

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306338

基于蜣螂算法优化的 DV-Hop 定位算法*

潘志远 卜凡亮

(中国人民公安大学信息安全学院 北京 100045)

摘要:针对无线传感器网络中传统 DV-Hop (distance vector-hop) 算法定位误差大的问题,提出了一种基于蜣螂算法优化的 DV-Hop 定位算法。首先使用双通信半径的方式细化节点间跳数,并使用最小均方误差准则计算锚节点的平均跳距,将改进后的平均跳距的平均值当做每个未知节点的平均跳距,最后引入权重因子优化适应度函数,使用蜣螂优化算法代替三边测量法进行坐标计算。仿真结果表明,所提算法比经典 DV-Hop 算法平均定位误差提升了 55.69%、59.61% 和 67.59%, 误差方差提升了 52.41%、45.58% 和 36.87%, 具有良好的定位精度和较好的稳定性。

关键词:无线传感器网络; DV-Hop 定位算法; 蜣螂优化算法; 双通信半径; 节点定位

中图分类号: TN929.5; TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5

DV-Hop localization algorithm optimized based on dung beetle optimizer

Pan Zhiyuan Bu Fanliang

(School of Information Cyber Security, People's Public Security University of China, Beijing 100045, China)

Abstract: A DV-Hop (distance vector-hop) localization algorithm based on dung beetle algorithm optimization was proposed for the problem of significant localization error of traditional DV-Hop algorithm in wireless sensor networks. Firstly, the dual communication radius was introduced to refine the number of hop nodes, then the average hop size of anchor nodes was calculated using the minimum mean square error criterion, and the mean of the improved average hop size was taken as the average hop size of each unknown node, finally, a weighting factor was introduced to optimize the fitness function, and the dung beetle optimization algorithm was used for coordinate calculation instead of the trilateral measurement method. The simulation results show that the proposed algorithm improves the average positioning error by 55.69%, 59.61% and 67.59%, and the error variance by 52.41%, 45.58% and 36.87% than the classical DV-Hop algorithm, which has good positioning accuracy and better stability.

Keywords: wireless sensor network; DV-Hop localization algorithm; dung beetle optimization algorithm; dual communication radius; node localization

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)作为物联网的重要组成部分,是一种由大量具有数据采集和无线通信功能的传感器节点组成的独立的无线网络,已广泛应用于民用、医疗、军事、核能和工业等领域^[1]。

在无线传感器网络中,准确获取目标节点的位置信息对于 WSN 至关重要^[2],因此,制定有效的定位算法成

为一个热门的研究课题。定位算法根据是否需要测量实际物理参数可以大致分为基于测距和基于非测距定位算法。其中,基于测距的定位技术主要有 RSSI、AOA、TDOA 以及 TOA 等^[3],基于非测距的定位技术主要有质心法^[4]、凸规划^[5]、APIT^[6]和 DV-HOP^[7]等。基于测距的定位技术定位精度较高,但会增加成本与节点能耗;基于非测距的定位方法只能估算出节点的大致位置,但无需多余硬件设施。在现实生活中,非测距定位技术应用更为广泛^[8]。在非测距定位算法中,DV-Hop 因其硬件要求

收稿日期: 2023-03-14 Received Date: 2023-03-14

* 基金项目: 中国人民公安大学安全防范工程双一流专项(2023SYL08)项目资助

低、算法简单易实现被广泛使用。但是,传统的 DV-Hop 算法存在着较大的定位误差,为了使定位更加准确,专家学者提出了许多改进方案。

现有的基于 DV-hop 的定位优化算法大多从两方面进行优化,一方面是优化最小跳数或平均跳距、选择最优信标节点,另一方面是估算未知节点坐标时使用优化技术。文献[9]使用多通信半径优化节点间的最小跳数,并利用人工部署的方式部署锚节点。文献[10]利用多通信半径修正跳数,并通过加权方式处理未知节点平均跳距。文献[11]将 DV-Hop 算法与改进质心定位算法相结合,将距离大小作为锚节点的权重。随着启发式算法的发展,越来越多的学者将目光投向了使用群智能优化算法来估算未知节点的位置。文献[12]提出了在不规则的节点网络中使用改进粒子群算法计算未知节点位置以提高定位准确率。文献[13]使用改进的差分进化算法以达到更好的定位精度。文献[14]提出将位置估计转化为求解最小化问题,使用松鼠搜索算法进行寻优计算,并优化了适应度函数增加定位的准确性。

根据以上研究,为了进一步提高定位精度,本文提出了一种基于蜣螂优化算法的 DV-Hop 定位算法(DBODV-Hop)。该算法从以下 3 个方面进行优化

1) 跳数方面:使用双通信半径对节点间的最小跳数进行了修正

2) 平均跳距方面:通过最小均方差准则计算锚节点的平均跳距,并将其平均值作为未知节点的平均跳距

3) 估计坐标的方法上:使用蜣螂优化算法取代原 DV-Hop 算法中使用的三边测量法来解决未知节点的位置估计问题,并在设立适应度函数时加入权重因子,增大距离相近的锚节点的影响。

