simulation results show that the improved DV-Hop algorithm has better positioning accuracy and stability than the traditional DV-Hop algorithm and similar algorithms.

Key words sensors; wireless sensor network; double communication radius; grey wolf algorithm; distance vector hop

1 引言

无线传感器网络(WSN)是由多个具有数据采集、处理以及传输能力的传感器节点通过自组织方

式形成的网络^[1]。WSN中的定位技术被广泛应用于医疗保健、农业监控、森林检测^[2]等人类无法长期涉足的环境,主要通过设置大量的微型传感器节点完成未知目标的跟踪定位工作。根据是否需要外

收稿日期: 2021-07-14; 修回日期: 2021-08-26; 录用日期: 2021-08-30

基金项目: 国家自然科学基金(62062021, 61872034)、贵州省科学技术基金([2020]1Y254)、贵州省自然科学基金([2019]1064)

通信作者: *1203813362@qq.com

置设备进行直接测距工作将 WSN 中的定位技术分为测距(Range-based)以及非测距(Range-free)节点定位技术两大类。测距节点定位技术不需要配置额外的设备就能测量节点的绝对距离,直接利用节点泛洪得到节点信息,并计算未知节点的坐标。

距离向量跳段(DV-Hop)定位算法是一种基于 GPS 定位的典型非测距定位算法,且不需要设置额外的硬件设施,具有部署方便、成本低、抗干扰能力强等优点,是目前 WSN 中应用最广泛的算法之一^[3-4]。但经典 DV-Hop 算法^[5]的定位精度主要依靠 WSN 的连通度完成对未知节点的定位,这对于需要进行随机节点分布初始化的 DV-Hop 算法来说存在一定弊端,如在计算信标节点间的平均每跳距离时,依据的两点距离是理论上的直线距离,而不是实际距离,从而使计算的平均每跳距离差异较大,影响后续节点的定位精度。此外, DV-Hop 算法一般用最小二乘等方法计算未知节点的坐标,存在一定的定位误差。针对这些问题,陈慧琴等^[6]提出了基于改进教与学优化(TLBO)的 DV-Hop 定位算法,将最小二乘法替换为改进的 TLBO 算法,得到更加精确的定位结果;张爱清等^[7]采用接收信号强度(RSSI)对传统 DV-Hop 定位算法中的跳数和平均每跳距离进行分级修正,进一步提高了定位精度;Chen 等^[8]提出了基于粒子群优化(PSO)的改进 DV-Hop 算法,利用 PSO 算法对二维双曲线定位的位置进行修正,使定位结果更贴近实际位置;Li 等^[9]提出了一种基于双通信半径改进的 DV-Hop 算法,通过增加通信半径、更新跳数分级,使估计的平均跳距更精确;石琴琴等^[10]提出了一种基于测距修正及灰狼优化(GWO)算法的改进策略,对未知节点到每个信标节点的平均跳距进行校正,通过相似路径搜索获得最佳路径,提高了定位精度;钱开国等^[11]提出了一种基于可靠信标和节点度估计距离的 WSN 定位算法,通过跳数阈值和定位三角可靠度计算选择引入误差小的信标节点,降低了平均定位误差。

本文提出了一种基于双通信半径与改进灰狼算法的 DV-Hop 定位算法。在传统 DV-Hop 定位算法的基础上,在第一阶段、第二阶段将传统的单一通信半径广播改进为双通信半径广播,在第三阶段引入改进灰狼算法计算未知节点的坐标。仿真结果表明,相比经典的 DV-Hop 算法以及文献[12]中的算法,本算法的定位精度更高。

2 双通信半径

2.1 基本原理

在 DV-Hop 定位算法中,能否得到信标节点与相邻节点之间更精确的距离,是提高算法定位精度的重要因素^[13]。信标节点首先以通信半径 R 进行广播,此时,将未知节点与其通信半径内信标节点之间的跳数记为 1,生成未知节点组 1。当信标节点以通信半径 R ($0 < R < 1$) 广播时,将未知节点与其通信半径内信标节点之间的跳数记为 r ,生成未知节点组 2。由于 $R > r$,未知节点组 2 是未知节点组 1 的子集。未知节点组 1 和未知节点组 2 中相同未知节点的最小跳数为 h ,其他未知节点的最小跳数仍为 1。该过程中,只有信标节点进行了 2 次广播,未知节点在获取信标节点间最小跳数信息后仍然进行通信半径为 R 的广播。显然,基于双通信半径的改进 DV-Hop 算法得到的跳数不是整数,而是整数加 R 。相比单通信半径 R ,节点间的最小跳数更准确。双通信半径的示例如图 1 所示,当信标节点在通信半径为 $0.5R$ 的网络中广播时,未知节点 C 与信标节点 A 之间的跳数值 H 为 0.5,而不是 1,从而更准确地反映了未知节点和信标节点的位置;且信标节点 A 、未知节点 C 的跳值更接近真实跳数,估计的距离也更接近实际值,从而提高了算法的定位精度及稳定性。

