

基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法

刘志华¹, 息珍珍², 张 双¹, 陈嘉兴²

(1. 河北师范大学信息技术学院, 河北石家庄 050024; 2. 河北师范大学数学与信息科学学院, 河北石家庄 050024)

摘 要: 蒙特卡罗定位算法在无线传感器网络移动节点定位中具有重要的作用. 为了提高定位精度, 提出了基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法 SCMCL. 以接收的 RSSI 信号值对移动节点初定位, 并将其作为新的采样中心, SCMCL 可以优化蒙特卡罗系列算法的采样区域, 同时将移动节点收到的锚节点信号值存储为目标序列, 通过比较样本序列和目标序列间的相关值来过滤样本点, 并将相关值作为加权标准来计算移动节点的坐标. 仿真验证, SCMCL 算法在相同的锚节点密度和最大速度下和同类算法相比, 定位误差均减少了 10% 左右.

关键词: 无线传感器网络; 移动节点定位; 蒙特卡罗; 序列相关值

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)10-2110-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.10.033

Sequence Correlation Optimized Monte Carlo Localization

LIU Zhi-hua¹, XI Zhen-zhen², ZHANG Shuang¹, CHEN Jia-xing²

(1. College of Information Technology, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China;

2. College of Mathematics and Information Science, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

Abstract: Monte Carlo Localization (MCL) has a decisive role for the mobile nodes' localization in Wireless Sensor Networks (WSN). In order to improve the positioning accuracy, an improved algorithm called Sequence Correlation Optimized Monte Carlo Localization (SCMCL) is proposed. Adopting the mobile node's location based on the received signal strength indicator (RSSI) as the new sampling center, SCMCL can optimize the sampling area of MCL and etc. The signal values are stored as a target sequence, and by comparing the correlation values between samples' sequences and the target sequence, samples can be filtered out. Also the correlation values are used as the weighted standards to calculate coordinates of the mobile nodes. Extensive simulation results confirm that the new localization approach outperforms MCL and etc. The SCMCL algorithm reduces the localization error by about 10% under the same density of beacon nodes and the maximum speed of mobile nodes.

Key words: wireless sensor networks; mobile nodes' localization; Monte Carlo; sequence correlation

1 引言

移动节点定位技术在无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN) 中越发显得重要, 如跟踪候鸟, 昆虫迁徙, 恶劣环境中侦查敌情等^[1,2] 都涉及到移动节点的定位技术. 然而对于大型传感器网络来说, 手工记录或为每个传感器节点都配备一个昂贵的 GPS 芯片来获取位置信息是不现实的^[3]. 更加合理的解决方案是, 让一部分传感器节点通过配备 GPS 得到自身位置的坐标信息, 这些节点称为锚节点; 其余不带位置信息的节点 (包括移动节点和普通节点) 的位置信息可以通过与锚节点的通信来估计^[4].

对于 WSN 移动节点定位的研究, 国内外学者提出

了许多解决方案和算法^[1,2,5~15], 常见的分类方法有: 物理定位^[11]与信号定位^[2,12]、集中式定位^[13]与分布式定位^[4]、基于测距的定位^[14,15]和无需测距的定位^[6]、室外定位^[15]与室内定位^[5,15]等. 近年来随着传感器成本降低和计算能力的增强, 以非线性非参数化的蒙特卡罗 (Monte Carlo Localization, MCL) 系列定位法为特色的移动节点定位法逐渐成为研究热点和有效方法^[2,7~11]. MCL 算法是 2004 年 Hu 等人首次提出的^[7], 2008 年 Baggio 提出了改进算法 MCB^[8], 以锚盒子区域作为预测区域, 提高了采样效率, 但计算量过大. 2010 年王洁等人在 MCB 的基础上提出了增强型蒙特卡罗定位跟踪算法 EMCL^[9], EMCL 用遗传交叉筛选样本点, 思路新颖, 也取得了较好的结果. 但在锚节点密度大于 1 时, 定位精度较

MCB 改变的不明显.2013 年 Wang 等人利用移动锚节点前后时刻的位置信息,提出了约束条件优化的 COMCL 算法,提高了定位的有效性,但却需要锚节点安装移动设施^[2].

