

水声传感器网络中粒子群与蒙特卡罗优化的移动定位算法

郝诗雅¹, 杨媛媛¹, 董怡靖³, 赵晓旭³, 陈嘉兴^{1,2,4}

1. 河北师范大学计算机与网络空间安全学院, 河北石家庄 050024;

2. 河北师范大学数学科学学院, 河北石家庄 050024;

3. 河北师范大学中燃工学院, 河北石家庄 050024; 4. 石家庄科技工程职业学院, 河北石家庄 050800)

摘 要: 针对水声传感器网络中移动定位算法的误差和鲁棒性问题, 提出两种蒙特卡罗移动定位算法: CRMCL (Circular Ring Monte Carlo Localization) 和 PRMCL (Particle Swarm Optimization for Circular Ring Monte Carlo Localization). CRMCL 利用 1 跳锚节点构建圆形采样区域和圆环过滤器. 通过定义样本密度得到合理的样本数, 论证圆环参数与过滤区域面积的关系. 通过仿真实验得到合理的圆环参数, 并以此构建高效的过滤器, 降低定位误差. PRMCL 使用粒子群算法优化 CRMCL 过滤后的样本, 降低了无效样本的数目, 增强了算法的鲁棒性. 仿真表明, 在不需要额外硬件的情况下, CRMCL 和 PRMCL 比蒙特卡罗及其改进算法误差小、鲁棒性强.

关键词: 水声传感器网络; 移动定位; 蒙特卡罗; 粒子群算法; 圆环过滤器

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)02-0292-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200030

Particle Swarm and Monte Carlo Optimized Mobile Localization Algorithm in Underwater Acoustic Sensor Networks

HAO Shi-ya¹, YANG Yuan-yuan¹, DONG Yi-jing³, ZHAO Xiao-xu³, CHEN Jia-xing^{1,2,4}

1. College of Computer and Cyber Security, Hebei Normal University, Shijiazhuang, Hebei 050024, China;

2. School of Mathematical Sciences, Hebei Normal University, Shijiazhuang, Hebei 050024, China;

3. College of Engineering, Hebei Normal University, Shijiazhuang, Hebei 050024, China;

4. Shijiazhuang Vocational College of Scientific and Technical Engineering, Shijiazhuang, Hebei 050800, China)

Abstract: Aiming at error and robustness of localization algorithms in underwater acoustic sensor networks, we proposed two monte carlo mobile localization algorithms: circular ring monte carlo localization (CRMCL) and particle swarm optimization for circular ring monte carlo localization (PRMCL). CRMCL used one-hop anchor nodes to construct circular sampling area and ring filter. By defining sampling points density, we obtained reasonable sample number. The relationship between the ring parameter and the filtration area was demonstrated. Then the reasonable ring parameter was obtained through the simulation experiments, and an efficient filter was constructed to reduce the localization error. PRMCL used particle swarm optimization (PSO) algorithm to optimize the samples filtered by CRMCL, which reduced the number of invalid samples and improved the robustness of localization. The simulation results show that CRMCL and PRMCL have lower localization error and better robustness than monte carlo localization and other improved algorithms without additional hardware.

Key words: underwater acoustic sensor networks; mobile localization; monte carlo localization (MCL); particle swarm optimization (PSO); ring filter

1 引言

随着海洋任务的发展, 水声传感器网络 (Underwater

Acoustic Sensor Networks, UASNs)^[1] 被广泛应用于水下监测、海洋勘探、目标定位等领域^[2-4]. 区别于陆地上静态的传感器节点, 水声传感器节点的位置受水流、潮汐

及航运等因素的影响而变化.当节点位置改变时,网络的拓扑结构和节点间距离也会变化,因此水下节点的精确定位具有一定的难度.另外,很多场景需要水下移动节点定位,比如监测水下目标的位置、目标跟踪等,因此 UASNs 中移动节点定位的研究更具有实际意义.

近年来,移动节点定位已成为研究水声传感器网络的热门话题.移动节点定位算法分为基于距离和无距离的定位算法.基于距离的定位算法利用接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)、到达时间法(Time of Arrival, TOA)、到达角法(Angle of Arrival, AOA)等^[5,6]进行测距,再根据最小二乘法、最大似然法等^[7]来确定节点的位置.无距离的定位算法无需测量距离,通过研究网络拓扑结构和锚节点的位置来确定节点的位置,例如质心算法、凸优化、DV-HOP 算法等^[8].由于 TOA 在水下应用广泛^[9],因此本文利用此方法进行初始定位.

