

文章编号:1007-5321(2020)05-0125-05

DOI:10.13190/j.jbupt.2019-192

# 基于映射曲线的自适应莱维鲸鱼无线定位算法

余修武<sup>1,2</sup>, 李莹<sup>1</sup>, 刘永<sup>1,2</sup>, 肖人榕<sup>1</sup>, 余昊<sup>1</sup>

(1. 南华大学 资源环境与安全工程学院, 衡阳 421001; 2. 湖南省铀尾矿库退役治理工程技术研究中心, 衡阳 421001)

**摘要:** 针对多维定标(MDS-MAP)算法计算效率低且定位精度不高的问题,提出了一种基于映射曲线的自适应莱维鲸鱼无线定位(AWL-MC)算法. 采用映射曲线距离分析方法对待定位节点进行粗略相对定位,以提高节点的计算效率;再通过线性变换将相对坐标转换成绝对坐标;最后采用自适应莱维飞行鲸鱼优化算法对待定位节点坐标进行全局和局部搜索寻优处理,避免产生局部最优解,提高了定位精度. 仿真结果表明,AWL-MC算法相比MDS-MAP算法的定位精度改进率为66.42%,计算效率提高了52.57%,相比多维定标扩展卡尔曼滤波的定位精度改进率为57.80%,计算效率提高了66.01%.

**关键词:** 无线传感器网络; 定位算法; 映射曲线; 莱维飞行鲸鱼算法

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

## Wireless Localization Algorithm of Adaptive Levy Whale Based on Mapping Curve

YU Xiu-wu<sup>1,2</sup>, LI Ying<sup>1</sup>, LIU Yong<sup>1,2</sup>, XIAO Ren-rong<sup>1</sup>, YU Hao<sup>1</sup>

(1. School of Resource & Environment and Safety Engineering, University of South China, Hengyang 421001, China;

2. Hunan Province Engineering Research Center of Radioactive Control Technology in Uranium Mining and Metallurgy, Hengyang 421001, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low calculation efficiency and low positioning accuracy of the multi-dimensional scaling map (MDS-MAP) algorithm, a wireless localization algorithm of adaptive Levy whale based on mapping curve (AWL-MC) is proposed. The mapping curve distance analysis method is used to make rough relative positioning of the localization nodes, so as to improve the calculation efficiency of nodes. Then the relative coordinates are converted into absolute coordinates by linear transformation. Finally, the adaptive Levy flight whale optimization algorithm is adopted to perform global and local search optimization processing for the coordinates of positioning nodes, so as to avoid local optimal solution and improve positioning accuracy. Simulations show that compared with MDS-MAP, AWL-MC algorithm has a 66.42% improvement rate in positioning accuracy and a 52.57% improvement in calculation efficiency. Compared with the multidimensional scaling extended Kalman filter, AWL-MC algorithm has a 57.80% improvement rate in positioning accuracy and a 66.01% improvement in calculation efficiency.

**Key words:** wireless sensor network; localization algorithm; mapping curve; Levy flight whale algorithm

收稿日期: 2019-09-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(11875164); 湖南省重点研发计划项目(2018SK2055)

作者简介: 余修武(1976—), 男, 教授, 硕士生导师.

通信作者: 李莹(1996—), 女, 硕士生, E-mail: 614151536@qq.com.

无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) [1-2] 的节点位置信息至关重要, 目前研究的节点定位算法主要有距离相关和距离无关 2 种. 多维定标 (MDS-MAP, multidimensional scaling map) 算法在 2 种情况下均可运行, 该算法的特点是所需锚节点较少, 定位精度高于一般算法, 但其使用节点间的最短路径作为真实距离计算节点位置, 造成定位精度不高 [3-4]. 对此, 方等 [5-6] 采用了扩展卡尔曼滤波 (EKF, extended Kalman filter) 方法对 MDS-MAP 的定位坐标之间的非线性关系进行求精, 但在实际测试中, 多数坐标值不符合正态分布, 且容易产生传感器累积误差, 对后期定位精度的提高效果不理想; Li 等 [7] 利用非线性映射曲元分析 (CCA, curvilinear component analysis) 对多维定标所估计的坐标进行迭代降维求精, 算法运行计算效率有所改善, 但其未使用任何优化步骤且使用欧氏距离代替真实距离, 定位精度的提高不太明显; 龙等 [8-10] 利用鲸鱼优化算法 (WOA, whale optimization algorithm) 对全局最优优化问题求解, 优势在于调节参数简单, 运算速度较快, 但收敛速度和跳出局部最优能力不强.