在以上 MCL 系列算法中,移动节点的位置分布均以一组加权的样本点来表示.为了获得足够多的有效样本,算法往往需要重复采样和过滤,因此有效样本点的生成通常使复杂度过高^[2,7~11].在权值计算上,MCL、MCB 对过滤后的有效样本点在权值的分配上并未考虑距离不同的锚节点的信号值对样本点作用的影响,而是赋予相同的权值来估计移动节点位置^[7,8].而 EMCL 虽然利用锚节点以及优于自身的 1 跳邻居节点信息实现过滤加权,但只是在二次过滤上体现了锚节点信号值的作用^[9].COMCL 虽然利用锚节点的移动性缩小了预测区域,但在权值计算上仍延续已有算法^[2],没有创新.另外,一些算法对移动节点速度和锚节点密度较敏感,使得算法精度不够^[7~11].锚节点比普通节点成本要高很多,因此,在普通节点占很大比例的 WSN 中提高算法精度的同时,减少算法对锚节点的依赖程度并降低算法的复杂度将具有经济性和可行性.本文提出了基于相关性的蒙特卡罗优化算法(Sequence Correlation Optimized Monte Carlo Localization, SCMCL),将序列相关值和 RSSI 射频定位^[12,14]融合在 MCL 定位中,对初始位置和采样区域进行了优化,同时改进了过滤条件并提出了计算权值的新方法.SCMCL 可避免多次采样和循环定位求精增加的额外通信开销,提高了定位精度,减少了定位的计算量.

2 相关工作

MCL 算法在定位场景中部署少量位置固定的锚节点和若干个待定位的移动节点.设 t 时刻移动节点的位置是 l_t , 则 1 跳和 2 跳锚节点集分别定义为^[8]:

$$S_1 = \{s_1 | d(l_t, s_1) \leq r\} \quad (1)$$

$$S_2 = \{s_2 | \forall s_1 \in S_1 \wedge d(s_2, s_1) \leq r \wedge s_2 \notin S_1\} \quad (2)$$

其中 $d(l_t, s_1)$ 表示节点间的欧氏距离, r 表示节点的通信半径.

MCL 算法核心思想分为预测、过滤两个阶段^[2].设样本集合为 $Q = \{q^1, q^2, \dots, q^N\}$, N 为样本个数.每经过一个离散时间间隔 t , 移动节点重定位一次.设移动节点最大速度为 v_{max} , $t-1$ 时刻的位置是 l_{t-1} , MCL 的预测采样区域是以 l_{t-1} 为圆心、 v_{max} 为半径的圆^[2], 如图 1(a) 圆内.过滤阶段, 根据当前时刻收到的 1 跳和 2 跳锚节点的位置信息把不符合条件的样本过滤掉, 过滤后样本区域见图 1(b) 阴影区域.过滤条件为^[8]:

$$(\forall s_1 \in S_1, d(q^i, s_1) \leq r) \wedge (\forall s_2 \in S_2, r \leq d(q^i, s_2) \leq 2r) \quad (3)$$

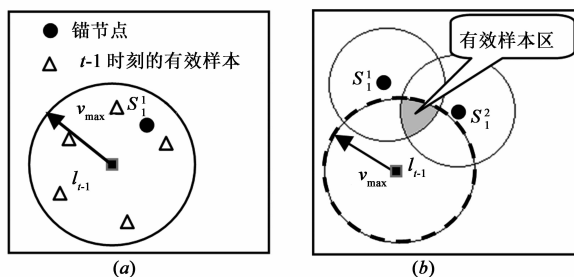


图1 MCL的采样、过滤图 (a) $t-1$ 时刻 (b) t 时刻

蒙特卡罗箱算法(MCB)^[8]以 1 跳和 2 跳锚节点为中心形成的方形交叠区域作为新的预测区域,称为锚盒子区域.锚盒子区域见图 2 灰色区域,对应的预测条件为:

$$\begin{aligned} &(|x_q^i - x_{s_1}| \leq \min(r, v_{max})) \wedge (|y_q^i - y_{s_1}| \leq \min(r, v_{max})) \\ &\wedge (|x_q^i - x_{s_2}| \leq 2\min(r, v_{max})) \wedge (|y_q^i - y_{s_2}| \leq 2\min(r, v_{max})) \end{aligned} \quad (4)$$

EMCL^[9]改进了 MCL 算法的预测阶段,采用牛顿插值法估计当前时刻的运动速度及运动方向,同时延用 MCB 锚盒子的方法提高先验估计的准确性,再根据锚节点以及优于自身的 1 跳邻居节点信息实现过滤加权^[9].COMCL 利用锚节点的移动性,通过寻找节点与邻居锚节点的关系提出了新的约束条件,减小了锚盒子区域,改进了 MCL 的预测和过滤算法,图 3 灰色区域为 COMCL 的预测采样区域^[2].