国内外学者提出了许多移动节点定位算法^[10-13],其中蒙特卡罗(Monte Carlo Localization, MCL)系列算法的定位效果较为优良.文献[11]以蒙特卡罗系统作为主要框架,利用机载摄像机和低成本惯性测量单元对机器人进行粗测距,并采用卡尔曼滤波通过提取的关键信息进行定位.文献[12]将非完全序列的 MCL 应用于水下动态定位,该算法结合静态定位结果来构造采样区域,利用锚节点的信号强度值和变化量改进过滤条件,并将样本加权进行定位.除了以上两种 MCL 改进算法,研究者们还提出了 TSMCL-BPSO^[14]、ABC-MCL^[15]、SCMCL^[16]、SMCLA^[17]、MCL-DE^[18]、IMCL-GA^[19]等.其中,ABC-MCL 将人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法、边界误差修正和改进的蒙特卡罗(Improved Monte Carlo Localization, IMCL)结合,利用 ABC 对 IMCL 定位后的位置进行优化,有效地降低了定位误差.SCMCL 利用接收的 RSSI 信号值作为采样中心来改进采样区域,通过比较样本序列和目标序列间的相关值来过滤样本,有效地降低了定位误差.但算法进行了双重采样且需要频繁计算阈值,增加了算法的计算量.区别于以往改进算法的思路,SMCLA^[17]和 MCL-DE^[18]从节点运动特性的概率分布函数着手改进算法.SMCLA 分析节点运动特性,估计它们的位置、速度和方向.利用节点当前速度、方向等信息,降低蒙特卡罗的定位误差.但在复杂网络和锚节点密度低的情况下,算法计算量和定位误差不太理想.MCL-DE 引入差分进化算法优化样本权值并以此来增加有效样本的数目,使样本集中在节点的实际位置,此算法无需过滤便可降低定位误差,但是算法复杂度高.

针对水下移动节点定位不精准和算法鲁棒性差的问题,本文提出了基于圆环过滤器改进的蒙特卡罗定

位算法(Circular Ring Monte Carlo Localization, CRMCL)和基于粒子群算法^[20,21]改进的蒙特卡罗定位算法(Particle Swarm Optimization for Circular Ring Monte Carlo Localization, PRMCL).CRMCL 分为三个阶段:在初始定位阶段,使用 TOA、最小二乘法对移动节点进行初始定位.在预测阶段,利用初始位置构造采样区域内定义样本密度对采样区域内的样本数目进行预测.在过滤阶段,结合移动节点的 1 跳锚节点信息,构建了高效的圆环过滤器,并估计过滤区域面积,通过仿真得到合理的圆环参数,对样本进行过滤.PRMCL 利用 CRMCL 过滤后的样本与初始定位点之间的距离构造目标函数,再利用粒子群算法对样本进行优化.

2 相关工作

2.1 粒子群算法

粒子群算法具有参数少、基本理论简单的优势,其主要思想是将样本作为粒子,每个粒子都有自身的速度和方向,并且通过目标函数得到适应度值.然后不断更新每个粒子本身的速度和位置,直到每个粒子本身找到个体极值,进而获得粒子群的全局极值.粒子进行更新的速度和位置如下式:

$$V_i^{k+1} = w \times V_i^k + z_1 u_1 (P_i^k - X_i^k) + z_2 u_2 (P^k - X_i^k) \quad (1)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (2)$$

其中, X_i^j 和 V_i^j ($j = k, k+1$) 分别表示第 i 个粒子在进行第 j 次迭代时粒子的位置和速度, P_i^k 表示第 i 个粒子进行第 k 次迭代的个体极值, P^k 表示整个粒子群进行第 k 次迭代的全局极值, z_1 和 z_2 表示学习因子, w 表示惯性权重, u_1 和 u_2 表示 $[0, 1]$ 内的均匀随机数^[20].

2.2 MCL 算法

在部署固定的锚节点(位置已知的节点)和若干待定位的移动节点的定位场景中, MCL 算法的主要步骤如下:

初始化 假设 l_t 表示移动节点在 t 时刻真实的位置,本文后面也用 l_t 表示 t 时刻的移动节点.设节点的最大速度为 V_{\max} ,移动节点的速度和方向分别在 $[0, V_{\max}]$ 和 $[0, 2\pi]$ 内随机选取,并且每间隔 t 时刻,移动节点重新定位一次.

预测阶段 以 $t-1$ 时刻节点的位置 l_{t-1} 为圆心, V_{\max} 为半径,确定采样区域,并随机选取 N 个样本,设初始样本集合为 $l_0 = \{l_0^0, l_0^1, \dots, l_0^{N-1}\}$,如图 1 所示.

过滤阶段 根据 t 时刻移动节点感知到的 1 跳和 2 跳锚节点信息,按照过滤条件式(3)过滤样本.若过滤后的样本数目达到设定的最低限度 N_{\min} ,则计算移动节点坐标.否则,重新进行采样、过滤,然后对移动节点进行定位.

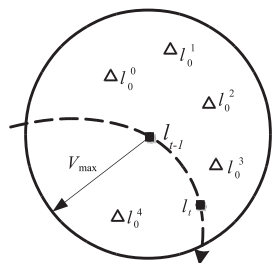


图1 MCL预测图

设 R 表示通信半径, M_1^i 和 M_2^i 分别表示 t 时刻移动节点 l_i 的 1 跳和 2 跳锚节点集合, 则过滤条件为:

$$\begin{aligned} & (\forall m_1 \in M_1^i, d(l_0^i, m_1) \leq R) \wedge \\ & (\forall m_2 \in M_2^i, R \leq d(l_0^i, m_2) \leq 2R) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $d(l_0^i, m_1)$ 和 $d(l_0^i, m_2)$ 分别表示 l_0^i ($i=0, 1, \dots, N-1$) 到 1 跳锚节点 m_1 和 2 跳锚节点 m_2 的距离, 过滤区域如图 2 中阴影部分所示.