针对上述定位算法中定位精度不高或定位精度较高但运行计算效率偏低等问题, 提出基于映射曲线的自适应莱维鲸鱼无线定位算法 (AWL-MC, wireless localization algorithm of adaptive Levy whale based on mapping curve). 采用非线性映射曲线距离分析 (CDA, curvilinear distance analysis) 对待定位节点进行粗略地相对坐标定位, 以提高节点计算效率; 再通过线性变换将相对坐标转换成绝对坐标; 最后采用自适应莱维飞行优化鲸鱼算法进行全局和局部搜索寻优处理, 以提高节点的定位精度.

## 1 AWL-MC 定位算法基本思想

### 1.1 映射曲线相对定位

CDA 针对  $r$  跳子图进行定位求解, 产生子图相对坐标, 以多轮迭代的方式逐步最优化输出结果. 多目标网络定位的数学模型为: 给定  $n$  个节点的距离矩阵, 找到所有点的坐标, 满足

$$\min \sum_{i,j} (d_{ij} - p_{ij})^2, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中:  $d_{ij}$  为可测或已知的节点  $i$  和节点  $j$  的距离,  $p_{ij}$  为根据定位结果求得的节点  $i$  和节点  $j$  的距离.

CDA 是在 CCA [11] 的基础上发展而来的, CDA 的本质是维持非线性映射过程拓扑, 即对任意向量

$\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$ , 调整相应的输出  $\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j$ , 使输入向量  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  之间的距离与输出向量  $\mathbf{y}_i$  和  $\mathbf{y}_j$  之间的距离相匹配, 由于非线性映射过程会将数据降维以展开高维数据内部结构, 导致输入向量  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  之间的距离与输出向量  $\mathbf{y}_i$  和  $\mathbf{y}_j$  之间的距离很难一一匹配. 为此, 引入加权因子  $F[d_{ij}, \tau(t)]$ , 得到 CDA 代价函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} (\delta_{ij} - d_{ij})^2 F[d_{ij}, \tau(t)] \quad (2)$$

$$F[d_{ij}, \tau(t)] = e^{-\frac{d_{ij}}{\tau(t)}} \quad (3)$$

$$\tau(t) = \tau(0) \left[ \frac{\tau(c)}{\tau(0)} \right]^{\frac{t}{c-1}} \quad (4)$$

其中:  $\delta_{ij}$  为输入空间中节点  $i$  和节点  $j$  的曲线距离;  $d_{ij}$  为目标降维后子空间中节点  $i$  和节点  $j$  的欧氏距离;  $F[d_{ij}, \tau(t)]$  为随时间递减的有界权值函数, 如式 (3) 所示, 可维持局部拓扑结构;  $\tau(t)$  为随时间变化的函数, 如式 (4) 所示, 其中  $c$  为总的计算轮数, 也称为训练时长,  $\tau(c) = 0.01$ ,  $\tau(0) = \max\{S_1, S_2, \dots, S_n\} \times 3$ ,  $S_i$  为距离矩阵第  $i$  列的标准差.

在求解过程中, 以多轮迭代的方式逐步最优化输出结果, 在每轮的优化过程中, 代价函数  $E$  的更新规则为: 设定节点  $i$  的坐标不变, 更新其他节点  $j$  的坐标, 可通过随机梯度下降法求得. 输出向量的梯度为

$$\Delta y_j = \beta(t) F[d_{ij}, \tau(t)] (\delta_{ij} - d_{ij}) \frac{y_j - y_i}{d_{ij}}, \quad \forall j \neq i \quad (5)$$

$$\beta(t) = \beta(0) \left[ \frac{\beta(c)}{\beta(0)} \right]^{\frac{t}{c-1}} \quad (6)$$

$$\beta(c) = \frac{\beta(0)}{100} \quad (7)$$

其中:  $\beta(t)$  为  $t$  的递减函数, 随轮次递减, 如式 (6) 和式 (7) 所示,  $\beta(0) = 0.5$ . 如此进行更新规则地选择可避免每轮  $n(n-1)$  次计算, 因此, 算法每轮的计算复杂度为  $O(n)$ .