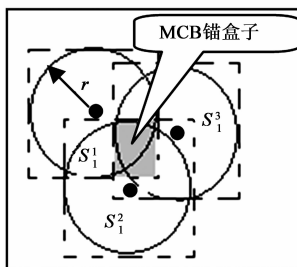


图2 锚盒子区域

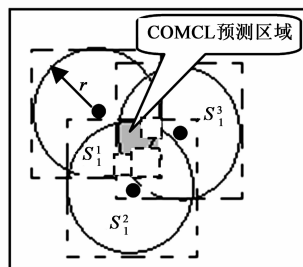


图3 缩小的锚盒子

3 SCMCL 定位方法

SCMCL 算法对上述 MCL 类算法进行了改进,利用 RSSI 信号射频初定位改变了采样区域,通过计算序列相关值并设定阈值来过滤样本点,提高了样本点的有效性;利用相关值对样本点加权,改进了移动节点坐标的计算,提高了精度.

3.1 RSSI 射频定位

WSN 中基于 RSSI 信号的定位技术无需硬件设备,本文采用最常用的对数正态阴影模型^[12]将 RSSI 信号值转化为距离,通过三边法等算法确定节点的位置坐标^[14].对数阴影模型为:

$$P_R(d) = P_T - PL(d_0) - 10\eta \log_{10} \frac{d}{d_0 + X_\delta} \quad (5)$$

其中 $P_R(d)$ 为收到的信号能量, P_T 为转换能量, $PL(d_0)$ 为 d_0 处的接收功率. η 为路径损失指数, 模型中 $X_\delta \sim N(0, \delta^2)$, 标准差 δ 满足 $4 \leq \delta \leq 10$.

3.2 圆环预测

移动节点利用 t 时刻接收到的锚节点的 RSSI 信号值进行初始自定位, 设为 l_t , 误差为 $e^{[14]}$ (由于信号在传播的过程中折射、反射等因素导致射频定位存在一定的误差, 在定位中可以通过多次试验得到在实验环境下的误差经验值 e). 移动节点的真实位置分布在以 l_t 为圆心, e 为半径的圆圈附近. 为了使采样区域包含移动节点的真实位置, 同时增大样本点选取的有效性和充分性, SCMCL 将预测区域取为以 l_t 为圆心, 以 $0.5e$ 和 $1.5e$ 为半径的圆环, 随机采样 N 次, 缩小了传统算法的采样区域. 设样本集合为 $Q = \{q^1, q^2, \dots, q^N\}$, N 为样本点个数. 预测采样条件表示为:

$$\forall q^i \in Q, 0.5e \leq d(q^i, l_t) \leq 1.5e \quad (6)$$

如图 4 所示, 实线圆内为 MCL 算法的采样区域, 阴影部分为 SCMCL 的采样区域.

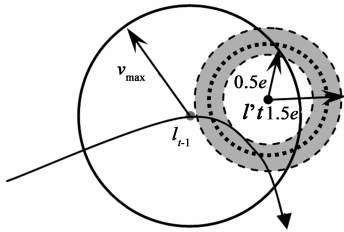


图4 SCMCL采样区域

3.3 序列相关值

SCMCL 采用求 RSSI 信号值序列与样本点距离序列之间的相关值方法, 对预测区域中采集的样本点进行过滤. 结合统计学中的 Spearman 相关系数, 下面给出序列相关值的定义^[15].

定义 1 样本点 q 和移动节点 l_t 的序列相关值 (Sequence Correlation, SC) 定义为:

$$SC_{U^q V^q} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (r_i^t - d_i^q)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (7)$$

其中设 l_t 在 t 时刻有 n 个 1 跳锚节点 $s_i^t(x_i, y_i)$, $U^t = \{r_1^t, r_2^t, \dots, r_n^t\}$, r_i^t 表示 l_t 接收到的第 i 个锚节点 s_i^t 的 RSSI 信号值, $V^q = \{d_1^q, d_2^q, \dots, d_n^q\}$, d_i^q 表示采样区域的样本点 q 到 s_i^t 的距离值.