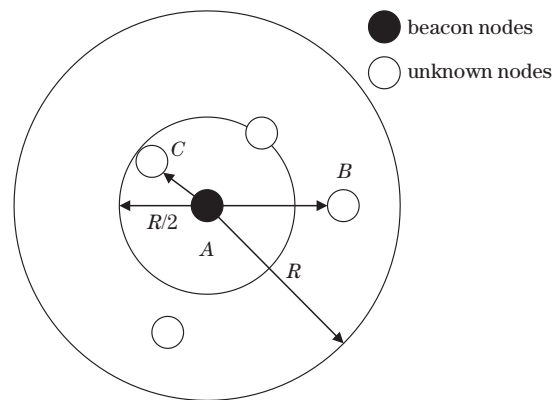


图 1 双通信半径的示例图

Fig. 1 Example diagram of double communication radius

2.2 定位误差的对比

设置尺寸为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的正方形区域,在区域内随机设置 100 个节点(20% 的节点为信标节点),当通信半径为单通信半径和双通信半径时,信标节点与相邻节点的拓扑关系如图 2 和图 3 所示。其中,*表示信标节点,○表示未知节点,短线长度表

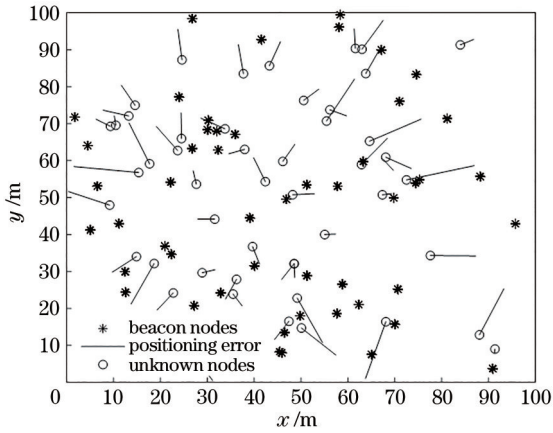


图2 单通信半径的网络节点拓扑图

Fig. 2 Network node topology of single communication radius

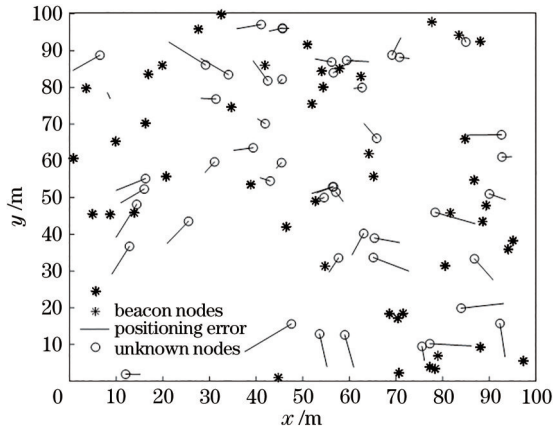


图3 双通信半径的网络节点拓扑图

Fig. 3 Network node topology of double communication radius

示定位的误差大小。可以发现,使用双通信半径时的线段长度明显较短。原因是在相同的参数设置下,图3中的信标节点拥有与其他未知节点的通信半径 R 以及单独的通信半径 $0.5R$, 在所有节点广播结束后,所有信标节点均拥有通信半径为 R 以及 $0.5R$ 的节点信息组。泛洪结束之后,通信半径为 $0.5R$ 节点信息组保留的信标节点跳数不是一个整数,而是一个整数再加上 0.5 ,从而将这些节点的定位误差减少了 $0.5R$ 。

3 改进灰狼优化算法

标准GWO算法是一种模拟自然界中灰狼群体社会等级制度和狩猎行为衍生的新型智能优化算法,具体过程如下。

1) 灰狼群体对猎物进行包围,其数学模型可表示为

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|, \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p - A \cdot D, \quad (2)$$