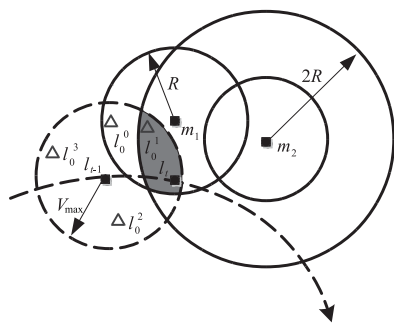


图2 MCL过滤图

MCL 算法主要误差产生在上述两个阶段: 预测阶段, 在 $t-1$ 时刻构造采样区域, 造成大量样本都集中在 l_{t-1} 附近; 过滤阶段, 过滤条件不精确, 导致误差增大. 因此, 本文提出了 CRMCL 算法, 对移动节点 l_i 进行初始定位后, 改进 MCL 的预测阶段和过滤阶段. 另外, 引入 2.1 节中的粒子群算法, 提出了 PRMCL 算法, 通过优化 CRMCL 过滤后的样本, 增强算法鲁棒性.

3 定位算法

本文利用压力传感器得到各个节点的深度信息后, 将三维节点信息投影到二维平面上进行分析^[22-24].

3.1 CRMCL 算法

CRMCL 算法对移动节点 l_i 进行初始定位, 根据初始定位确定移动节点周围 1 跳锚节点, 构造圆形采样区域和圆环过滤器.

3.1.1 初始定位阶段

本文根据水中声速, 利用 TOA 计算出信号的传播距离, 再结合最小二乘法对移动节点进行初始定位^[25]. TOA 定位的主要步骤如下:

设声信号在移动节点 l_i 与锚节点 A_i ($i=1, 2, 3, \dots$,

$|M_1^i|$) 之间传播一周所用的时间 t_i , 移动节点 l_i 到第 i 个锚节点 A_i 的距离 d_i 为:

$$d_i = (t_i/2) \times c \quad (4)$$

其中 c 为水下声速. 根据文献[26]可知, 当水下节点之间利用声信号进行通信时, 声速会随着海水温度、盐度和深度的变化而变化, 水下声速 c 的经验模型^[26]为:

$$\begin{aligned} c = & 1449.2 + 4.6T - 0.55T^2 + (1.39 - 0.012T)(Sa - 35) \\ & + 0.017h \end{aligned} \quad (5)$$

其中 T, h, Sa 分别表示声信号传播过程中的温度、深度和盐度.

通过式(4)获得移动节点与锚节点之间的距离, 利用锚节点 A_i 的坐标, 再结合最小二乘法得到 l_i 的初始位置 l'_i .

3.1.2 预测阶段

考虑到声信号在传播过程中受水下环境影响, 导致初始定位出现误差. 为此, 本文以 l'_i 为圆心, 取 l'_i 到 M_1^i 内锚节点距离的最小值 d'_m 为半径, 构建圆形采样区域. 如图 3 所示, 设 A_1, A_2, A_3 表示移动节点 l_i 感知到的 1 跳锚节点, 粗实线圆内为 MCL 算法的采样区域, 虚线圆内为 CRMCL 算法的采样区域.

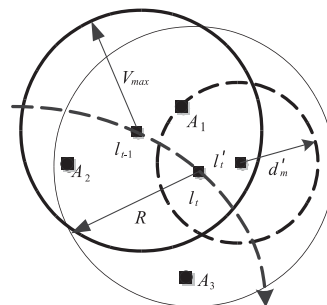


图3 CRMCL采样区域图

为了保证圆形采样区域内有足够的样本数目, 定义样本密度如下:

定义 1 设 N_R 为半径为 R 的圆形区域内的样本数目, 则样本密度为:

$$\rho = N_R / (\pi \times R^2) \quad (6)$$

根据样本密度, 得到半径为 d'_m 的采样区域中样本数目 N .

3.1.3 过滤阶段

本文取初始定位点 l'_i 周围 3 个不共线的 1 跳锚节点 A_i, A_j, A_k ($i, j, k \in N$ 且 $i \neq j \neq k$), 其中 A_i 为距离 l'_i 最近的锚节点. 计算 l'_i 到 3 个锚节点的距离, 分别记为 d'_1, d'_2, d'_3 . 为了过滤掉无效样本, 本文以锚节点 A_k 为圆心, 以 $d'_3 \times (1 - \varepsilon), d'_3 \times (1 + \varepsilon)$ (ε 为参数因子, $\varepsilon \in (0, 1)$) 为半径分别作圆, 可得到以 A_k 为圆心的圆环, 同理可以得出以 A_i, A_j 为圆心的圆环, 取 3 个圆环的交集区域构造圆环过滤器, 对样本进行筛选, 如图 4 所示.

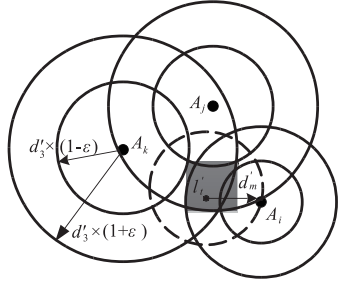


图4 CRMCL过滤区域图

阴影部分为过滤区域,定义过滤条件如下:

$$\begin{aligned} & [\forall (m_1 \in M_1^i), d'_1 \times (1 - \varepsilon) \leq d(l_0^i, m_1) \leq d'_1 \times (1 + \varepsilon) \\ & \quad \wedge d'_2 \times (1 - \varepsilon) \leq d(l_0^j, m_1) \leq d'_2 \times (1 + \varepsilon) \\ & \quad \wedge d'_3 \times (1 - \varepsilon) \leq d(l_0^k, m_1) \leq d'_3 \times (1 + \varepsilon)] \\ & \quad (i=0, 1, \dots, N-1) \end{aligned} \quad (7)$$

假设根据式(7)可过滤出 N_{filter} 个样本,要使过滤后的样本数目达到设定的最低限度 N_{min} 必须选取合适的 ε ,才可过滤掉无效的样本.