CDA 通过两步来完成待定位点估计值的求解:

① 对输入数据矩阵的前两列求均值, 并以该列标准差对均值进行高斯加噪声作为输出向量  $\mathbf{y}$  的初始估计值; ② 在每轮计算中, 选择节点  $i (i \neq j)$  的新坐标值为

$$y_j(t+1) = y_j(t) + \beta(t) F[d_{ij}, \tau(t)] \left( \frac{\delta_{ij}}{d_{ij}} - 1 \right) (y_j - y_i) \quad (8)$$

CDA 定位与 MDS-MAP 类似, 针对  $r$  跳子图进

行求解,产生子图相对坐标. MDS-MAP 采用集中式运算,其时间复杂度为  $O(n^4)$ . CDA 定位在求解过程中,由于每轮设定了其中一点  $i$  的位置不变,所以具有  $O(l^2)$  的时间复杂度( $l$  为节点  $i$  的平均邻居数),CDA 全局相对坐标的计算复杂度为  $O(l^2n)$ .

## 1.2 线性变换绝对定位

CDA 相对定位会将三维网络映射到二维平面,利用线性变换将相对坐标转换成绝对坐标. 设  $(\hat{x}_j^\theta, \hat{y}_j^\theta)$  为锚节点相对坐标,  $(x_j^b, y_j^b)$  为锚节点绝对坐标,  $j = 1, 2, \dots, k$ ,  $k$  为锚节点数量;  $(\hat{x}_i^\theta, \hat{y}_i^\theta)$  为待定位节点相对坐标,  $(x_i^b, y_i^b)$  为待定位节点绝对坐标,  $i = k + 1, k + 2, \dots, n$ , 线性变换公式为

$$\begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ b_3 & b_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_i^\theta \\ \hat{y}_i^\theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i^b \\ y_i^b \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过式(10)可以得到参数向量  $\mathbf{x}$ .

$$\begin{aligned} \mathbf{R}\mathbf{x} &= \mathbf{g} \\ \mathbf{x} &= [b_1 \quad b_2 \quad g_1 \quad b_3 \quad b_4 \quad g_2]^T \\ \mathbf{g} &= [x_1^b \quad y_1^b \quad \dots \quad x_k^b \quad y_k^b]^T \\ \mathbf{R} &= \left\{ \begin{array}{cc} \begin{bmatrix} \hat{x}_1^\theta & \hat{y}_1^\theta & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{x}_1^\theta & \hat{y}_1^\theta & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hat{x}_k^\theta & \hat{y}_k^\theta & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{x}_k^\theta & \hat{y}_k^\theta & 1 \end{bmatrix} & \end{array} \right\} \quad (11) \end{aligned}$$

其中:  $\mathbf{R}$  为锚节点相对坐标构造的矩阵,  $\mathbf{g}$  为锚节点绝对坐标构造的向量. 利用最小二乘法得到参数向量  $\mathbf{x}$ , 代入式(9), 便可得到节点绝对坐标  $(x_i^b, y_i^b)$ .

## 1.3 自适应莱维鲸鱼优化定位

采用自适应莱维飞行优化鲸鱼算法来优化节点定位,通过全局搜索来寻找最优解,具有调节参数简单、运算速度快、定位精度高等优点<sup>[12]</sup>.

AWL-MC 将鲸鱼寻找猎物看作定位坐标寻优. 假设鲸鱼种群大小为  $N$ , 捕食空间为  $w$  维; 第  $i$  只鲸鱼在第  $w$  维空间中的位置为  $\mathbf{X}_i = (X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^w)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ; 其数学模型包括猎物包围、发泡网攻击、猎物搜索.