定理 1 离 l_t 越近的样本点的 SC 值越大.

证明 假设存在样本点 k, q , 如图 5 所示, 设 l_t 接收到的锚节点 $s_i^t (i = 1, 2, 3)$ 的信号值序列为 $U^t = \{r_1^t,$

$r_2^t, r_3^t\}$, 样本点 k, q 到 $s_i^t (i = 1, 2, 3)$ 的距离序列分别为 $V^k = \{d_1^k, d_2^k, d_3^k\}$ 和 $V^q = \{d_1^q, d_2^q, d_3^q\}$, 假设样本点 q 离 l_t 较近, 因此 V^q 与 U^t 的序列离差和小于 V^k 与 U^t 的序列离差和^[15], 即

$$\sum_{i=1}^3 |r_i^t - d_i^q| < \sum_{i=1}^3 |r_i^t - d_i^k| \quad (8)$$

将原式化为

$$\sum_{i=1}^3 (r_i^t - d_i^q)^2 < \sum_{i=1}^3 (r_i^t - d_i^k)^2 \quad (9)$$

结合 SC 值的定义有

$$1 - \frac{6 \sum_{i=1}^3 (r_i^t - d_i^q)}{n(n^2 - 1)} > 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^3 (r_i^t - d_i^k)}{n(n^2 - 1)} \quad (10)$$

即

$$SC_{U^q V^q} > SC_{U^k V^k}$$

证毕.

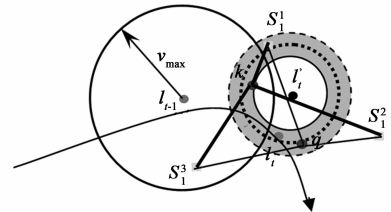


图5 SCMCL的过滤原理图

由于锚节点的位置已知, 样本点也可通过在预测采样区域随机指定坐标来选取, 因此可求出锚节点和样本点间的距离. SC 值越大说明样本点离 l_t 越近, 赋予越大的权值. t 时刻的真实位置在以 l_t 为圆心, 以 e 为半径的圆圈附近, 以圆上样本点最大的 SC 值作为阈值 λ , 在圆上随机取样本点 g 个, 将这些样本点的距离序列代入式(7), 得出 λ 值, 并保留此样本点 (x_λ, y_λ) . 样本点 q 的过滤条件为:

$$SC_{U^q V^q} \geq \lambda \quad (11)$$

3.4 权值分配

为改进 MCL 系列算法的权值分配算法, 本文利用阈值 λ , 在不同的 RSSI 射频误差下, 过滤出离真实位置较近的 ω 个样本点, 并把其对应的序列相关值 SC 归一化后作为权值来计算移动节点坐标. 如果没有这样的样本点存在, 则取 (x_λ, y_λ) 作为最终的移动节点的计算坐标. t 时刻移动节点 l_t 的第 i 个样本点的权值为:

$$\phi_i = \frac{SC_{U^q V^q}}{\sum_{i=1}^{\omega} SC_{U^q V^q}} \quad (12)$$

预测 t 时刻移动节点的坐标为:

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^{\omega} x_i \phi_i, \hat{y} = \sum_{i=1}^{\omega} y_i \phi_i \quad (13)$$

3.5 算法步骤

步骤 1 算法初始化. 收集 t 时刻移动节点接收的

1 跳锚节点的 RSSI 值,存储为目标序列。

步骤 2 以 RSSI 射频定位 l_i 为圆心,在以 $0.5e$ 和 $1.5e$ 为半径的圆环内随机采样 N 次。

步骤 3 分别求出上述 N 个样本点和 1 跳锚节点间的距离序列,利用式(7)得到与目标序列间的 SC 值。

步骤 4 以 l_i 为圆心,在以 e 为半径的圆上随机采样 g 次。

步骤 5 利用式(7)生成步骤 4 中 g 个样本点与目标序列间的 SC 值,取最大的值作为 λ 。

步骤 6 对步骤 3 中的 SC 值排序过滤,求出 SC 值大于等于 λ 的样本点,利用式(12)赋权值。如果没有满足条件的样本点存在,则取 (x_λ, y_λ) 作为移动节点的最终的坐标。