实验结果表明,本文提出的算法在随机部署的 WSN 中具有更快的收敛速度、更高的准确性和更好的稳定性。

1 相关理论

1.1 DV-Hop 定位算法

DV-Hop 算法是一种非测距的定位算法,通过矢量路由来达到定位的目的,它可以分为以下 3 个步骤^[15]。

1) 获得未知节点与锚节点间的最小跳数。锚节点向整个网络中广播自身位置与跳数信息,跳数初始值设为 0,节点接收到信息后将相应锚节点信息记录下来,并将跳数加 1 后转播出去,泛洪整个网络后可以得到所有未知节点到锚节点的最小跳数。

2) 估计未知节点和锚节点之间的距离。根据锚节点获得的其他锚节点的坐标信息和跳数,利用式(1)计算锚节点每跳的平均跳距。

$$Hopsize_i = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{i \neq j} Hopcount_{ij}} \quad (1)$$

式中: $Hopsize_i$ 为锚节点 i 的平均跳距, (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 是锚节点 i 和 j 的坐标, $Hopcount_{ij}$ 代表锚节点 i 和 j 的最小跳数。

每个锚节点在网络中广播自身的平均跳距,未知节点 m 将它收到的第 1 个跳距作为自己的平均跳距 $Hopsize_m$,根据式(2)计算锚节点 i 与未知节点 m 之间的估计距离。

$$d_{mi} = Hopsize_m \times Hopcount_{mi} \quad (2)$$

式中: d_{mi} 是未知节点 m 到锚节点 i 的估计距离, $Hopcount_{mi}$ 代表未知节点 m 到锚节点 i 的最小跳数。

3) 采用三边测量法估算未知节点的位置。

1.2 DV-Hop 算法定位误差分析

根据上述过程不难看出,DV-Hop 算法的定位误差主要来源于以下 3 个方面:

1) 节点间跳数问题。锚节点通信范围 R 内的相邻节点无论距离远近都会被记为 1 跳,而现实情况下节点大多是随机分布的,节点间的距离并不均匀,将所有相邻节点记为 1 跳存在误差。

2) 平均跳距问题。平均每跳距离是用锚节点间的欧式距离之和比上最小跳数之和和求得的,现实情况下,节点往往不在一条直线上,用欧氏距离代替跳段距离会造成误差。

3) 定位计算方法问题。三边测量法计算相对容易,但是间距计算误差大时,最小二乘法会造成误差积累。

1.3 蜣螂优化算法

蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)是 Xue 等^[16]于 2022 年提出的一种新的群智能算法,其灵感来源于蜣螂的滚球、跳舞、觅食、偷窃和繁殖行为。

算法中蜣螂种群分为 4 个部分,分别为滚球蜣螂、育雏球、小蜣螂和小偷蜣螂。滚球蜣螂受各种自然环境影响决更新其运行方向,初步寻找可以安全觅食的位置,育雏球会被产在已知的安全区域内,成长为成虫的蜣螂被称为小蜣螂,小蜣螂会在最佳觅食区觅食,小偷蜣螂也会根据其他蜣螂的位置和最佳觅食区寻找食物。4 种蜣螂的分布比例不做规定,可以根据实际应用问题来设定,但是他们的总数之和应该与整个种群总数相同。

4 种蜣螂位置的具体更新过程如下。

1) 滚球蜣螂

滚球蜣螂以太阳为导航以保证粪球在直线路径上滚动,光源强度、风等自然因素会影响滚球蜣螂的行进路线,滚球蜣螂的位置更新可以表示为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x$$

$$\Delta x = |x_i(t) - X^w| \quad (3)$$

式中: t 代表当前迭代次数, $x_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 只蜚螂的位置信息, α 是一个自然系数, 表示是否偏离原来方向, 根据概率法分配为 -1 或 1 , $k \in (0, 0.2)$ 表示偏转系数, $b \in (0, 1)$ 表示常数, k 和 b 分别设定为 0.1 和 0.3 , X^w 表示全局最差位置, Δx 用于模拟光强变化。

当蜚螂遇到障碍物而不能前进时, 它需要通过跳舞来调整自己的方向, 从而获得一条新的路线。滚球蜚螂跳舞更新位置的公式定义如下:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (4)$$

式中: $\theta \in [0, \pi]$ 表示偏转角, 在 θ 等于 $0, \pi/2$ 或 π 时, 蜚螂的位置不会更新。

2) 育雏球

育雏球采用边界选择策略模拟雌性蜚螂产卵区域, 产卵区域的定义为:

$$Lb^* = \max(X^* \times (1 - R), Lb) \quad (5)$$

$$Ub^* = \min(X^* \times (1 + R), Ub)$$

式中: X^* 表示当前的局部最佳位置, Lb^* 和 Ub^* 分别表示产卵区的下限和上限, $R = 1 - \frac{t}{T_{\max}}$, T_{\max} 表示最大迭代数, Lb 和 Ub 分别代表优化问题的下限和上限。

由式(5)可知产卵区域是动态变化的, 因此迭代过程中, 育雏球的位置也是动态变化的, 育雏球的位置定义为:

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*) \quad (6)$$

式中: $B_i(t)$ 是第 t 次迭代时第 i 个育雏球的位置信息, b_1 和 b_2 代表两个大小为 $1 \times D$ 的独立随机向量, D 表示优化问题的维度。

3) 小蜚螂

小蜚螂出生后在最佳觅食区寻找食物, 最佳觅食区的定义为:

$$Lb^b = \max(X^b \times (1 - R), Lb) \quad (7)$$

$$Ub^b = \min(X^b \times (1 + R), Ub)$$

式中: X^b 表示当前的局部最佳位置, Lb^b 和 Ub^b 分别表示最佳觅食区的下限和上限, 其他参数在式(5)中定义。因此, 小蜚螂的位置被更新如下:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (8)$$

式中: $x_i(t)$ 是第 t 次迭代时第 i 只小蜚螂的位置信息, C_1 表示遵循正态分布的随机数, $C_2 \in (0, 1)$ 表示随机向量。

4) 小偷蜚螂

小偷的蜚螂会从其他蜚螂那里偷取粪球, 从式(7)

可以看出, X^b 是竞争食物的最佳地点, 因此小偷蜚螂的位置信息更新如下:

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|) \quad (9)$$

式中: $x_i(t)$ 第 i 只小偷蜚螂在第 t 次迭代的位置信息, g 表示一个遵循正态分布的大小为 $1 \times D$ 的随机向量, S 表示一个常数值。

综上所述, DBO 算法主要分为 6 个步骤。1) 初始化蜚螂种群和 DBO 算法的参数; 2) 根据目标函数计算所有蜚螂位置的适应度值; 3) 更新所有蜚螂的位置; 4) 判断每个更新后的蜚螂是否出了边界; 5) 更新当前最优解及其适应度值; 6) 重复上述步骤, 在 t 达到最大迭代次数后, 输出全局最优值及其最优解。

2 本文的定位算法

2.1 最小跳数修正

解决 DV-HOP 中最小跳数问题普遍采用的方法为多通信半径^[17], 该方法设定锚节点有多种通信半径, 在广播时按照通信范围从小到大的顺序广播。但是过多划分通信半径会导致计算量的增加, 使节点寿命减少, 所以本文采用双通信半径的方法。如图 1 所示。

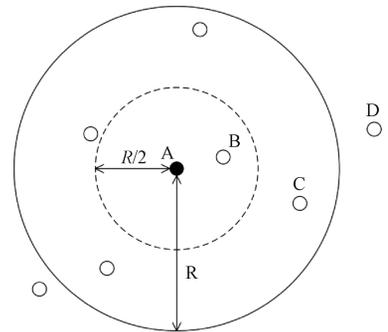


图 1 双通信半径示意图

Fig. 1 Schematic of dual communication radius

将锚节点 A 的通信范围分为两半, 分别以 $0.5R$ 和 R 作为通信半径进行广播。首先, 锚节点 A 初始跳数设置为 0.5 , 以通信半径 $0.5R$ 在网络中广播自身信息, 节点 B 和其他在 $0.5R$ 通信范围内的节点在收到信息后最小跳数被设置为 0.5 , 但不转发信息, 然后锚节点 A 再以通信半径 R 广播信息, 初始跳数设置为 1 , 节点 B 收到信息后跳数保持最小值 0.5 , 并将保存的跳数加 1 后转发出去, 此时节点 C 会收到来自锚节点 A 与节点 B 的两个信息, 由于来自 A 的跳数小, 所以 C 的最小跳数值被设置为 1 , 随后将跳数值加 1 后转发出去, 同理节点 D 会收到来自 B 和 C 的两个数据包, 由于 B 的跳数信息较小, 节点 D

的跳数最终保存为 1.5。

2.2 未知节点平均跳距修正

在 DV-Hop 算法中,优化未知节点的平均跳距也是非常关键的一种手段^[18]。

在计算锚节点平均跳距的过程中,锚节点 i 和 j 之间的真实距离 d_{ij}^r 和估计距离 d_{ij}^e 分别由下式计算:

$$d_{ij}^r = \sqrt{(x_i - x_j)^2 - (y_i - y_j)^2} \quad (10)$$

$$d_{ij}^e = Hopsize_i \times Hopcount_{ij} \quad (11)$$

式中: $Hopsize_i$ 是锚节点的平均跳距。

测量误差一般服从高斯分布,找到平均跳距的代价函数可以优化平均跳距,根据参数估计理论,本文采用均方误差作为误差的代价函数,代价函数 f_i 表达式如下。

$$f_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1, i \neq j}^k (d_{ij}^r - Hopsize_i^l \times Hopcount_{ij})^2 \quad (12)$$

式中: k 为除 i 之外的锚标节点个数。

将 f_i 微分,然后令其等于 0,得:

$$\sum_{j=1, i \neq j}^k (Hopcount_{ij} \times d_{ij}^r - Hopsize_i^l \times Hopcount_{ij}^2) = 0 \quad (13)$$

化简后可得优化后的平均跳距 $Hopsize_i^l$:

$$Hopsize_i^l = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^k d_{ij}^r \times Hopcount_{ij}}{\sum_{j=1, i \neq j}^k Hopcount_{ij}^2} \quad (14)$$

