

文章编号: 2095-2163(2022)11-0180-07

中图分类号: TP212.9; TN929.5; TP18

文献标志码: A

基于改进海洋捕食者算法的 WSNs 定位

程忙忙¹, 杨靖^{1,2}

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州省互联网+协同智能制造重点实验室, 贵阳 550025)

摘要: 节点的位置信息是无线传感器网络(WSNs)的关键信息,针对传统的 DV-Hop(distance vector-hop)算法定位精度低的问题,本文引入改进海洋捕食者算法对 DV-Hop 定位算法进行改进,以提高定位精度。首先,针对海洋捕食者算法(marine predator algorithm, MPA)易陷入局部最优、收敛速度慢等缺陷,引入 Tent 混沌映射初始化海洋捕食者算法的种群,引入柯西变异和反向学习对算法迭代更新后的位置进行选择扰动,增加算法解的多样性,通过在 3 个单峰测试函数和 3 个多峰测试函数上仿真对比证明,改进算法有效提高了寻优能力和寻优速度。然后将改进群体智能算法引入 DV-Hop 对其进行改进,提出 MPA-DV-Hop 定位算法。通过在 1 000 m×1 000 m 的矩形区域内采用随机和均匀两种部署方式下的情况下对未知节点进行定位仿真证明,与原 DV-HOP 定位算法相比,MPA-DV-Hop 的定位精度分别提高了 63% 和 83%。本文提出的 MPA-DV-Hop 定位算法有效地降低了定位误差。

关键词: 无线传感器网络; 定位误差; 海洋捕食者算法; DV-Hop; 群体智能算法; 定位精度; Tent 映射; 反向学习

Localization of WSNs based on improved marine predator algorithm

CHENG Mangmang¹, YANG Jing^{1,2}

(1 College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Guizhou Provincial Key Laboratory of Internet and Intelligent Manufacturing, Guiyang 550025, China)

[Abstract] The location information of nodes is the key information of wireless sensor networks (WSNs). For the problem of low localization accuracy of the traditional DV-Hop (distance vector-hop) algorithm, this paper introduces the improved marine predator algorithm to improve the DV-Hop localization algorithm in order to improve the localization accuracy. First, to address the defects of the marine predator algorithm (MPA), such as being easy to fall into local optimum and slow convergence speed, the Tent chaotic mapping is introduced to initialize the population of the marine predator algorithm, and the Cauchy variation and backward learning are introduced to selectively perturb the position of the algorithm after iterative update to increase the diversity of the algorithm solutions. Using three test functions and three multi-peak test functions, the improved algorithm effectively improves the merit-seeking ability and merit-seeking speed. Then the improved population intelligence algorithm is introduced into DV-Hop to realize the improvement, and the MPA-DV-Hop localization algorithm is proposed. In the case of random and uniform deployment of unknown nodes in a rectangular area of 1 000 m×1 000 m, the simulation results show that compared with the original DV-HOP positioning algorithm, the positioning accuracy of MPA-DV-Hop is improved by 63% and 83% respectively. The MPA-DV-Hop positioning algorithm proposed in this paper can effectively reduce the positioning error.

[Key words] wireless sensor networks; positioning error; marine predator algorithm; DV-Hop; swarm intelligence algorithm; localization accuracy; Tent; reverse learning

0 引言

DV-Hop 作为一种无测距定位算法,由于算法简单、覆盖率高、可行性好,将节点之间的估计距离转换为跳数值和每跳平均距离的乘积^[1-3],已成为一种经济、且至关重要的定位算法。算法包括 3 个步骤:

(1) 利用广播使网络中的所有节点获得其到锚节点的最小跳数。

(2) 计算所有锚节点每一跳的平均距离,并通过将每跳的平均距离与最小跳数值相乘来获得估计距离。

(3) 利用与未知节点距离最近的 3 个及以上的锚节点和彼此间的估计距离,使用最小二乘法来计算未知节点的位置,但最小二乘法容易陷入局部最优。

然而,对于某些应用场景,DV-hop 定位法的定位精度不够精确,改善其定位精度是研究的关键问题。Singh 等人^[4]应用了一种改进的定位算法,使用粒子

基金项目: 贵州省科技基金(黔科合基础[2020]1Y266); 贵州省教育厅创新群体(黔教合 KY 字[2021]012)。

作者简介: 程忙忙(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向:群体智能算法、无线传感器网络定位; 杨靖(1973-),男,博士,教授,硕士生导师,贵州大学电气工程学院自动化系主任、贵州省自动化协会副秘书长、贵州省优秀青年人才、贵州大学学术骨干,主要研究方向:自动化技术及其应用、物联网技术及其应用、信息技术、控制理论及其应用。

收稿日期: 2022-03-30

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

群优化算法来优化结果。Gumida 等人^[5]提出了一种基于混合混沌策略的改进定位算法。Harikrishnan 等人^[6]使用差分进化算法来最小化无线传感器网络中的定位误差。文献^[7]提出一种改进的人工免疫算法 (AIA) 优化 DV-Hop 未知节点坐标。Cui 等人^[8]通过相邻节点之间的公共单跳节点的值改进了跳数的值, 并将离散的跳数值转换成更精确的连续值。

本文中提出了一种基于改进海洋捕食者算法^[9-10] (MPA) 的 DV-Hop 定位算法。利用改进的海洋捕食者算法较好的寻优能力, 替代 DV-Hop 算法中的最大似然估计法, 在不增加网络通讯量和硬件的情况下有效降低节点定位误差, 对此流程可重点表述为: 首先, 通过泛洪的方式, 获得节点间通讯的最小跳数; 其次, 通过锚点之间的距离, 计算出平均每跳的估计距离, 进而计算出未知节点到锚点之间的估计距离; 最后, 构建目标函数, 利用改进海洋捕食者算法来搜索出节点的位置。

1 MPA 算法改进及性能分析

1.1 海洋捕食者算法

海洋捕食者算法 (MPA) 是一种元启发式算法, 其灵感来自于海洋捕食者广泛的觅食策略, 即 Levy 和 Brown 运动, 以及捕食者和猎物之间生物相互作用的最优相遇率策略^[11]。与大多数元启发法类似, MPA 是一种基于群体的方法, 其算法步骤如下。

(1) 初始化: 首先初始化算法种群 X 。对此可表示为:

$$X = rand \cdot (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (1)$$

其中, X_{\max} 和 X_{\min} 分别表示搜索区域的上、下边界, $rand$ 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 迭代优化: 考虑猎物与捕食者不同的速度比, 同时模拟捕食者和被捕食者的整个生命, MPA 优化过程分为 3 个主要阶段, 对此拟做研究分述如下。

① 阶段 1: 在高速比下, 猎物比捕食者移动得快。由于猎物比捕食者移动得快, 捕食者的最佳运动策略是 Brown 运动, 因此当 $Iter < \frac{1}{3}Max_Iter$ 时

(这里的 $Iter$ 表示当前迭代次数, Max_Iter 表示最大迭代次数), 研究给出的运动数学模型如下;

$$\overrightarrow{stepsizes}_i = \overrightarrow{R}_B \otimes (\overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{R}_B \otimes \overrightarrow{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, n$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \begin{cases} \overrightarrow{Prey}_i + CF [\overrightarrow{X}_{\min} + \overrightarrow{R} \otimes (\overrightarrow{X}_{\max} - \overrightarrow{X}_{\min})] \otimes \overrightarrow{U} & \text{if } r \leq FADs \\ \overrightarrow{Prey}_i + [FADs(1 - r) + r] (\overrightarrow{Prey}_{r1} - \overrightarrow{Prey}_{r2}) & \text{if } r > FADs \end{cases} \quad (6)$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Prey}_i + P \cdot \overrightarrow{R} \otimes \overrightarrow{stepsizes}_i \quad (2)$$

其中, R_B 是一个基于非正态分布的随机数向量, 代表 Brown 运动; “ \otimes ” 表示逐级乘法, R_B 与猎物的乘积模拟了猎物的运动; P 是一个常数, $P = 0.5$; R 是 $[0, 1]$ 中的均匀随机数向量。