步骤 7 对满足步骤 6 中条件的样本点,由式(13)计算移动节点的最终坐标。

4 算法仿真

本文使用 Matlab7.11 进行了仿真实验,采用和 MCB^[8]、COMCL^[2] 相同的网络模型与运动模型。设在 $500\text{m} \times 500\text{m}$ 的不包含任何障碍物的方形区域内随机分布传感器节点与锚节点。通讯半径 r 设为 50m , 节点的信号传输模型为理想圆。移动节点速度在 $[0, v_{\max}]$ 中随机选取,运动方向在 $[0, 2\pi]$ 内随机选取,则单一移动节点的定位误差采用下式计算^[2]:

$$\text{Localization Error} = \frac{\sum_{i=1}^M \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}}{M \times r} \quad (14)$$

其中设 M 表示仿真实验的次数, (x, y) 和 (\hat{x}, \hat{y}) 分别表示移动节点在 t 时刻的真实位置与估计位置,本文进行独立实验 100 次,因此取 $M = 100$ 。

4.1 不同 RSSI 误差值下的定位准确性比较

图 6 表示在不同的 RSSI 误差值 e 下 SCMLCL 定位的实际效果图,对每个 e 值随机选取 8 个移动节点,其中星号表示移动节点的实际位置,圆圈是预测位置。从图

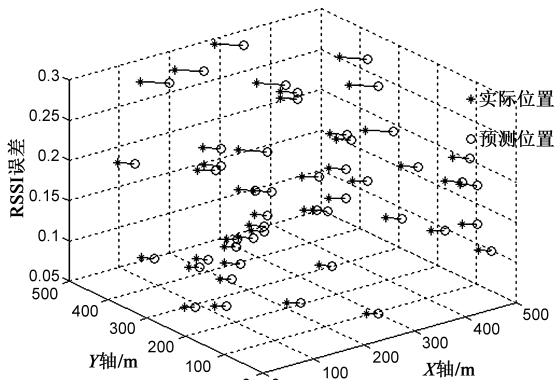


图6 不同RSSI误差值下的实际定位效果图

6 中可以看出 RSSI 误差值越大,预测位置越偏离实际位置。因此,RSSI 的误差越小,新算法 SCMLCL 的定位效果越好。

4.2 不同最大速度下的定位误差比较

图 7 给出了移动节点的最大速度 v_{\max} 对定位误差的影响。可以看出 SCMLCL 算法优于 MCL^[7]、MCB^[8]、EMCL^[9]、COMCL^[2], 定位精度和可靠性较好。这是由于 SCMLCL 算法使用 RSSI 圆环预测采样,速度对其采样区域影响较小。而 MCL 算法采样时,所选择的采样区域是以 v_{\max} 为半径的圆,随着速度的增加,采样区域也变大,采样成功率降低。MCB 算法使用锚盒子^[8], EMCL 利用牛顿插值定理都降低了定位误差^[9]。COMCL 算法利用移动锚节点增加了约束条件,缩小了锚盒子区域^[2],定位精度增强,在大于 $0.9r$ 时定位精度低于 SCMLCL 算法。但从整体来看,SCMLCL 算法误差最小,且变化较平稳。

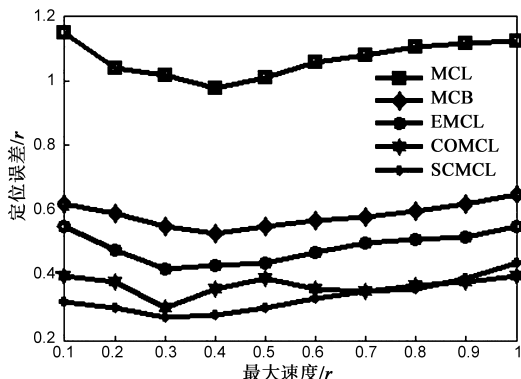


图7 移动节点的最大速度与定位误差

4.3 不同锚节点密度下的定位误差比较

图 8 比较了 $e = 15\%$, $v_{\max} = 0.2r$ 时,SCMLCL 算法与其它算法在不同的锚节点密度下的定位误差。锚节点密度是指在 1 跳通信范围内的平均锚点数,用 S_d 表示。节点密度指仿真区域中的平均节点数,用 N_d 表示。设仿