未知节点不是将最近锚节点改进的平均跳距作为未知节点的跳距,而是将其所有相邻锚点的改进平均跳距的平均值作为其跳距^[14],未知节点平均跳距公式如下:

$$Hopsize_u^l = \frac{\sum_{i=1}^n Hopsize_i^l}{n} \quad (15)$$

式中: $Hopsize_u^l$ 是未知节点改进后的平均跳距, n 为锚节点总数。之后使用式(2)进行位置估计。

2.3 使用 DBO 优化定位结果

本文采用 DBO 算法取代 DV-Hop 算法中的位置估计部分,为 DBO 算法确定适应度函数,将定位问题转化为最小化估计距离的加权平方误差之和的优化问题,计算过程采用 DBO 算法。适应度函数表达式如下:

$$f(x_u^*, y_u^*) = \sum_{i=1}^n w_i \times (d_{ui} - \sqrt{(x_u^* - x_i)^2 + (y_u^* - y_i)^2})^2 \quad (16)$$

式中: (x_u^*, y_u^*) 是未知节点 u 的估计坐标, n 为锚节点总数, w_i 是平方误差的权重因子, d_{ui} 是未知节点 u 和锚节点 i 之间的真实距离。

定位过程中,由于采用非测距方法,距离较近的锚节点对未知节点的影响更大,所以根据锚节点距离的远近使用权重因子来减少误差,权重因子表达式如下:

$$w_i = \left(\frac{\sum_{j=1}^n HopCount_{ij}}{n \times HopCount_{ui}} \right)^{\frac{R}{Hopsize_u^l}} \quad (17)$$

式中: R 是通信范围。

通过将最近的锚节点与所有相邻锚节点的平均跳数进行比较,可以得到每个锚点相对于其他相邻锚点的影响,指数部分更加扩大了这种影响。

估计坐标时,将蜣螂种群维度设置为二维,分别代表未知节点的横纵坐标,蜣螂个体的初始位置是随机的,每个蜣螂的位置代表未知节点最优位置的候选解,第 l 只蜣螂的位置向量在第 t 次迭代时由 $x_l(t) = (x_{l1}(t), x_{l2}(t))$ 表示,式中 $l = 1, 2, \dots, P, P$ 为蜣螂总数。

通过将蜣螂位置 $(x_{l1}(t), x_{l2}(t))$ 作为未知节点 (x_u^*, y_u^*) 的坐标,使用式(16)计算每个个体的适度值,之后如 1.3 节所述更新 4 种蜣螂位置,用新位置更新当前最优解及其适度值,重复前面的过程,直到达到最大迭代次数。将所得到的使适度值最小的位置当作未知节点 u 的估计位置。

2.4 DBODV-Hop 算法流程

本文基于 DV-Hop 算法与 DBO 算法,提出了一种改进的无线传感器网络非测距定位方法,称为 DBODV-Hop。

DBODV-Hop 算法首先设置整体参数,为了显示算法的普适性,本文采用节点随机部署的无线传感器网络。DBODV-Hop 的第 1 个阶段在 DV-hop 的第 1 个阶段的基础上加入双通信半径优化。在第 2 阶段,每个锚节点通过使用式(14)计算改进的平均跳大小。接下来,每个未知节点根据式(15)得到改进后的平均跳距大小并通过式(2)计算到所有相邻锚点的距离。在第 3 阶段,利用 DBO 解决位置估计问题。有两个以上相邻锚节点的未知节点都可以被定位。

DBODV-Hop 算法的流程如图 2 所示。

2.5 算法时间复杂度分析

时间复杂度^[19]是反映算法性能的一个重要指标,对算法复杂度进行分析可以有效反映算法性能。

本文所提算法在参数设置阶段时间复杂度为 $O(1)$ 。设节点个数为 N ,则使用双通信半径计算节点跳数的时间复杂度为 $O(2N^3)$,计算在计算平均跳距阶段的时间复杂度为 $O(N^2 + N)$ 。设锚节点数为 N_0 ,蜣螂种群数为 q ,空间维度为 d ,计算权重因子的时间复杂度为 $O(N_0)$,计算目标函数所需的时间为 $f(d)$,可得蜣螂种群初始化的时间复杂度为 $O(N_0 + q \times f(d))$,蜣螂算法中种群位置和边界更新的计算过程的时间复杂度可以视为 $O(1)$,种群位置更新后计算适应度函数的时间复杂度为 $O(q \times f(d))$ 。

综上所述,整个算法的复杂度为:

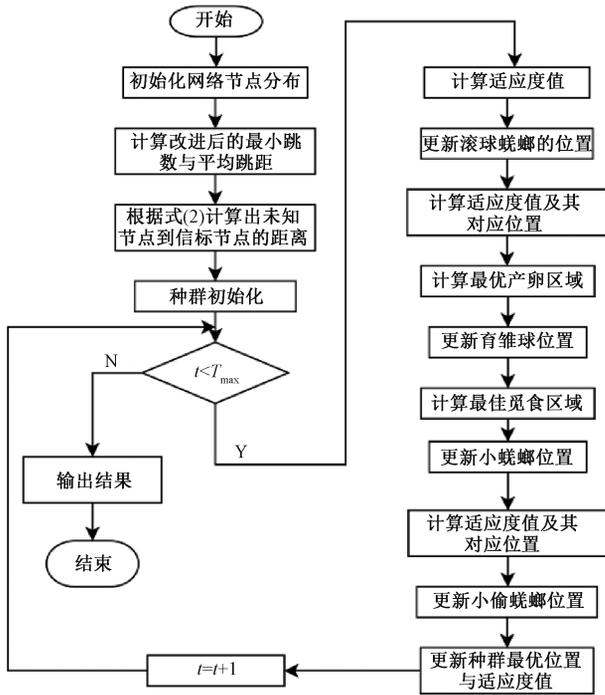


图2 DBODV-Hop 算法流程

Fig. 2 Flow chart of DBODV-Hop algorithm

$$T(n) = O(2N^3 + N^2 + N) + O(N_0 + q \times f(d)) = O(N + N_0 + N^2 + N^3 + q \times f(d)) \quad (18)$$

3 仿真结果与分析

在本章中,对提出的 DBODV-Hop 定位算法的性能进行评估,通过大量仿真实验来证该方法的有效性。将所提算法与相似网络条件下的 DV-Hop、SSIDV-Hop^[14]、PSODV-Hop^[20]、DEIDV-Hop^[13] 算法进行了比较。采用 MATLAB (R2021b) 进行仿真模拟实验,系统为 Windows11 家庭版。

为了验证算法的准确性与稳定性,本文引入两个评价指标:平均定位误差 (ALE)^[20] 与定位误差方差 (LEV)^[14]。

ALE 的表达式如下:

$$ALE = \frac{\sum_{u=1}^{UN} \sqrt{(x_u^* - x_u)^2 + (y_u^* - y_u)^2}}{R \times UN} \quad (19)$$

式中: $UN = (1 - p) \times N$ 是可以被定位的未知节点的数量, R 是通信范围

LEV 的表达式如下:

$$LEV = \sqrt{\frac{\sum_{u=1}^{UN} (LE - ALE \times R^2)}{R^2 \times UN}} \quad (20)$$

实验中节点随机分配,部署范围为 100 m×100 m,如

图3所示。

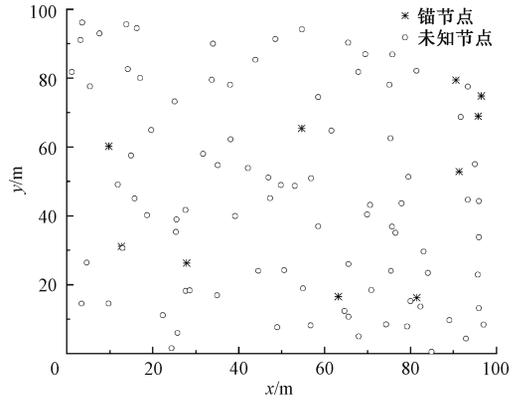


图3 WSN 中传感器节点分布图

Fig. 3 Distribution of sensor nodes in WSN

3.1 算法参数设置

实验网络环境参数和 DBO 算法参数设置如表1和2所示。在比较中使用的其他算法的参数保持了原始论文中提出的参数。

表1 WSN 参数设置

Table 1 WSN parameter settings

参数	值
部署边界大小/m ²	100×100
节点总数(N)	100~400
通信范围(R)/m	20~40
锚节点占比(p)	10%~40%

表2 DBO 参数设置

Table 2 DBO parameter settings

参数	值
螻蛄种群数(POP)	30
位置上限(ub)	100
位置下限(lb)	0
维度(dim)	2
最大迭代次数(T _{max})	50

3.2 改变锚节点数量对定位精度的影响

在这组模拟中节点总数共 100 个,通信范围设定为 20 m,将讨论锚节点从 10 个增加到 40 个时对不同算法性能的影响。结果取 50 次结果的平均值,结果显示在图4、5和表3中。

图4可以看出,随着锚节点数量的增加,5种定位算法的 ALE 值均呈下降趋势。这是因为在未知节点一跳范围内的锚节点数量增多,各节点平均跳距误差减少,未知节点和锚节点间的估计距离更加精确。由于本文提出的定位算法是以所有锚节点的平均跳距的平均值作为所有未知节点的平均值,所以锚节点增多时,平均误差的降低会有波动。

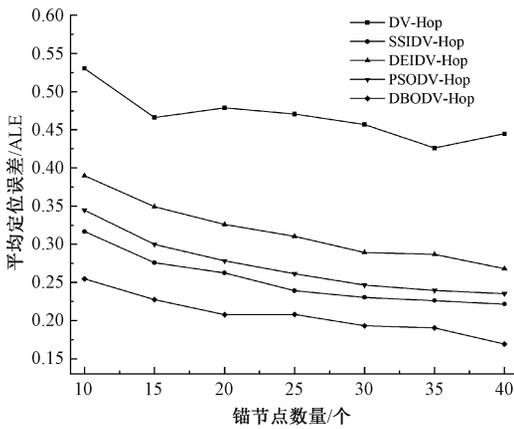


图 4 改变锚节点数量时 ALE 的变化
Fig. 4 Impact of varying the number of anchor nodes on the ALE