式中, t 为当前迭代次数, A 和 C 为系数向量, X_p 为猎物的位置向量, X 为灰狼的位置。系数向量 A 和 C 可表示为

$$A = 2a \cdot r_1 - a, \quad (3)$$

$$C = 2r_2, \quad (4)$$

式中, a 的模值随迭代过程从 2 线性降低到 0, 向量 r_1 和 r_2 是在区间 $[0, 1]$ 上的随机向量。

2) 狩猎过程由 α 、 β 和 δ 狼引导,其数学模型可表示为

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X(t)|, \quad (5)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X(t)|, \quad (6)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X(t)|, \quad (7)$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha, \quad (8)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta, \quad (9)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta, \quad (10)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \quad (11)$$

式中, X_α 、 X_β 和 X_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼的位置, C_1 、 C_2 和 C_3 为随机向量。(5)式~(7)式为其余灰狼到 α 、 β 和 δ 狼的距离,(8)式~(10)式为其余灰狼个体的移动方向,然后由(11)式完成灰狼个体位置的更新。

3) 灰狼群体进行攻击,完成整个狩猎过程,攻击行为主要依据(3)式中的 a 值实现。当 $|A| \leq 1$ 时,灰狼群对猎物进行集中攻击,对应于局部搜索;当 $|A| > 1$ 时,灰狼分散开,对应于全局搜索。

为了进一步提高算法的收敛速度,采用了自适应搜索调整策略以及动态惯性权重因子。将前个体的适应度值 f_i 与灰狼群的平均适应度值 f_{avg} 进行对比,如果 f_i 优于 f_{avg} ,则采用原策略更新灰狼位置;如果 f_i 次于 f_{avg} ,则用 α 、 β 和 δ 三种灰狼的适应度值更新灰狼位置。为了保证权重因子更新的关联性,系数向量 A_1 、 A_2 和 A_3 以及 C_1 、 C_2 和 C_3 需要设计成相同的向量,即

$$A_1 = A_2 = A_3 = 2 \cdot a \cdot r_1 - a, \quad (12)$$

$$C_1 = C_2 = C_3 = 2 \cdot r_2, \quad (13)$$

$$|A_1 \cdot C_1| = |A_2 \cdot C_2| = |A_3 \cdot C_3| = |2 \cdot a \cdot r_1 - a| \cdot |2 \cdot r_2| = m. \quad (14)$$

设计的位置向量惯性权重因子为

$$\begin{cases} \omega_\alpha = \frac{|A_1 \cdot C_1|}{|A_1 \cdot C_1| + |A_2 \cdot C_2| + |A_3 \cdot C_3|} = \frac{m}{m+m+m} = \frac{1}{3} \\ \omega_\beta = \frac{|A_2 \cdot C_2|}{\omega_\alpha + |A_2 \cdot C_2| + |A_3 \cdot C_3|} = \frac{m}{\frac{1}{3} + m + m} = \frac{3m}{1+6m} \\ \omega_\delta = \frac{|A_3 \cdot C_3|}{\omega_\alpha + \omega_\beta + |A_3 \cdot C_3|} = \frac{m}{\frac{1}{3} + \frac{3m}{1+6m} + m} = \frac{18m^2 + 3m}{18m^2 + 18m + 1} \end{cases}, \quad (15)$$

$$X(t+1) = \frac{\omega_\alpha \cdot X_1 + \omega_\beta \cdot X_2 + \omega_\delta \cdot X_3}{3}. \quad (16)$$

将自适应搜索调整策略与上述动态惯性权重因子相结合,更新的灰狼位置可表示为

$$X(t+1) = \begin{cases} \frac{\frac{1}{f_\alpha} \cdot X_1 + \frac{1}{f_\beta} \cdot X_2 + \frac{1}{f_\delta} \cdot X_3}{1/f}, & f_i \leq f_{avg} \\ \frac{\omega_\alpha \cdot X_1 + \omega_\beta \cdot X_2 + \omega_\delta \cdot X_3}{3}, & f_i > f_{avg} \end{cases}, \quad (17)$$

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{f_\alpha} + \frac{1}{f_\beta} + \frac{1}{f_\delta}, \quad (18)$$