因为过滤区域的大小与圆环的大小有关,而圆环大小与 ε 的取值有关,为进一步说明 ε 与过滤区域面积 S 之间的关系,在此给出定理 1.

定理 1 随着圆环参数 ε 取值的增大,过滤区域面积 S 增大.

证明 图 5 中阴影部分为过滤区域,设 S 为过滤区域面积,过滤后的样本数目为 N_{filter} ,由于 S 在计算上存在一定难度,本文采用梯形面积 S_{tra} 来估计 S .

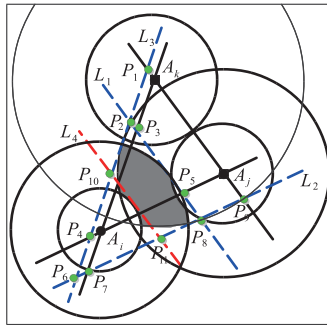


图5 过滤区域分析图

因为 3 个锚节点不共线,所以可构成任意三角形.如图 5 所示,分别作边 $A_i A_k$ 、 $A_i A_j$ 、 $A_k A_j$ 的延长线和平行线,且平行线分别相切于 3 个圆环的外环,设切线为 L_1 、 L_2 、 L_3 . 作切线 L_1 的平行线 L_4 且相切于圆环 A_i 的内环. 3 条延长线和 4 条平行线两两相交可得到交点 $P_i (i=1, 2, \dots, 11)$. 设 $\Delta A_i A_j A_k$ 、 $\Delta P_2 P_6 P_8$ 、 $\Delta P_{10} P_6 P_{11}$ 的面积分别为 $S_{i,j,k}$ 、 $S_{2,6,8}$ 、 $S_{10,6,11}$, a_{ik} 、 a_{ij} 、 a_{kj} 分别表示边 $A_i A_k$ 、 $A_i A_j$ 、 $A_k A_j$. 由图 5 可得梯形面积:

$$S_{\text{tra}} = S_{2,6,8} - S_{10,6,11} \quad (8)$$

令 $q = (a_{ik} + a_{ij} + a_{kj})/2$, 根据海伦公式得:

$$S_{i,j,k} = \sqrt{q(a_{ik} - q)(a_{ij} - q)(a_{kj} - q)} \quad (9)$$

为了方便说明面积 $S_{2,6,8}$ 的计算过程,从图 5 中取出此部分,如图 6 所示. 过 A_i 作切线 L_1 的垂线,垂足为 P_{h1} , 延长 $A_i P_{h1}$ 交边 a_{kj} 于点 P_{h2} , 高 $A_i P_{h1}$ 为圆环 A_i 的外环半径 $d'_1 \times (1 + \varepsilon)$, 根据海伦公式可得,边 a_{kj} 上的高 $A_i P_{h2}$ 为 $2S_{i,j,k}/a_{kj}$, 由 $\Delta A_i A_j A_k \sim \Delta A_i P_3 P_5$ 得:

$$P_3 P_5 = \frac{A_i P_{h1} \times a_{kj}}{A_i P_{h2}} = \frac{a_{kj}^2 \times d'_1 \times (1 + \varepsilon)}{2S_{i,j,k}} \quad (10)$$

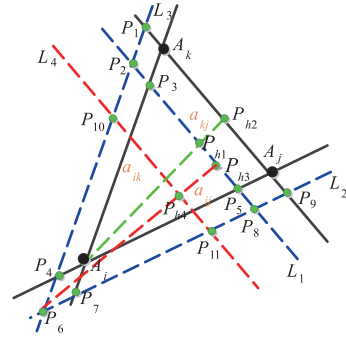


图6 三角形分析图

同理,过 A_j 和 A_k 分别作切线 L_3 和切线 L_2 的垂线,再利用海伦公式和相似三角形得:

$$P_2 P_3 = \frac{a_{ik} \times a_{kj} \times d'_2 \times (1 + \varepsilon)}{2S_{i,j,k}} - a_{kj} \quad (11)$$

$$P_5 P_8 = \frac{a_{ij} \times a_{kj} \times d'_3 \times (1 + \varepsilon)}{2S_{i,j,k}} - a_{kj} \quad (12)$$

由式(10)、式(11)、式(12)得 $\Delta P_2 P_6 P_8$ 的边:

$$\begin{aligned} P_2 P_8 &= P_2 P_3 + P_3 P_5 + P_5 P_8 \\ &= \frac{a_{kj} [a_{ik} \times d'_2 \times (1 + \varepsilon)]}{2S_{i,j,k}} \\ & \quad + \frac{a_{kj} [a_{kj} \times d'_1 \times (1 + \varepsilon)]}{2S_{i,j,k}} \\ & \quad + \frac{a_{kj} [a_{ij} \times d'_3 \times (1 + \varepsilon)] - 4S_{i,j,k} a_{kj}}{2S_{i,j,k}} \end{aligned} \quad (13)$$

由 $\Delta A_i A_j A_k \sim \Delta P_2 P_6 P_8$ 得相似比:

$$K_1 = \frac{a_{kj}}{P_2 P_8} \quad (14)$$

根据面积比等于相似比的平方得:

$$S_{2,6,8} = \frac{S_{i,j,k}}{K_1^2} \quad (15)$$

当 ε 增大时,由式(13)可知 $P_2 P_8$ 增大,进而根据式(14)(15)得 K_1 减小, $S_{2,6,8}$ 增大. 接下来,进一步探索 $\Delta P_6 P_{10} P_{11}$ 与 $\Delta P_2 P_6 P_8$ 的相似比.