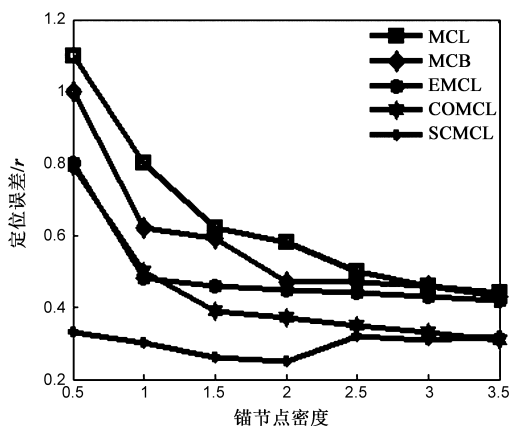


图8 锚节点密度与定位误差

真区域面积为 R , 锚节点密度为 $S_d = (\pi r^2)n/R$, 节点密度为 $N_d = n'/R$, n' 为仿真区域的节点总数^[2]. 本文实验取 S_d 在 0.5 ~ 3.5 之间, 对应锚节点取 16 ~ 112 个, N_d 在 2 ~ 18 之间, 对应节点取 64 ~ 513 个. 由图可见, 随着 S_d 的增大, MCL、MCB、EMCL 和 COMCL 算法的定位误差虽然都在减小, 但还是在较高的水平上, COMCL 算法随着锚节点的增加, 定位精度一度处于减小状态, 表现出对锚节点的依赖程度较大, 虽然在 3.5 时与 SCMCL 算法持平, 但 SCMCL 通过阈值 λ 可以过滤掉离真实位置较远的样本点, 使误差趋于平稳, 对锚节点的依赖程度不大.

4.4 不同样本点数下的性能比较

图 9 比较了 SCMCL 算法在不同的样本点数量下的定位时间与定位误差. 随着样本点的增加, SCMCL 误差呈下降趋势, 当样本点多于 500 时定位误差趋于平稳; 当样本点多于 600 时, 定位时间在 0.11s 附近波动.

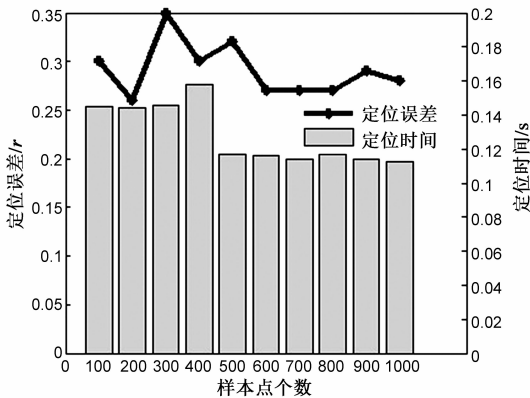


图9 不同样本点数下SCMCL的定位误差和定位时间

由图 10 可见, MCB 的定位误差在 0.8 到 1.1 之间波动, 变化幅度为 0.3, EMCL 和 COMCL 算法的定位误差较 MCB 算法减少约 50%, 变化幅度为 0.2. 而 SCMCL 算法较 MCB 误差减少约 70%, 且较稳定, 变化幅度仅为 0.05, 需较少数目的样本点 (20 个), 就能获得满意的定

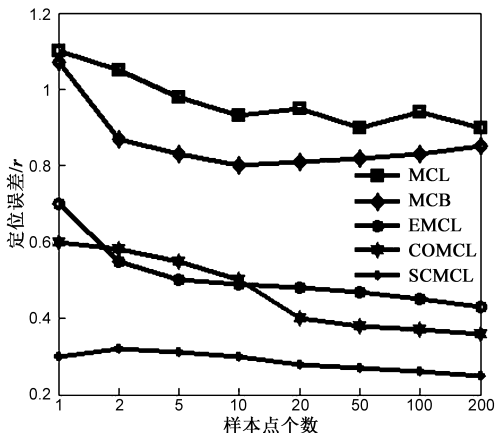


图10 不同样本点数下的定位误差比较

位精度, 表现出良好的算法收敛性. 其根本原因是新算法引入了最新锚节点的信号信息, 提高了采样过滤的准确性, 降低了算法误差.