② 阶段 2: 在单位速度比中, 捕食者和猎物以几乎相同的速度移动。由于捕食者和猎物以相同的速度移动, 捕食者的运动策略是 Brown 与 Levy 策略。因此, 在这个阶段一半的种群在做 Brown 运动, 一半的种群在做 Levy 运动。故当 $\frac{1}{3}Max_Iter < Iter < \frac{2}{3}Max_Iter$ 时, 对于前一半的群体来说, 建立数学模型如下:

$$\overrightarrow{stepsizes}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, \frac{n}{2}$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Prey}_i + P \cdot \overrightarrow{R} \otimes \overrightarrow{stepsizes}_i \quad (3)$$

其中, R_L 是一个基于 Levy 分布的随机数向量, 代表 Levy 运动。 R_L 与 $Prey$ 的乘积模拟 Levy 方式下的动物运动, 并添加步长到猎物的位置模拟猎物的运动。对于种群的后一半, 推得的数学公式可写为:

$$\overrightarrow{stepsizes}_i = \overrightarrow{R}_B \otimes (\overrightarrow{R}_B \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i) \quad i = \frac{n}{2}, \dots, n$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P \cdot CF \otimes \overrightarrow{stepsizes}_i \quad (4)$$

其中, CF 表示控制捕食者移动步长的自适应参数。 R_B 和 $Elite$ 的乘积模拟了布朗运动中捕食者的运动, 而猎物则根据布朗运动中捕食者的运动来更新自己的位置。

③ 阶段 3: 在低速比中, 捕食者比猎物移动得快。因为捕食者移动比猎物快, 捕食者的最佳策略为 Levy。

因此当 $Iter > \frac{2}{3}Max_Iter$ 时, 建立数学模型为:

$$\overrightarrow{stepsizes}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, n$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P \cdot CF \otimes \overrightarrow{stepsizes}_i \quad (5)$$

其中, R_L 和 $Elite$ 的乘法模拟了 Levy 策略中捕食者的移动, 在 $Elite$ 位置中加入步长模拟了捕食者的移动, 帮助更新猎物的位置。

通过 3 个阶段的优化, 捕食者得到了最佳的位置。海洋中还有许多不可控因素干扰捕食者的运动, 例如人工投放的装置、涡流等, 因此还要考虑这些因素的影响, 故建立数学模型如下:

其中, $FADs = 0.2$ 是 $FADs$ 对优化过程的影响概率; U 是包含 0 和 1 的二进制向量, 是通过在 $[0, 1]$ 中生成一个随机向量来构造的, 如果数组小于 0.2, 则将其数组更改为 0, 如果数组大于 0.2, 则将其数组更改为 1; r 是 $[0, 1]$ 中的均匀随机数; X_{\min} 和 X_{\max} 是包含维数上界和下界的向量; $r1$ 和 $r2$ 表示猎物矩阵的随机指标。

1.2 改进海洋捕食者算法 (IMPA)

(1) 原 MPA 算法采用的是随机方式生成算法初始种群, $rand$ 函数是一种伪混沌的随机方式, 产生的初始种群多样性低, 因此引入 Tent 混沌映射^[11] 初始化算法初始种群, 提高算法的多样性。Tent 混沌映射的数学公式见如下:

$$\begin{cases} Prey(i, j) = Prey(i, j) + cauchy \cdot Prey(i, j) & \text{if } rand > 0.5 \\ Prey(i, j) = X_{\min} + X_{\max} - Prey(i, j) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

1.3 算法仿真分析

为体现出改进算法的性能, 在 23 个测试函数中分别选择了 3 个 50 维单峰函数和 3 个 50 维多峰函数进行仿真。3 个单峰函数分别是: F_1 (Sphere)、 F_2 (Schwefel)、 F_6 (Quartic) 测试函数, 3 个多峰函数分

$$z_{n+1} = \begin{cases} z_n & z_n < 0.7 \\ 0.7 & \\ 1 - z_n & \text{otherwise} \\ 0.3 & \end{cases} \quad (7)$$