如图 6 所示,切线 L_1 和 L_4 平移宽度为圆环 A_i 的宽度 $2d'_1 \varepsilon$, 过顶点 P_6 分别作边 $P_2 P_8$ 和边 $P_{10} P_{11}$ 的高 $P_6 P_{h3}$ 和 $P_6 P_{h4}$. 同上述作图和计算方法. 根据相似比 K_1 、面积 $S_{2,6,8}$ 化简得:

$$P_6 P_{h3} = \frac{2S_{i,j,k} P_2 P_8}{a_{ij}^2} \quad (16)$$

$\Delta P_6 P_{10} P_{11}$ 和 $\Delta P_2 P_6 P_8$ 的相似比为:

$$K_2 = \frac{P_6 P_{h4}}{P_6 P_{h3}} = \frac{P_6 P_{h3} - 2d'_1 \varepsilon}{P_6 P_{h3}} \quad (17)$$

由式(17)显而易见 $0 < K_2 < 1$, 根据式(8)和面积比为相似比的平方可得:

$$S_{tra} = S_{2,6,8} \times (1 - K_2^2) \quad (18)$$

当 ε 增大时, $P_2 P_8$ 增大, 根据式(16)推出 $P_6 P_{h3}$ 增大, 由式(17)进一步得到 K_2 减小, 再结合 $S_{2,6,8}$ 增大, 根据式(18)得 S_{tra} 增大, 即过滤区域面积 S 增大。

证毕

定理1说明圆环参数 ε 会影响过滤区域面积, 在样本密度一定的情况下, 过滤区域越大, 过滤出的样本数目越多; 过滤后的样本数目取最低限度时, 过滤区域面积可达到最小值, 此时将获得最优的 ε 值。但在实际情况下, 难以获得过滤区域面积的实际值, 只可根据式(18)获得估计值, 所以无法用公式求解最优的圆环参数。为了获得更合适的 ε 值, 结合仿真实验进行说明。

在表1的参数设置下, 本文利用 MATLAB 对圆环参数和过滤后样本数目、定位误差进行了仿真实验。

表1 参数设置

仿真参数	参数值	仿真参数	参数值
仿真区域/m ²	500 × 500	通信半径 R/m	50
最大速度 V _{max}	0.5R	节点总数/个	320
N _R 值	1000	最低限度 N _{min} /个	50

如图7所示, ε 从 0.03 到 0.93 按步长 0.03 取值, 对 200 次的随机分布结果取均值。从图7可以看出, 当 $\varepsilon < 0.21$ 时, 过滤后的样本数目低于最低限度 50, 不足以对移动节点定位。当 $\varepsilon > 0.39$ 时, 过滤后的样本数目远大于 50, 造成大量样本被浪费。因此, 本文取 ε 值在 0.21 ~ 0.39, 过滤后的样本数目适合定位。为了寻找最优的 ε 值, 本文对算法的定位误差进行了仿真。如图7

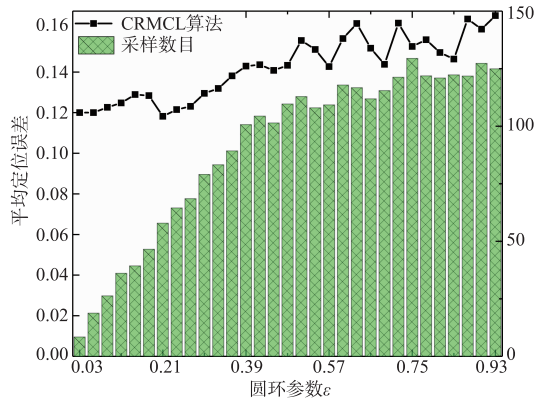


图7 随参数 ε 增大过滤后样本数目、定位误差的变化图

中折线所示, 当 ε 值在 0.21 ~ 0.39, 定位误差逐渐增加, 可见 ε 值为 0.21 时, CRMCL 算法的定位误差最小。

3.1.4 计算移动节点位置

在 3.1.3 节过滤出的 N_{filter} 个样本中选取 N_{min} 个样本, 计算 t 时刻移动节点 l_i 的坐标:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \left(\sum_{h=1}^{N_{\text{min}}} \frac{x'_h}{N_{\text{min}}}, \sum_{h=1}^{N_{\text{min}}} \frac{y'_h}{N_{\text{min}}} \right) \quad (19)$$

其中, (x'_h, y'_h) 表示样本坐标。若 l_i 无 1 跳锚节点 A_i 或过滤出的样本不足 N_{min} 个样本, 则选取初始定位点 l'_i 为移动节点的坐标。