1) 猎物包围. 假设当前群体中的猎物为最优位置, 群体中其他鲸鱼将最优个体包围, 利用式(12)更新位置, 有

$$\mathbf{X}(T+1) = \mathbf{X}_L(T) - A |C\mathbf{X}_L(T) - \mathbf{X}(T)| \quad (12)$$

其中:  $T$  为当前的迭代次数,  $\mathbf{X}_L = (X_L^1, X_L^2, \dots, X_L^w)$  为

猎物位置,  $\mathbf{X}(T)$  为当前鲸鱼的坐标向量,  $\mathbf{X}(T+1)$  为  $T+1$  次迭代后的目标坐标向量,  $\mathbf{X}_L(T)$  为目前为止最优的位置向量,  $A |C\mathbf{X}_L(T) - \mathbf{X}(T)|$  为包围步长,  $A$  和  $C$  为系数, 定义为

$$A = 2\alpha q_1 - \alpha \quad (13)$$

$$C = 2q_2 \quad (14)$$

其中:  $q_1$  和  $q_2$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $\alpha$  为收敛因子, 定义为

$$\alpha = 2 - \frac{2T}{T_{\max}} \quad (15)$$

其中  $T_{\max}$  为最大迭代次数.

随着迭代次数的增加, WOA 易陷入局部最优. 在此采用自适应步长莱维飞行进行改进, 可根据不同阶段的搜索结果, 自适应调整步长的大小, 以扩大搜索范围, 跳出局部最优, 将式(13)替换为

$$A' = 2\alpha' \text{Levy}(\lambda) - \alpha' \quad (16)$$

其中  $\text{Levy}(\lambda)$  为莱维随机搜索路径. 为计算方便, 降低运算开销, 采用式(17)产生  $\text{Levy}$  随机数,  $\lambda = 1.5$ .

$$\text{Levy}(\lambda) = \frac{\phi u}{|\gamma|^{\frac{1}{\lambda}}} \quad (17)$$

$$u \sim N(0, \sigma_u^2), \gamma \sim N(0, \sigma_\gamma^2) \quad (18)$$

$$\phi = \left\{ \frac{\Gamma(1+\lambda) \sin\left(\pi \frac{\lambda}{2}\right)}{\Gamma\left[\left(\frac{1+\lambda}{2}\right) \lambda 2^{\frac{\lambda-1}{2}}\right]} \right\}^{\frac{1}{\lambda}} \quad (19)$$

由于 WOA 中系数  $A$  线性收敛, 易陷入局部最优. 为使算法跳出局部最优解, 将式(15)替换为式(20),  $\alpha'$  在迭代初期缓慢下降, 后期呈指数形势迅速下降, 可跳出局部最优进行全局搜索.

$$\alpha' = 2e^{0.15 \left[ -\ln\left(\frac{10T}{T_{\max}}\right) \right]^4} \quad (20)$$

因此, 改进后的猎物包围为

$$\mathbf{X}(T+1) = \mathbf{X}_L(T) - A' |C\mathbf{X}_L(T) - \mathbf{X}(T)| \quad (21)$$

2) 发泡网攻击. 模拟鲸鱼螺旋式运动以捕获猎物, 可通过式(22)实现.

$$\mathbf{X}(T+1) = \mathbf{X}_L(T) + |\mathbf{X}_L(T) - \mathbf{X}(T)| e^{hz} \cos(2\pi z) \quad (22)$$

其中:  $h$  为对数螺旋形状的限定常数, 默认为 1;  $z$  为  $[-1, 1]$  的随机数.

3) 猎物搜索. 鲸鱼也可根据彼此的位置随机寻找食物, 其数学模型为

$$\mathbf{X}(T+1) = \mathbf{X}_r(T) - A' |C\mathbf{X}_r(T) - \mathbf{X}(T)| \quad (23)$$

其中  $\mathbf{X}_r$  为随机鲸鱼的位置向量.

CDA 定位会将三维网络映射到二维平面,自适应莱维飞行优化鲸鱼定位算法的适应度函数为

$$f = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |\sqrt{(x^b - x_j^b)^2 + (y^b - y_j^b)^2} - d_j| \quad (24)$$

优化目标为使适应度函数  $f$  最小. 其中:  $k$  为待定位节点周围锚节点的个数,  $d_j$  为待定位节点到第  $j$  个锚节点的距离. 自适应莱维飞行优化鲸鱼的核心思路是: 通过对线性变换后的绝对坐标, 利用自适应莱维飞行优化鲸鱼算法进行局部和全局寻优搜索, 以提高定位精度, 算法流程如图 1 所示.