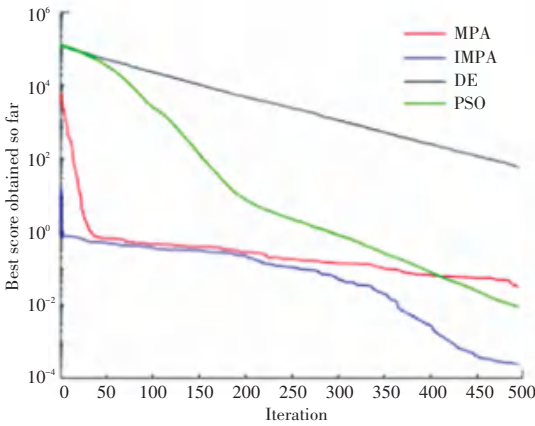
其中, Tent 映射的混沌区间为 $(0, 1)$ 。

Tent 混沌映射初始化种群如式(8)所示:

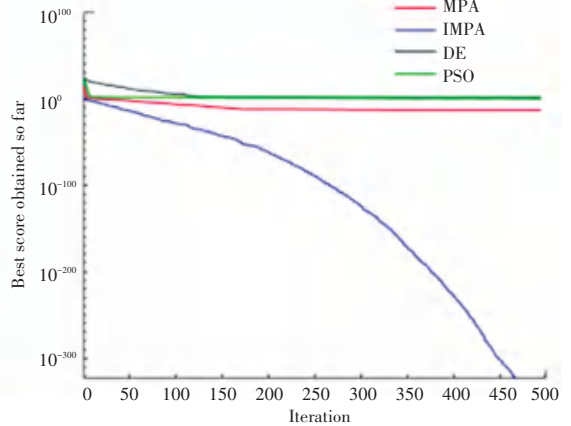
$$X = X_{\min} + Tent \times (X_{\max} - X_{\min}) \quad (8)$$

(2) 引入柯西变异^[12] 和反向学习策略^[13] 对算法更新后位置进行随机扰动, 当随机数 $rand > 0.5$ 时, 用柯西变异进行扰动, 否则采用反向学习策略扰动个体位置, 这样可以产生更多的解, 有效地提高算法的多样性。数学公式具体如下:

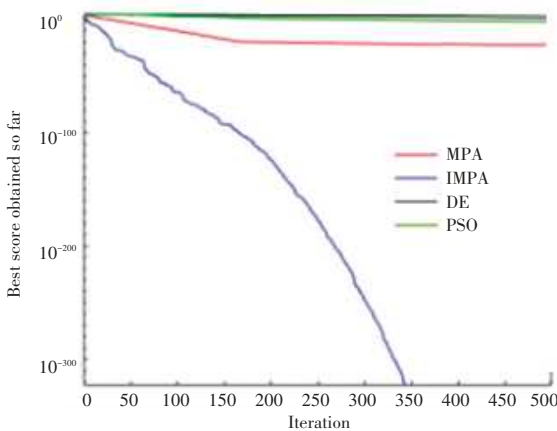
别是 F_9 (Sum Square)、 F_{10} (Rosenbrock)、 F_{11} (Zakharov) 测试函数。并与原 MPA、差分进化算法 (DE) 和粒子群优化算法^[14] (PSO) 做了对比, 结果如图 1 所示。