式中, f_α 、 f_β 和 f_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼的适应度值。

为测试改进灰狼算法的寻优精度,设置对比算法以及相应的测试函数进行测试,对比算法包括传统的GWO算法、粒子群优化(PSO)算法,主要参数设置如表1所示。其中, I_{Max} 为迭代次数,随算法的迭代而变化; a_{int} 为收敛因子 a 的初始值,设置为2,在标准灰狼算法中也将收敛因子的初始值设置为2,以消除实验过程中由参数设置带来的误差, c_1 和 c_2 为粒子群算法的学习因子。种群大小均为100,迭代次数为500,运行次数为100。测试函数选取4种代表性测试函数,其基本信息如表2所示。其

表1 不同算法的参数

Table 1 Parameters of different algorithms

Algorithm	Parameter
Improved GWO	$a = a_{int} - a_{int} \times (1/I_{Max})$
GWO	$a_{max} = 2, a_{min} = 0$
PSO	$c_1 = c_2 = 2$

表2 4个测试函数的基本信息

Table 2 Basic information of 4 test functions

Function	Name	Dimension	Domain	Feature	Value
F_1	Sphere	60	$[-5.12, 5.12]$	US	0
F_2	Schwefel's Problem 2.22	120	$[-10, 10]$	UN	0
F_3	Schwefel's Problem 1.2	10	$[-100, 100]$	UN	0
F_4	Schwefel's Problem 2.21	200	$[-100, 100]$	US	0

中,US和UN分别表示单峰可分以及单峰不可分特性。

4个测试函数的收敛曲线如图4~图7所示。可以发现,改进GWO算法分别在迭代200和300次时开始收敛,在迭代500次时达到了最优适应度值,且相比其他算法,改进GWO算法的寻优精度更高。从图5和图6可以发现:改进GWO算法均在250次