3.1.5 CRMCL 算法步骤

步骤 1 t 时刻, 利用 TOA 和最小二乘法获得移动节点的初始定位点 l'_i 。

步骤 2 以 l'_i 为圆心, 取 l'_i 到 1 跳锚节点的最小距离 d'_m 为半径作圆, 根据式(6)得到 N 个样本。

步骤 3 任取 l'_i 的 3 个 1 跳锚节点构造圆环过滤器, 结合定理与实验得到合理的圆环参数, 再利用式(7)筛选出 N_{filter} 个样本。

步骤 4 利用式(19)计算移动节点的最终坐标。

3.2 PRMCL 算法

为了提高 CRMCL 算法的鲁棒性, 本文利用粒子群算法对 CRMCL 筛选出的样本进行优化定位, 提出 PRMCL 算法。

3.2.1 粒子群优化样本

设 1 跳锚节点 $A_i(x_i, y_i)$ 到初始定位点 l'_i 、第 $h(1 \leq h \leq N_{\text{min}})$ 个样本的估计距离分别为 $d'_i, d'_h(i = 1, 2, \dots, |M'_i|)$ 。由于两者的估计距离之间存在误差 e_i , 即 $|d'_i - d'_h| = e_i$, 所以样本坐标 $h(x'_h, y'_h)$ 应满足下式:

$$(x_i - x'_h)^2 + (y_i - y'_h)^2 = (d'_i + e_i)^2 \quad (20)$$

为了缩小误差 e_i , 可将定位问题转化为求解坐标 $h(x'_h, y'_h)$ 的问题, 即找到一个最优的解时, 误差最小。因此构造新的目标函数如下:

$$f(x'_h, y'_h) = \frac{1}{|M'_i|} \sum_{i=1}^{|M'_i|} \left| \sqrt{(x_i - x'_h)^2 + (y_i - y'_h)^2} - d'_i \right| \quad (21)$$

$f(x'_h, y'_h)$ 的值越小, 则初始定位点 l'_i 与样本的位置偏差越小, 即样本坐标越准确。

3.2.2 算法收敛性分析

根据文献[27]对粒子更新的位置和速度进行理论分析, 并推导出参数学习因子 z_1, z_2 和惯性权重 ω 影响的算法收敛性约束条件如下式:

$$\begin{cases} \frac{1}{2}(z_1 + z_2) - 1 < \omega < 1 \\ 0 < z_1 + z_2 < 4 \end{cases} \quad (22)$$

根据文献[28], 本文将学习因子和惯性权重设置为

$z_1 = 1.494, z_2 = 1.494, \omega = 0.7$. 在这种参数设置下将其代

入约束条件可得:
$$\begin{cases} \frac{1}{2}(1.494 + 1.494) - 1 < 0.7 < 1 \\ 0 < 1.494 + 1.494 < 4 \end{cases}$$
, 即参

数的取值满足粒子群算法收敛性约束条件.

为了验证上述理论分析, 取锚节点数目为 100, 样本密度为 0.2, 圆环参数为 0.21, 利用 MATLAB 进一步仿真分析算法的收敛性. 从图 8 可以看出, 当粒子迭代次数为 0~20 次时, 算法的平均定位误差波动幅度较大. 当粒子迭代次数大于 20 次时, 算法的平均定位误差逐渐稳定. 由此可见, 本文引入的粒子群算法是收敛的.

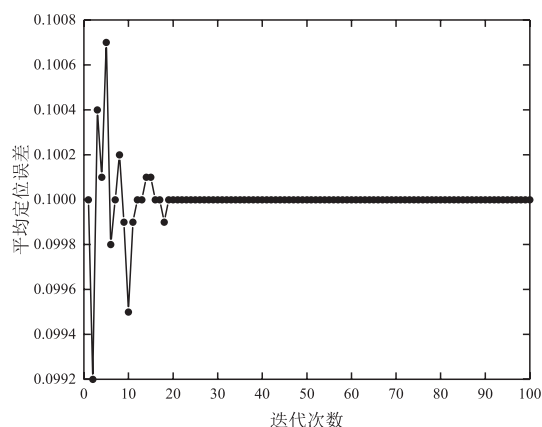


图8 粒子收敛情形下的运动轨迹图

4 仿真实验

本文在表 1 的参数设置下, 使用 MATLAB 进行了 200 次仿真. 移动节点的速度和方向分别在 $[0, V_{\max}]$ 和 $[0, 2\pi]$ 内随机选取, 平均定位误差为:

$$\text{Localization error} = \frac{\sum_{m=1}^f \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}}{f \times R} \quad (23)$$

其中, R 为通信半径, (\hat{x}, \hat{y}) 、 (x, y) 分别表示移动节点的估计位置和实际位置, f 表示仿真的次数.

4.1 样本密度对样本数目、定位误差的影响

当通信半径为 50m, 最大速度为 $0.5R$, 圆环参数取 0.21 时, 从图 9 可以看出, 在采样区域一定的情况下, 随着样本密度的增大, 样本数目增加. CRMCL 算法随着样本密度的增大, 过滤出的样本分布更加均匀, 定位误差逐渐减小. 而 PRMCL 算法对样本进行了优化, 所以定位误差相对稳定.