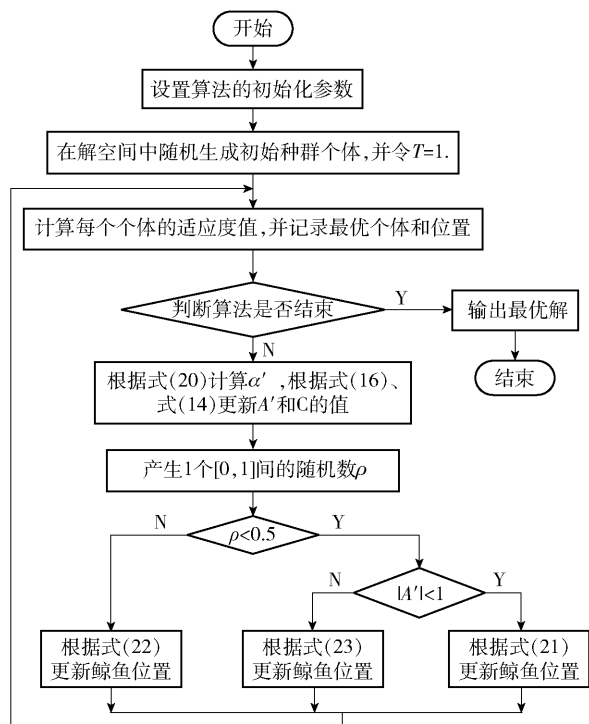


图 1 自适应鲸鱼优化算法流程

## 2 仿真实验结果与分析

采用 Matlab2019a 分别对 MDS-MAP 算法、MDS-EKF 算法、AWL-MC 算法进行仿真分析, 仿真网络拓扑结构为区域节点随机生成.

### 2.1 定位误差仿真

选取归一化的平均定位误差  $e_\eta$  作为评价指标, 有

$$e_\eta = \frac{\sum_{\eta=1}^n \sqrt{(x'_\eta - x_\eta)^2 + (y'_\eta - y_\eta)^2}}{n} \times 100\% \quad (25)$$

其中:  $n$  为节点总数,  $(x_\eta, y_\eta)$  为  $\eta$  节点的真实坐标,  $(x'_\eta, y'_\eta)$  为  $\eta$  节点的估计坐标.

AWL-MC、MDS-MAP、MDS-EKF 算法的定位误

差对比如图 2 所示. 设区域面积为  $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ , 通信半径为  $50 \text{ m}$ , 未知节点个数为  $100$ , 锚节点个数为  $20$ , 仿真实验重复  $50$  次. 从图 2 可见, MDS-MAP 的定位误差值为  $0.9 \sim 2.2 \text{ m}$ , MDS-EKF 的定位误差值为  $0.5 \sim 1.6 \text{ m}$ , 而 AWL-MC 的定位误差值为  $0.2 \sim 0.7 \text{ m}$ . AWL-MC 的平均定位误差为  $0.46 \text{ m}$ , 相比 MDS-MAP 的平均定位误差 ( $1.37 \text{ m}$ ) 下降了  $66.42\%$ ; 相比 MDS-EKF 的平均定位误差 ( $1.09 \text{ m}$ ) 下降了  $57.80\%$ .

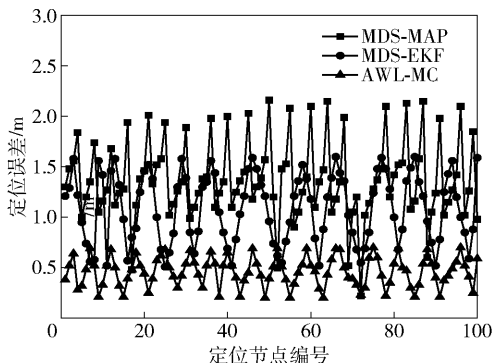


图 2 定位误差对比

### 2.2 计算时间仿真

图 3 所示为 3 种定位算法在不同总节点个数下的耗时对比, 仿真实验重复  $50$  次. 由图 3 可知, 3 种定位算法运行所消耗的时间在节点数目变化时的趋势几乎相同, 但 AWL-MC 算法计算运行效率在不同节点数量下都优于其他 2 种算法, 其平均运行时间明显最小 ( $0.516 \text{ s}$ ). 相比 MDS-EKF 算法的平均运行时间 ( $1.518 \text{ s}$ ), 计算效率提高了  $66.01\%$ ; 相比 MDS-MAP 算法的平均运行时间 ( $1.088 \text{ s}$ ), 计算效率提高了  $52.57\%$ .