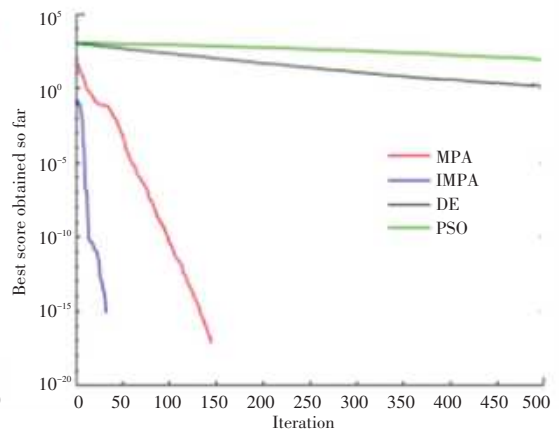
(a) F_1



(b) F_2



(c) F_6



(d) F_9

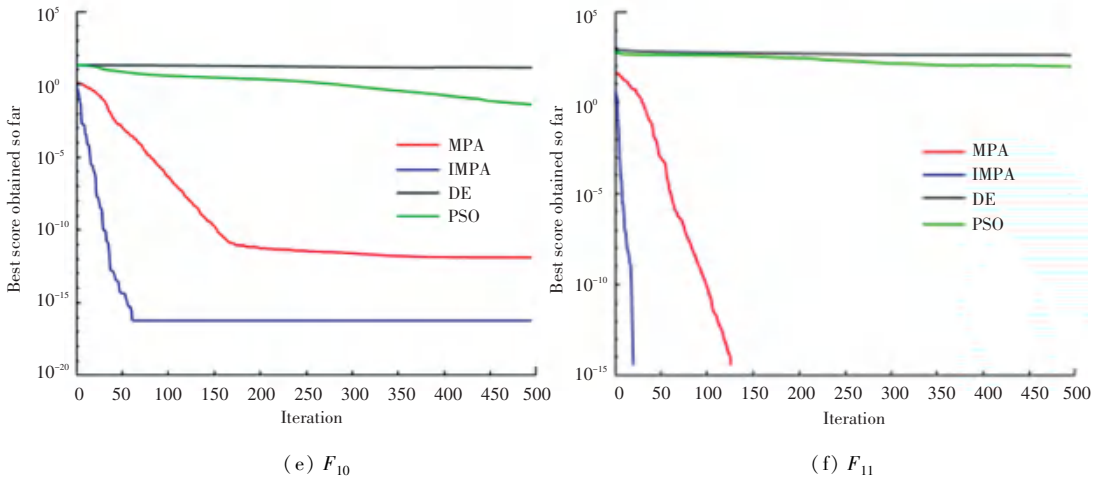


图 1 改进算法与其他算法寻优效果对比

Fig. 1 Comparison of the optimization effect between the improved algorithm and other algorithms

由图 1 可以看出,无论是在单峰测试函数、还是多峰测试函数上,改进算法的寻优速度和寻优能力均高于原算法、差分进化算法和粒子群优化算法,说明了本文改进算法的优越性。

2 基于 IMPA-DV-Hop 的定位算法

IMPA 算法拥有很好的优化性能,因此将 IMPA 引入 DV-Hop 定位算法中,取代原始算法中最大似然估计部分,得到 IMPA-DV-Hop 定位算法。算法步骤如下。

步骤 1 泛洪。通过泛洪过程得到节点间的最小跳数,尤其是未知节点到锚节点的最小跳数和锚节点间的最小跳数,为下一步计算做准备。

步骤 2 通过锚点之间的距离计算出平均每跳的距离,并利用最小跳数计算未知节点 u 到锚节点 i 的估计距离 $d_{u,i}$ 。

步骤 3 利用 IMPA 来寻找适应度函数的最优解,即:

$$f(x_u) = \sum_{i=1}^m \sqrt{(x_u - x_i)^2 + (y_u - y_i)^2} - d_{u,i} \quad (10)$$

其中, (x_u, y_u) 表示第 u 个未知节点的估计位置; (x_i, y_i) 表示第 i 个锚节点的坐标; $d_{u,j}$ 表示未知节点 u 与锚节点 j 之间的估计距离; m 表示锚节点的数量。

至此,运算得到所有未知节点的估计位置。

3 仿真结果及分析

在 $1\,000 \times 1\,000 \text{ m}^2$ 的区域内,随机部署和均匀部署 1 000 个节点,其中锚节点 200 个,未知节点 800

个。分别利用原始 DV-Hop 算法、基于粒子群的 DV-Hop 算法 (PSODV-Hop) 以及本文提出的 IMPA-DV-Hop 算法进行节点定位并进行对比,群体智能算法的参数设置见表 1。