表 3 改变锚节点数量时 ALE 的平均值
Table 3 The mean of ALE when varying the number of anchor nodes

定位算法	ALE 的平均值
DV-Hop	0.467 6
SSIDV-Hop	0.263 1
DEIDV-Hop	0.317 0
PSODV-Hop	0.272 2
DBODV-Hop	0.207 2

表 3 列出了不同定位算法 ALE 的平均值。所提出的 DBODV-Hop 定位算法与 DV-Hop、SSIDV-Hop、DEIDV-Hop 和 PSODV-Hop 算法的平均值相比分别降低了 55.69%、18.15%、34.66% 和 23.9%。因此, DBODV-Hop 定位算法与以上 4 种定位算法相比有更好的定位精度。

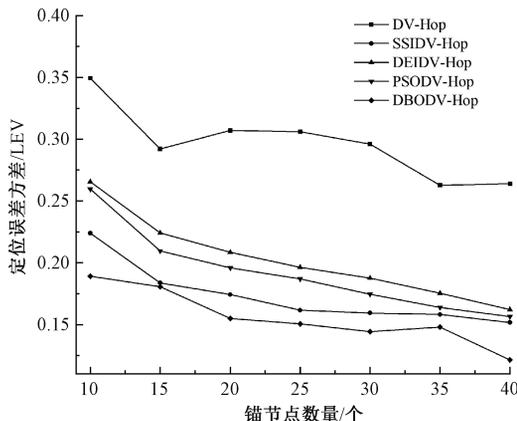


图 5 改变锚节点数量时 LEV 的变化
Fig. 5 Impact of varying the number of anchor nodes on the LEV

图 5 显示了平均定位误差方差随着锚节点数量的增加而产生的变化,所提出的 DBODV-Hop 算法的 LEV 分别是 DV-Hop、SSIDV-Hop、DEIDV-Hop 和 PSODV-Hop 算法的 52.41%、89.78%、76.69% 和 80.82% 左右。DBODV-Hop 定位算法比本次实验中的任何其他定位算法都更稳定。

3.3 改变通信范围对定位精度的影响

在这组实验中,设定传感器节点总数为 100 个,锚节点数占比为 20%,通信范围从 20 m 逐渐增加到 40 m。结果显示在图 6、7 和表 4 中。

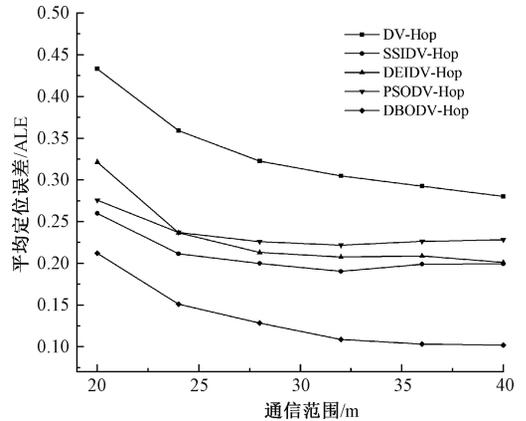


图 6 改变通信范围时 ALE 的变化

Fig. 6 Impact of varying the communication range on the ALE

图 6 显示,随着通信范围的增大,所有的定位算法在精确度方面都有明显的改善。这是因为通信半径较小时未知节点可通信区域存在锚节点数量较少,未知节点无法准确获得自身位置,甚至可能出现无法通信的孤立节点。而由于本文的定位算法优化了节点间跳数,所以在增大通信范围的情况下定位精度得到了较大的提升。

表 4 改变通信范围时 ALE 的平均值
Table 4 The mean of ALE when varying the communication range

定位算法	ALE 的平均值
DV-Hop	0.331 9
SSIDV-Hop	0.209 8
DEIDV-Hop	0.231 2
PSODV-Hop	0.235 7
DBODV-Hop	0.134 0

如表 4 所示, DBODV-Hop 定位算法与 DV-Hop 算法相比降低了 59.61%; 与 SSIDV-Hop 算法相比降低了 36.11%; 与 DEIDV-Hop 算法相比降低了 42.03%; 与 PSODV-Hop 算法相比降低了 43.12%。因此, DBODV-Hop 定位算法与以上 4 种定位算法相比有更好的定位精度。

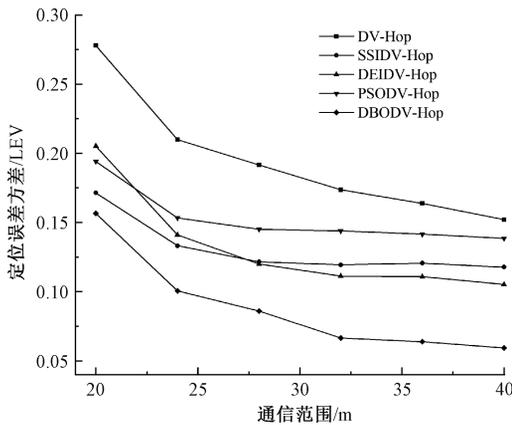


图7 改变通信范围时 LEV 的变化

Fig. 7 Impact of varying the communication range on the LEV

图7显示了不同通信范围下 LEV 的变化情况。由图7可以看出,随着通信范围的增加,LEV 下降,定位算法变得更加稳定。DBODV-Hop 的定位误差方差的平均值为 DV-Hop、SSIDV-Hop、DEIDV-Hop 和 PSODV-Hop 的 45.58%、67.96%、67.14% 和 58.13%。在通信范围变化的情况下,DBODV-Hop 与其他定位算法相比具有更好的稳定性。