4.2 不同锚节点下定位误差的比较

如图 10 所示, 当最大速度为 $0.2R$ 、圆环参数 ε 取 0.3、样本密度为 0.2 时, 随着锚节点数目的增加, CRMCL 算法的定位误差较 MCL 和 MCL-DE^[18] 误差分别减少了约 56% 和 44%. PRMCL 算法的定位误差较 CRMCL 降低

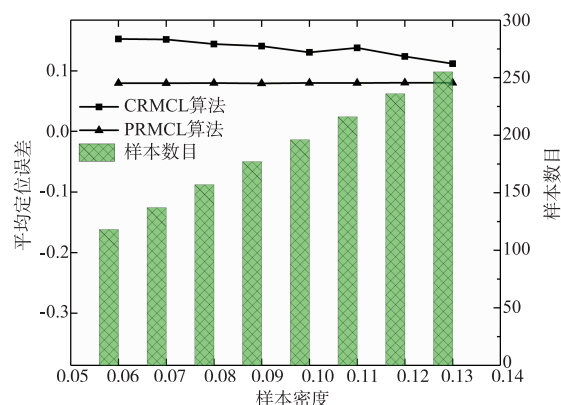


图9 不同样本密度下样本数目、定位误差图

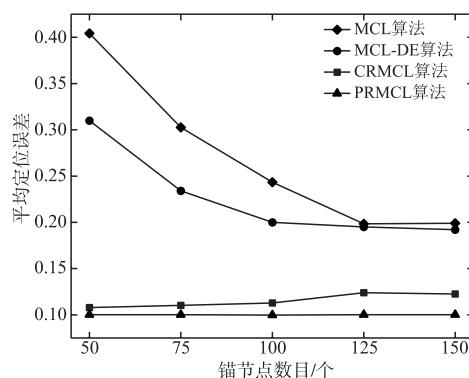


图10 不同锚节点下定位误差对比图

了 13%, 且较为稳定. MCL 算法和 MCL-DE 算法定位误差变化幅度分别为 0.2 和 0.118, 而 CRMCL 算法变化幅度只有 0.015, 所以定位误差相对稳定, 几乎不受锚节点位置和数量的影响. 因为 PRMCL 算法是对 CRMCL 算法进行的改进, 所以锚节点对 PRMCL 算法也影响小.

4.3 不同速度下定位误差的比较

当锚节点数目为 40, 样本密度为 0.2, 圆环参数取 0.25 时, 从图 11 可以看出, 移动节点的最大速度从 $0.2R$ 到 $1.4R$ 变化时, CRMCL 算法和 PRMCL 算法的定位误差始终低于其他两种算法. MCL 算法随着速度

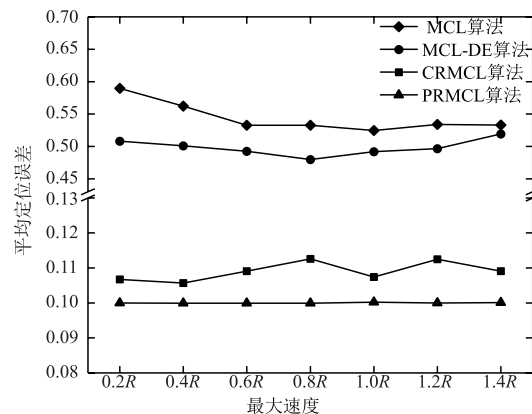


图11 不同速度下各算法定位误差对比图

的增加,采样区域增大,定位误差降低,但当移动速度过大时,过滤区域不断增大,使得定位误差增大. MCL-DE^[18]算法随着速度的增加,节点能够建立较好的采样盒,包含概率较高的实际位置来减少定位误差. 但过大的最大速度值会限制采样盒的大小,导致定位误差增大. 因此随着节点移动速度的增大, MCL 和 MCL-DE 的定位误差均会缓慢降低再到增大. 而本文算法的过滤区域始终包含采样区域,当样本密度一定时,随着速度的增加,过滤出远离移动节点的样本增多,所以 CRMCL 算法的定位误差呈上升趋势,但最大速度对过滤区域影响小,所以增长趋势缓慢. PRMCL 算法始终优化一定数目的样本,定位误差呈稳定趋势,所以算法鲁棒性强.

5 结论

为了更好地实现 UASNs 移动节点定位技术,本文在 MCL 系列算法的研究基础上提出了 CRMCL 算法和 PRMCL 算法. CRMCL 算法定义了样本密度,从理论角度分析了圆环过滤器中圆环参数和过滤面积的关系,通过仿真对圆环参数进行寻优,从而为高效过滤建立了理论支撑. PRMCL 算法分析了 CRMCL 过滤后的样本与移动节点距离误差的来源,从而构造出衡量距离误差的目标函数作为样本的适应度值,利用粒子群算法对样本进行优化. 仿真表明,CRMCL 算法降低了定位误差,PRMCL 增强了算法的鲁棒性. 未来将针对水声传感网络复杂环境下移动节点定位的鲁棒性问题做进一步研究.