表 1 参数设置

Tab. 1 Parameters settings

参数	IMPA-DV-Hop	PSODV-Hop
种群数量	30	30
最大迭代次数	100	100
学习因子 c_1, c_2	—	1.5
惯性权重	—	0.8
FADs	0.2	—
普通通讯半径/m	100	100
锚节点通讯半径/m	100	100

节点分布如图 2 所示。图 2 中,蓝色圆圈为未知节点,红色“*”为锚节点的位置。分别采用原始的 DV-Hop 算法、基于粒子群的 DV-Hop 算法 (PSODV-Hop) 以及 MPA-DV-Hop 算法对未知节点进行定位,得到定位误差图如图 3 所示。

图 3 中,蓝色短线表示未知节点的估计位置到真实未知的连线,连线越短,定位误差越小,精度越高。

图 3 (a) ~ (c) 表示随机部署情况下分别采用 DV-Hop、PSODV-Hop 和 MPA-DV-Hop 定位算法进行定位的定位误差图,图 3 (d) ~ (f) 表示均匀部署情况下分别采用 DV-Hop、PSODV-Hop 和 MPA-DV-Hop 定位算法进行定位的定位误差图。通过对

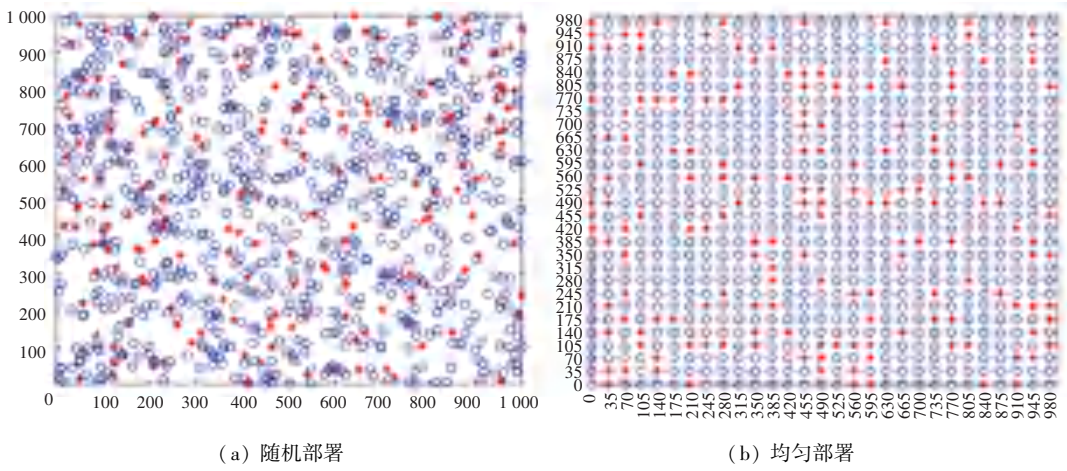
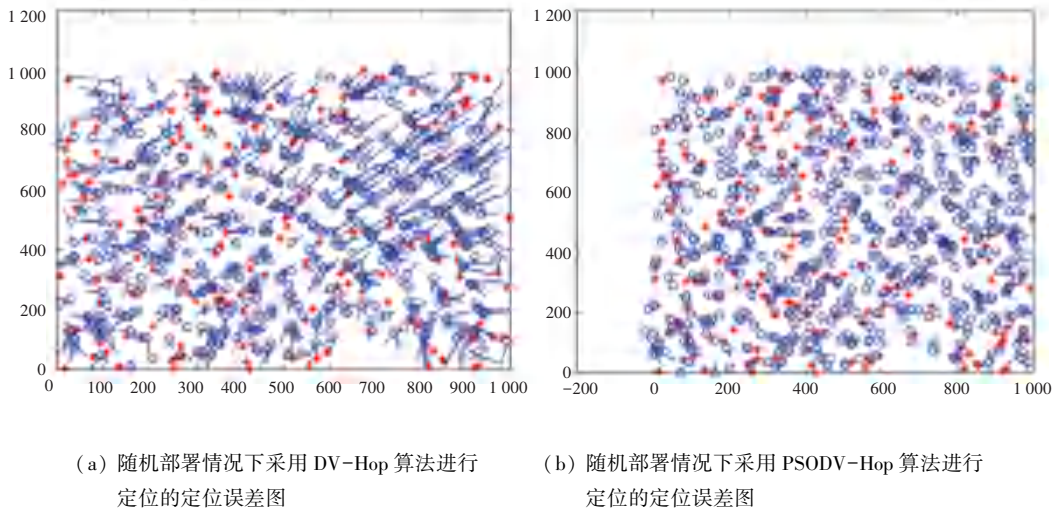