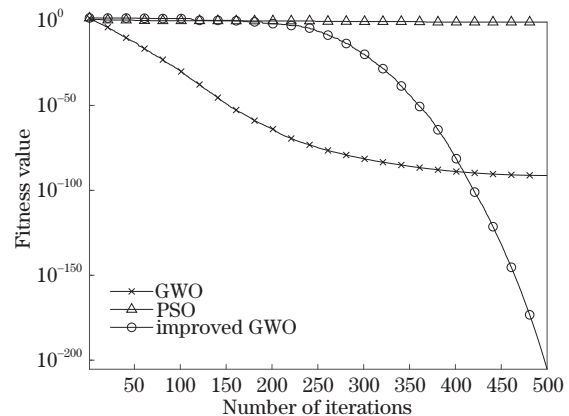


图4 F_1 函数的平均收敛曲线

Fig. 4 Average convergence curve of F_1 function

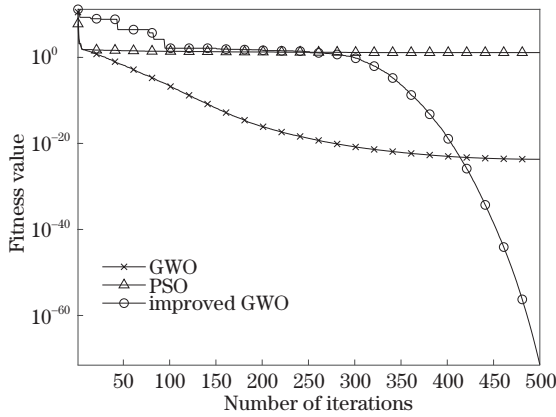


图 5 F_2 函数的平均收敛曲线

Fig. 5 Average convergence curve of F_2 function

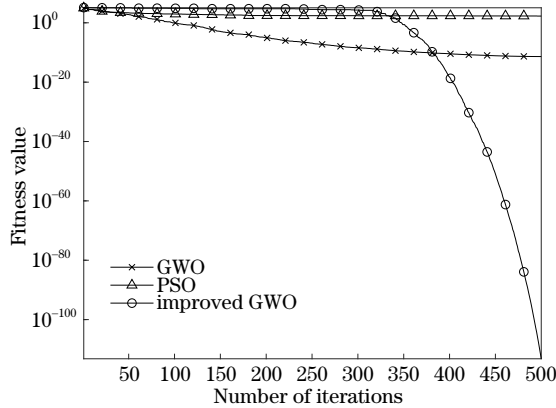


图 6 F_3 函数的平均收敛曲线

Fig. 6 Average convergence curve of F_3 function

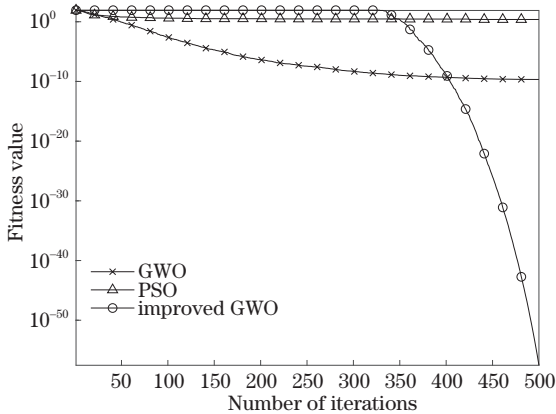


图 7 F_4 函数的平均收敛曲线

Fig. 7 Average convergence curve of F_4 function

迭代时开始收敛,在最终的 500 次迭代后达到最优适应度值;US 测试函数的平均寻优精度达到 10^{-130} , UN 测试函数的平均寻优精度达到 10^{-85} 。

4 改进的 DV-Hop 算法

经典 DV-Hop 定位算法的步骤如下。

1) WSN 中的信标节点通过泛洪^[14]方式向网络中广播自身信息,包括各信标节点的坐标、编号以及跳数值。初始跳数值为 0,下一个节点接收到广播信息后保存,并将跳数值加 1 转发到下一个节点。在整个转发过程中,节点保存最小的跳数值,若接收到跳数值比保存的跳数值大的广播信息,则直接舍弃并取消下一次转发^[15]。最终,WSN 中所有节点会保存每个信标节点的信息及其与其他信标节点的最小跳数值。

2) 信标节点通过已知的其他信标节点信息,计算出每两个节点间的距离。然后通过保存的最小跳数值,计算出信标节点间的平均每跳距离。

3) 未知节点在计算出其与不少于 3 个信标节点间的距离后,利用极大似然法、最小二乘法或多边测量法估算自身坐标。首先,在 DV-Hop 算法的前两个阶段,引入双通信半径,优化节点间的跳数以及跳距;然后,在第三阶段计算未知节点坐标时,引入改进的 GWO 算法,优化最小二乘法得到的未知节点坐标。设未知节点坐标 $U(x, y)$ 到各信标节点 $A_1(x_1, y_1), \dots, A_n(x_n, y_n)$ 的真实距离分别为 s_1, \dots, s_n ,且存在的测距误差分别为 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$,则

$$|s_i - d_i| < \epsilon_i \quad (19)$$

将 s_i 用坐标形式表示为

$$s_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (20)$$

则(19)式可改写为

$$\begin{cases} d_1 - \epsilon_1 \leq \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \leq d_1 + \epsilon_1 \\ d_2 - \epsilon_2 \leq \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \leq d_2 + \epsilon_2 \\ \dots \\ d_n - \epsilon_n \leq \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2} \leq d_n + \epsilon_n \end{cases} \quad (21)$$

若要求解未知节点坐标 $u(x, y)$ 并使其达到最小值,只需总误差最小,即

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i \right| \quad (22)$$

将(22)式转化为适应度函数,并用其评估未知节点位置的优劣,规划算法的搜索范围以及方向。本算法的适应度函数可表示为

$$X_{\text{fitness}} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} - d_j \right| \quad (23)$$

改进 DV-Hop 定位算法的具体实现步骤如下。

1) 设置无线传感器的基本参数,包括节点数量、区域半径等,并在目标区域部署随机的无线传

感器节点。

2) 设置信标节点的两个通信半径, 分别为 R 以及 $0.5R$, 通过 DV-Hop 算法前两个步骤计算出未知节点到各信标节点之间的距离。

3) 设置改进 GWO 算法的相关参数, 包括种群大小 N , 最大迭代次数 t_{max} 。

4) 通过 (23) 式计算每个灰狼个体的适应度值, 将得到的适应度值按升序排列。排在首位的个体设置为 α , 排在第二位的个体设置为 β , 排在第三位的个体设置为 δ 。

5) 通过 (3) 式~(8) 式更新 α, β, δ 狼在捕猎过程中的位置, 并计算适应度函数, 更新 α, β, δ 狼的位置; 然后, 将迭代次数加 1, 即 $t = t + 1$ 。