4.5 不同节点密度下的性能比较(锚节点数 35)

由图 11 可见, 随着节点密度的增加, COMCL 的定位误差在 0.38 到 0.79 之间波动, SCMCL 算法的定位误差在 0.17 到 0.35 之间变化, 较 COMCL 算法减少约 50% 且较稳定. 从仿真结果可见, 新算法对节点的部署密度和分布有较低的敏感度, 表现出良好的算法收敛性.

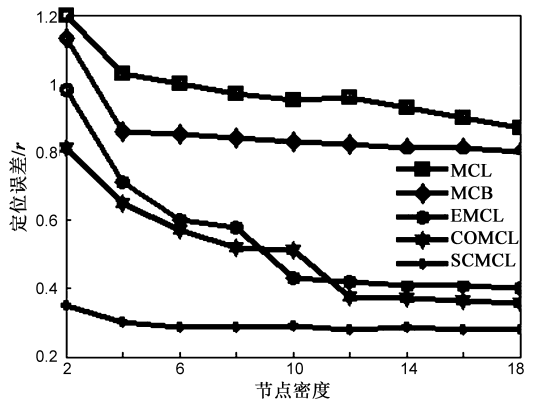


图11 不同节点密度下的定位误差比较

4.6 定位误差的最大值与平均值的比较

由图 12 可知, SCMCL 算法的最大定位误差远小于其它 4 种算法. SCMCL 算法的平均定位误差较 MCL、MCB 算法呈大幅度减小, EMCL 算法精度略高于 COMCL, 但整体上看, SCMCL 算法的定位误差最小.

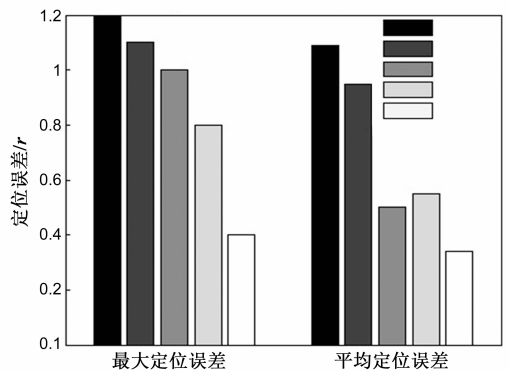


图12 最大、平均定位误差比较

4.7 算法复杂度分析

MCL 和 MCB 算法的时间和空间主要损耗在从锚节点中筛选 1 跳和 2 跳锚节点和计算各样本点与 1 跳和 2 跳锚节点之间的距离上. 设定位区域有 n 个锚节点, 其中 1 跳和 2 跳锚节点分别为 n_1 和 n_2 个 ($n_1 + n_2 < n$), 随机采样 N 次. 为了得到足够多的样本点, MCL、MCB 往

往需要迭代上百次. SCMCL 算法的时间主要损耗在寻找 1 跳锚节点、计算样本点的序列相关值与搜寻阈值大于 λ 的样本点上. 见表 1, 新算法虽然迭代一次的用时长但新算法改变了预测区域, 增大了样本点的有效性, 仿真验证本算法迭代不会超过 10 次, 因此, 从算法复杂性上衡量, SCMCL 算法要优于 MCL 与 MCB 算法.

表 1 时间复杂度比较

方法	MCL	MCB	SCMCL
复杂度	$O(nn_1^n n_2^n)$	$O(nm_1^n n_2^n)$	$O(nn_1^n n!)$

5 结论

本文提出的基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法, 较好的解决了无线传感器网络移动节点定位的问题. 利用 RSSI 射频定位, 缩小了 MCL 系列算法的预测采样区域, 并根据序列相关值过滤出一些离真实位置较近的样本点, 将其值归一化作为权值, 计算移动节点的位置. 仿真实验表明, 在不需要增加硬件设备的情况下, 新算法能够得到更高的定位精度且有较好的稳定性, 通过增强样本点的有效性, 减少了样本点的使用数目与算法迭代次数, 在一定程度上降低了时间复杂度. 今后我们将研究怎样降低算法的能耗并增加算法的可靠性, 同时转变算法模型, 探讨新算法在三维空间和地形比较复杂的环境中的应用.

参考文献

[1] 林以明, 罗海勇, 李锦涛, 赵方. 基于动态 Radio Map 的粒子过滤室内无线定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(1): 139 - 146.
Lin Yi-ming, Luo Hai-yong, Li Jin-tao, Zhao Fang. Dynamic Radio Map Based Particle Filter for Indoor Wireless Localization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(1): 139 - 146. (in Chinese)

[2] Ze Wang, Yunlong Wang, Maode Ma, Jigang Wu. Efficient localization for mobile sensor networks based on constraint rules optimized Monte Carlo method[J]. Computer Networks, 2013, 57(14): 2788 - 2801.