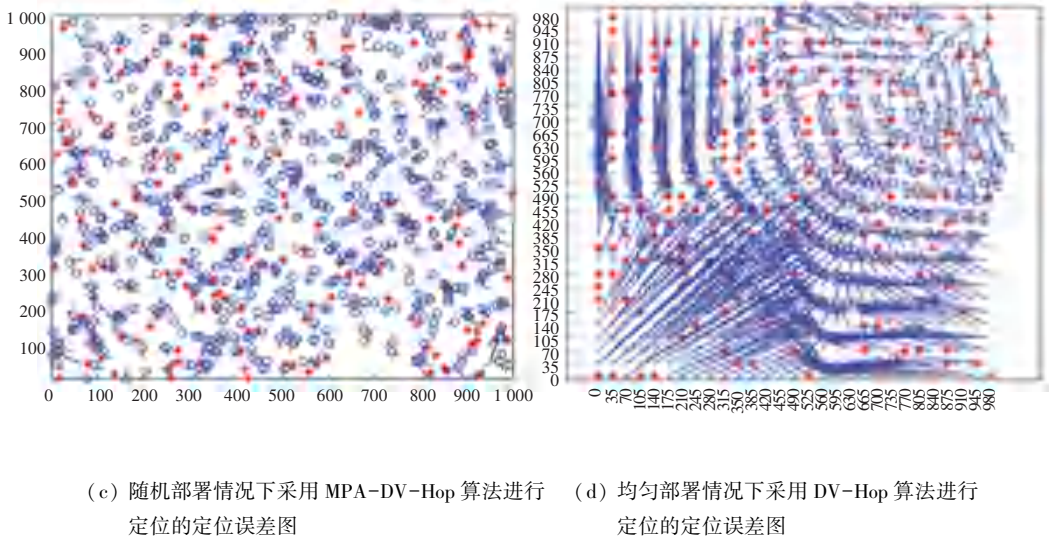
图 2 节点分布图

Fig. 2 Distribution map of nodes



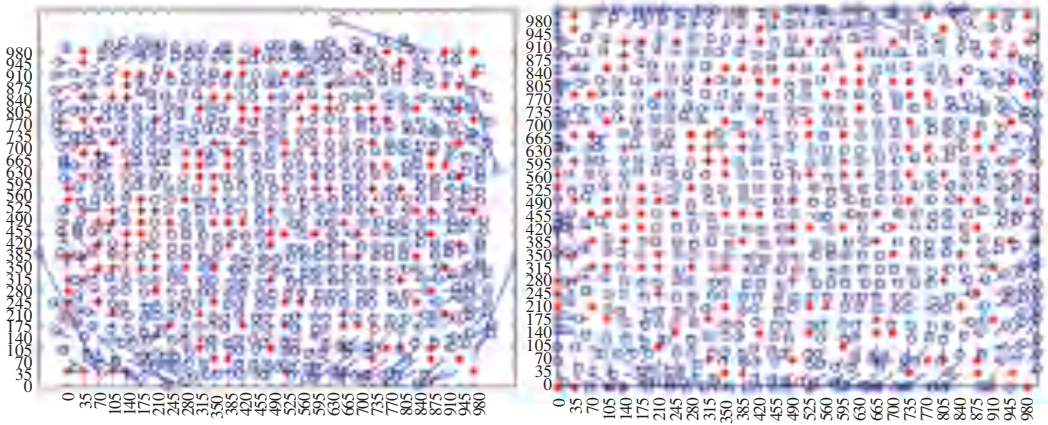
(a) 随机部署情况下采用 DV-Hop 算法进行定位的定位误差图

(b) 随机部署情况下采用 PSODV-Hop 算法进行定位的定位误差图



(c) 随机部署情况下采用 MPA-DV-Hop 算法进行定位的定位误差图

(d) 均匀部署情况下采用 DV-Hop 算法进行定位的定位误差图



(e) 均匀部署情况下采用 PSODV-Hop 算法进行定位的定位误差图

(f) 均匀部署情况下采用 MPA-DV-Hop 算法进行定位的定位误差图

图 3 定位误差图

Fig. 1 Distribution map of positioning error

比,可以直观地看到 DV-Hop 算法的定位误差最大,PSODV-Hop 将未知节点估计到了搜索区域外,效果也比较差,MPA-DV-Hop 的定位效果最好。为了克服偶然因素的影响,对每个算法运行 30 次,求定位误差的平均值见表 2。

表 2 定位误差对比表

Tab. 2 Comparison of positioning error table

算法	随机部署	均匀部署
DV-Hop	0.418 1	0.931
PSODV-Hop	0.155 4	0.198
MPA-DV-Hop	0.143 8	0.158

从表 2 可以得出,本文所提出的算法定位值是最小的,远小于 DV-hop 算法,随机部署情况下,定位误差相对于 DV-Hop 算法减小了 63%,相对于 PSODV-Hop 定位误差减小了 7%;均匀部署情况下,定位误差相对 DV-Hop 算法减小了约 83%,相对 PSODV-Hop 减小了 20%。因此,本文提出的定位算法有效地提高了定位精度。

4 结束语

首先,本文对海洋捕食者算法进行了改进,引入 Tent 混沌映射初始化算法的种群,并运用柯西变异和反向学习对算法更新后的位置进行扰动,通过 3 个单峰测试函数和 3 个多峰测试函数仿真对比证明,有效地提高了算法的寻优能力和寻优速度。然后,本文提出了 IMPA-DV-Hop 定位算法,将其用到了无线传感器网络节点定位中,在 2 种不同部署方式下进行了仿真,并将其与 DV-Hop、PSODV-Hop

算法进行了对比。仿真结果表明,提出的算法有效地提高了定位精度,相对于 DV-Hop 定位算法,定位误差得到了明显的提升。但所改进的算法没有在其它函数集上进行测试比较,提出的定位算法只在矩形部署环境中进行了验证,下一步把该算法推广到更多的场景中。

参考文献

- [1] ZHAO Wei, SU Shoubao, SHAO Fei. Improved DV-Hop algorithm using locally weighted linear regression in anisotropic wireless sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2018, 98(4): 3335-3353.
- [2] WAN Xinwang, CHEN Zhongqian, SHEN Lixiang, et al. Comment on improved DV-Hop algorithm using locally weighted linear regression in anisotropic wireless sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 114(2): 1449-1451.
- [3] 李强,黄霞,申东,等. 基于 DV-Hop 测距修正的动态调参差分进化定位算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(06): 347-354.
- [4] SINGH S, SHARMA S. Critical analysis of distributed localization algorithms in wireless sensor networks[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2016, 6(4): 72-83.
- [5] GUMIDA B F, LUO Juan. A hybrid particle swarm optimization with a variable neighborhood search for the localization enhancement in wireless sensor networks[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(10): 3539-3557.
- [6] HARIKRISHNAN R, KUMAR J S V, PONALAR S P. Differential evolution approach for localization in wireless sensor networks[C]//2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (IEEE ICCIC). Coimbatore, India:IEEE, 2014: 1058-1061.
- [7] 庞敏,封志宏,白文轩. 改进人工免疫算法优化的 DV-Hop 节点定位算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020, 18(06): 1133-1140.