6) 当 $t < t_{max}$ 时, 转至步骤 4) 重新进行计算, 直至 $t > t_{max}$ 。

7) 计算出所有未知节点的坐标。

5 仿真结果与分析

5.1 实验环境及参数设置

为了验证本算法的定位效果, 将文献 [12] 中改进的 DV-Hop 算法记为 PDV-Hop, 将本算法记为 GDV-Hop。对于节点部署模型, 在尺寸为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的 WSN 区域中随机设置 100 个传感器节点 (部分节点为信标节点)。将 DV-Hop、PDV-Hop、GDV-Hop 算法进行仿真对比实验, PDV-Hop 算法和 GDV-Hop 算法的适应度函数均使用 (23) 式, DV-Hop 算法的参数按照文献 [12] 设置。改进 GWO 算法的参数设置如表 3 所示

表 3 改进 GWO 算法的参数
Table 3 Parameters of the improved GWO algorithm

Parameter	Value
Maximum number of iterations	200
Population size	100
Number of iterations	100

算法的定位性能用定位误差以及平均定位误差评价, 定位误差可表示为

$$X_{error} = \sqrt{(x_q - x_m)^2 + (y_q - y_m)^2}, \quad (24)$$

式中, (x_q, y_q) 为未知节点的估计坐标, (x_m, y_m) 为未知节点的实际坐标。平均定位误差可表示为

$$A_{error} = \frac{\sum_{n=1}^n \sqrt{(x_q^n - x_m^n)^2 + (y_q^n - y_m^n)^2}}{n}. \quad (25)$$

5.2 仿真结果分析

5.2.1 定位误差

设置尺寸为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的 WSN 区域, 随机部署 100 个节点数。其中, 信标节点 50 个, 未知节点 50 个, 设置的通信半径为 30 m , 50 个未知节点的定位误差 (估计坐标与实际坐标的位置偏差) 均通过 (24) 式计算, 三种算法的定位误差如图 8 所示。可以发现, GDV-Hop 算法得到的未知节点坐标定位误差小于其他两种对比算法, 且在第 3、4、11 和 41 个未知节点处的定位误差接近 0, 这表明未知节点的估计坐标基本就是其实际坐标。从总体趋势上看, GDV-Hop 算法得到的未知节点坐标定位误差波动较小, 这表明该算法的鲁棒性较强。综上所述, 相比经典的 DV-Hop 和 PDV-Hop 算法, GDV-Hop 算法的定位误差更小、效果更好。

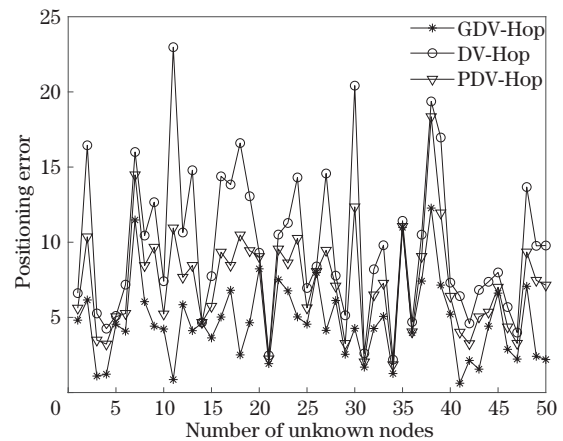


图 8 三种算法的未知节点定位误差

Fig. 8 Unknown node error of three positioning algorithms

表 4 为三种算法的定位误差最小值、最大值以及平均值。可以发现, 相比其他两种定位算法, GDV-Hop 算法的最小定位误差及最大定位误差均有明显下降。DV-Hop 及 PDV-Hop 算法的定位误差均值分别为 9.806 和 7.324, GDV-Hop 算法的定位误差均值为 4.732。

表 4 不同算法的定位误差
Table 4 Positioning error of different algorithms

Algorithm	Minimum value	Maximum value	Average value
DV-Hop	2.417	22.9758	9.806
PDV-Hop	2.034	18.3469	7.324
GDV-Hop	0.062	12.2726	4.732

5.2.2 不同通信半径得到的定位结果

设置 WSN 区域的尺寸为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$, 随机部署的节点总数为 100 个, 其中, 信标节点数为 30, 将节点的通信半径从 25 m 增加到 50 m, 得到不同算法的定位误差如图 9 所示。可以发现, 当节点的通信半径增加时, 三种算法的平均定位误差会先减小, 当通信半径增加至 35~40 m 区间时, 平均定位误差趋于稳定, 但 GDV-Hop 算法的平均定位误差始终是最小的。当通信半径为 50 m 时, 三种算法的平均定位误差均最小, GDV-Hop、PDV-Hop、DV-Hop 算法的平均定位误差分别为 0.182、0.253、0.27。