3.4 改变节点总数对定位精度的影响

在这组实验中,锚节点总数从 100 个增加到 400 个,锚节点占比 20%,所有节点的通信范围保持在 20 米。仿真结果如图 8、9 和表 5 所示。

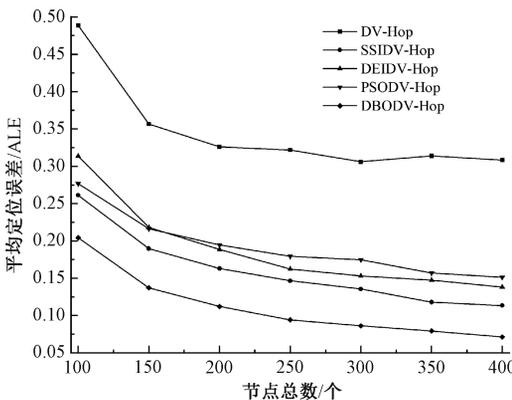


图8 改变节点总数时 ALE 的变化

Fig. 8 Impact of varying the total number of nodes on the ALE

通过图8可以看出,平均定位误差会随着部署节点总数的增加而减少。这是因为随节点总数增加网络连通度提高,未知节点可以获取更多辅助定位的信息。

表5表明,DBODV-Hop 定位算法与 DV-Hop 算法相比平均定位误差降低了 67.59%;与 SSIDV-Hop 算法相比降低了 30.4%;与 DEIDV-Hop 算法相比降低了 40.6%;与 PSODV-Hop 算法相比降低了 41.88%。本文提出的

DBODV-Hop 定位算法与以上 4 种定位算法相比有更好的定位精度。

表5 改变通信范围时 ALE 的平均值
Table 5 The mean of ALE when varying the total number of nodes

定位算法	ALE 的平均值
DV-Hop	0.345 9
SSIDV-Hop	0.161 1
DEIDV-Hop	0.188 7
PSODV-Hop	0.192 9
BDOBV-Hop	0.112 1

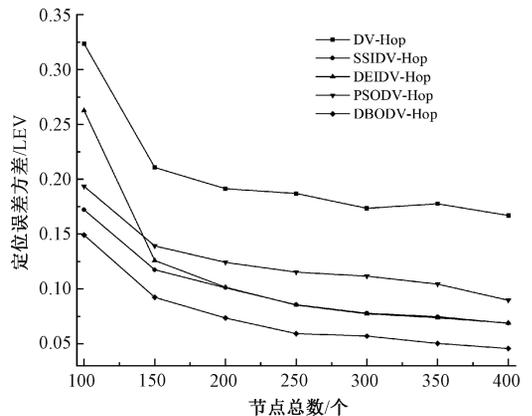


图9 改变节点总数时 LEV 的变化

Fig. 9 Impact of varying the total number of nodes on the LEV

如图9所示,随着节点总数的增加,定位误差方差逐渐降低,定位更加稳定。DBODV-Hop 的定位误差方差的平均值分别是 DV-Hop、SSIDV-Hop、DEIDV-Hop 和 PSODV-Hop 算法的 36.87%、75.6%、66.31% 和 60.06%。DBODV-Hop 在节点总数增加的情况下要比其他几个定位算法更稳定。

4 结论

由于传统 DV-Hop 的定位精度低、定位稳定性差,本文提出了 DBODV-Hop 定位算法。该算法基于 DV-Hop 算法和蚁螂优化算法,利用双通信半径细化节点间跳数,并利用均方差作为代价函数计算未知节点的平均跳距,使用蚁螂优化算法代替原有的三边测量法估计未知节点的位置时,引入误差权重优化适应度函数。仿真表明,在改变锚节点数量、通信范围和部署的传感器节点总数的情况下,本文提出的算法优于许多其他算法,包括 SSIDV-Hop、PSODV-Hop 和 DEIDV-Hop 算法,具有更好的精度、更高的稳定性。但是由于算法对平均跳距进行