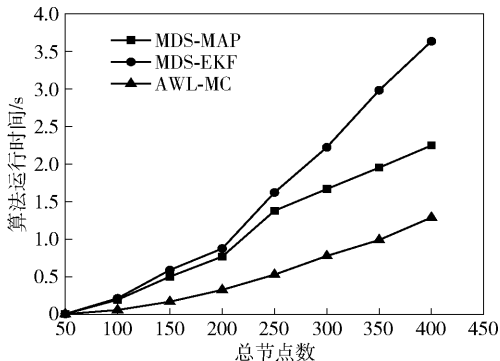


图 3 不同网络规模下的耗时对比

### 2.3 锚节点密度对定位精度的影响

在仿真区域布设  $200$  个节点, 通信半径为  $50 \text{ m}$ ,



锚节点个数在 5 ~ 40 之间变化,3 种算法的定位误差对比如图 4 所示. 3 种算法的定位误差总趋势都是随锚节点的个数增加而减小,在锚节点数大于等于 25 时,3 种算法的定位误差均趋于稳定,但 AWL-MC 算法的平均定位误差明显最小(0.24),相比 MDS-MAP 算法的平均定位误差(0.73)下降了 67.12%;相比 MDS-EKF 算法的平均定位误差(0.56)下降了 57.14%.

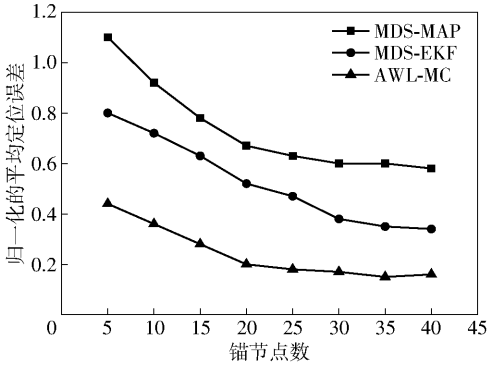


图 4 不同锚节点数下的定位误差对比

2.4 通信半径对定位精度影响

在仿真区域布设 200 个节点,锚节点个数为 30,通信半径在 10 ~ 50 m 之间变化,3 种算法的定位误差对比如图 5 所示. 3 种算法的定位误差总趋势上都是随通信半径的增大而减小,这是因为随着通信半径的增大,网络连通度也增大,通信半径在 10 ~ 35 m 时 3 种算法的误差都较大,这是由于网络连通度较差,未知节点可利用的锚节点数很少. AWL-MC 算法在不同通信半径条件下的定位误差都比其余 2 种算法的定位误差低,其平均定位误差为 0.62,相比 MDS-EKF 的平均定位误差(1.24)下降了 50%,相比 MDS-MAP 算法的平均定位误差(1.56)下降了 60.26%.

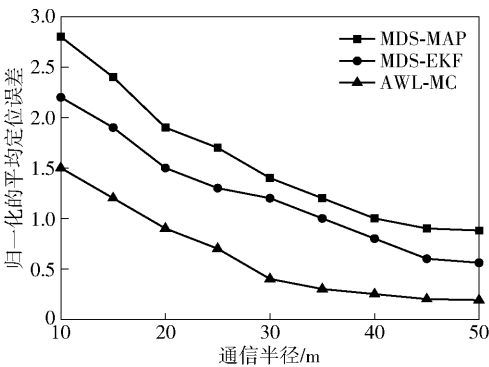


图 5 不同通信半径下的定位误差对比

3 结束语

提出了一种 AWL-MC 算法,通过 CDA 相对定位、线性变换绝对定位和自适应莱维鲸鱼求精 3 个阶段,减少了算法的运行计算时间,降低了定位误差. 在不同锚节点密度和通信半径的情况下,通过仿真对比了 AWL-MC、MDS-MAP 和 MDS-EKF 三种定位算法,结果表明,AWL-MC 算法具有较好的运行计算效率和定位精度. 在今后的研究中,可以通过分簇和优化鲸鱼算法的适应度函数等在降低算法定位误差的同时降低算法的网络能耗,延长网络寿命.