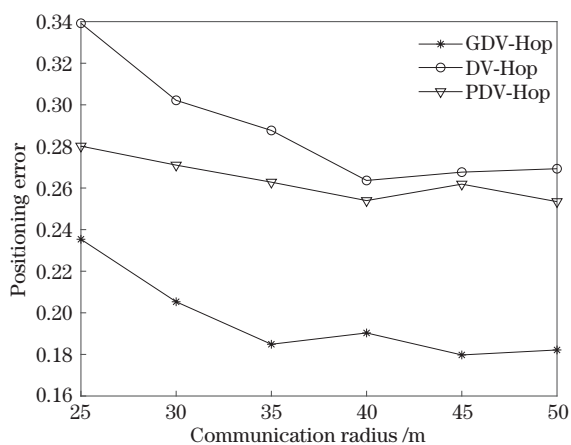


图 9 不同通信半径下的平均定位误差
Fig. 9 Average positioning error under different communication radius

5.2.3 不同信标节点比例得到的定位结果

设置节点的通信半径为 30 m, 将信标节点比例从 10% 增加至 40%, 得到三种算法的定位误差如图 10 所示。可以发现, 随着信标节点比例的增加, 三种算法的平均定位误差均逐渐减小。

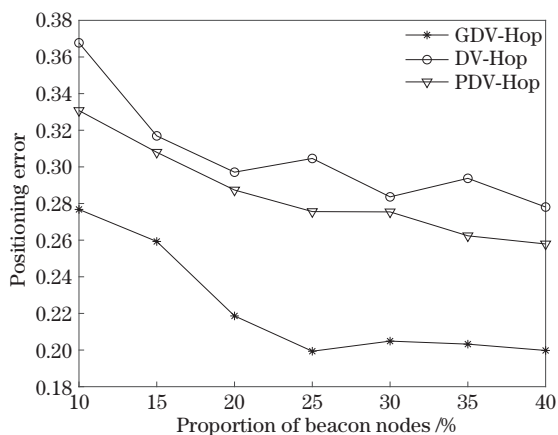


图 10 不同信标节点比例下的平均定位误差
Fig. 10 Average positioning error under different beacon node proportions

加, 三种算法的平均定位误差均逐渐减小。原因是信标节点的增多会使未知节点到信标节点的跳数值减小, 平均每跳距离更接近实际距离, 定位精度更高。此外, 当信标节点比例为 40% 时, GDV-Hop 算法的平均定位误差最小, 为 0.199, DV-Hop 与 PDV-Hop 算法的平均定位误差分别为 0.278 和 0.257。

5.2.4 不同节点总数得到的定位结果

设置信标节点比例为 30%, 将节点总数从 50 个增加至 300 个, 得到不同算法的定位误差如图 11 所示。可以发现, 随着节点总数的增加, 三种算法的平均定位误差均先降低, 原因是 WSN 中的节点密度提高, 网络的连通性逐渐提升, 节点间的距离逐渐减小, 未知节点到信标节点的跳数也随之减少。当节点数量增加到某个值时, 网络连通性的提升对定位精度的影响减小, 定位误差逐渐趋于稳定。当节点数达到 300 个时, GDV-Hop 算法的平均定位误差最小, 为 0.174, DV-Hop 和 PDV-Hop 算法的平均定位误差分别为 0.272 和 0.226。

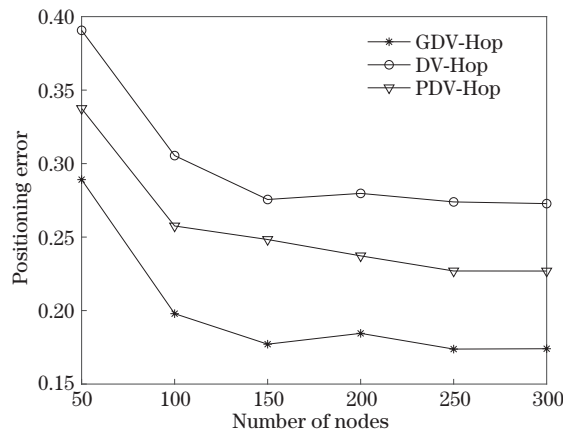


图 11 不同节点总数下的平均定位误差
Fig. 11 Average positioning error under different total number of nodes