了修正,并且使用了需要迭代的蜣螂算法,增加了算法的复杂度,在后期的工作中,将着重研究如何降低算法的复杂度,进一步提高算法精度并降低能耗。

参考文献

- [1] 宋玉琴,刘西川,师少达.基于无线传感器网络的城市智能垃圾监管系统[J].电子测量技术,2019,42(23):1-5.
SONG Y Q, LIU X CH, SHI SH D. Urban intelligent waste supervision system based on WSN[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(23):1-5.
- [2] 刘浩然,覃玉华,邓玉静,等.基于双层修正无迹卡尔曼的水下节点定位算法[J].仪器仪表学报,2020,41(3):142-149.
LIU H R, TAN Y H, DENG Y J, et al. An underwater node localization algorithm based on double layer modified unscented Karman filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3):142-149.
- [3] 王磊,刘晶晶,齐俊艳,等.基于测距修正及改进鲸鱼优化的 DV-HOP 定位算法[J].仪表技术与传感器,2022(2):116-121,126.
WANG L, LIU J J, QI J Y, et al. DV-HOP location algorithm based on ranging modification and improved whale optimization [J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(2):116-121,126.
- [4] WANG H, WAN J, LIU R. A novel ranging method based on RSSI [J]. Energy Procedia, 2011, 12: 230-235.
- [5] 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.
LIU X Y, YOU X F. Improved DV-Hop algorithm combining hop division and bat optimization[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(2):26-32.
- [6] 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.
- [7] 颜慧超,曾子维,王刚.融合跳距修正与麻雀搜索的改进 DV-Hop 算法[J].电子测量技术,2021,44(21):133-138.
YAN H CH, ZENG Z W, WANG G. Improved DV-Hop algorithm combining hop distance correction and sparrow search algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(21):133-138.
- [8] PAL A. Localization algorithms in wireless sensor networks: Current approaches and future challenges[J]. Networks Protocols & Algorithms, 2010, 2(1):45-73.
- [9] 马淑丽,赵建平.多通信半径的无线传感器网络 DV-Hop 定位算法[J].传感技术学报,2016,29(4):593-600.
MA SH L, ZHAO J P. Multi communication ranges DV hop localization algorithm for wireless sensor network [J]. Chinese Journal of Transduction Technology, 2016, 29(4):593-600.
- [10] 邴晓瑛,徐保国.基于多通信半径的加权 DV-Hop 改进算法[J].计算机应用与软件,2016,33(7):125-128,199.
BING X Y, XU B G. Improved DV-Hop algorithm with weighting based on multiple communication radius [J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(7):125-128,199.
- [11] 张悦,梁建国,张浩,等.无线传感器网络质心和 DV-Hop 混合定位算法研究[J].仪表技术与传感器,2021(4):122-126.
ZHANG Y, LIANG J G, ZHANG H, et al. Research on centroid and DV-Hop mixed localization algorithms in wireless sensor network [J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(4):122-126.
- [12] 吴建锋,徐振宇,蒋震.无线传感器网络中改进粒子群优化 DV-Hop 算法的研究[J].传感技术学报,2022,35(6):825-830.
WU J F, XU ZH Y, JIANG ZH. Improved particle swarm optimization DV-Hop algorithm based on heterogeneous wireless sensor networks [J]. Chinese Journal of Transduction Technology, 2022, 35(6):825-830.
- [13] 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.
- [14] ABD EL GHAFOR M G, KAMEL S H, ABOULSEUD Y. Improved DV-Hop based on squirrel search algorithm for localization in wireless sensor networks [J]. Wireless Networks, 2021, 27: 2743-2759.
- [15] 彭铎,杨雅文,高玉蔚,等.基于多通信半径和麻雀搜索的节点定位算法[J].传感技术学报,2021,34(11):1523-1529.
PENG D, YANG Y W, GAO Y W, et al. Node localization algorithm based on multi-communication radius and sparrow search algorithm [J]. Chinese Journal of Transduction Technology, 2021, 34(11):1523-1529.

- [16] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2022: 1-32.
- [17] 余修武, 秦晓坤, 刘永, 等. 基于全局人工鱼群算法优化的 DV-Hop 定位算法[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(4): 228-234.
YU X W, QIN X K, LIU Y, et al. DV-Hop localization algorithm optimized based on global artificial fish swarm algorithm [J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(4): 228-234.
- [18] CHEN X, ZHANG B. Improved DV-Hop node localization algorithm in wireless sensor networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 8(8): 213980.
- [19] 陈伟华, 钱洪云, 闫孝姮, 等. 基于 SST-SCKF 的运动目标超宽带定位算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 221-230.
CHEN H W, QIAN H Y, YAN X H, et al. Research on ultra-wideband location algorithm of moving target based on SST-SCKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 221-230.
- [20] CUI L, XU C, LI G, et al. A high accurate localization algorithm with DV-Hop and differential evolution for wireless sensor network [J]. Applied Soft Computing, 2018, 68: 39-52.

作者简介



潘志远, 2021 年于中国人民公安大学获得学士学位, 现为中国人民公安大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络节点定位与路由技术。

E-mail: pzyzy645421@163.com

Pan Zhiyuan received his B. Sc. degree from the People's Public Security University of China in 2021. Now he is a M. Sc candidate in People's Public Security University of China. His main research interests include wireless sensor network node localization and routing technology.



卜凡亮 (通信作者), 1993 年于成都电子科技大学获得学士学位, 1996 年于西安交通大学获得硕士学位, 2000 年于西安交通大学获博士学位, 现为中国人民公安大学安全防范系教授, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: bufanliang@sina.com

Bu Fanliang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chengdu University of Electronic Science and Technology in 1993, M. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 1996, and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2000, respectively. Now he is a professor in the Department of Security Prevention at People's Public Security University of China. His main research interests include the signal and information processing.