参考文献

- [1] He M, Liu F X, Miao Z, et al. A mechanism of topology optimization for underwater acoustic sensor networks based on autonomous underwater vehicles[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2017, 13(1): 1–17.
- [2] Chang S M, Li Y M, He Y C, et al. Target localization in underwater acoustic sensor networks using RSS measurements[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(2): 1–14.
- [3] Sivakumar V, Rekha D. Node scheduling problem in underwater acoustic sensor network using genetic algorithm[J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2018, 22(5): 951–959.
- [4] Liu C, Wang X, Luo H J, et al. VA: Virtual node assisted localization algorithm for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 86717–86729.
- [5] Luo J H, Yang Y, Wang Z Y, et al. A mobility-assisted localization algorithm for three-dimensional large-scale UWSNs[J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 1–18.
- [6] Luo Q H, Peng Y, Li J B, et al. RSSI-based localization through uncertain data mapping for wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(9): 3155–3162.
- [7] Le A T, Tran L C, Huang X J, et al. Unbalanced hybrid AOA/RSSI localization for simplified wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2020, 20(14): 1–16.
- [8] 林维维, 姚英彪, 邹柯, 等. 基于校正矢量的分布式 DV-HOP 求精算法[J]. *计算机研究与发展*, 2019, 56(3): 585–593.
LIN Wei-Wei, YAO Ying-Biao, ZOU Ke, et al. Correction vector based distributed DV-Hop localization refinement algorithm[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2019, 56(3): 585–593. (in Chinese)
- [9] Zhang W B, Han G J, Wang X, et al. A node location algorithm based on node movement prediction in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 3166–3178.
- [10] Taraglio S, Fratichini F. Swarm underwater acoustic 3D localization: kalman vs monte carlo[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2015, 12: 1–14.
- [11] Wang W, Xie G M. Online high-precision probabilistic localization of robotic fish using visual and inertial cues[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(2): 1113–1124.
- [12] 车迪. 基于非完全序列的水下传感器网络定位算法研究[D]. 江苏徐州: 中国矿业大学, 2019. 36–48.
CHE Di. Study on the non-full sequence-based localization for underwater sensor networks[D]. Xu Zhou: China University of Mining and Technology, 2019. 36–48. (in Chinese)
- [13] Islam T, Lee Y K. A cluster based localization scheme with partition handling for mobile underwater acoustic sensor networks[J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1–23.
- [14] Li C R, Xie J L, Wu W, et al. Monte carlo localization algorithm based on particle swarm optimization[J]. *Automatika*, 2019, 60(4): 451–461.
- [15] Tseng C L, Cheng C S, Chen C W, et al. A localization method using the bee colony algorithm for mobile wireless sensor networks[A]. *Proceedings of the 2016 International Automatic Control Conference (CACS)* [C]. Taiwan, China: 2016. 194–199.
- [16] 刘志华, 息珍珍, 张双, 等. 基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法[J]. *电子学报*, 2015, 43(10): 2110–2116.
LIU Zhi-hua, XI Zhen-zhen, ZHANG Shuang, et al. Sequence correlation optimized monte carlo localization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(10): 2110–2116. (in Chinese)
- [17] Alaybeyoglu A. An efficient monte carlo-based localization algorithm for mobile wireless sensor networks[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2015, 40(5):

- 1375 – 1384.
- [18] Qin M, Zhu R B. A monte carlo localization method based on differential evolution optimization applied into economic forecasting in mobile wireless sensor networks [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018. 1 – 9.
- [19] Sivasakthiselvan S, Nagarajan V. A new localization technique for node positioning in wireless sensor networks [J]. Cluster Computing, 2018, 22(2): 1 – 8.
- [20] Guo S Q, Zhang T, Song Y L, et al. Color feature-based object tracking through particle swarm optimization with improved inertia weight [J]. Sensors, 2018, 18(4): 1 – 17.
- [21] Hu K Y, Song X L, Sun Z W, et al. Localization based on MAP and PSO for drifting-restricted underwater acoustic sensor networks [J]. Sensors, 2018, 19(1): 1 – 21.
- [22] Liu Z H, Gao H, Wang W L, et al. Color filtering localization for three-dimensional underwater acoustic sensor networks [J]. Sensors, 2015, 15(3): 6009 – 6032.
- [23] Guo Y, Kang X Y, Han Q H, et al. A localization algorithm for underwater wireless sensor networks based on ranging correction and inertial coordination [J]. KSSL Transactions on Internet and Information Systems, 2019, 13(10): 4971 – 4987.
- [24] Zhou F, Li Y S, Wu H J, et al. ProLo: Localization via projection for three-dimensional mobile underwater sensor networks [J]. Sensors, 2019, 19(6): 1 – 16.
- [25] 杜金香, 张本茂. 基于 TOA 的水下目标定位算法克拉美罗界 [J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(5): 871 – 877. DU Jin-xiang, ZHANG Ben-mao. Cramer-Rao lower bound of target localization method based on TOA measurements [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2019, 37(5): 871 – 877. (in Chinese)
- [26] 邓宇. 基于水声传感器网络的定位精度优化技术研究 [D]. 福建厦门: 厦门大学, 2018. 13 – 30. DENG Yu. Research on optimization technology for positioning accuracy in underwater acoustic sensor networks [D]. Xiamen: Xiamen University, 2018. 13 – 30. (in Chinese)
- [27] 张庆科. 粒子群优化算法及差分进化算法研究 [D]. 山东济南: 山东大学, 2017. 43 – 56. ZHANG Qing-ke. Research on the particle swarm optimization and differential evolution algorithms [D]. Jinan: Shandong University, 2017. 43 – 56. (in Chinese)
- [28] Gumaida B F, Luo J. A hybrid particle swarm optimization with a variable neighborhood search for the localization enhancement in wireless sensor networks [J]. Applied Intelligence, 2019. 1 – 19.

作者简介



郝诗雅 女, 1995 年 5 月生, 河北廊坊人. 河北师范大学硕士研究生. 主要研究方向为无线传感器网络移动节点定位与仿真.
E-mail: syhao610@163.com



陈嘉兴 (通信作者) 男, 1977 年 1 月生, 天津人. 博士, 河北师范大学博士生导师, 石家庄科技工程职业学院教授. 主要从事无线传感器网络移动节点定位、扩频通信技术等方面的研究.
E-mail: xinghuo2815@163.com