6 结 论

通过对经典 DV-Hop 定位算法进行改进, 设置信标节点双通信半径广播自身信息, 以通信半径 $0.5R$ 向整个传感器网络进行一次自身位置信息广播, 然后以通信半径 R 进行网络二次泛洪, 并保存跳数值。引入改进灰狼算法对未知节点计算的坐标进行优化, 通过引入向量系数前的权值因子动态调制算法的位置向量更新公式, 并引入了自适应搜索策略。实验结果表明, 相比传统的最小二乘法, 改进算

法的定位精度更高,相比 DV-Hop、PDV-Hop 算法, GDV-Hop 算法得到的未知节点误差以及不同 WSN 参数下的平均定位误差均最小。

参 考 文 献

- [1] Wu H B, Gu G H, Zhu Y C, et al. A mobile replication nodes detection method based on challenge/response and collaborative detection scheme in wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(7): 1068-1076.
吴海兵, 顾国华, 朱岳超, 等. 基于口令应答的协作式 WSNs 移动复制节点检测方法研究[J]. 传感技术学报, 2016, 29(7): 1068-1076.
- [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] Niculescu D, Nath B. DV based positioning in ad hoc networks[J]. Telecommunication Systems, 2003, 22(1/2/3/4): 267-280.
- [4] Wen J T, Fan X M, Wu X J. Improved DV-Hop location algorithm based on hop correction[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(1): 113-117.
温江涛, 范学敏, 吴希军. 基于 RSSI 跳数修正的 DV-Hop 改进算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(1): 113-117.
- [5] Singh S P, Sharma S C. Performance evaluation of improved localization algorithm for wireless sensor networks[M]//Panigrahi B K, Trivedi M C, Mishra K K, et al. Smart innovations in communication and computational sciences. Advances in intelligent systems and computing. Singapore: Springer, 2018, 669: 239-250.
- [6] Chen H Q, Wang Z F. DV-Hop positioning algorithm based on improved TLBO[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2020, 41(2): 152-157.
陈慧琴, 王振飞. 基于改进 TLBO 的 DV-Hop 定位算法[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(2): 152-157.
- [7] Zhang A Q, Ye X R, Hu H F, et al. Improved DV-HOP positioning algorithm based on one-hop subdivision and average hopping distance modification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(11): 2552-2559.
张爱清, 叶新荣, 胡海峰, 等. 基于 RSSI 每跳分级和跳距修正的 DV-HOP 改进算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2552-2559.
- [8] Chen X, Zhang B L. Improved DV-Hop node localization algorithm in wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 8(8): 213980.
- [9] 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): 1-10.
- [10] Shi Q Q, Xu Q, Zhang J P. Improvement for DV-Hop based on distance correcting and grey wolf optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(10): 1549-1555.
石琴琴, 徐强, 张建平. 基于距离修正及灰狼优化算法对 DV-Hop 定位的改进[J]. 传感技术学报, 2019, 32(10): 1549-1555.
- [11] Qian K G, Bu C F, Wang Y J, et al. Reliable beacon-based and density-aware distance localization algorithm for wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(3): 817-823.
钱开国, 卜春芬, 王玉见, 等. 基于可靠信标和节点度估计距离的无线传感器网络定位算法[J]. 计算机应用, 2019, 39(3): 817-823.
- [12] Fan S P, Luo D, Liu Y L. DV-Hop localization algorithm based on hop-size and improvement particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(9): 1410-1415.
范时平, 罗丹, 刘艳林. 基于跳距与改进粒子群算法的 DV-Hop 定位算法[J]. 传感技术学报, 2016, 29(9): 1410-1415.
- [13] Li J, Liu Y, Qian Z H, et al. Improved DV-Hop localization algorithm based on two communication ranges for wireless sensor network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(2): 502-507.
李娟, 刘禹, 钱志鸿, 等. 基于双通信半径的传感器网络 DV-Hop 定位算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(2): 502-507.
- [14] Maung N A M, Kawai M. Experimental evaluations of RSS threshold-based optimised DV-HOP localisation for wireless ad-hoc networks[J]. Electronics Letters, 2014, 50(17): 1246-1248.
- [15] Tomic S, Mezei I. Improvements of DV-Hop localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Telecommunication Systems, 2016, 61(1): 93-106.