参考文献:

[1] 余修武,刘琴,李向阳,等. 基于改进蚁群的 BP 神经网络 WSN 数据融合算法[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(4): 91-96.  
Yu Xiuwu, Liu Qin, Li Xiangyang, et al. Information fusion algorithm based on improved ant colony optimization BP neural network in WSN[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(4): 91-96.  
[2] Yu Xiuwu, Zhou Lixing, Li Xiangyang. A novel hybrid localization scheme for deep mine based on wheelgraph and chicken swarm optimization[J]. Computer Networks, 2019, (154): 73-78.  
[3] 田洪亮,钱志鸿,王义君,等. 能量分簇传感器网络距离误差校正 MDS-MAP 定位算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1735-1740.  
Tian Hongliang, Qian Zhihong, Wang Yijun, et al. Modified MDS-MAP localization algorithm with distance error correction in energy clustering wireless sensor networks [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(7): 1735-1740.  
[4] 李卫华,贾丹,王鹏. 基于不完全测距的移动传感器网络定位算法[J]. 控制与决策, 2018, 33(4): 607-613.  
Li Weihua, Jia Dan, Wang Peng. Range-based localization algorithm for mobile sensor network with incomplete measurement[J]. Control and Decision, 2018, 33(4): 607-613.  
[5] 方旭明. 基于自适应卡尔曼滤波器的 WSN 定位算法研究[D]. 南京: 南京大学, 2017.

(下转第 136 页)

- MO-NOMA system[C]//International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Jeju: IEEE Press, 2017: 951-953.
- [12] Wang Kaidi, Liu Yuanwei, Ding Zhiguo, et al. User association and power allocation for multi-cell non-orthogonal multiple access networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5284-5298.
- [13] Wali U K, Yu Zhiyuan, Yu Shanshan, et al. Efficient power allocation in downlink multi-cell multi-user NOMA networks[J]. IET Communications, 2019, 13(4): 396-402.
- [14] Yang Zhaohui, Pan Cunhua, Xu Wei, et al. Power control for multi-cell networks with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(2): 927-942.
- 
- (上接第129页)
- [6] 陈岁生, 卢建刚, 楼晓春. 基于MDS-MAP和非线性滤波的WSN定位算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2012, 46(5): 866-872.
- Chen Suisheng, Lu Jiangang, Lou Xiaochun. Localization algorithm for wireless sensor networks based on MDS-MAP and nonlinear filtering[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2012, 46(5): 866-872.
- [7] Li Li, Kunz T. Cooperative node localization using nonlinear data protection[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2009, 5(1): 1-26.
- [8] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(11): 2893-2994.
- Long Wen, Cai Shaohong, Jiao Jianjun, et al. Improved whale optimization algorithm for large scale optimization problems[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2017, 37(11): 2893-2994.
- [9] 刘浩然, 张力悦, 范瑞星, 等. 基于改进鲸鱼优化策略的贝叶斯网络结构学习算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1434-1441.
- Liu Haoran, Zhang Liyue, Fan Ruixing, et al. Bayesian network structure learning based on improved whale optimization strategy[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(6): 1434-1441.
- [10] 褚鼎立, 陈红, 王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(5): 992-999.
- Chu Dingli, Chen Hong, Wang Xuguang. Whale optimization algorithm based on adaptive weight and simulated annealing [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(5): 992-999.
- [11] 钱志鸿, 孙大洋, Leung Victor. 无线网络定位综述[J]. 计算机学报, 2016, 39(6): 1237-1256.
- Qian Zhihong, Sun Dayang, Leung Victor. A survey on localization model in wireless network [J]. Journal of Computer Science, 2016, 39(6): 1237-1256.
- [12] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.