[3] 唐良瑞, 官月, 罗艺婷, 柯珊珊. 一种基于 Euclidean 的无线传感器网络三维定位算法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 821 - 825.
Tang Liang-rui, Gong Yue, Luo Yi-ting, Ke Shan-shan. A 3D position algorithm based on Euclidean for wireless sensor network[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 821 - 825. (in Chinese)

[4] WeiLi, Zhen Yang, Haifeng Hu. Sequential particle-based sum-product algorithm for distributed inference in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,

2013, 62(1): 341 - 348.

[5] Haryong Song, Vladimir Shin, Moongu Jeon. Mobile node localization using fusion prediction-based interacting multiple model in cricket sensor network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4349 - 4359.

[6] Jiming Chen, Junkun Li, T H Lai. Trapping mobile targets in wireless sensor networks: an energy-efficient perspective[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(7): 3287 - 3300.

[7] Lingxuan Hu, David Evans. Localization for mobile sensor networks[C]. Tenth International Conference on Mobile Computing and Networking, Philadelphia, Pennsylvania, USA; 2004: 45 - 57.

[8] Baggio Aline, Langendoen Koen. Monte Carlo localization for mobile wireless sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2008, 6: 718 - 733.

[9] 王洁, 王洪玉, 高庆华, 金明录. 一种适用于移动传感器网络的增强型蒙特卡罗定位跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 864 - 868.
Wangjie, Wang Hong-yu, Gao Qing-hua, Jin Ming-lu. Enhanced monte carlo localization and tracking algorithm for mobile wireless sensor network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(4): 864 - 868. (in Chinese)

[10] 徐立中, 丁晓峰, 王鑫, 吕国芳, 黄凤辰. 基于信赖域的序贯拟蒙特卡罗滤波算法[J]. 电子学报, 2011, 39(3A): 24 - 30.
Xu Li-zhong, Ding Xiao-feng, Wang Xin, Lv Guo-fang, Huang Feng-chen. Trust region based sequential quasi-monte carlo filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 24 - 30. (in Chinese)

[11] Jari Saarinen, Henrik Andreasson, Todor Stoyanov, Achim J. Lilienthal. Normal distributions transform Monte-Carlo localization (NDT-MCL)[C]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013, 11: 382 - 389.

[12] Guang Wang, Kehu Yang. A new approach to sensor node Localization using RSS measurements in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions On Wireless Communications, 2011, 10(5): 1389 - 1395.

[13] 孟颖辉, 陈剑, 闻英友, 赵宏. 基于贪婪思想的二阶段无线传感器网络定位算法[J]. 电子学报, 2014, 42(2): 328 - 334.
Meng Ying-hui, Chen Jian, Wen Ying-you, Zhao Hong. Two-stage localization algorithm based on greedy idea for wireless sensor networks. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(2): 328 - 334. (in Chinese)

[14] Mohammad RezaGholami, Reza Monir Vaghefi, Erik G. Ström. RSS-based sensor localization in the presence of unknown channel parameters[J]. IEEE Transactions on Signal Process-

ing, 2013, 61(15):3752 – 3759.

[15] Kiran Yedavalli, Bhaskar Krishnamachari. Sequence-based lo-

calization in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 17(1):81 – 94.

作者简介



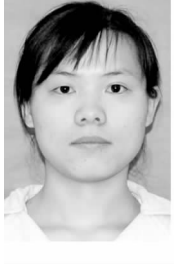
刘志华 女, 1977年4月生, 河北沧州人. 现为河北师范大学副教授. 研究方向为无线传感器网络移动定位、目标跟踪技术.

E-mail: hebtuliuzhihua@163.com



张 双 女, 1989年9月生, 河北秦皇岛人. 现为河北师范大学硕士研究生. 主要从事无线传感器网络移动算法仿真工作.

E-mail: qinghengsnake@126.com



息珍珍 女, 1988年8月生, 河北衡水人. 现为河北师范大学硕士研究生. 主要从事无线传感器网络移动定位算法的设计工作.

E-mail: xi0824zhen@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